



HAL
open science

Modélisation prévisionnelle de la consommation énergétique dans l'industrie pour son intégration en tant que ressource effaçable à court terme: application au contexte français

José Blancarte Hernandez

► To cite this version:

José Blancarte Hernandez. Modélisation prévisionnelle de la consommation énergétique dans l'industrie pour son intégration en tant que ressource effaçable à court terme : application au contexte français. Autre. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2015. Français. NNT : 2015EMSE0783 . tel-02918160

HAL Id: tel-02918160

<https://theses.hal.science/tel-02918160>

Submitted on 20 Aug 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



NNT : 2015 EMSE 0783

THÈSE

présentée par

José Angel BLANCARTE HERNÁNDEZ

pour obtenir le grade de
Docteur de l'École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne

Spécialité : Sciences et Génie de l'Environnement

Modélisation prévisionnelle de la consommation énergétique dans l'industrie
pour son intégration en tant que ressource effaçable à court terme :
application au contexte français

soutenue à Paris, le 22 avril 2015

Membres du jury

Président :	Bernard BOURGES	Professeur, Ecole des mines de Nantes
Rapporteurs :	José RAGOT	Professeur Emérite, CRAN - Université de Lorraine, Vandoeuvre-lès-Nancy
	Gilles ROUSSEL	Maître de conférences, Université du Littoral, Calais
Examineur(s) :	Valérie MURIN	Docteur, EDF R&D, Moret-sur-Loing
Directeur de thèse :	Mireille BATTON-HUBERT	Professeur, Ecole des mines de Saint-Etienne
Co-encadrant(s) :	Xavier BAY	Maître de conférences, Ecole des mines de Saint-Etienne
	Marie-Agnès GIRARD	Maître de conférences, Ecole des mines de Saint-Etienne

Spécialités doctorales :
 SCIENCES ET GENIE DES MATERIAUX
 MECANIQUE ET INGENIERIE
 GENIE DES PROCÉDES
 SCIENCES DE LA TERRE
 SCIENCES ET GENIE DE L'ENVIRONNEMENT
 MATHEMATIQUES APPLIQUEES
 INFORMATIQUE
 IMAGE, VISION, SIGNAL
 GENIE INDUSTRIEL
 MICROELECTRONIQUE

Responsables :
 K. Wolski Directeur de recherche
 S. Drapier, professeur
 F. Gruy, Maître de recherche
 B. Guy, Directeur de recherche
 D. Graillet, Directeur de recherche
 O. Roustant, Maître-assistant
 O. Boissier, Professeur
 JC. Pinoli, Professeur
 A. Dolgui, Professeur
 S. Dauzere Peres, Professeur

EMSE : Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)

ABSI	Nabil	CR		CMP
AVRIL	Stéphane	PR2	Mécanique et ingénierie	CIS
BATTON-HUBERT	Mireille	PR2	Sciences et génie de l'environnement	FAYOL
BERGER DOUCE	Sandrine	PR2		FAYOL
BERNACHE-ASSOLLANT	Didier	PR0	Génie des Procédés	CIS
BIGOT	Jean Pierre	MR(DR2)	Génie des Procédés	SPIN
BILAL	Essaid	DR	Sciences de la Terre	SPIN
BOISSIER	Olivier	PR1	Informatique	FAYOL
BORBELY	Andras	MR(DR2)	Sciences et génie des matériaux	SMS
BOUCHER	Xavier	PR2	Génie Industriel	FAYOL
BRODHAG	Christian	DR	Sciences et génie de l'environnement	FAYOL
BURLAT	Patrick	PR2	Génie Industriel	FAYOL
COURNIL	Michel	PR0	Génie des Procédés	DIR
DARRIEULAT	Michel	IGM	Sciences et génie des matériaux	SMS
DAUZERE-PERES	Stéphane	PR1	Génie Industriel	CMP
DEBAYLE	Johan	CR	Image Vision Signal	CIS
DELAFOSSÉ	David	PR1	Sciences et génie des matériaux	SMS
DESRAYAUD	Christophe	PR2	Mécanique et ingénierie	SMS
DOLGUI	Alexandre	PR0	Génie Industriel	FAYOL
DRAPIER	Sylvain	PR1	Mécanique et ingénierie	SMS
FEILLET	Dominique	PR2	Génie Industriel	CMP
FRACZKIEWICZ	Anna	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
GARCIA	Daniel	MR(DR2)	Génie des Procédés	SPIN
GERINGER	Jean	MA(MDC)	Sciences et génie des matériaux	CIS
GOEURIOT	Dominique	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
GRAILLOT	Didier	DR	Sciences et génie de l'environnement	SPIN
GROSSEAU	Philippe	DR	Génie des Procédés	SPIN
GRUY	Frédéric	PR1	Génie des Procédés	SPIN
GUY	Bernard	DR	Sciences de la Terre	SPIN
HAN	Woo-Suck	CR	Mécanique et ingénierie	SMS
HERRI	Jean Michel	PR1	Génie des Procédés	SPIN
KERMOUCHE	Guillaume	PR2	Mécanique et Ingénierie	SMS
KLOCKER	Helmut	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
LAFOREST	Valérie	MR(DR2)	Sciences et génie de l'environnement	FAYOL
LERICHE	Rodolphe	CR	Mécanique et ingénierie	FAYOL
LI	Jean-Michel			CMP
MALLIARAS	Georges	PR1	Microélectronique	CMP
MOLIMARD	Jérôme	PR2	Mécanique et ingénierie	CIS
MONTHEILLET	Frank	DR		SMS
MOUTTE	Jacques	CR		SPIN
NIKOLOVSKI	Jean-Pierre			CMP
PIJOLAT	Christophe	PR0	Génie des Procédés	SPIN
PIJOLAT	Michèle	PR1	Génie des Procédés	SPIN
PINOLI	Jean Charles	PR0	Image Vision Signal	CIS
POURCHEZ	Jérémy	CR	Génie des Procédés	CIS
ROBISSON	Bruno			CMP
ROUSSY	Agnès	MA(MDC)		CMP
ROUSTANT	Olivier	MA(MDC)		FAYOL
ROUX	Christian	PR		CIS
STOLARZ	Jacques	CR	Sciences et génie des matériaux	SMS
TRIA	Assia		Microélectronique	CMP
VALDIVIESO	François	MA(MDC)	Sciences et génie des matériaux	SMS
VIRICELLE	Jean Paul	MR(DR2)	Génie des Procédés	SPIN
WOLSKI	Krzysztof	DR	Sciences et génie des matériaux	SMS
XIE	Xiaolan	PR1	Génie industriel	CIS
YUGMA	Gallian	CR		CMP

ENISE : Enseignants-chercheurs et chercheurs autorisés à diriger des thèses de doctorat (titulaires d'un doctorat d'État ou d'une HDR)

BERGHEAU	Jean-Michel	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
BERTRAND	Philippe	MCF	Génie des procédés	ENISE
DUBUJET	Philippe	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
FEULVARCH	Eric	MCF	Mécanique et Ingénierie	ENISE
FORTUNIER	Roland	PR	Sciences et Génie des matériaux	ENISE
GUSSAROV	Andrey	Enseignant contractuel	Génie des procédés	ENISE
HAMDI	Hédi	MCF	Mécanique et Ingénierie	ENISE
LYONNET	Patrick	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
RECH	Joël	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
SMUROV	Igor	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
TOSCANO	Rosario	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE
ZAHOUANI	Hassan	PU	Mécanique et Ingénierie	ENISE

PR 0	Professeur classe exceptionnelle	Ing.	Ingénieur
PR 1	Professeur 1 ^{ère} classe	MCF	Maître de conférences
PR 2	Professeur 2 ^{ème} classe	MR (DR2)	Maître de recherche
PU	Professeur des Universités	CR	Chargé de recherche
MA (MDC)	Maître assistant	EC	Enseignant-chercheur
DR	Directeur de recherche	IGM	Ingénieur général des mines

SMS	Sciences des Matériaux et des Structures
SPIN	Sciences des Processus Industriels et Naturels
FAYOL	Institut Henri Fayol
CMP	Centre de Microélectronique de Provence
CIS	Centre Ingénierie et Santé

REMERCIEMENTS

Tout d'abord je voudrais remercier énormément mon encadrante au sein d'EDF, Mme Valérie Murin, pour tout son soutien et son implication dans la réussite de ces travaux. Aussi, je voudrais remercier le département EPI pour m'avoir accueilli au sein de ses installations, et plus particulièrement à Mme Isabelle Hita et Mme Emmanuelle Cayre pour leur accueil au sein du groupe E25.

Je veux également remercier fortement ma directrice de thèse, Mme Mireille Batton-Hubert, pour cet encadrement tout au long de mes travaux, pour sa patience, et son encouragement qui m'ont permis de mener à bien ces travaux. Je souhaite également remercier l'EMSE, avec une mention spéciale à mes co-encadrants M. Xavier Bay et Mme Marie-Agnès Girard, pour avoir enrichi et apporté leurs connaissances et points de vue tout au long de cette thèse. Je remercie également l'ANRT pour les différents soutiens apportés pour la réussite de ces travaux.

Je voudrais remercier ensuite les membres du jury, d'avoir pris le temps de vous intéresser à mes travaux, pour vos avis et vos remarques pertinentes qui enrichissent ces résultats. Merci à Messieurs Gilles Roussel et José Ragot d'avoir rapporté ce manuscrit.

Les collègues, tant d'EDF R&D que du département DEMO. Pour leur soutien et leurs encouragements, pour ces échanges qui, même si des fois peu liés au sujet de thèse, ont permis d'aller vers l'avant : Valérie K., Pascal, Jean-Paul, Charlie, Marianne, Bénédicte, Marc, Luc, Frédéric, Franck, Bastien, Grégoire, Nicolas, François (x2), Vivien, John, et je risque d'en oublier bien d'autres. Aux gens de différents « clubs », qui m'ont permis de retrouver des moments de camaraderie et d'écoute, notamment aux gens du « basket », du « repas hispanique », et les autres doctorants : Samuel, Pierryves, Louise, Antonnella, Jacqueline, Luis, Ricardo, Baptiste, Gustavo, Mathieu, Houssam, Christian, Jean-Michel...

Sur un plan plus personnel, je voudrais remercier les amis qui ont été avant et/ou pendant, et qui j'espère seront toujours là après : Thomas, Antoine, Kevin, Maxime, Rémy...

Una mención especial para esos amigos que a la distancia (y en ocasiones un poco más cerca) me brindaron todo el apoyo, estaban ahí para escucharme, y por momentos me dieron la fuerza que necesitaba: Gustavo, Cinthia, Raúl, Juan, Eduardo, Poncho, Roberto, Francisco, Adán, Daniela, Abigail, Ana Lucía, Gio, Sebastián...

A Lily y Adriana, por estar siempre ahí, por su apoyo y su cariño, porque gracias a ustedes soy hoy en día lo que soy. Este logro va con una dedicación especial a ustedes dos.

Et puis finalement, Joanna, que je remercie énormément pour m'avoir soutenu dans cette aventure, et à qui je dois une part de cet accomplissement.

Merci beaucoup à tous. De corazón, gracias.

TABLE DES MATIERES

Remerciements.....	i
Table des matières	ii
Liste de figures.....	vii
Liste de tableaux.....	xiv
Terminologie.....	xv
Glossaire.....	xv
Acronymes et abréviations.....	xvii
Résumé.....	xix
Abstract.....	xx
Resumen	xxi
Introduction générale.....	1
SECTION I - Contexte et objectifs	3
CHAPITRE 1. Contexte et définitions.....	4
1.1. Problématique métier : la modélisation dans les services énergétiques dans l'industrie	5
1.2. Effacement de la consommation électrique.....	6
1.3. La détermination des consommations de référence.....	10
1.4. L'effacement électrique et la maîtrise de la demande d'énergie	12
CHAPITRE 2. Prévion des consommations électriques industrielles pour le cas de l'effacement électrique	14
2.1. Le cas français : aperçu du mécanisme d'ajustement.....	16
2.2. Caractéristiques techniques de la plateforme d'agrégation d'effacement	21
2.3. Objectifs spécifiques : la prévion de la consommation	24
2.4. Disponibilité et qualité des données	25
CHAPITRE 3. Prévion de la consommation énergétique à court terme dans l'industrie : État de l'art.....	28
3.1. La prévion des courbes de charge : focus sur l'industrie.....	28

3.2. Les méthodes de prévision des courbes de charge à court terme	30
3.2.1. Approches par séries chronologiques et modèles classiques de régression..	32
3.2.2. Analyse multivariée et prévision.....	33
3.2.3. « Data mining » et apprentissage automatique	33
3.2.4. Approches non-déterministes	34
3.2.5. Approches hybrides	35
Résumé de section et questions de recherche.....	36
SECTION II – Méthodologie.....	39
CHAPITRE 4. Démarche générale.....	40
4.1. Mise en forme des données – Prétraitement	41
4.1.1. Niveau Site industriel.....	41
4.1.2. Niveau Usages industriels	42
4.2. Analyses préalables et caractérisation	43
4.3. Prévision pour l'estimation de la consommation de référence pour l'effacement dans l'industrie	46
4.4. Performance des méthodes de prévision	49
4.4.1. Erreurs de prévision.....	50
4.4.2. « Gross Energy Difference » et Volume de défaillance	51
4.4.3. Taux de fiabilité	53
4.5. Evaluation du taux de fiabilité : validation des résultats	56
4.5.1. Validation croisée simple ou « Data splitting »	57
4.5.2. Validation croisée répétée : approche « Monte-Carlo »	60
4.5.3. Validation croisée globale par « Bootstrap ».....	61
4.6. Les indicateurs significatifs dans le cadre de la thèse	66
4.7. Choix de la méthode de prévision.....	67
CHAPITRE 5. Méthodes de prévision étudiées pour l'estimation de la consommation de référence pour l'effacement dans l'industrie	70
5.1. Prévision au niveau d'agrégation site industriel.....	70
5.1.1. Méthodes d'estimation de la consommation de référence par moyennes de journées similaires : K3JS.....	70

5.1.2.	Prévision avec une Régression sur Composantes Principales (RCP)	73
5.1.3.	Prévision par reconnaissance de formes à l'aide de la classification automatique par cartes de Kohonen (RFCK)	78
5.2.	Prévision au niveau d'agrégation des usages industriels.....	83
5.2.1.	Prévision avec régression Lasso sur individus journaliers historiques (RLIH) 83	
5.2.2.	Prévision avec régression Lasso sur individus journaliers historiques sous contrainte de positivité (RLI+)	87
5.2.3.	Prévision avec régression Lasso sur Composantes Principales (RLCP).....	88
5.2.4.	Prévision avec régression Logistique sur attributs temporels	90
	Résumé de Section	94
	SECTION III – Cas d'études et discussions.....	96
	CHAPITRE 6. Résultats : niveau d'agrégation site industriel	98
6.1.	Présentation et caractérisation des différents sites industriels étudiés	98
6.1.1.	Site CRCY.....	99
6.1.2.	Site ERTM.....	106
6.1.3.	Site TRGX.....	110
6.1.4.	Site TRIT	114
6.2.	Cas d'étude : Site CRCY	118
6.2.1.	Approche « Data Splitting ».....	120
6.2.2.	Approche « MCCV ».....	128
6.2.3.	Approche « Bootstrap ».....	133
6.2.4.	Résultats globaux au pas demi-horaire	136
6.2.5.	Conclusion sur le Site CRCY	139
6.3.	Résultats finaux au niveau Site.....	139
6.3.1.	Résultats finaux pour le site ERTM.....	139
6.3.2.	Résultats finaux pour le site TRGX.....	142
6.3.3.	Résultats finaux pour le site TRIT	143
	CHAPITRE 7. Résultats : Niveau d'agrégation usage industriel	146
7.1.	Présentation et caractérisation des différents usages étudiés	146

7.1.1. Usage TB3	147
7.1.2. Usage CA2.....	151
7.1.3. Usage CA3.....	154
7.1.4. Usage CA4.....	157
7.1.5. Usage TU2.....	159
7.2. Cas d'étude : Usage CA3	163
7.2.1. Approche « Data Splitting ».....	163
7.2.2. Approche « MCCV ».....	175
7.2.3. Approche « Bootstrap ».....	180
7.3. Résultats finaux par usage	183
7.3.1. Résultats TU2.....	183
7.3.2. Résultats TB3.....	185
7.3.3. Résultats CA4.....	186
7.3.4. Résultats CA2.....	187
Bilan : Synoptique de l'application des méthodes de prévision.....	190
SECTION IV – Conclusions et perspectives	195
CHAPITRE 8. Conclusions et perspectives	196
8.1. Les méthodes de prévision étudiées	196
8.2. L'indicateur choisi : τ_f	197
8.3. Les données utilisées	198
8.4. Perspectives	200
8.4.1. Amélioration des méthodes de prévision et disponibilité des données.....	200
8.4.2. Utilité du τ_f et création d'indicateurs de performance adaptés.....	203
8.4.3. La prévision comme contrôle du réalisé	204
8.5. L'intégration des consommations pour l'équilibre offre-demande	205
8.6. En guise de conclusion	206
Références bibliographiques	207
Annexes	215
ANNEXE 1 Liste de Packages « R » utilisés.....	215

ANNEXE 2	Aperçu des temps de calcul	217
ANNEXE 3	Particularités des résultats obtenus pour certains jeux de données	220

LISTE DE FIGURES

Figure 1. Progression des pics annuels de consommation électrique en France de 1950 à 2010 (RTE, 2012)	1
Figure 2. Pourcentage de la consommation primaire en énergie par secteur et de la consommation électrique par secteur en France en 2012 (SOeS, 2014)	4
Figure 3. Représentation schématique d'un événement effacement.....	7
Figure 4. Schématisation de la solution effacement lors d'un déséquilibre offre-demande. Source : (ADEME, 2012).....	8
Figure 5 : Différents types de programmes d'effacement (Moghaddam et al., 2011)	9
Figure 6 : Liste des principaux concepts à retenir lors de la mise en place de solutions de gestion énergétique	10
Figure 7 : Représentation des concepts à estimer pour la mise en place des solutions de gestion énergétique	11
Figure 8 : Positionnement des solutions et des besoins de modélisation et prévision pour la maîtrise de l'énergie	13
Figure 9 : Différents moyens à disposition du gestionnaire d'équilibre pour assurer l'EOD (CRE, 2014).....	17
Figure 10 : Représentation schématique d'un appel d'offre de l'opérateur du réseau sur un besoin ponctuel de ressources effaçables.....	18
Figure 11 : Représentation de la méthode des rectangles à double référence pour la valorisation des effacements.	19
Figure 12 : Représentation de l'architecture de contrôle adoptée dans le cadre de la thématique effacement à EDF R&D.....	21
Figure 13 : Schéma représentant les entrées et les sorties pour la sélection d'une méthode de prévision.....	24
Figure 14 : Schéma des entrées et sorties de l'outil de prévision en temps réel de la consommation électrique	25
Figure 15. Différentes familles de prévision à court terme avec liste (non exhaustive) de méthodes dans chaque catégorie	31
Figure 16. Processus de fouille de données (« knowledge discovery in databases ») (Fayyad et al., 1996).....	40
Figure 17. Exemple de courbe de charge générale.....	43
Figure 18. Monotone de puissance pour la consommation électrique en France pour l'année 2010. Source : (RTE, 2011)	44
Figure 19. Exemple de monotone de puissance utilisée pour l'analyse préalable des sites et usages industriels	45

Figure 20. Exemple d'histogramme des répartitions des puissances électriques appelées pour un site industriel	45
Figure 21. Représentation du volume de défaillance pour un horizon de temps θ	51
Figure 22. Représentation de la GED pour un horizon de temps θ	52
Figure 23. Représentation graphique d'un intervalle de prévision pour le cas de la puissance.	54
Figure 24. Représentation schématique de la répartition des données choisie pour le « Data splitting »	57
Figure 25. Représentation schématique de la procédure « Monte-Carlo » pour l'estimation du taux de fiabilité	60
Figure 26. Représentation schématique de la procédure Bootstrap générale (Haukoos, 2005)	62
Figure 27. Représentation schématique de la procédure « Bootstrap » appliquée à l'estimation du taux de fiabilité.....	63
Figure 28. Représentation non-exhaustive du processus décisionnel lors de l'appel à effacement d'un usage quelconque	68
Figure 29. Illustration des instants considérés pour la construction du facteur d'ajustement.	72
Figure 30. Diagramme de mise en œuvre de la méthode K3JS.....	73
Figure 31. Représentation du processus de l'obtention d'un prédicteur avec la méthode RCP	76
Figure 32. Exemple de projection des composantes principales par rapport aux variables (les différentes heures de la journée) et leur signification dans le temps	76
Figure 33. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RCP	77
Figure 34. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RFCK.....	82
Figure 35. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RLIH	86
Figure 36. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RLI+	87
Figure 37. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RLCP	89
Figure 38. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RegLog.....	93
Figure 39. Démarche générale proposée pour la construction des modèles de prévision robustes avec une aide à la décision pour le choix de la méthode.....	94
Figure 40. Schéma de la mise en œuvre opérationnelle de la méthode de prévision choisie .	95
Figure 41. Courbe de charge générale pour le site CRCY	99
Figure 42. Aperçu des quatre semaines consécutives de consommation électrique pour le site CRCY.....	100
Figure 43. Monotone de puissance pour le site CRCY.....	101
Figure 44. Distribution des fréquences des puissances appelées pour le site CRCY	102
Figure 45. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes - Site CRCY.....	103

Figure 46. Distribution hebdomadaire par heure de la journée au pas de temps dix minutes des puissances appelées - Site CRCY.....	104
Figure 47. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour le site ERTM.....	106
Figure 48. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour le site ERTM.....	108
Figure 49. Distributions journalière et hebdomadaire des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour le site ERTM.....	109
Figure 50. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour le site TRGX.....	110
Figure 51. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour le site TRGX.....	111
Figure 52. Distributions journalière et hebdomadaire des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour le site TRGX.....	112
Figure 53. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour le site TRIT.....	114
Figure 54. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour le site TRIT.....	115
Figure 55. Distributions journalière et hebdomadaire des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour le site TRIT.....	116
Figure 56. Simulation d'une pour un horizon de temps de deux heures avec trois méthodes de prévision différentes.....	118
Figure 57. Simulation d'une prévision et comparaison avec la courbe réelle pour l'horizon de temps défini.....	119
Figure 58. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode K3JS-F _{SC1} – Site CRCY.....	121
Figure 59. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode K3JS-F _{SC1} avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY.....	122
Figure 60. Représentation des composantes principales expliquant 90% de la variance par rapport aux variables pour CRCY.....	123
Figure 61. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RCP90 – Site CRCY.....	124
Figure 62. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RCP90 avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY.....	125
Figure 63. Représentation graphique de différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site CRCY.....	126
Figure 64. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RFCK-F _{SC1} – Site CRCY.....	126

Figure 65. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RFCK-F _{SC1} avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY	127
Figure 66. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{DS}}$ obtenus pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « Data Splitting » - Site CRCY	128
Figure 67. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RFCK-F _{SC1} avec l'approche « MCCV » pour le site CRCY	129
Figure 68. Variation du $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},15\mathbf{h}}$ par rapport au nombre de tirages ($\mathbf{N}_{\mathbf{MC}}$) de l'approche MCCV – Méthode RFCK-F _{SC1} , Site CRCY	130
Figure 69. Variation de l'écart type du $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},15\mathbf{h}}$ par rapport au nombre de tirages ($\mathbf{N}_{\mathbf{MC}}$) – Méthode RFCK-F _{SC1} , Site CRCY	130
Figure 70. Distribution des valeurs du $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},15\mathbf{h}}$ avec $\mathbf{N}_{\mathbf{MC}}=1000$ pour l'approche « MCCV » - Méthode RFCK-F _{SC1} , Site CRCY	131
Figure 71. Comparaison des taux de fiabilité estimés avec la méthode RFCK-F _{SC1} pour les approches « Data Splitting » et « MCCV »	132
Figure 72. Comparaison des taux de fiabilité pour les trois différentes méthodes de prévision - approche « MCCV » - Site CRCY	132
Figure 73. $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},\mathbf{Hr}}$ et ses intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour la méthode RFCK-F _{SC1} – Site CRCY	134
Figure 74. $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},\mathbf{Hr}}$ et ses intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour la méthode K3JS-F _{SC1} – Site CRCY	134
Figure 75. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes K3JS-F _{SC1} et RFCK-F _{SC1} - Site CRCY	135
Figure 76. $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés au pas demi-horaire pour la méthode K3JS-F _{SC1} avec l'approche « MCCV » - Site CRCY	136
Figure 77. $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés au pas demi-horaire pour la méthode RCP90 avec l'approche « MCCV » - Site CRCY	137
Figure 78. $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés au pas demi-horaire pour la méthode RFCK-F _{SC1} avec l'approche « MCCV » - Site CRCY	137
Figure 79. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Site ERTM	139
Figure 80. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » (Zoom) - Site ERTM	140
Figure 81. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes K3JS-F _{SC1} et RFCK-F _{SC1} – Site ERTM	141
Figure 82. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Site TRGX	142
Figure 83. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Site TRIT	144

Figure 84. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% du $\hat{\mathbf{t}}_{MC}$ pour les Méthodes K3JS- F_{SC1} et RFCK- F_{SC1} – Site TRIT.....	144
Figure 85. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage TB3	148
Figure 86. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage TB3	149
Figure 87. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage TB3.....	150
Figure 88. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage CA2.....	151
Figure 89. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage CA2.....	152
Figure 90. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage CA2	153
Figure 91. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage CA3.....	154
Figure 92. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage CA3.....	155
Figure 93. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage CA3	156
Figure 94. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage CA4.....	157
Figure 95. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage CA4.....	158
Figure 96. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage CA4	159
Figure 97. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage TU2.....	160
Figure 98. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage TU2.....	161
Figure 99. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage TU2	162
Figure 100. Représentation graphique de 8 différents classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage CA3.....	164
Figure 101. Distribution de la GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RFCK- F_{SC1} – Usage CA3.....	165
Figure 102. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RFCK- F_{SC1} avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3.....	166

Figure 103. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RLIH – Usage CA3.....	167
Figure 104. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLIH avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3.....	168
Figure 105. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RLI+ – Usage CA3.....	168
Figure 106. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLI+ avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3.....	169
Figure 107. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RLCP – Usage CA3.....	170
Figure 108. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLCP avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3.....	171
Figure 109. Variation du taux de réussites par rapport au seuil de probabilité Δ	172
Figure 110. Distribution du GED par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RegLog – Usage CA3.....	172
Figure 111. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RegLog avec l'approche « Data Splitting » pour le site CA3.....	173
Figure 112. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{DS}}$ obtenus pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « Data Splitting » - Usage CA3.....	174
Figure 113. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLI+ avec l'approche « MCCV » pour l'usage CA3.....	176
Figure 114. Variation du $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ à 12h00 par rapport au nombre de tirages ($\mathbf{N}_{\mathbf{MC}}$) de l'approche MCCV – Méthode RLI+, Usage CA3.....	176
Figure 115. Variation de l'écart type du $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},12\mathbf{h}}$ par rapport au nombre de tirages ($\mathbf{N}_{\mathbf{MC}}$) – Méthode RLI+, Usage CA3.....	177
Figure 116. Distribution des valeurs du taux de fiabilité avec $\mathbf{N}_{\mathbf{MC}}=1000$ pour l'approche « MCCV » - Méthode RLI+, Usage CA3.....	177
Figure 117. Comparaison des taux de fiabilité obtenus avec la méthode RLI+ pour les approches « Data Splitting » et « MCCV ».....	178
Figure 118. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC},\mathbf{Hr}}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision - Usage CA3.....	179
Figure 119. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes RLIH et RLI+ - Usage CA3.....	181
Figure 120. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage TU2.....	183
Figure 121. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{\mathbf{MC}}$ estimés pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » (Zoom) – Usage TU2.....	184

Figure 122. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{MC}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage TB3.....	185
Figure 123. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{MC}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage CA4.....	186
Figure 124. Comparaison des $\hat{\mathbf{t}}_{MC}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage CA2.....	188
Figure 125. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes RLIH et RLI+ – Usage CA2	188
Figure 126. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site ERTM	220
Figure 127. Représentation des composantes principales expliquant 90% de la variance par rapport aux variables pour TRGX.....	221
Figure 128. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site TRGX	222
Figure 129. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site TRIT.....	223
Figure 130. Représentation graphique de 8 différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage TU2.....	224
Figure 131. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage TB3	225
Figure 132. Représentation graphique de 9 différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage CA4.....	226
Figure 133. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage CA2.....	227

LISTE DE TABLEAUX

Tableau 1. Types d'effacement selon leur objectif et leur durée dans le temps (Aalami et al., 2010)	9
Tableau 2. Représentation d'une matrice journalière des consommations	49
Tableau 3. Algorithme pour l'estimation ponctuelle de τ_f	59
Tableau 4. Algorithme pour l'estimation par intervalle Monte-Carlo de τ_f	61
Tableau 5. Algorithme pour l'estimation par intervalle Bootstrap de τ_f	65
Tableau 6. Résumé des différents indicateurs de performance présentés et leur pertinence dans le care de cette thèse	66
Tableau 7. Matrice des données pour l'application de la régression Lasso	84
Tableau 8. Matrice de confusion des prévisions de l'état avec la méthode RegLog	92
Tableau 9. Résumé des résultats de la simulation présente dans la Figure 57	119
Tableau 10. Résultats obtenus pour le $\hat{\tau}_{DS}$ avec les trois méthodes de prévision pour le site CRCY à 15h00 ; approche « Data Splitting »	128
Tableau 11. Résultats obtenus pour le $\hat{\tau}_{MC}$ avec les trois méthodes de prévision pour le site CRCY à 15h00 ; approche MCCV	133
Tableau 12. Valeur moyenne de la taille de l'intervalle de confiance Bootstrap à 95% estimés avec les méthodes K3JS et RFCK	135
Tableau 13. Résultats obtenus pour le $\hat{\tau}_{DS,15h}$ avec les quatre méthodes de prévision pour l'usage CA3; approche « Data splitting »	175
Tableau 14. Résultats estimés pour le $\hat{\tau}_{MC,12h}$ avec les quatre méthodes de prévision pour l'usage CA3 à 12h00 ; approche « MCCV »	180
Tableau 15. Valeur moyenne de la taille de l'intervalle de confiance des $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ obtenues avec les méthodes RLIH et RLI+	181
Tableau 16. Restitution résumée des résultats obtenus avec les différentes méthodes prévision au niveau SITE	192
Tableau 17. Restitution résumée des résultats obtenus avec les différentes méthodes prévision au niveau USGE	194

TERMINOLOGIE

GLOSSAIRE

- ✓ **Courbe de référence/Consommation type/Consommation de référence** : consommation énergétique d'un usage dans des conditions dites « normales » de fonctionnement
- ✓ **Différence énergétique brute (Gross Energy Deviation, GED)** : différence entre l'énergie réellement consommée pendant l'horizon de temps d'une prévision, et l'énergie prévue (elle est exprimée en kilowattheures [kWh]). Voir aussi « Volume de défaillance »
- ✓ **Effacement électrique (Demand/Response, DR)** : changements dans l'utilisation de l'électricité par les utilisateurs finaux par rapport à leurs modes de consommation dits « normaux », en réponse à une modification du signal prix de l'électricité ou en réponse à une demande de réduction de la consommation électrique
- ✓ **Energie d'ajustement** : Energie demandée par le gestionnaire d'équilibre lors d'un événement effacement
- ✓ **Entité d'ajustement** : Zone géographique (ou périmètre) sur laquelle un gestionnaire d'équilibre est susceptible de réaliser un appel d'offres pour effacement
- ✓ **Erreur de prévision** : différence entre la consommation réelle et la consommation prédite sur un horizon de temps défini
- ✓ **Événement effacement (DR event)** : événement pendant lequel un effacement a lieu (appelé aussi ordre d'effacement)
- ✓ **Ex ante** : locution signifiant « au préalable », ou avant l'événement (on se retrouve dans la prospective ; dans le cadre de la thèse, dans la prévision)
- ✓ **Ex post** : locution signifiant « après les faits », ou après l'événement (on se retrouve dans la rétrospective ; dans le cadre de la thèse, dans la reconstitution)
- ✓ **Facteur d'ajustement** : paramètre quantifiable affectant la consommation énergétique, qui permet d'ajuster une prévision ou une reconstitution de la consommation énergétique
- ✓ **Gestionnaire d'équilibre** : entité en charge de la gestion de l'équilibre entre l'offre et la demande en électricité, appelé aussi opérateur du programme (en France, il s'agit de Réseau de Transport d'Électricité, RTE)
- ✓ **Horizon de temps** : période pendant laquelle un modèle fournit une consommation de référence

- ✓ **Indicateur de performance** : indicateur qui permet de comparer diverses méthodes de prévision par rapport à un critère spécifique, et préalablement défini. Généralement utilisé pour établir la capacité de prévision d'un modèle
- ✓ **Intervalle de confiance** : intervalle définissant une confiance, qui permet d'évaluer la précision de l'estimation d'un paramètre
- ✓ **Monotone de puissance** : courbe construite à partir d'une courbe de charge générale, pour un intervalle de temps spécifié, qui présente graphiquement les charges ordonnées selon la durée pendant laquelle elles sont supérieures ou égales à une valeur donnée
- ✓ **Opérateur du programme** : voir « Gestionnaire d'équilibre »
- ✓ **Pool (ou « portefeuille de clients »)** : groupe de consommateurs susceptibles de s'effacer lors d'un appel à effacement et appartenant au périmètre contrôlé (ou entité d'ajustement)
- ✓ **Prévision** : estimation ou calcul ex ante du comportement de la consommation énergétique sur un horizon de temps défini
- ✓ **Reconstitution** : estimation ou calcul ex post de la consommation énergétique.
- ✓ **Repli (« Curtailment »)** : réduction de la consommation lors d'un événement effacement
- ✓ **Site industriel** : site réalisant des activités appartenant au secteur industriel, avec une forte consommation énergétique et/ou dont la consommation énergétique est identifiable (non mélangée à d'autres sites) et suivie à l'échelle globale du site
- ✓ **Smart grid** : dit « réseau intelligent » en Français, est un réseau de distribution d'électricité dont la technologie permet d'optimiser le rendement, tout en mettant en relation l'offre et la demande entre un producteur et les consommateurs d'électricité
- ✓ **Système de gestion énergétique** : ensemble d'éléments corrélés ou interactifs au sein d'un organisme permettant d'établir une politique et des objectifs énergétiques afin d'atteindre ces objectifs. Les cibles et les objectifs peuvent comprendre la disponibilité, la fiabilité, l'efficacité, la part d'énergie renouvelable, la compétitivité
- ✓ **Taux de fiabilité (τ_f)** : paramètre permettant de déterminer la fiabilité associée à une prévision, selon des critères spécifiques adaptés au contexte d'application de cette thèse
- ✓ **Usage industriel** : point de consommation énergétique, à l'intérieur d'un site industriel, qui peut être un équipement, un groupement d'équipements, ou un atelier à l'intérieur du site, et dont la consommation énergétique peut être suivie ou non
- ✓ **Volume de défaillance** : différence énergétique entre la quantité d'énergie que l'opérateur sollicite lors d'une demande d'effacement et l'énergie vérifiée ou contrôlée, réellement fournie par un agrégateur d'effacement

ACRONYMES ET ABREVIATIONS

ACP (PCA) : Analyse en Composantes Principales (Principal Components Analysis)

AMT : Automatic Monitoring and Targeting (Ciblage et enregistrement automatiques)

AR : Auto-regressive

DRAS : Demand Response Automation Server (Serveur Automatique d'Effacement)

EDA : Entité d'ajustement

EOD : Equilibre Offre-Demande

GED : Gross Energy Deviation (Différence énergétique Brute)

IBP : Incentive Based Program (Programme basé sur les incitations)

IC : Intervalle de Confiance

K3JS : Méthode d'estimation de la consommation de référence par moyenne des trois journées similaires

LASSO : Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

MA : Moving average (Moyenne mobile)

MAPE : Mean Absolute Percentage Error (Erreur Moyenne Absolue en Pourcentage)

MCCV : Monte-Carlo Cross-Validation (Validation croisée par procédure de Monte-Carlo)

MDE (DSM) : Maîtrise de la Demande d'Energie (Demand Side Management)

RCP (PCR) : Régression sur Composantes Principales (Principal Components Regression)

RFCK : Reconnaissance de Formes par Classification automatique par cartes de Kohonen

RLM (MLR) : Régression Linéaire Multiple (Multiple Linear Regression)

RLCP : Régression Lasso sur Composantes Principales

RLIH : Régression Lasso sur Individus Journaliers Historiques

RLI+ : Régression Lasso sur Individus Journaliers avec contrainte de positivité

RMSE : Root Mean Squared Error (Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne)

RegLog : Régression Logistique

SARIMA : Seasonal Auto-regressive Integrated Moving Average

SCADA : Supervisory Control And Data Acquisition (Contrôle de supervision et acquisition de données)

SITE : Niveau d'agrégation « site industriel »

SOM (CAO) : Self-organizing Map (Cartes Auto-Organisatrices), dites de Kohonen

STLF : Short Term Load Forecasting (Prévision de la courbe de charge à court terme)

τ_f : Taux de fiabilité

TRBP : Time Rate Based Program (Programme de tarifs basé sur le temps)

USGE : Niveau d'agrégation « usage industriel »

Vd : Volume de défaillance

RESUME

L'effacement des consommations électriques a été identifié comme l'une des solutions pour pallier les problèmes liés aux pics de consommation électrique, à l'intermittence des énergies renouvelables et à la congestion des réseaux. Ces travaux de recherche s'intéressent à l'intégration de la consommation industrielle en tant que ressources effaçables à court terme dans le contexte de la réserve rapide du mécanisme d'ajustement français. Parmi les différents secteurs, le secteur industriel présente un intérêt particulier en raison de l'importance de sa consommation. Ainsi, différentes consommations appartenant au secteur industriel (usages, ateliers, équipements) peuvent être considérées comme des ressources effaçables pour être intégrées dans l'équilibre offre-demande. Afin d'intégrer ce type de consommation, il est d'une part nécessaire de prévoir le comportement de ces consommations à court terme et d'autre part d'évaluer la fiabilité de ces prévisions.

Ainsi, différentes méthodes de prévision à très court-terme (reconnaissance de formes, régression sur composantes principales, régression lasso, etc.) adaptées aux données et au contexte ont été développées et déployées sur différentes consommations disponibles à deux niveaux d'agrégation différents : le site industriel et l'usage industriel (ateliers, équipements).

Des indicateurs de performance adaptés aux contraintes opérationnelles, appelés "taux de fiabilité", sont proposés et calculés pour évaluer la performance des méthodes de prévision. Ce taux de fiabilité est estimé à différentes heures de la journée pour les différents sites et usages industriels étudiés. Trois approches différentes pour le calcul de ces indicateurs de performance ont été déployées, de la moins robuste, à la plus robuste : « Data Splitting », « Monte-Carlo Cross-Validation » et « Bootstrap ». Les taux de fiabilité estimés permettent d'établir un classement sur l'ensemble des méthodes de prévision considérées, de la méthode la plus performante à la moins adaptée pour chacun des jeux de données étudiés. De plus, ils permettent d'évaluer le risque, pour une consommation spécifique (au niveau du site ou au niveau de chaque usage industriel), de ne pas respecter des contraintes opérationnelles imposées à chaque instant de simulation. La standardisation des procédures d'évaluation prend en compte les contraintes du mécanisme d'ajustement sur lequel la ressource est intégrée, et plus particulièrement la nécessité d'assurer la sécurité du réseau électrique.

L'effacement fait partie des solutions pour réussir la transition énergétique et rendre le système électrique plus flexible. L'intégration des consommations et l'évaluation de leur pertinence en tant que ressources effaçables à court terme sont favorisées par la standardisation des procédures de prévision et de fiabilité.

ABSTRACT

Demand response has been identified as one of the solutions to overcome the problems associated with peaks in electricity consumption, intermittency of renewable energy and network congestion. This thesis focuses on the integration of industrial electricity consumptions as short-term demand response resources in the context of a supply-demand balancing mechanism in France. Among the various sectors, industrial electricity consumptions are of particular interest because of their orders of magnitude. Thus, different electricity consumptions belonging to the industrial sector (end point consumptions, workshops, equipments) can be considered as demand response resources to be integrated in the supply-demand balance. In order to integrate these consumptions, it is necessary forecast their behavior in the short term and to evaluate the reliability of these forecasts.

Thus, different short-term load forecasting methods (Clustering and Pattern Recognition, Principal Components Regression, Lasso regression, etc.) adapted to the data and to the operational context are implemented on different sets of industrial consumptions data at two different consumption levels: the industrial site and the end-point equipment consumption.

Performance indicators adapted to operational constraints, called "trust factors" are proposed and calculated to evaluate the performance of the forecasting methods. These trust factors are estimated for different hours of the day for all the different studied industrial sites and workshops. Three different approaches for calculating these performance indicators have been deployed: "Data Splitting", "Monte-Carlo Cross Validation" and "Bootstrap". The estimated trust factors allow establishing the best performing forecasting method for each of the studied data sets. In addition, they are used to assess the risks for a specific consumption (at the site or workshop level) of not respecting the operational constraints at a moment a forecast is simulated. The standardization of these procedures shall focus on the operational constraints of the program on which the resource will be integrated, but most importantly on the objective of ensuring the safety of the grid.

Demand response is one of the elements to be implemented in order to achieve a successful energy transition through a more flexible power system. The integration of electricity consumptions and the evaluation of their relevance as short-term demand response resources becomes an easier procedure with the standardization of forecasting and trust factor calculations.

RESUMEN

La adaptación de la demanda ha sido identificada como una de las soluciones para contrarrestar los problemas asociados con los picos en el consumo de electricidad, la intermitencia de las energías renovables y la congestión de la red eléctrica. Esta tesis aborda la integración de los consumos de electricidad industriales como recursos de adaptación de la demanda a corto plazo en el contexto de un mecanismo de equilibrio entre oferta y demanda existente en Francia. Entre los diferentes sectores, los consumos eléctricos en la industria presentan un interés particular debido a la magnitud que representan. Por lo tanto, los diferentes consumos de electricidad en el sector industrial (talleres, equipos, etc.) pueden ser considerados como recursos de adaptación del consumo que pueden integrarse en el equilibrio entre oferta y demanda. Con el fin de integrar estos recursos, la previsión de su comportamiento en el corto plazo, además de establecer la fiabilidad de estas previsiones es necesario.

Con este objetivo, diferentes métodos de previsión a corto plazo de la curva de carga ("clustering" y reconocimiento de formas, regresión sobre componentes principales, regresión Lasso, etc.) adaptados a los datos disponibles y al contexto operativo fueron implementados sobre diferentes juegos de datos correspondientes a consumos industriales a dos niveles diferentes de agregación: sitio industrial y equipos industriales.

Indicadores adaptados a las condiciones operativas llamados "factor de fiabilidad" son propuestos y estimados para evaluar los resultados de los diferentes métodos de previsión. Los factores de fiabilidad fueron estimados para distintas horas del día para todos los sitios y equipos industriales disponibles para su estudio. Tres enfoques diferentes para estimar estos indicadores de desempeño fueron implementados: "Data Splitting", "Monte-Carlo Cross-Validation" y "Bootstrap". Los factores de fiabilidad estimados permiten establecer el mejor método de previsión para cada uno de los conjuntos de datos estudiados. Además de esto, permiten evaluar los riesgos de que un consumo específico no respete las condiciones operativas en un momento específico del día. La estandarización de estos procedimientos debe enfocarse en las condiciones operacionales del programa en el que se integrará el consumo, pero más importante aún, en el objetivo de garantizar la seguridad de la red eléctrica.

La adaptación de la demanda forma parte de las soluciones necesarias para una transición energética exitosa a través de un sistema más flexible. La integración del consumo de electricidad y la evaluación de su fiabilidad como recursos adaptables a corto plazo pueden ser implementadas de una manera más rápida y eficiente con la estandarización de los diferentes procedimientos de previsión y de cálculo de su fiabilidad.

INTRODUCTION GENERALE

Le réseau électrique est un système dynamique gérant l'équilibre entre la production, le transport et la consommation d'électricité. Cet équilibre entre l'offre et la demande doit être respecté à tout instant afin d'assurer la sécurité et la stabilité de ce système.

Toutefois, la pénétration de plus en plus massive des énergies renouvelables intermittentes, notamment solaire et éolienne, entraîne des modifications dans le fonctionnement du réseau électrique. En effet, les réseaux électriques ont été conçus pour transporter et distribuer une production de forte puissance centralisée vers les différents points de consommation. Les énergies renouvelables intermittentes sont réparties sur tout le territoire et leurs périodes de fonctionnement peuvent difficilement être prévisibles. Leurs productions peuvent varier en quelques secondes et compromettre la sécurité du réseau. L'électricité étant aujourd'hui difficilement stockable à grande échelle, en cas de déficit de la production par rapport à la consommation, la solution usuelle est d'utiliser des moyens de production de pointe qui démarrent instantanément mais qui ont l'inconvénient d'être coûteux et très émetteurs de CO₂. La solution alternative consiste non pas à augmenter la production mais à réduire la consommation électrique afin de sécuriser le fonctionnement du réseau électrique et de participer à la protection de l'environnement. Ce dernier mécanisme est appelé « **effacement électrique** ».

L'**effacement électrique** (« **Demand Response** ») peut être défini comme un changement dans l'utilisation de l'électricité par des utilisateurs finaux par rapport à leurs modes de consommation dits « normaux », en réponse à un changement du prix de l'électricité ou en réponse à une demande de réduction de la consommation qui est rémunérée (Albadi and El-Saadany, 2008).

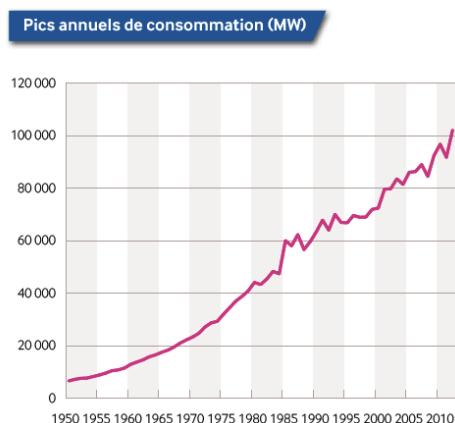


Figure 1. Progression des pics annuels de consommation électrique en France de 1950 à 2010 (RTE, 2012)

En plus de permettre une meilleure gestion de l'intermittence des moyens de production renouvelable, l'effacement est également pertinent pour maîtriser les pics de consommation et les congestions des réseaux électriques. L'effacement devient alors un outil de gestion qui permet de pallier ces événements, et d'éviter ainsi la mise en service de centrales de production de pointe

(fonctionnant la plupart du temps au gaz, au charbon ou au pétrole afin d'être capable de fonctionner en quelques secondes à pleine puissance). A titre d'exemple, en France, les pics annuels de consommation électrique ont une tendance à la hausse et augmentent d'année en année (voir Figure 1). L'effacement électrique apporte ainsi des nouvelles options de flexibilité pour la gestion du réseau. Ces solutions de maîtrise de la demande d'énergie sont applicables de façon différente selon le secteur concerné.

Des mesures pertinentes pour le secteur tertiaire ou résidentiel peuvent ne pas l'être pour le secteur industriel, ou doivent être adaptées aux caractéristiques spécifiques de chaque cas d'application. Ainsi, cette thèse, développée en partenariat entre EDF R&D et l'Ecole des mines de Saint-Etienne, à travers le dispositif CIFRE, s'intéresse à l'effacement des puissances électriques appartenant au secteur industriel, et plus spécifiquement dans le contexte de leur intégration dans certains mécanismes réglementaires en développement sur le territoire français.

Afin d'apporter une réponse au sujet de l'intégration des consommations électriques industrielles dans l'équilibre offre-demande, ce document de thèse est structuré en quatre sections :

- ✓ Section I : les différentes définitions concernant le sujet de thèse sont fournies et le contexte d'application est présenté
- ✓ Section II : une méthodologie générale pour l'intégration des consommations industrielles en tant que ressources effaçables à court terme est présentée
- ✓ Section III : des cas d'études sont présentés et la méthodologie générale est déployée afin d'évaluer la pertinence des approches proposées
- ✓ Section IV : les conclusions des travaux sont présentées et des perspectives sont discutées

La prévision à court terme des consommations industrielles et la méthodologie proposée pour établir une fiabilité de différentes consommations s'avèrent être des outils pertinents pour une meilleure intégration de ces ressources. Ainsi, ces travaux de recherche ont donné lieu à trois communications externes :

- ✓ Blancarte, J., Batton-Hubert, M., Bay, X., Girard, M.-A., In press. Short-Term Load Forecasting in the Industry for Establishing Consumption Baselines: A French case, in: Modeling and Stochastic Learning for Forecasting in High Dimension, Lecture Notes in Statistics. Springer.
- ✓ Blancarte, J., Batton-Hubert, M., Bay, X., Girard, M.-A., Murin, V., 2015. Integrating Industrial Energy Consumptions as Short-Term Demand Response Resources. Proc. SEES 2015 Sustain. Energy and Env. Sci.
- ✓ Blancarte, J., Rodríguez, A., Batton-Hubert, M., Bay, X., Girard, M.-A., others, 2013. Transposing Energy Consumption Analysis and Forecasting Tools from the Industrial Site to the Equipment Level. Proc. NICST2013 New Smart Inf. Commun. Sci. Technol. Support Sustain. Dev.

SECTION I - CONTEXTE ET OBJECTIFS

CHAPITRE 1. CONTEXTE ET DEFINITIONS

L'industrie joue un rôle essentiel dans la consommation énergétique française. Elle représente 19% de la consommation énergétique et même 25% de la consommation finale électrique (cf. Figure 2, graphique de droite) (SOeS, 2014).

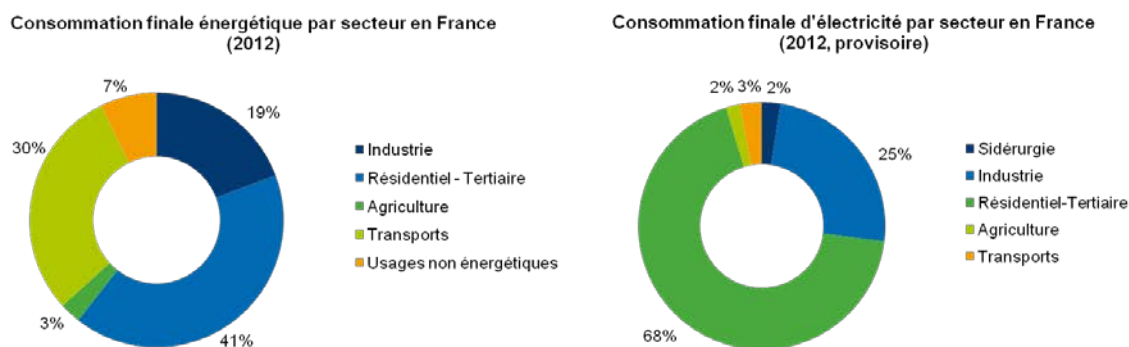


Figure 2. Pourcentage de la consommation primaire en énergie par secteur et de la consommation électrique par secteur en France en 2012 (SOeS, 2014)

Par rapport aux autres secteurs et notamment le secteur résidentiel, l'industrie se caractérise par une consommation moins diffuse.

Par le passé, l'industrie s'est focalisée sur l'efficacité et la rentabilité de ses moyens de production. Cependant, la facture énergétique a toujours eu un impact non négligeable dans l'industrie car elle représente souvent le second poste de dépenses après celui relatif à la main d'œuvre. Dans le cas des industries dites électro-intensives, elle représente même le premier poste de dépenses. Maîtriser sa consommation d'énergie est donc une nécessité pour les industriels car elle est le gage de la bonne santé de l'entreprise et de sa pérennité.

La prise de conscience environnementale et la raréfaction des énergies fossiles (si l'on ne tient pas compte de l'essor récent du gaz de schiste) a accru l'intérêt des industriels à réduire leur consommation d'énergie, notamment électrique. La mise en place de mesures d'efficacité énergétique est facilitée par la présence possible de capteurs, c'est-à-dire, de supervisions de la consommation. De plus, les puissances consommées mises en jeu sont importantes, ce qui facilite le suivi de l'impact de mesures d'efficacité énergétique.

Pour pouvoir déterminer la performance énergétique et/ou la capacité de réduction ponctuelle de la consommation électrique d'un usage industriel (un atelier, un équipement), il est nécessaire d'être capable de mesurer et, dans certains cas, de prévoir le comportement de la consommation.

La modélisation de la consommation énergétique est donc un objectif primordial dans la mise en œuvre de mesures d'efficacité et de maîtrise de la consommation énergétique afin de les rendre plus

effectives. Les applications les plus importantes de la modélisation des consommations énergétiques au niveau du site industriel et/ou des usages pour la **Maîtrise de la Demande d'Énergie (MDE, ou Demand Side Management, « DSM »)** sont :

- ✓ Le suivi automatique de la consommation énergétique (Automatic Monitoring & Targeting, ou « **AMT** »)
- ✓ La mesure de l'efficacité et la performance énergétique (Energy Efficiency/Energy Performance)
- ✓ L'effacement de consommations électriques (« **Demand Response** »)

La plupart des ouvrages et publications relatifs à la question de la consommation énergétique dans l'industrie aborde cette dernière par secteur (agroalimentaire, métallurgie, construction, etc.) et peu s'intéressent aux consommations énergétiques unitaires des sites, ou encore des différents usages présents dans ces sites en raison de leur grande diversité.

Aussi, dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la **prévision de la consommation électrique** des sites et usages industriels pour son application dans la thématique de l'effacement électrique qui est définie d'une manière générique ci-après (section 1.2). Les modèles de prévision peuvent varier selon leur application (l'horizon de temps et les paramètres disponibles ou pris en compte) et afin de mieux comprendre leurs différences et similitudes, les définitions et spécificités dans le cadre de la thématique de thèse sont ensuite décrites et mises en contexte.

1.1. Problématique métier : la modélisation dans les services énergétiques dans l'industrie

Avec l'objectif de réduire et de maîtriser la consommation énergétique, EDF (Electricité de France) développe des outils qui enrichissent son offre commerciale en proposant des nouveaux services à ses clients. En tant qu'acteur intégré du domaine électrique ayant une mission de service public (de la production à la commercialisation, en passant par le transport et la distribution d'électricité), EDF vise à aider ses clients à réduire leur consommation énergétique de façon pérenne ainsi qu'à participer activement à la gestion de l'**équilibre offre-demande (EOD)**. A cause de l'importance de leurs consommations électriques et donc, au volume des ventes, les clients industriels requièrent une attention particulière.

Dans ce contexte, il est nécessaire aujourd'hui de construire des modèles de prévision de la consommation énergétique. Ces modèles peuvent être intégrés dans différents outils de gestion qui sont aujourd'hui principalement axés sur deux thématiques : d'une part pour l'effacement de la consommation électrique et d'autre part dans le cadre de la mesure et l'analyse de la performance énergétique.

Cette thèse s'intéresse au développement de modèles de consommation énergétique afin de prévoir le comportement de divers sites et usages industriels. Cet objectif repose sur des besoins spécifiques liés à la thématique de la maîtrise de la consommation énergétique, tels que :

- ✓ Prévoir la consommation électrique de divers équipements
- ✓ Être capable, à tout moment, d'estimer si la consommation électrique d'un usage peut être effacée
- ✓ Détecter des dérives dans la consommation énergétique par rapport aux modes habituels ou à une consommation de référence
- ✓ Pérenniser des solutions d'efficacité énergétique liées aux modes de consommation et à la correction de défauts dans la consommation énergétique

La construction de modèles dépend des données disponibles sur les différents sites et usages industriels à étudier. Dans le cadre de ces travaux, un modèle identifié sur un ensemble typologie de données doit être applicable à d'autres cas de comportement similaire. Une famille de modèles doit permettre de traiter des signaux similaires sur des sites ou des usages industriels différents. Pour cela, il est impératif de déterminer des modèles bien adaptés à différents comportements concernant la consommation énergétique dans l'industrie, ainsi que leur domaine de validité, afin d'établir la typologie de données associée au type de modèle. Dans l'objectif de mieux intégrer les solutions étudiées, une approche méthodologique permettant de déterminer la pertinence d'un modèle est proposée, afin de permettre une mise en œuvre opérationnelle en temps réel.

Les définitions générales les plus importantes concernant l'effacement électrique et les consommations de référence sont présentées ci-après.

1.2. Effacement de la consommation électrique

Historiquement, pour le maintien de l'équilibre offre-demande (EOD) des systèmes électriques, les fournisseurs d'électricité avaient mis l'accent sur l'offre, en supposant que les consommateurs étaient réticents ou incapables de modifier leur consommation (Spees and Lave, 2007). Lorsque la demande en électricité atteint des niveaux maximaux, des unités de production dites de pointe et plus coûteuses doivent être utilisées pour répondre à cette demande plus élevée.

L'effacement de la consommation électrique a été défini précédemment comme « une modification temporaire, à la baisse, de la consommation électrique d'un usage par rapport à un mode de consommation dit « normal », en réponse à un changement dans un signal concernant le prix de l'électricité ou en réponse à une demande de réduction de la consommation qui sera rémunérée » (Albadi and El-Saadany, 2008). Cette consommation électrique dite « normale » est communément appelée « **consommation de référence** », « **consommation type** » ou « **courbe de référence** ». La question de la consommation de référence est une question clé dans de nombreuses applications concernant l'énergie.

Par définition, il n'est pas possible de mesurer un effacement (UFE, 2014) car, pour cela, il faut mesurer une consommation électrique qui n'a pas eu lieu. Toutefois, il est possible d'estimer la consommation évitée, par l'intermédiaire des consommations de référence. Des définitions plus approfondies sur ce concept sont faites dans ce chapitre (section 1.3) afin de mieux appréhender son importance et leur application dans le cadre de ces travaux de recherche.

L'effacement électrique peut être schématisé de la manière présentée dans la Figure 3 : à un effacement est associée une durée d'effacement θ (appelée aussi horizon de temps), et un instant où la demande d'effacement est lancée t_n . La demande d'effacement est communément appelée « événement effacement » ou « ordre d'effacement » (« demand response event »). Le « repli » de la consommation (appelé « curtailment ») est aussi un concept clé. Il s'agit de la réponse à une demande d'effacement de chaque usage et la manière dont il est capable de réduire sa consommation électrique. Ce repli est caractéristique à chaque usage et peut dépendre de différents de facteurs (le service fourni, le secteur, etc.).

Nota Bene : tout au long de ce manuscrit, lorsqu'une variable, facteur ou paramètre est présenté entre les différents paragraphes (c'est-à-dire hors équations numérotées), il sera formaté en **gras** afin de le rendre visible.

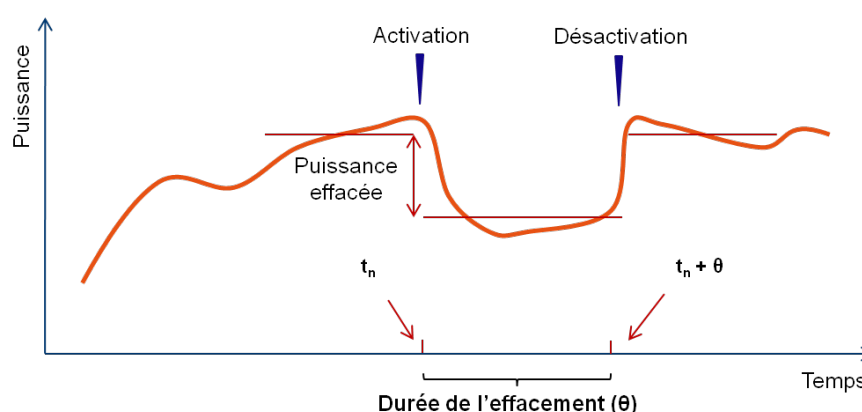


Figure 3. Représentation schématique d'un événement effacement

L'effacement électrique est avant tout un outil qui permet de régler des écarts entre la consommation et la production d'électricité, c'est-à-dire, à maintenir l'équilibre offre-demande. En effet, l'équilibre offre-demande est un enjeu primordial du système électrique car l'électricité est un produit bien spécifique : **elle ne se stocke pas** et à tout moment **la production et la consommation doivent être égales** (Figure 4). Ainsi, il se peut qu'il soit moins coûteux de réduire ponctuellement la consommation électrique que de produire l'électricité supplémentaire à des périodes de pointe. En effet, c'est aux moments de pointe de la consommation que le coût de production de l'électricité est le plus élevé, car elle peut coûter plus chère à produire que le prix de vente auprès des utilisateurs finaux.

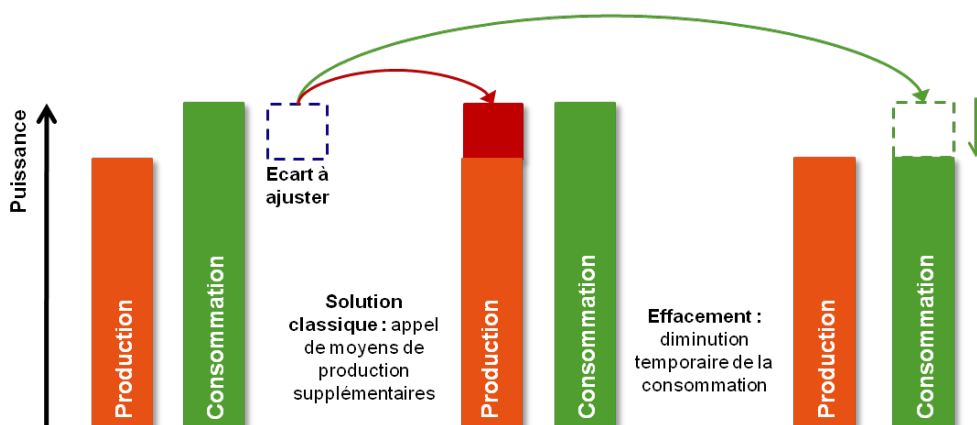


Figure 4. Schématisation de la solution effacement lors d'un déséquilibre offre-demande. Source : (ADEME, 2012)

Dans ces circonstances, une réduction (même minimale) de la consommation à travers des programmes d'effacement peut représenter une réduction importante dans les coûts de production (Walawalkar et al., 2010). L'importance de l'effacement électrique (ci-après « **effacement** ») réside dans la flexibilité qu'il apporte au réseau électrique, car il permet une meilleure gestion en faisant participer la consommation à l'équilibre entre l'offre et de la demande.

L'effacement permet ainsi de sécuriser l'approvisionnement et la qualité de l'électricité, de maîtriser la demande (plus particulièrement les pointes), de décongestionner de nœuds du réseau électrique, ainsi que de faciliter l'insertion des installations de production d'électricité renouvelable (Daoxin et al., 2012; Moura and de Almeida, 2010).

Dans la littérature, on peut identifier deux principaux types de programmes d'effacement : programmes des tarifs basés dans le temps (« Time Based Rate Programs », ou **TBRP**) et programmes basés sur des incitations (« Incentive Based Programs », ou **IBP**) (Moghaddam et al., 2011). D'autres sous-catégories peuvent être définies selon le type de programme. Ces différents types de programmes sont montrés dans la Figure 5. Ainsi, les deux plus grands mécanismes existants afin de demander à un client de réduire sa consommation sont basés sur les tarifs (tarifs qui évoluent en temps réel, tarifs spécifiques à des périodes précises, etc.) et les incitations économiques directes, c'est-à-dire, une rémunération qui se traduit par une réduction de la charge, volontaire ou obligatoire.

Selon leur objectif et leur durée dans le temps, les différents types d'effacement peuvent être classés en plusieurs catégories, comme celles présentées dans le Tableau 1 (Aalami et al., 2010). Ainsi, l'effacement peut répondre à des objectifs très divers, tous liés à un besoin de réduire la consommation, qui vont du délestage total du réseau électrique, jusqu'à des impacts imperceptibles sur les utilisateurs finaux.

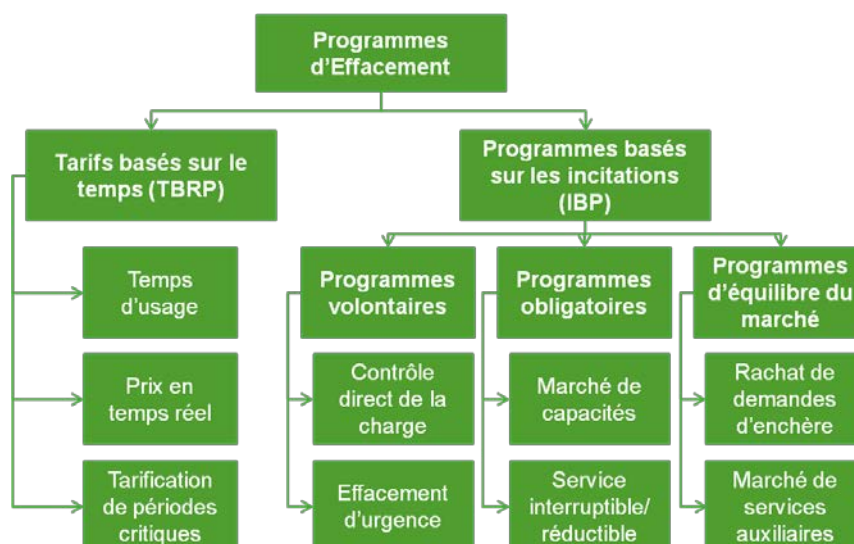


Figure 5 : Différents types de programmes d'effacement (Moghaddam et al., 2011)

Perspective du client	Impact sur le service client	Objectif de l'effacement	Chiffrage de l'effacement	Préavis	Perspective temporelle
Délestage	Interruption totale du service	Protection du système électrique	Coût total de la coupure	Aucun	0-6 hr/an
Réduction involontaire de l'utilisation finale	Perte de l'utilisation finale	Protection du réseau ou du système électrique		Secondes	0-10 hr/an
Réduction volontaire de l'utilisation finale	Quelques impacts sur le confort	Fiabilité et économie	Valeur attendue Coût partiel de la coupure	Secondes - Heures	20-40 hr/an
Déplacement ou reprogrammation	Pas ou peu d'impact perceptible	Economique	kW	Heures - Jours	40-100 hr/an
Service basique (pas d'effacement)	Aucun	Aucun	kWh	Annuel	Années

Tableau 1. Types d'effacement selon leur objectif et leur durée dans le temps (Alami et al., 2010)

Dans le cadre de ce travail, l'intérêt est porté aux programmes de type IBP, et plus spécifiquement aux programmes d'effacement volontaires avec contrôle direct de la charge (voir Figure 5). En effet, c'est ce type de programme qui est privilégié par l'opérateur du réseau électrique en France, « Réseau de Transport d'Électricité » (RTE), qui est aussi le gestionnaire de l'équilibre offre-demande en France. Concernant les objectifs du programme encadrant les travaux de thèse, ils se situent dans le cas de la réduction volontaire de l'utilisation finale, correspondant à la troisième ligne du Tableau 1, tout en sachant que les usages industriels visés ne sont pas ceux liés au « confort » (chauffage/climatisation des locaux, eau chaude sanitaire), mais ceux liés directement au cœur du métier de l'industriel, à savoir les procédés.

Une description détaillée du contexte de mise en opération des mécanismes d'effacement en France, ainsi que les enjeux les plus importants est faite dans le Chapitre 2 afin d'appréhender les objectifs adressés par cette thèse.

1.3. La détermination des consommations de référence

Quand il s'agit de mettre en œuvre des mesures de gestion de la consommation ou des mesures d'efficacité énergétique, il est nécessaire de définir comment ces mesures seront quantifiées et évaluées. Pour effectuer ces évaluations, il est impératif de disposer des consommations de référence avant et/ou après la mise en place des diverses solutions qu'il convient de définir.

Deux types de **consommations de référence** sont distingués :

- ✓ Avant la mise en place de solutions de maîtrise de la consommation énergétique ou avant l'occurrence d'une réduction ponctuelle, il est nécessaire de déterminer la consommation prévisionnelle dans le futur, afin de pouvoir estimer des gains potentiels. Nous parlons dans ce cas des estimations « **ex ante** ».
- ✓ Après la mise en place de systèmes de gestion énergétique, cette courbe de référence peut être recalculée ou ajustée afin de déterminer les économies réalisées. Nous parlons dans ce cas des estimations « **ex post** ».

Quatre concepts peuvent être définis, et sont présentés dans la Figure 6.

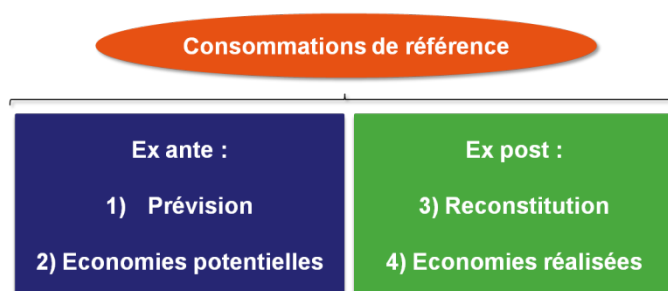


Figure 6 : Liste des principaux concepts à retenir lors de la mise en place de solutions de gestion énergétique

Les étapes ex ante concernent :

- 1) La **prévision** : il est nécessaire de définir une consommation de référence prévisionnelle, afin de prévoir le comportement de la consommation et de pouvoir ainsi prendre des décisions pertinentes et faire appel aux divers mécanismes à disposition. La qualité de la prévision joue un rôle primordial dans les prises de décisions.
 - ✓ En effet, dans le cas de l'effacement, il est indispensable de prévoir la consommation d'un équipement ou usage énergétique afin de savoir s'il peut être effacé et si oui, dans quelle mesure et sur quel horizon de temps.
- 2) Les **économies potentielles** : une fois la courbe de référence prévisionnelle établie, il est possible de prévoir les économies potentiellement réalisables.
 - ✓ Dans le cas de l'effacement, le comportement des usages dans les instants à venir est un élément essentiel dans la prise de décision de réduire la consommation électrique.

Les étapes ex post concernent :

- 3) La **reconstitution** : la consommation de référence calculée après la mise en œuvre des mécanismes de gestion de la consommation est importante afin de pouvoir chiffrer les résultats des diverses actions de maîtrise de la demande.
 - ✓ Dans le cas de l'effacement, la courbe de charge reconstituée est utilisée pour estimer une puissance de référence, c'est-à-dire, la puissance qui aurait été consommée s'il n'y avait pas eu d'effacement.
- 4) Les **économies réalisées** : elles sont estimées sur la base du contrôle de la réduction de la consommation.
 - ✓ Dans le cas de l'effacement, il est alors possible d'estimer de combien un usage s'est réellement effacé et ainsi rémunérer le client pour l'effacement réalisé.

La Figure 7 résume de manière schématique les différents étapes et les informations liées aux mesures de gestion de la consommation énergétique, où θ correspond à un horizon de temps défini, t_n correspond à l'instant où les mesures sont mises en place ou activées, et T correspond à un temps ultérieur à la mise en place de ces mesures. Ces éléments sont communs à différentes problématiques liées à l'énergie et leurs solutions associées peuvent être abordée de manière similaire. De ces quatre étapes présentées, la détermination du modèle prédictif est celle qui présente le plus de difficultés dans la plupart des applications. Ces dernières tiennent à de potentiels manques des données avant la mise en place des solutions, mais aussi aux incertitudes concernant la consommation en raison des comportements variables d'un site ou d'un usage industriel.

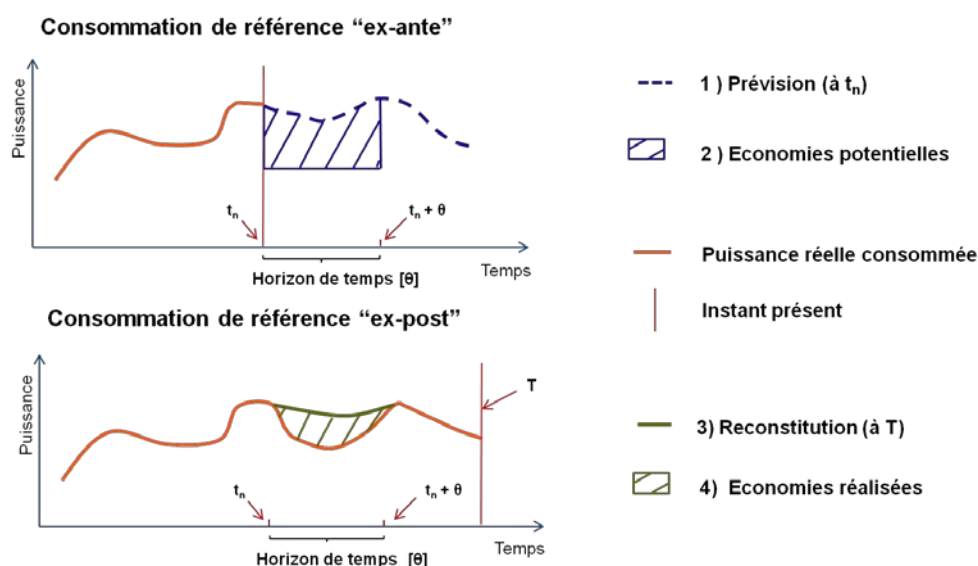


Figure 7 : Représentation des concepts à estimer pour la mise en place des solutions de gestion énergétique

En d'autres termes, il s'agit de répondre à la question : est-il possible de prévoir la consommation énergétique d'un site ou un usage industriel afin de déterminer des économies d'énergie ou des réductions potentielles de la consommation ?

Dans certains cas, ces consommations de référence peuvent servir à des engagements contractuels et avoir des répercussions économiques importantes, comme dans le cadre de protocoles de performance énergétique (i.e. IPMVP, International Performance Measurement and Verification Protocol) ou de mécanismes d'ajustement de la consommation électrique (i.e. effacement de la consommation électrique) (Vine, 2008). De ce fait, les modèles pour déterminer des courbes de référence doivent être les plus fiables possible, tout en étant faciles à appréhender par les responsables en charge de leur mise en œuvre.

Ainsi, dans le cadre de ces travaux de recherche, nous nous focaliserons sur la modélisation de la consommation énergétique dite « **ex ante** », afin de prévoir cette consommation dans le cadre de l'effacement électrique des sites et usages industriels, c'est-à-dire prévoir la consommation future d'un site ou un usage industriel à partir d'un instant t_n et pour un horizon de temps $t_n + \theta$.

1.4. L'effacement électrique et la maîtrise de la demande d'énergie

Un réseau « **smart grid** » (réseau électrique communicant) est un réseau de distribution d'électricité dont la technologie permet d'optimiser le rendement, tout en mettant en relation l'offre et la demande entre un producteur et les consommateurs. L'effacement appartient à ces types de solutions dites « smart grid », où la gestion et la communication en temps réel entre tous les éléments interconnectés sont la clé de voûte de ces solutions (Rahimi and Ipakchi, 2010).

La participation de la consommation énergétique dans l'industrie en apportant une flexibilité des consommations, passe par la mise en place de systèmes de gestion énergétique (donc, de la MDE) qui doivent être performants et surtout capables d'opérer en temps réel. Ainsi, cinq éléments doivent faire partie d'un système intégral de gestion de l'énergie (Aghaei and Alizadeh, 2013):

- ✓ Des systèmes de contrôle de supervision et acquisition de données (« Supervisory Control And Data Acquisition », ou SCADA)
- ✓ Des terminaux à distance
- ✓ Des infrastructures de comptage avancées
- ✓ Des algorithmes d'estimation d'état
- ✓ Des systèmes de prévision de la production et/ou de la consommation

Pour le cas de l'effacement électrique et son intégration dans l'équilibre offre-demande, la prévision devient primordiale : il est nécessaire de fournir des algorithmes de prévision de la consommation adaptés au comportement du système. La modélisation de la consommation électrique permet de déterminer les consommations de référence pour diverses applications, en se basant sur des modèles de prévision à court terme et en temps réel, constituant un point clé des problématiques liées à la maîtrise de la demande d'énergie (MDE), voir Figure 8.

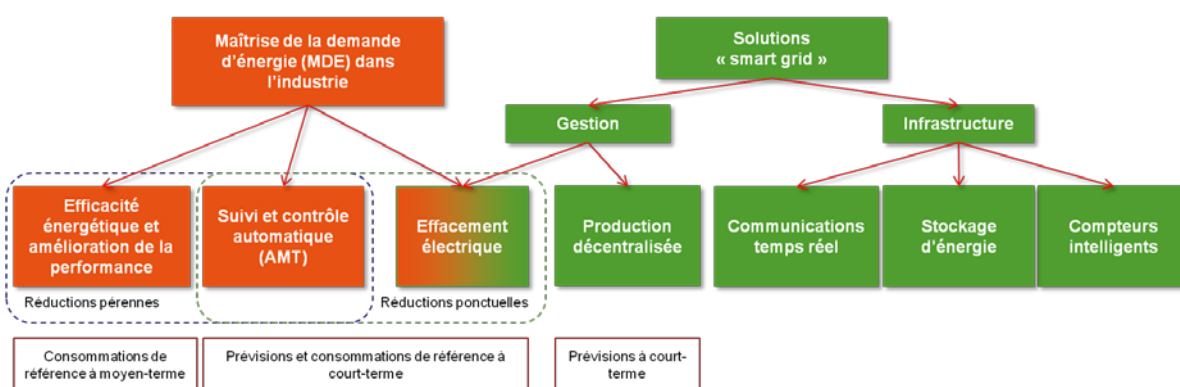


Figure 8 : Positionnement des solutions et des besoins de modélisation et de prévision pour la maîtrise de l'énergie

La modélisation et la prévision permettent d'apporter des solutions adaptées aux défis énergétiques actuels. Ainsi, comme représenté dans la Figure 8, l'effacement électrique des consommations industrielles représente une solution « smart grid » mais peut être aussi considéré comme un outil de maîtrise de la demande, en reportant la charge à des plages de consommation où les tarifs sont plus intéressants.

Dans l'industrie, même si un suivi de la consommation énergétique est fait, la détermination des consommations de référence liées à certains usages spécifiques peut être difficile à établir en raison de la complexité et les interactions entre les divers systèmes présents dans un site industriel. Afin de mieux appréhender ces difficultés, il est recommandé de standardiser les sources de données, d'adopter des architectures de suivi modulaires ou standards, et de disposer d'une architecture fonctionnelle adaptée permettant son déploiement à grande échelle (Vijayaraghavan and Dornfeld, 2010).

Notons que les modèles servant à déterminer des consommations de référence pour l'effacement électrique et la maîtrise de la demande d'énergie peuvent aussi être adaptés et exploités pour diverses applications : la simplification des informations pour des outils d'aide à la décision, la sensibilisation des utilisateurs et des consommateurs, ou la modification des comportements de ces derniers. Cependant, leur généralisation et leur pertinence à l'usage sur ces applications ne seront pas étudiées dans le cadre de cette thèse.

CHAPITRE 2. PREVISION DES CONSOMMATIONS ELECTRIQUES INDUSTRIELLES POUR LE CAS DE L'EFFACEMENT ELECTRIQUE

L'équilibre offre-demande du réseau électrique s'avère être une question complexe, avec des productions de plus en plus intermittentes et imprévisibles, et des consommations variables avec des modes de consommation changeants. Aussi pour assurer cet équilibre en temps réel (l'électricité étant difficilement stockable à grande échelle), deux moyens antagonistes peuvent être employés : recourir à des moyens de production de pointe (au démarrage quasi instantané mais émettant du CO₂) ou faire appel à la flexibilité des consommations électriques ou « **ressources effaçables** ».

Ces ressources effaçables peuvent être considérées comme des ressources de production « virtuelles » (Kwag and Kim, 2012), c'est-à-dire comme s'il s'agissait d'une production disponible de la même grandeur que la possibilité de réduction de la consommation, mais avec des coefficients de disponibilité ou de fiabilité plus faibles et des coûts de « mise en œuvre » spécifiques et adaptés. Toutefois, le problème le plus important reste l'incertitude dans les disponibilités de ces ressources effaçables. De plus, les clients participant à des programmes d'effacement se diversifient, ce qui rend encore plus difficile la prévision de leur disponibilité et donc, l'association d'une fiabilité à leur comportement et à leur réponse.

La question devient donc, comment mieux intégrer les ressources effaçables pour un meilleur équilibre offre-demande ? En d'autres termes, il s'agit donc d'être capable de ne pas considérer des ressources non effaçables, c'est-à-dire de **ne pas faire appel à des ressources qui auraient dans tous les cas réduit leur consommation même si elles n'avaient pas été appelées**, et qui seraient alors indûment rémunérées.

Pour un consommateur ayant décidé de participer à un programme d'effacement pour lequel sa participation est récompensée (Incentive Based Programs, ou IBP), il est très important d'appréhender clairement la manière dont il est rémunéré. Dans le cas de la reconstitution ou le contrôle des effacements réalisés (consommation de référence « ex post »), la plus grande difficulté réside dans la détermination d'une consommation dite « normale ». Comment déterminer cette consommation qui aurait eu lieu dans le cas où le consommateur ne se serait pas « effacé » (n'aurait pas réduit sa consommation suite à une demande) ? Dans le cas de cette thèse, la question concerne l'intégration des ressources, c'est-à-dire estimer le potentiel d'effacement en temps réel de chaque consommateur industriel qui participe à un programme. Cela passe par la prévision des courbes de charge des sites et/ou usages industriels concernés, c'est-à-dire par une courbe de référence « ex ante » fiable, robuste et prévisible à très court terme.

Pour ce faire, nous avons utilisé une approche intégrant des modèles prévisionnels à court terme de la consommation d'électricité de ces différentes ressources effaçables. Ces modèles doivent être

encadrés par une démarche statistique robuste afin d'adjoindre une fiabilité à la prévision et de répondre ainsi aux spécificités de chaque programme lors de leur mise en œuvre opérationnelle. L'aide au choix de la meilleure méthode pour prévoir cette consommation électrique et donc de la disponibilité des ressources effaçables, constitue un élément essentiel de ces travaux de recherche.

Plusieurs auteurs se sont intéressés à la problématique de la détermination des courbes de charge de référence dans le cas de l'effacement électrique : selon les méthodes utilisées, les résultats sont mitigés (Coughlin et al., 2009; Enernoc, 2008; Goldberg, M.L. and Kennedy Agnew, G., 2003). Cependant, ces auteurs se sont orientés sur la meilleure façon de reconstituer les courbes de charge de référence (ex post), et se sont peu intéressés au cas du prévisionnel (ex ante).

Néanmoins, ces auteurs ont identifié des principes clés qui doivent être respectés pour la détermination de courbes de référence dans le cas de l'effacement (Enernoc, 2008), notamment :

- ✓ La **précision**, pour une rémunération précise des consommateurs et de leurs efforts réalisés lors de leur participation aux ordres d'effacement
- ✓ L'**intégrité**, pour résister à la manipulation potentielle des différentes parties prenantes, (e.g. des modifications dans le mode de consommation pour influencer les estimations).
- ✓ La **simplicité**, pour la compréhension par toutes les parties prenantes de la manière dont les potentiels et les références sont estimés, ainsi que pour une facilité de déploiement

La difficulté de recrutement de participants aux programmes d'effacement a été aussi signalée comme l'un des points clés lors du déploiement de ce type de mécanisme (Kiliccote et al., 2009).

Les différents types de clients pouvant participer à des programmes d'effacement (résidentiels, tertiaires et industriels) ont des caractéristiques spécifiques qui doivent être prises en compte pour leur participation à ces programmes (Aghaei and Alizadeh, 2013). La bibliographie la plus pertinente sur l'estimation des courbes de charge de référence concerne plutôt des applications dans le secteur tertiaire, et peu sur des usages industriels (Coughlin et al., 2009; Goldberg, M.L. and Kennedy Agnew, G., 2003; Hatton et al., In presse; Piette et al., 2013).

Cependant, dans le cas de l'industrie, la problématique de recrutement est encore accrue en raison de la réticence des industriels à laisser le contrôle de certaines parties de leurs moyens à des intervenants externes. Néanmoins, certains auteurs se sont intéressés au potentiel de participation de l'industrie dans le cas des effacements à des très courts délais (Ghatikar et al., 2012; Olsen et al., 2010). La plupart des ressources dites « effaçables » sont des équipements secondaires n'intervenant pas sur les procédés, ou dont la gestion modifiée n'affecte pas la qualité des produits ou services fournis. Ces facteurs réduisent le nombre d'usages et de sites disponibles, identifiés comme ressources effaçables dans des estimations de potentiels et gisements (Béhin, 2013, 2010; Ghatikar et al., 2012).

Peu de facteurs en dehors de l'historique de la consommation électrique sont disponibles pour prévoir le comportement des usages et sites industriels. En effet, les industriels peuvent être réticents

lorsqu'il s'agit de communiquer des données issues de procédés pour des raisons de confidentialité. Cependant, **les puissances appelées par les usages industriels sont beaucoup plus importantes que dans le cas des usages diffus du résidentiel et du tertiaire**, ce qui rend extrêmement attractif leur participation aux différents programmes d'effacement.

2.1. Le cas français : aperçu du mécanisme d'ajustement

La France est un pays précurseur dans la thématique de l'effacement électrique, notamment dans la catégorie de l'incitation tarifaire. Depuis les années 50, la compagnie nationale d'électricité (Electricité de France, EDF) signe des contrats « tarifaires » incitant les industriels électro-intensifs à baisser leur consommation au moment des jours les plus froids de l'année (des effacements de type TRBP).

Depuis 1982, EDF propose aussi le tarif « Effacement Jour de Pointe » (EJP), qui permet aux consommateurs de bénéficier d'une réduction tarifaire en contrepartie de tarifs nettement plus élevés pendant 22 jours de l'année.

A partir de 2009, la première offre commerciale d'effacement diffus avec contrôle direct de la charge arrive en France, avec le déploiement de technologies pour le secteur résidentiel (notamment le pilotage des usages à inertie thermique comme les ballons d'eau chaude et les chauffages électriques).

En parallèle, et afin d'assurer l'équilibre offre-demande, le gestionnaire du réseau d'électricité en France (Réseau de Transport d'Electricité, ou RTE) dispose de deux mécanismes différents et complémentaires : les « **services système** » (dont les réserves primaire et secondaire) et le « **mécanisme d'ajustement** » (CRE, 2014). La Figure 9 présente de manière résumée ces différents mécanismes, ainsi que leurs caractéristiques.

Les services systèmes correspondent à des réserves en puissances (appelées primaire et secondaire) mobilisables à de très courts délais d'une manière automatique par le gestionnaire d'équilibre. Leur objectif est de régler des écarts instantanés, mais aussi de régler la fréquence autour de 50 Hz.

Si les réserves primaire et secondaire sont complètement utilisées, il est donc nécessaire de mobiliser la « réserve tertiaire », qui consiste en différents « mécanismes d'ajustement », présentés à droite de la Figure 9. Ces divers mécanismes ont chacun des délais de mobilisation et donc des contraintes contractuelles spécifiques. Ces différentes réserves sont activées manuellement sur demande du gestionnaire d'équilibre (RTE), afin de pallier un déséquilibre potentiel (passage d'une pointe de consommation) ou avéré (déclenchement sur le réseau électrique) qui n'a pas pu être satisfait à travers les réserves primaires et secondaires. Les moyens correspondants à la réserve tertiaire sont contractualisés avec des producteurs et/ou des consommateurs.

	Services système		Mécanisme d'ajustement		
Nom de la ressource	Réserve primaire	Réserve secondaire	Réserve tertiaire		
	Activation automatique	Activation automatique	Activation manuelle		
Caractéristiques de la ressource	<ul style="list-style-type: none"> •Activée par régulation de la vitesse des groupes de production •Reconstitution de la puissance manquante •Environ 600 MW en France 	<ul style="list-style-type: none"> •Activée dans la zone d'origine de la rupture, afin de rétablir la fréquence à 50Hz •Entre 500 et 1000 MW en France 	Réserve rapide <ul style="list-style-type: none"> •Environ 1000 MW 	Complémentaire <ul style="list-style-type: none"> •Environ 500 MW 	Consommateurs <ul style="list-style-type: none"> •Environ 750 MW
Temps d'activation	<30 secondes	<15 minutes	< 13 minutes	< 30 minutes	< 2 heures
Types de ressource	Producteurs	Producteurs	Producteurs et consommateurs	Producteurs et consommateurs	Consommateurs




Figure 9 : Différents moyens à disposition du gestionnaire d'équilibre pour assurer l'EOD (CRE, 2014)

Ainsi, tous les producteurs et les consommateurs français peuvent participer au mécanisme d'ajustement, à condition de disposer de 10 MW de puissance effaçable (cette puissance a été revue à la baisse depuis le 1^{er} avril 2014 ; pour information, le seuil était auparavant de 40 MW). Ce seuil peut être atteint par l'agrégation de divers producteurs ou de plusieurs consommateurs. Les acteurs qui agrègent ces différentes puissances sont appelés « **agrégateurs d'effacements** » ou tout simplement « **agrégateurs** ».

La « **réserve rapide** », entourée en rouge dans la Figure 9, est le mécanisme visé par les travaux d'étude menés dans cette thèse. Ainsi, on souhaite valoriser différentes consommations électriques industrielles en tant que ressource effaçable à court terme, en raison des très courts délais imposés dans cette réserve (**inférieur à 13 minutes, aussi appelé h-13 ou t-13 minutes**). Ces délais **sont en pratique très courts** et, afin de répondre, les différents outils mis en place pour piloter les charges et/ou répondre correctement (acceptation des acteurs, disponibilités effectives des participants, etc.) doivent être des systèmes de supervision et contrôle performants, répondant aux caractéristiques listées à la section 1.4.

Les puissances consommées dans l'industrie présentent un avantage considérable par rapport au secteur tertiaire et résidentiel : leur grandeur. Ainsi, à titre d'exemple, pour atteindre 10 MW de puissance effaçable, même si le potentiel de réduction de la consommation électrique dans le secteur résidentiel est grand, notamment sur des usages thermodépendants comme les ballons d'eau chaude et le chauffage, il serait nécessaire de faire appel à plusieurs milliers de ménages. Le fait de s'attaquer à des usages diffus rajoute des difficultés à son déploiement et rend le processus d'appel des

consommations du résidentiel non aisé, même si les charges sont plus « pilotables » et « prévisibles ». Cependant, même si les consommations industrielles sont bien plus importantes elles restent moins pilotables à distance mais surtout, moins prévisibles.

Le mécanisme d'ajustement est encadré par plusieurs règles et contraintes, dont certaines sont présentées ici afin d'aider à la compréhension des enjeux liés à la participation à ce type de mécanisme, et qui ont été utilisées pour la construction de nos indicateurs dans le cadre de cette thèse.

Lorsqu'un besoin est exprimé par le gestionnaire d'équilibre par le biais d'un appel d'offres pour participer aux divers mécanismes, les différents agrégateurs voulant participer à cette offre doivent fournir leur réponse en respectant les conditions imposées. Chaque agrégateur doit donc proposer un « **portefeuille** » de clients (points de consommation électrique) qui fourniront la ressource effaçable demandée, comme schématisé dans la Figure 10. Ces clients doivent appartenir à un périmètre prédéfini et spécifié lors de l'appel d'offres. Ces divers périmètres sont appelés « **Entités d'Ajustement** » (ou **EDA**). Les diverses contraintes pour définir une EDA ne sont pas abordées dans cette thèse.

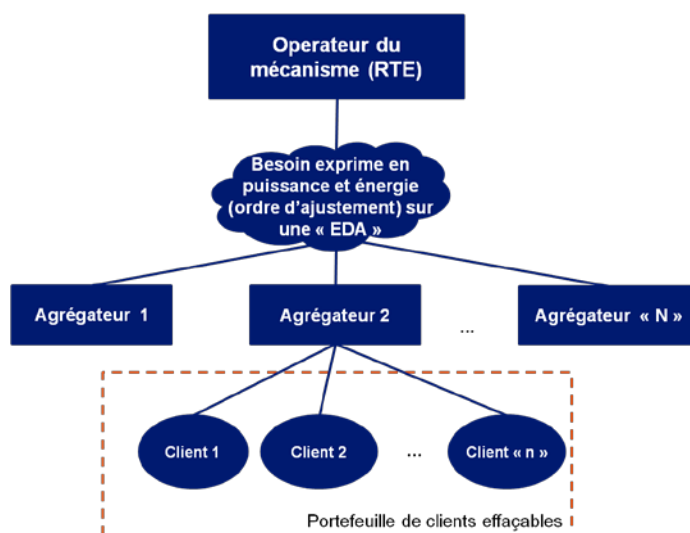


Figure 10 : Représentation schématique d'un appel d'offre de l'opérateur du réseau sur un besoin ponctuel de ressources effaçables

Dans le cadre des mécanismes d'ajustement, les ordres d'effacement (ou événement effacement) peuvent être variables dans le temps, et comprises entre une demi-heure et deux heures. Cette durée dans le temps est identifiée comme « **plage d'activation** » par RTE, et correspond à l'horizon de temps d'une prévision ou d'une reconstitution (identifiée auparavant par θ).

Actuellement, le gestionnaire d'équilibre France (RTE) a défini des règles de valorisation des effacements qui peuvent ne pas être satisfaisantes du point de vue d'un agrégateur, ou qui peuvent ne pas être suffisamment robustes en termes d'intégrité. A titre d'exemple, l'une des méthodes qui pourrait être adoptée par RTE est la méthode dite des « rectangles à double référence » pour le contrôle des effacements « réalisés », qui est schématisée dans la Figure 11. Ainsi, la puissance « qui

aurait été consommée » pendant la période d'effacement est déterminée comme étant la puissance moyenne la plus faible (moyennée sur une demi-heure) entre celle qui a été consommée avant et après l'événement d'effacement (RTE, 2013). Nonobstant, l'opérateur peut envisager la possibilité d'améliorer ces règles en prenant en compte d'autres propositions de la part des différentes parties prenantes. Ainsi, les règles de valorisation des effacements sont très changeantes et en évolution constante. Comme il a été mentionné auparavant, la valorisation des effacements a fait l'objet de plusieurs études (déterminations ex post de la consommation de référence). Ces méthodes servent à établir une rémunération pour les effacements réalisés et contrôlés pour chaque agrégateur.

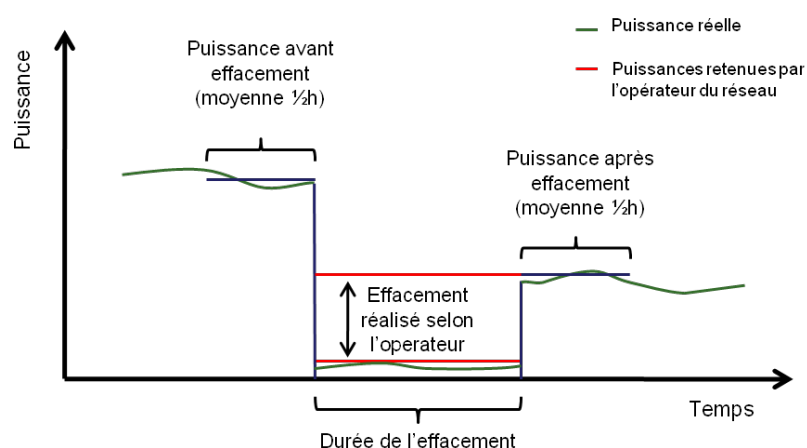


Figure 11 : Représentation de la méthode des rectangles à double référence pour la valorisation des effacements.

Il s'agit alors de pallier les problèmes d'incertitude dans la forme et la disponibilité des ressources effaçables du point de vue de l'agrégateur pour optimiser son « pool ». L'enjeu économique étant important, il est primordial de respecter les conditions imposées par le gestionnaire d'équilibre, à défaut de quoi des pénalités peuvent être imposées. A travers une vérification ou contrôle d'un effacement réalisé à l'aide des règles de vérification (telle la règle des rectangles à double référence), une offre soumise par un agrégateur sera considérée comme défaillante si elle ne respecte pas des règles prédéfinies.

A ce jour, l'opérateur du programme a fixé des marges de tolérance sur ce qui est appelé un volume de défaillance (RTE, 2014b). Le « **volume de défaillance** » est défini comme la différence énergétique entre la quantité d'énergie que l'opérateur sollicite lors de l'appel d'offre (appelée « énergie d'ajustement ») et l'énergie vérifiée ou contrôlée (ex post), au niveau du portefeuille des clients proposé lors de l'ordre d'effacement (ce portefeuille est aussi dénommée « **pool** » de clients).

De ce fait, les marges de tolérance sont définies pour un pas demi-horaire et sur une EDA, comme le minimum entre 20% de l'énergie d'ajustement sur le pas demi-horaire (représentée par E_{aju}) ou 50 MWh. Le volume de défaillance (représenté par V_d) doit respecter l'inégalité présentée dans l'expression (1).

$$|V_d| \leq \min (20\% \times E_{aju}, 50 \text{ MWh}) \quad (1)$$

Une défaillance est considérée comme le non-respect de l'inégalité dans l'équation ci-dessus. Le contrôle est réalisé par l'opérateur du mécanisme d'ajustement, et toutes ces vérifications se font « ex post ». Le nombre de non-respects est répertorié et surveillé. **La répétition des défaillances peut entraîner l'exclusion d'un agrégateur sur la participation aux mécanismes d'ajustement.** Il est important de prendre en compte ces contraintes lors de l'appel à effacement des différents clients. Une discussion approfondie de ces contraintes et leur prise en compte dans le cadre de thèse est faite dans la section 4.4.2.

La problématique de thèse est très encadrée par les contraintes de ces mécanismes d'ajustement. De ce fait, et afin de mieux répondre aux attentes de l'opérateur du programme (RTE), il est très important de considérer les contraintes techniques dans la réponse fournie. Ainsi, dans le cadre de cette thèse, la règle jugée comme la plus importante à respecter est précisément celle qui concerne le volume de défaillance. En effet, cette règle fixe les limites entre ce qui est « attendu », et ce qui est « réellement fourni » en termes énergétiques par l'opérateur. De plus, c'est la règle identifiée comme celle ayant un impact sur l'exclusion du mécanisme d'ajustement

Le fait que la règle exprimée dans l'équation (1) soit fixée en **valeur absolue** du volume de défaillance, a pour conséquence que l'énergie fournie ne peut être ni inférieure, ni supérieure à celle qui est demandée comme énergie d'ajustement. Tout cela est fait afin **d'assurer la sécurité du réseau électrique et l'équilibre offre-demande (EOD)**. En effet, si les effacements sont un outil pour rétablir l'EOD, il ne faut pas remettre en danger cet équilibre en réduisant la demande plus que nécessaire.

Toutes ces contraintes sont imposées pour le contrôle des effacements réalisés (déterminations ex post). Dans le cadre de cette thèse, on s'intéresse à l'intégration des ressources effaçables, et donc à la prévision du comportement des consommations électriques industrielles. Les contraintes imposées seront alors adaptées afin de les prendre en compte pour construire des indicateurs de prévision qui cherchent à réduire le risque d'un déséquilibre offre-demande. Ainsi, les trois points essentiels à retenir sont :

- ✓ L'horizon de temps lié à la durée des effacements entre 1/2 heure et 2 heures
- ✓ La prévision à court terme avec un délai de réaction obligatoirement inférieur à 13 minutes
- ✓ La contrainte liée au volume de défaillance (équation (1))

Si les modèles de prévision de la consommation électrique sont robustes et fiables, ils permettront de prédire un comportement attendu avec une précision statistique annoncée, et **qui répond aux contraintes des différents mécanismes d'ajustement.** De plus, avec l'arrivée prévue du mécanisme de capacité dont les règles sont en discussion au moment de l'écriture de ce manuscrit (prévu pour 2016 en France) et sur lequel les ressources effaçables pourront être valorisées (RTE, 2014c) (IBP, programmes obligatoires, voir Figure 5), fait que **l'effacement électrique devient un outil de**

première importance dans la gestion de l'équilibre offre-demande du futur. Ce futur mécanisme **d'obligation** de capacité permettra de valoriser les actions de maîtrise de la consommation de pointe, qu'elles soient mises en œuvre par des fournisseurs ou par des agrégateurs. Ce mécanisme supporte en effet deux types de valorisation pour les actions de maîtrise de la courbe de charge :

- ✓ une valorisation explicite pour les effacements de consommation via l'émission de certificats de capacité ;
- ✓ une valorisation implicite via la réduction de l'obligation de capacité pour les fournisseurs mettant en place des actions de modération de la consommation.

2.2. Caractéristiques techniques de la plateforme d'agrégation d'effacement

Afin d'examiner l'intérêt de participer à ce nouveau marché en développement selon les conditions décrites ci-avant, la direction Recherche et Développement (R&D) d'EDF étudie les modalités à mettre en œuvre afin de pouvoir se positionner en tant qu'agrégateur d'effacement. Pour ce faire, et afin de gérer le portefeuille des clients industriels qui contractualiseraient leur participation à ces mécanismes, EDF R&D développe une plateforme expérimentale d'agrégation des consommations industrielles et a adopté une architecture de contrôle et communication comme celle présentée à la Figure 12.

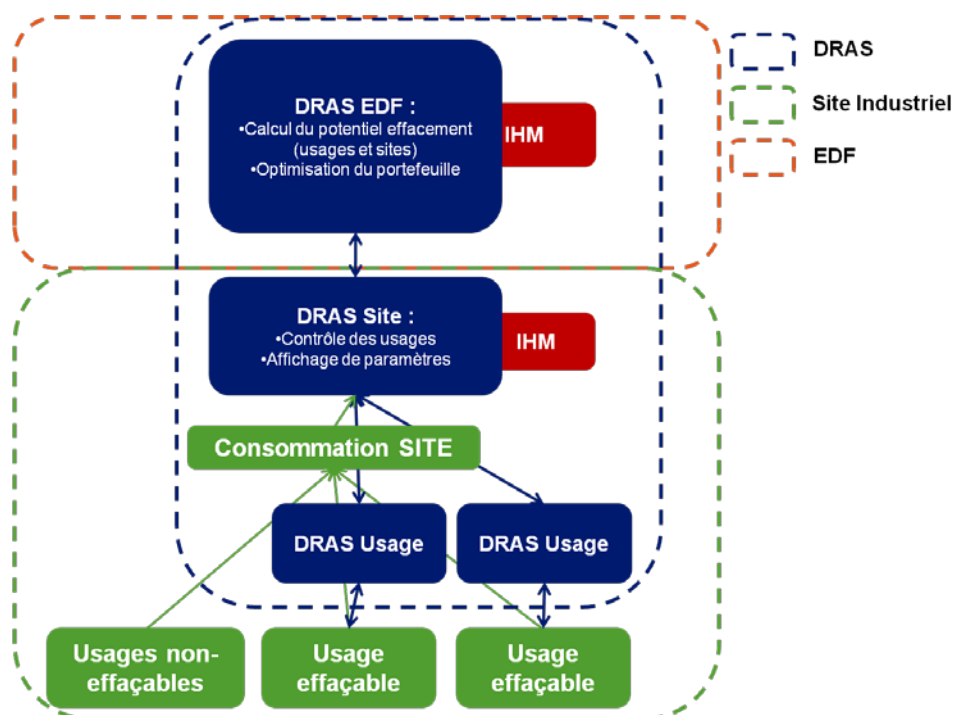


Figure 12 : Représentation de l'architecture de contrôle adoptée dans le cadre de la thématique effacement à EDF R&D

Avant de rentrer dans le détail de la prévision de la consommation énergétique dans l'industrie, il est nécessaire de définir ce qui par la suite sera considéré comme un site industriel et comme un usage

industriel. Il s'agit en fait de deux niveaux d'agrégation de la consommation qui sont liés entre eux. Un **site** est considéré comme **industriel** s'il s'agit d'un site réalisant des activités appartenant au secteur industriel, avec une forte consommation énergétique, dont la consommation énergétique est identifiable (disposant d'une facturation de sa consommation d'électricité) et suivie à l'échelle globale du site. Un **usage industriel** est considéré comme un point de consommation énergétique, à l'intérieur d'un site industriel, qui peut être un équipement, un groupement d'équipements, ou un atelier à l'intérieur du site, dont la consommation énergétique peut être suivie ou non. Un site industriel présente, dans la plupart des cas, une forte consommation énergétique, sous forme de différents vecteurs d'énergie : gaz, électricité, chaleur, vapeur. Dans le cadre de cette thèse, seule la consommation électrique de différents sites et usages industriels est étudiée.

Un serveur automatique d'effacement (« **Demand Response Automated Server** », ou DRAS) au niveau de l'agrégateur est en charge de réaliser tous les calculs de prévision (au niveau des sites et des usages industriels), ainsi que de l'optimisation des appels à effacement lors d'un ordre d'effacement lancé par l'opérateur du programme. Il centralise toutes les opérations, ce qui permet un meilleur contrôle de l'ensemble du portefeuille des ressources effaçables. Le principal intérêt d'une telle architecture est que la gestion des changements et les mises à jour des algorithmes de calcul de courbes de charge et d'optimisation des ordres est faite depuis le DRAS Agrégateur (ici EDF R&D), au lieu de mises à jour au niveau de chaque usage ou site industriel. Les DRAS site ou usage sont en charge de remonter les données correspondantes aux puissances consommées en temps réel. Ces données sont stockées dans la DRAS Agrégateur pour leur analyse. Les différents clients choisissent le mode de contrôle de leurs usages lors d'un appel à participation à un événement effacement (ex. contrôle direct de la charge, manuellement, etc.). Dans tous les cas, l'industriel reste maître de sa décision, et il peut accepter ou refuser l'ordre d'effacement, voire y déroger (retour à un fonctionnement « normal » alors que la plage d'effacement n'est pas terminée), moyennant des pénalités en fonction de sa contractualisation spécifique.

Si les marges de tolérance sont respectées au niveau de chaque client et/ou de chaque usage participant à un événement effacement, elles seront aussi respectées au niveau du portefeuille de clients proposé lors de cet événement effacement. Au niveau du client ou de l'usage effaçable, la condition des 50 MWh par pas demi-heure comme marge de tolérance sera toujours respectée. Elle ne sera pas prise en compte lors des analyses de prévision des sites et usages. Cependant, lors de l'agrégation des sites sur une EDA, cette condition doit être vérifiée. Une discussion plus approfondie sur ces contraintes est faite dans la section 4.4, lors de la définition des indicateurs de performance.

Dans l'architecture présentée dans la Figure 12, les deux niveaux d'agrégation jouent un rôle primordial, avec des objectifs spécifiques pour chacun :

- ✓ **Niveau site** : il est indispensable d'établir une consommation de référence au niveau du site industriel car le gestionnaire d'équilibre jugera de la réalisation ou non d'un effacement en se basant sur la courbe de charge de consommation réelle au niveau du site industriel.

Effectivement, l'opérateur (RTE), n'a accès qu'aux courbes de charge au niveau du site et se servira donc uniquement de ces données pour rémunérer les effacements. Dans un site ayant contractualisé sa participation, il existera des usages dites « effaçables », qui réduiront leur consommation lors d'un événement effacement, et d'autres non effaçables, qui ne participeront pas à cette réduction. La prévision de la consommation site est nécessaire pour évaluer le comportement global et la répercussion sur cette courbe de charge d'un éventuel ordre d'effacement. En d'autres termes, il est nécessaire de s'assurer que l'effacement sera « visible » sur cette courbe, car il existe des usages non effaçables qui peuvent influencer fortement le comportement global site. Ce sont les « blocs » ou surfaces effaçables au niveau du site industriel qui seront optimisés dans le portefeuille de l'agrégateur.

- ✓ **Niveau usage** : bien que l'opérateur du programme d'effacement n'émettra pas de jugement à partir de ces données ni sur leurs consommations historiques, c'est bien au niveau de ces usages que seront fournies les possibilités réelles d'effacement. Il est donc très important d'être capable de savoir si un équipement est en marche, ainsi que la trajectoire prévue de sa consommation, afin d'intégrer cette consommation et ses options de repli dans le potentiel d'effacement.

Afin de mieux répondre à la question de la disponibilité des ressources énergétiques effaçables, au niveau du site ou des usages, il est nécessaire de prévoir la courbe de charge sur l'horizon de la durée maximale potentielle d'un événement effacement. Les mécanismes d'ajustement encadrant le projet prévoient des ordres d'effacement avec des durées comprises entre une demi-heure et deux heures. Cette durée de deux heures est appelée « **horizon de temps** », l'une des hypothèses de base de ce type de prévision.

Les modèles de prévision doivent fournir une prévision de consommation électrique pour les deux prochaines heures à tout moment de la journée, tant au niveau du site industriel, qu'au niveau des usages effaçables.

Les prévisions issues des modèles proposés et la fiabilité de la prévision serviront d'entrées aux outils d'optimisation qui seront en charge de déterminer les sites/usages à appeler. Outre cette prévision de consommation sur l'horizon de temps maximal de deux heures, ces outils d'optimisation d'agrégation utilisent d'autres paramètres, qui peuvent être physiques, contractuels, etc. Ces outils d'optimisation n'entrent pas dans le périmètre d'étude de cette thèse.

2.3. Objectifs spécifiques : la prévision de la consommation

Dans le cadre de la prévision de la consommation électrique, il est nécessaire de définir des indicateurs de performance du modèle afin de :

- ✓ Etablir sa fiabilité par rapport à une potentielle défaillance
- ✓ Comparer les différents modèles testés
- ✓ Choisir l'outil jugé le plus pertinent (voir Figure 13)

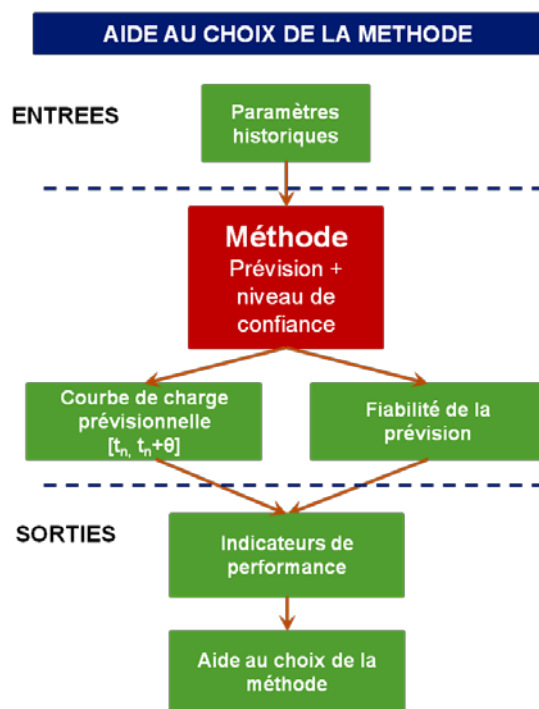


Figure 13 : Schéma représentant les entrées et les sorties pour la sélection d'une méthode de prévision

La prévision doit être associée à un taux de fiabilité permettant de juger la pertinence ou non de cette même prévision par rapport aux objectifs de l'effacement.

Une fois une méthode jugée plus performante que les autres par rapport aux critères définis, l'étape suivante est sa mise en place dans la plateforme de gestion d'effacements d'un agrégateur. Dans ce cas, la prévision doit se faire en temps réel pour chaque usage et site effaçable. La périodicité de mise à jour du modèle de prévision doit être définie selon les besoins opérationnels de l'agrégateur, et n'est pas prise en compte dans ce travail. La Figure 14 représente les interactions entre les entrées et les sorties lors de la mise en œuvre opérationnelle d'une méthode de prévision, qui soit à même de fournir une prévision pour les deux heures suivantes, à tout instant de la journée, et dont on connaît son taux de fiabilité par rapport aux indicateurs de performance, présentés dans la section 4.4.

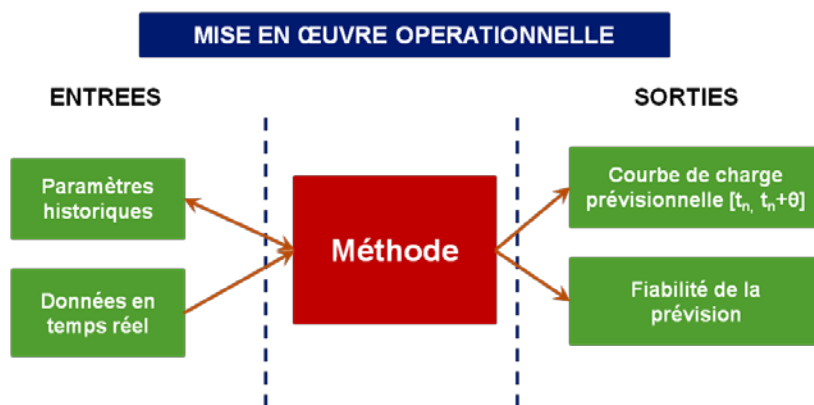


Figure 14 : Schéma des entrées et sorties de l'outil de prévision en temps réel de la consommation électrique

Nota Bene : afin de pouvoir répondre à un ordre d'effacement et de réduire sa consommation électrique, l'industriel doit mettre en place un scénario dit de « **repli** ». La question du **repli** de la consommation (« **curtailment** ») reste de nature contractuelle et hors du contrôle de l'agrégateur. Le repli dépendra dans chaque cas de la négociation entre l'agrégateur d'effacement et le client ayant décidé de participer au programme. En d'autres termes, la réponse à la question « de combien un client peut-il s'effacer ? » dépendra de chaque client et les scénarios de repli dépendront de ce que le participant accepte ou est capable de réaliser, ainsi que de tous les enjeux qui l'accompagnent (e.g. type de site industriel, équipements effaçables, nature du procédé). Pour déterminer la ressource disponible lors d'un événement effacement, l'estimation du repli dépend de la prévision de la consommation énergétique et du contrat établi avec chaque participant.

2.4. Disponibilité et qualité des données

La qualité de la réponse d'un modèle dépend de la quantité et la qualité des données disponibles pour chacun des équipements et des sites industriels. La disponibilité des données énergétiques peut s'avérer très différente selon les sites dans le cas de l'industrie. Pour cette raison, on retiendra les données qui seront disponibles de façon récurrente sur les différentes installations. Ces données seront récupérées en « temps réel » sur les divers procédés lors de la mise en œuvre opérationnelle des solutions de gestion énergétique. Ces dernières peuvent nécessiter l'installation de capteurs dont le coût, la fiabilité, la justesse et la robustesse sont des paramètres à ne pas négliger. L'information en temps réel liée à l'énergie fournit un élément de base pour des mesures d'efficacité énergétique dans le futur et pour la détermination des consommations de référence.

Il existe donc une grande disparité selon les sites. Toutefois, il existe des variables qui sont presque systématiquement mesurées et suivies dans une usine (par ex. la consommation électrique générale d'un site industriel, la pression d'une chaudière, la température dans un four, etc.). Ces données servent de données d'entrée à la modélisation. Le suivi énergétique en temps réel produit un nombre important de données qui doivent être stockées et traitées.

Dans le cadre de cette étude, **la disponibilité de données et des variables est réduite, en raison des coûts liés à leur mesure**, mais aussi en raison des problèmes de non-standardisation des approches de déploiement du suivi de la consommation des différents sites et usages industriels.

Qualité des données : retour d'expérience

La disponibilité de données acquises sur des sites industriels est différente en termes de qualité et de quantité de données exploitables, malgré toutes les précautions usuelles d'un système d'acquisition. La première étape consiste à vérifier la chaîne de mesure entre les capteurs, les conditionneurs de signaux et la visualisation. Une chaîne de mesure défaillante peut avoir plusieurs conséquences. Par exemple, si les équipements de transmission sont déficients, des données manquantes peuvent être prises en compte par les logiciels de traitement, notamment lors de l'application de modèles, ce qui occasionne de nombreux effets comme une sous-estimation de paramètres (e.g. une moyenne).

Il peut être utile de se familiariser avec le type de données issues des différents sites et usages industriels car cela permet, par exemple, de détecter des défaillances typiques liées aux ordres de grandeur physiques, à des confusions dans l'identification des capteurs, etc.

Dans le cas des courbes de charge énergétiques (d'après le retour d'expérience de l'équipe de recherche), les problèmes les plus récurrents rencontrés sont :

- a) Problèmes avec la restitution des données
 - ✓ Par exemple, des arrondis contradictoires sur les mesures de capteurs (des arrondis erronés ou pas d'arrondi)
- b) Problèmes sur la discrétisation des valeurs
 - ✓ L'unité de comptage n'est pas adaptée à la plage nécessaire pour la mesure physique
- c) Présence de valeurs aberrantes non diagnostiquées correctement
 - ✓ Des valeurs impossibles (e.g. négatives dans le cas d'une puissance) ou extrêmement élevées (e.g. puissances plus grandes que la puissance souscrite)
- d) Erreurs sur l'association Date-Données
 - ✓ Des « trous » dans les dates (une erreur fréquente) et des trous dans les valeurs du facteur (moins fréquent mais existant)
 - ✓ La non gestion des changements d'horaire (heure d'été – heure d'hiver)
- e) Positionnement des capteurs

- ✓ e.g. la mesure dépend de la localisation, où elle est influencée par des facteurs externes et donne des valeurs non-significatives (par exemple, une sonde de température d'air ambiant qui reçoit la radiation solaire directe en journée)
- f) Données « corrigées » non renseignées
- ✓ Certaines données fournies sont « corrigées », sans qu'il soit possible de connaître la procédure de correction. Pour éviter ce type de problème, il est préférable de travailler sur des données brutes, issues directement des compteurs.

Avant toute analyse de données, il est nécessaire que les données soient homogènes : les données manquantes ou les données « anormales » doivent être supprimées judicieusement, car elles pourraient biaiser les résultats (modification des moyennes, influence sur la qualité du modèle, etc.) (Vijayaraghavan and Dornfeld, 2010).

Le prétraitement nécessaire à l'homogénéisation des données effectué sur les données acquises par extraction du système de supervision est une phase importante lors de la mise en œuvre opérationnelle.

CHAPITRE 3. PREVISION DE LA CONSOMMATION ENERGETIQUE A COURT TERME DANS L'INDUSTRIE : ÉTAT DE L'ART

La détermination d'une consommation de référence est un sujet largement exploré, notamment pour le déploiement de mécanismes très divers qui visent à réduire de la consommation énergétique (Vine, 2008). La thématique de la consommation de référence s'attaque à des problématiques diverses telles que la mise en place de mesures d'efficacité énergétique, le déploiement de programmes de gestion de l'énergie, l'analyse de la performance énergétique, l'évaluation des programmes de gestion de la demande et **d'effacement électrique** (Coughlin et al., 2009; Reichl and Kollmann, 2010; Vine, 2008; Vine and Sathaye, 2000).

Cependant, la consommation énergétique dans l'industrie peut varier énormément d'un site ou d'un secteur à l'autre, et les entreprises tendent à adopter des mesures d'efficacité énergétique de façons différentes (Alhourani and Saxena, 2009). De plus, un manque de littérature scientifique pertinente pour l'intégration de la performance énergétique dans la gestion de la production a été signalé par (Bunse et al., 2011). **Les consommations de référence doivent être définies de façon cohérente** (Enernoc, 2008; Vine, 2008) **et l'analyse des données disponibles doit être aussi proche que possible des procédures standardisées pour que le déploiement des procédures de gestion énergétique, tels que l'effacement ou le suivi automatique de la consommation, soit intégré rapidement par les industriels.** Cela permettra d'intégrer un plus grand nombre de ressources et d'augmenter les bénéfices économiques (Reichl and Kollmann, 2010).

L'étude de la pertinence de diverses approches de prévision de courbes de charge à court terme sur des consommations au niveau des sites et des usages industriels est l'un des objectifs de ces travaux de recherche. Cela permet d'établir des consommations de référence ex ante, avec l'objectif de mieux intégrer en temps réel des ressources disponibles dans le cas de l'effacement électrique.

3.1. La prévision des courbes de charge : focus sur l'industrie

La prévision des courbes de charge électriques peut être définie comme l'estimation du comportement dans le futur de la consommation d'électricité d'un système. La plupart des études existantes sur la prévision des consommations électriques est effectuée à une échelle régionale ou nationale, car ces études répondent à des objectifs spécifiques comme la gestion des systèmes de production électriques existants ou la planification du développement du parc de production. La courbe de charge nationale a été au cœur de ce type d'études de prévision depuis de nombreuses années, et diverses techniques et méthodes ont été proposées et évaluées (Hahn et al., 2009; Hippert et al., 2001; Soliman and Al-Kandari, 2010; Taylor et al., 2006). Cependant, quand il s'agit de prévoir la consommation électrique à une échelle inférieure, telle que celle des sites ou des usages industriels, la consommation peut varier fortement et dépend de facteurs influents spécifiques à chaque élément

étudié. A ce jour, il existe peu de publications et travaux scientifiques sur l'application des méthodes de prévision pour l'établissement de consommations de référence pour des niveaux d'agrégations inférieurs à l'échelle nationale et/ou régionale.

La saisonnalité, les événements dus au calendrier, ainsi que la dépendance à des facteurs météorologiques, par exemple, sont des éléments généralement pris en considération lors de la modélisation d'une courbe de consommation électrique à l'échelle nationale (Bunn and Farmer, 1985). Or, ces facteurs peuvent ne pas être pertinents au niveau des sites ou des usages industriels. La transposition de ces méthodes de prévision ne doit pas être faite directement du niveau du site ou des usages industriels. Pour cela, des approches différentes et innovantes doivent être proposées afin d'apporter une réponse à cette attente et en intégrant le fait d'avoir une grande portée et une généralisation des démarches par la standardisation des méthodes.

Les méthodes de prévision recherchées doivent incorporer certaines contraintes :

- ✓ Le besoin de travailler avec peu de facteurs pour fournir une prévision
- ✓ La nécessité d'être facile à exporter pour d'autres cas d'application, en relation avec la typologie des données et le comportement spécifique des différents usages et sites industriels
- ✓ Des temps de calcul réduits en raison des délais d'activation très courts des effacements, ainsi qu'une simplicité de mise en œuvre opérationnelle
- ✓ La fourniture des prévisions à deux niveaux d'agrégation distincts mais complémentaires : niveau « site » et niveau « usage »
- ✓ La nécessité d'une démarche méthodologique pour la détermination du meilleur modèle pour chaque cas d'application, afin de réduire les contributions d'experts nécessaires aux analyses

Il existe un certain nombre de travaux et publications ciblant la détermination d'une consommation de référence pour la reconstitution des effacements, qui reste aujourd'hui orientée vers les secteurs tertiaire et résidentiel. Au sein du département Eco-efficacité et Procédés Industriels (EPI) d'EDF R&D, qui est en charge de l'expérimentation, différentes méthodes de détermination de la consommation de référence pour la reconstitution des effacements issues du rapport dit « KEMA » (du nom de la société en charge de l'étude) ont été étudiées (Goldberg, M.L. and Kennedy Agnew, G., 2003). Ce rapport, commandé par la commission d'énergie de la Californie, est considéré comme l'une des premières études qui traite réellement de la question de la détermination de la courbe de référence pour la valorisation des effacements pour le secteur résidentiel et tertiaire.

Bien que les méthodes issues du rapport KEMA aient été proposées initialement pour une valorisation des effacements ex post (contrôle des effacements réalisés), certaines de ces méthodes seront retenues et testées en usage dit ex ante afin de comparer les méthodes de prévision proposées et étudiées pour l'effacement. Ce rapport préconise aussi l'utilisation de la méthodologie de Box-

Jenkins (séries chronologiques) pour améliorer la reconstitution de la courbe de référence. La méthodologie de « Box-Jenkins » propose une démarche de modélisation (de type ARMA, SARIMA), pour une série chronologique afin de fournir de prévisions sur une base probabiliste (Box, 2008; Brockwell, 2002; Makridakis, 1998).

La question de l'applicabilité de la méthodologie de Box-Jenkins concernant notre sujet, a été étudiée en interne au groupe de recherche au sein d'EDF R&D. (Rodriguez-Mendoza, 2013). Leur applicabilité à certains sites industriels pour évaluer leur pertinence dans le cas des contraintes de l'effacement électrique (prévision infra-journalière, différence des données d'un site à un autre, etc.) a été analysée. Les conclusions de cette étude ont montré que ces approches étaient mal adaptées aux objectifs poursuivis car les séries chronologiques considérées sont souvent complexes et non stationnaires. De telles méthodes nécessitent une régularité ou monotonie qui est rarement présente dans le cas des consommations industrielles. De plus, les temps de calcul pour fournir une prévision très court terme sont conséquents. Nous avons donc écarté cette option de modélisation.

3.2. Les méthodes de prévision des courbes de charge à court terme

Classiquement pour l'énergie, la prévision des courbes de charge peut se faire à divers horizons de temps. Trois catégories différentes selon cet horizon de temps existent (Srinivasan and Lee, 1995) :

- ✓ La prévision à court terme (« **Short term load forecasting** », **STLF**), jusqu'à 24 heures d'horizon de prévision
- ✓ La prévision à moyen terme (« Medium term load forecasting », **MTLF**), entre un jour et un an d'horizon de prévision
- ✓ La prévision à long terme (« Long Term Load Forecasting », **LTLF**), de un à dix ans d'horizon de prévision

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la prévision de courbes de charge à court terme, ou « STLF ».

Dans la littérature, il existe un grand nombre d'études dédiées à l'étude de la courbe de charge à court terme au niveau national, et il est extrêmement difficile de juger si une technique de modélisation et de prévision des courbes de charge est plus performante que les autres, car cela dépend du jeu de données utilisé et des objectifs attendus (Gross and Galiana, 1987).

Les méthodes peuvent être classifiées différemment : selon la typologie de modèles intégrant le nombre de variables utilisées (modèles univariés ou multivariés), l'utilisation de méthodes de type paramétrique ou non-paramétrique, la façon d'aborder la prévision (prévision ponctuelle ou fonctionnelle), etc.

Du fait du grand nombre d'études et de méthodes existantes, plusieurs classifications de méthodes par « familles » ont été proposées, et il s'avère très difficile de faire une classification simple de ces méthodes de prévision à court terme.

Alfares and Nazeeruddin (2002) proposent 9 différentes catégories de méthodes pour la prévision de courbes de charge, tandis que d'autres auteurs parlent de 2, 3 ou 4 catégories (Cugliari, 2011; Hahn et al., 2009; Hippert et al., 2001; Li et al., 2012). Les techniques proposées dans le cadre de cette thèse peuvent être un mélange d'outils avec l'objectif d'établir une meilleure prévision pour les divers sites/usages étudiés. En prenant en compte tous ces éléments, nous classifions les diverses méthodes de prévision à court terme en 5 catégories:

- ✓ les méthodes issues des techniques d'analyse de séries temporelles et de régression,
- ✓ les méthodes issues de l'analyse multivariée,
- ✓ les méthodes issues du « data mining » et de l'apprentissage automatique,
- ✓ les méthodes non-déterministes,
- ✓ les méthodes hybrides.

La Figure 15 reprend cette classification, avec quelques exemples de méthodes considérées pour chaque catégorie.

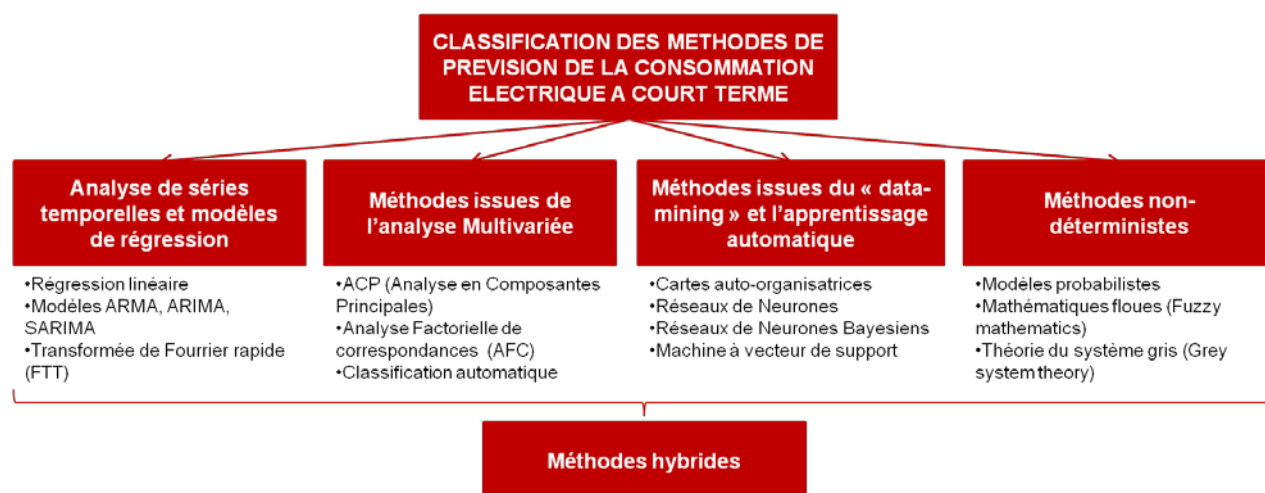


Figure 15. Différentes familles de prévision à court terme avec liste (non exhaustive) de méthodes dans chaque catégorie

Une description synthétique de ces 5 différents types de méthodes est présentée ci-après. Les diverses méthodes de prévision proposées et étudiées dans le cadre de cette thèse sont issues de ces différentes familles. Les détails concernant la mise en œuvre des méthodes étudiées et proposées, ainsi que leur applicabilité dans le cas de ces travaux sont décrits dans la section méthodologique.

3.2.1. Approches par séries chronologiques et modèles classiques de régression

Les méthodes de prévision les plus classiques sont fondées sur un modèle qui établit une relation entre la puissance et d'autres facteurs. Les séries chronologiques et les modèles basés sur la régression rentrent dans cette catégorie.

Les méthodes d'analyse de « séries chronologiques » sont les méthodes les plus répandues quand il s'agit de prévision de courbes de charge temporelle. Une abondante littérature existe sur leur application dans plusieurs domaines (économie, biologie, consommations), à très diverses échelles de temps et ordres de grandeur (Brockwell, 2002; Bunn and Farmer, 1985; Makridakis, 1983). Ainsi, nous pouvons citer les modèles autorégressifs (AR), de moyennes mobiles (« Moving Average », MA), les modèles ARIMA (« Autoregressive Integrated Moving Average »), SARIMA (« Seasonal-ARIMA »), les méthodes de lissage exponentiel, entre autres (Taylor et al., 2006). La base méthodologique des séries chronologiques s'appuie sur des modèles linéaires. Des modèles non-linéaires ont aussi été développés afin de mieux appréhender des dépendances plus complexes, notamment les modèles GARCH (« Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity ») et les modèles à longue mémoire (Aragon, 2011).

Afin d'intégrer des variables exogènes, des modèles de régression classiques peuvent être combinés à des approches par séries chronologiques. Dans la plupart des cas, c'est la régression linéaire qui est utilisée. L'un des avantages de ce type de modèle est la facilité de lecture et d'interprétation de la relation entre les variables dépendantes et les facteurs influents.

La principale difficulté des modèles de régression réside dans la détermination des relations entre les diverses variables et la variable à expliquer. La difficulté à recueillir d'autres facteurs influents (carnet des commandes, niveau des stocks, maintenances, etc.) dans le cas de l'industrie, ne permet pas d'envisager des méthodes multifactorielles généralisables aux divers cas d'application aisément.

Des méthodes de régression sous contrainte, différentes de la régression linéaire classique (mais toujours avec des corrélations linéaires), ont été appliquées à des fins de prévision (Hastie et al., 2008). Les moindres carrés partiels (qui recherche des composantes dites des variables latentes qui maximisent la corrélation entre les variables explicatives et la variable à expliquer), la régression Ridge (qui permet une réduction des variables initiales), la régression Lasso (qui permet une sélection de variables parmi les variables initiales) et la régression « elastic-net » (qui fait un arbitrage entre la régression « Ridge » et « Lasso ») rentrent dans cette catégorie. Ce type de régressions sera particulièrement ciblé pour l'effacement.

3.2.2. Analyse multivariée et prévision

Les méthodes d'analyse multivariée telles que l'Analyse en Composantes Principales (ACP), l'Analyse Factorielle des Correspondances (AFC), ou les algorithmes de classification sont des méthodes d'exploration des données et de réduction des dimensions (James et al., 2013).

Ces techniques permettent d'explorer des relations entre variables indépendantes et dépendantes. En étudiant ces relations de nature exploratoire, un modèle peut être établi pour une variable dépendante. La précision du modèle dépend fortement des variables indépendantes utilisées. Si ces variables n'expliquent pas de façon pertinente le comportement de la puissance, les modèles peuvent produire des prévisions avec une forte variabilité. Certains auteurs ont abordé les problèmes de prévision en utilisant des méthodes issues de cette famille, couplées avec d'autres types d'approche méthodologique (Lendasse et al., 2002; Manera and Marzullo, 2005; Taylor et al., 2006).

La nature des données industrielles permet d'envisager l'analyse des données avec des techniques multivariées afin de retrouver des relations entre la puissance et des facteurs temporels. Ainsi, des méthodes telles que la Régression sur Composantes Principales (Hastie et al., 2008) qui utilise des composantes qui maximisent la variance expliquée, peuvent être envisagées. Cette méthode est particulièrement ciblée pour le cas d'étude de l'effacement des consommations industriels.

3.2.3. « Data mining » et apprentissage automatique

Le « data mining » (fouille de données en français) peut être défini comme l'extraction de connaissances à partir d'une grande quantité de données (« big data ») par des méthodes automatiques ou semi-automatiques. L'apprentissage automatique (« machine learning ») peut être défini comme un ensemble de méthodes automatisables qui permettent à des « machines » de s'adapter grâce à un processus d'apprentissage pour remplir des tâches qui sont difficiles à réaliser avec des méthodes plus « classiques ». Les deux concepts sont souvent confondus, mais l'apprentissage automatique intègre des techniques dites de « data mining » d'une façon automatique afin de faire des analyses et extraire des connaissances sur les données.

Dans les années à venir, avec l'installation de compteurs communicants dans le secteur résidentiel et le déploiement des suivis de consommation plus détaillés dans l'industrie, les données énergétiques seront abondantes et les outils issus de cette catégorie d'analyse deviendront très importants pour obtenir des connaissances à partir de la fouille de ces données.

De nombreuses méthodes appartiennent à cette famille et il est très difficile de faire une liste exhaustive de toutes les méthodes pertinentes pour la prévision de courbes de charge. Parmi les plus importantes nous pouvons citer les réseaux de neurones artificiels (« Artificial Neural Networks », ANN, qui peuvent être difficiles à paramétrer, avec des risques de sur-apprentissage), les machines à vecteurs de support (« Support Vector Machines », SVM, qui sont une généralisation des classifieurs

linéaires), les arbres de décision, ou des algorithmes de classification automatique (qui permettent de classer des typologies selon certains critères à définir et qui sont bien adaptés à l'analyse des courbes de charge, comme les cartes auto-organisatrices de Kohonen, « Self-organizing Maps », SOM).

Les réseaux de neurones ont été au cœur de nombreuses recherches dans le cadre de la prévision des courbes de charge avec des résultats satisfaisants (Hahn et al., 2009; Hippert et al., 2001; Hippert and Taylor, 2010; Srinivasan and Lee, 1995). Cependant, on relève que les réseaux de neurones présentent parfois l'inconvénient de « sur-apprendre » sur les données utilisées pour l'apprentissage et fournissent des prévisions non adaptées sur des données de « test ». Il faut ainsi une quantité de données « d'apprentissage » importante pour obtenir des modèles robustes et éviter ces sur-apprentissages (Jo, 2003). Des réseaux de neurones « bayésiens » ont également été proposés afin de mieux déterminer le paramétrage des réseaux pour la prévision (Hippert and Taylor, 2010).

Les méthodes issues de l'apprentissage automatique offrent beaucoup de possibilités de modélisation, et des techniques basées sur l'identification des comportements, la détection de changements dans la consommation, ou l'engagement des différents usages peuvent être envisagées pour le cas des courbes de charge industrielles. Cependant, pour la standardisation des méthodes et le respect des principes de « simplicité » et « précision » (décrits dans les sections précédentes), certaines méthodes seront considérées comme non adaptées à la prévision pour la problématique de l'effacement, et seulement certaines seront explorées par la suite, notamment la classification par cartes auto-organisatrices de Kohonen.

3.2.4. Approches non-déterministes

Selon Li et al. (2012), il existe trois catégories de méthodes ou théories non-déterministes appliquées actuellement à la prévision :

- ✓ Théorie des probabilités
- ✓ Mathématique floue (« fuzzy mathematics »)
- ✓ Théorie du système gris (« grey system theory »)

La théorie des probabilités se focalise sur l'étude de la composante aléatoire des processus. Dans le cadre de la prévision de la consommation énergétique, pour certains cas, le problème peut être défini avec des contraintes probabilistes, où on estime une probabilité pour un équipement ou un site industriel à consommer de l'électricité ou non dans une période ultérieure.

Peu de références bibliographiques existent qui abordent le sujet du STL_F de cette manière car, comme il a été discuté, la prévision dans la plupart des cas est faite pour des courbes de charge à un niveau d'agrégation plus grand. Néanmoins, des concepts issus de la théorie des probabilités (tels que la loi des grands nombres ou le théorème de limite centrale) sont appliqués de différentes manières à la prévision.

Les mathématiques floues étudient quant à elles les situations d'incertitudes cognitives. La performance de ces méthodes dépend beaucoup d'une expertise technique et donc, nécessite l'intervention d'experts pour définir certains paramètres ou domaines de variation des variables floues. Ce fait rend ces approches difficiles à standardiser, compte tenu du faible nombre de données et du besoin d'expertise, ce qui est contraire aux objectifs de disposer de modèles simples et généralisables.

Les modèles issus de la théorie du système gris prédisent des valeurs futures d'une série temporelle basées uniquement sur un échantillon récent de données, qui dépend de la fenêtre de prévision (Kayacan et al., 2010). La théorie du système gris n'a été appliquée que récemment à la prévision et peu d'auteurs se sont penchés sur la question de la prévision de la consommation électrique à court terme, comme Li et al., (2012). L'un des principaux intérêts de ces modèles réside dans leur capacité à fournir des prévisions avec des échantillons de petite taille ou des données insuffisantes. La complexité de ces approches (d'un point de vue conceptuel) ne permet pas de retenir dans une première instance ce type d'approche (comme pour le cas des réseaux de neurones) afin de respecter le principe de simplicité.

3.2.5. Approches hybrides

Les approches hybrides peuvent être vues comme les approches combinant deux ou plus d'approches différentes. L'objectif principal de combiner plusieurs approches est de surmonter les inconvénients ou difficultés des méthodes originelles (Hahn et al., 2009).

Les approches de mélange de prédicteurs sont de plus en plus étudiées avec des résultats très encourageants quand elles sont comparées à des méthodes « classiques » (Cho et al., 2013; Devaine et al., 2013; Goude, 2008). Cependant, leur complexité de mise en œuvre et leur paramétrage est un facteur à considérer dans le cadre de l'effacement électrique, et ce type de méthodes sera peu abordé dans le cadre de cette thèse.

Pour répondre aux objectifs de ces travaux de recherche, aucune méthode de prévision n'est écartée « a priori ». Cependant, en raison de la grande quantité d'usages et de sites industriels existants, une analyse exhaustive de toutes les méthodes de prévision est impossible. De plus, des contraintes pratiques ou métier, comme le temps de calcul ou le manque de données peuvent écarter certaines méthodes. Au final, seules techniques jugées pertinentes concernant ces critères seront considérées.

RESUME DE SECTION ET QUESTIONS DE RECHERCHE

L'objectif de cette thèse est d'étudier s'il est possible d'intégrer des effacements de consommations électriques, issus de l'industrie, en tant que ressources effaçables à court terme dans le cadre de l'équilibre offre-demande dans le contexte des mécanismes d'ajustement du système électrique français.

En effet, les consommations industrielles représentent une ressource intéressante en raison du gisement qu'elles représentent et de la grandeur des puissances consommées mises en jeu, comparées à celles des secteurs tertiaire et résidentiel. Cependant, la question de leur disponibilité et leur fiabilité est un point crucial car cela détermine le mécanisme sur lequel la ressource effaçable peut être valorisée.

La réponse à ces objectifs passe par la prévision de ces consommations, mais aussi par la détermination de la fiabilité à accorder à ces prévisions. Cette fiabilité doit être estimée en prenant en compte les contraintes opérationnelles et les contraintes imposées par le mécanisme sur lequel la ressource sera valorisée. Cette prévision de la disponibilité des ressources effaçables est primordiale. Il n'est ainsi pas envisageable, compte tenu des temps d'activation, de pouvoir appeler une ressource qui ne serait pas effaçable à ce moment précis (indisponibilité), ou d'appeler une ressource effaçable au moment de l'ordre d'effacement, mais qui aurait réduit sa consommation naturellement au moment de l'effacement proprement dit (rémunération induite). Aussi, la question de la prévision ainsi que celle de sa fiabilité sont de toute première importance.

La question du repli (capacité, en puissance et en durée, de l'industriel à s'effacer) dépend, tant au niveau du site que des usages industriels, de la négociation entre l'agrégateur d'effacement et le client ayant décidé de participer au programme. La réponse à la question « de combien une consommation peut-elle s'effacer ? » est individuelle. Ainsi, même dans des industries similaires appartenant à un même secteur, les différents usages et sites présenteront des différences qui se traduiront par des disponibilités (en puissance et/ou en durée) distinctes. Enfin, le repli dépend de ce que l'industriel est prêt à accepter, mais aussi de la connaissance du procédé, qui est difficile à appréhender d'une manière approfondie pour tous les cas de figures.

Dans cette section, la question de la validation d'un effacement, ou contrôle du réalisé, par reconstitution de la courbe de charge du site/usage effacé, faite ex post, a aussi été au centre des discussions, afin d'apporter des éléments clé pour l'intégration de ces ressources.

Enfin, il faut noter que la typologie des clients participant à des programmes d'effacement tend à se diversifier, ce qui rend encore plus difficile la prévision de leur disponibilité et donc, l'estimation d'une fiabilité associée à leur comportement et à leur réponse.

La procédure à standardiser est donc le processus d'estimation de la fiabilité de la prévision dans le cadre de l'effacement, en intégrant des méthodes de prévision adaptées pour chaque typologie de ressource, les diverses contraintes, et les données disponibles. Cela doit être fait en respectant, dans la mesure du possible, trois principes clés pour une meilleure acceptation et standardisation des procédures :

- ✓ La précision, afin de représenter au mieux la consommation réelle, mais jugée par rapport aux contraintes imposées par le gestionnaire d'équilibre
- ✓ L'intégrité de la démarche, qui dépend des contraintes imposées et qui se doit d'être résistante à des manipulations de la part des différentes parties prenantes (consommateur, agrégateur, gestionnaire d'équilibre) en assurant la sécurité du réseau électrique et la réduction des risques
- ✓ La simplicité, afin de faciliter la standardisation et l'acceptabilité des méthodes et des approches par toutes les parties prenantes.

Ainsi, les modèles de prévision de la consommation énergétique se doivent, pour chaque application, de respecter ces principes et de permettre de prédire un comportement énergétique attendu avec une précision statistique annoncée, tout en répondant aux contraintes des différents mécanismes d'ajustement. L'objectif consiste alors à réduire l'incertitude dans la forme et la disponibilité des ressources effaçables du point de vue d'un agrégateur pour optimiser un « pool » de consommations industrielles.

SECTION II – METHODOLOGIE

CHAPITRE 4. DEMARCHE GENERALE

Afin d'intégrer les contraintes de la prévision des consommations électriques dans le cadre de l'effacement électrique, une approche de modélisation de type « fouille de données » a été suivie. A partir de données brutes, ce processus comporte plusieurs étapes et peut intégrer des retours d'information (« feedback ») afin d'enrichir la fouille et d'extraire des informations ou des connaissances pertinentes (« knowledge discovery »). La Figure 16 schématise ce processus.

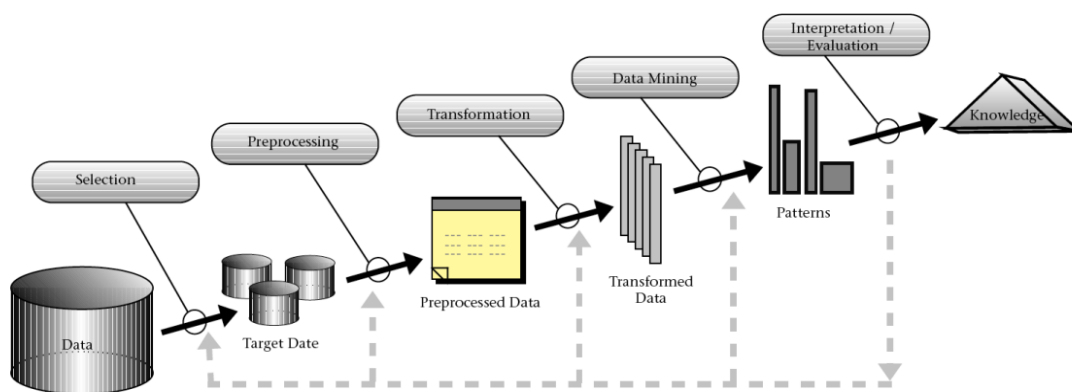


Figure 16. Processus de fouille de données (« knowledge discovery in databases ») (Fayyad et al., 1996)

Dans le cas de l'effacement électrique à court terme, dont les contraintes opérationnelles sont assez fortes (des méthodes de prévision facilement mises en œuvre et compréhensibles par les différents acteurs de l'effacement, des temps de calcul réduits, etc.), une démarche intégrale et robuste doit être mise en œuvre. Elle doit permettre de déterminer le comportement de la consommation électrique d'un site ou d'un usage effaçable, et fournir une fiabilité associée à ce potentiel en fonction du mécanisme d'effacement où cette consommation est intégrée, afin de faciliter la mise en place d'un « **ordre de préséance** » (communément appelé « **merit order** ») pour les différents usages et sites industriels présents dans le « pool ».

Afin d'appréhender le processus d'apprentissage sur des données historiques de consommation électrique, une démarche générale a été construite et est développée dans cette section. Cette démarche permet de fournir une solution complète à la problématique en question, en intégrant tous les facteurs pertinents :

- ✓ déterminer la meilleure manière de prévoir la consommation énergétique pour sa mise en œuvre opérationnelle, puis,
- ✓ établir et calculer des indicateurs de la fiabilité associée à cette prévision dans le cadre du programme d'effacement concerné.

Ainsi, la démarche générale proposée pour obtenir une courbe de charge prévisionnelle et sa fiabilité associée comporte les étapes suivantes (similaires à celles de la Figure 16) :

- a) Mise en forme des données
- b) Caractérisation des données et analyses préalables
- c) Mise en œuvre des méthodes de prévision
- d) Détermination de la performance et de la fiabilité des méthodes
- e) Choix de la méthode

Les deux premières étapes (a et b) de cette démarche sont valables pour toutes les méthodes, car il s'agit des étapes préliminaires à la prévision et à la comparaison de diverses méthodes. Ces deux étapes correspondent à la partie « pre-processing », présentée sur la Figure 16. La troisième étape (c) est propre à chaque méthode de prévision proposée, car il s'agit de sa mise en place et de son apprentissage. Pour les étapes restantes (d et e), et afin de comparer les résultats obtenus, le processus se veut général pour toutes les méthodes. La description détaillée de chacune de ces cinq étapes ainsi que leur importance dans le processus sont présentées ci-dessous.

4.1. Mise en forme des données – Prétraitement

Une règle générale appliquée à plusieurs types de systèmes est le concept du « Garbage In, Garbage Out » (« GIGO ») (Lidwell et al., 2010). Ce concept fait référence au fait qu'un modèle traitera inconditionnellement des données en entrée même si elles sont absurdes (« garbage in ») et produira de facto des résultats indésirables (« garbage out »). Afin de réduire au maximum les problèmes qui pourraient surgir en raison d'une faible qualité des données, le prétraitement est une étape essentielle de la modélisation.

Les données disponibles pour chacun des niveaux d'agrégation étudiés sont issues des compteurs électriques. Les traitements de ces données doivent prendre en compte ses caractéristiques et doivent être adaptés pour chaque niveau d'agrégation. La qualité des données est aussi un point crucial à vérifier. En effet, des données de mauvaise qualité peuvent entraîner des effets indésirables sur le résultat des prévisions (Zhang and Sun, 2008).

4.1.1. Niveau Site industriel

Les données disponibles au niveau du site industriel sont issues du compteur électrique général de chaque site dans la plupart des cas. Il est possible de disposer d'un historique sur plusieurs mois, voire années, contrairement aux cas de données correspondant aux « usages » ou « équipements » qui ne sont généralement pas instrumentés. De plus, les données acquises pour le site industriel sont jugées de bonne qualité, car il s'agit des données utilisées pour la facturation de l'électricité. Le pas de temps le plus courant pour ces données de facturation est de **dix minutes**.

La mise en forme des données consiste également à repérer des problèmes tels que données manquantes, doublons, horodatages irréguliers, et de vérifier la régularité sur le pas de temps sur la période étudiée.

Une fois ce premier traitement des données réalisé, il est souhaitable de construire des courbes de charge journalière et hebdomadaire à partir des données disponibles. Ces courbes servent à l'analyse préalable des données, étape suivante de la démarche générale.

Il est important de noter que ces données sont, dans le cas des gros clients industriels (sites industriels alimentés en Haute Tension de type B, ou HTB – tension >50 kV), fournies par l'opérateur du réseau de transport électrique RTE, qui est aussi le gestionnaire de l'équilibre national offre-demande et l'opérateur des programmes d'effacement en France. C'est à cette échelle que les effacements seront évalués (réputés « réalisés » ou non, selon qu'ils respectent ou non, les règles fixées par le gestionnaire d'équilibre). Dans le cas des clients industriels alimentés en Haute tension de type A (appelée aussi moyenne tension ou HTA – généralement avec une tension d'alimentation site de 20 kV) ou en Basse Tension (410 V triphasé), les données sont relevées par le gestionnaire du réseau de distribution en France, ERDF, et transmises à RTE.

Lors du « recrutement » d'un site industriel, la mise en place d'un suivi de la consommation électrique au niveau du site doit être faite. Les données récupérées par le système d'acquisition en temps réel doivent être comparées aux données de facturation historiques afin de valider ou non la chaîne de mesure et d'acquisition. Les données récupérées doivent posséder les mêmes caractéristiques que celles de l'opérateur : horodatage, pas de temps, magnitude.

4.1.2. Niveau Usages industriels

Les données disponibles au niveau des usages industriels sont issues soit de la supervision de la consommation de l'usage si elle existe, soit de capteurs mis en place, lors du recrutement d'un site, au niveau des usages effaçables (équipements, ateliers, etc.). Des tests de communication et d'enregistrement des données sont réalisés entre la plateforme et le site industriel afin de s'assurer que les données disposent de la qualité minimale requise pour leur analyse. Ces tests étudient l'impact des pertes de communication (ce qui se traduit par des données manquantes), et la validité des données (notamment les ordres de grandeur).

Pour être synchrone avec les données acquises au niveau du site industriel, les données des consommations électriques des différents usages effaçables doivent avoir un pas de temps minimal de **dix minutes** avec un horodatage régulier, synchronisé sur l'horodatage au niveau du site industriel.

Pour les données de consommation d'un usage, l'historique disponible est au départ inexistant mais s'étoffe par la suite. Les méthodes de prévision et de validation doivent donc prendre en compte ce faible historique au niveau des usages afin de fournir une réponse à la problématique présentée.

4.2. Analyses préalables et caractérisation

L'analyse préalable des données doit intégrer la nature des données, leurs caractéristiques principales et le comportement de la consommation électrique. Cette analyse permet de mettre en évidence une typologie de données (plus exactement du type du signal enregistré) ou des niveaux d'engagement¹ dans la consommation électrique de chaque site industriel. Cette typologie permet d'associer une ou des méthodes de prévision pour établir une courbe de référence pour l'effacement.

L'analyse préalable permet de mieux appréhender le comportement de la consommation énergétique. Elle met en évidence des données aberrantes, des comportements jugés anormaux ou atypiques, des anomalies (section 2.4), et est réalisée par une caractérisation qualitative.

Une « **courbe de charge** » peut être définie comme l'ensemble des puissances mesurées en valeur moyenne sur un pas de temps (en général 10 minutes) pendant un intervalle de temps défini, comme celle présentée dans la Figure 17 (en abscisses le temps, en ordonnées la puissance). Une courbe de charge générale permet de visualiser plusieurs phénomènes qui pourraient être présents dans la série chronologique : saisonnalités (hebdomadaire, annuelle, etc.), longues périodes d'arrêt (vacances, maintenance, arrêts programmés), données manquantes en grande quantité (e.g. début avril sur la Figure 17), ainsi que des tendances plus ou moins significatives. Si la profondeur historique de la série est importante, il peut être intéressant de découper la série en plusieurs parties afin de mieux observer ces phénomènes.

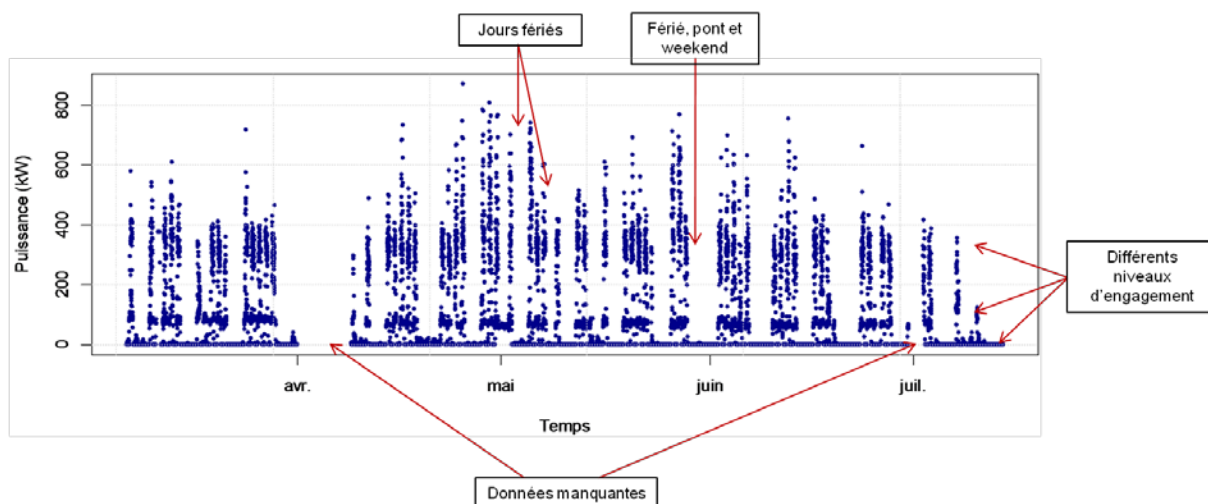


Figure 17. Exemple de courbe de charge générale

Une seconde courbe intéressante est la « **monotone de puissance** » (appelée aussi monotone de charge) qui est une courbe construite à partir de la courbe de charge générale, sur une période de temps spécifiée. Elle présente les charges ordonnées (de manière croissante ou décroissante), selon

¹ Niveau de puissance de la consommation électrique, liée au fonctionnement d'un site ou d'un usage industriel

une durée (en termes absolus ou en pourcentage), correspondant à la durée pendant laquelle la charge est supérieure ou égale à ce niveau (IEC, 1985). La monotone de puissance est similaire à une courbe des « fréquences cumulées », mais avec des axes inversés. Elle représente la puissance mesurée sur une durée (généralement d'un an), en fonction du temps généralement donné en heures (8 760 heures par an). Cependant, elle peut aussi être présentée en pourcentage du temps, car la période disponible peut être différente à un an exact de données de consommation électrique.

La monotone de puissance permet notamment de visualiser :

- ✓ Les niveaux maximal et minimal de puissance appelée ;
- ✓ La durée des périodes d'arrêt ;
- ✓ L'existence de paliers de consommation, qui peuvent représenter des durées de fonctionnement à certains niveaux, ou la présence de postes de consommation importants (qui peuvent éventuellement être des usages, effaçables ou non) ;
- ✓ D'éventuelles possibilités de modulation de la charge, qui peuvent être visibles par la présence de paliers de consommation, ou des « périodes » à puissance modulable.

A titre d'exemple, la Figure 18 présente la monotone de puissance de la consommation électrique globale en France pour l'année 2010.

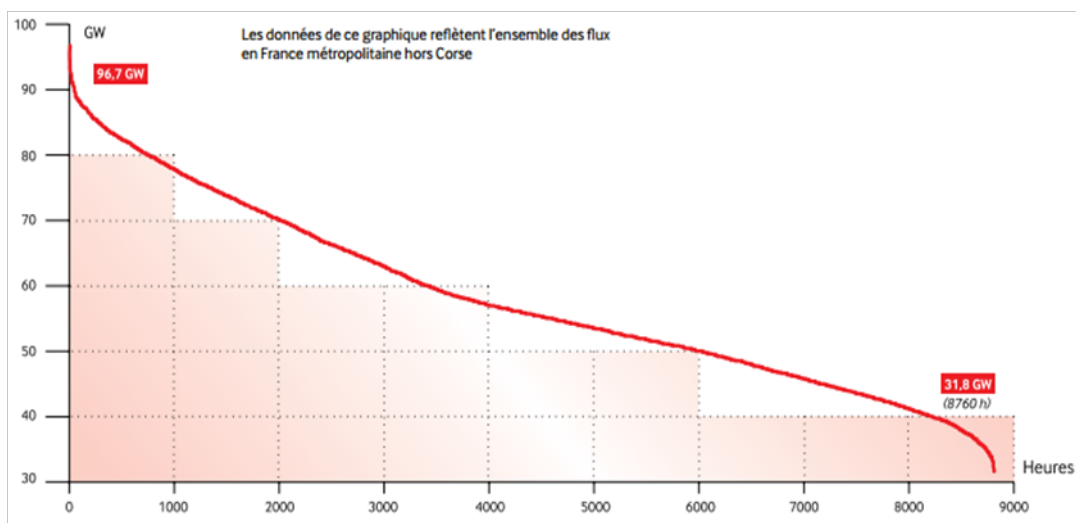


Figure 18. Monotone de puissance pour la consommation électrique en France pour l'année 2010. Source : (RTE, 2011)

D'après la Figure 18, le pic maximal de consommation pour l'année 2010 en France a été de 96,7 GW et la consommation minimale de 31,8 GW. La lecture d'une monotone de puissance peut se faire par rapport à la durée dans le temps. Ainsi, d'après la Figure 18, la consommation électrique nationale en France a été supérieure à 50 GW pendant 6 000 heures, sur les 8 760 heures présentes dans une année.

Toutefois, la durée de consommation disponible pour l'analyse correspond rarement à une année exactement. Ainsi, la monotone de puissance sera présentée avec des durées relatives, soit, en pourcentage du temps selon l'axe des coordonnées, avec des durées présentées d'une manière croissante comme sur la Figure 19.

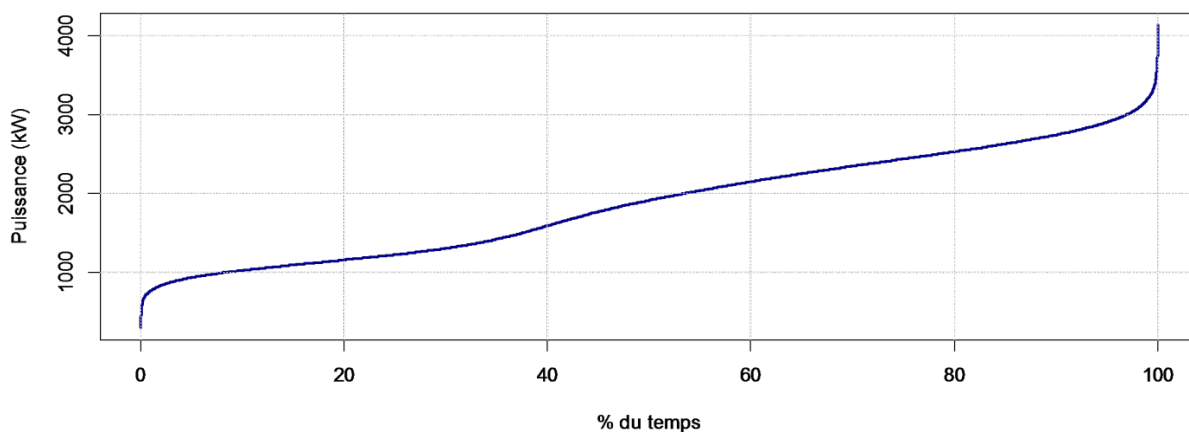


Figure 19. Exemple de monotone de puissance utilisée pour l'analyse préalable des sites et usages industriels

La « **distribution des puissances** » est un autre outil visuel qui permet de repérer rapidement certaines caractéristiques liées à la consommation électrique. Un exemple d'histogramme de la puissance est présenté à la Figure 20.

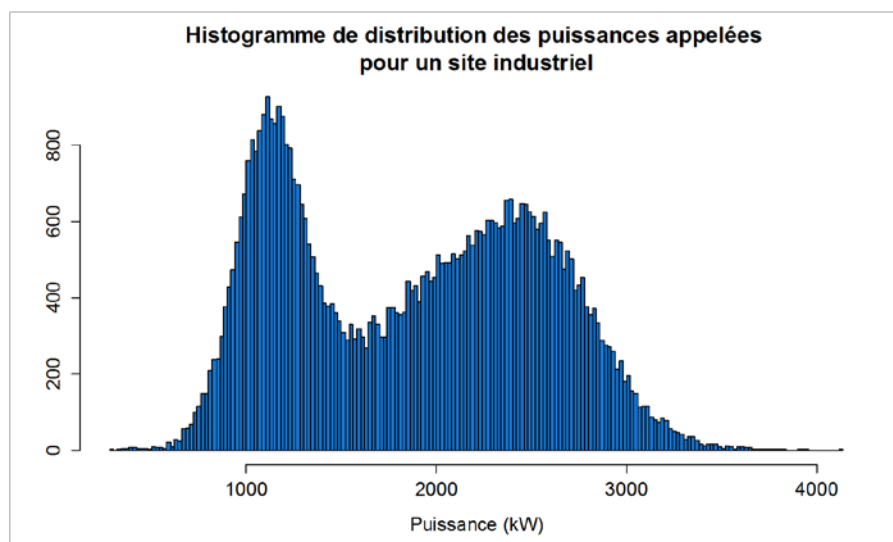


Figure 20. Exemple d'histogramme des répartitions des puissances électriques appelées pour un site industriel

Le graphique de distribution des puissances permet d'apprécier les occurrences des puissances les plus importantes et peut amener à identifier ou confirmer les paliers observés dans une monotone de puissance. Cette courbe permet de caractériser la consommation d'un site ou d'un usage pour identifier plus simplement la forme de la consommation (tout ou rien, continue, à paliers différents, etc.) et les plages de puissance les plus courantes.

Avec les données mises en forme de manière hebdomadaire et/ou journalière, il est possible de réaliser des analyses par rapport à la semaine ou la journée. Ces analyses permettent d'observer si des comportements récurrents de la consommation sont présents par rapport à ces durées. L'analyse des distributions journalières apporte des informations sur les heures de la journée susceptibles de présenter des modifications de consommation (et de conclure si l'heure de la journée est une variable influente), sur les périodes où la consommation est plus importante, ainsi que sur les durées de fonctionnement.

Une première caractérisation des données sans connaissance a priori du site ou de l'usage étudié peut, d'une part, permettre de cibler des méthodes de prévision adaptées, et d'autre part, lors de la généralisation des méthodes, de sélectionner une typologie de consommation.

Pour les différents usages effaçables disponibles, les analyses de caractérisation de leur consommation sont semblables à celles du niveau d'agrégation du site industriel, mais elles doivent tenir compte de la faible disponibilité des données historiques. Il est important de signaler que les données hebdomadaires peuvent être non représentatives pour le cas des usages industriels. Les analyses doivent être faites lorsque la taille de l'historique des données et leur qualité sont suffisants.

Ainsi, avec l'analyse préalable (même descriptive) des données aux deux niveaux d'agrégation, il est possible de proposer des méthodes de prévision qui permettent de mieux prendre en compte les différentes caractéristiques de la consommation électrique de chaque cas d'application.

4.3. Prévision pour l'estimation de la consommation de référence pour l'effacement dans l'industrie

La nécessité d'une prévision « glissante » en temps réel sur les 2 prochaines heures a été établie. Ainsi, dans le cadre de cette thèse, une prévision comprend un horizon de temps, noté θ , de 12 pas de temps de dix minutes, ce qui correspond à deux heures, à partir d'un instant \mathbf{t}_n (c'est-à-dire pour $\mathbf{i} = \{\mathbf{t}_{n+1}, \dots, \mathbf{t}_{n+12}\}$). La valeur de la puissance réelle ou mesurée est toujours représentée par \mathbf{P}_i , et la valeur prédite est représentée par $\hat{\mathbf{P}}_i$, où \mathbf{i} correspond à un instant précis de la journée.

Il faut noter que les méthodes de prévision proposées ne peuvent pas être des approches ascendantes ou « bottom-up » où l'on chercherait à modéliser chacun des usages et sites de façon approfondie, car cela serait trop chronophage et contraire à notre objectif de généricité des méthodes (récupération des variables, adaptation des méthodes, calage des modèles, etc.). Ainsi, seules des contraintes du processus de décision seront intégrées.

Rappelons que les modèles de prévision de la consommation à court terme doivent être applicables à d'autres sites et/ou usages industriels. Cette généralisation et leur transposition à d'autres cas sont nécessaires pour un déploiement opérationnel. Il est important d'être pragmatique dans le choix des

méthodes de prévision afin de satisfaire les diverses contraintes techniques lors d'une mise en œuvre opérationnelle (une prévision qui s'adapte en temps réel, des temps de calcul réduits, etc.).

Le choix des méthodes de prévision à court terme des consommations industrielles utilise différents critères (Makridakis, 1983; Winklhofer et al., 1996), tels que :

- ✓ La nature des données,
- ✓ Le type de série chronologique,
- ✓ L'horizon de temps,
- ✓ La mise en œuvre,
- ✓ Les coûts associés (économiques, temps de calcul, espace mémoire),
- ✓ La précision souhaitée de la prévision,
- ✓ Les utilisateurs finaux de la prévision.

On distingue deux types de contraintes : les contraintes dues aux données et les contraintes opérationnelles.

a) Contraintes dues aux données

En prévision, certaines caractéristiques sur les données sont primordiales, et la qualité des données joue un rôle essentiel. Les contraintes les plus importantes à prendre en compte concernant les données sont les suivantes :

- ✓ Le nombre de variables disponibles : une seule variable est suivie (la consommation électrique),
- ✓ La qualité des données et la profondeur des différents historiques pour chaque niveau d'agrégation ;
- ✓ Les données manquantes par perte de communication lors de l'acquisition.

Ces éléments conditionnent le choix des méthodes de prévision.

b) Contraintes opérationnelles

Différentes contraintes opérationnelles ont été identifiées et signalées pouvant avoir une répercussion dans la prévision des consommations sont :

- ✓ Les horizons de prévision doivent être adaptés à l'échelle de prévision temporelle infra-journalière (une prévision plus longue n'est pas nécessaire) ;
- ✓ Les processus industriels sont généralement peu thermodépendants (et peu de variables exogènes sont récupérables), ce qui implique des prévisions uni-variées ;
- ✓ Les temps de calcul pour la prévision doivent être courts car l'échéance d'activation est au maximum de treize minutes entre l'ordre d'effacement et l'effacement lui-même ;

- ✓ Il existe une différence dans la typologie des données d'un site industriel à l'autre et d'un usage à l'autre.

Ces différentes contraintes peuvent peser plus que d'autres facteurs dans la prise de décisions et ainsi simplifier ou compliquer les modèles, en plus d'influencer la qualité des résultats des prévisions.

Les méthodes de prévision doivent reprendre les principes de **précision, intégrité et simplicité**. Les méthodes de prévision de courbes de charge existantes dans la littérature sont nombreuses avec de multiples variantes. Malgré une importante bibliographie sur les méthodes de prévision de la consommation électrique, **la prévision à court terme pour l'intégration de consommations industrielles en tant que ressources effaçables dans l'équilibre offre-demande n'a pas été traitée explicitement**.

Des choix entre précision et pragmatisme doivent être faits. Les contraintes liées aux données (qualité et abondance), permettent de simplifier ou mieux appréhender l'interprétation des résultats. Il s'agit donc d'établir parmi les principales méthodes envisagées et ciblées au niveau de l'état de l'art, leur applicabilité et leur efficacité sur différents usages.

La prévision étant infra-journalière et les cycles de production les plus identifiables et importants étant des processus journaliers, on considèrera que les consommations journalières sont indépendantes. Pour la plupart des méthodes étudiées, une représentation journalière est adoptée (Tableau 2), où **M** est le nombre de journées disponibles pour l'étude ; **P_{s,i}** est la puissance appelée à l'instant **i**, pour la journée **s** (avec $1 \leq s \leq M$). Les journées sont donc des vecteurs décrits par 144 (6*24) variables, correspondant aux différentes heures au pas de temps dix minutes sur une journée, entre 00h00 et 23h50.

La prévision est un processus composé de deux sous-étapes cruciales : l'apprentissage et la validation (Molinaro et al., 2005). Le calage d'un modèle se fait dans un premier temps sur la base d'un historique de données. Cet ensemble de données est appelé base « **d'apprentissage** ». Ensuite, le modèle est validé sur un autre ensemble de données, appelé base « test », avec des données différentes de celles qui ont servi à apprendre ou à construire la méthode. Par la suite, ces deux sous-ensembles seront dénommés « **apprentissage** » et « **test** ».

ID	Date	00:00	00:10	...	i	...	23:50
1	01/01/11	$P_{1,1}$	$P_{1,2}$...	$P_{1,i}$...	$P_{1,144}$
...
s	Date _s	$P_{s,1}$	$P_{s,2}$...	$P_{s,i}$...	$P_{s,144}$
...
M	Date _M	$P_{M,1}$	$P_{M,2}$...	$P_{M,4}$...	$P_{M,144}$

Tableau 2. Représentation d'une matrice journalière des consommations

La date est choisie comme identifiant de chaque individu journalier. Des attributs temporels (jour de la semaine, mois de l'année, heure de la journée) peuvent non seulement intervenir dans la modélisation mais ils sont utilisés pour réaliser un échantillonnage bien distribué (stratification de l'échantillon).

La prévision est faite à très court terme : il s'agit de prévisions infra-journalières. Afin d'obtenir une bonne distribution des données, les échantillonnages pour sélectionner les données appartenant aux sous-ensembles « test » et « apprentissage » pour les deux niveaux d'agrégation sont faits de façon stratifiée à deux niveaux lorsque cela c'est possible : un niveau par rapport au mois de l'année et un autre par rapport au jour de la semaine.

Les données apprentissage servent à construire la méthode afin de pouvoir fournir une prévision lors des étapes de validation sur la base de test. Le modèle issu de l'étape d'apprentissage doit fournir des prévisions pour l'ensemble des données test.

Afin d'évaluer les résultats obtenus avec les différentes méthodes de prévision, une phase de comparaison est réalisée sur le même échantillon de données test. Les différentes méthodes de prévision adaptées et testées, seront présentées dans un le chapitre suivant (chapitre 5).

4.4. Performance des méthodes de prévision

Pour comparer les différentes méthodes de prévision, il est nécessaire de construire et de calculer des indicateurs de performance. Un indicateur de performance est un outil d'évaluation mesurable qui permet d'évaluer la performance d'un processus ou d'un système de façon relativement objective, dans une échelle comparable pour différentes méthodes.

Pour la prévision, les indicateurs d'évaluation les plus souvent utilisés sont les erreurs de prévision (Flores, 1986; Hyndman and Koehler, 2006). Or, la prévision recherchée ici a pour objectif de mieux intégrer les consommations prédites comme ressources effaçables. La règle essentielle pour la valorisation de ces consommations est avant tout d'éviter de compromettre l'équilibre entre l'offre et la demande, comme défini dans la section 2.1. L'objectif n'est pas seulement de fournir la meilleure

prévision, mais aussi d'intégrer à cette prévision les contraintes opérationnelles afin de réduire le risque de défaillance pour maintenir ledit équilibre. Ainsi, d'autres indicateurs, distincts des erreurs classiques de prévision, sont proposés car ils intègrent mieux ces contraintes, comme recommandé dans (Flores, 1986).

4.4.1. Erreurs de prévision

Une question importante dans le cadre de la prévision est celle concernant l'erreur de prévision, qui peut être définie comme la différence entre la valeur réelle et la valeur prévue ou prédite pour un phénomène étudié (Makridakis, 1998). Par convention, cette erreur est calculée comme la différence entre la valeur réelle et la valeur prédite de sorte que la valeur réelle est la somme de la valeur prédite et d'une erreur (imprévisible).

Il existe plusieurs manières de calculer une erreur de prévision. Dans le cas de l'évaluation de la performance des méthodes de prévision, les deux erreurs les plus couramment utilisées sont l'erreur moyenne absolue (« Mean Absolute Percentage Error », ou **MAPE**) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (« Root Mean Squared Error » ou **RMSE**).

L'erreur moyenne absolue est une mesure de la précision d'une méthode pour construire des valeurs prédites d'une série chronologique. Elle est exprimée sous forme de pourcentage et est définie par l'expression (2) :

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=t_n+1}^{t_n+N} \left| \frac{P_i - \hat{P}_i}{P_i} \right| \quad (2)$$

Nota Bene : dans le cadre de cette thèse,

- ✓ la valeur de la puissance électrique réelle ou mesurée est toujours représentée par P_i et la valeur prédite est représentée par \hat{P}_i ,
- ✓ l'horizon de temps, défini précédemment, comprend un certain nombre de pas de temps, noté N ,
- ✓ t_n est l'instant de début d'une prévision.

Certaines précautions doivent être prises en travaillant avec l'erreur moyenne absolue : elle ne possède pas de limite supérieure (prendre P_i proche de zéro). Cela peut « allonger » la distribution de l'erreur lorsqu'elle est calculée sur une série de prévisions pour un même phénomène.

La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne représente l'écart-type des différences entre les valeurs réelles et les valeurs prédites (en l'absence de biais de prévision). Ces différences sont appelées les « résidus » quand elles sont calculées sur les données utilisées pour apprendre (« **données apprentissage** ») et elles deviennent des « erreurs de prévision » quand elles sont calculées sur les

« **données test** ». L'erreur est calculée selon l'expression (3). Elle permet d'agréger dans un seul indicateur les magnitudes des erreurs pour tous les points de prévision.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=t_n+1}^{t_n+N} (P_i - \hat{P}_i)^2}{N}} \quad (3)$$

Ces deux erreurs sont communément utilisées pour juger de la performance d'une prévision par rapport à une autre. Cependant, elles mesurent un écart global à partir des différences point par point, et n'intègrent pas les contraintes opérationnelles qui sont imposées dans le cas de l'effacement.

4.4.2. « Gross Energy Difference » et Volume de défaillance

La problématique de l'effacement est très encadrée par les contraintes économiques et techniques dans laquelle elle s'inscrit. De plus, la plupart des programmes de maîtrise de la demande de l'énergie présente une contrainte économique forte et ces programmes sont récompensés ou pénalisés économiquement si leurs objectifs ne sont pas atteints.

Lors d'une réponse à un ordre d'effacement lancé par le gestionnaire d'équilibre (l'opérateur du réseau de transport, en France), la contrainte jugée la plus importante à respecter est la limite imposée par l'équation (1) (section 2.1, page 20), c'est-à-dire le Volume de défaillance (**Vd**) maximal permis². Rappelons que « le **volume de défaillance** est « la différence énergétique entre la quantité d'énergie requise par le gestionnaire, lors de l'ordre d'effacement, et l'énergie réellement effacée et contrôlée, au niveau du portefeuille des clients constituant le pool » (Figure 21).

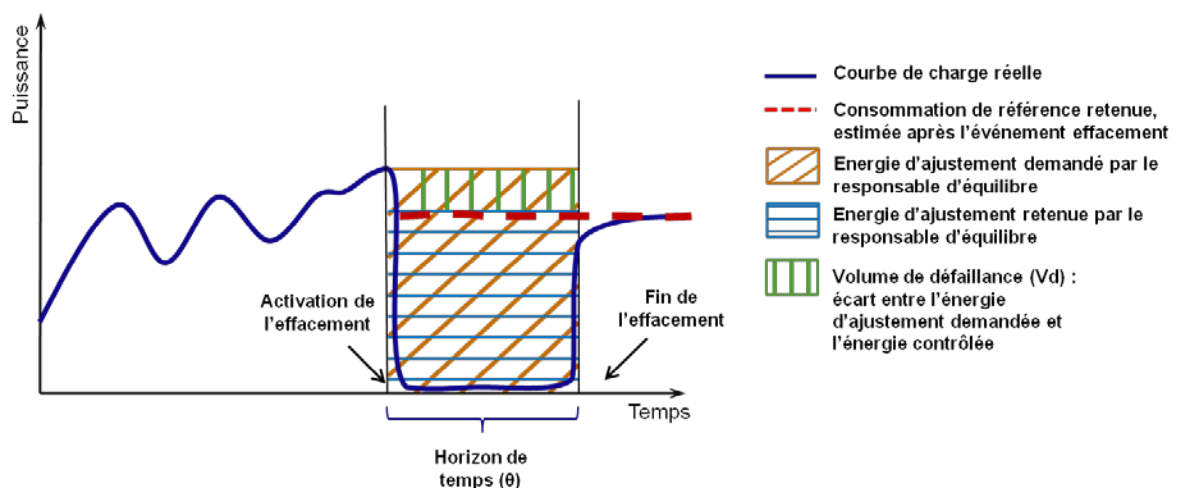


Figure 21. Représentation du volume de défaillance pour un horizon de temps θ

² $|V_d| \leq \min(20\% \times E_{aju}, 50 \text{ MWh})$

Pour le cas de la Figure 21, c'est la surface identifiée comme Volume de défaillance qui doit respecter la contrainte de l'équation (1), c'est-à-dire, être inférieure à 20% de l'énergie d'ajustement demandée par le gestionnaire d'équilibre. Toutefois, le Volume de défaillance est estimé d'une manière **ex post**, c'est-à-dire, après vérification d'un effacement réalisé, avec une consommation de référence estimée elle-même par des méthodes qui évoluent au cours du temps, et mises en place par le gestionnaire d'équilibre.

Cette prévision de la consommation doit mieux intégrer les différentes ressources effaçables dans l'industrie, tout en respectant l'objectif principal de l'effacement qui est le maintien de l'équilibre entre l'offre et la demande pour la sécurité du système électrique.

Il n'est pas possible de mesurer un effacement, mais il peut être estimé. Lors des calculs *ex post*, on ne connaît pas la « consommation qui aurait eu lieu » mais seulement la consommation lors du repli. Néanmoins, lorsqu'il s'agit de prévoir la consommation électrique (ici à court terme), il est possible d'évaluer une performance de la prévision. En effet, quand on évalue la performance d'une méthode de prévision, les données disponibles sont des courbes de référence sans effacement, donc des modes de consommation dit « normaux ».

Un nouvel indicateur, spécifique à l'effacement est proposé : il est assimilable à un « volume de défaillance » **ex ante**, et est défini comme différence énergétique brute (« **Gross Energy Difference** » ou « **GED** »). La différence énergétique brute est la différence entre la courbe de charge prédite et la courbe de charge réelle, voir la Figure 22.

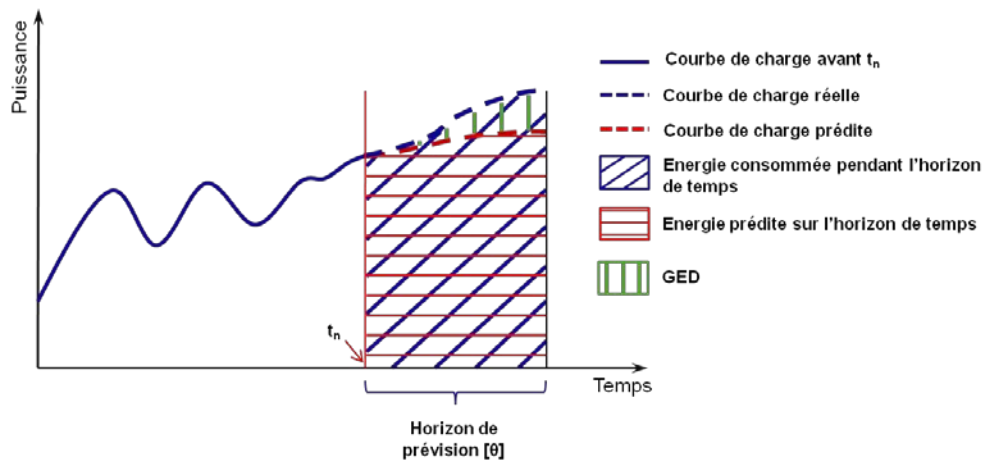


Figure 22. Représentation de la **GED** pour un horizon de temps θ

La définition de la différence énergétique brute est donnée par l'expression suivante (4).

$$GED = \left[\sum_{i=t_n+1}^{t_n+N} P_i - \sum_{i=t_n+1}^{t_n+N} \hat{P}_i \right] \cdot \frac{\theta}{N} \quad (4)$$

Cet indicateur de performance est directement lié à la consommation énergétique globale pendant l'horizon de prévision choisi (θ), qui correspond à la durée maximale d'un effacement, soit deux heures ($N = 12$). La différence énergétique brute **GED** est égale à la différence entre l'énergie réellement consommée pendant l'horizon de temps de la prévision, et l'énergie prévue. Elle est exprimée en unités d'énergie (e.g. kilowattheures [kWh]). Cette différence énergétique cumule les erreurs de prévision négatives et positives et elle est donc facilement transformée en un indicateur économique, car exprimé en termes d'énergie, qui possède une valeur contractuelle.

Cet indicateur représente un hypothétique volume de défaillance estimé d'une manière ex ante pour une prévision quelconque, et l'on peut imposer à cet indicateur de ne pas dépasser les seuils imposés. Le fait que le Volume de défaillance soit défini en termes d'une valeur absolue, impose un respect de la règle dans les deux sens : l'énergie vérifiée pendant l'horizon de temps ne doit pas être inférieure, ni supérieure aux limites imposées entre l'énergie demandée et l'énergie contrôlée par l'opérateur, comme il a été signalé précédemment.

Ainsi, la valeur absolue de la différence énergétique brute (GED) est l'indicateur à retenir, car il s'agit dans ce contexte d'un Volume de défaillance évalué de manière ex ante. Ainsi, par analogie, lors du calcul de la valeur de la différence énergétique brute d'une prévision, la courbe de référence vérifiée ou contrôlée devient la courbe réelle, car elle est vérifiable ex ante ; et l'énergie sollicitée (énergie d'ajustement, E_{aju}) peut être calculée avec la courbe de charge prédite, en supposant que l'on peut fournir une énergie uniquement si on a prévu qu'elle sera consommée.

La validation et le choix d'une méthode de prévision sont basés sur ce nouvel indicateur, la différence énergétique brute. Il permettra de construire un taux de fiabilité d'une prévision qui répond le mieux aux contraintes imposées concernant la sécurité du réseau et l'équilibre offre-demande.

4.4.3. Taux de fiabilité

La prévision de la consommation énergétique (ligne pointillée en bleu sur la Figure 22) sert à déterminer la trajectoire de la consommation, ainsi qu'à prendre des décisions lors d'un événement-effacement (e.g. ne pas effacer s'il est prévu que la consommation au niveau du site diminue pendant l'horizon de prévision). Elle sert aussi à des fins d'affichage pour les divers usages et sites industriels.

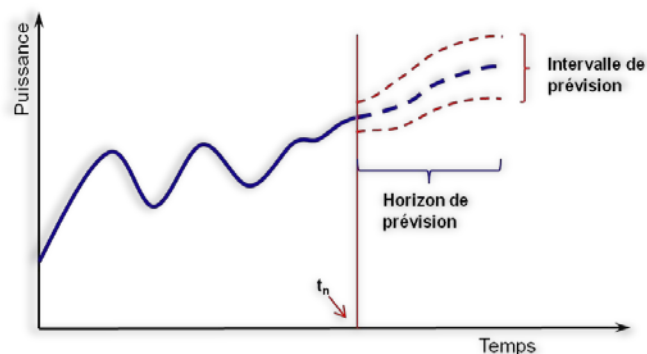


Figure 23. Représentation graphique d'un intervalle de prévision pour le cas de la puissance.

La précision d'une prévision est communément mesurée à l'aide d'un intervalle de prévision. Cet intervalle de prévision est un intervalle « estimé » dans lequel les observations futures d'un phénomène se produiront, avec une certaine probabilité, en prenant en compte des observations passées (Chatfield, 1993; Christoffersen, 1998). En d'autres termes, un intervalle de prévision fournit une étendue de valeurs autour desquelles une observation future de la variable étudiée (la puissance électrique dans notre cas) peut être attendue, avec un niveau de « certitude » ou confiance donné. La Figure 23 représente la réponse à la question suivante : quelle est la probabilité que les valeurs prédites tombent dans cet intervalle ? Ainsi, avec un niveau de confiance de 95%, la valeur consommation qui sera mesurée au temps t_{n+1} présente un risque de 5% de ne pas appartenir à cet intervalle.

Ainsi, il est possible de prédire l'intervalle dans lequel la valeur réelle a une forte chance de se trouver, mais on est incapable de savoir si une décision prise à l'aide de cet intervalle peut mettre en risque l'équilibre du réseau. L'intervalle de prévision, calculé point par point et déterminé à l'aide de l'erreur de prévision, ne suffit pas pour décider sur l'effacement ou non d'une consommation. Il est nécessaire d'établir la fiabilité de la prévision en termes du respect des contraintes sur les volumes énergétiques estimés lors de la prévision. Il s'agit alors d'évaluer le taux de respect des contraintes ou « **taux de fiabilité** » de la prévision, en prenant en compte les contraintes liées au Volume de défaillance de manière ex ante, c'est-à-dire à l'aide de l'indicateur qui concerne la différence énergétique brute.

Revenons sur le cas du Volume de défaillance, il existe deux seuils à respecter qui sont imposés au niveau du portefeuille de sites appelés lors d'un ordre d'effacement : il s'agit du minimum entre 50 MWh et 20% de l'énergie d'ajustement sollicitée (équation (1), section 2.1, page 20). Plus concrètement, le modèle de prévision doit assurer que toute prévision sera capable de respecter un certain volume de défaillance, en respectant une variation de la prévision, en valeur absolue, de 20% de l'énergie d'ajustement ou 50 MWh, en fournissant un risque d'erreur associé.

Le respect des seuils (en termes énergétiques) peut être imposé à l'échelle de prévision du site industriel et des usages effaçables. Si le seuil est respecté au niveau de l'usage ou du site industriel, il sera respecté dans toute la chaîne d'agrégation et donc, jusqu'au portefeuille de clients proposé lors

d'un événement effacement, car l'agrégation est la somme des puissances effaçables des différents sites et usages agrégés. Il s'agit d'une contrainte forte et conservatrice, mais qui assure le respect des conditions imposées et permet l'intégration de ces consommations en temps réel. Ainsi, les seuils à respecter sont reportés et imposés à chaque niveau d'agrégation.

Ces seuils sont imposés au pas de temps demi-horaire. Or, 50 MWh par pas demi-horaire est une quantité d'énergie très importante. Pour atteindre cette quantité d'énergie au niveau des sites ou des usages, la puissance moyenne pendant cette demi-heure devrait être de 100 MW, en supposant une erreur de 100% de l'énergie d'ajustement sollicitée. Ces ordres de grandeur sont difficilement atteints au niveau des sites ou usages, même dans le cas de l'industrie. Lors des expérimentations menées dans le cadre du projet effacement, aucun site ou usage ne présente ces ordres de grandeur. On convient alors que cette hypothèse de 50 MWh par pas demi-horaire pour chaque site ou usage ne peut pas être retenue. Le respect de cette condition au niveau du portefeuille de clients sort du contexte de la thèse, car il doit être traité lors de la prise des décisions relative à quels sites et usages appeler, en intégrant d'autres paramètres (telles les contraintes imposées par les clients, la disponibilité des sites, etc.).

L'énergie d'ajustement dépend fortement de la demande du moment. Or, pour répondre à un ordre d'effacement, les énergies « prédites » doivent être prises en compte pour fournir une offre globale, avec un agrégat de sites et usages appartenant au portefeuille de clients sollicités. Or l'énergie d'ajustement n'est pas connue a priori puisqu'elle est elle-même variable et dépend de la demande globale d'énergie d'ajustement du moment. Il s'agit alors de trouver une estimation de cette énergie d'ajustement pour un usage donné. Comme seule l'énergie prédite pour un usage ou un site pourra être utilisée pour répondre à un potentiel ordre d'effacement, il est proposé de considérer que l'énergie d'ajustement peut être estimée lors de la phase apprentissage (pour les niveaux usage et site industriel) par l'énergie directement, de la façon suivante (5) :

$$E_{aju} = \sum_{i=t_n+1}^N \hat{P}_i \cdot \frac{\theta}{N} \quad (5)$$

En substituant la différence énergétique brute (**GED**) dans le Volume de défaillance³, la contrainte exprimée dans l'expression (6) permet de construire un taux de de défaillance de la prévision :

$$\left| \sum_{i=t_n+1}^N P_i - \sum_{i=t_n+1}^N \hat{P}_i \right| \cdot \frac{\theta}{N} \leq 20\% \times \sum_{i=t_n+1}^N \hat{P}_i \cdot \frac{\theta}{N} \quad (6)$$

Il est maintenant possible de définir le taux de fiabilité comme le taux de respect de la contrainte ci-dessus. Ce sera le critère retenu de fiabilité de toute prévision.

³ $|V_d| \leq \min(20\% \times E_{aju}, 50 \text{ MWh})$

Notons, que la prévision de la courbe de consommation pour l'effacement doit être réalisée pour un horizon de temps de deux heures et pour chaque pas de temps de 10 minutes compris dans cet horizon : ceci impose d'associer à chaque prévision un taux de fiabilité pour le respect de l'énergie d'ajustement dont les contraintes sont au pas demi-horaire, soit explicitement 4 règles pour deux heures, comme présenté dans l'expression (7).

$$\left| \sum_{i=t_n+1+3k}^{t_n+3+3k} P_i - \sum_{i=t_n+1+3k}^{t_n+3+3k} \hat{P}_i \right| \cdot \frac{\theta}{N} \leq 20\% \times \sum_{i=t_n+1+3k}^{t_n+3+3k} \hat{P}_i \cdot \frac{\theta}{N} \quad \text{avec } k = 0, 1, 2, 3 \quad (7)$$

Le fait de calculer plusieurs τ_f pour chaque heure de la journée peut vite devenir chronophage. La pertinence d'agréger l'indicateur sur un horizon de temps de deux heures et de ne pas calculer quatre τ_f d'une demi-heure sera évaluée ultérieurement car cela pourrait simplifier le choix d'une méthode de prévision pour un site ou un équipement quelconque, en plus des taux de fiabilité à utiliser lors de la mise en œuvre en temps réel de la méthode choisie.

4.5. Evaluation du taux de fiabilité : validation des résultats

Afin de juger de la performance des différentes méthodes de prévision, il est nécessaire d'estimer le taux de fiabilité de manière robuste pour l'effacement électrique à court terme (inférieur à 13 minutes, jusqu'à 9 minutes dans certains types de programmes).

La question de la robustesse de la détermination de ces indicateurs de prévision répond à l'objectif de faire de l'effacement une vraie ressource à la baisse pour l'équilibre offre-demande dont la fiabilité peut être jugée de façon pertinente, pour mieux l'intégrer dans le maintien de cet équilibre. La réponse à cette question dépend fortement de la méthode de prévision étudiée, mais aussi, car il s'agit de prévisions infra-journalières, de l'heure de la journée à laquelle la prévision est réalisée. Ainsi, des simulations pour différentes heures de la journée doivent être effectuées (identifiées par **Hr**), afin de mieux apprécier les différentes valeurs du taux de fiabilité au cours d'une journée.

Il existe plusieurs stratégies pour l'estimation des indicateurs recherchés, qui peuvent utiliser notamment :

- ✓ un partage de l'échantillon en données d'apprentissage et en données test (validation croisée),
- ✓ un usage intensif du calcul à travers la mise en œuvre de simulations.

Pour la détermination des indicateurs dans le cadre de cette thèse, notre intérêt se porte sur deux approches : la validation croisée simple pour une estimation ponctuelle, une approche Monte-Carlo, et « Bootstrap » pour une estimation par intervalle.

4.5.1. Validation croisée simple ou « Data splitting »

Le « Data splitting » (ou partage de données, appelée aussi « Holdout ») est la procédure à travers laquelle les données disponibles sont divisées en deux portions : une portion est utilisée pour obtenir un modèle prédictif et l'autre est utilisée pour évaluer la performance du modèle (Liu and O'zsu, 2009; Molinaro et al., 2005; Picard and Cook, 1984)

C'est une approche classique pour l'estimation d'un paramètre qui permet une validation rapide des modèles. Ce n'est pas une méthode très chronophage en calcul. La méthode sépare l'ensemble des données (de taille M) en deux sous-ensembles : « apprentissage » et « test », comme il a été présenté dans la partie 4.3. La répartition des données entre les deux sous-ensembles a été choisie à 85% pour les données apprentissage et 15% pour les données test, comme schématisé sur la Figure 24.

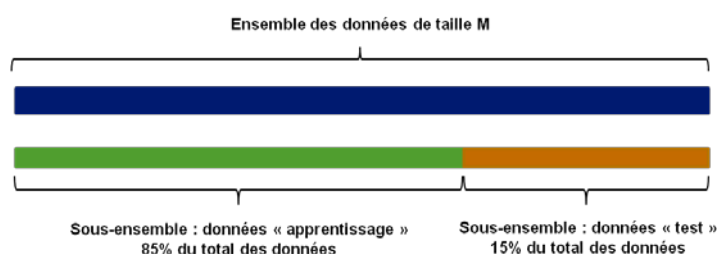


Figure 24. Représentation schématique de la répartition des données choisie pour le « Data splitting »

Cependant, la validité des résultats dépend fortement de la quantité de données disponibles. En effet, avec cette approche de validation, il existe un fort risque de « sur-apprentissage » et d'obtenir de mauvais prédicteurs. Ainsi, il est recommandé d'utiliser cette approche lorsque le nombre de données disponibles est suffisamment grand. Cependant la taille minimale de l'échantillon initial est difficile à juger car elle dépendra fortement des données.

Pour l'effacement, les individus à échantillonner sont les différentes journées pour lesquelles une prévision est nécessaire à différentes heures de la journée. Les prévisions à réaliser seront toujours infra-journalières. De plus, les cycles de production ou de consommation présentent, dans la plupart des cas, des modes de consommation journaliers. Ainsi, pour des questions pratiques (Blancarte et al., In press), les journées sont considérées comme des individus indépendants.

Les journées disponibles sont donc réparties entre les deux sous-ensembles de manière aléatoire. Si possible, et afin de retrouver une bonne représentation des données initiales dans les deux sous-ensembles, l'échantillonnage aléatoire doit être effectué d'une manière stratifiée. Dans le cas des prévisions infra-journalières pour l'effacement, l'influence du type de jour (lundi, mardi, etc.) ou de la période de l'année (mois, saison climatique, etc.) peut avoir de l'importance. Ainsi, l'échantillonnage sera fait de manière aléatoire et stratifié sur les jours de la semaine et le mois de l'année (lorsque cela est possible).

Le formalisme de l'estimation du taux moyen de fiabilité associé, est le suivant : sur l'échantillon test, de dimension \mathbf{n} , l'estimation $\hat{\tau}_{\mathbf{f}}$ du taux de fiabilité est calculée à partir du nombre de « succès » \mathbf{k} , soit le nombre de fois où la contrainte (6) est respectée (équation (8)).

$$\hat{\tau}_{\mathbf{f}} = \frac{\mathbf{k}}{\mathbf{n}} \quad (8)$$

Cette estimation du taux de fiabilité $\hat{\tau}_{\mathbf{f}}$ est associée à un estimateur $\mathbf{T}_{\mathbf{f}}$ correspondant à une variable aléatoire sous-jacente⁴. On suppose dans un premier temps que cet estimateur du taux de respect de la contrainte $\tau_{\mathbf{f}}$ est sans biais, soit :

$$E(\mathbf{T}_{\mathbf{f}}) = \tau_{\mathbf{f}} \quad (9)$$

Notons que le tirage aléatoire de \mathbf{n} individus se fait sans remise, et donc, $\mathbf{n} \times \mathbf{T}_{\mathbf{f}}$ n'est pas de loi binomiale. L'estimation $\hat{\tau}_{\mathbf{f}}$ du taux de fiabilité $\tau_{\mathbf{f}}$ est calculée à partir de \mathbf{n} individus choisis au hasard (stratification à deux niveaux) parmi l'historique des données disponibles de taille \mathbf{M} .

On peut estimer une valeur du taux de fiabilité pour une heure de prévision donnée, qu'on notera par la suite $\hat{\tau}_{\mathbf{DS},\mathbf{Hr}}$.

Le Tableau 3 présente le pseudo-algorithme pour l'estimation d'un taux de fiabilité ponctuelle avec cette première approche.

⁴ Souvent, en statistique, on confond estimation et estimateur.

Algorithme 1 : estimation ponctuelle ($\hat{\tau}_{DS, Hr}$) du taux de fiabilité τ_f pour une heure quelconque

1 :	Echantillonnage aléatoire stratifié (jour de la semaine, mois de l'année) de la base de données \mathbf{M} , pour obtenir la base apprentissage ($\mathbf{M} - \mathbf{n}$) et base test ($\mathbf{n} = 15\% \times \mathbf{M}$)	<i>#création des sous-ensembles test et apprentissage</i>
2 :	Utilisation du sous-ensemble « apprentissage » (de taille $\mathbf{M} - \mathbf{n}$) pour construire une prévision	<i>#apprentissage pour une méthode de prévision donnée (c.f. chapitre 5)</i>
3 :	k = 0	<i>#initialisation nombre de succès</i>
4 :	POUR $j = 1$ à n , FAIRE	<i># j désigne un jour test</i>
5 :	Simulation de prévision à Hr d'horizon θ	<i>#prévision sur une journée test</i>
6 :	Calcul du GED (expression (4), page 52)	
7 :	SI contrainte respectée, (expression (6), page 55)	
8 :	k = k + 1	<i>#nombre de succès du respect</i>
9 :	FIN SI	
10 :	FIN POUR	
11 :	Calcul de $\hat{\tau}_{DS, Hr} = \frac{k}{n}$	<i>#estimation ponctuelle du taux de fiabilité</i>

Tableau 3. Algorithme pour l'estimation ponctuelle de τ_f

A ce stade, l'estimation $\hat{\tau}_f$ (ou $\hat{\tau}_{DS, Hr}$ pour l'heure **Hr**) dépend des fluctuations d'échantillonnage des bases apprentissage et test.

4.5.2. Validation croisée répétée : approche « Monte-Carlo »

Afin de prendre en compte les fluctuations d'échantillonnage, il est possible de lancer la procédure précédente (Algorithme 1) un grand nombre de fois (Molinaro et al., 2005). Cette validation est communément appelée « Monte-Carlo Cross Validation » (ou MCCV).

La procédure est donc lancée N_{MC} fois sur la même base initiale de données de taille M . Elle est schématisée sur la Figure 25.

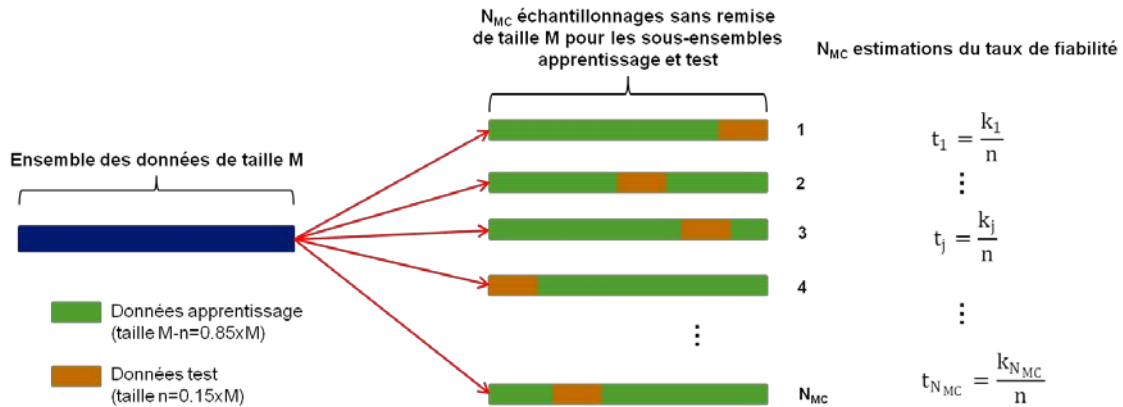


Figure 25. Représentation schématique de la procédure « Monte-Carlo » pour l'estimation du taux de fiabilité

Dans cette approche Monte-Carlo de l'estimation du taux de respect de la contrainte τ_f basé sur la différence énergétique brute (**GED**), on obtient successivement plusieurs réalisations indépendantes notées encore $t_1, \dots, t_{N_{MC}}$ de l'estimateur T_f supposé sans biais (cf. (9), page 58).

L'estimation ponctuelle $\hat{\tau}_f$ retenue à l'issue de cette procédure Monte-Carlo est fournie par la moyenne \bar{t}_{MC} des différentes estimations t_j (10):

$$\bar{t}_{MC} = \frac{t_1 + \dots + t_{N_{MC}}}{N_{MC}} \quad (10)$$

Le nombre de tirages aléatoires N_{MC} est grand, ce qui permet de construire l'intervalle de confiance suivant à partir de l'approximation normale classique (11) :

$$\tau_f \in \left[\bar{t}_{MC} \pm 2 \times \frac{s_t}{\sqrt{N_{MC}}} \right] \text{ au niveau de confiance 95\%} \quad (11)$$

où s_t^2 est la variance:

$$s_t^2 = \frac{1}{N_{MC} - 1} \sum_{j=1}^{N_{MC}} (t_j - \bar{t}_{MC})^2 \quad (12)$$

Le Tableau 4 présente le pseudo-algorithme pour l'estimation du taux de fiabilité par l'approche Monte-Carlo, avec fourchette d'estimation.

Algorithme 2 : estimation $\bar{t}_{MC,Hr}$ du taux de fiabilité par approche « Monte-Carlo » pour une heure quelconque	
1 : POUR $j = 1$ à N_{MC}	<i>#N_{MC} est le nombre de tirages de Monte-Carlo</i>
2 : Echantillonnage aléatoire stratifié (jour de la semaine, mois de l'année) de la base de données \mathbf{M} , pour obtenir la base apprentissage ($\mathbf{M} - \mathbf{n}$) et base test ($\mathbf{n} = 15\% \times \mathbf{M}$)	<i>#créations de sous-ensembles test et apprentissage</i>
3 : Utilisation du sous-ensemble « apprentissage » (de taille $\mathbf{M} - \mathbf{n}$) pour construire une prévision	<i>#apprentissage avec la méthode de prévision étudiée (chapitre 5)</i>
4 : k = 0	
5 : POUR $j = 1$ à n FAIRE	<i>#j est un jour test</i>
6 : Simulation de prévision à Hr d'horizon θ	<i>#prévision sur une journée test</i>
7 : Calcul du GED (expression (4), page 52)	
8 : SI contrainte respectée, (expression (6), page 55)	<i>#nombre de succès du respect</i>
9 : k = k + 1	
10 : FIN SI	
11 : FIN POUR	
12 : Calcul de $t_j = \frac{k}{n}$	<i>#taux de fiabilité</i>
13 : FIN POUR	
14 : Estimation de $\bar{t}_{MC,Hr}$ (expression (11), page 60)	<i>#estimation ponctuelle</i>
15 : Calcul de l'intervalle de confiance (expression (11), page 60)	

Tableau 4. Algorithme pour l'estimation par intervalle Monte-Carlo de τ_f

Bien que ce premier intervalle de confiance permette d'évaluer toute méthode de prévision en vue de l'effacement de la courbe de charge, il n'intègre pas la variabilité naturelle de la base de données de taille \mathbf{M} utilisée, à la fois pour apprendre et pour valider. Une technique de Bootstrap non-paramétrique est proposée dans un second temps. Elle consiste à ré-échantillonner la base de données dans son ensemble avec un tirage aléatoire **avec remise**.

4.5.3. Validation croisée globale par « Bootstrap »

La technique dite de « Bootstrap » introduite par Efron (Efron, 1979) vise à inférer par simulation Monte-Carlo la distribution d'un estimateur lorsqu'on ne connaît pas la distribution théorique associée à un échantillon (Efron, 1982). De nombreux développements de cette technique ont été introduits et les cas d'application abondent dans la littérature. Pour les différentes approches et leurs conditions de mise en œuvre, des livres dédiés à ce sujet peuvent être consultés (Davison, 1997; Efron, 1982; Efron and Tibshirani, 1994; Shao, 1995).

L'un des avantages du Bootstrap est la flexibilité de l'approche, qui permet d'obtenir des estimations robustes de certains paramètres, même s'ils sont issus d'algorithmes ou de processus de calculs complexes (Davison et al., 2003; Efron, 1982). L'idée de base est de remplacer la vraie distribution par la distribution empirique construite à partir des données initiales (ici la base de taille M), puis à ré-échantillonner à partir de cette distribution approchée empirique.

Un échantillon de type Bootstrap est construit en faisant M tirages aléatoires avec remise parmi les M observations initiales. A partir de ce nouvel échantillon, il est possible de calculer la valeur p^* du paramètre étudié ou d'intérêt. Ce processus peut être répété un grand nombre de fois. Il est présenté sur la Figure 26 ci-dessous.

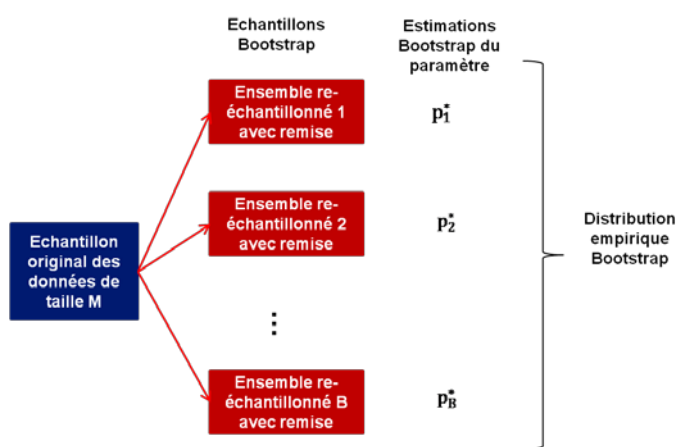


Figure 26. Représentation schématique de la procédure Bootstrap générale (Haukoos, 2005)

Les différentes valeurs estimées du paramètre représentent une « **distribution empirique Bootstrap** » du paramètre étudié.

Pour l'estimation des erreurs de prévision par une procédure « Bootstrap », plusieurs approches ont été proposées, notamment les estimations dites « naïves », le « out-of-bag Bootstrap » (inspiré de la validation croisée, et qui utilise les individus non sélectionnés lors du ré-échantillonnage pour valider le modèle), et la méthode « 0.632+Bootstrap » (qui vise à corriger un excès d'optimisme par rapport au ré-échantillonnage, du fait de la probabilité de tomber fréquemment sur des échantillons éloignés de la réalité) (Efron, 1983; Efron and Tibshirani, 1997). Afin de simplifier les calculs, il a été choisi de travailler avec un estimateur Bootstrap naïf et une procédure comme celle présentée sur la Figure 27.

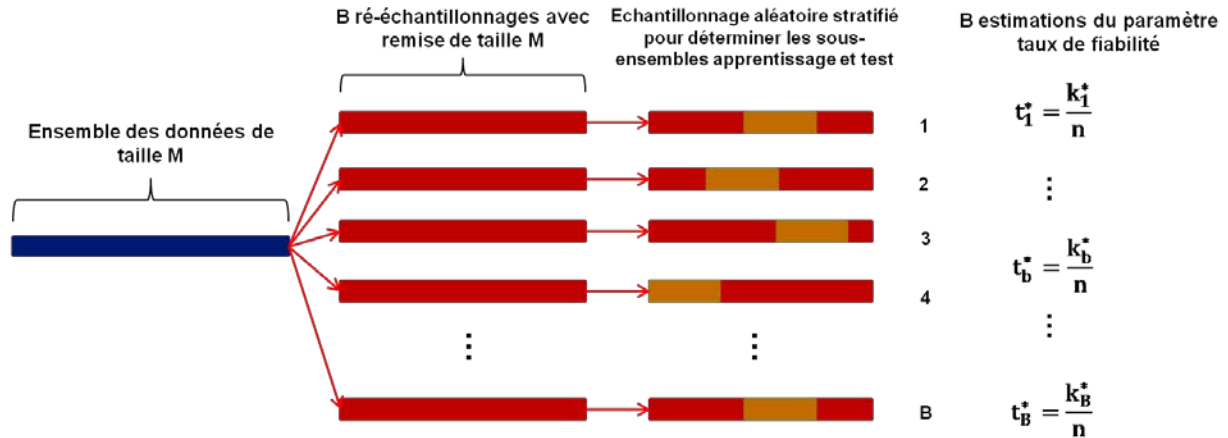


Figure 27. Représentation schématique de la procédure « Bootstrap » appliquée à l'estimation du taux de fiabilité

Dans l'approche proposée, premier tirage aléatoire de type Bootstrap est réalisé sur la base de données de taille \mathbf{M} , puis un échantillonnage stratifié de type « Data Splitting » pour déterminer les sous-ensembles apprentissage et test. Notons \mathbf{T}_f^* l'estimateur associé du taux de respect τ_f de la contrainte, lequel intègre à la fois la variabilité des données \mathbf{M} et les fluctuations d'échantillonnage de la base test. En répétant \mathbf{B} fois la procédure, on obtient plusieurs réalisations indépendantes $\mathbf{t}_1^*, \dots, \mathbf{t}_B^*$ de \mathbf{T}_f^* , que l'on suppose sans biais :

$$E(\mathbf{T}_f^*) = \tau_f \tag{13}$$

A nouveau, le nombre \mathbf{B} de tirages aléatoires est grand, ce qui permet de construire l'intervalle de confiance classique (approximation normale) suivant :

$$\tau_f \in \left[\bar{t}^* \pm 2 \times \frac{s_{t^*}}{\sqrt{\mathbf{B}}} \right] \text{ au niveau de confiance 95\%} \tag{14}$$

avec

$$\bar{t}^* = \frac{t_1^* + \dots + t_B^*}{\mathbf{B}} \quad \text{et} \quad s_{t^*}^2 = \frac{1}{\mathbf{B} - 1} \sum_{b=1}^{\mathbf{B}} (t_b^* - \bar{t}^*)^2 \tag{15}$$

Pour un taux de fiabilité horaire, on notera l'estimation $\bar{\mathbf{t}}_{\mathbf{Hr}}^*$, où le symbole « * » indique la procédure d'obtention (Bootstrap) et \mathbf{Hr} l'heure de la journée à laquelle les prévisions ont été lancées.

Deux problématiques existent lors du calcul d'un estimateur Bootstrap : un problème lié à l'hypothèse (13)(12), car un biais dû à l'échantillon initial existe, et des problèmes liés avec l'hypothèse (14), car l'approximation par loi normale peut devenir problématique dans certains cas décrits par la suite.

La distribution asymptotique de l'estimateur \mathbf{T}_f^* est une distribution normale de la forme :

$$T_f^* \sim N(\tau_f + \beta, \sigma^{*2}) \quad (16)$$

où $\beta = \mathbf{E}(T_f^*) - \tau_f$ est le biais de l'estimateur Bootstrap qui résulte de l'approximation de la loi théorique des données par la distribution empirique associant le même poids à chaque donnée (base initiale \mathbf{M}).

Ce biais peut être estimé (Davison, 1997) par l'expression :

$$\hat{\beta} = \bar{t}^* - \bar{t}_{MC} \quad (17)$$

et la variance par :

$$\hat{\sigma}^{*2} \cong \frac{1}{B-1} \sum_{j=1}^B (t_j^* - \bar{t}^*)^2 \quad (18)$$

Le terme \bar{t}_{MC} dans l'expression (17) est issu de la procédure décrite dans la section précédente (0 : approche Monte-Carlo). Il s'agit du terme estimé sans ré-échantillonnage Bootstrap.

En réalité le taux de fiabilité est une proportion. Pour la détermination de l'intervalle de confiance d'une proportion, il est conseillé, soit de calculer des valeurs exactes (Agresti and Coull, 1998; Wang, 2009), soit d'utiliser des simulations Bootstrap avec certaines précautions (Davison, 1997; Wang, 2013).

Pour la détermination d'un intervalle de confiance Bootstrap de la forme $[\mathbf{L}(t^*), \mathbf{U}(t^*)]$ (où \mathbf{L} est la borne inférieure et \mathbf{U} la borne supérieure), les méthodes les plus communément utilisées sont l'approximation « normale », l'estimation quantile (décrite ultérieurement), le « BC_a » (« Bias-Corrected and accelerated », méthode quantile qui corrige par rapport à des variances non constantes), le « ABC » (« Approximate Bootstrap Confidence », une approximation du « BC_a » mais avec des temps de calcul réduits), et le « t-Bootstrap » (plus simple que les deux précédentes mais qui peut devenir vite très chronophage) (Davison, 1997; DiCiccio and Efron, 1996). (Gilleland, 2010) présente une revue détaillée avec les avantages et inconvénients des différentes méthodes.

L'intervalle de confiance par approximation normale à 95% pour τ_f peut être calculé de la manière suivante :

$$IC_{BS,HR} = [(\bar{t}^* - 2\hat{\sigma}^* - \hat{\beta}), (\bar{t}^* + 2\hat{\sigma}^* - \hat{\beta})] = [\bar{t}_{MC} - 2\hat{\sigma}^*, \bar{t}_{MC} + 2\hat{\sigma}^*] \quad (19)$$

Cependant, il faut s'assurer que le calcul des intervalles n'atteint pas des seuils aberrants : lorsque τ_f est trop proche de 0 ou 1, l'approximation normale n'est plus valable. Pour cela, la détermination des intervalles Bootstrap par une méthode quantile est adaptée. Elle consiste à prendre les différentes valeurs obtenues et à les ordonner. Ensuite, lorsque le niveau de confiance est défini (e.g. 95%) les valeurs des quantiles empiriques correspondants sont utilisées comme les bornes inférieure et

supérieure, comme exprimé dans l'expression (20), où $t_{2,5\%}^*$ et $t_{97,5\%}^*$ désignent respectivement les quantiles empiriques à 2,5% et 97,5% de l'échantillon Bootstrap :

$$IC_{BS,Hr} = [t_{2,5\%}^* - \hat{\beta}, t_{97,5\%}^* - \hat{\beta}] \quad (20)$$

L'estimation par intervalle du taux de fiabilité est finalement calculée par estimation des quantiles empiriques à 2,5% et 97,5% avec la méthode quantile pour chaque heure de la journée. Le Tableau 5 présente le pseudo-algorithme pour l'obtention d'un taux de fiabilité avec l'approche « Bootstrap ».

Algorithme 3 : estimation \bar{t}_{Hr}^* du taux de fiabilité τ_f par approche « Bootstrap » pour une heure quelconque	
1 : POUR b = 1 à B	<i>#B est le nombre de tirages</i>
2 : Construction d'un échantillon Bootstrap à partir de la base de données M	<i>#Aléatoire avec remise</i>
3 : Echantillonnage aléatoire stratifié (jour de la semaine, mois de l'année) de la base de données M , pour obtenir la base apprentissage ($M - n$) et base test ($n = 15\% \times M$)	<i>#créations de sous-ensembles test et apprentissage</i>
4 : Utilisation du sous-ensemble « apprentissage » (de taille $M - n$) pour construire une prévision	<i>#apprentissage avec la méthode de prévision étudiée (chapitre 5)</i>
5 : k = 0	
6 : POUR jour test = 1 à n, FAIRE	<i>#n est le nombre de jours test</i>
7 : Simulation de prévision à Hr d'horizon θ	<i>#prévision sur une journée test</i>
8 : Calcul du GED (expression (4), page 52)	
9 : SI contrainte respectée, (expression (6), page 55)	
10 : k = k + 1	
11 : FIN SI	
12 : FIN POUR	<i>#nombre de succès du respect</i>
13 : Calcul de $t_b^* = \frac{k}{n}$	<i>#estimation du taux de fiabilité</i>
14 : FIN POUR	
15 : Calcul de l'intervalle de confiance à 95%	<i>#estimation de l'intervalle de confiance Bootstrap</i>

Tableau 5. Algorithme pour l'estimation par intervalle Bootstrap de τ_f

Pour la sélection du paramètre **B**, une règle générale est la sélection d'un nombre suffisamment petit pour réduire les temps de calcul mais suffisamment grand pour que le niveau de confiance annoncé soit respecté. Dans la littérature, plusieurs valeurs peuvent être retrouvées comme étant optimales, mais elles dépendent du cas d'application. Pour le cas de cette thèse, N_{MC} et **B** ont été fixés à 1000 tirages.

Le Bootstrap ainsi que l'approche « MCCV », peuvent devenir vite chronophages si le modèle est compliqué ou si les méthodes testées demandent elles-mêmes des temps de calculs longs pour leur mise en œuvre. Il est donc nécessaire de toujours faire un arbitrage entre **besoin de précision et complexité du calcul**.

La mise en place des méthodes Bootstrap demande dans la plupart des cas des temps de calcul importants, mais fournit une meilleure estimation de l'intervalle de confiance du paramètre étudié. Avec l'avènement des puissances de calcul de moins en moins coûteuses (en termes économiques et de temps), ce type de technique a connu récemment un développement rapide et son application est devenue de plus en plus courante.

4.6. Les indicateurs significatifs dans le cadre de la thèse

Le choix des meilleurs indicateurs réside dans une bonne compréhension de ce qui est important pour la problématique traitée (Flores, 1986). En partant de ce principe, il est possible de choisir les indicateurs de performance les mieux adaptés par rapport au cas d'application de cette thèse, parmi ceux qui ont été présentés. Les indicateurs décrits auparavant sont résumés dans le Tableau 6.

INDICATEUR	OBJECTIFS	PERTINENCE
MAPE	Mesurer la précision d'une méthode de prévision des valeurs d'une série temporelle	+
RMSE	Agréger les valeurs des erreurs dans les prédictions pour les différents moments en une seule mesure	+
GED	Agréger les pertes en termes énergétiques	++
τ_f	Mesurer les risques du respect des contraintes opérationnelles	+++

Tableau 6. Résumé des différents indicateurs de performance présentés et leur pertinence dans le cadre de cette thèse

L'objectif étant de fournir une prévision avec un risque de défaillance, et un taux de fiabilité, les indicateurs significatifs pour juger la pertinence des méthodes étudiées sont :

- ✓ La différence énergétique brute **GED**, est un critère énergétique. Le fait de réduire la différence énergétique (et donc potentiellement économique) répond à l'un des critères de base de la détermination des consommations de référence ex ante.
- ✓ Le τ_f , le respect potentiel des contraintes pour l'équilibre du réseau électrique. L'objectif étant de fournir une prévision fiable pour mieux intégrer les différentes ressources effaçables, le taux de fiabilité calculé selon les contraintes imposées est donc le paramètre le

plus important à surveiller. En cas de taux de fiabilité similaires pour deux méthodes différentes, la largeur de son intervalle de confiance peut servir à les départager. Un intervalle de confiance plus réduit augmente l'exactitude de la méthode.

Les indicateurs de performance choisis se veulent être des outils d'aide à la décision dans le choix des meilleures manières de prévoir une consommation électrique pour le cas de l'effacement à très court terme. Dans le même temps, ils doivent permettre de déterminer s'il est pertinent de faire appel à une consommation spécifique (un usage ou un site industriel) par rapport à d'autres consommations. Cela permet d'établir un « merit order » (ordre de préséance) des usages disponibles, en prenant en compte au moment d'un ordre d'effacement d'autres critères tels que le fonctionnement, l'énergie d'ajustement demandée, la durée, etc.

L'estimation d'une erreur de prévision ou d'un indicateur de la performance de celle-ci est une opération qui peut s'avérer délicate. Afin de pallier certaines problématiques, il est nécessaire d'utiliser le même indicateur pour comparer différentes méthodes, ainsi que la même démarche pour sa construction. C'est-à-dire si une prévision est faite en termes énergétiques, les autres méthodes doivent aussi fournir une prévision en énergie. La différence énergétique brute **GED** et le taux de fiabilité τ_f se veulent calculables pour toute méthode de prévision proposée dans le cas de l'effacement électrique.

4.7. Choix de la méthode de prévision

L'un des objectifs de cette méthodologie est de définir des critères pour l'aide à la décision simple et compréhensible qui permettra de choisir les techniques de prévision de la consommation électrique à court terme adaptées pour l'effacement.

L'aide à la décision peut être définie comme une technique qui permet de choisir, parmi différentes possibilités, la meilleure décision possible selon des critères spécifiques (Bana e Costa, 1990). Dans le cadre de cette thèse, une approche simple permet de définir si une méthode de prévision est la meilleure parmi les différentes méthodes préposées.

L'indicateur proposé résume le comportement de différentes données ainsi que les résultats d'une méthode prévision par rapport à des critères opérationnels. Pour un site ou un équipement précis, la prise de décision sur l'approche de prévision à adopter est simplifiée.

Ainsi, le meilleur prédicteur sera celui qui aura globalement le meilleur taux de fiabilité estimé avec la procédure « MCCV » ($\bar{\tau}_{MC}$). Si les méthodes présentent des taux de fiabilité similaires ou semblables, d'autres critères doivent être pris en compte, soit du plus important au moins important :

- ✓ Le temps de calcul nécessaire à une prévision,
- ✓ La taille de l'intervalle de confiance des taux de fiabilité τ_f de chacune des méthodes,

- ✓ La simplicité de la mise en œuvre.

Ce critère de performance/fiabilité d'un prédicteur doit être intégré dans un processus d'aide à la décision qui concerne l'effacement ainsi que le processus d'inclusion d'un site et/ou usage lors d'un éventuel événement effacement.

La décision de quel usage ou de quel site appeler par rapport à un autre dépend de nombreux facteurs et pas seulement de la prévision et de l'estimation du taux de fiabilité τ_f . Ce processus décisionnel doit être encadré et défini clairement afin d'établir les sites et usages à appeler lors d'un événement effacement pour respecter ses obligations contractuelles.

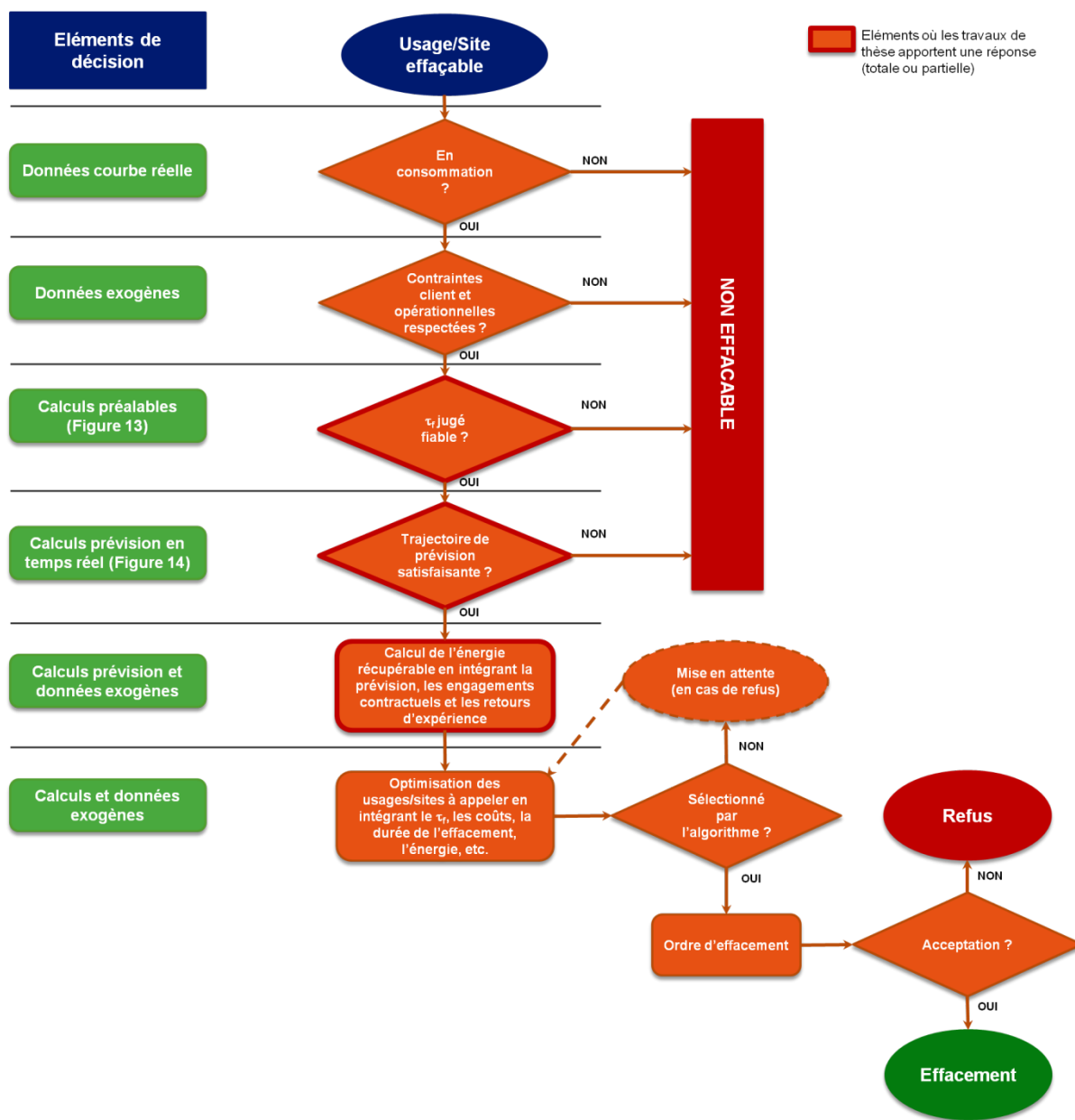


Figure 28. Représentation non-exhaustive du processus décisionnel lors de l'appel à effacement d'un usage quelconque

Un schéma non exhaustif pour ce processus décisionnel est présenté dans la Figure 28. Entourées en rouge, les étapes du processus où les indicateurs (notamment le τ_f) et la prévision de la consommation électrique à court terme interviennent.

Les éléments de décision présentés dans la Figure 28 font aussi appel à d'autres informations contractuelles ou contextuelles (e.g. les conditions du repli de la consommation, les contraintes de disponibilité) ainsi que d'autres données exogènes aujourd'hui non disponibles (e.g. durée de l'effacement, retours d'expérience, rémunération de chaque site/usage).

Les deux indicateurs proposés ici sont établis pour l'aide au choix de la méthode de prévision, mais apportent aussi des informations sur les usages ou sites à appeler lors d'un événement effacement. Toutefois, ces indicateurs peuvent éventuellement aider à la sélection des usages à cibler pour un programme d'effacement. Ce deuxième processus décisionnel sort du périmètre abordé dans cette thèse.

CHAPITRE 5. METHODES DE PREVISION ETUDIEES POUR L'ESTIMATION DE LA CONSOMMATION DE REFERENCE POUR L'EFFACEMENT DANS L'INDUSTRIE

Après avoir établi la nécessité d'avoir la prévision d'une courbe de charge à court terme et identifié les différentes méthodes de prévision potentiellement adaptées à l'effacement des consommations industrielles, puis à caractériser les données afin d'identifier des typologies de consommation, nous avons mis l'accent sur l'intégration de contraintes opérationnelles dans le processus de décision. Dans ce chapitre il s'agit de décrire les différentes méthodes de prévision qui semblent les mieux adaptées.

Ce chapitre présente certaines méthodes adaptées et testées, qui prennent en compte les diverses contraintes pour le cas de l'effacement de la consommation électrique. Comme il a été largement discuté auparavant, la problématique se pose de manière différente selon le niveau d'agrégation (site ou usage). Le passage de l'analyse du niveau site au niveau des usages n'est pas une simple agrégation d'usages ou une désagrégation de l'échelle site.

5.1. Prévision au niveau d'agrégation site industriel

Cette section présente les diverses méthodes de prévision proposées et mises en œuvre au niveau d'agrégation du site industriel. Ces méthodes sont :

- ✓ Le calcul de moyennes de journées similaires, appelé **K3JS**, avec des spécifications sur le facteur d'ajustement utilisé ($F_{sc,v}$)
- ✓ La régression sur composantes principales, appelée **RCP**, avec des spécifications sur le pourcentage de variance retenue (**90**, **95**, ou **99**) ;
- ✓ La reconnaissance de formes à l'aide de classification automatique par cartes de Kohonen, appelée **RFCK**, avec des spécifications sur le facteur d'ajustement utilisé ($F_{sc,v}$)

5.1.1. Méthodes d'estimation de la consommation de référence par moyennes de journées similaires : K3JS

Le rapport KEMA (Goldberg, M.L. and Kennedy Agnew, G., 2003) proposait différentes méthodes d'estimation de la consommation de référence dans le cas de la reconstitution de la courbe de charge électrique. Les méthodes proposées sont d'une nature empirique et issues de l'analyse descriptive des données historiques de la consommation électrique. Même si les méthodes ont été proposées pour la reconstitution des courbes de charge pour le contrôle du réalisé (calcul ex post de la consommation de référence), elles peuvent être utiles pour la prévision, soit un calcul « ex ante ».

A partir de ces premières approches, d'autres études ont cherché à déterminer la consommation de référence, afin de rémunérer correctement les clients participant à des programmes d'effacement

électrique. Cependant, ces diverses approches s'intéressent à l'estimation des courbes de référence « ex post » et dans la plupart des cas, pour les secteurs tertiaire et/ou résidentiel, qui ont par nature un comportement différent de celui du secteur industriel (Coughlin et al., 2009; Kiliccote et al., 2009; Piette et al., 2013).

Afin d'étudier leur application dans le cas de l'industrie, diverses méthodes mentionnées dans le rapport KEMA ont été testées au sein du département Eco-efficacité et Procédés Industriels (EPI) d'EDF R&D pour établir des consommations de référence pour différents sites industriels. L'étude a fait l'objet d'une note interne qui résume les travaux menés (Deysson, 2012). Lors de cette étude, huit méthodes de calcul ont été testées, avec un calcul de moyenne à différentes profondeurs d'historique (3, 10 ou 11 jours), en prenant en compte ou non les week-ends, avec ou sans ajustement (multiplicatif ou additif). Douze courbes de charge industrielles appartenant à différents secteurs ont été étudiées (métallurgie, agro-alimentaire, électronique).

Le département EPI de EDF R&D a conclu que ces méthodes sont peu pertinentes pour estimer une courbe de charge de référence, compte tenu des différences de comportements d'un site à l'autre.

Toutefois, quatre des méthodes ont été retenues pour disposer d'un point de comparaison pour les méthodes développées ultérieurement. Ces quatre méthodes sont :

- ✓ KM10 : cette méthode consiste à proposer comme référence la consommation électrique moyenne des dix derniers jours précédents le jour d'étude, soit pour chaque instant, la moyenne des dix mêmes derniers instants des dix journées précédentes ;
- ✓ K3JS : cette méthode consiste à proposer comme consommation de référence la moyenne des trois mêmes derniers jours de la semaine, c'est-à-dire, de proposer pour chaque instant la moyenne de la consommation au même instant des trois mêmes derniers jours (ex. : pour un instant d'un lundi, proposer la moyenne des trois mêmes instants des trois lundis précédents à celui considéré) ;
- ✓ KM10JS : cette méthode est similaire à la méthode K3JS, sauf que la consommation de référence est proposée sur les 10 mêmes derniers jours et non seulement sur les trois dernières journées ;
- ✓ K3JS- $F_{SC,v}$: cette méthode est similaire à la méthode K3JS, sauf que les consommations de référence sont ajustées à l'aide d'un facteur d'ajustement.

Différents facteurs d'ajustement existent : de type multiplicatifs et additifs. Nous nous intéressons d'avantage ici aux techniques utilisant des facteurs multiplicatifs car elles ont fourni de meilleurs résultats lors de l'étude menée au sein du département EPI d'EDF R&D.

Un facteur d'ajustement permet d'ajuster la courbe de prévision de la consommation électrique moyenne à celle du jour étudié, pour réduire la sous ou la surestimation du niveau de consommation due à l'utilisation de la moyenne pour de journées atypiques. Le facteur d'ajustement proposé,

représenté par $F_{SC,v(n)}$, est calculé selon l'expression (21), où P_n correspond à la puissance appelée réellement à l'instant n , \hat{P}_n la puissance estimée par la prévision pour l'instant n , et v le nombre de pas de temps choisi antérieur à l'instant de la prévision t_n .

$$F_{SC,v(n)} = \frac{1}{v} \times \left[\frac{P_n}{\hat{P}_n} + \dots + \frac{P_{n-v+1}}{\hat{P}_{n-v+1}} \right] \quad (21)$$

La Figure 29 illustre les instants considérés pour le facteur d'ajustement.

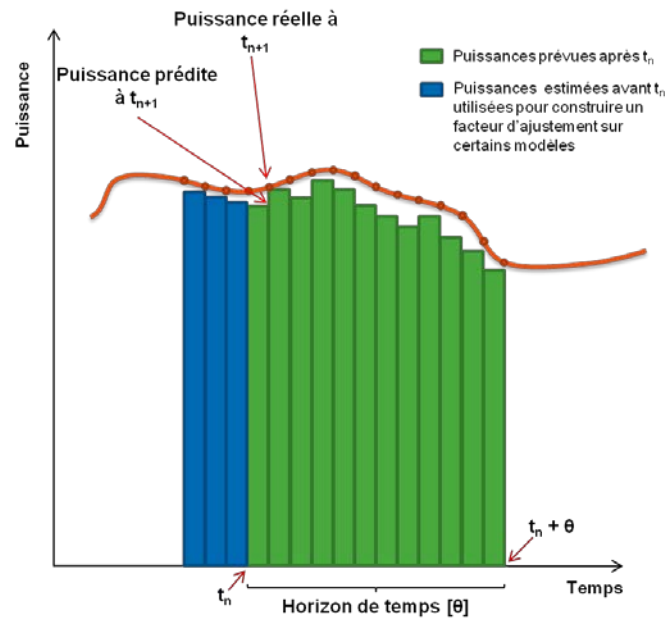


Figure 29. Illustration des instants considérés pour la construction du facteur d'ajustement.

Plusieurs tests ont permis de trouver le meilleur facteur d'ajustement multiplicatif à un seul pas de temps antérieur ($F_{SC,1}$) pour la méthode **K3JS** soit, pour chaque prévision, le calcul suivant :

$$\hat{P}_1 = \frac{1}{3} [P_{i,JS-1} + P_{i,JS-2} + P_{i,JS-3}] \times F_{SC,1} \quad (22)$$

où **JS - 1**, **JS - 2** et **JS - 3** correspondent aux indicateurs des trois journées similaires précédentes respectivement, et $P_{i,JS-1}$, $P_{i,JS-2}$ et $P_{i,JS-3}$ sont les consommations correspondant au même instant que celui prédit pour les trois journées similaires précédentes.

La Figure 30 présente le processus de déploiement de la méthode K3JS pour le calcul des divers indicateurs.

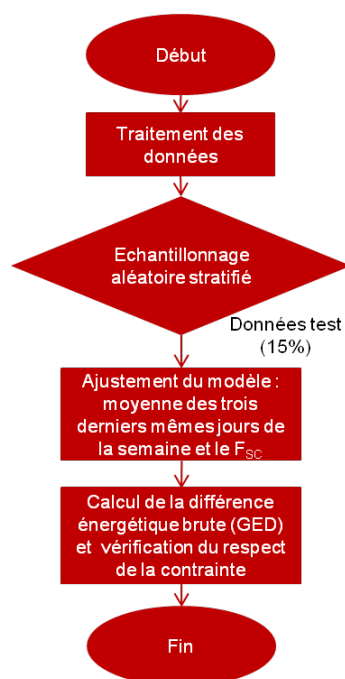


Figure 30. Diagramme de mise en œuvre de la méthode K3JS

5.1.2. Prévision avec une Régression sur Composantes Principales (RCP)

La statistique multivariée est un ensemble de techniques d'analyse de données où chaque individu est caractérisé par plusieurs variables. L'Analyse en Composantes Principales (**ACP**) est utilisée dans des domaines très variés pour traiter et synthétiser des données en grande dimension (Daultrey, 1976; Hatcher, 1994).

L'ACP consiste à trouver de nouvelles variables, appelées facteurs, indépendantes, à partir des variables initiales en fonction de leur corrélation initiale, afin de représenter l'ensemble des individus dans un sous-espace de dimension plus petite avec une déformation minimale. Le sous-espace est défini par des axes orthogonaux, chacun représentant une combinaison linéaire des variables initiales. Ces variables sont classées selon leur pouvoir descriptif, à l'aide des valeurs propres qui traduisent les variances associées à chaque facteur.

L'ACP est une transformation orthogonale linéaire qui projette les données dans un nouveau système de coordonnées de telle sorte que la plus grande variance est expliquée par la première composante principale, la seconde plus grande variance sur la seconde composante, et ainsi de suite.

Peu de bibliographie existe sur l'application de l'ACP à la prévision de courbes de charge électrique. Dans les cas où l'ACP est utilisée dans la prévision, elle est couplée avec d'autres techniques afin de construire un prédicteur adapté à la nature des données (Lendasse et al., 2002; Manera and Marzullo, 2005; Taylor et al., 2006).

L'ACP est appliquée à un ensemble de données correspondant à \mathbf{M} éléments ou individus décrits par \mathbf{Q} quantitatives. Dans cette étude, les journées sont considérées comme des individus caractérisés par un grand nombre de variables noté \mathbf{Q} : chaque puissance mesurée à chaque heure de la journée correspondant à un horodatage au pas de temps dix minutes est associée à une variable \mathbf{q} pour une courbe de charge journalière. Soit $\mathbf{Q} = 144$ variables pour un individu (journée) qui est identifié par un vecteur (expression (23)), où \mathbf{s} est l'identifiant de la journée.

$$[P_{s,1}, P_{s,2}, \dots, P_{s,144}] \quad (23)$$

Cet ensemble de données définit un nuage \mathbf{M} de points dans un espace de dimension $\mathbf{Q} = 144$: chaque individu \mathbf{s} correspond à une ligne d'une matrice (appelée \mathbf{X} , voir relation (24)), qui est une autre représentation du Tableau 2 (page 49).

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} P_{1,1} & \dots & P_{1,144} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{M,1} & \dots & P_{M,144} \end{bmatrix} \quad (24)$$

Le vecteur $[\bar{P}_1, \dots, \bar{P}_{144}]$ est le centre de gravité du nuage des M points inscrits dans la matrice \mathbf{X} . Pour la réalisation d'une ACP, les données doivent être rapportées au centre de gravité, et la matrice \mathbf{X} est transformée comme exprimé dans l'expression (25).

$$\bar{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} P_{1,1} - \bar{P}_1 & \dots & P_{1,144} - \bar{P}_{144} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{M,1} - \bar{P}_1 & \dots & P_{M,144} - \bar{P}_{144} \end{bmatrix} \quad (25)$$

La matrice peut être aussi réduite. Cependant, le choix ou non de réduire les données est un choix de modèle. Si les données sont réduites, des consommations journalières à faible niveau (pas d'activité réelle) peuvent présenter une variance apparente similaire à des consommations plus importantes. En d'autres termes, on souhaite que le niveau de la puissance soit une variable explicative du comportement. Dans le cas des courbes de charge, des heures creuses (heures où la consommation n'est qu'une consommation résiduelle) présentant une forte variabilité seraient aussi représentatives que les heures de pointe, ou auraient une plus forte influence que celle qu'elles possèdent en réalité. On choisit donc de ne pas standardiser les données : la matrice de données est centrée de façon conforme à la réduction par ACP.

Afin de construire un prédicteur à l'aide de l'ACP, il est possible de considérer la consommation électrique comme une fonction composée de plusieurs signaux, qui expliquent les changements au cours d'une journée. Ces signaux peuvent être obtenus à partir d'une ACP qui est appliquée à l'ensemble des données « apprentissage », identifié par $\bar{\mathbf{X}}$ (85% des données initiales et après centrage). L'ACP permet alors d'extraire les valeurs propres (ou matrice $\mathbf{\Lambda}$) qui expliquent le mieux la variance des données, ainsi que les vecteurs propres (matrice \mathbf{U}) des facteurs principaux qui sont non corrélés les uns aux autres, et qui sont obtenus par la décomposition de la matrice de covariance \mathbf{A} de la matrice $\bar{\mathbf{X}}$ (expression (26)). Cette décomposition est présentée dans l'équation (27).

$$A = \frac{1}{M - n} \cdot ({}^t\bar{X}) \cdot \bar{X} \quad (26)$$

$$A = {}^tU\Lambda U \quad (27)$$

Le principe est alors de ne retenir que les \mathbf{j} premiers vecteurs propres issus de la diagonalisation de la matrice de covariance. Il est donc possible de considérer que les \mathbf{j} premières composantes traduisent le mieux le comportement de la consommation énergétique (le nombre \mathbf{j} retenu peut être défini tel que le pourcentage cumulé d'explication de la variance dépasse 90% ou 95%). Les coordonnées des vecteurs propres ont une signification dans le temps, car les nouvelles variables (les facteurs principaux) correspondent en réalité aux différents instants dans la journée.

\mathbf{U}_q sont les coordonnées pour chacun des \mathbf{j} différents vecteurs propres, où $1 \leq q \leq \mathbf{j}$, comme exprimé dans l'expression (28), avec $\mathbf{j} < 144$.

$$U_q = [u_{q,1}, u_{q,2}, \dots, u_{q,144}] \quad (28)$$

Les coordonnées de \mathbf{j} vecteurs propres sélectionnés après réduction, sont utilisées pour construire un prédicteur pour une nouvelle journée basé sur leur combinaison linéaire, seulement lorsqu'un nombre minimal de puissances appelées au pas de temps dix minutes de la journée est connu. Cette méthode est appelée une « Régression sur Composantes Principales », notée **RCP** (Hastie et al., 2008). Cela est fait à l'aide d'une régression linéaire multiple (« Multiple Linear Regression », **MLR**). Si l'ACP est faite sur l'ensemble des données apprentissage, il suffit alors de trouver les coefficients associés aux vecteurs propres pour chaque un individu (journée) test. La régression RLM est utilisée afin de retrouver les coefficients des différents vecteurs propres pour lesquels la combinaison linéaire ajuste le mieux l'individu issu des données test (journée pour laquelle on prévoit une puissance). L'élément issu des données test est aussi tronqué jusqu'à l'instant \mathbf{n} et représenté par \mathbf{TV}_n , comme dans l'expression (29).

$$TV_n = [P_{n,1}, P_{n,2}, \dots, P_{n,n}] \quad (29)$$

Afin d'intégrer la quantité de variance retenue lors de l'application des méthodes sur les différents jeux de données disponibles, il sera spécifié **RCP90** ou **RCP95** pour respectivement 90% et 95% de variance expliquée.

Ce processus d'apprentissage et prévision est schématisé dans la Figure 29.

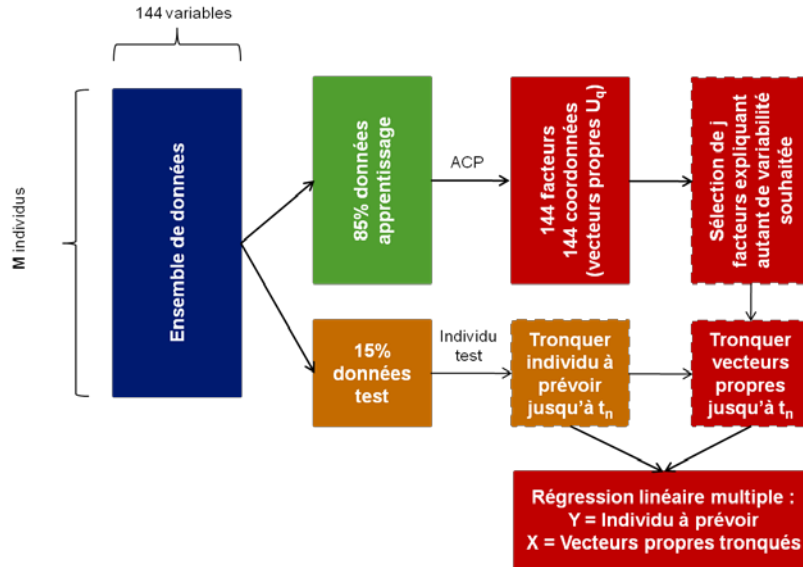


Figure 31. Représentation du processus de l'obtention d'un prédicteur avec la méthode RCP

Ainsi, à partir du moment t_n où une prévision est lancée pour un élément (journée) issu de l'ensemble des données « test », les différents vecteurs U_q sont tronqués jusqu'au point correspondant au point n de la prévision, comme exprimé dans l'équation (30), et représenté dans la Figure 32.

$$U_{q,n} = [u_{q,1}, u_{q,2}, \dots, u_{q,n}] \quad (30)$$

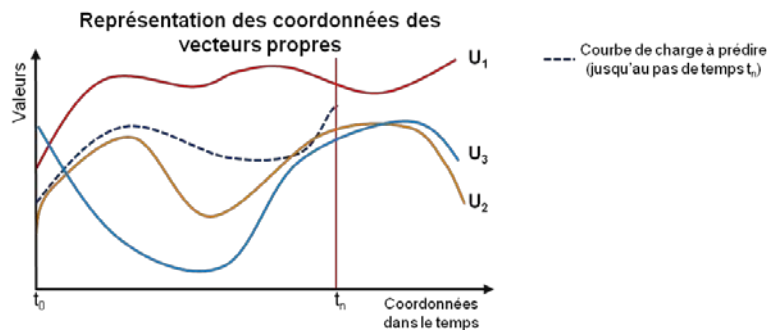


Figure 32. Exemple de projection des composantes principales par rapport aux variables (les différentes heures de la journée) et leur signification dans le temps

Le vecteur TV_n (qui est considérée comme une combinaison linéaire dépendant des différents instants i), ainsi que les j différents vecteurs tronqués $U_{q,n}$ (qui sont aussi dépendants des instants i) sont utilisés pour ajuster le modèle linéaire par moindres carrés ordinaires à l'aide de l'expression (31).

$$\operatorname{argmin} \left(\left\| TV_n - \sum_{q=1}^j C_q U_{q,n} + C_o \right\| \right) \quad (31)$$

Les coefficients $\hat{\mathbf{C}}_q$ et le terme $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$ sont issus de la régression RLM. Ces coefficients et les vecteurs propres correspondants à chaque vecteur \mathbf{U}_q sont utilisés pour prédire la consommation électrique $\hat{\mathbf{P}}_i$, avec la relation (32) pour le reste de la journée, soit pour chaque instant i .

$$\hat{\mathbf{P}}_i = \hat{\mathbf{C}}_0 + \sum_{q=1}^j \hat{\mathbf{C}}_q \mathbf{U}_{q,i} + \hat{\boldsymbol{\varepsilon}}$$

pour $i = \{t_{n+1}, \dots, t_{n+12}\}$

(32)

La Figure 33 schématise le processus de modélisation et validation pour la méthode décrite.

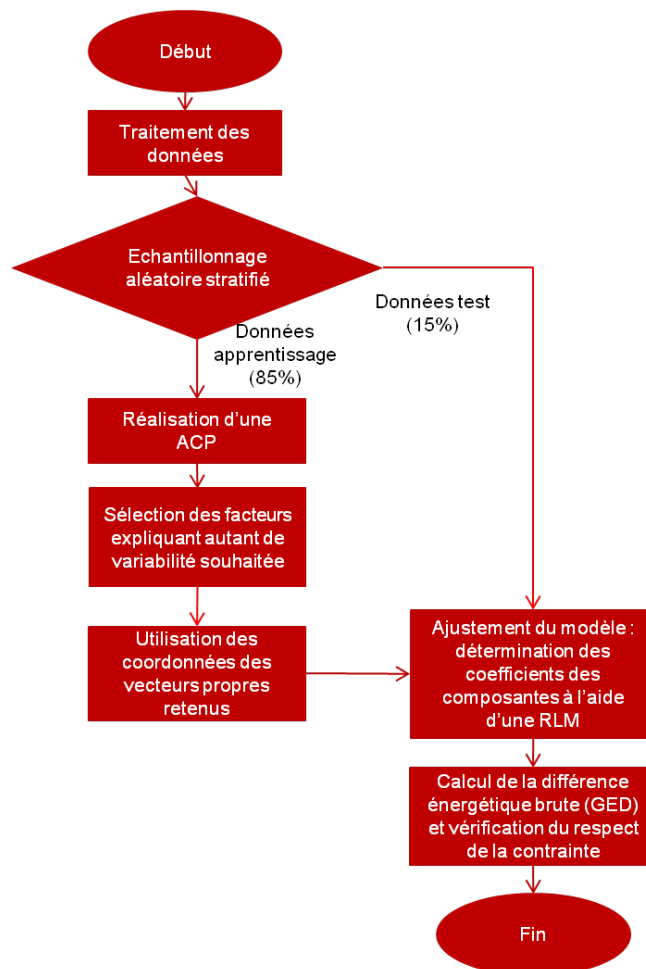


Figure 33. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RCP

5.1.3. Préviation par reconnaissance de formes à l'aide de la classification automatique par cartes de Kohonen (RFCK)

La classification automatique est une technique d'analyse appartenant à l'analyse multivariée des données. La capacité des techniques de classification automatique à manipuler une grande quantité de données temporelles a été largement évaluée par le passé (McLachlan, 2004). La classification automatique des courbes de charge électrique pour le profilage de clients et l'établissement des prix de l'électricité a attiré récemment beaucoup d'attention (Chicco, 2012; Fidalgo et al., 2012; Mahmoudi-Kohan et al., 2010).

La classification automatique est un procédé qui assigne un ensemble d'éléments dans un groupe (« appelé classe ») de façon à ce que les éléments d'une même classe soient plus ressemblants ou similaires (dans un sens défini préalablement) entre eux tandis qu'ils dissemblent des éléments regroupés dans une autre classe. La classification automatique se base sur une catégorisation algorithmique d'objets. Elle consiste à attribuer une classe ou catégorie à chaque objet (ou individu) à classer, en se basant sur différentes variables.

Les classes trouvées par les différents algorithmes peuvent varier considérablement dans leurs propriétés. La compréhension de ces différences est essentielle pour comprendre les modèles de classification et leurs algorithmes.

✓ Modèles de connectivité

Egalement connus sous le nom de classification hiérarchique, ces algorithmes connectent des éléments pour former des « classes » en fonction d'une distance. Une classe peut être décrite en grande partie par la distance maximale nécessaire pour connecter les différents éléments de la classe. À des échelles distinctes, différents groupes se forment. Cela peut être représenté à l'aide d'un dendrogramme, ce qui explique le nom commun de « classification hiérarchique ». Ces algorithmes ne fournissent pas une partition unique de l'ensemble de données, mais plutôt une hiérarchie complète de groupes qui s'agrègent les uns aux autres par sauts, d'une manière itérative.

✓ Modèles centroïdes

Dans ce type de modèles, les classes sont représentées par un vecteur central, qui n'est pas nécessairement constitué par des membres du jeu de données. Dans un algorithme « k-moyennes », par exemple, lorsque le nombre de classes est fixé à une valeur k , l'algorithme devient un algorithme d'optimisation dont l'objectif est de trouver les centres des classes k et d'assigner les objets au centre de classe le plus proche, de sorte que les distances des individus aux centres des classes soient réduites au minimum. La plupart des algorithmes k-moyennes nécessite un choix du nombre de classes à l'avance, ce qui est considéré comme l'un de ses plus grands inconvénients.

✓ Classification par réseaux de neurones

Grâce à leur capacité de classification et de généralisation, les réseaux de neurones sont généralement utilisés dans des problèmes de nature statistique très variés : prévision, modélisation, etc. (Hippert and Taylor, 2010; Hui-Feng Shi and Yan-Xia Lu, 2009; Kohonen, T., 1990). Les réseaux de neurones sont aussi placés dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent en permettant de créer des classifications rapides.

La carte auto-organisatrice de Kohonen ou algorithme de Kohonen (Self-Organising Maps, « **SOM** »), est une méthode de classification non-supervisée apparentée aux réseaux de neurones. Elle est particulièrement adaptée aux données ayant de grandes dimensions. Le résultat de la classification par l'algorithme de Kohonen est une carte de forme et des dimensions définies à partir d'une topologie précisée à l'avance (numéro de classes et structure du voisinage des classes), dans laquelle les classes produites sont organisées selon des critères de proximité. Ainsi, des courbes de charge ayant des profils journaliers « proches » seront soit regroupées dans une même classe, soit positionnées dans des classes proches sur la carte.

Les techniques de classification automatique dans le cas des courbes de charge électrique, sont utilisées dans la plupart des cas pour identifier des consommations type ou de référence, avec l'objectif de caractériser différentes typologies de clients, ou de consommation. Leur application à la prévision réside dans l'identification de la consommation de référence correspondant à l'instant actuel par rapport à un historique de consommations. Diverses techniques de classification ont été étudiées pour la classification des courbes de charge électriques (Chicco, 2012; Chicco et al., 2006). Les méthodes de type « k-moyennes » et « SOM » s'avèrent les techniques les plus performantes selon ces études. Il faut toutefois noter que ces diverses approches se sont focalisées dans la prévision des consommations électriques à l'échelle d'un pays.

La méthode SOM produit une projection visuelle compréhensible des données originales sur une carte et elle a été retenue comme la technique de classification que nous emploierons car elle a été utilisée par différents études (Cottrell, 2003; Lendasse et al., 2002; Rousset, 1999).

Comme il est signalé, SOM (Kohonen, T., 1990; Räsänen et al., 2010; Thang et al., 2003) est un réseau de neurones non-supervisé qui projette des entrées du même nombre de dimensions que les éléments étudiés (soit ici $Q=144$ dans notre cas des courbes de charge journalières) sur un espace factoriel réduit (une ou deux dimensions dans la plupart des cas). SOM est composé d'une grille prédéfinie de \mathbf{m} éléments appelés « neurones ». Chaque neurone (identifié par un index \mathbf{a}) est aussi composé de $\mathbf{144}$ dimensions. Ces neurones doivent être initialisés, c'est-à-dire que les $\mathbf{144}$ dimensions de chaque neurone doivent être prédéfinies par un vecteur de référence ($\mathbf{C1}_a$, expression (33)), où $\mathbf{1} \leq \mathbf{a} \leq \mathbf{m}$. L'initialisation peut être faite de différentes manières (de façon aléatoire ou à l'aide d'analyses préliminaires), comme décrit dans (Attik et al., 2005).

$$Cl_a = [P_{a,1}, P_{a,2}, \dots, P_{a,144}] \quad (33)$$

Tous les neurones sont associés aux neurones voisins de la carte par une relation de voisinage, qui détermine l'aire d'influence de l'espace défini. Les neurones sont calculés à partir d'un algorithme compétitif, qui recalcule le « poids » de chaque neurone et le « poids » des neurones voisins proportionnellement inverse à leur distance. La taille du voisinage sera réduite à chaque itération pendant le processus d'entraînement de la carte : initialement elle est presque égale à la totalité de la carte et se réduit à un seul neurone à la fin de l'entraînement.

A partir de l'initialisation des vecteurs de référence Cl_a , l'algorithme SOM procède de la façon suivante : pour un nombre prédéfini d'itérations, représenté par ρ , et à chaque itération (représenté par $\delta \leq \rho$) un vecteur d'entrée X_s (comme dans l'expression (34)), issu de l'ensemble des données « apprentissage », est choisi aléatoirement. Les distances euclidiennes entre le vecteur X_s choisi et tous les vecteurs Cl_a sont calculées. Le vecteur de référence le plus proche est nommé le neurone gagnant (W_N) ou « Best Matching Unit » (BMU), défini dans l'expression (35).

$$X_s = [P_{s,1}, P_{s,2}, \dots, P_{s,144}] \quad (34)$$

$$W_N = \arg \min \left\{ \sum_{i=0}^{i=144} (X_{s,i} - Cl_{a,i})^2 \right\}; 1 \leq a \leq m \quad (35)$$

Les coordonnées du vecteur (neurone) gagnant W_N et de ses voisins sont ensuite ajustées vers les coordonnées du vecteur d'entrée X_s , selon l'expression (36), où $\alpha(\rho)$ est un « taux d'apprentissage » qui diminue après chaque itération, $\theta(\rho)$ est une fonction de voisinage qui est calculée comme dans l'expression (37) et $\sigma(\rho)$ est le radius du voisinage, qui englobe les différents voisins ou neurones dont les coordonnées sont modifiées. Enfin, D est la distance du noyau « mis à jour » au W_N . Le radius $\delta(\rho)$ est aussi « mis à jour » à chaque itération en se réduisant (spécifié ultérieurement).

$$Cl_k(s+1) = Cl_k(s) + \alpha(s)\theta(s) \cdot (X_{tr}(s) - Cl_k(s)) \quad (36)$$

$$\theta(\rho) = \exp\left(-\frac{D^2}{2\delta^2(\rho)}\right) \quad (37)$$

La méthodologie de prévision proposée se base sur l'identification des types de consommation de la journée en cours (reconnaissance de formes), en identifiant la classe la plus semblable parmi celles construites par l'algorithme SOM. Elle est divisée en trois étapes :

- a) Une fois que les données ont été divisées en sous-ensembles « apprentissage » et « test », l'ensemble des données apprentissage sera utilisé pour construire les vecteurs de référence.

L'algorithme SOM est lancé en considérant les courbes de charge journalières comme les individus pour analyse. L'algorithme SOM nécessite un nombre initial de neurones (m) avant son initialisation. Tsekouras et al. (Tsekouras et al., 2008) ont déterminé que pour des grands consommateurs

d'électricité, 8 à 12 classes sont nécessaires pour une description satisfaisante des différentes courbes de charge journalières. Différents nombres de classe seront testés afin de mieux déterminer le nombre correct de classes de courbes de charge. L'algorithme utilise en entrée des données non-réduites, comme suggéré dans (Fidalgo et al., 2012). Afin de converger toujours vers la même solution, une initialisation linéaire de l'algorithme est utilisée à l'aide d'une analyse en composantes principales (Attik et al., 2005). Une configuration rectangulaire du voisinage est choisie, pour en faciliter sa visualisation. Le nombre d'itérations choisi est $\rho = 100$. Le « taux d'apprentissage » $\alpha(\rho)$ choisi est une fonction linéaire allant de **0,05** jusqu'à **0,01** sur les **100** itérations. Le radius du voisinage $\delta(\rho)$ est varié d'une valeur de deux tiers de toutes les distances unitaires jusqu'à son équivalent négatif. Une fois que le voisinage devient plus petit qu'un seul individu, alors seul le vecteur de référence \mathbf{W}_N est modifié.

Les vecteurs de référence \mathbf{C}_a résultant de chaque neurone sont gardés et assignés aux neurones selon l'algorithme SOM. Chaque classe est représentée par un vecteur de 144 variables identifié comme \mathbf{C}_a , qui constitue l'identifiant de chaque classe. $\mathbf{C}_{k,h}$ contient donc la valeur de la variable numéro h du neurone k . Chaque variable représente un point spécifique de la consommation journalière (de 00h00 à 23h50).

- b) Une fois l'algorithme SOM parcouru, les vecteurs \mathbf{C}_a seront utilisés. Au moment t_n où une prévision est simulée pour un individu issu de l'ensemble des données « test », l'élément est tronqué jusqu'au point n formant un vecteur de n éléments appelé \mathbf{TV}_n , comme dans la formule (29)⁵.

Les différents vecteurs \mathbf{C}_a seront aussi tronqués jusqu'à l'élément numéro n et appelées $\mathbf{C}_{a,n}$. Des distances (\mathbf{D}_a) seront calculées entre le vecteur \mathbf{TV}_n et tous les vecteurs $\mathbf{C}_{a,n}$ différents. Le vecteur correspondant à celui avec la distance \mathbf{D}_k minimale est considéré le vecteur gagnant, identifié comme \mathbf{C}_W , où W est déterminé selon l'expression (38).

$$W = \arg \min \left\{ \sum_{i=1}^{i=n} (C_{a,i} - TV_{n,i})^2 \right\}; 1 \leq a \leq m \quad (38)$$

- c) Les coordonnées de la classe \mathbf{C}_W correspondant à ce vecteur seront proposées comme la prévision pour les points de consommation suivants. Les points de consommation électrique prévus (\hat{P}_i) correspondent à ceux du vecteur $\mathbf{C}_{W,i}$ comme exprimé dans l'expression (39).

⁵ $\mathbf{TV}_n = [P_{n,1}, P_{n,2}, \dots, P_{n,n}]$

$$\hat{P}_i = Cl_{W,i} \tag{39}$$

pour $i = \{t_{n+1}, \dots, t_{n+12}\}$

Un facteur d'ajustement multiplicatif est utilisé afin d'améliorer les prévisions. Le facteur d'ajustement multiplicatif utilisé est similaire à celui décrit dans la formule (21).

Le processus de modélisation et validation est présenté schématiquement dans la Figure 34.

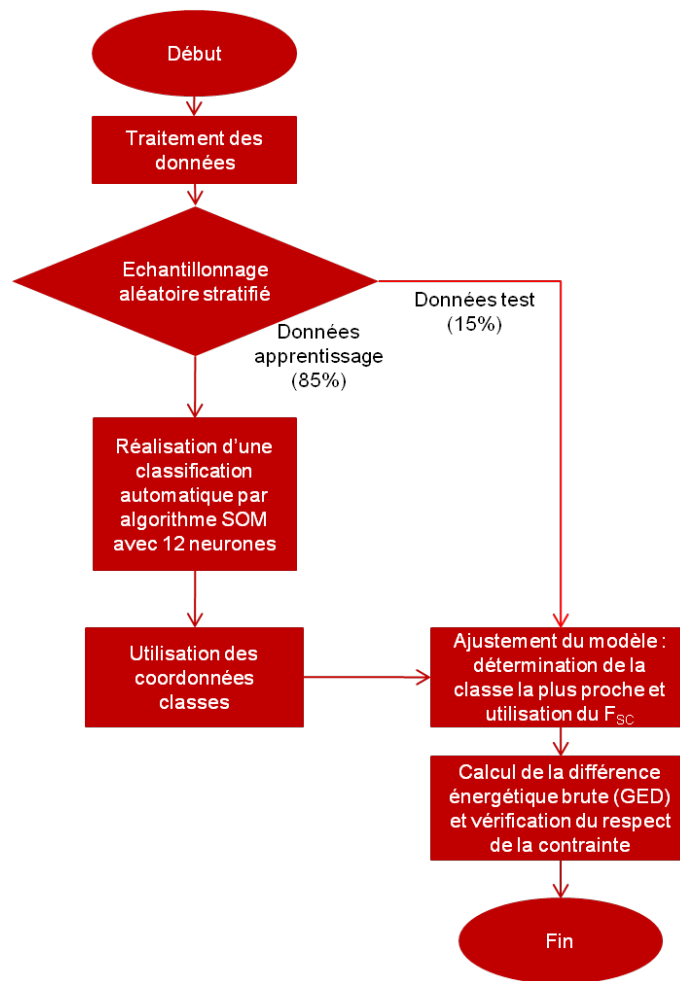


Figure 34. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RFCK

5.2. Prédiction au niveau d'agrégation des usages industriels

Cette section présente les diverses méthodes de prédiction proposées et étudiées au niveau des usages industriels. D'après une première caractérisation sur le comportement des divers usages disponibles pour étude (voir section 7.1), les méthodes proposées et retenues sont basées sur :

- ✓ La reconnaissance de formes à l'aide de la classification automatique par cartes de Kohonen, appelée **RFCK**, comme précédemment (pour cette méthode, les conditions de mise en œuvre seront les mêmes afin d'homogénéiser les procédures, et elle ne sera pas décrite dans cette section);
- ✓ La régression Lasso sur individus journaliers, appelée **RLIH** dans le cadre de cette thèse ;
- ✓ La régression Lasso sur individus journaliers avec contrainte de positivité, appelée **RLI+** dans le cadre de cette thèse ;
- ✓ La régression Lasso sur composantes principales, appelée **RLCP**, avec des spécifications sur le pourcentage de variance retenue (90 , 95, ou 99) ;
- ✓ La régression Logistique sur attributs temporels, appelée **RegLog** dans le cadre de cette thèse.

La méthode K3JS est écartée au niveau des usages car l'historique est jugé trop petit. Ainsi, pour une première prédiction, au moins 21 jours précédents sont nécessaires, sachant que seulement 3 sont utilisées. Un apprentissage avec toutes les journées est proposé avec les autres méthodes.

5.2.1. Prédiction avec régression Lasso sur individus journaliers historiques (RLIH)

A n'importe quel moment de la journée, la consommation actuelle peut être expliquée comme une combinaison linéaire des consommations du passé, à la même période de la journée (Hippert et al., 2001). Cependant, toutes les journées du passé n'ont pas le même potentiel explicatif du comportement présent, et seule la combinaison de certaines journées avec des comportements ou caractéristiques similaires (Mandal et al., 2006) est intéressante. Dans la plupart des études, les auteurs incluent des variables telles que la température. Cependant, dans un souci de généralisation et de portabilité des méthodes de prédiction, les variables utilisées sont des facteurs temporels.

Différentes techniques de régression peuvent être utilisées pour prévoir le comportement de la courbe de charge en considérant chaque consommation journalière historique comme une variable, comme la matrice présentée dans le Tableau 7. Les lignes représentent les individus (les différents heures de la journée au pas de temps dix minutes) et les colonnes les variables, qui sont les consommations pour chaque journée de la base d'apprentissage à l'instant **i**.

ID	1	...	j	...	q
00:00	$P_{1,1}$...	$P_{j,1}$...	$P_{q,1}$
00:10	$P_{1,2}$...	$P_{j,2}$...	$P_{q,2}$
...
i	$P_{1,i}$...	$P_{j,i}$...	$P_{q,i}$
...
23:50	$P_{1,144}$...	$P_{s,144}$...	$P_{q,144}$

Tableau 7. Matrice des données pour l'application de la régression Lasso

Une régression linéaire multiple (RLM) permettrait de retrouver cette combinaison linéaire, comme dans l'expression (40), où q est le nombre total d'individus historiques journaliers (avec $1 \leq j \leq q$), $P(i)$ est la consommation électrique à l'instant i , $\hat{\beta}_0$ et $\hat{\beta}_j$ correspondent aux différents coefficients obtenus à partir d'une régression linéaire multiple sur q variables, et $\hat{\epsilon}$ le terme d'erreur.

$$P(i) = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^q \hat{\beta}_j P_j(i) + \hat{\epsilon} \quad (40)$$

Cependant, comme discuté auparavant, toutes les journées historiques ne sont pas représentatives de la journée en cours. De plus, quand le nombre de variables (instants de la journée en cours) est plus petit que le nombre d'observations disponibles (journées historiques), d'autres types de régression doivent être utilisés.

Ainsi, parmi les différentes régressions disponibles dans la littérature, une régression est étudiée en particulier : la régression **Lasso** (« Least Absolute Shrinkage and Selection Operator »). Cette méthode est notée **RLIH** (Pour « Régression Lasso sur Individus Historiques »).

La régression Lasso, proposée à l'origine par (Tibshirani, 1996), est une méthode de régularisation pour modèles linéaires qui consiste à pénaliser la taille absolue des coefficients de la régression. Les principaux avantages de la régression Lasso sont la réduction de la variabilité des estimations en réduisant les coefficients, et notamment en forçant certains coefficients à prendre une valeur de zéro, ce qui conduit à réaliser une réduction et une sélection du nombre de variables utilisées dans le modèle (Hastie et al., 2008).

Ainsi, la régression Lasso permet une sélection des variables explicatives que sont des consommations journalières historiques et de déterminer les coefficients correspondants selon un critère de minimisation de l'erreur quadratique de la prévision.

L'utilisation de la régression Lasso pour la détermination des consommations de référence dans le cadre de l'effacement a été étudiée par (Hatton et al., In presse) : ces travaux s'intéressent davantage à leur applicabilité dans le secteur résidentiel (courbe de charge très thermosensible) pour la

reconstitution de la courbe de charge (détermination « ex post »), en utilisant des groupes de contrôle qui sont des individus ne participant pas à l'événement effacement.

La pénalisation est une correction apportée pour l'estimation du modèle de la régression Lasso est donnée par l'équation (41), où le coefficient λ_{lasso} est le paramètre de réglage, qui contrôle l'importance de la pénalité.

$$\hat{\beta}^{\text{lasso}} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(P(i) - \beta_0 - \sum_{j=1}^q P_j(i) \beta_j \right)^2 + \lambda_{\text{lasso}} \sum_{j=1}^q |\beta_j| \right\} \quad (41)$$

Quand le paramètre de réglage est égal à zéro, l'équation (41) devient l'argument des moindres carrés ordinaires. Quand λ_{lasso} tend vers l'infini, toutes les coefficients tendent vers zéro.

La régression Lasso sélectionne les « jèmes » consommations journalières historiques pertinentes, par rapport au paramètre de réglage choisi, et exclut donc les individus jugés non significatifs pour expliquer le comportement de la journée en cours. Une attention particulière doit être prise quand il s'agit de prévoir la consommation d'une journée avec une consommation nulle (ex. un usage qui est éteint) : la variable réponse sera toujours zéro et donc, l'algorithme de solution aura une tendance à ne pas converger car λ_{lasso} doit tendre vers l'infini.

Quand une prévision est simulée, la sélection du paramètre λ_{lasso} est faite à l'aide d'une validation croisée en utilisant seulement le sous-ensemble de données apprentissage. Ces données (les différents vecteurs \mathbf{P}_j) sont considérées comme les consommations historiques. La valeur du paramètre de réglage correspond à la valeur qui minimise l'erreur quadratique des validations croisées. Une fois le paramètre λ_{lasso} fixé, le vecteur \mathbf{TV}_n (définie dans l'expression (29)⁶) de la journée à prévoir est utilisé pour les différentes valeurs $\mathbf{P}(\mathbf{i})$, et les différents vecteurs journaliers $\mathbf{P}_j(\mathbf{i})$ seront aussi tronqués jusqu'à l'instant \mathbf{t}_n correspondant (instant où une prévision est simulée) afin de résoudre les différents coefficients $\hat{\beta}^{\text{lasso}}$. Les valeurs prévues $\hat{\mathbf{P}}_i$ peuvent être estimées à l'aide de l'expression (42), où les valeurs des coefficients sont issues de la solution de l'expression (41).

$$\hat{\mathbf{P}}_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^q \hat{\beta}_j P_{j,i} \quad (42)$$

Le processus de modélisation et validation pour la méthode RLIIH est présenté schématiquement dans la Figure 35.

Il est important de signaler que la régression Lasso est pertinente pour une utilisation au niveau des usages industriels en raison de la nature et de la profondeur historique des données disponibles. Cette

⁶ $\mathbf{TV}_n = [P_{n,1}, P_{n,2}, \dots, P_{n,n}]$

méthode n'a pas été étudiée au niveau des sites industriels, car le nombre d'individus journaliers historiques disponibles est trop grand, faisant exploser les temps de calcul. Cependant, si d'autres techniques s'avéraient performantes, il faudrait reconsidérer le couplage de la régression Lasso avec d'autres types de méthodes qui réduisent aussi les données à traiter. Une technique mélangeant les deux approches est présentée dans la section 5.2.3.

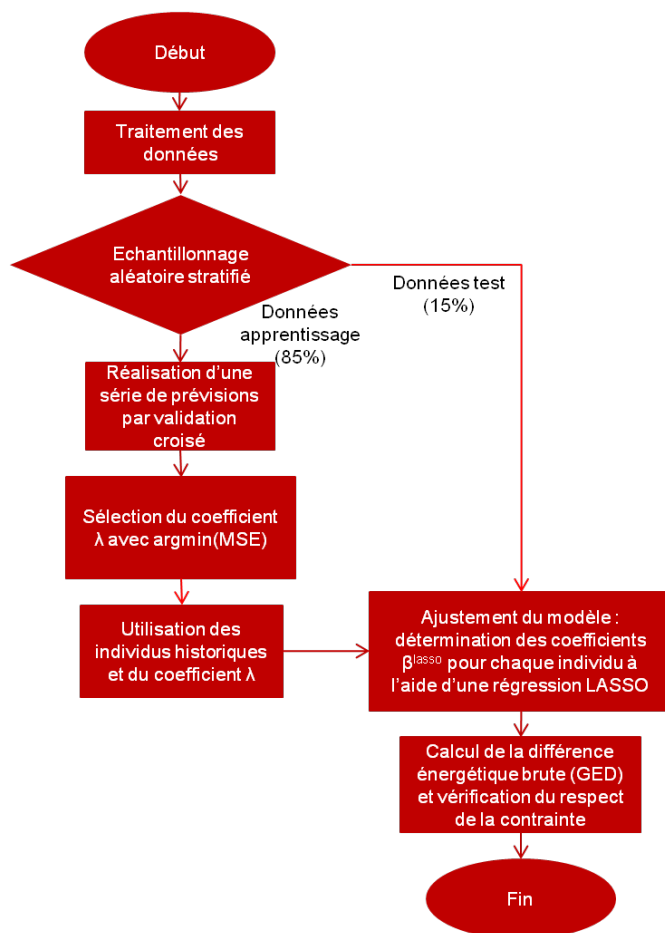


Figure 35. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RLIIH

5.2.2. Prévision avec régression Lasso sur individus journaliers historiques sous contrainte de positivité (RLI+)

Compte tenu que physiquement, une puissance électrique consommée ne peut pas être négative, la consommation électrique expliquée par une combinaison linéaire des consommations du passé amène à imposer une contrainte de positivité sur les coefficients de la régression appliquée au modèle.

Dans la régression Lasso il peut être rajouté à la pénalité une contrainte sur les coefficients $\hat{\beta}^{\text{lasso}}$ de l'équation (41) qui respectent la contrainte (43), soit :

$$\hat{\beta}^{\text{lasso}} \geq 0 \quad (43)$$

Cette méthode de prévision notée RLI+ est étudiée afin de comparer les résultats obtenus avec une régression Lasso simple. Le processus de modélisation et validation pour la méthode RLI+ est présenté schématiquement dans la Figure 36.

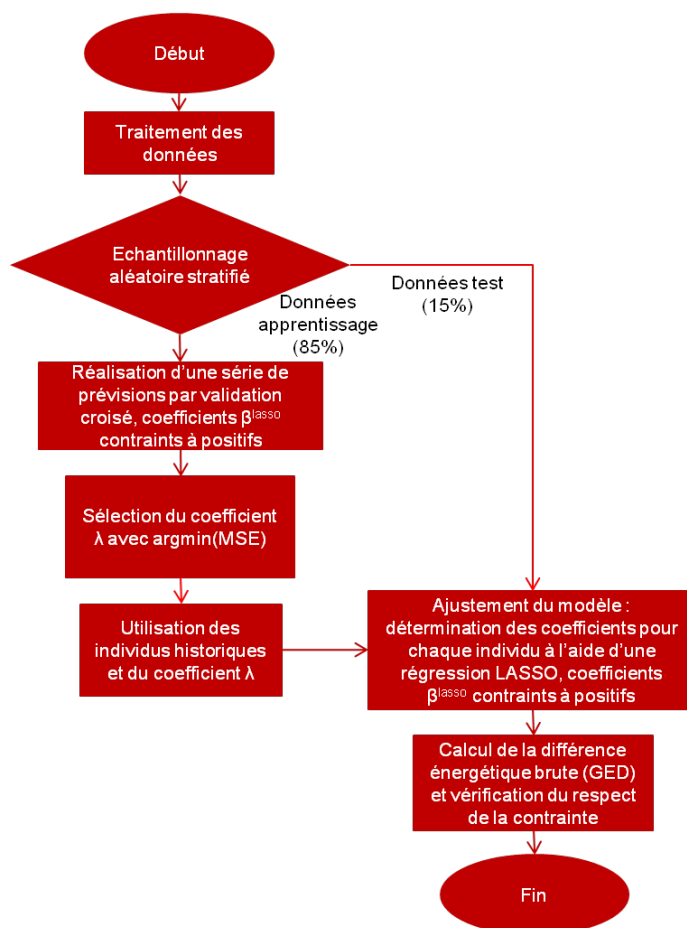


Figure 36. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RLI+

5.2.3. Prédiction avec régression Lasso sur Composantes Principales (RLCP)

Une régression sur composantes principales (5.1.2) est une méthode de prévision adaptée pour la prévision des courbes de charge. Afin d'améliorer la méthode, notamment en sélectionnant les variables pertinentes (et réduire le temps de calcul éventuellement), une sélection de variables par une régression Lasso (pour déterminer les composantes influentes sur l'individu à prévoir) est étudiée afin de pouvoir comparer les résultats obtenus avec une régression Lasso sur l'ensemble des individus. Cette technique sera notée **RLCP** (Régression Lasso sur Composantes Principales).

L'un des avantages principaux de l'utilisation de l'information avec une réduction de dimensions est la réduction des temps de calcul pour la sélection du modèle. Comme présenté dans la section 5.1.2, l'ACP est appliquée à la matrice journalière des données apprentissage sur des données centrées et non réduites.

Comme dans le cas de la méthode **RCP**, les composantes principales sélectionnées sont utilisées pour construire un prédicteur avec une régression de type Lasso, semblable à celle de la méthode RLIH (section 5.2.1). Sur l'ensemble des données apprentissage, il s'agit de trouver les coefficients $\hat{\beta}_{CP}^{lasso}$ (équation (44)) pour les différents vecteurs propres retenus, pour les individus du sous-ensemble des données de test, où le paramètre λ_{CP}^{lasso} a été estimé par validation croisée sur les composantes (identifiées sur les données apprentissage). Le critère à minimiser est donné dans l'équation (45), où le vecteur \mathbf{TV}_n (expression (29)) contient les n valeurs connues de $\mathbf{P}(\mathbf{i})$, précédent l'instant \mathbf{t}_{n+1} de prévision, utilisées dans la régression. Le vecteur $\mathbf{U}_{s,n}(\mathbf{i})$ contient les différentes composantes principales tronquées jusqu'à l'instant \mathbf{t}_n (instant où une prévision est simulée).

$$\hat{\beta}_{CP}^{lasso} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(P(i) - \beta_{0,CP} - \sum_{s=1}^j U_{s,n}(i) \beta_{s,CP} \right)^2 + \lambda_{CP}^{lasso} \sum_{s=1}^j |\beta_{s,CP}| \right\} \quad (44)$$

$$U_{s,n} = [u_{s,1}, u_{s,2}, \dots, u_{s,n}] \quad (45)$$

Les valeurs prévues $\hat{\mathbf{P}}_i$ peuvent alors être estimées à l'aide de l'expression (46), où les valeurs des coefficients sont issues de la solution de l'expression (44).

$$\hat{\mathbf{P}}_i = \hat{\beta}_{0,CP} + \sum_{s=1}^j \hat{\beta}_{s,CP} U_{s,n} + \hat{\epsilon} \quad (46)$$

Pour le cas des usages industriels, le nombre de composantes minimal \mathbf{j} à retenir est tel que le pourcentage de variance cumulée soit supérieur à 99%. Le processus de modélisation et validation pour la méthode RLCP est présenté schématiquement dans la Figure 37.

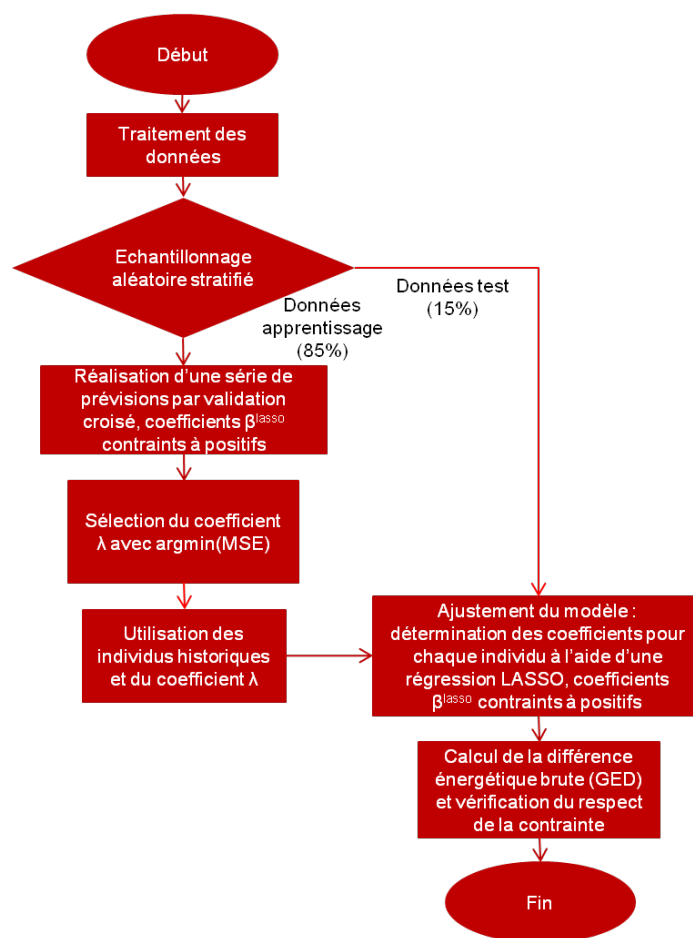


Figure 37. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RLCP

5.2.4. Prévision avec régression Logistique sur attributs temporels

Certains usages industriels présentent un comportement dit « tout ou rien », c'est-à-dire, des usages qui fonctionnent à deux niveaux de consommation : soit ils consomment autour d'une puissance nominale, soit ils sont éteints ou consomment une puissance résiduelle minimale et différenciable de la puissance nominale.

L'intérêt pour ce type d'usage réside dans leur forte présence dans l'industrie (pompes, broyeurs, ventilateurs sans régulation, etc.) et à leur facilité de réponse lors d'un événement effacement. Lorsque l'on se trouve dans ce cas, il peut s'avérer intéressant de prédire l'état de l'usage au lieu de la puissance de consommation de l'équipement, qui peut être expliquée par diverses variables. Cependant, pour qu'une méthode soit facilement généralisable, les mêmes hypothèses doivent être imposées (e.g. seule la puissance historique est disponible et les autres variables explicatives sont d'une nature temporelle).

Une autre approche proposée, pour aborder la problématique de la prévision de la consommation pour un usage industriel qui se comporte de la manière décrite, est une approche par régression logistique. Dans le cadre des travaux de cette thèse, cette méthode sera nommée **RegLog**. Cette méthode n'a pas comme objectif la prévision de la trajectoire de la consommation d'un usage pendant l'horizon de temps, mais plutôt d'établir la probabilité que l'usage en question se trouve en fonctionnement.

Pour le cas de la régression logistique, le modèle peut être difficile à caler, car il est nécessaire d'être très attentif à l'échantillonnage. Avec des variables exogènes à inclure dans le modèle RegLog, la prévision pourrait être améliorée de manière simple.

Une approche facilement généralisable est proposée. Elle considère uniquement des facteurs ou des attributs temporels, notamment l'heure de la journée, le jour de la semaine et la qualification jour férié ou non. La prévision est faite pour chacun des instants au pas de temps dix minutes compris dans l'horizon de temps étudié lors d'une prévision.

La régression logistique a été largement utilisée pour la prévision des séries chronologiques à états discrets (Nyberg, 2010). Avec une telle approche, on réduit la complexité du problème car il se réduit à la prévision d'une variable binaire, nommée \mathbf{E}_i , qui correspond à l'état de l'usage à l'instant i . On définit donc, $\mathbf{E}_i = \mathbf{1}$ quand l'usage est allumé, et $\mathbf{E}_i = \mathbf{0}$ quand l'usage est éteint.

La prévision de la variable \mathbf{E}_i peut être facilement transformée en une prévision en termes de puissance à l'aide de la puissance nominale de fonctionnement de l'usage en question. La mise en forme des données pour cette méthode particulière s'avère différente en raison de la nature des prévisions à réaliser. Lors de l'étude d'un usage en particulier, la puissance pour chacun des instants disponibles doit être transformée en état 1 ou 0. Ainsi, en utilisant la règle décrite dans l'expression (47), la puissance à n'importe quel instant \mathbf{P}_i peut être transformé en variable binaire, où \mathbf{Y} est un seuil

de puissance au-dessous duquel l'usage n'est pas considéré comme en état de marche, c'est-à-dire l'usage est éteint ou il consomme à une puissance résiduelle.

$$E_i = \begin{cases} 1, & \text{si } P_i \geq Y \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (47)$$

La probabilité doit être une fonction de \mathbf{z} variables explicatives, représentées par la matrice \mathbf{X} , comme exprimé dans l'expression (48). Les variables considérées sont présentées ultérieurement.

$$\pi(E_i) = P(E_i = 1 | \mathbf{X}) \quad (48)$$

Afin de définir la fonction, une régression logistique sera utilisée, qui utilise comme fonction lien (« link function ») une transformation logistique. Pour le cas des variables binaires, la transformation logistique est exprimée dans l'expression (49).

$$\pi(E_i) = \frac{1}{1 + e^{-F(\mathbf{X})}} \quad (49)$$

La fonction logistique (expression (50)), nommée fonction « logit » a été choisie pour ses caractéristiques mathématiques. La fonction « logit » donne toujours un résultat compris entre 0 et 1 peu importe les variables en entrée du modèle, et ces variables peuvent être de nature quantitative et/ou qualitative. Cette expression permet de lier la probabilité attendue avec une fonction linéaire : des variables explicatives ($\hat{\beta}\mathbf{X}$, où $\hat{\beta} = \beta_0, \beta_1, \dots, \beta_z$) et des interactions entre les variable observées ($\hat{\gamma}\mathbf{I}$). Les coefficients $\hat{\beta}$ sont estimés par maximisation de la vraisemblance.

$$\ln\left(\frac{\hat{\pi}(E_i)}{1 - \hat{\pi}(E_i)}\right) = \hat{\beta}\mathbf{X} \quad (50)$$

Ainsi, le modèle sera obtenu avec les données apprentissage disponibles, et les différents coefficients $\hat{\beta}$ seront utilisés pour fournir une prévision à un instant donné (\mathbf{i}).

Le modèle obtenu fournit une probabilité que l'état de l'usage étudié soit allumé, et non pas, une valeur de zéro ou un. Ainsi, il est nécessaire de définir un seuil de décision, nommé Δ , au-dessus duquel l'état sera défini comme 1, comme dans l'expression (51).

$$\hat{E}_i = \begin{cases} 1 & \text{si } \hat{\pi}(E_i) \geq \Delta \\ 0 & \text{si } \hat{\pi}(E_i) < \Delta \end{cases} \quad (51)$$

La valeur optimale de Δ doit maximiser la performance du modèle sur l'échantillon d'apprentissage. La performance d'un modèle de classification peut être évaluée par une matrice de confusion, comme celle présentée dans le Tableau 8.

	Prévision = 1	Prévision = 0
Réel = 1	Vrai positif	Faux positif
Réel = 0	Faux négatif	Vrai négatif

Tableau 8. Matrice de confusion des prévisions de l'état avec la méthode RegLog

Cette matrice comptabilise les quatre possibilités de résultats lorsque l'on prévoit une variable binaire :

- ✓ Vrai positif : noté T_p , représente une prévision d'un état allumé faite correctement
- ✓ Vrai négatif : noté T_N représente une prévision d'un état allumé quand l'usage ne l'était pas
- ✓ Faux positif : noté F_p , représente une prévision d'un état zéro faite correctement
- ✓ Faux négatif : noté F_N , représente une prévision d'un état zéro quand l'usage était en réalité allumé

La valeur de Δ est définie par la minimisation de l'équation (52).

$$\min_{0 \leq \Delta \leq 1} \frac{T_N + F_N}{T_p + T_N + F_p + F_N} \quad (52)$$

Le retour d'expérience a permis de choisir que les variables de nature temporelle et qualitatives suivantes :

- ✓ Jour de la semaine : appelé **JS**, avec 7 modalités (lundi, mardi, mercredi, etc.)
- ✓ Heure de la journée (instant) : appelée **PT**, avec 144 modalités (00:00, 00:10, ..., 23:50)
- ✓ Jour férié : appelé **JF**, avec 2 modalités (oui, non)

Ces « attributs » temporels sont les seuls attributs considérés, car dans une première approche, il s'agit des seules variables qui seront toujours disponibles (a priori) pour tous les usages effaçables, et l'approche est généralisable. Ainsi, le modèle à étudier devient celui de l'expression (53), où $\beta_{RL,0}$ est l'intercepte, $\beta_{RL,JS}$ est le vecteur des sept coefficients β pour les sept différentes modalités de la variable **JS**, $\beta_{RL,PT}$ est le vecteur des 144 coefficients correspondants à la variable **PT**, et $\beta_{RL,JF}$ est le vecteur contenant les 2 coefficients correspondants aux deux modalités de la variable **JF**.

$$\hat{\pi}(E_i) = \beta_{RL,0} + \beta_{RL,JS} * JS + \beta_{RL,PT} * PT + \beta_{RL,JF} * JF \quad (53)$$

Afin de ne pas rendre spécifique le modèle (équation (53)) à un usage particulier, le choix de la pertinence de variables en entrée est laissé à l'utilisateur lors du déploiement du modèle de prévision sur un usage particulier.

L'estimation d'un usage à deux états peut être transformée en termes de puissance à l'aide de la puissance nominale de l'usage (P_N), comme exprimé dans l'expression (54).

$$\hat{P}_i = \begin{cases} P_N & \text{si } \hat{E}_i = 1 \\ 0 & \text{si } \hat{E}_i = 0 \end{cases} \quad (54)$$

En résumé, on calcule la probabilité pour un instant précis que l'usage soit allumé ou éteint. A l'aide d'un seuil de décision établi par rapport au succès (nombre de vrais positifs et vrais négatifs par rapport au nombre total d'observations), la prévision de l'état sera transformée en puissance à l'aide de la puissance nominale établie pour l'usage en question. Ensuite, les divers indicateurs peuvent être calculés de la même manière que pour les autres méthodes proposées précédemment.

Une méthode comme la méthode RegLog proposée ici est difficilement envisageable au niveau du site industriel, car la consommation d'un site suit difficilement un comportement « tout ou rien ». La régression logistique pourrait être adaptée à des consommations de site qui se situent à différents paliers, mais cela n'as pas été abordé dans le cadre de cette thèse. Le processus de modélisation et validation pour la méthode RegLog est présenté schématiquement dans la Figure 38.

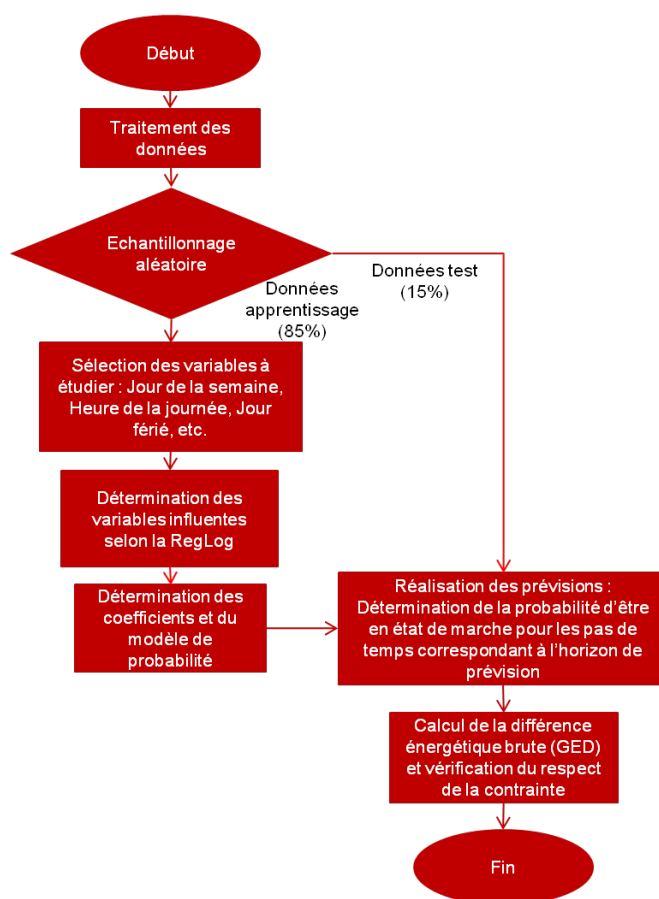


Figure 38. Diagramme de flux simplifié pour l'application de la méthode RegLog

RESUME DE SECTION

Dans le cadre de cette thèse, différentes méthodes de prévision à court terme issues de la variété des familles de méthodes de prévision, de leur combinaison, ou proposées car adaptées à la problématique de l'effacement définie auparavant ont été étudiées. Diverses techniques appartenant à ces familles de méthodes sont utilisées car jugées pertinentes lors des analyses préliminaires de données, et d'autres sont proposées ou adaptées pour mieux répondre aux objectifs.

Un taux de fiabilité et son intervalle de prévision sont construits pour chaque méthode étudiée afin de donner la robustesse nécessaire aux modèles et apporter la réponse à la question de la fiabilité des ressources effaçables. Différentes méthodes d'obtention du taux de fiabilité et de sa distribution peuvent être évaluées.

Les diverses méthodes sont jugées selon les critères décrits. Le cadre méthodologique pour étudier les méthodes de prévision proposées, ainsi que leur adaptation par rapport aux contraintes est résumé dans la Figure 39. Il est très important de remarquer que même si cette méthodologie cherche à uniformiser les critères de décision et les objectifs, elle doit être dans la plupart des cas adaptée aux diverses applications, notamment par rapport au niveau d'agrégation (site ou usage).

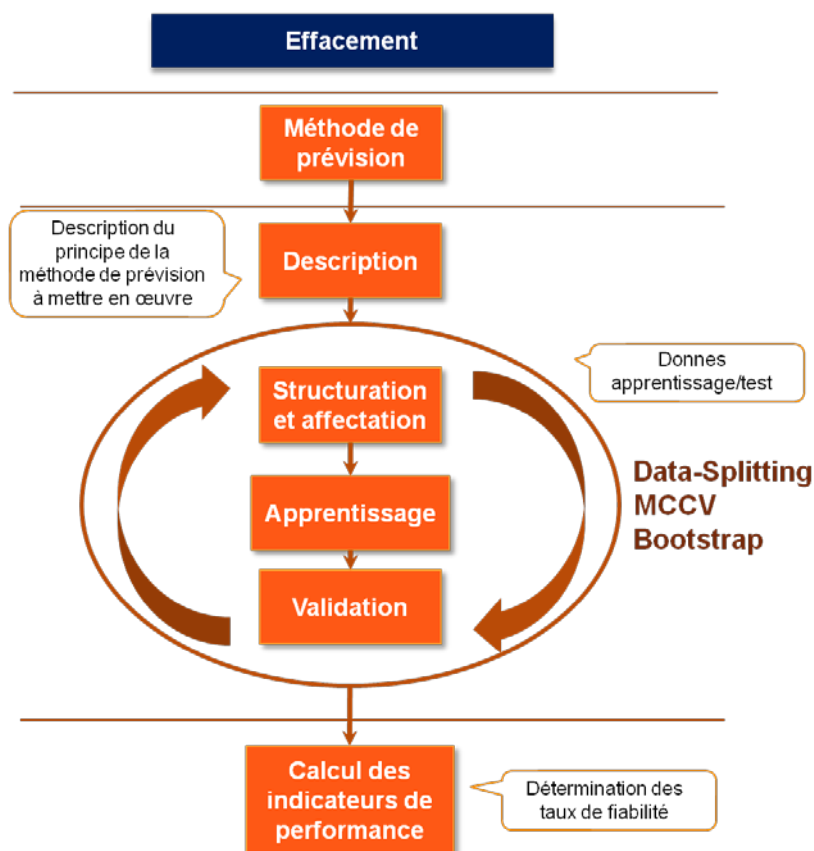


Figure 39. Démarche générale proposée pour la construction des modèles de prévision robustes avec une aide à la décision pour le choix de la méthode

La Figure 39 représente donc de façon schématique l'adaptation à une démarche générale de la Figure 13 de la Section 2.2. Cette approche vise à répondre au mieux aux questions posées et aux objectifs, en s'appuyant sur une approche de « fouille de données » pour chaque cas d'application, et adaptée aux contraintes opérationnelles.

Les différentes figures présentées lors de la description de chaque méthode (Figure 30, Figure 33, Figure 34, Figure 35, Figure 36, Figure 37 et Figure 38), schématisant la procédure de mise en œuvre, correspondent aux différentes méthodes qui s'appliquent dans le processus de validation (« Data-Splitting », « MCCV », et « Bootstrap ») encerclé dans la Figure 39.

Les taux de fiabilité (τ_f) obtenus sont utilisables lors de la mise en œuvre en temps réel, car il suffit de mettre en œuvre la prévision avec la méthode jugée la plus performante, qui fournira les valeurs de puissance à intégrer dans le calcul du potentiel d'effacement (« curtailment »), avec d'autres variables et facteurs (pour rappel, voir Figure 28, page 68).

La Figure 40 représente cette mise en œuvre opérationnelle. Les questions concernant la mise à jour et la convergence des modèles ne seront pas approfondies, car en dehors du périmètre d'étude de la thèse. Elles seront discutées dans la section 8.4, relatif aux perspectives.

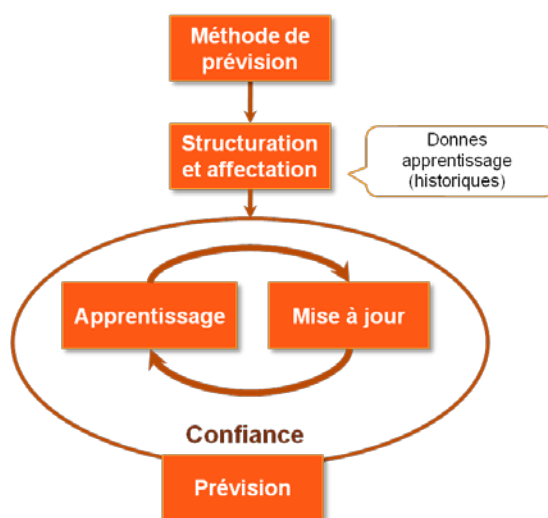


Figure 40. Schéma de la mise en œuvre opérationnelle de la méthode de prévision choisie

Nota Bene : les méthodes utilisées pour la détermination d'une consommation de référence ex ante proposées dans la thèse, pourraient être utilisées aussi pour la valorisation des effacements ex post, donnant une application additionnelle aux méthodes étudiées (RTE, 2014a). L'application des méthodes de prévision, comme un outil de détermination de la consommation de référence ex post, est abordée dans la section des perspectives (section 8.4), afin de discuter brièvement de leur pertinence.

SECTION III – CAS D'ETUDES ET DISCUSSIONS

La méthodologie générale proposée dans la section précédente a été déployée sur des jeux de données disponibles aux deux niveaux d'agrégation décrits. Ces jeux de données sont représentatifs de la problématique traitée car ils possèdent les caractéristiques les plus semblables à celles trouvées dans l'industrie et comportent toutes les différences identifiées lors des sections précédentes pour chacun des niveaux. Il s'agit des sites industriels et de certains usages industriels effaçables raccordés à une plateforme test d'effacement à court terme installée au sein du centre R&D EDF Lab « Les Renardières ». Une attention spéciale a été donnée à la mise en forme des données, qui s'avère parfois difficile, afin de pouvoir mener à bien cette comparaison entre méthodes de prévision : « comparer des choses comparables ».

Cette section est organisée en deux chapitres différents, chacun abordant un niveau d'agrégation. Chaque niveau d'agrégation est divisé en deux sous-parties :

- ✓ Tout d'abord, une première partie comportant une présentation des données utilisées pour la mise en place des méthodes de prévision, ainsi que les analyses faites d'une façon descriptive afin de mieux comprendre leur comportement et de pouvoir les caractériser.
- ✓ Ensuite, une deuxième partie, détaillant les résultats obtenus sur les divers jeux des données afin d'évaluer les méthodes proposées conformément aux critères définis : la « différence énergétique brute » **GED** et le taux de fiabilité τ_f .

Le processus d'évaluation des méthodes est déployé de manière approfondie pour certains jeux de données (appelés cas d'étude), qui ont été jugés les plus représentatifs pour comprendre l'intérêt du déploiement de la méthodologie.

L'objectif étant d'établir l'applicabilité des méthodes de prévision et de l'approche proposée par rapport aux caractéristiques principales des données, une synthèse de résultats sous forme d'un synoptique est présentée à la fin de cette section. Ce synoptique se veut être un guide de caractérisation (qui pourra être complété par l'inclusion d'autres méthodes de prévision) qui offrira une aide à la décision s'appliquant à de nouveaux jeux de données. Il permettra de :

- ✓ vérifier rapidement l'applicabilité des méthodes,
- ✓ juger si le comportement d'un usage ou d'un site, dès l'acquisition des premières données est envisageable en terme d'un taux de fiabilité pour le programme d'effacement électrique décrit précédemment.

CHAPITRE 6. RESULTATS : NIVEAU D'AGREGATION SITE INDUSTRIEL

Comme il a été discuté dans la section 2.2, la prévision du comportement de la consommation au niveau du site industriel est de première importance. Même si ce n'est pas le site industriel dans son ensemble qui participe à un effacement pour la plupart des cas, c'est ce niveau d'agrégation (données de consommation pour facturation) qui est utilisé par l'entité porteuse du programme effacement (l'opérateur du réseau de transport dans le cas français, RTE).

6.1. Présentation et caractérisation des différents sites industriels étudiés

Cette section présente les quatre sites industriels choisis pour le déploiement de la méthodologie proposée. Ces quatre sites ont été sélectionnés car ils présentent des comportements variés et des consommations hétérogènes.

Les quatre sites seront identifiés tout au long de cette section par un identifiant unique à quatre lettres :

- ✓ Site « **CRCY** »
- ✓ Site « **ERTM** »
- ✓ Site « **TRGX** »
- ✓ Site « **TRIT** »

Le nom et le secteur d'activité des sites ne sont pas précisés afin de respecter les divers accords signés avec les différents participants à la plateforme expérimentale d'effacement.

Pour ces quatre sites, la seule variable disponible afin de prévoir la consommation est l'électricité consommée, information issue des données de facturation. Ces données de facturation existent et sont accessibles, si l'accord du site industriel est obtenu, sous forme de points de consommation électrique en termes de puissance (en kW) toutes les dix minutes, chaque valeur étant la consommation moyenne de puissance sur un intervalle fixe de 10 minutes. Il existe des anomalies dans les données brutes de consommation (données modifiées, données absentes, etc.).

D'autres variables, toutes temporelles, telles que le jour de la semaine, la date, l'heure, le mois, ou l'année, peuvent être extraites des données de facturation, et leur influence sera examinée lors de l'analyse des données.

6.1.1. Site CRCY

Le premier des sites choisi est identifié par CRCY. Il s'agit d'un site industriel qui fonctionne en continu (en « 3x8 », c'est-à-dire selon trois postes de 8 heures). Le site est équipé de plusieurs ateliers et équipements avec des comportements variés, dont des usages considérés comme effaçables.

La Figure 41 représente la courbe de charge correspondant à la consommation électrique globale du site CRCY pendant la période comprise entre le 1 janvier 2011 et le 6 novembre 2012, soit environ 22 mois de consommation historique disponibles pour analyse.

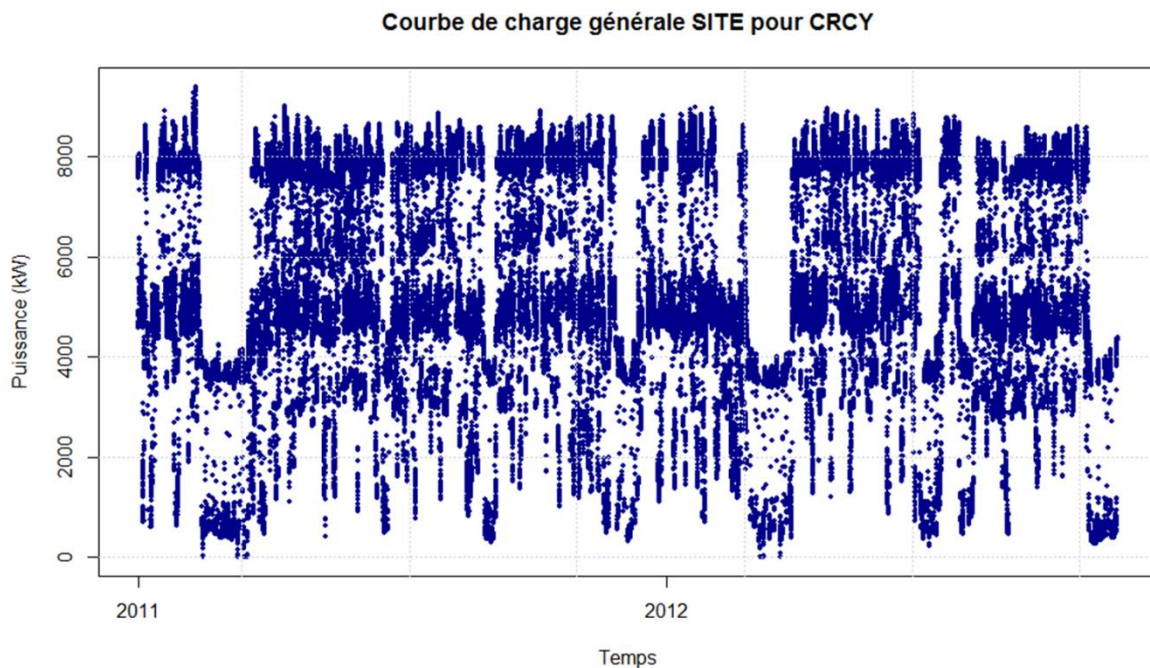


Figure 41. Courbe de charge générale pour le site CRCY

La forte densité de points (Figure 41) à différents niveaux de consommation permet de repérer différents niveaux d'engagement ou de fonctionnement du site. Les plus importants (le plus fréquents) pour ce site industriel se situent autour de 8 MW, 5 MW, 3,5 MW (moins fréquent) et 500 kW. Ces différents niveaux indiquent l'engagement d'usages ou d'ateliers à forte consommation électrique pendant des longues périodes de temps.

La puissance maximale du site CRCY se situe autour de 8500 kW (8,5 MW). Le potentiel d'effacement de ce site peut être très important en termes de puissance appelée. Le talon minimal de consommation est important mais avec un taux d'occurrence très faible (du fait du « 3x8 »). Il n'y a, a priori, pas de données manquantes ou d'anomalies flagrantes dans cette série. Ainsi, toutes les journées disponibles seront considérées pour leur analyse, la construction, et le test des modèles de prévision.

La Figure 42 fournit un aperçu de quatre semaines consécutives de la courbe de charge générale du site CRCY. Les lignes rouges en pointillé représentent la séparation des différentes journées : elles permettent d'observer si des cycles ou des comportements à caractère journalier sont présents.

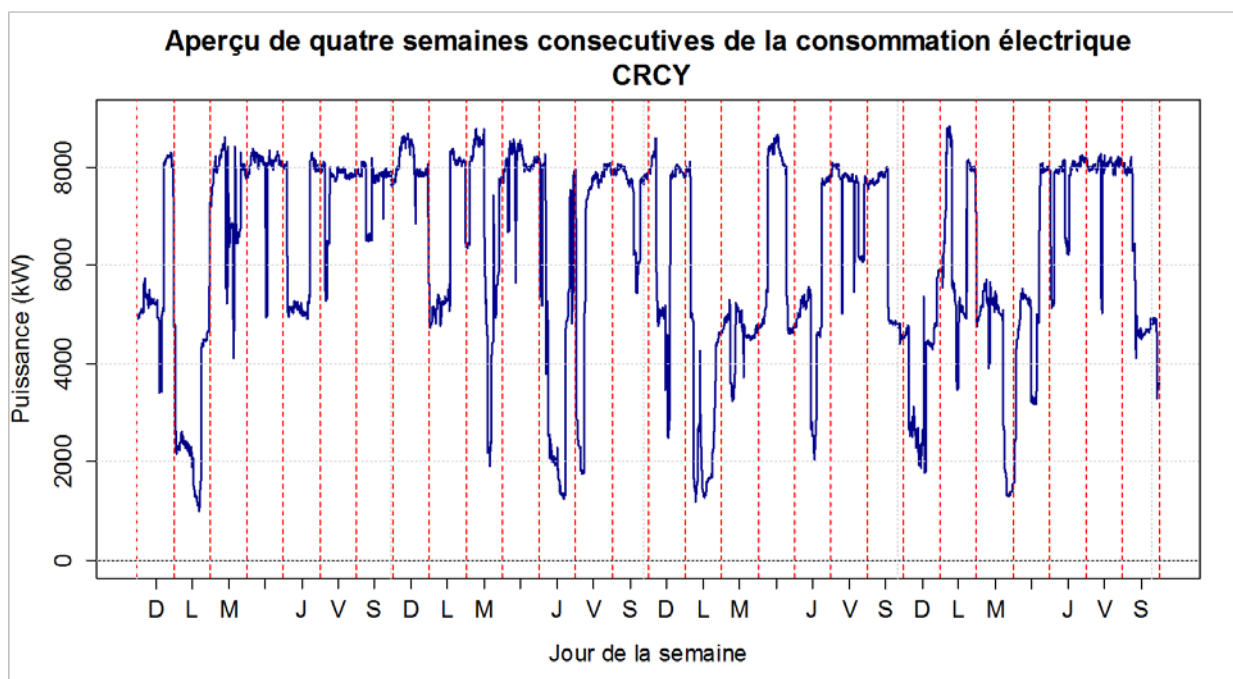


Figure 42. Aperçu des quatre semaines consécutives de consommation électrique pour le site CRCY

Dans ce premier aperçu, aucun motif journalier ne semble se détacher. Trois différents niveaux d'engagement ou de consommation sont facilement visibles à cette échelle d'un mois particulier, dont deux communs aux quatre niveaux identifiés pour la courbe de charge concernant les deux années de consommation. Les durées de fonctionnement à ces niveaux sont très variables, comme il peut être constaté dans la Figure 42.

La Figure 43 représente la monotone de puissance de la consommation de CRCY pour la période de 22 mois. La monotone de puissance est une courbe de fréquences cumulées inversée, c'est-à-dire qu'elle présente les différentes valeurs de la puissance mesurée selon la durée pendant laquelle, la puissance est supérieure ou égale à une certaine valeur.

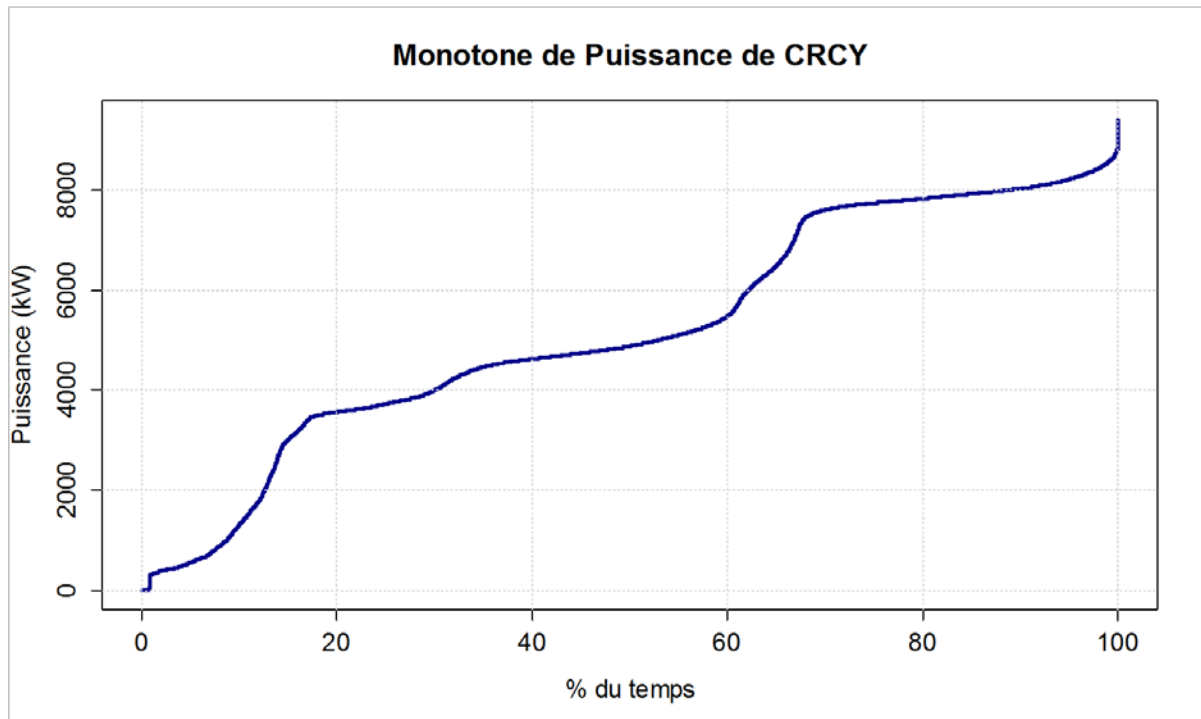


Figure 43. Monotone de puissance pour le site CRCY

La Figure 43, permet de mieux comprendre le comportement du site industriel au long de la période étudiée.

- ✓ Le site industriel est la plupart du temps « en fonctionnement », c'est-à-dire qu'il présente une consommation supérieure à sa puissance résiduelle pendant plus de 97% du temps. Le site est rarement à l'arrêt.
- ✓ Les quatre paliers de consommation identifiés auparavant sont confirmés : l'existence de ces paliers permet de supposer qu'il est possible de moduler la consommation électrique lors d'un ordre d'effacement.
- ✓ Le niveau de puissance maximale, qui se situe autour de 8,5 MW, est rarement atteint (moins de 1% du temps).
- ✓ Du fait du fonctionnement sur 24 heures le site consomme plus de 3 MW de puissance appelée pendant plus de 80% du temps. Le palier à 8 MW représente quant à lui une occurrence de plus de 35%. Il s'agit de niveaux de puissance importants, appelés pendant de longues périodes, ce qui rend le site intéressant pour l'effacement tant du point de vue du gisement en puissance que de la durée possible d'effacement (pour rappel, le format visé est au maximum deux heures sur la réserve rapide).

La Figure 44 présente la distribution des puissances pour le site CRCY. Ce graphique confirme la présence des quatre paliers d'engagement identifiés, et permet d'identifier un cinquième palier « moins fréquent », autour de 6 MW. Cela signifie qu'il existe un engagement différent qui est moins présent au cours du temps.

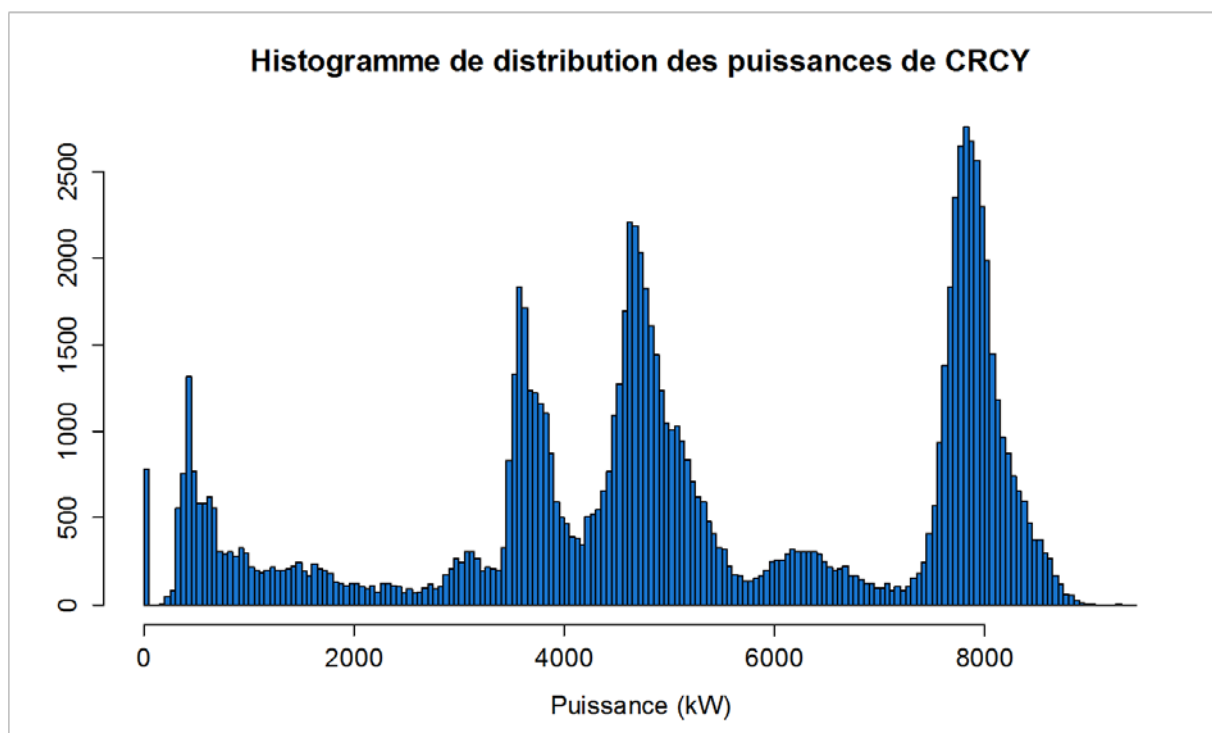


Figure 44. Distribution des fréquences des puissances appelées pour le site CRCY

La Figure 45 présente de manière résumée, la distribution des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes, soit 676 observations par heures (environ 22 mois). Pour ce faire, les données ont été mises en forme de matrice journalière et les différentes caractéristiques (minimum, premier quantile, médiane, moyenne, troisième quantile et maximum) ont été déterminées pour chacun des instants correspondants.

De la même manière, pour la Figure 46, les données ont été mises sous forme de matrice hebdomadaire afin de pouvoir obtenir une distribution de la puissance pour chacun des heures au pas de temps dix minutes correspondantes aux différents jours de la semaine (soit environ 95 observations par heure de la journée au pas de temps dix minutes).

En réalité, la Figure 45 et la Figure 46, ne présentent pas des « vraies » courbes de charge, mais des courbes « quantiles » qui permettent de mieux apercevoir la distribution des puissances aux différentes heures de la journée. Ainsi, pour la distribution des consommations électriques journalières (Figure 45), les « courbes » qui peuvent être aperçues sont une succession de points (qui ne sont pas liés entre eux) qui représentent la donnée correspondante à la caractéristique étudiée à une certaine heure de la journée.

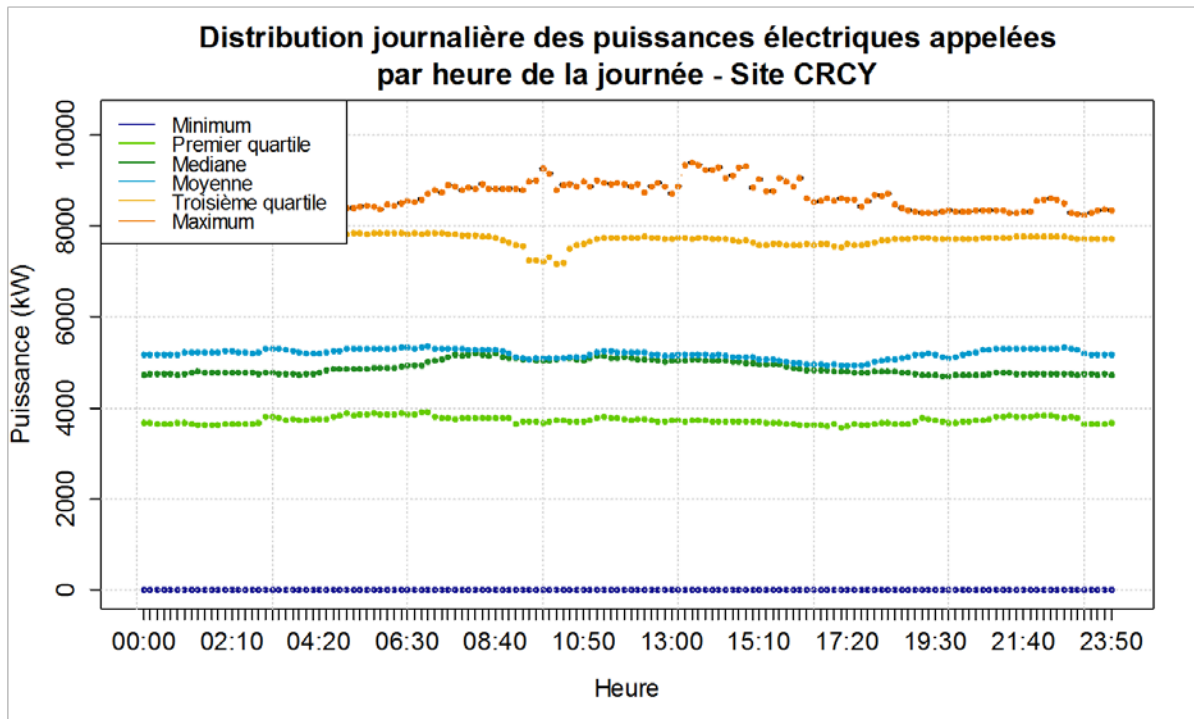


Figure 45. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes - Site CRCY

Sur la Figure 45 la distribution est faite en prenant en compte toutes les journées disponibles pour analyse sans distinction d'autres attributs. On observe :

- ✓ Une stabilité de la consommation électrique moyenne par rapport à l'heure de la journée, et se situant autour de 5,2 MW.
- ✓ Les maxima de consommation ont été atteintes en journée plutôt entre 9h00 et 17h00.
- ✓ Toutes journées confondues, une faible variance dans la distribution des points de consommation : on n'observe pas de comportements très différents par rapport à l'heure de la journée pour les valeurs des premiers quartiles, des médianes et des troisièmes quartiles.
- ✓ Des consommations nulles, ce qui laisse supposer soit un problème de communication (peu vraisemblable car il s'agit des données de facturation), soit des coupures d'électricité (voulues ou non), soit, plus probablement des arrêts complets pour maintenance.

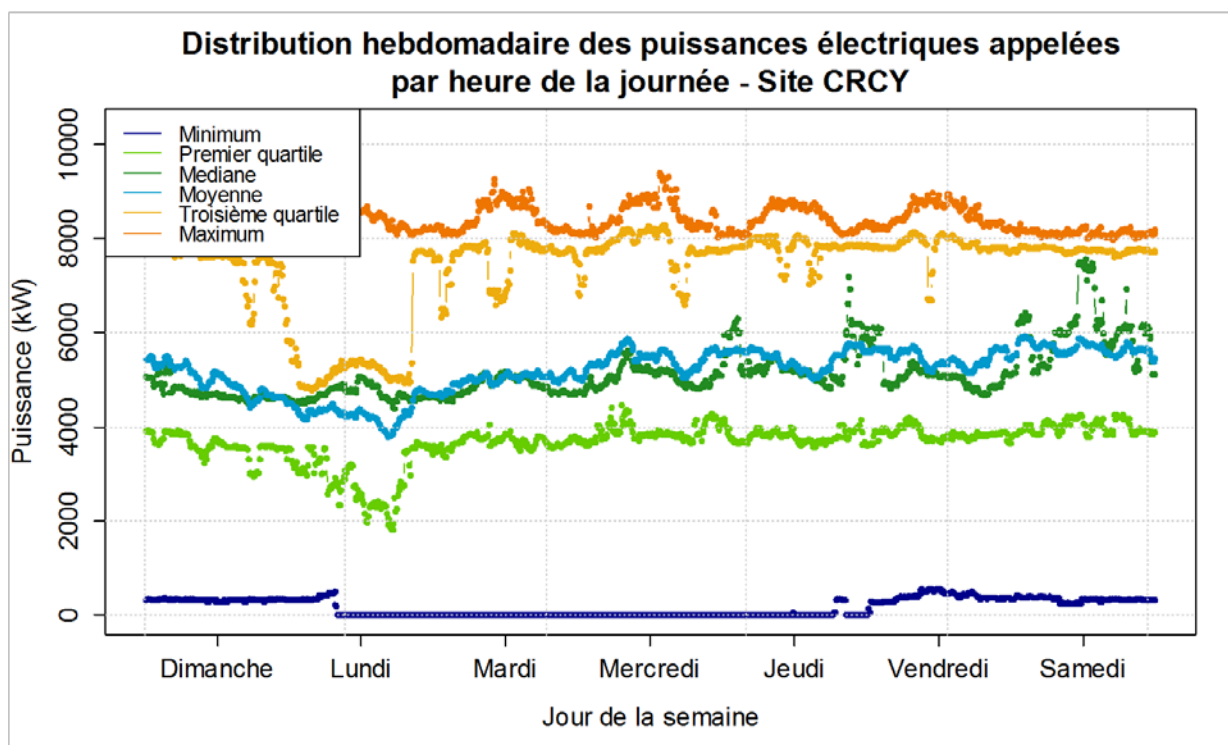


Figure 46. Distribution hebdomadaire par heure de la journée au pas de temps dix minutes des puissances appelées - Site CRCY

La Figure 46 permet quant à elle de repérer certaines caractéristiques de la consommation électrique en prenant en compte le jour de la semaine :

- ✓ Les niveaux maximaux de consommation sont atteints les jours ouvrés en semaine (ils peuvent, par exemple, être expliqués par un usage qui n'est en fonctionnement que du lundi au vendredi).
- ✓ La distribution de consommations des lundis est différente par rapport à celle des autres journées. En effet, les premier et troisième quartiles sont « tirés vers le bas », laissant entendre un comportement très différent pour le fonctionnement du site pendant cette journée. Cependant, le niveau maximal et la moyenne sont semblables à ceux des autres jours. Tout ceci permet d'établir qu'il existe un comportement différent la journée de lundi, mais avec un spectre de consommation similaire aux autres. Ceci pourrait laisser supposer l'existence d'arrêts programmés de certains ateliers ou usages ayant lieu les lundis.
- ✓ De même, les minima consommation sont atteints du lundi au jeudi, ce qui laisse supposer une occurrence unique (due peut être aux raisons indiquées précédemment), vu le taux d'occurrence de cette consommation dans la montone de puissance (Figure 43).

En conclusion, le site CRCY est un site fonctionnant en continu (24h/24h), présentant plusieurs paliers de consommation ou d'engagement bien identifiables, avec des durées très variables à ces différents niveaux de consommation pouvant aller de quelques minutes à plusieurs jours.

La présence de différents paliers de consommation identifiés via l'analyse de la monotone de puissance (Figure 43) et de la distribution de puissances (Figure 44), ouvrent la possibilité que lors d'un événement effacement, le repli dans la consommation soit facilement identifiable, car le niveau d'engagement passerait à un niveau inférieur.

Nota Bene : si le site industriel décide de rester à ce nouveau niveau après la fin de l'événement effacement, ou décide d'éteindre ou moduler un autre usage présent dans l'usine, il pourra s'avérer difficile de juger si l'effacement a réellement eu lieu car la consommation ne reviendra alors pas au même niveau. Il sera donc nécessaire de pouvoir juger les effacements réalisés d'une autre manière, comme par exemple en utilisant la prévision du comportement associée à une confiance qui « probabilise » le respect d'un certain comportement. Cette thèse ne s'intéresse pas à l'applicabilité des méthodes de prévision et des indicateurs proposés pour le contrôle des effacements réalisés (calculs ex post), mais une discussion sur ces possibilités est faite dans la section 8.4, concernant les perspectives.

6.1.2. Site ERTM

Le deuxième site industriel étudié correspond au site identifié comme ERTM. La Figure 47 présente la courbe de charge générale de ce site industriel sur toute la période disponible pour l'étude (du 1^{er} octobre 2010 au 8 novembre 2012, soit environ 25 mois), et un « zoom » sur quatre semaines consécutives de la consommation électrique.

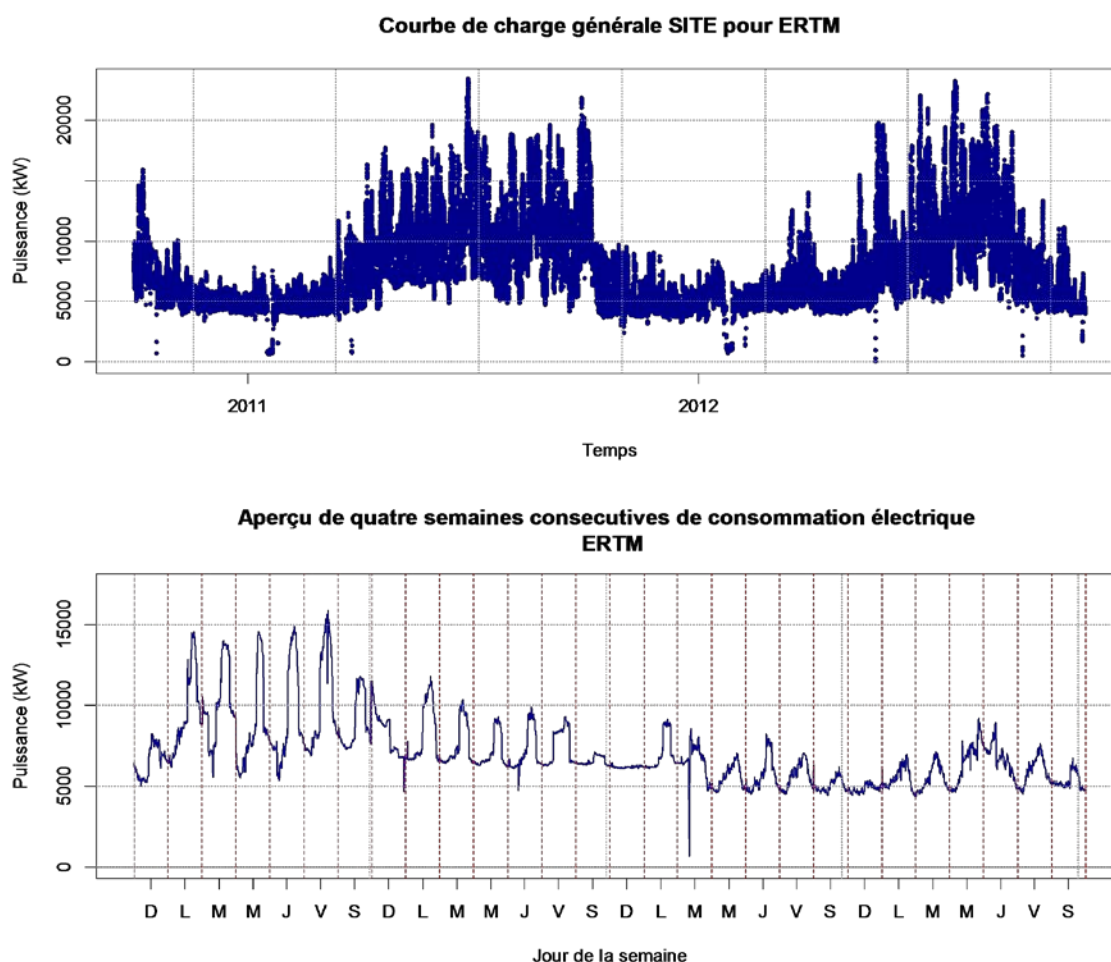


Figure 47. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour le site ERTM

D'après ces graphiques de la Figure 47, la consommation électrique du site présente un comportement différent de celui du site CRCY. Il s'agit aussi d'un site fonctionnant en « 3x8 », mais où les saisons ont un impact sur le comportement du site. Ce site possède un comportement similaire à ceux du secteur « tertiaire » mais avec des consommations électriques d'un site « industriel », c'est-à-dire d'une amplitude beaucoup plus importante. La consommation est dépendante de la température extérieure mais aussi d'autres facteurs (ensoleillement, taux d'occupation, etc.). Les consommations sont plus importantes durant les mois d'été et moins importantes au cours des mois d'hiver. Les données exogènes étant hors de notre portée (avec une précision et un pas de temps désiré, en plus

d'une prévision pour celles-ci), elles n'ont pas été considérées, ni intégrées dans les méthodes de prévision.

En plus de la saisonnalité annuelle, il est possible d'observer plusieurs caractéristiques importantes dans ces courbes de charge :

- ✓ Des cycles journaliers avec des talons de consommation électrique très importants : entre 4 MW et 5 MW pour les mois d'hiver, très variables les mois d'été mais toujours supérieurs à 6 MW.
- ✓ Cette saisonnalité journalière est liée à une activité présente au niveau du site, ce qui fait monter la consommation du talon identifié à des pics pendant les heures de la journée.
- ✓ Un comportement différent les jours de weekend (samedis et dimanches) semble se profiler.
- ✓ La consommation maximale peut atteindre des pics de consommation de 25 MW, tandis que la consommation minimale peut être inférieure aux talons identifiés, ceci étant probablement dû à l'arrêt des ateliers ou à des maintenances programmées.
- ✓ Certaines journées présentent un cycle journalier « différent » qui n'est pas lié aux horaires d'activité de la journée. Il s'agit des période spéciales où certains usages sont mis en fonctionnement. Ceci est observable via des pics de consommation pouvant se prolonger d'une journée à l'autre (voir la nuit du dernier mercredi au dernier jeudi dans l'aperçu des quatre semaines de la Figure 47).

La consommation du site ERTM présente donc un comportement très différent de celui du site CRCY même si les deux sites fonctionnent les 24 heures. La Figure 48 présente la monotone de puissance du site ERTM pour toute la période étudiée (25 mois) dans sa partie supérieure, et la distribution des fréquences de la puissance dans la partie inférieure.

La monotone de puissance présentée dans la Figure 48 ne présente pas de palier de consommation identifiable comme dans le cas du site CRCY, mais plutôt une forme continue, à partir de 4 MW de consommation, qui a été identifiée comme le talon de consommation, et jusqu'à la puissance maximale citée précédemment de 25 MW. La distribution des puissances confirme cette absence de palier. La continuité de la courbe permet de penser que la consommation peut être modulable et potentiellement contrôlée et donc, être intéressante pour le cas de l'effacement électrique. Même s'il ne s'agirait pas de « blocs » rectangulaires de consommation disponibles, à la vue de la forme de la courbe, l'étalement de cette courbe « continue » sur 97% du temps et la magnitude des puissances consommées rendent ce site d'un intérêt particulier pour le cas de l'effacement.

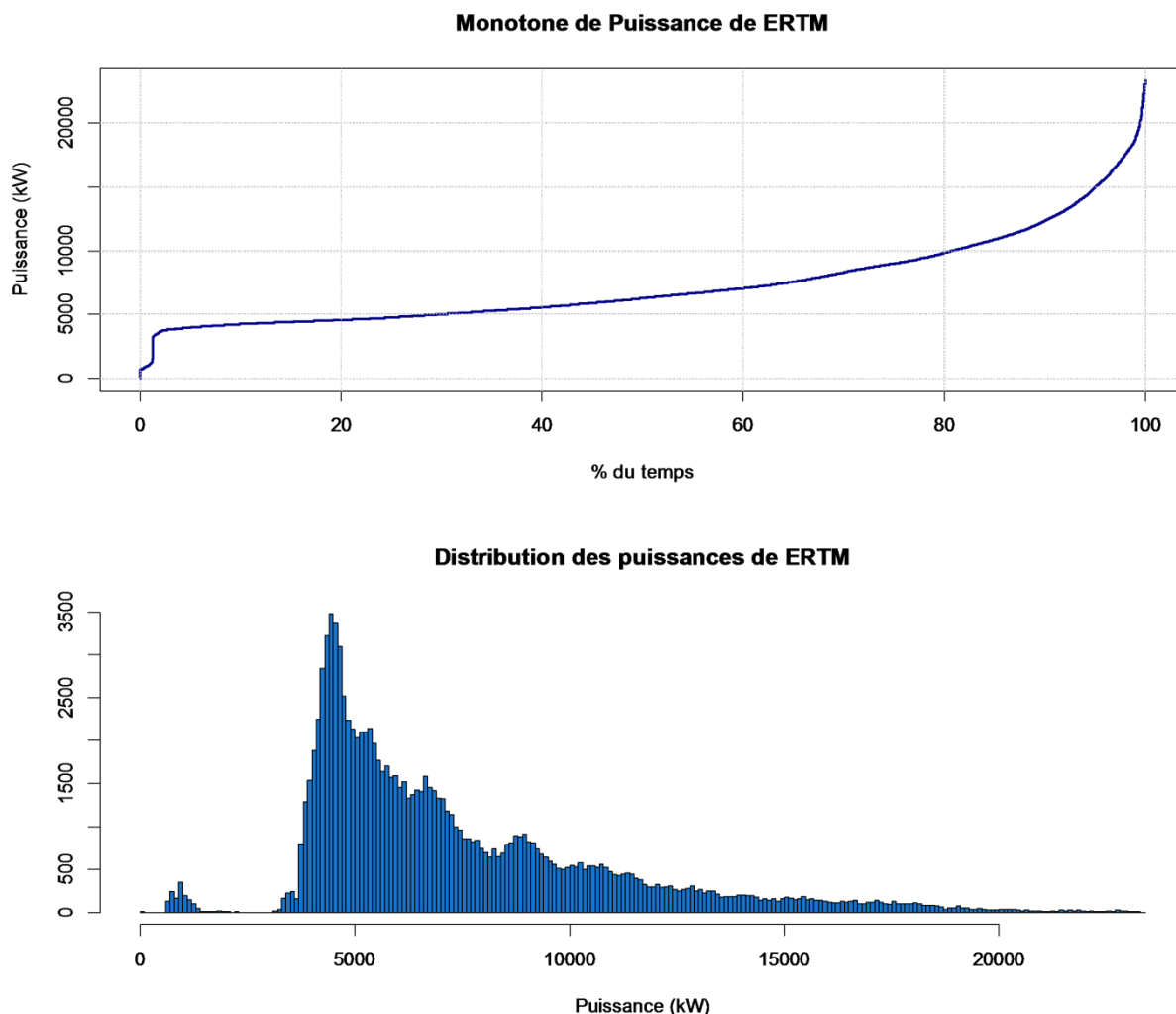


Figure 48. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour le site ERTM

La Figure 49 présente la distribution des puissances par instant journalier et hebdomadaire au pas de temps dix minutes sur le site ERTM, comme dans le cas de la Figure 45 et la Figure 46 pour le site CRCY. On peut observer que ces distributions présentent des comportements très différents de ceux du site CRCY, et que la saisonnalité journalière est mieux appréciée.

Dans la partie supérieure de la Figure 49, la distribution des puissances par instant journalier au pas de temps dix minutes (toutes les journées confondues) permet de mieux apercevoir les comportements extrêmes pour ces différentes journées. L'écart entre les premiers quartiles, les troisièmes quartiles et les maxima laisse entrevoir une variabilité dans le comportement qui est très importante, à différents niveaux de consommation. Cependant, d'après la continuité de la monotone de puissance il est impossible d'observer des niveaux clairement identifiables. De plus, le comportement de la consommation est d'une certaine manière récurrent.

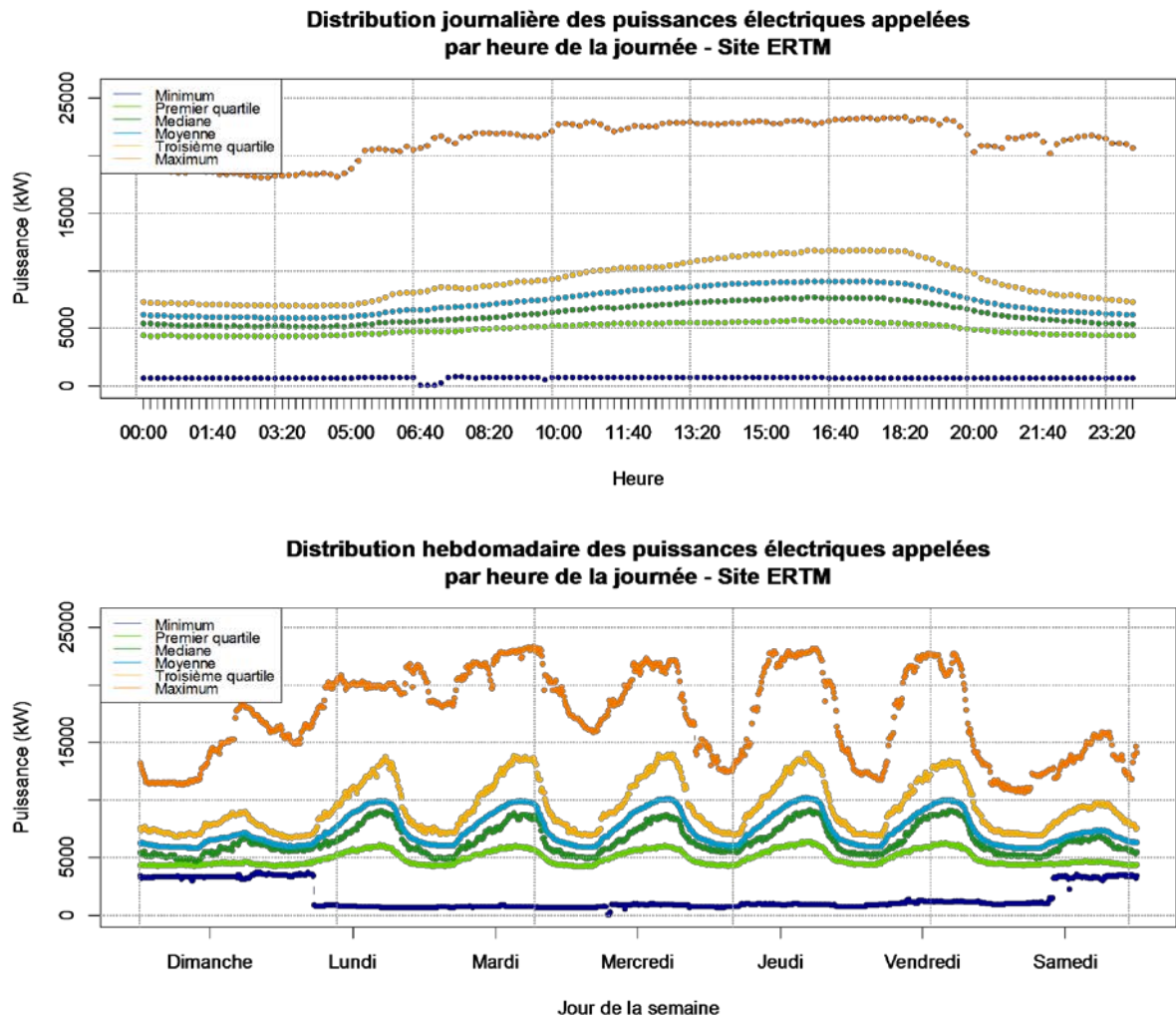


Figure 49. Distributions journalière et hebdomadaire des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour le site ERTM

Le comportement différent les jours de weekend est plus facilement observable dans la distribution des puissances par instant hebdomadaire au pas de temps dix minutes (partie inférieure de la Figure 49). L'écart entre les premiers quartiles, les troisièmes quartiles et les maxima est présent pour tous les jours de la semaine. Le cycle journalier identifié auparavant est plus flagrant et bien observable surtout pendant les jours de semaine. Le minimum en dessous du talon de 4 MW n'est présent que les jours de semaine, laissant à penser que ces périodes sont bien des périodes de maintenance.

En conclusion, le site ERTM est un site fonctionnant en « 3x8 » avec des cycles journaliers qui dépendent de divers facteurs (activité, température). Il possède un comportement similaire à un site du secteur « tertiaire », mais avec des consommations très importantes (entre 4 MW et 25 MW).

6.1.3. Site TRGX

Le troisième site étudié correspond au site identifié comme TRGX. La Figure 50 présente, dans sa partie supérieure, la courbe de charge générale pour ce site pour une période de deux ans (du 1^{er} janvier 2010 au 31 décembre 2011), et un aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique dans sa partie inférieure.

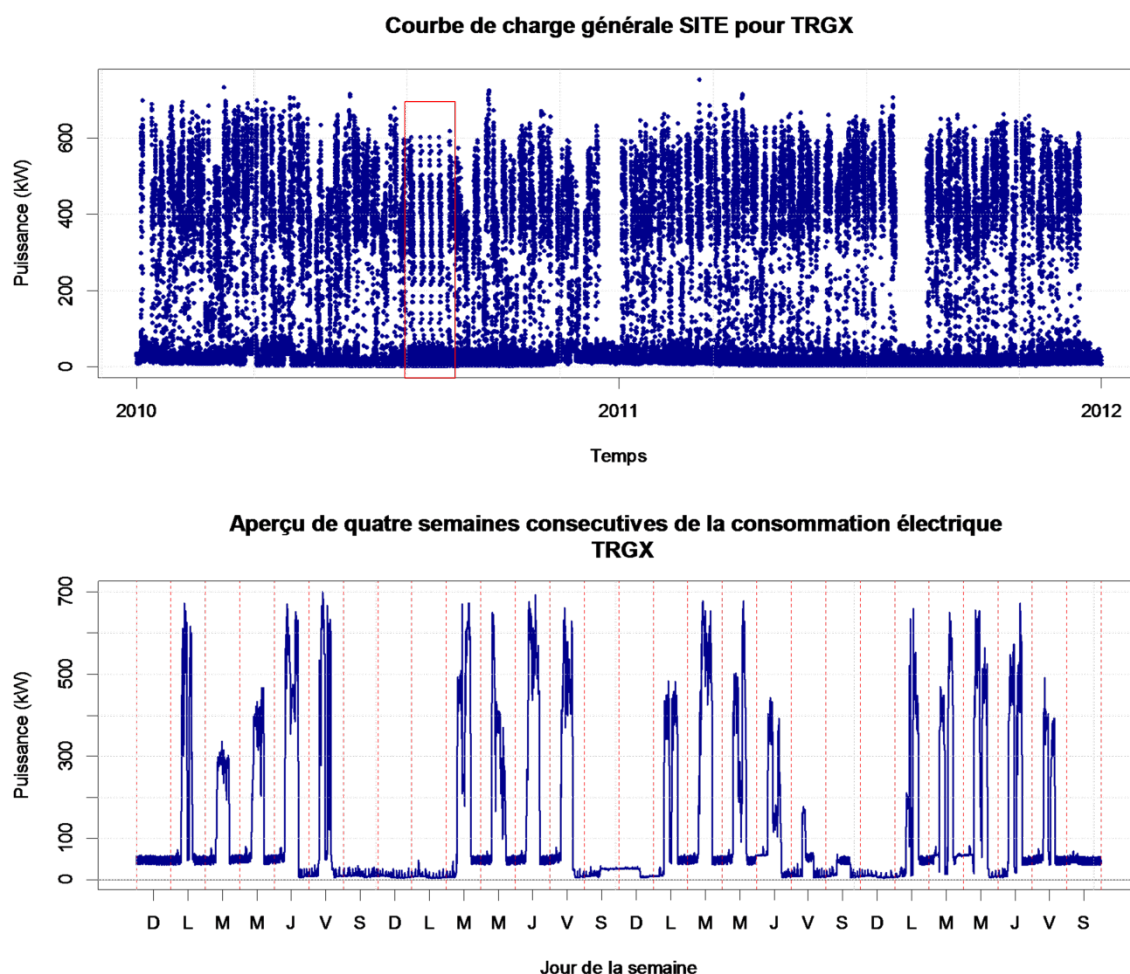


Figure 50. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour le site TRGX

Avant de rentrer dans le descriptif du fonctionnement du site, il est nécessaire de signaler une anomalie dans la courbe de charge générale du site, qui a été signalée (entourée en rouge) dans la Figure 50. Ce comportement irrégulier, où des données répétées peuvent être perçues, est probablement dû à des traitements faits sur les données avant réception. Cette anomalie rappelle l'importance d'une analyse préalable et d'un prétraitement des données afin de ne pas biaiser les analyses et la modélisation. Afin de pallier ce problème, 28 journées entières parmi les 730 disponibles ont été éliminées. Il s'agit, au vu de la période de l'année et par comparaison à l'année suivante, d'une période « creuse » ou d'arrêt d'activité lié à des congés (mois de juillet et août).

Le site TRGX présente un comportement très différent par rapport aux deux autres sites présentés précédemment. En effet, il ne fonctionne pas 24h/24h, mais plutôt en « 1x8 », c'est-à-dire qu'il fonctionne pendant 8 heures principalement les jours de semaine. Ces tranches journalières peuvent aller de 8 heures du matin et jusqu'à 18 heures le soir. Certaines de ces journées présentent un arrêt du site entre 12h00 et 14h00, qui correspondent aux pauses méridiennes. Le site TRGX fonctionne la plupart du temps les jours de semaine (du lundi au vendredi), et occasionnellement les samedis. Ainsi, il s'agit d'un site qui n'est intéressant pour l'effacement qu'à certaines périodes de la journée et de la semaine.

Il existe deux niveaux de puissance résiduelle où le site peut être considéré comme à l'arrêt ; ils sont visibles sur l'aperçu de quatre semaines dans la Figure 50. Ces puissances résiduelles ne sont guère intéressantes pour l'effacement car elles sont à peine visibles sur la courbe de charge, par rapport à la puissance appelée quand le site est en fonctionnement. Les puissances maximales de consommation se situent autour de 600kW et peuvent atteindre des pics jusqu'à 700kW. Cependant, il existe une grande variabilité de la puissance appelée, avec quelques paliers de fonctionnement observables sur l'aperçu de quatre semaines.

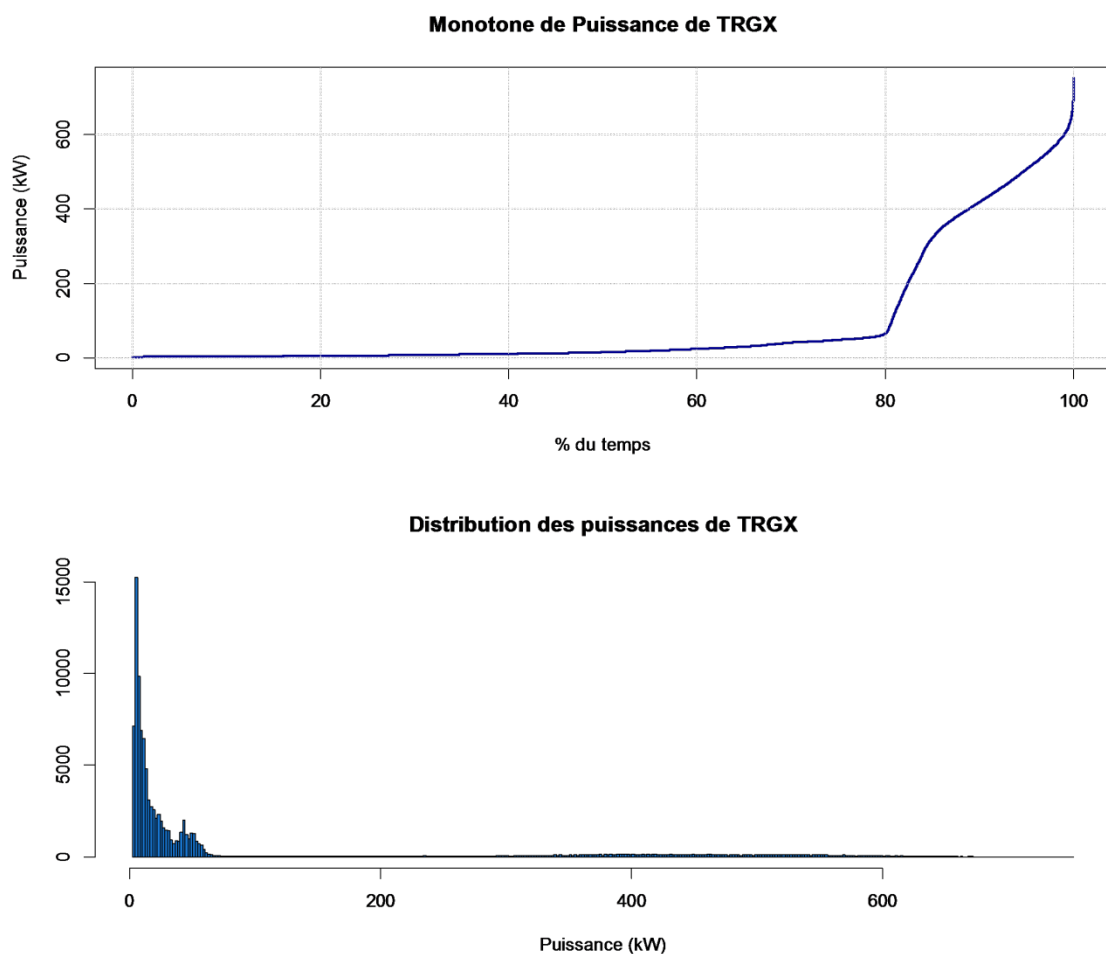


Figure 51. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour le site TRGX

Les deux courbes de la Figure 51 permettent d'identifier une longue durée cumulée où le site n'est pas en fonctionnement (consommation résiduelle) : soit plus de 80% du temps de la période étudiée. Autour de 80% du temps, la monotone de puissance atteint rapidement un niveau de 300 kW et une inflexion observée pour ensuite atteindre la puissance maximale, identifié précédemment, de 700 kW. Il est très difficile d'identifier dans la monotone de puissance de la Figure 51, les paliers de consommation observés dans la Figure 50, ceci en raison de la variabilité de la consommation pour chaque niveau d'engagement du site.

La Figure 52 présente la distribution des puissances pour chaque instant journalier au pas de temps dix minutes dans la partie supérieure (toutes journées confondues), et pour chaque instant hebdomadaire au pas de temps dix minutes dans sa partie inférieure, pour les différents jours de la semaine.



Figure 52. Distributions journalière et hebdomadaire des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour le site TRGX

Les « courbes » de la Figure 52 permettent de mieux observer les deux niveaux de puissance résiduelle : la présence d'un deuxième niveau à une moindre fréquence, car le troisième quartile des points est largement en dessous du maximum à ces niveaux.

Il est plus facile d'apprécier les cycles journaliers dans les courbes de la Figure 52 :

- ✓ Les dimanches sont toujours une journée d'inactivité pour le site TRGX.
- ✓ Les jours de la semaine possèdent une distribution des puissances similaire et très variable.
- ✓ Les périodes de pause méridienne sont visibles sur les courbes correspondant au premier quartile, laissant supposer que ces arrêts se produisent pour 25% à 50% des journées.
- ✓ Différents niveaux d'engagement existent, avec une consommation la plupart du temps (quand le site est en fonctionnement) au dessus de 400 kW.
- ✓ Les journées du samedi ont un comportement particulier, car le site fonctionne occasionnellement (occurrence de moins de 25% du temps).

En conclusion, le comportement du site TRGX est très variable. Il est difficile d'attribuer un comportement spécifique aux différents jours de la semaine. Il existe différents modes de fonctionnement avec des occurrences changeantes tout au long de la semaine, à l'exception des dimanches, où le site est à l'arrêt. Le site TRGX est un site fonctionnant en « 1x8 », et donc à l'arrêt deux tiers du temps total. Il fonctionne à différents niveaux d'engagement avec des fortes variabilités dans la consommation, mais avec des formes bien identifiables. Sa typologie de consommation est très différente de celles de CRCY et ERTM. Il faut noter que ce site fonctionne dans des plages horaires moins intéressantes pour l'effacement électrique que les deux sites précédents, en raison de son décalage par rapport aux pointes de la consommation électrique française.

6.1.4. Site TRIT

Le quatrième site étudié correspond au site identifié comme TRIT. La Figure 53 présente la courbe de charge générale du site TRIT pour la période comprise entre le 1^{er} octobre 2012 et le 31 décembre 2013 dans sa partie supérieure, et un aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique dans sa partie inférieure.

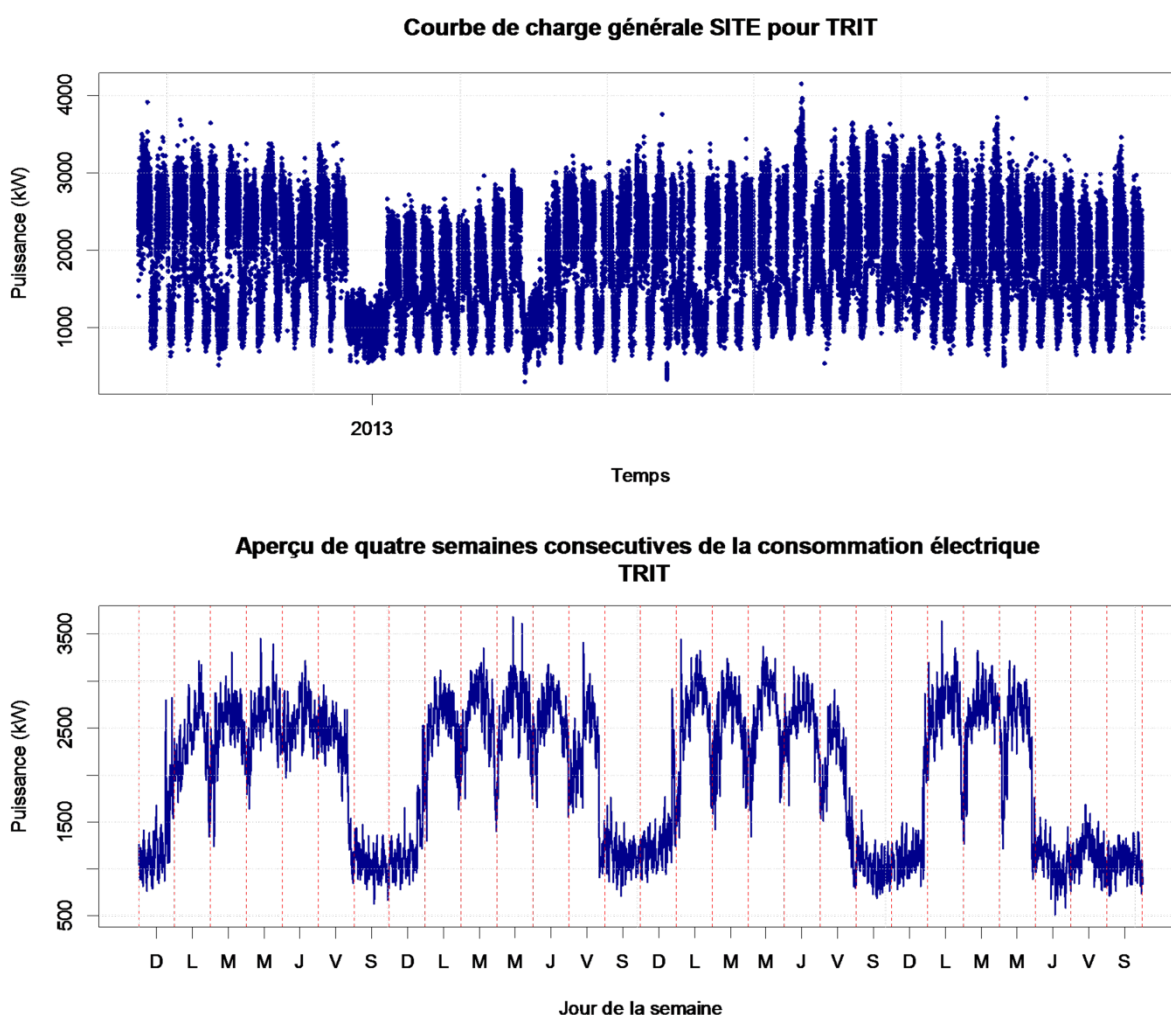


Figure 53. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour le site TRIT

La Figure 53 permet d'observer une certaine saisonnalité dans la consommation du site TRIT, d'une part hebdomadaire et d'autre part journalière. Ce site fonctionne en « 3x8 », comme les sites CRCY et ERTM, mais avec des comportements très différents de ceux-ci :

- ✓ A part une période d'arrêt en fin d'année 2012 - début d'année 2013, probablement liée à une période de congés, le site présente une certaine régularité. Ceci peut être expliqué par une consommation très liée à l'activité présente sur le site.

- ✓ La partie inférieure de la Figure 53 confirme cette hypothèse, car les périodes d'activité sont aussi liées aux jours de la semaine (du lundi au vendredi) : le site consomme à un niveau de puissance élevé que lorsque le site est en activité. Cependant, occasionnellement, le site peut ne pas consommer un jour quelconque de la semaine.
- ✓ Il existe deux niveaux de puissance principaux d'après la Figure 53 : un talon de puissance autour de 1 000 kW, qui n'est pas une puissance résiduelle, et une puissance d'activité autour de 2 500 kW, pouvant atteindre des niveaux maximaux de 4 000 kW.
- ✓ Le site présente une saisonnalité journalière, avec des cycles qui correspondent à des activités en journée, dès 8 heures du matin, avec une montée en puissance et une descente au niveau du talon de consommation le soir. Le site TRIT se comporte donc, comme le site ERTM, d'une façon similaire au secteur tertiaire, mais avec plus de régularité par rapport aux niveaux de puissances consommées.

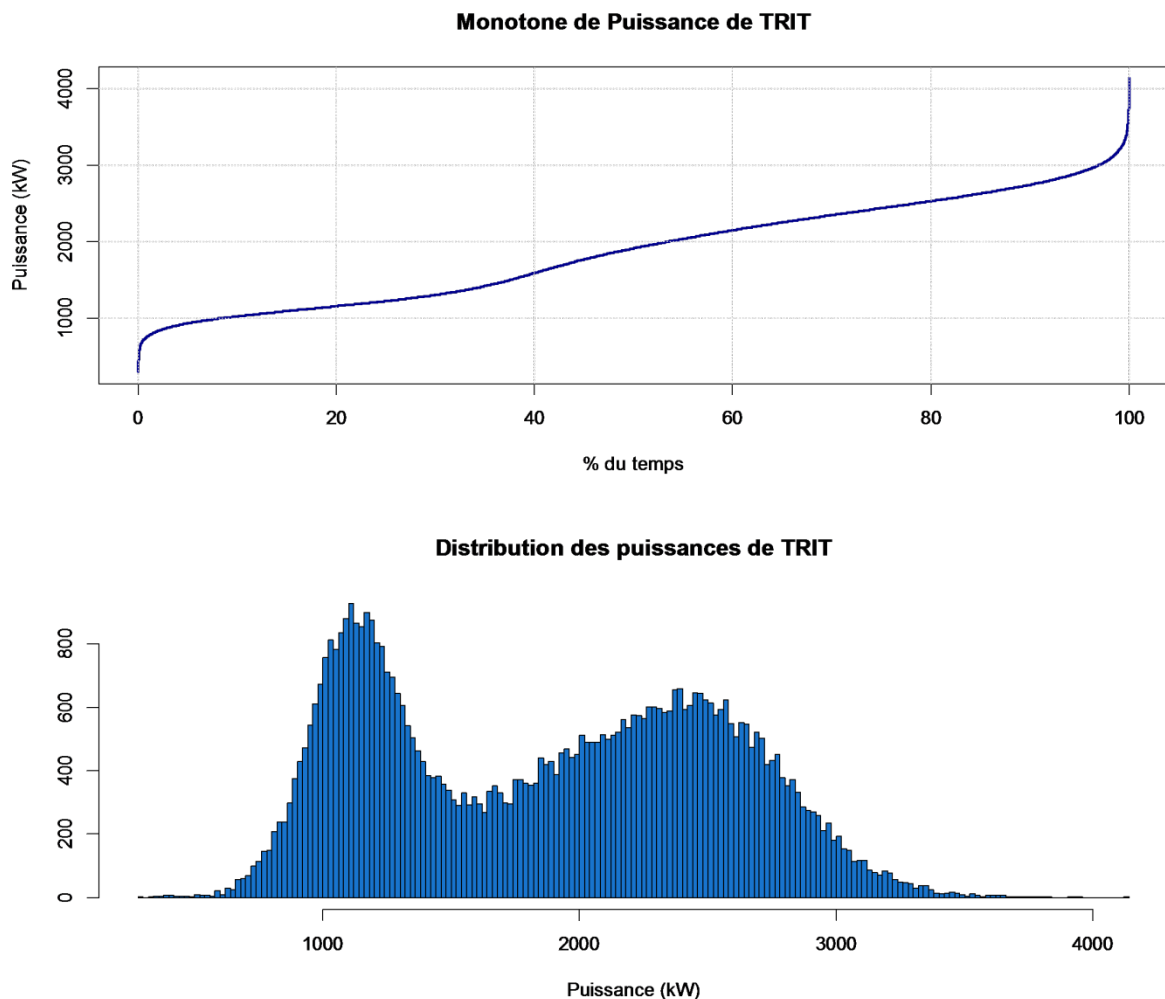


Figure 54. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour le site TRIT

La Figure 54 présente la monotone de puissance pour la période étudiée pour le site TRIT dans sa partie supérieure, et la distribution des fréquences de la puissance dans sa partie inférieure. D'après

ces deux courbes, il est possible d'observer que le site est toujours en consommation, car il doit assurer le fonctionnement de certains usages ou ateliers 24h/24h.

Dans la monotone de puissance de la Figure 54, aucun palier de consommation n'est perceptible, mais il existe plutôt une continuité dans la courbe, liée à la variabilité dans la consommation. Cependant, dans le graphique des distributions des fréquences, les deux modes de fonctionnement identifiés auparavant sont bien visibles. Ainsi, les deux niveaux identifiés dans les fréquences se retrouvent au niveau correspondant au talon de consommation (autour de 1 000 kW), tandis que les puissances en « fonctionnement » sont réparties entre 2 000 kW et 3 000 kW, pouvant atteindre des maxima de 4 000 kW.

La Figure 55 présente les distributions des puissances pour chaque instant journalier au pas de temps dix minutes dans sa partie supérieure, toutes journées confondues, et pour chaque instant hebdomadaire au pas de temps dix minutes dans sa partie inférieure.

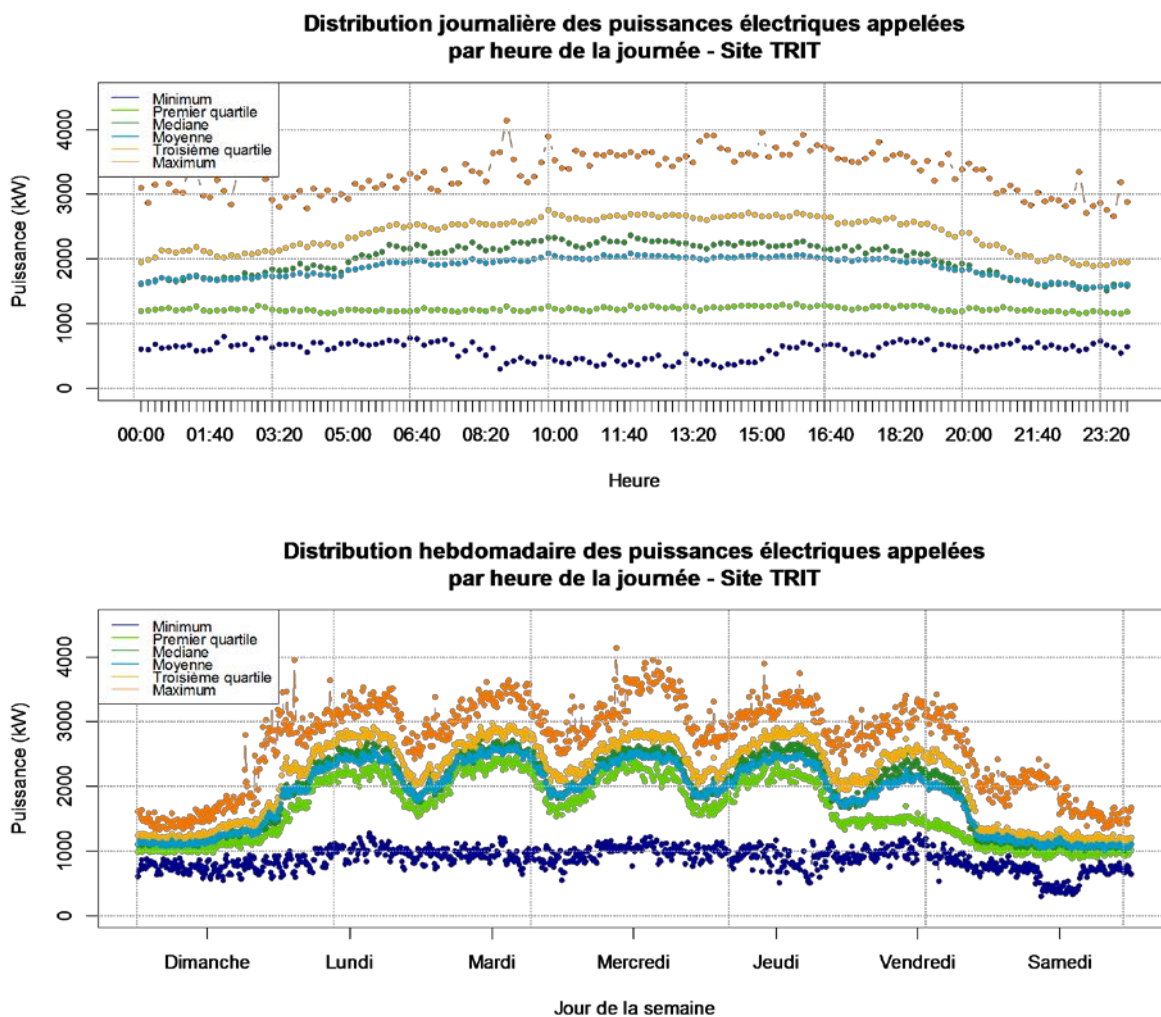


Figure 55. Distributions journalière et hebdomadaire des puissances appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour le site TRIT

Les premiers quartiles et minima de la courbe de distribution journalière de puissances (Figure 55, partie supérieure) montrent une certaine amplitude dans la variance lorsque le site consomme au niveau du talon de puissance, c'est-à-dire avec une fréquence d'au moins 25%. Lorsque le site est en fonctionnement, la variabilité est moindre, même si les maxima de consommation peuvent atteindre de niveaux élevés.

D'après les « courbes » de la distribution des puissances hebdomadaires (Figure 55, partie inférieure), les dimanches sont des journées où la consommation se retrouve autour du talon identifié à 1000 kW. Les samedis ont un comportement semblable, mais peuvent être à certains moments en fonctionnement (voir la courbe représentative des maxima). Les vendredis ont un comportement très semblable au reste des jours de la semaine (lundi, mardi, mercredi, jeudi), mais avec une fréquence d'arrêt de l'activité plus grande (observables sur les premiers quartiles, moyennes et médianes qui sont « tirées vers le bas »). Les minima confirment l'hypothèse d'une occurrence, même si cela est rare, des jours de la semaine où le site consomme au talon de puissance identifié.

En conclusion, le site TRIT est un site fonctionnant en « 3x8 », avec des cycles journaliers bien définis et réguliers, plutôt en fonctionnement les jours de la semaine du lundi au vendredi, avec des niveaux de consommation réguliers, avec un talon de consommation important et donc pas de puissances résiduelles.

6.2. Cas d'étude : Site CRCY

La méthodologie proposée dans la Section II a été déployée sur un cas d'études pour toutes les méthodes de prévision proposées. Le site choisi est celui identifié par CRCY.

Nota Bene : Afin de faciliter la lecture dans cette section résultats, lors de la présentation de résultats, le taux de fiabilité τ_f seront nommés selon la méthode d'estimation, tels que :

- ✓ $\hat{\tau}_{DS}$ pour une estimation ponctuelle avec l'approche « Data Splitting »,
- ✓ $\hat{\tau}_{MC}$ pour un calcul avec l'approche « Monte-Carlo Cross Validation » (au lieu de $\bar{\tau}_{MC}$)

A titre d'exemple, la Figure 56 présente, pour une journée de choisie au hasard du site CRCY, la prévision de la consommation électrique pour un horizon de temps de deux heures (cerné par les lignes vertes en pointillé) avec les trois différentes méthodes proposées pour prévoir le comportement au niveau du site industriel.

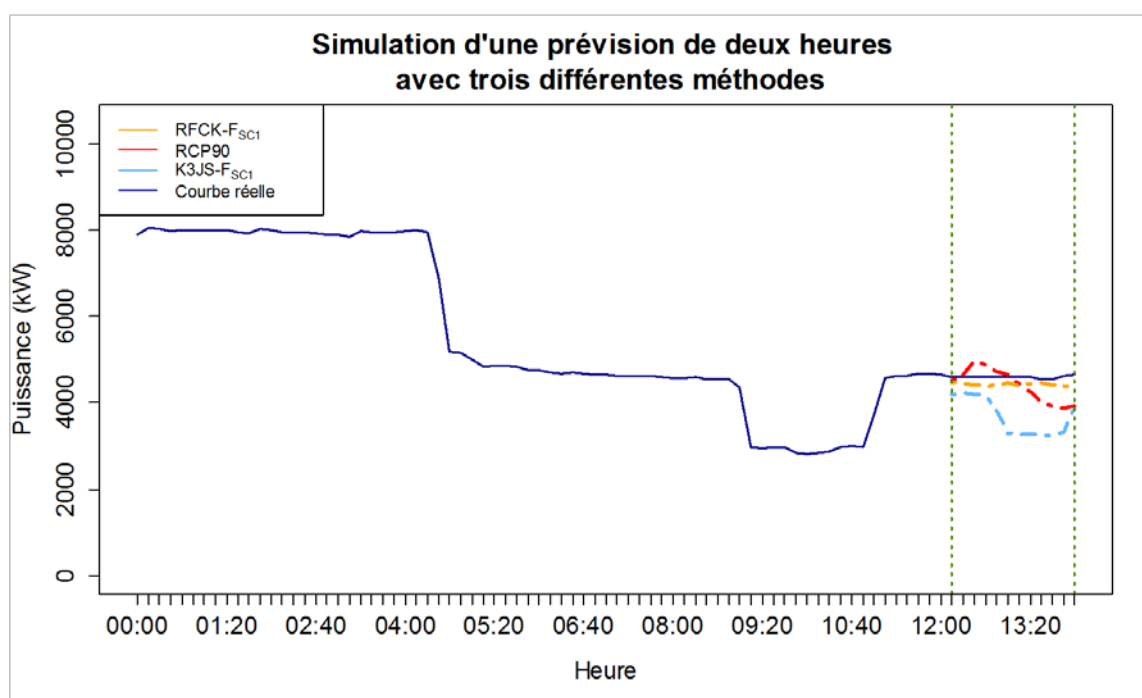


Figure 56. Simulation d'une pour un horizon de temps de deux heures avec trois méthodes de prévision différentes.

Pour ce cas spécifique, les différentes méthodes présentent des prévisions très différentes les unes des autres. Cependant, il est difficile de conclure sur la pertinence d'une méthode quelconque avec une estimation ponctuelle d'une prévision.

Tout d'abord, pour évaluer la performance des différentes méthodes, il est nécessaire de calculer les indicateurs de performance proposés dans la section II. Pour ceci, considérons la Figure 57, qui présente une simulation d'une prévision avec une technique de prévision parmi celles proposées (non

identifiée car elle est présentée à des fins descriptives), pour la consommation électrique d'une journée quelconque sur un site industriel.

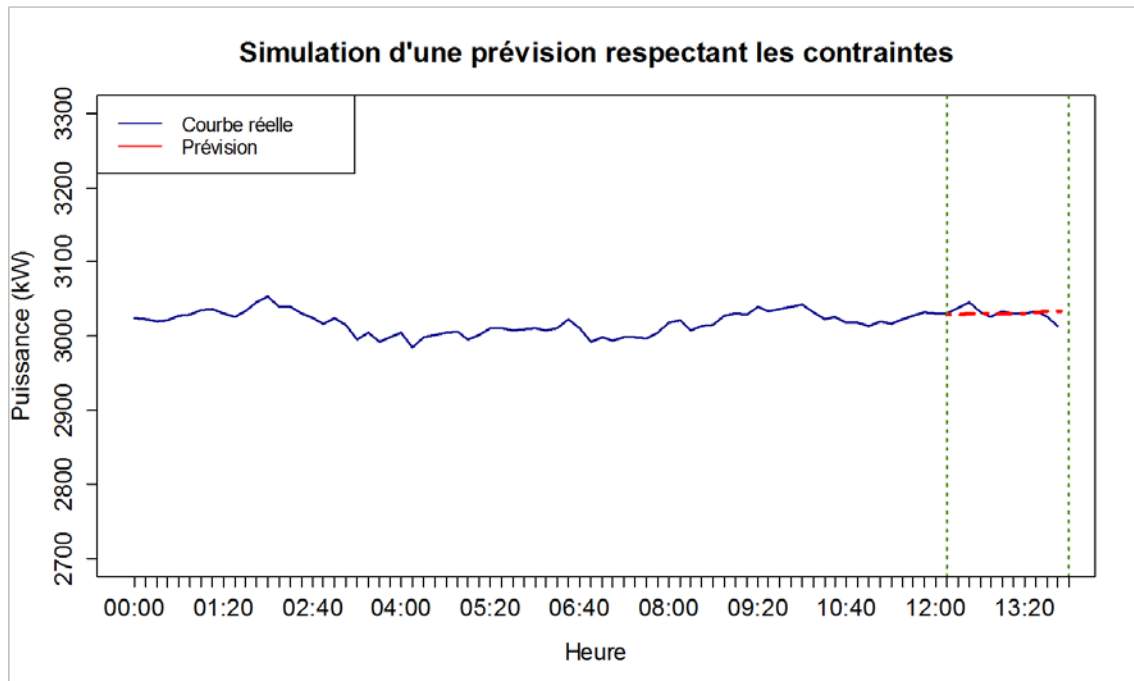


Figure 57. Simulation d'une prévision et comparaison avec la courbe réelle pour l'horizon de temps défini

Il est possible d'observer en bleu, la consommation électrique pour la journée en cours, jusqu'à l'instant t_n (ici en l'occurrence 12h00) où la prévision est lancée et pendant l'horizon de temps (θ) de deux heures (12 pas de temps dix minutes). La plage correspondante à l'horizon de temps est représentée par les deux lignes pointillées en vert. La ligne pointillée en rouge représente la courbe de charge prévue avec la méthode choisie pour cet horizon de temps.

Utilisant cet exemple de la Figure 57, il est possible de calculer l'un des indicateurs choisis : la différence énergétique brute, la **GED**. L'énergie prévue, et donc promise au gestionnaire d'équilibre, correspond à l'intégrale de la courbe de puissance prévue sur θ . Ainsi, la **GED** correspondrait à la différence entre l'énergie prévue, et l'énergie réelle (qui correspond elle à l'intégrale sur θ de la courbe réelle), A titre d'exemple, le Tableau 9 présente les valeurs correspondantes à ces indicateurs issues de l'étude de cas de la Figure 57.

Energie prévue	6 062 kWh
Energie Réelle	6 060 kWh
GED	2 kWh
GED/Energie Prévue	0,03%

Tableau 9. Résumé des résultats de la simulation présente dans la Figure 57

Pour cette simulation de prévision sur une durée de deux heures, la **GED** de 2 kWh ne dépasse pas la limite de $\pm 20\%$ d'énergie prévue qui est utilisée pour la construction des indicateurs de performance de cette thèse.

Ceci montre qu'une seule simulation par heure ne permet pas de conclure sur la pertinence d'une méthode. Ainsi, même si dans l'exemple présenté, la prévision en termes de la différence énergétique brute (**GED**) est jugée très satisfaisante, elle peut ne pas être représentative de l'ensemble des prévisions à mener. Il est possible de se retrouver dans un cas très optimiste. Il est donc nécessaire de valider les différentes méthodes selon le processus défini au chapitre 4.

6.2.1. Approche « Data Splitting »

La première étape consiste à évaluer le taux de fiabilité par « Data Splitting » simple.

Afin d'évaluer les valeurs du taux de fiabilité (τ_f) par rapport à l'heure de la journée, les simulations sont lancées pour chaque heure précise comprise entre 9h00 et 21h00, c'est-à-dire pour 13 valeurs différentes de t_n . Il s'agit des prévisions infra-journalières aux heures les plus probables d'effacement selon les normes actuelles et les retours d'expérience.

Le site de CRCY présente au total 676 journées complètes de consommation électrique. Elles seront distribuées respectivement en 585 et 91 journées lors du partage de données en sous-ensembles « apprentissage » et « test ».

L'échantillonnage est fait d'une manière aléatoire et stratifiée à deux niveaux pour avoir une bonne représentativité des journées : par rapport au jour de la semaine, et par rapport au mois de l'année. Ainsi, pour chaque heure de la journée et pour un partage de données quelconque, 91 tests du respect de la contrainte seront réalisés, donnant lieu à un indicateur global du taux de fiabilité estimé par heure avec l'approche « Data Splitting » ($\hat{\tau}_{DS, Hr}$).

a) Méthode K3JS

Les résultats obtenus avec la méthode K3JS (moyenne des trois derniers jours similaires) sont présentés en premier, mais avant d'interpréter les résultats d'une manière horaire, il est intéressant d'observer la distribution des valeurs de la **GED** d'une manière générale pour le site CRCY, avec cette méthode. Pour ce site spécifique, les meilleures performances de cette méthode ont été observées avec un facteur d'ajustement utilisant un seul point historique, décrit dans l'équation (21), page 72, c'est-à-dire la méthode K3JS- $F_{SC,1}$.

La Figure 58 présente, toutes heures confondues, toutes les simulations réalisées avec une approche « Data Splitting » simple, c'est-à-dire 1 183 simulations (13 heures fois 91 journées test). Chacun des points présents dans le graphique représente donc une simulation de prévision, comme

celle décrite dans la Figure 57. L'axe des ordonnées représente la **GED** en conservant le signe, positif ou négatif, de cette différence énergétique. L'axe des abscisses représente l'énergie que la méthode a prédit pour θ , l'horizon de temps étudié (2 heures ici en l'occurrence). Les lignes bleues continues représentent les limites de $\pm 20\%$ établies dans l'équation (6), page 55. Ainsi, tous les points à l'intérieur de ces lignes respectent la contrainte imposée. Les lignes pointillées en rouge servent de référence à titre indicatif, afin d'apercevoir la variabilité des résultats obtenus avec certaines méthodes ou pour certains jeux de données. Elles se situent à une défaillance « ex ante » de $\pm 50\%$, c'est-à-dire bien au-delà de la limite imposée.

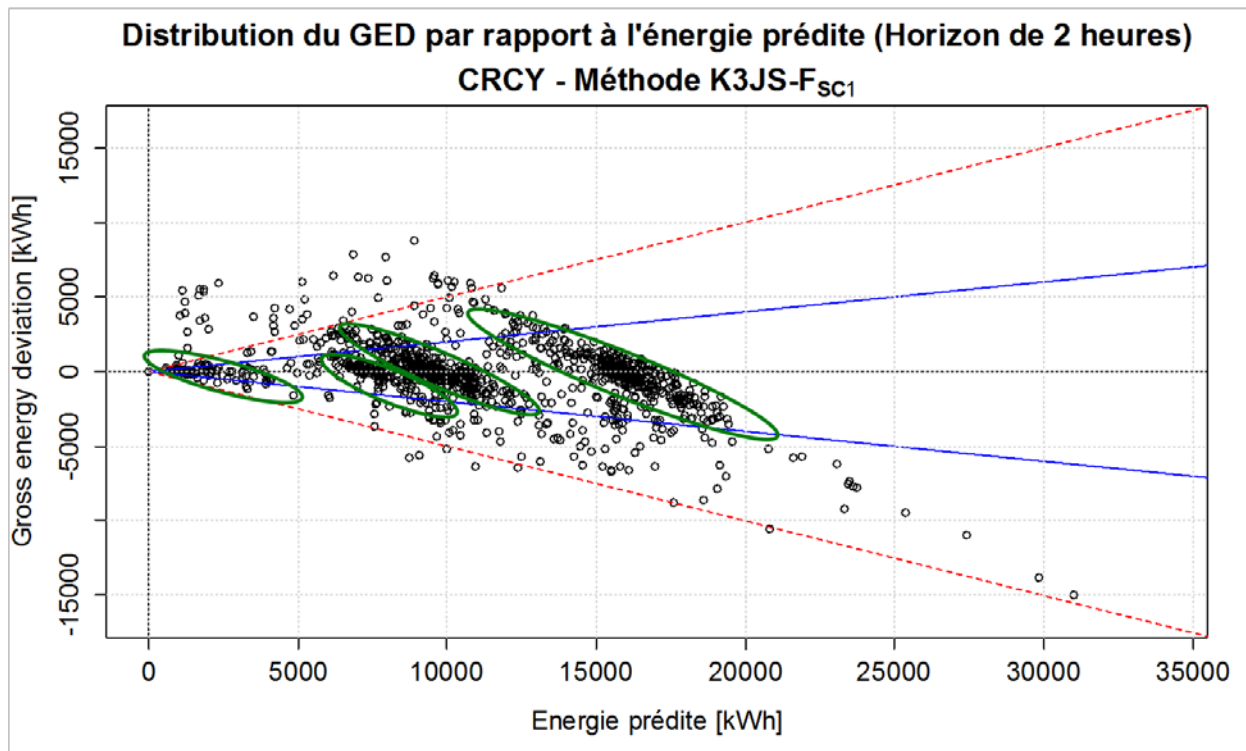


Figure 58. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode K3JS-F_{SC1} – Site CRCY

La méthode évaluée présente une distribution qui dépasse rarement les limites de $\pm 50\%$, donc des résultats très stables en termes de la différence énergétique brute **GED** et les limites de défaillance fixées. Cependant, certains points sont très éloignés en termes de l'énergie prédite pour la période de temps. Dans ces cas précis, ces points doivent être considérés comme des « outliers », la prévision étant très mauvaise. Ces prévisions à la hausse sont sans doute liées au facteur d'ajustement, car la méthode prévoit plus de puissance effaçable que ce qu'il est possible de récupérer. Ainsi, quand la défaillance est positive, la prévision a été inférieure à l'énergie effectivement récupérable, et inversement, quand la défaillance est négative, la prévision a été supérieure à l'énergie récupérable. C'est dans ce cas de figure que les valeurs de la GED peuvent être extrêmes, car en théorie il n'y a pas de limite supérieure pour une énergie prédite avec cette méthode de prévision. Cependant, quand on compare la fréquence d'une telle situation par rapport au reste des prévisions, elle est très faible. De plus, ces situations sont considérées comme n'ayant pas respecté la règle imposée.

Une autre caractéristique, qu'il est possible d'observer dans la Figure 58, est les quatre nuages de points autour de certaines valeurs d'énergie, entourés par des cercles en vert. Ces quatre nuages de points, correspondent plus ou moins, à une consommation pendant deux heures, à chacun des quatre différents paliers de consommation identifiés lors de la caractérisation de ce site particulier (voir section 6.1.1). Ainsi, il n'est pas surprenant que la méthode prévoit des consommations autour de ces paliers à forte durée pour le site de CRCY.

Lorsque l'on transforme ces prévisions à un indicateur horaire, afin de répondre à la question de « combien de prévisions, à une certaine heure, ont respecté la contrainte ? », il est possible d'obtenir la Figure 59.

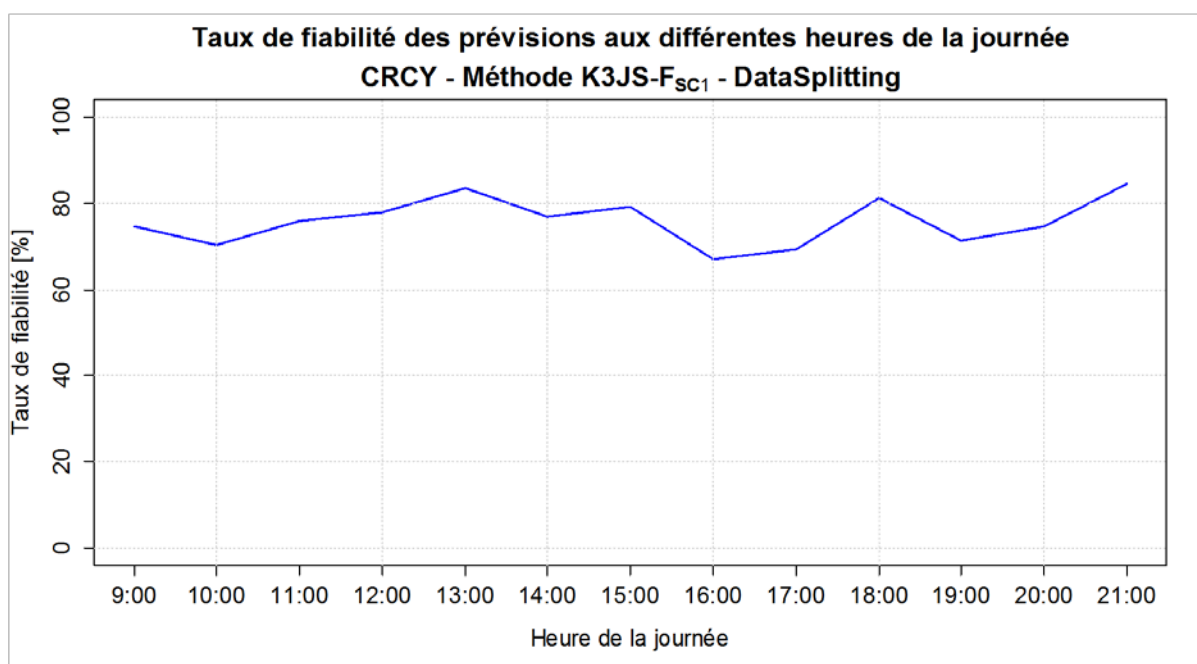


Figure 59. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode K3JS-F_{SC1} avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY

Cette figure montre, pour chacune des heures évaluées, le taux de fiabilité (\hat{t}_{DS}) estimé. Le \hat{t}_{DS} semble être stable tout au long de la journée, se situant autour de 70-80% pour ce partage de données spécifique, avec cette approche de « Data Splitting ». Cette méthode donc, permet de bien prévoir à court terme le comportement de la consommation électrique du site au regard du critère \hat{t}_{DS} .

Les résultats obtenus avec les deux autres méthodes de prévision proposées sont présentés ensuite, afin de comparer les différentes performances des trois méthodes sur ce partage de données spécifique.

b) Méthode RCP

La régression sur composantes principales (RCP) est basée sur une décomposition du signal en Composantes Principales, comme il a été décrit dans la section 5.1.2. Le seuil d'explication (inertie

expliquée) choisi est de 90% pour ce site industriel, ce qui représente pour ce partage de données spécifique la conservation de 4 composantes principales. La méthode se nomme RCP90. La représentation des composantes par rapport aux variables, qui sont les différents heures de la journée au pas de temps dix minutes est présentée dans la Figure 60.

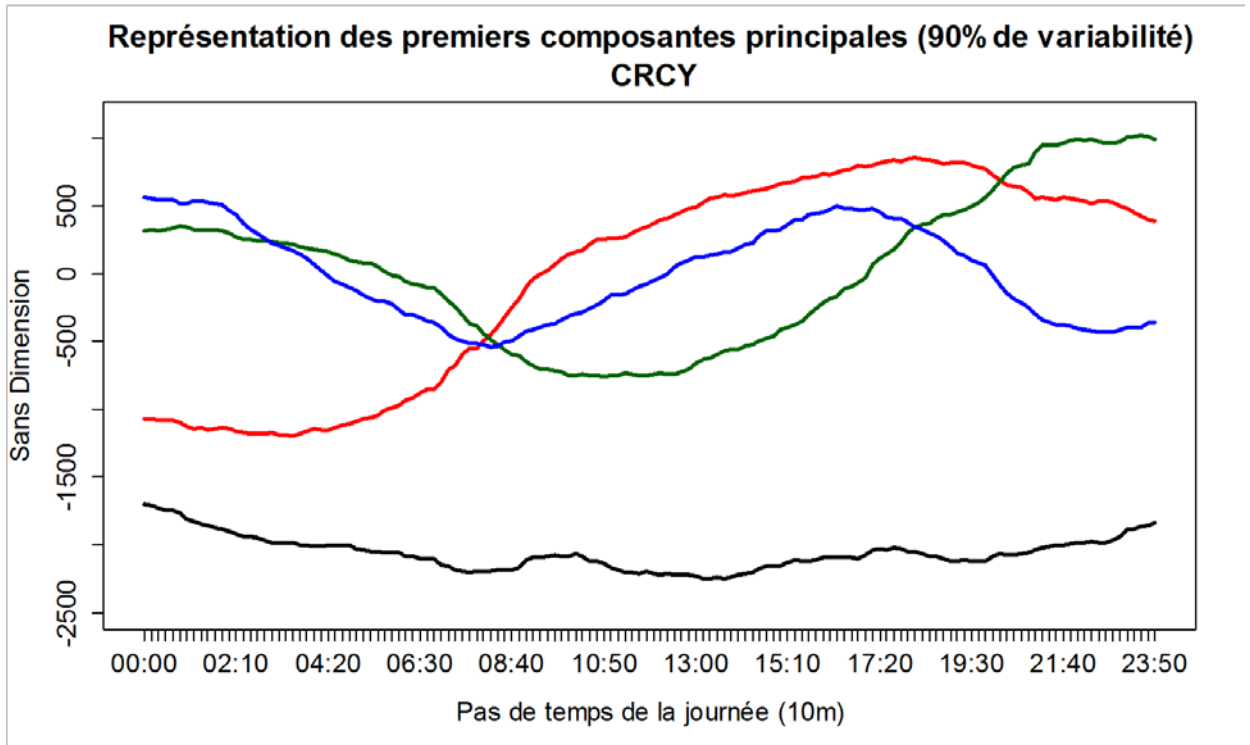


Figure 60. Représentation des composantes principales expliquant 90% de la variance par rapport aux variables pour CRCY

Il est ainsi possible d'observer la construction des composantes « selon l'horaire ». La première composante (en noir, en bas de la Figure 60) est une composante de puissance, qui simule un certain niveau de consommation. Les trois autres composantes semblent décrire des changements dans le comportement de la consommation électrique de CRCY au long de la journée. On note en particulier un changement qui aurait lieu autour de 8h00 au niveau du site, ce qui peut traduire le démarrage de certains des ateliers à forte puissance et qui se reflète sur la courbe de charge générale du site.

La Figure 61 présente la distribution des différentes prévisions (1 183), avec la même lecture que celle de la Figure 58, où les lignes bleues représentent la limite de $\pm 20\%$ de la différence énergétique brute **GED**.

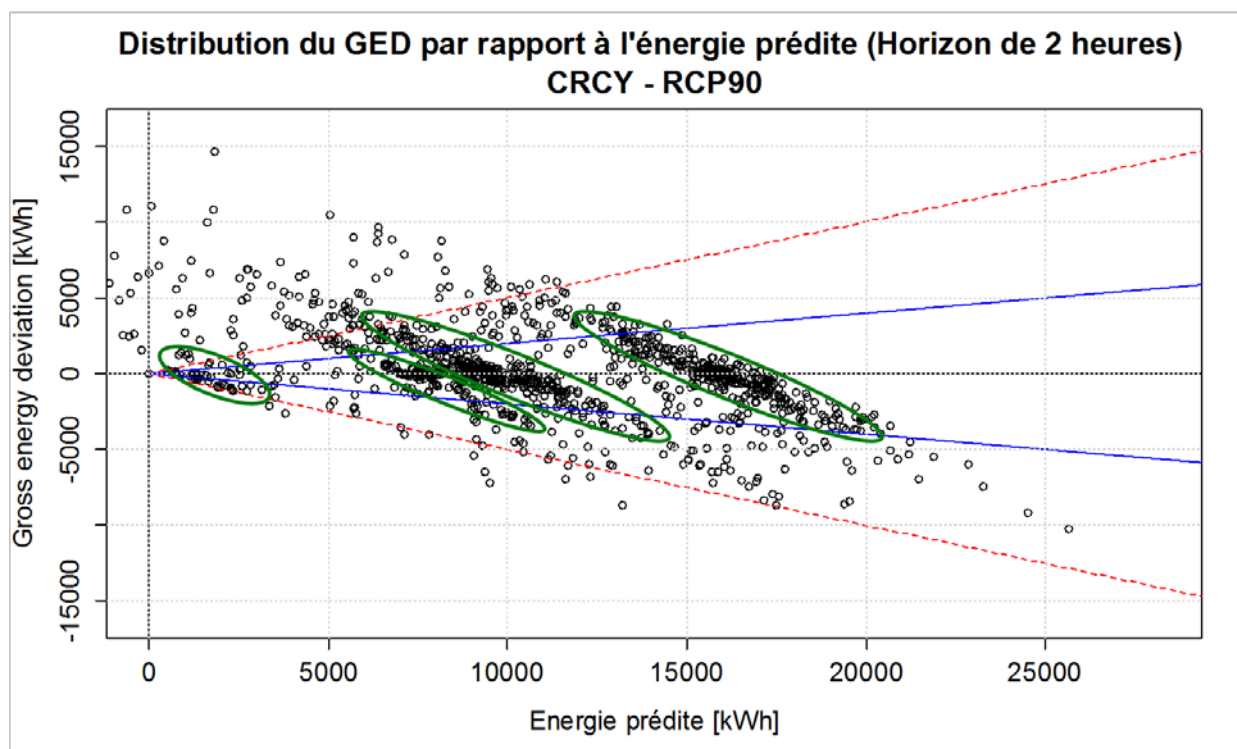


Figure 61. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RCP90 – Site CRCY

S'agissant des prévisions à partir d'une régression linéaire multiple (RLM), les prévisions peuvent être négatives car aucune contrainte n'a été imposée à la régression. Ainsi, les quatre nuages de points correspondant aux quatre principaux paliers de fonctionnement du site CRCY sont aussi perceptibles dans cette distribution. Cependant, ces nuages sont plus étalés d'une manière diagonale, ce qui est expliqué par une plus forte variabilité des résultats obtenus avec cette méthode.

La Figure 62 traduit les résultats des prévisions obtenus avec la méthode RCP90 à un \hat{t}_{DS} horaire, pour ce partage de données spécifique. Les valeurs du \hat{t}_{DS} obtenues avec cette méthode sont plus variables qu'avec la méthode précédente, et se situent autour de 60-70%.

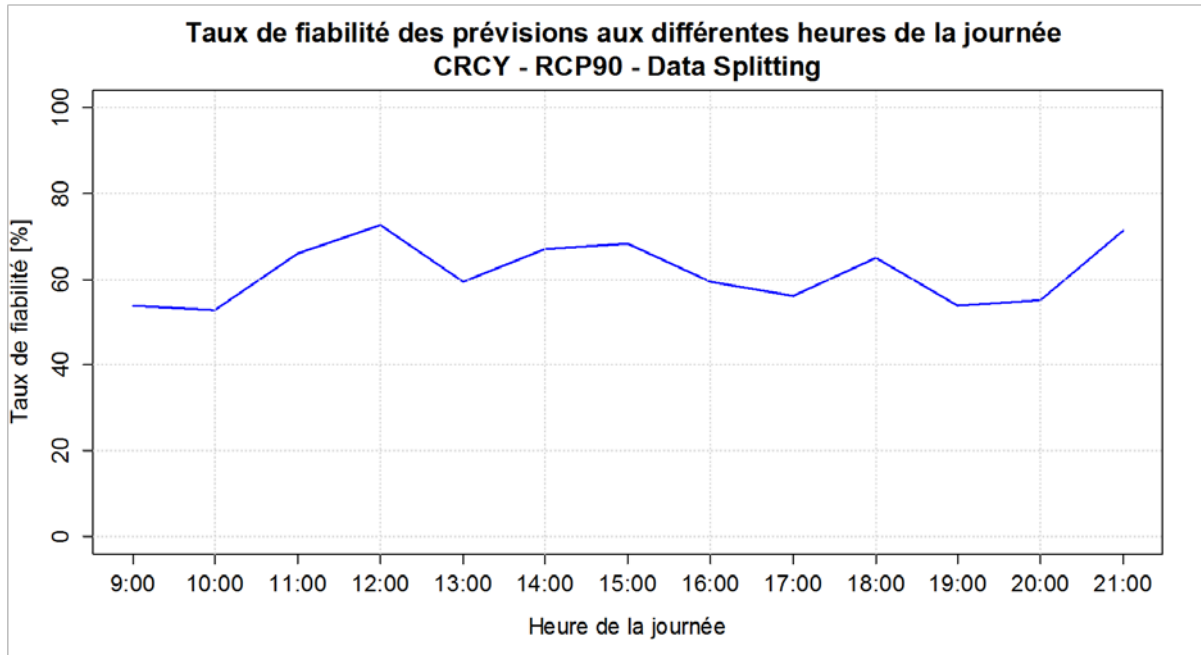


Figure 62. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RCP90 avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY

c) Méthode RFCK

La méthode de Reconnaissance de Formes par Cartes de Kohonen (RFCK) se base sur la ressemblance de la courbe de charge de la journée évaluée, aux différentes formes (considérées comme consommations type) identifiées par l'algorithme de Kohonen. Le choix a été fait de fixer le nombre de classes à 12, comme il a été décrit dans la section 5.1.3.

Pour cette méthode particulière, tout comme pour la méthode K3JS, les meilleurs résultats des prévisions ont été obtenus avec un facteur d'ajustement prenant en compte un seul point historique de la consommation. La méthode devient alors RFCK- F_{SC1} .

Ainsi, la Figure 63 présente la représentation graphique des 12 différentes consommations type identifiées par l'algorithme de Kohonen (ou SOM, pour « Self-organizing Maps »). Les formes identifiées correspondent à des paliers de consommation qui se poursuivent tout au long de la journée, à des changements de la consommation entre deux paliers à certains moments spécifiques de la journée, etc.

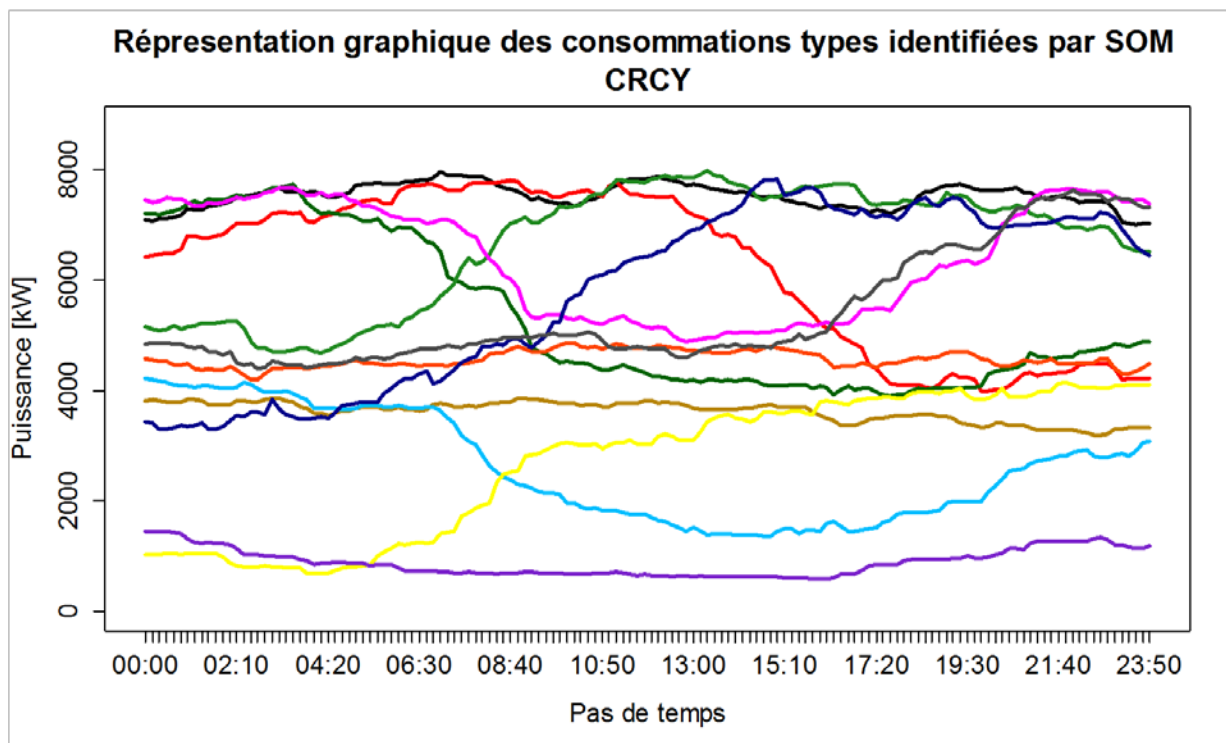


Figure 63. Représentation graphique de différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site CRCY

La Figure 64 présente la distribution des 1 183 différentes prévisions réalisées avec la méthode RFCK-F_{SC1} pour ce partage de données spécifique, avec une lecture similaire à celle de la Figure 58.

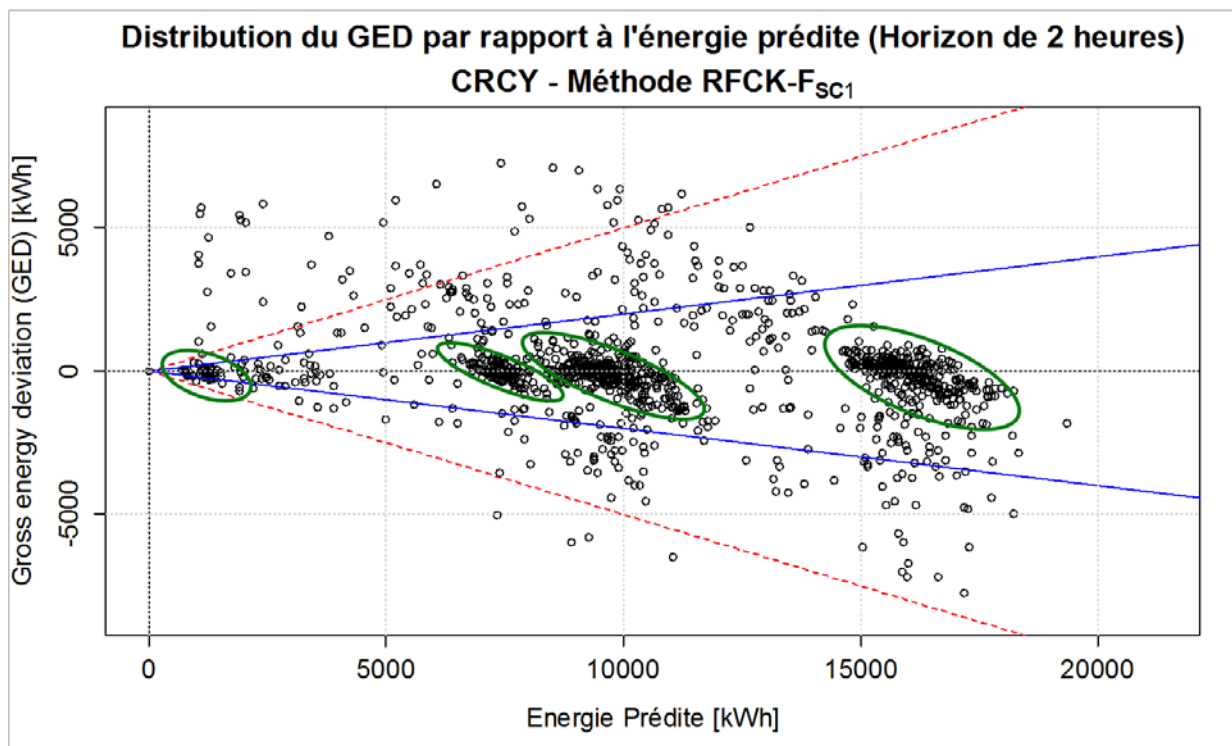


Figure 64. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RFCK-F_{SC1} – Site CRCY

Ainsi, pour cette méthode de prévision, comme pour les deux autres, les nuages de points de la Figure 64 correspondent aux quatre niveaux d'engagement décrits auparavant. S'agissant d'une méthode plus « statique » que la méthode RCP (les classes ont été déterminées à l'avance et ne varient pas), les nuages de points sont moins dispersés et la méthode, à l'aide du facteur multiplicatif, semble bien prévoir le comportement de la consommation électrique à court terme pour ce site industriel. De plus, la plupart des points représentant une simulation semblent respecter les contraintes. Toutefois, certains peuvent sortir du champ du graphique en raison d'une mauvaise prévision due au facteur d'ajustement multiplicatif.

La Figure 65 traduit cette distribution des prévisions par rapport au GED et l'énergie prédite à un \hat{t}_{DS} horaire. Les différentes valeurs obtenues pour cet indicateur sont assez stables et se situent autour de 80%.

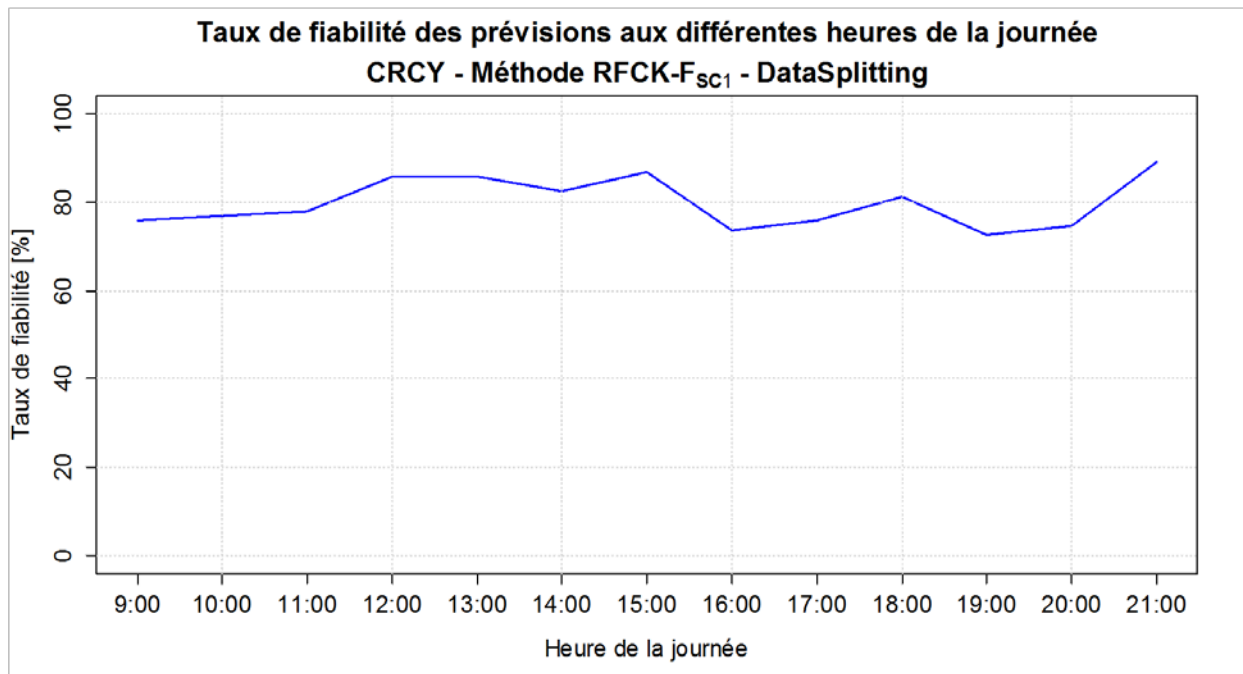


Figure 65. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RFCK- F_{SC1} avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY

Afin de mieux juger les résultats obtenus avec les trois méthodes mises en place, un comparatif est fait ensuite.

d) Comparatif des méthodes de prévision avec l'approche « Data Splitting »

Les différentes courbes du taux de fiabilité \hat{t}_{DS} obtenues pour chacune des trois méthodes de prévision pour un partage de données spécifique (approche « Data Splitting ») sont présentées dans la Figure 66. La méthode la moins performante pour ce partage de données spécifique est la méthode RCP90. Parmi les deux autres méthodes, la méthode RFCK- F_{SC1} semble être la plus performante au regard du \hat{t}_{DS} .

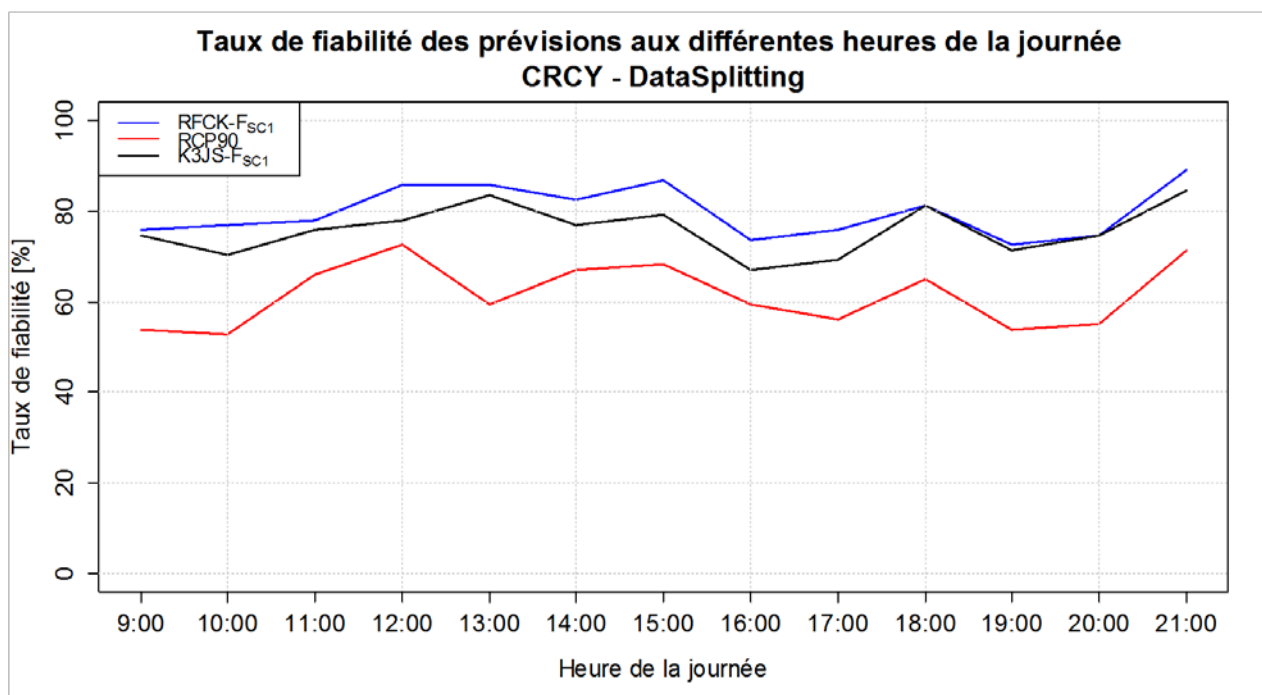


Figure 66. Comparaison des $\hat{\tau}_{DS}$ obtenus pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « Data Splitting » - Site CRCY

Si on choisit d'évaluer les résultats obtenus à 15h00 (choisi arbitrairement), les différentes valeurs du $\hat{\tau}_{DS}$ obtenues avec chaque méthode sont présentées dans le Tableau 10.

Méthode	$\hat{\tau}_{DS,15h}$
K3JS	79%
RCP90	68%
RFCK	87%

Tableau 10. Résultats obtenus pour le $\hat{\tau}_{DS}$ avec les trois méthodes de prévision pour le site CRCY à 15h00 ; approche « Data Splitting »

Ces résultats ponctuels pour 15h00, montrent une meilleure performance de la méthode RFCK-F_{sc1} à cette heure de la journée. Cependant, même si beaucoup de simulations de prévision pour chacune des heures évaluées ont été faites (91 journées test au total), les résultats obtenus sont très dépendants du partage de données choisi. Afin de pallier ce défaut, l'approche « Monte-Carlo Cross Validation » (MCCV) proposée dans la section 4.5.2 a été déployée pour les trois méthodes de prévision. Les résultats obtenus sont présentés ci-après.

6.2.2. Approche « MCCV »

Afin d'évaluer la performance des méthodes en termes des indicateurs choisis, un taux de fiabilité (τ_f) horaire est présenté, différencié par $\hat{\tau}_{MC,HR}$. Le nombre N_{MC} de tirages a été fixé à 1 000, et il est donc impossible de montrer des nuages de points et les différentes valeurs obtenues pour chaque

heure pour chaque méthode. Cependant, la convergence de la procédure est explicitée pour l'une des méthodes de prévision évaluées : la méthode RFCK- F_{SC1} .

a) Méthode RFCK

Lorsque l'on répète l'opération précédente (« Data Splitting ») un grand nombre de fois (1 000 fois en l'occurrence), il est possible d'obtenir un taux de fiabilité $\hat{t}_{MC,Hr}$ qui est plus robuste que le $\hat{t}_{DS,Hr}$, ce dernier pouvant être sensible au partage de données initial (même s'il a été fait aléatoirement et de façon stratifiée). La méthode RFCK- F_{SC1} a été choisie pour présenter la procédure en détail car c'est avec elle que l'on a obtenu les meilleurs résultats de performance avec l'approche « Data Splitting » pour le site CRCY.

La Figure 67 présente le $\hat{t}_{MC,Hr}$ obtenu pour chacune des heures évaluées lorsque l'on lance la procédure 1 000 fois (N_{MC}). Cette valeur est issue de la moyenne des différentes valeurs obtenues lors des 1 000 différents tirages. Les valeurs du $\hat{t}_{MC,Hr}$ semblent être très stables et autour de 80% tout au long de la période étudiée.

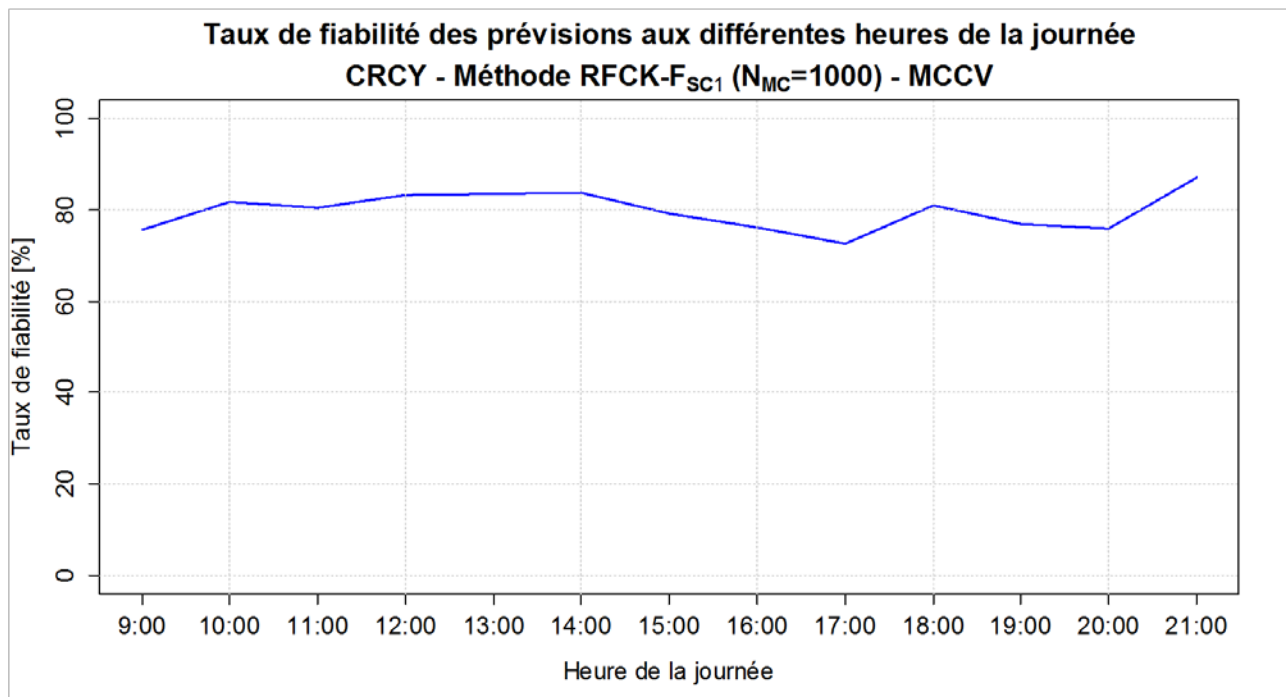


Figure 67. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RFCK- F_{SC1} avec l'approche « MCCV » pour le site CRCY

Cependant, il est intéressant de savoir si la variabilité des résultats du fait des différents partages de données est stable. Pour cela, la Figure 68 présente la variation des valeurs du $\hat{t}_{MC,15h}$ (à 15 heures) par rapport au nombre N_{MC} de tirages. Cette valeur semble se stabiliser rapidement autour de 80% avec un nombre N_{MC} de tirages autour de 200. Cependant, cette stabilité peut être apparente et liée à l'échelle du graphique.

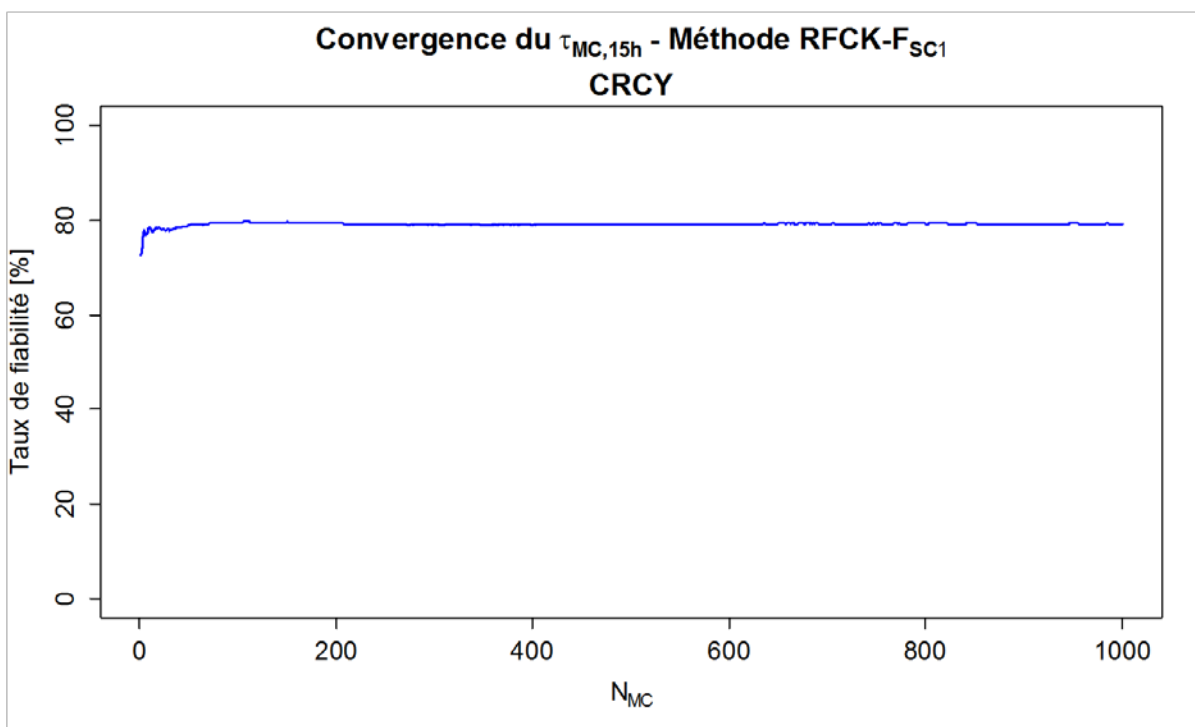


Figure 68. Variation du $\hat{\tau}_{MC,15h}$ par rapport au nombre de tirages (N_{MC}) de l'approche MCCV – Méthode RFCK-F_{SC1}, Site CRCY

Pour mieux apprécier la variance des valeurs obtenues, le même exercice que celui de la Figure 68 est présenté pour la valeur de l'écart type lorsqu'on incrémente le nombre N_{MC} jusqu'à 1 000. Ces résultats sont présentés dans la Figure 69.

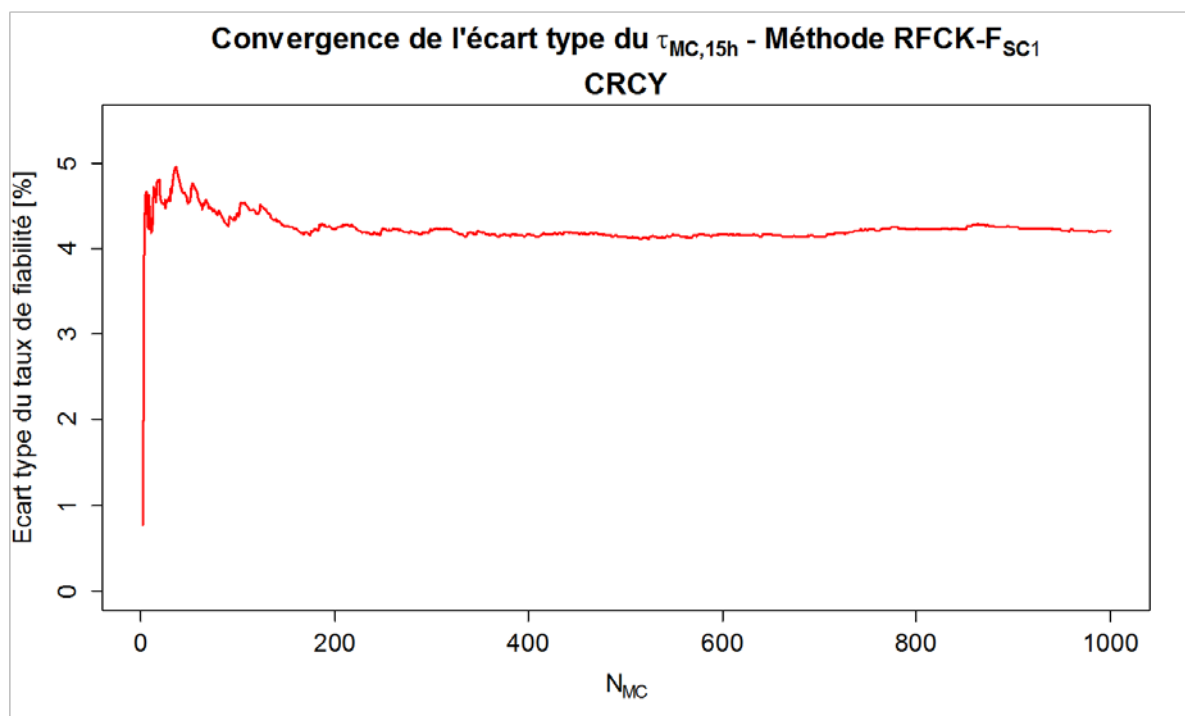


Figure 69. Variation de l'écart type du $\hat{\tau}_{MC,15h}$ par rapport au nombre de tirages (N_{MC}) – Méthode RFCK-F_{SC1}, Site CRCY

L'écart type, qui est un indicateur plus juste pour évaluer la variance, semble se stabiliser plutôt autour d'un nombre N_{MC} de 500 tirages (Figure 69). Le fait de réaliser 1 000 validations croisées assure une stabilisation des valeurs obtenues pour les différents indicateurs.

La Figure 70 présente la distribution empirique des différentes valeurs du $\hat{\tau}_{MC}$ obtenues pour 15h00.

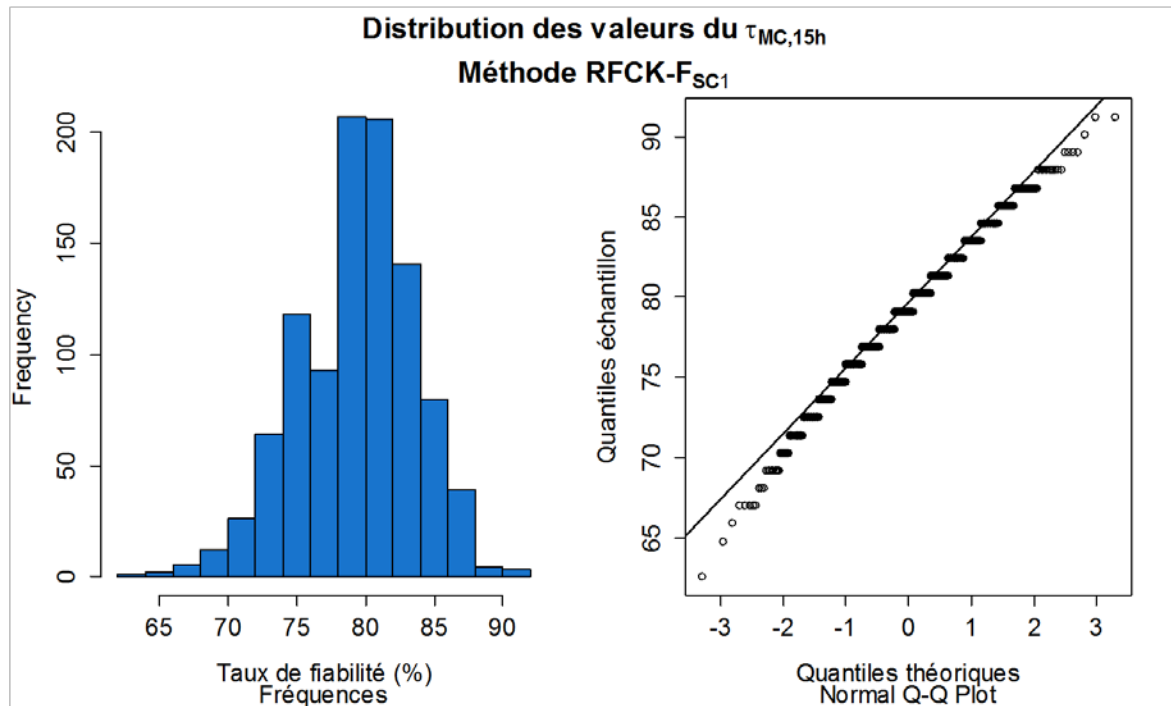


Figure 70. Distribution des valeurs du $\hat{\tau}_{MC,15h}$ avec $N_{MC}=1000$ pour l'approche « MCCV » - Méthode RFCK-F_{Sc1}, Site CRCY

Il est important de signaler que les résultats d'un simple « Data Splitting » ne représentent qu'un seul point de ceux montrés dans la Figure 70. La distribution semble approcher celle d'une loi normale. Cependant, le fait que la procédure soit rapidement convergente pour cette méthode (peu de variabilité dans les résultats), fait apparaître une discrétisation des résultats, car le taux de fiabilité est une proportion.

Il est inutile de faire une analyse comme celle-ci pour chacune des heures évaluées afin de s'assurer la convergence de méthodes, mais il est pertinent de le faire à plusieurs reprises pour étudier les comportements des valeurs estimées des indicateurs. Cela permet de juger la variabilité des résultats que l'on peut obtenir avec une certaine méthode et/ou pour un certain jeu de données.

Afin de comparer les résultats obtenus, la Figure 71 présente la comparaison des différentes valeurs du taux de fiabilité (τ_f) obtenues avec les deux différentes approches : « Data Splitting » et « MCCV » ($\hat{\tau}_{DS,Hr}$ et $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ respectivement). Les valeurs estimées avec l'approche « Data Splitting » ne sont pas très éloignées de celles estimées avec l'approche MCCV. Cependant, la méthode MCCV étant plus robuste, les valeurs du τ_f obtenues avec cette approche sont plus stables au long de la

période étudiée. De plus, d'après la Figure 70, il serait possible de tomber sur une mauvaise répartition de données « apprentissage » et « test », et l'approche « Data Splitting » aurait estimé des résultats très éloignés de la vraie valeur de l'indicateur, même en prenant des précautions lors de l'échantillonnage.

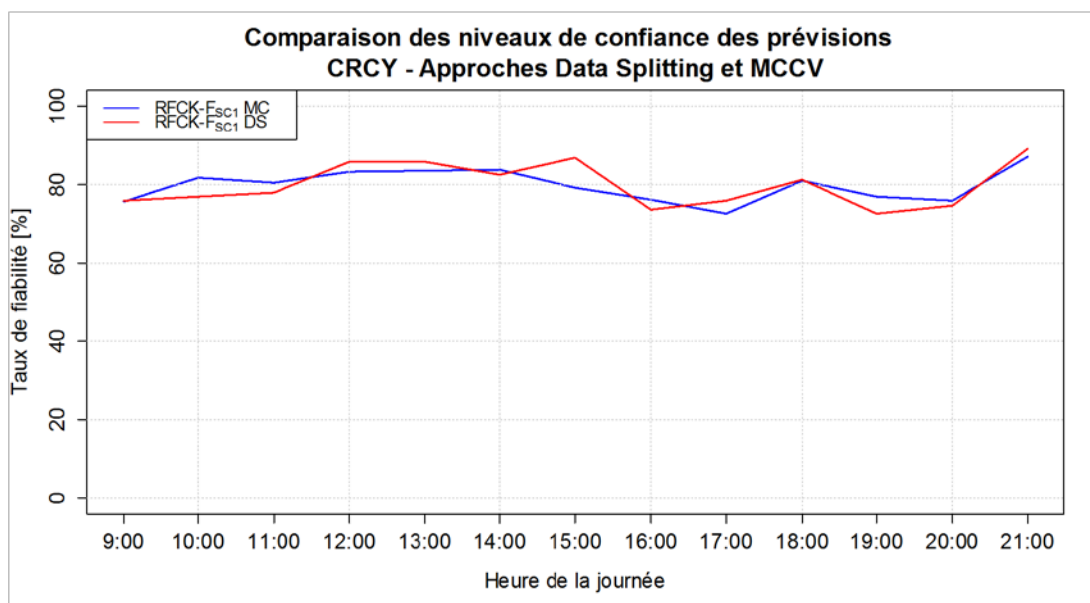


Figure 71. Comparaison des taux de fiabilité estimés avec la méthode RFCK-F_{sc1} pour les approches « Data Splitting » et « MCCV »

b) Comparatif des méthodes de prévision avec l'approche « MCCV »

La même procédure a été appliquée pour les deux autres méthodes de prévision. La Figure 72 présente les différentes courbes représentatives des taux de fiabilité horaires estimés avec l'approche « MCCV ».

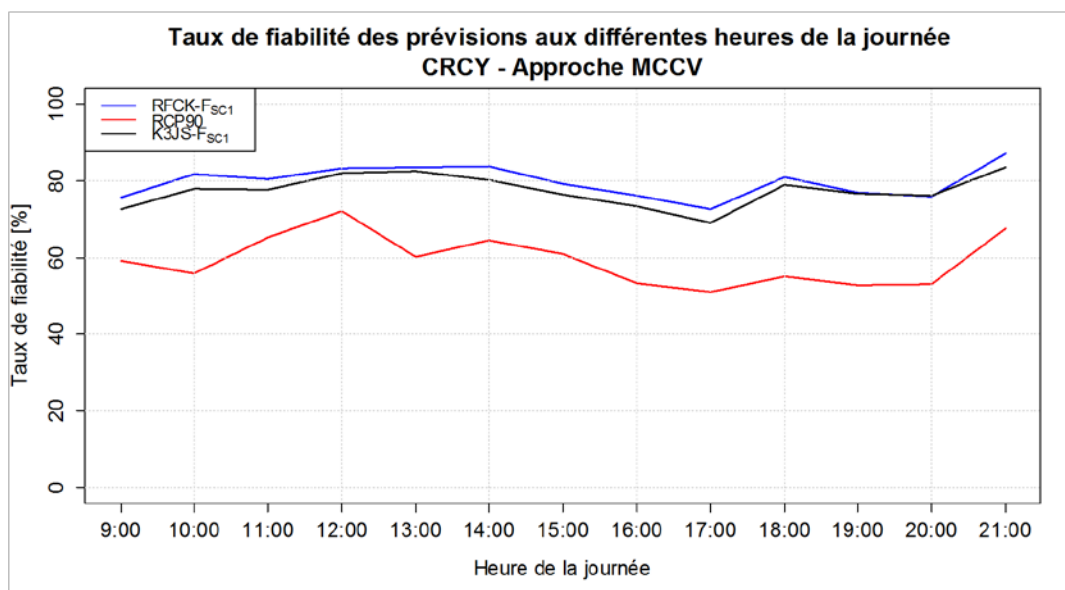


Figure 72. Comparaison des taux de fiabilité pour les trois différentes méthodes de prévision - approche « MCCV » - Site CRCY

Les résultats confirment ce qui avait été observé avec l'approche « Data Splitting » : la méthode la plus performante au regard du taux de fiabilité $\hat{\tau}_{MC}$ est la méthode RFCK- F_{SC1} . Cependant, la valeur du $\hat{\tau}_{MC,HR}$ estimée avec l'approche MCCV est bien plus robuste et non dépendante du partage des données réalisé. De plus, elle permet d'évaluer la fiabilité dans la prévisibilité de la consommation électrique à court terme d'un site par rapport à un autre, en plus d'aider au choix de la méthode de prévision. Cette méthode présente aussi la meilleure performance quelle que soit la période étudiée (de 9h00 à 21h00).

Le site CRCY se caractérise, d'un point de vue du critère $\hat{\tau}_{MC}$, comme un site très prévisible à court terme avec les méthodes RFCK- F_{SC1} et K3JS- F_{SC1} . Le Tableau 11 montre, à titre d'exemple, les valeurs numériques du taux de fiabilité obtenues à une heure spécifique de la journée (15h00) pour laquelle des simulations de prévision ont été lancées.

Méthode	$\hat{\tau}_{MC,15h}$
K3JS	76%
RCP90	61%
RFCK	79%

Tableau 11. Résultats obtenus pour le $\hat{\tau}_{MC}$ avec les trois méthodes de prévision pour le site CRCY à 15h00 ; approche MCCV

Pour cette heure, c'est la méthode RFCK qui est la plus performante même si l'écart est faible. Cependant, il est nécessaire de dire que les deux méthodes se valent et qu'elles sont très difficiles à départager dans cette étude de cas. Pour ce faire, le premier critère à étudier est le temps de calcul. Dans le cas où les temps de calcul sont équivalents pour apprendre, générer de prévisions et calculer les différents taux de fiabilité, il est nécessaire de regarder l'intervalle de confiance de l'indicateur, (cf. section 4.5.3).

6.2.3. Approche « Bootstrap »

Les intervalles de confiance Bootstrap pour les différents résultats du $\hat{\tau}_{MC,HR}$ sont déterminés pour les méthodes RFCK- F_{SC1} et K3JS- F_{SC1} , car la taille de l'intervalle de confiance est un critère de choix entre deux méthodes qui affichent des performances similaires.

D'après la Figure 70, il est difficile d'être ferme quant à la normalité de la distribution des différents résultats obtenus pour l'indicateur. Aussi, afin d'augmenter la probabilité que la vraie valeur de l'indicateur se trouve à l'intérieur de l'intervalle de confiance (« coverage probability »), ces derniers sont déterminés avec la méthode quantile, décrite dans la section 4.5.3. Le nombre **B** de tirages est fixé à 1 000, afin de s'assurer de la convergence des valeurs.

La Figure 73 présente les différents $\hat{\tau}_{MC,HR}$ obtenus avec la méthode RFCK- F_{SC1} . Les limites de leurs intervalles de confiance, à 95%, sont représentées par les lignes rouges pointillées. Les valeurs

obtenues semblent symétriques autour de la valeur centrale, car la distribution est proche d'une distribution normale.

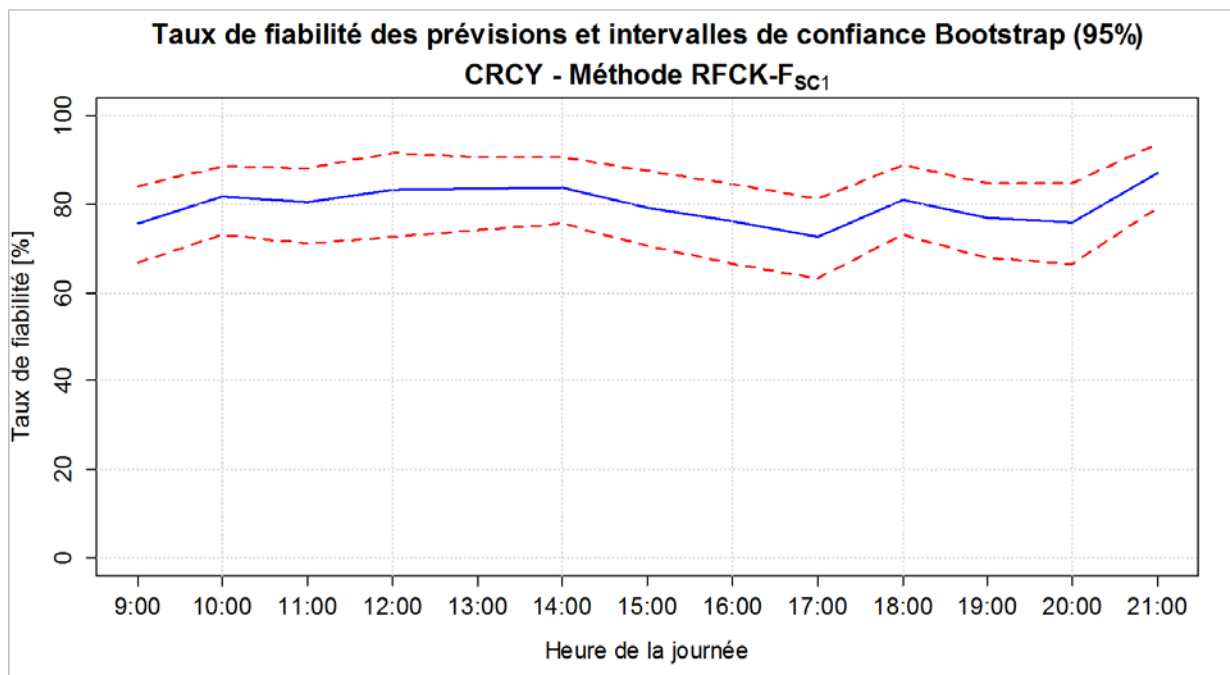


Figure 73. $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ et ses intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour la méthode RFCK-F_{SC1} – Site CRCY

La Figure 74, présente les $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ estimés avec la méthode K3JS-F_{SC1}, ainsi que leurs intervalles de confiance Bootstrap à 95%.

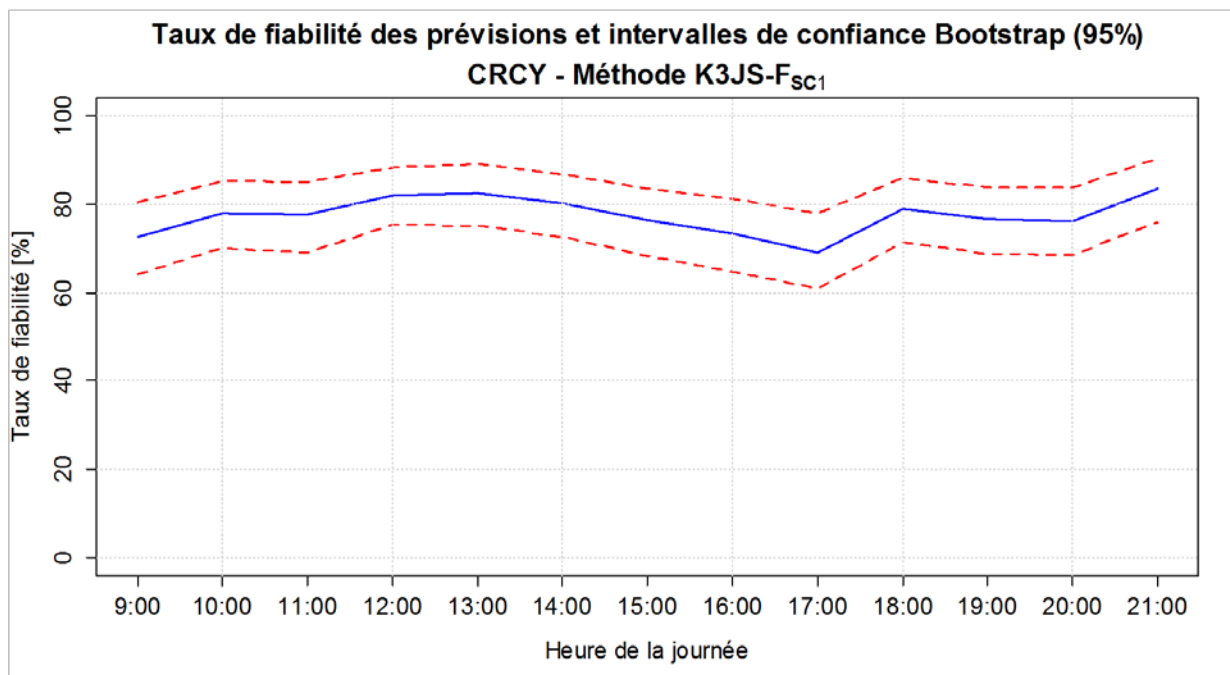


Figure 74. $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ et ses intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour la méthode K3JS-F_{SC1} – Site CRCY

Afin de pouvoir mieux comparer ces intervalles, ces derniers sont superposés dans un même graphique dans la Figure 75.

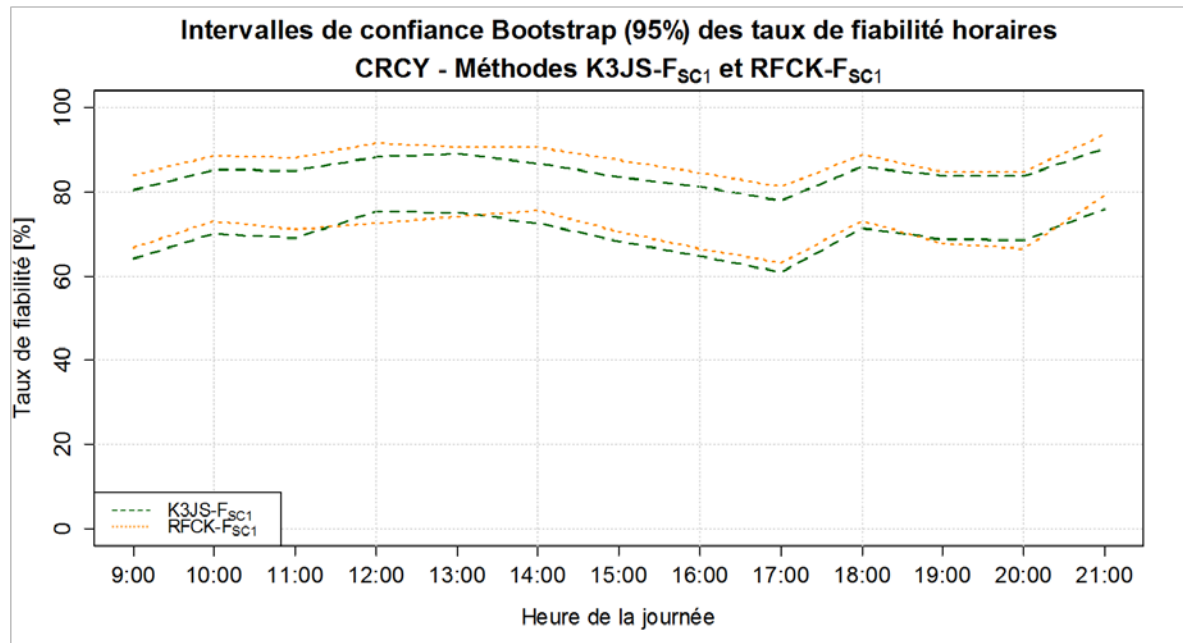


Figure 75. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes K3JS-F_{SC1} et RFCK-F_{SC1} - Site CRCY

A première vue, les intervalles confiance (**IC**) sont d'amplitudes similaires (ceci s'explique par le fait que les deux méthodes sont plutôt « statiques », les prévisions ne changeant que par rapport au facteur d'ajustement et utilisant des prédicteurs peu variables une fois l'apprentissage terminé). Cependant, une analyse plus poussée montre que c'est la méthode K3JS-F_{SC1} qui présente l'intervalle de confiance le plus réduit. Le

Tableau 12 présente la valeur de la taille moyenne de l'intervalle de confiance Bootstrap à 95% du $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ pour les deux méthodes.

Méthode	Taille moyenne de l'intervalle du $\hat{\tau}_{MC,Hr}$
K3JS	15,1%
RFCK	16,8%

Tableau 12. Valeur moyenne de la taille de l'intervalle de confiance Bootstrap à 95% estimés avec les méthodes K3JS et RFCK

Ainsi, du point de vue de l'intervalle de confiance, c'est la méthode K3JS qui est la plus précise. Cependant, comme indiqué à la section 4.7, les critères à retenir sont, dans l'ordre, le taux de fiabilité ($\hat{\tau}_{MC}$), puis le temps de calcul et enfin l'intervalle de confiance. Aussi, pour le site de CRCY, la méthode RFCK-F_{SC1} est celle qui prédit le mieux le comportement de la consommation électrique à court terme.

6.2.4. Résultats globaux au pas demi-horaire

A ce stade, les calculs du taux de fiabilité (\hat{t}_{MC}) ont été faits pour un horizon de temps (θ) de deux heures, c'est-à-dire comprenant la période totale d'un événement effacement de longue durée avec $N = 12$ (douze pas de temps de dix minutes). Cependant, la règle décrite dans la section 2.1 et exprimée dans l'équation (1) est définie au pas demi-horaire.

Afin d'évaluer l'importance de considérer quatre horizons de temps d'une demi-heure chacun et calculer le respect de la règle à quatre reprises, comme il a été présenté dans l'expression (6) (page 55), des tests ont été menés comprenant l'évaluation de la défaillance pour trois pas de temps ($N = 3$), équivalents à une demi-heure. Ainsi, au lieu d'une seule courbe du taux de fiabilité (\hat{t}_{MC}) avec un horizon de temps de deux heures, on obtient quatre courbes pour chacun des niveaux de confiance pour des horizons de temps d'une demie heure. Ces quatre courbes permettent en outre d'évaluer si le taux de fiabilité varie en fonction de l'éloignement temporel de la prévision par rapport à t_n , s'il existe une dégradation et si le risque encouru à calculer un seul taux de fiabilité global est raisonnable.

Nous présentons ici le calcul mené pour le site CRCY avec une approche « MCCV » et avec $N_{MC} = 1\ 000$. Les quatre taux de fiabilité \hat{t}_{MC} demi-horaires ont été obtenus pour des prévisions à chaque heure de la journée, comme présenté précédemment, avec les trois méthodes de prévision.

La Figure 76 montre les quatre courbes correspondant aux niveaux de confiance demi-horaire pour des prévisions faites tout au long de la journée avec la méthode K3JS- F_{SC1} . La Figure 77 et la Figure 78, montrent respectivement les résultats obtenus pour la détermination des taux de fiabilité \hat{t}_{MC} au pas demi-horaire pour les méthodes RCP90 et RFCK- F_{SC1} .

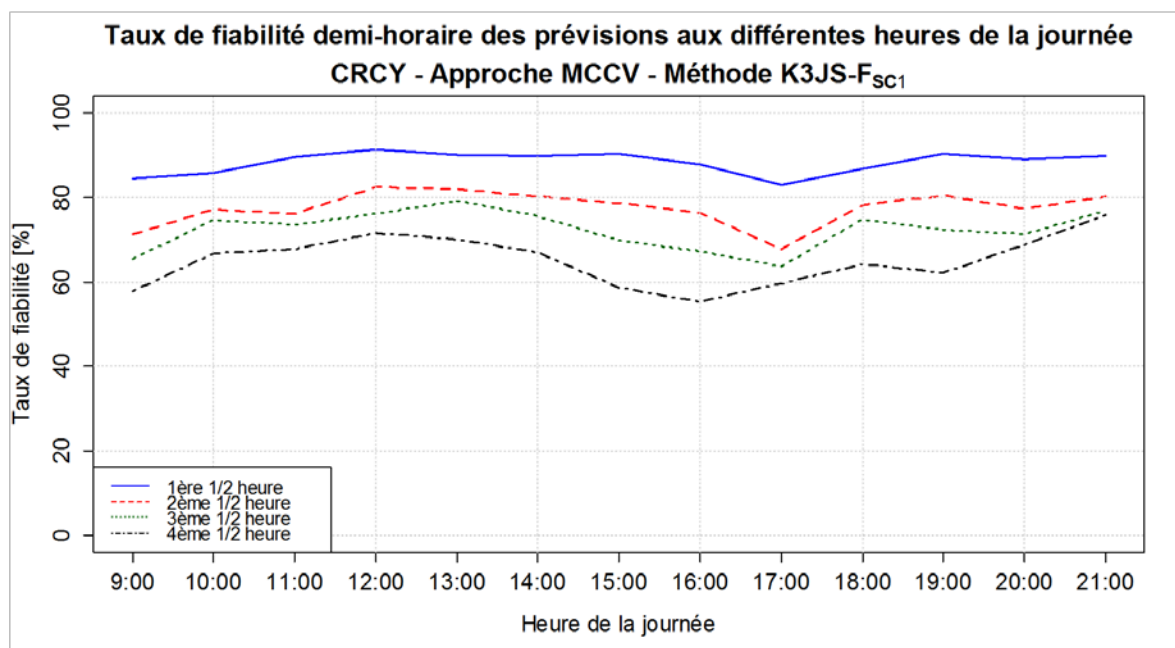
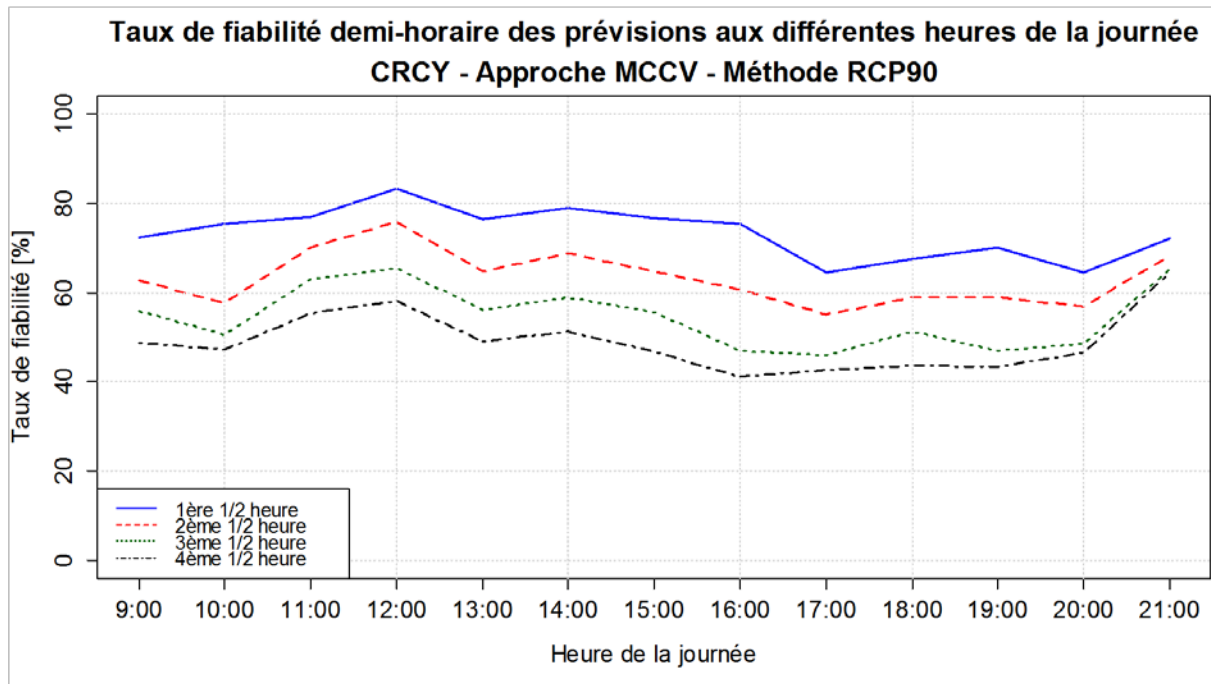
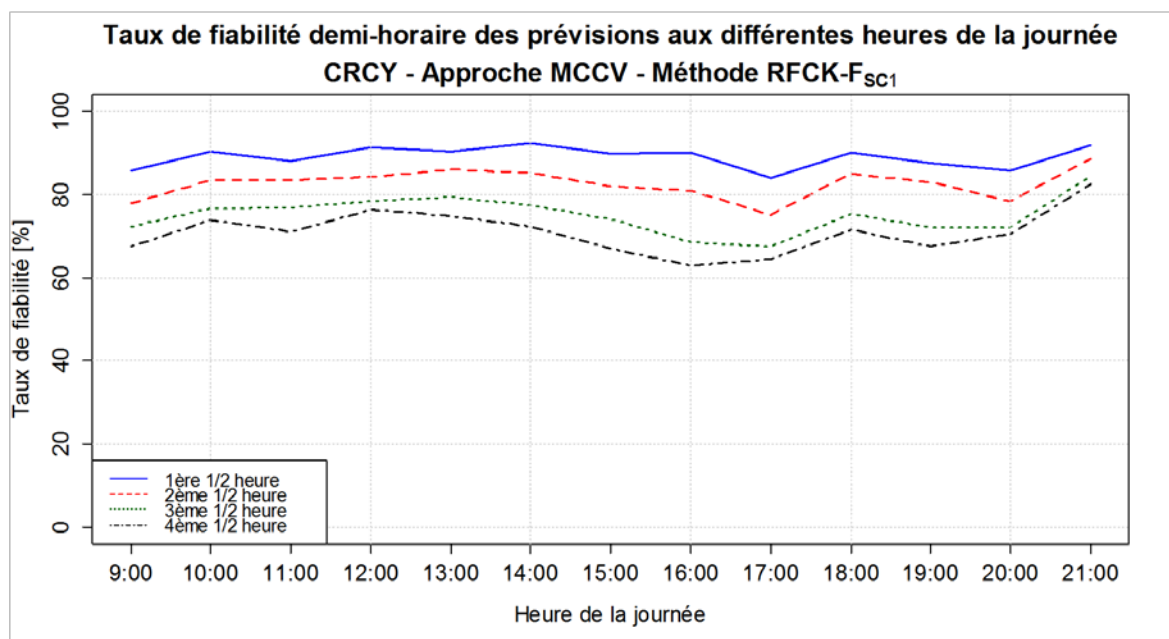


Figure 76. \hat{t}_{MC} estimés au pas demi-horaire pour la méthode K3JS- F_{SC1} avec l'approche « MCCV » - Site CRCY

Figure 77. \hat{t}_{MC} estimés au pas demi-horaire pour la méthode RCP90 avec l'approche « MCCV » - Site CRCYFigure 78. \hat{t}_{MC} estimés au pas demi-horaire pour la méthode RFCK-F_{SC1} avec l'approche « MCCV » - Site CRCY

Nota Bene : On appelle première demi-heure la demi-heure la plus proche de l'heure de prévision (t_n) et la quatrième demi-heure la demi-heure la plus éloignée de t_n .

Il est intéressant d'observer une dégradation dans la confiance associée à la prévision lorsque l'on s'éloigne du point de prévision (t_n). Cette dégradation est beaucoup plus importante par la méthode RCP90. Cependant, pour la première demi-heure de prévision, la méthode présente des performances similaires aux performances avec un \hat{t}_{MC} global obtenu avec les deux autres méthodes. Cette méthode

présente donc des performances satisfaisantes pour des horizons de temps très courts, mais la qualité de la prévision se dégrade au cours du temps.

Pour les deux autres méthodes, les quatre niveaux de confiance demi-horaires calculés se situent autour du $\hat{\tau}_{MC}$ global correspondant à chaque méthode. Il est intéressant d'observer que les quatre courbes présentent la dispersion la plus faible lorsqu'elles sont obtenues par la méthode RFCK- F_{SC1} . La confiance associée à la prévision reste donc plus stable tout au long de l'horizon de temps de deux heures avec cette méthode sur le site CRCY.

Cependant, comme il a été expliqué dans la section 2.1, un tel calcul peut devenir vite chronophage et risque d'engendrer des difficultés lors de l'optimisation des « blocs d'effacement ». Aussi, nous recommandons de n'utiliser qu'un $\hat{\tau}_{MC}$ global sur tout l'horizon de temps (Θ) afin de simplifier la prise de décisions. Ce type de tests, avec des indicateurs de risque/fiabilité pour des périodes demi-horaires est seulement utilisé au niveau des sites industriels, lorsque la trajectoire prévue de la consommation est jugée très incertaine, car c'est au niveau du site industriel que les contrôles des effacements sont réalisés.

6.2.5. Conclusion sur le Site CRCY

Le site CRCY présente un taux de fiabilité ($\hat{\tau}_{MC}$) relativement élevé tout au long de la journée avec la méthode RFCK- F_{SC1} . La prévision peut donc être jugée comme satisfaisante et le risque d'être en défaillance lors d'un événement effacement comme faible. Le $\hat{\tau}_{MC}$ indique une bonne prévisibilité à court terme. Lorsque l'on est capable de déterminer l'énergie récupérable, la confiance associée à cette prévision pour le site peut être jugée satisfaisante.

6.3. Résultats finaux au niveau Site

L'objectif étant de pouvoir comparer les résultats obtenus avec la méthodologie proposée pour les différents sites disponibles pour étude, cette section présente les résultats finaux pour les trois autres sites, sans rentrer dans le détail des analyses. Si des particularités ou caractéristiques spécifiques ont été mises en évidence, elles sont présentées à l'Annexe 3.

Comme pour le site CRCY, les résultats obtenus ne sont pas assez robustes avec une approche « Data Splitting » (même si cela peut fournir un premier aperçu). Ainsi, seuls les résultats par l'approche MCCV sont présentés ici.

6.3.1. Résultats finaux pour le site ERTM

La Figure 79 présente les différentes courbes du taux de fiabilité $\hat{\tau}_{MC}$ obtenues avec les trois méthodes de prévision (K3JS, RCP et RFCK) avec une approche « MCCV » pour le site ERTM.

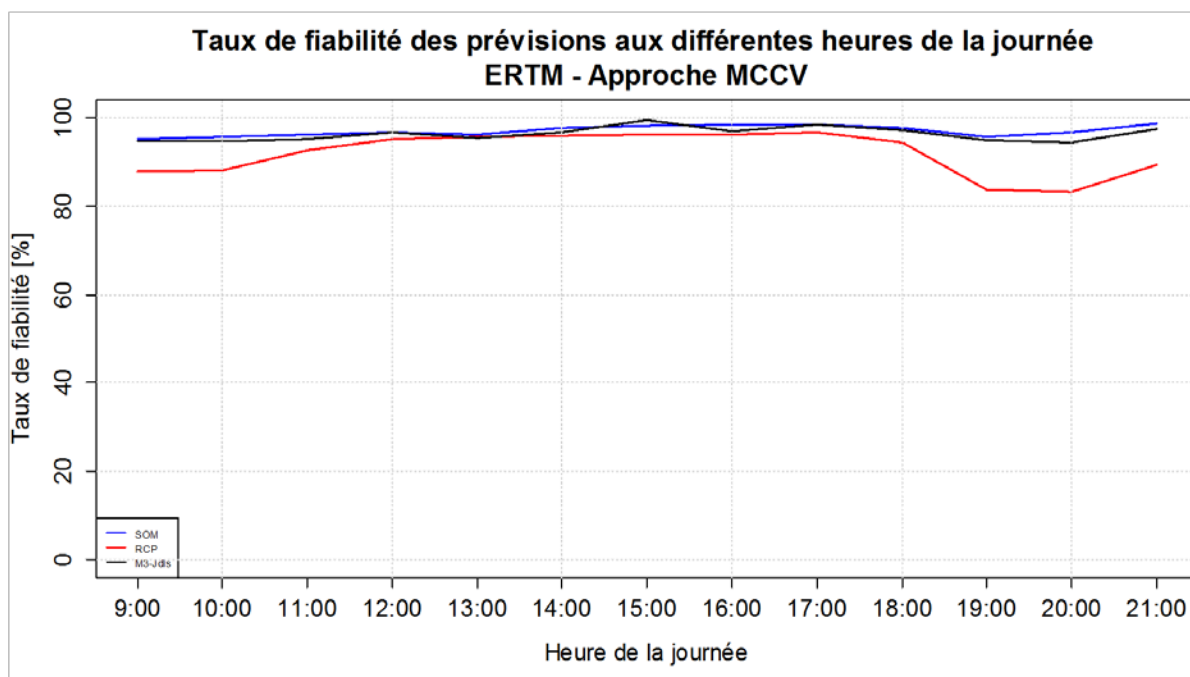


Figure 79. Comparaison des $\hat{\tau}_{MC}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Site ERTM

Pour le site ERTM, les méthodes K3JS et RFCK ont été mises en œuvre avec un facteur d'ajustement multiplicatif utilisant un seul point historique (F_{SC1}), tandis que la méthode RCP a été déployée en utilisant les composantes expliquant jusqu'à 95% de variance des données, car 90% de la variance est expliquée par une seule composante principale, et la régression « multiple » se serait alors limitée à une seule variable explicative. La méthode devient donc RCP95.

D'après la Figure 79, les trois méthodes affichent des performances très similaires en termes du taux de fiabilité ($\hat{\tau}_{MC}$), avec des valeurs élevées, ce qui implique une très bonne prévisibilité du site à court terme quelle que soit la méthode étudiée. Pour les départager, nous nous sommes donc intéressés aux valeurs du taux de fiabilité horaire. La Figure 80 est un « zoom » de la Figure 79.

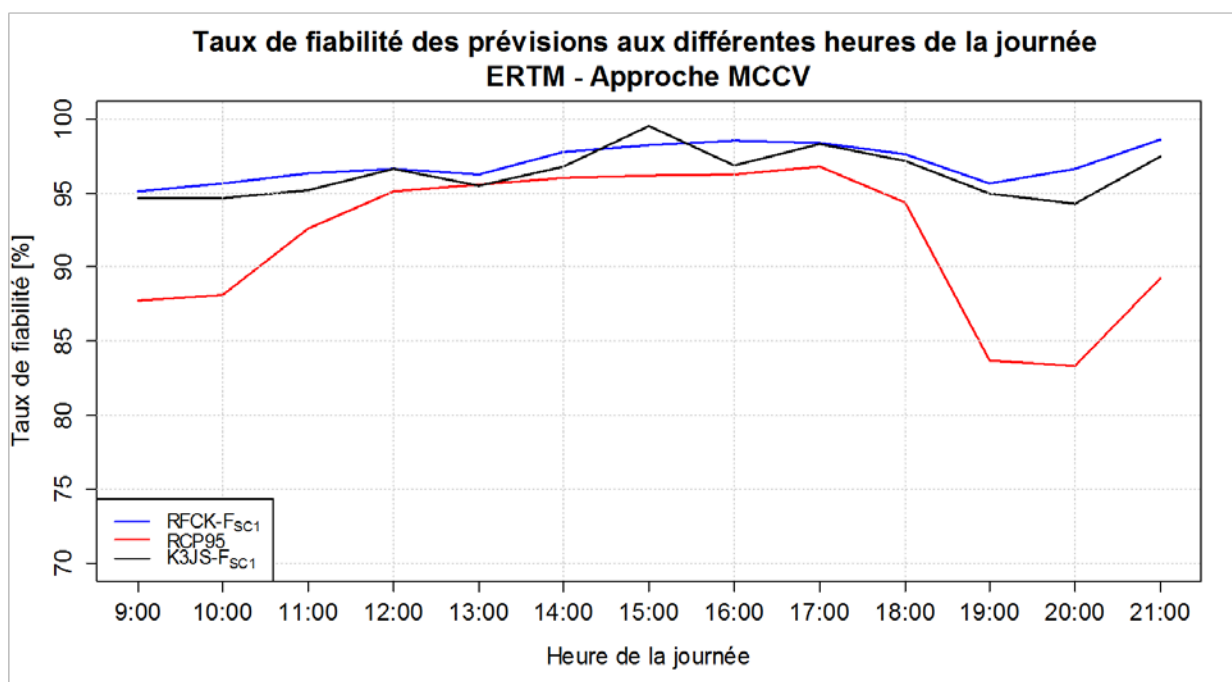


Figure 80. Comparaison des $\hat{\tau}_{MC}$ estimés pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » (Zoom) - Site ERTM

D'après la Figure 80 il est facile de constater que les méthodes K3JS-F_{SC1} et RFCK-F_{SC1} offrent des performances supérieures par rapport à la méthode RCP95. Les périodes où la méthode RCP95 est bien en dessous des performances des deux autres méthodes correspondent aux périodes de la journée où la consommation électrique augmente (en début de journée) ou diminue (en fin de journée). Il est en effet toujours plus difficile de prévoir des changements de consommations qu'un comportement inchangé. L'Annexe 3 présente des analyses complémentaires sur ce sujet.

Le taux de fiabilité $\hat{\tau}_{MC}$ obtenu avec la méthode K3JS dépasse celui obtenu avec la méthode RFCK en un seul point (15h00), mais les écarts sont très faibles. Les deux méthodes sont équivalentes du point de vue du taux de fiabilité. Pour les départager, nous allons donc nous intéresser à l'intervalle de confiance (IC). Cependant, comme les performances atteintes sont élevées, les intervalles de confiance

risquent d'être bornés où de dépasser le maximum (100%) en tant que limite supérieure. Afin de pallier au mieux ce risque, les intervalles Bootstrap à 95% sont estimés avec la méthode quantile.

Ainsi, la Figure 81 présente les deux intervalles de confiance Bootstrap à 95% corrigés par le biais de l'échantillon initial, et estimés pour les différents taux de fiabilité $\hat{\tau}_{MC}$ horaires par les méthodes de prévision K3JS- F_{SC1} et RFCK- F_{SC1} , pour le site ERTM.

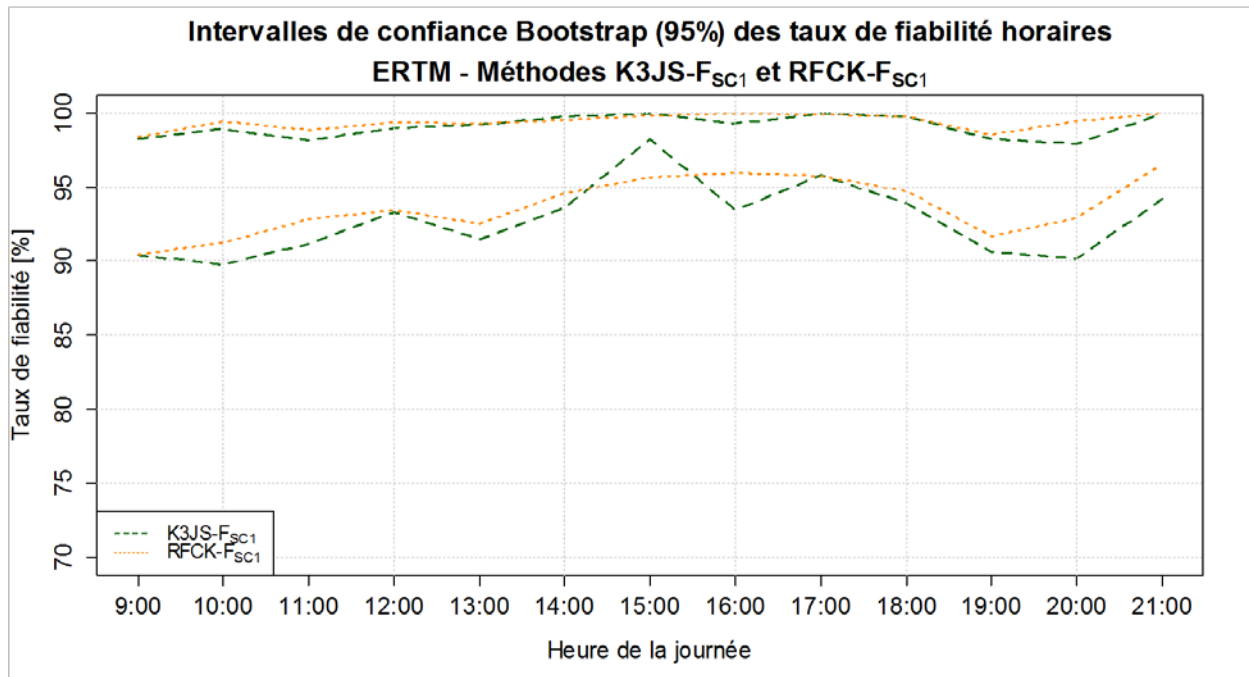


Figure 81. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes K3JS- F_{SC1} et RFCK- F_{SC1} – Site ERTM

L'intervalle de confiance du $\hat{\tau}_{MC}$ est plus « stable » et sa taille plus « réduite » (sauf à 15h) pour la méthode RFCK- F_{SC1} . C'est donc cette méthode qui est jugée la plus performante. Tout comme pour le site CRCY, les deux méthodes affichent de performances similaires et respectent le principe de « simplicité ».

Conclusions sur le site ERTM

Le site ERTM est un site très prévisible à court terme. La forme des « effacements réalisés » risque cependant de ne pas être un bloc rectangulaire, vu la forme de la courbe de charge journalière du site. Toutefois, grâce à la bonne prévisibilité du site et à son taux de fiabilité associé il est facile de déterminer la vraie forme de la courbe, tant pour le cas de l'intégration (« ex ante »), que pour un contrôle du réalisé (« ex post ») plus juste (en termes de « justice », et non de « justesse »). Cette bonne prévisibilité et ces grandes performances en termes du taux de fiabilité ($\hat{\tau}_{MC}$) sont non seulement dues à la taille de l'horizon de temps (très court terme), mais surtout au peu de variabilité présente dans la consommation électrique (la consommation suit une trajectoire peu « bruitée »).

6.3.2. Résultats finaux pour le site TRGX

La Figure 82 présente les résultats estimés pour le calcul du taux de fiabilité \hat{t}_{MC} par les trois méthodes de prévision étudiées. Pour ce site spécifique, les méthodes RFCK et K3JS ont été mises en œuvre avec un facteur d'ajustement utilisant un seul point historique (F_{SC1}). La méthode RCP retient les composantes principales expliquant jusqu'à 90% de la variance. Quelques commentaires complémentaires sur les analyses (notamment pour la méthode RFCK) sont disponibles en Annexe 3.

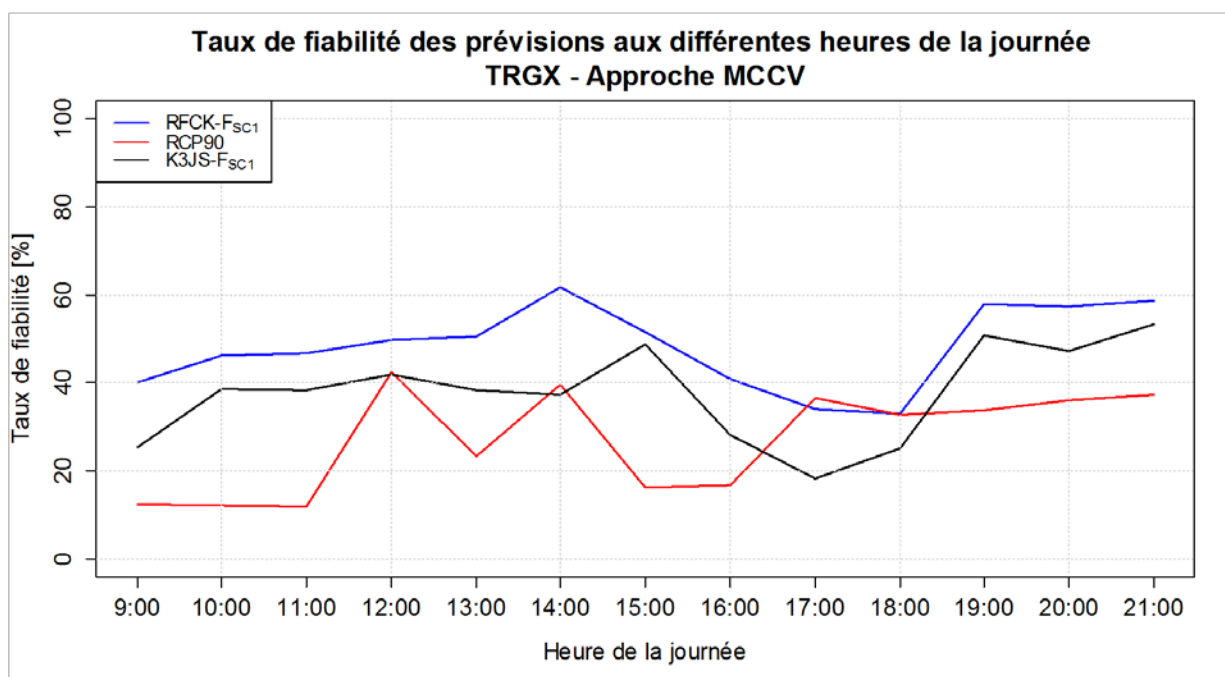


Figure 82. Comparaison des \hat{t}_{MC} pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Site TRGX

D'après le Figure 82, la méthode RFCK-FSC1 est la plus performante tout au long de la journée au regard du \hat{t}_{MC} , sauf à 17h00. La prévisibilité jugée en termes du taux de fiabilité (\hat{t}_{MC}) de ce site est très faible si on la compare à celle des deux sites précédents (CRCY et ERTM). Si l'énergie récupérable était du même ordre de grandeur, ce site serait considéré comme le moins intéressant selon le « merit order » des ressources effaçables.

Quelques particularités peuvent être observées dans la Figure 82. Les méthodes RFCK-F_{SC1} et K3JS-F_{SC1} présentent les meilleures performances, la première étant la plus performante sauf à 17h00. Il faut noter que la courbe obtenue avec la méthode RCP90 ressemble approximativement à une courbe de charge journalière du site TRGX, avec une descente à $\hat{t}_{MC,13h}$ (arrêt méridien des activités sur le site TRGX, difficile à prévoir) et une autre descente en fin de journée travaillée (tout aussi difficile à prévoir car il n'existe pas de règle pour ce site).

On constate que les prévisions en fin de journée sont jugées moins fiables, ce qui est normal car la difficulté pour ce site est de prévoir la fin de la journée de travail. Cependant, une fois que le site est

arrêté, les trois méthodes donnent des performances similaires. Si le \hat{t}_{MC} est « bon » en fin de journée c'est parce que ces méthodes prévoient juste une puissance résiduelle et sont moins défaillantes lorsque l'on calcule une « énergie récupérable ». Cependant, compte tenu du faible niveau de la puissance résiduelle, le risque de défaillance reste élevé. Il faut aussi noter que bien qu'il subsiste une puissance résiduelle, ce site doit être considéré comme à l'arrêt et qu'il ne doit pas être considéré par lors d'appel des différents sites et usages.

Ainsi, un bon taux de fiabilité (\hat{t}_{MC}) ne veut pas forcément dire que le site est effaçable, d'autres facteurs (tels que l'état de marche, les déclarations d'indisponibilités, etc.) doivent aussi être pris en compte (voir Figure 28). Cependant, a contrario, un mauvais \hat{t}_{MC} doit être pris en compte lorsque l'usage ou le site est considéré pour un éventuel événement effacement.

Conclusions sur le site TRGX

Le site TRGX est un site avec un faible taux de fiabilité. Même si son comportement journalier semble être répétitif, l'occurrence des différents modes de consommation est difficile à prévoir, tout comme les périodes effectives de montée et descente en puissance. De plus, la variabilité de la consommation décrite dans la section 6.1.3, fait que l'énergie prévue sera considérée comme défaillante par rapport aux règles imposées. Cependant, cette ressource peut être appelée à certains moments de la journée, lorsque son taux de fiabilité dépasse les 50%.

6.3.3. Résultats finaux pour le site TRIT

La Figure 83 présente les différentes valeurs du \hat{t}_{MC} estimées par les trois méthodes de prévision (K3JS, RCP et RFCK) avec une approche « MCCV » pour le site TRIT. La méthode RCP retient les composantes expliquant jusqu'à 90% de la variance (RCP90), et la méthode K3JS utilise un facteur d'ajustement utilisant un seul point précédent l'instant auquel les prévisions sont lancées. Les meilleurs résultats obtenus par la méthode RFCK ont été obtenus sans aucun facteur d'ajustement, cela en raison de la variance de la puissance appelée au pas de temps dix minutes. Il n'en est pas de même pour la méthode K3JS. Quelques analyses complémentaires qui apportent des indications sur les différents modes de consommation du site TRIT sont disponibles en Annexe 3.

D'après la Figure 83, le site TRIT présente une très bonne prévisibilité au regard du taux de fiabilité (\hat{t}_{MC}). Les deux méthodes les plus performantes sont : la méthode RCP90 et la méthode RFCK. Il est intéressant de noter une baisse des valeurs estimées du \hat{t}_{MC} obtenues avec les trois méthodes en fin de journée, ce qui peut être expliqué par une difficulté, pour les méthodes, à prévoir les changements dans la consommation à cette période.

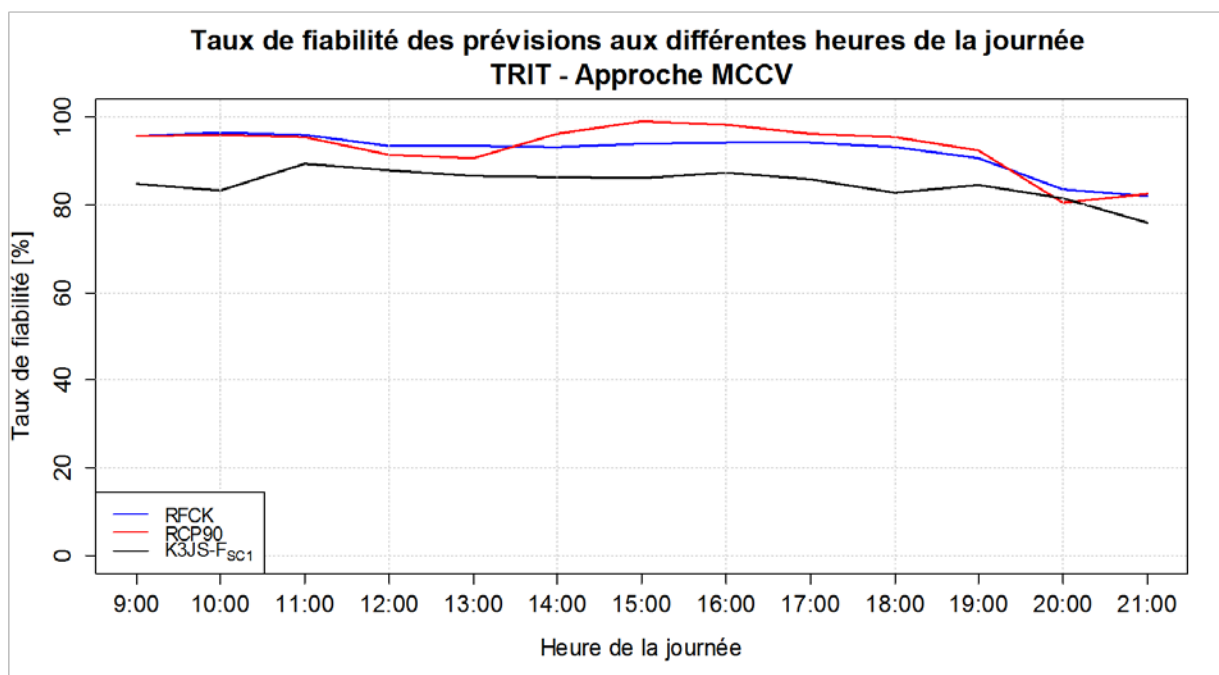


Figure 83. Comparaison des \hat{t}_{MC} estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Site TRIT

Les différentes valeurs du taux de fiabilité \hat{t}_{MC} estimés par les méthodes RCP90 et RFCK sont très proches et il est difficile de les départager. Les temps de calcul ayant des différences imperceptibles, les méthodes sont départagées à l'aide de l'intervalle de confiance des différents niveaux de confiance horaires estimés avec chaque méthode. La méthode utilisée pour construire les intervalles de confiance à 95% autour de l'indicateur est la méthode quantile Bootstrap.

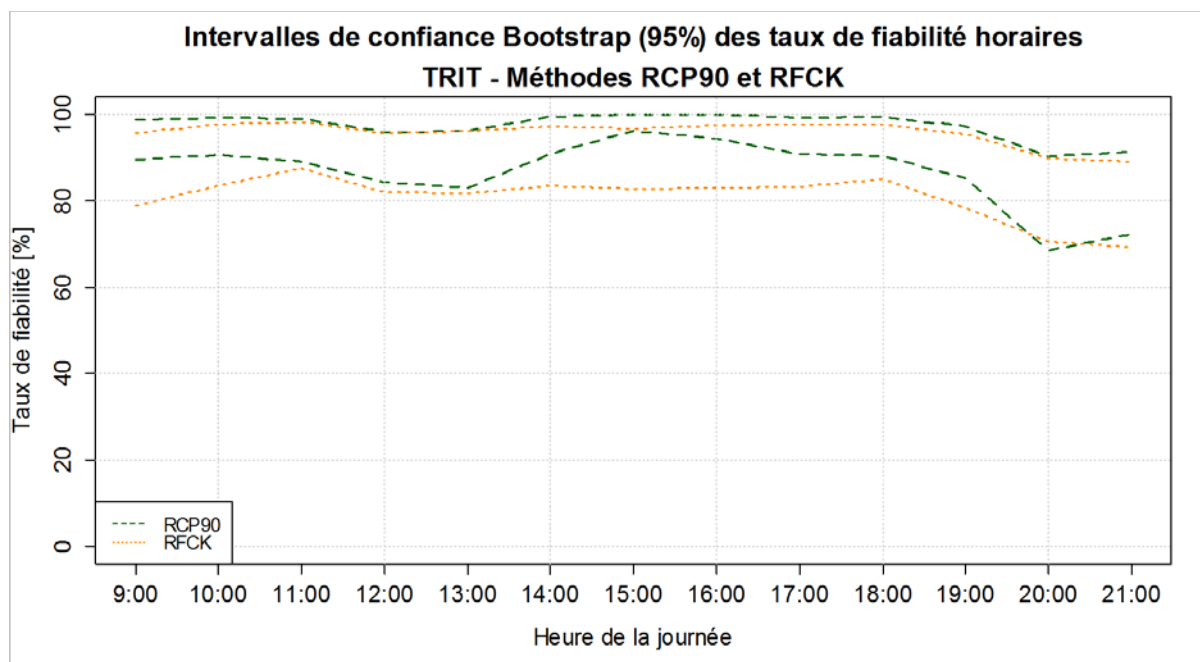


Figure 84. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% du \hat{t}_{MC} pour les Méthodes K3JS-F_{sc1} et RFCK-F_{sc1} – Site TRIT

La Figure 84 présente les intervalles Bootstrap à 95% pour les différents taux de fiabilité \hat{t}_{MC} estimés pour le site TRIT. La méthode la plus performante par rapport à la taille de l'intervalle de confiance de l'indicateur est la méthode RCP90. Cette méthode fournit donc de meilleures prévisions que la méthode RFCK pour ce site particulier.

Ce résultat peut paraître contre-intuitif, car la méthode RCP n'affichait pas de bonnes performances pour sur les autres sites industriels analysés. Cependant, il faut noter qu'il existe une différence de taille par rapport aux sites : ce site présente une très grande variabilité de la consommation au pas de temps dix minutes. Cette méthode de prévision fournit de meilleures prévisions court terme car elle s'adapte mieux à cette variabilité que les deux autres méthodes, de nature plus « statique » (des formes identifiées ou des moyennes de jours « similaires »).

Conclusions sur le site TRIT

Le site TRIT est un site dont la consommation électrique est très prévisible à court terme. La répétabilité des différents modes de consommation permet d'atteindre une bonne confiance de la prévision en prenant en compte le respect des limites imposées du ratio entre énergie promise et différence énergétique brute de la prévision. Lorsque l'on connaît l'énergie récupérable pour chacun des usages présents sur le site, la trajectoire prévue à court terme pour le site TRIT permet de juger de la pertinence ou non de réaliser un éventuel événement effacement en appelant ce dernier.

CHAPITRE 7. RESULTATS : NIVEAU D'AGREGATION USAGE INDUSTRIEL

L'importance de la prévision du comportement des usages industriels réside dans le fait de savoir si un usage présentera une baisse suffisante de sa consommation afin de déterminer son intérêt en tant que ressource effaçable. En effet, les usages industriels sont les véritables ressources effaçables, même si le gestionnaire d'équilibre (RTE) estimera un effacement réalisé au niveau d'agrégation du site industriel.

Après une brève description des usages industriels retenus dans le cadre de cette thèse, ce chapitre présente le déroulement de l'application de la méthodologie proposée à un cas d'étude : l'usage identifié CA3, puis conclut sur l'ensemble des usages retenus.

7.1. Présentation et caractérisation des différents usages étudiés

Plusieurs usages industriels (ateliers, équipements) connectés à la plateforme expérimentale décrite dans la section 2.2 sont disponibles pour réaliser cette étude. Toutefois, parmi les 14 différents usages pilotés, cinq ont été choisis ils présentent des variations au niveau des consommations. Ainsi, sur les six usages ayant un comportement très semblable (fonctionnement aux mêmes plages horaires, même typologie), seulement un seul a été retenu pour étude : celui possédant la meilleure qualité de données historiques.

Les cinq usages industriels retenus sont identifiés par un code unique à trois lettres :

- ✓ Usage « TB3 »
- ✓ Usage « CA2 »
- ✓ Usage « CA3 »
- ✓ Usage « CA4 »
- ✓ Usage « TU2 »

Nota Bene : Tout comme pour le cas des sites industriels, ces usages ont été rendus anonymes afin de respecter les accords de confidentialité existants.

Pour ces différents usages, la qualité des données disponibles est très différente. La seule variable prise en compte est la consommation historique, ceci afin de respecter les hypothèses décrites auparavant. Cependant, comme il a été décrit dans la section 4.1.2, les données ont été transformées et ajustées au pas de dix minutes, pour représenter la consommation moyenne pendant la période du pas de temps. Aussi, on se heurte ici au problème de données manquantes plus fréquent qu'au niveau site,

et de la profondeur de l'historique des données de consommation beaucoup plus faible. Tout cela a été pris en compte lors de la mise en place des méthodes de prévision et de la méthodologie proposée.

7.1.1. Usage TB3

L'usage identifié TB3 correspond à un équipement industriel qui fonctionne en cycles journaliers plus ou moins précisément définis, compris entre 7h00 et 19h00. Pour cet usage, la période de données disponibles pour étude comprend des journées entre mars et août 2014, avec des « trous » de mesure pouvant aller de quelques pas de temps de dix minutes jusqu'à plusieurs journées, principalement dus des problèmes de communication entre le site industriel auquel appartient l'usage et la base de données de la plateforme expérimentale.

Ainsi, pour TB3, 113 journées complètes de consommation électrique sont disponibles pour étude. Cela équivaut, si nous considérons les journées comme indépendantes à environ quatre mois de consommation. La Figure 85 présente, dans sa partie supérieure, la courbe de charge générale de la puissance électrique consommée par l'usage TB3 pendant la période disponible pour l'étude, tandis que dans sa partie inférieure, la figure présente un aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique.

Les principaux manques de données sont perceptibles dans la courbe de charge générale de la Figure 85, notamment en début avril, ainsi que pendant quelques périodes en juillet. Sur l'aperçu de quatre semaines, on peut aussi noter la présence de données manquantes entre le premier dimanche et le premier lundi affiché. Toutes les journées avec des « trous de mesure » ont été écartées lors de la mise en œuvre des différentes méthodes de prévision.

L'usage TB3 présente une consommation particulière. Il s'agit d'un usage « tout ou rien », c'est-à-dire que sa consommation est nulle lorsqu'il n'est pas en fonctionnement, et autour d'une puissance nominale lorsque l'usage est activé (100 kW ici). L'usage présente une dispersion autour de cette puissance nominale lorsqu'il est en fonctionnement. Cette dispersion est comprise entre 60 kW et 140 kW, doit être prise en compte car elle peut impacter fortement la fiabilité de l'indicateur choisi. Il est en effet très facile de sortir des limites imposées de $\pm 20\%$ de l'énergie prédite, sur une courte période. Il faut aussi noter que les plages de fonctionnement de l'usage sont aussi très changeantes dans le temps, pouvant aller de quelques pas de temps de dix minutes à 8 heures de fonctionnement.

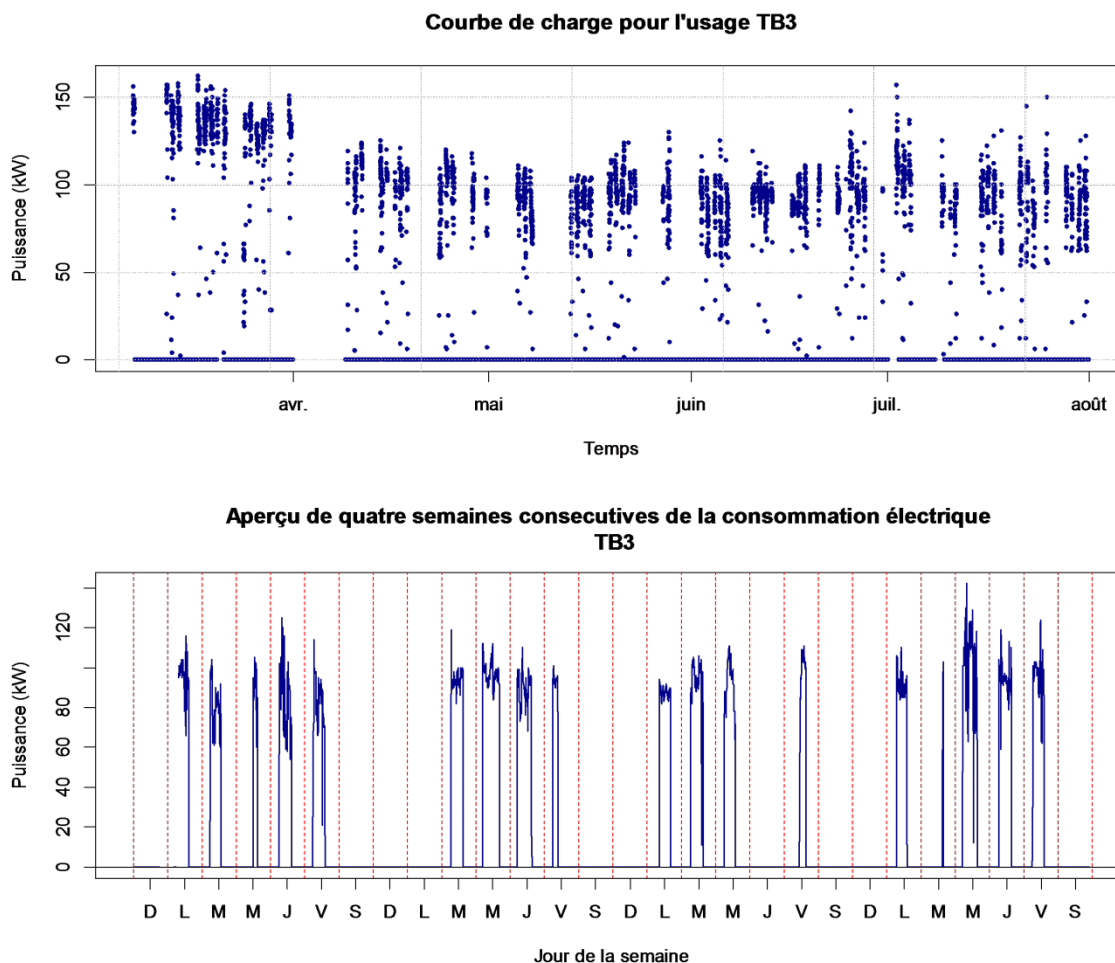


Figure 85. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage TB3

Une autre caractéristique importante de la courbe de charge de l'usage s'attache aux journées de fonctionnement. Ainsi, cet usage n'est en marche que les jours de semaine (du lundi au vendredi), et éventuellement quelques samedis (avec des très rares occurrences). Cependant, le fait d'être en jour de semaine ne signifie pas forcément dire que l'usage est en marche.

La Figure 86 présente la monotone de puissance de l'usage TB3 dans sa partie supérieure et la distribution des fréquences de la puissance dans sa partie inférieure. D'après cette figure, l'usage est éteint plus de 80% du temps (par rapport à une échelle comprenant toutes les 24h de la journée). Lorsqu'il est en marche, le seul palier qui se distingue dans la monotone de puissance est celui de la puissance nominale de l'usage, autour de 100 kW, avec une forte variabilité (pouvant atteindre des pics à 150 kW). La distribution des fréquences confirme ces observations sur la fréquence de l'usage à l'arrêt et la forte variabilité de la consommation autour de 100 kW.

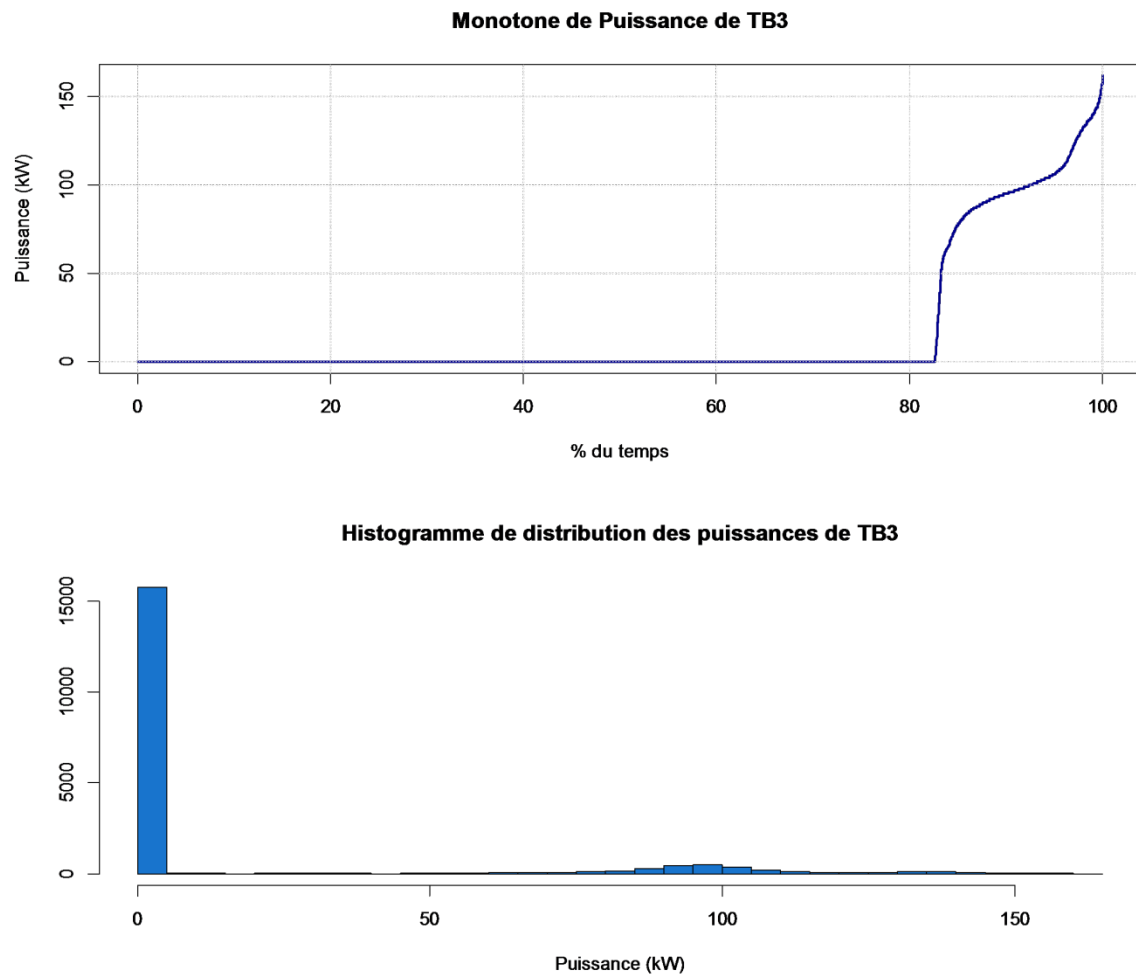


Figure 86. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage TB3

La distribution hebdomadaire disponible n'est pas représentative pour caractériser les usages car l'historique disponible est très faible⁷ : à titre d'exemple, pour cet usage, seulement douze semaines, parfois incomplètes, sont disponibles.

La Figure 87 présente la distribution des puissances pour chacune des heures de la journée au pas de temps dix minutes.

⁷ Le problème de la profondeur historique disponible est abordé dans les perspectives

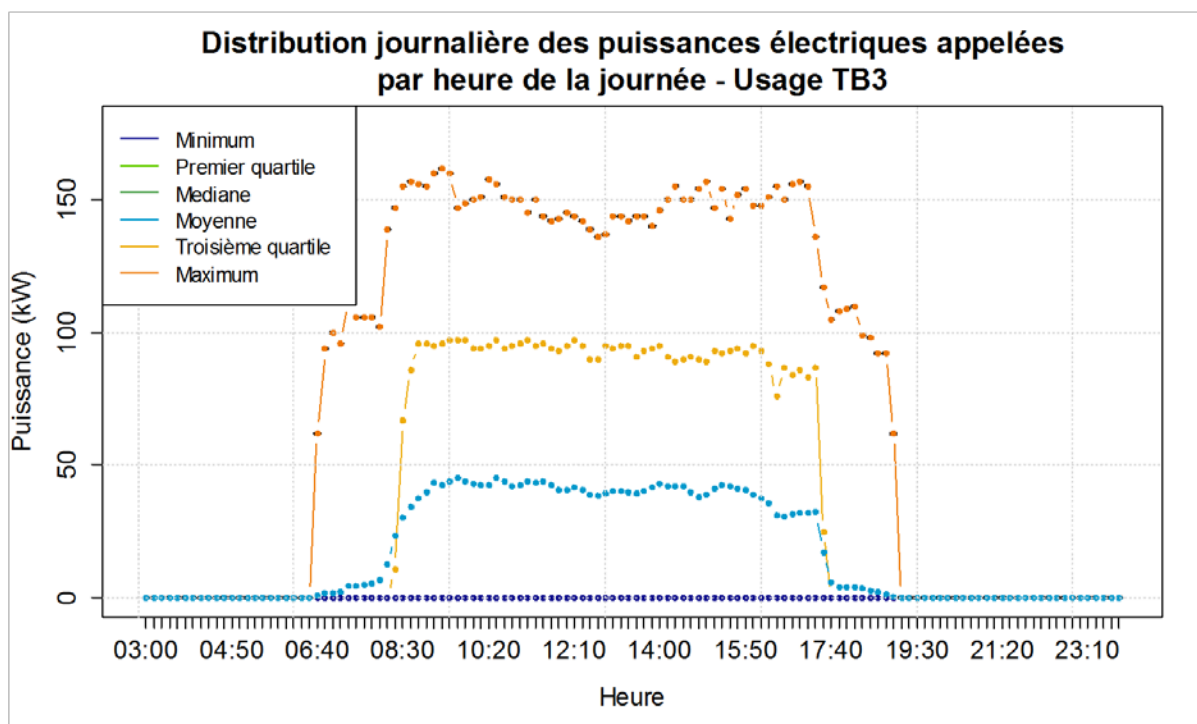


Figure 87. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage TB3

Pour la Figure 87, les données ont été mises sous forme de matrice journalière et les différents paramètres affichés (minimum, premier quartile, médiane, moyenne, troisième quartile et maximum) ont été déterminés pour chacun des heures de la journée au pas de temps dix minutes, comme cela avait été fait pour le niveau d'agrégation des sites industriels. La Figure 87 ne représente pas des « vraies » courbes de charge mais des courbes « quantiles ». Ces « courbes » peuvent être perçues comme une succession de points (qui ne sont pas liés entre eux) qui représentent la donnée correspondante à une caractéristique pour une certaine heure de la journée pour l'usage étudié.

Les courbes correspondants aux médianes et aux premiers quartiles sont à zéro (cachés par la courbe des minima) car l'usage est à l'arrêt plus de 50% du temps même pendant les plages de marche habituelles de l'usage. La « courbe maximale » atteint des pics de 150 kW, ce qui est la borne supérieure lorsque le site est en fonctionnement, principalement entre 8h00 et 18h00. Les points correspondants au troisième quartile se situent à 100 kW : c'est la plage de fonctionnement la plus commune. L'amplitude de la courbe maximale laisse entrevoir qu'à certaines périodes particulières, le site fonctionne au-delà des plages horaires habituelles.

En conclusion, l'usage TB3 est un usage avec un fonctionnement journalier, qui n'est en marche principalement que les jours de semaine (du lundi au vendredi), avec une plage de fonctionnement très variable (de quelques minutes à plusieurs heures), généralement comprise entre 8h00 et 18h00. Il s'agit d'un usage tout ou rien avec une forte variabilité autour de sa puissance nominale, qui est de 100 kW.

7.1.2. Usage CA2

Le deuxième usage industriel choisi est identifié par CA2. L'usage CA2 est un atelier effaçable au sein d'un site industriel et qui fonctionne d'une manière journalière. Il est en fonctionnement uniquement les jours de semaine (du lundi au vendredi), avec des plages horaires comprises entre 6h30 et 17h30.

La Figure 88 présente, dans sa partie supérieure, la courbe de charge générale de l'ensemble des données disponibles pour l'usage CA2, et, dans sa partie inférieure, un aperçu de quatre semaines consécutives de sa consommation électrique.

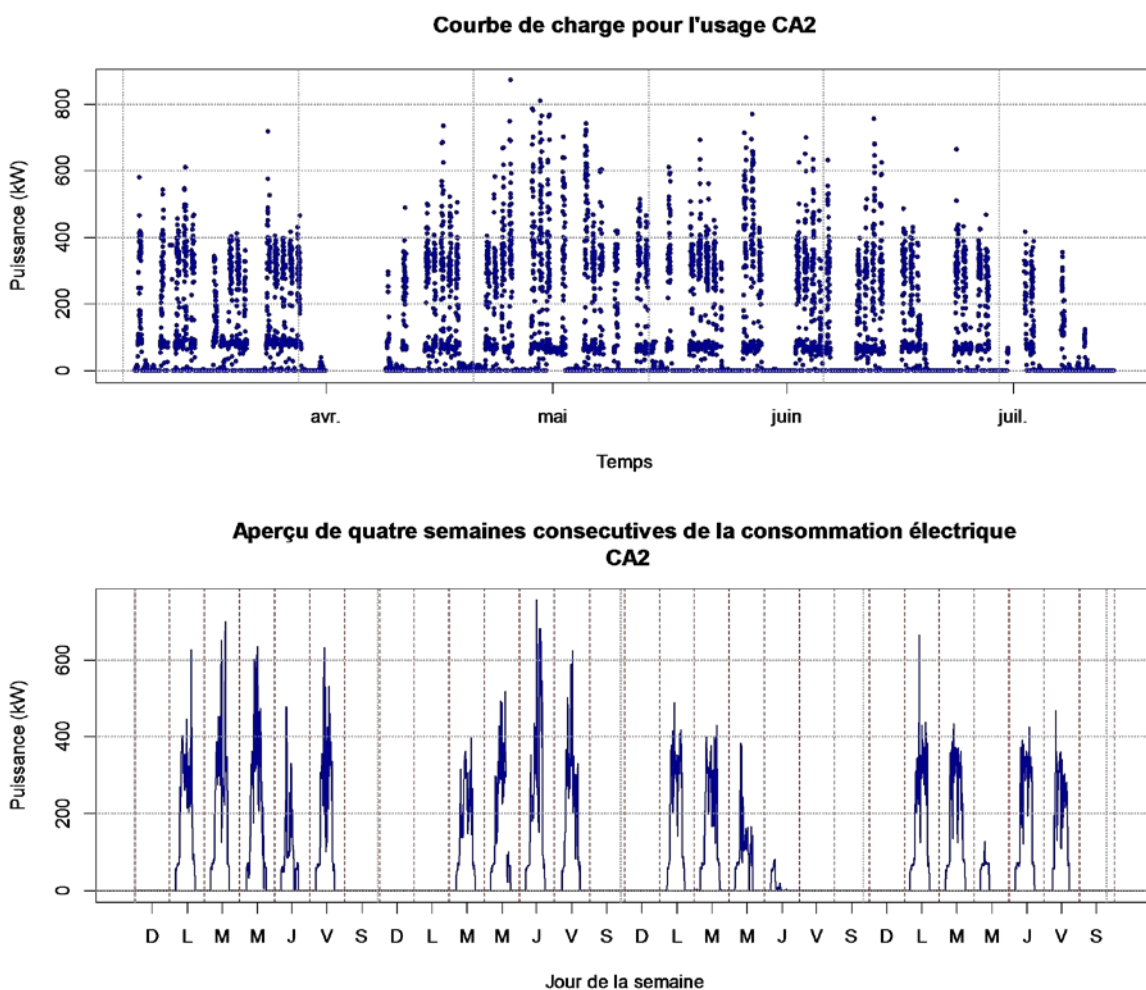


Figure 88. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage CA2

La période disponible pour étude est comprise entre mars 2014 et juillet 2014. Les périodes avec lacunes de données peuvent être comprises entre quelques pas de temps et plusieurs jours. Les journées complètes disponibles pour étude pour l'usage CA2 sont aussi au nombre de 113, équivalent à environ quatre mois de données.

La consommation électrique pour cet usage particulier est très variable. Certains niveaux de consommation sont visibles : un premier autour de 80 kW et un deuxième autour de 300 kW. C'est ce dernier niveau de consommation qui est le plus variable car il peut atteindre des pics de consommation de 700 kW.

La Figure 89 présente la monotone de puissance sur toute la période disponible dans sa partie supérieure, et la distribution des fréquences de la puissance dans sa partie inférieure.

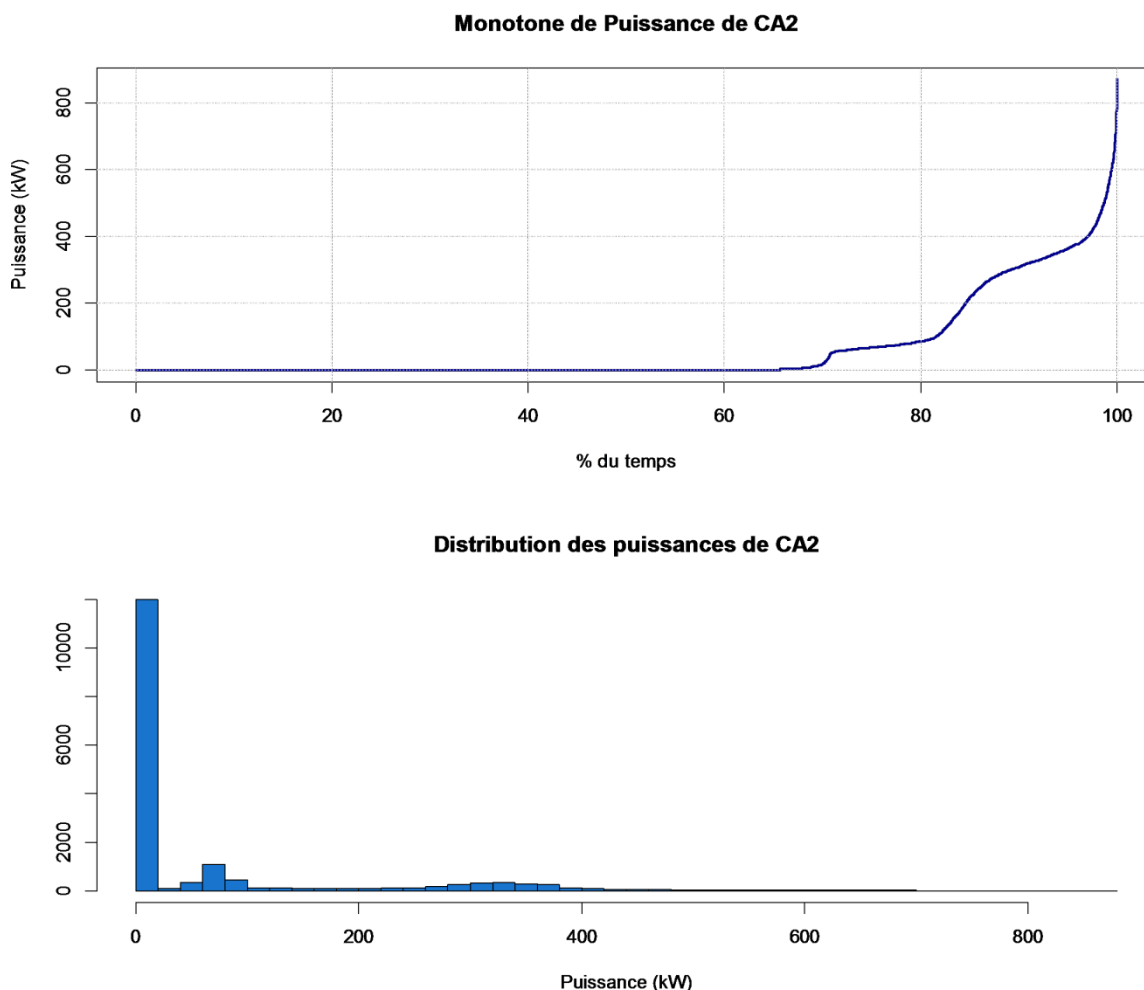


Figure 89. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage CA2

La monotone de puissance et la distribution des fréquences permettent de voir rapidement que l'usage CA2 est la plupart du temps à l'arrêt (70% du temps de la période d'analyse), et confirme les deux paliers de fonctionnement identifiés autour de 80 kW et 300 kW, avec une très grande variabilité autour de ce dernier palier (un maximum de 800 kW). Cette amplitude de variation peut être très problématique lors de la prévision de la consommation. Tout comme pour l'usage TB3, il peut être difficile de prévoir une certaine énergie sans dépasser les limites de $\pm 20\%$ de défaillance imposées.

La Figure 90 présente les distributions des puissances pour tous les heures au pas de temps dix minutes de la journée, avec des « courbes » quantile et moyenne comme fait précédemment pour les différents sites industriels et l'usage TB3.

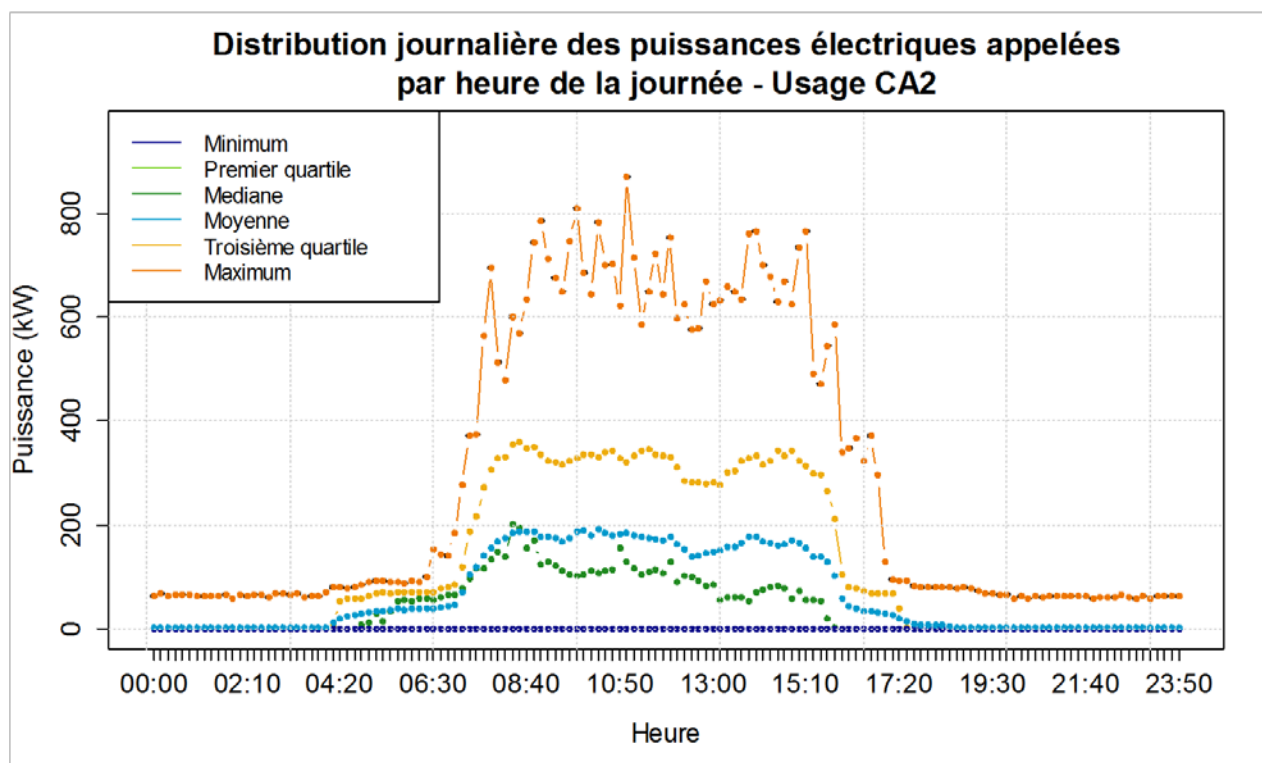


Figure 90. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage CA2

Etant un usage la plupart du temps à l'arrêt, le premier quartile matérialise une puissance de consommation nulle pour les plages dites « en fonctionnement » de l'atelier (entre 7h00 et 17h30). La « courbe » correspondant au troisième quartile se situe à 300 kW et la celle de la médiane à 80 kW. Pendant au moins 25% des journées de fonctionnement l'usage consomme entre de 300 kW et les pics identifiés autour de 700 kW. L'usage CA2 s'arrête la plupart du temps aux alentours de 16h30, ceci pouvant aller jusqu'à 17h30.

En conclusion, l'usage CA2 est un usage avec un fonctionnement journalier et une consommation électrique très variable selon deux paliers de consommation : un premier palier autour de 80 kW et un deuxième palier autour de 300 kW. Ce dernier est affecté par de forts changements et on peut observer qu'il atteint parfois des pics de consommation de 700 kW. Les plages de fonctionnement typiques sont comprises entre 7h00 et 17h00 avec des réalisations seulement les jours de la semaine (du lundi au vendredi).

7.1.3. Usage CA3

Le troisième usage choisi pour étude est identifié par CA3. La période de référence s'étend de mars à juillet 2014 et comporte 113 journées complètes. L'usage CA3 présente un comportement très différent des deux usages précédents, car il ne possède pas un comportement journalier identifiable. C'est un usage avec des plages de fonctionnement très différentes, qui peuvent durer de quelques heures à plusieurs journées. Il s'agit d'un usage dit « tout ou rien », qui consomme autour de 1500 kW lorsqu'il est en marche et 0 kW lorsqu'il est à l'arrêt (pas de consommation résiduelle due à des auxiliaires ou des organes de sécurité par exemple).

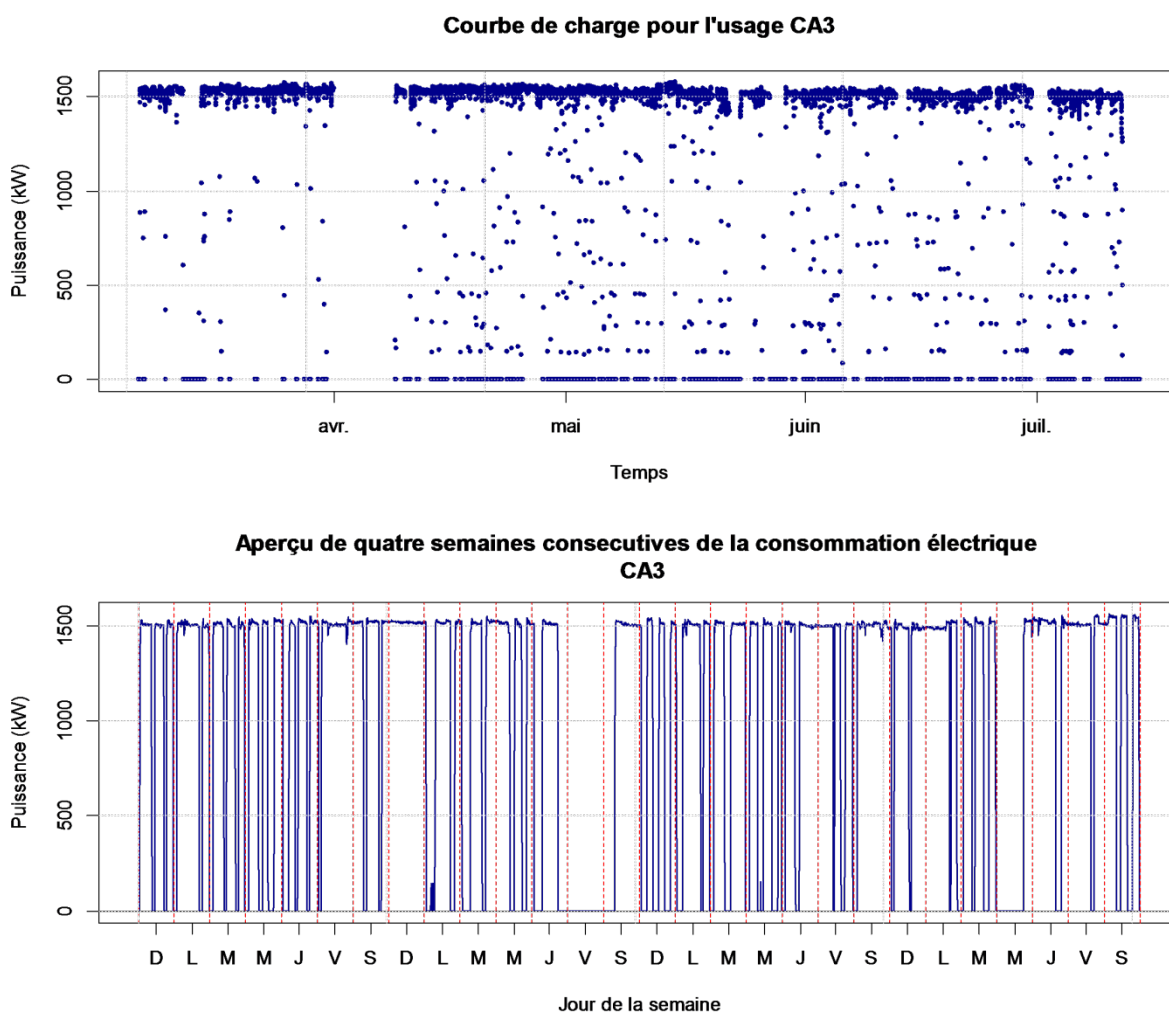


Figure 91. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage CA3

La Figure 91 présente la courbe de charge de l'usage CA3 pour toute la période disponible pour étude dans sa partie supérieure et un aperçu de quatre semaines consécutives de sa consommation électrique dans sa partie inférieure.

Les longues périodes de perte de communication sont visibles sur la courbe de charge générale de la Figure 91. D'après cette figure, il est très difficile de détecter une saisonnalité (au moins journalière) du mode de consommation de cet usage. La durée des périodes de marche est très irrégulière, tout comme les périodes d'arrêt, les deux pouvant atteindre des amplitudes de plus de 24 heures. L'usage peut être démarré plusieurs fois dans la même journée, mais aussi arrêté pour quelques pas de temps de dix minutes ou plusieurs heures. Le niveau de consommation lorsque l'usage est en marche est très stable et se situe autour des 1 500 kW mentionnés auparavant.

La Figure 92 présente la monotone de puissance pour toute la période étudiée pour l'usage CA3 en haut, et dans sa partie inférieure la distribution de fréquences de cette puissance.

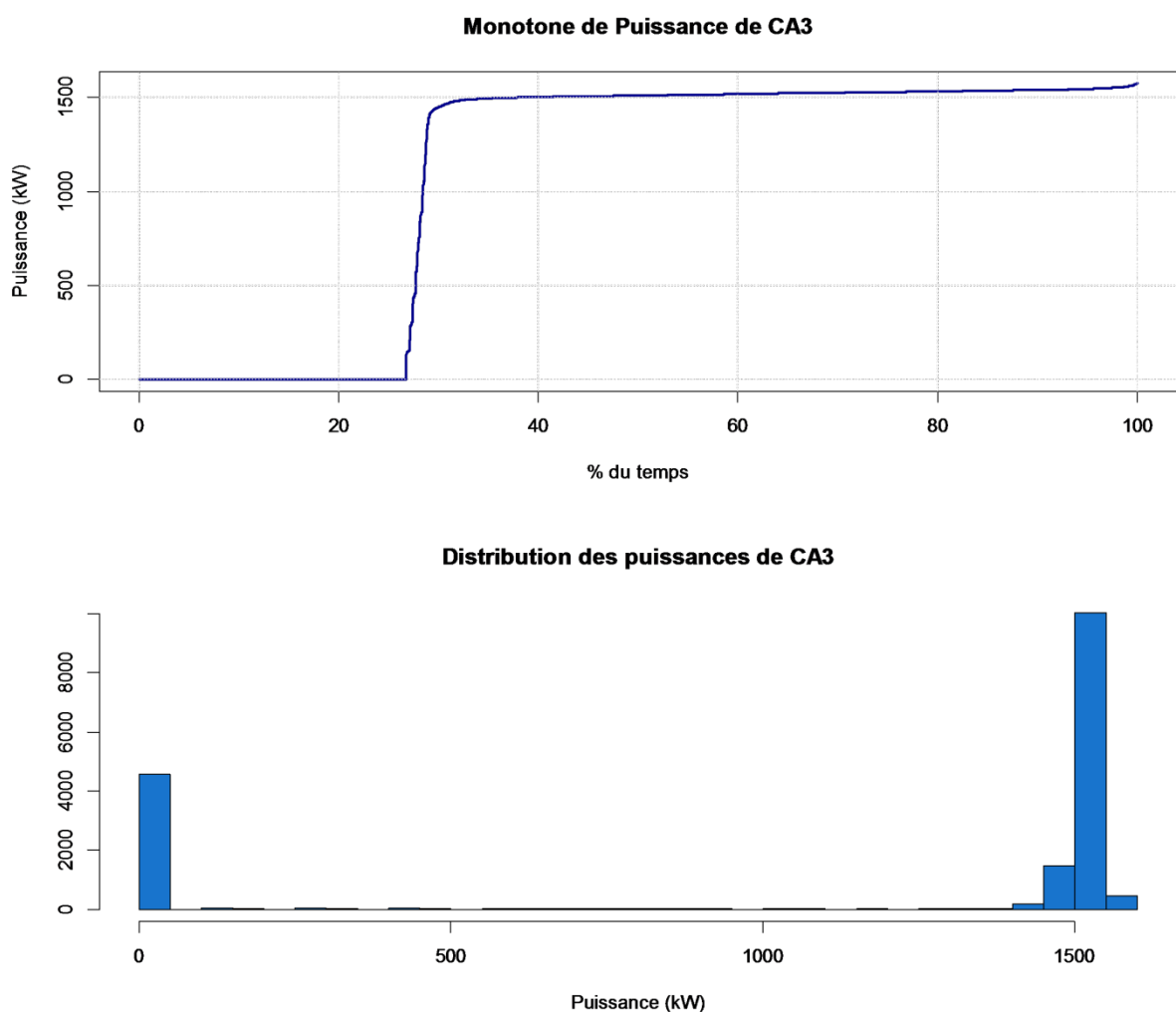


Figure 92. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage CA3

D'après la Figure 92, l'usage CA3 est un usage qui est la plupart du temps en fonctionnement (75% du temps). La distribution de puissances confirme le seul palier de consommation observé auparavant (autour de 1 500 kW).

La Figure 93 présente les distributions « quantile » des consommations électriques pour les différentes heures de la journée au pas de temps dix minutes de toutes les journées disponibles pour étude.

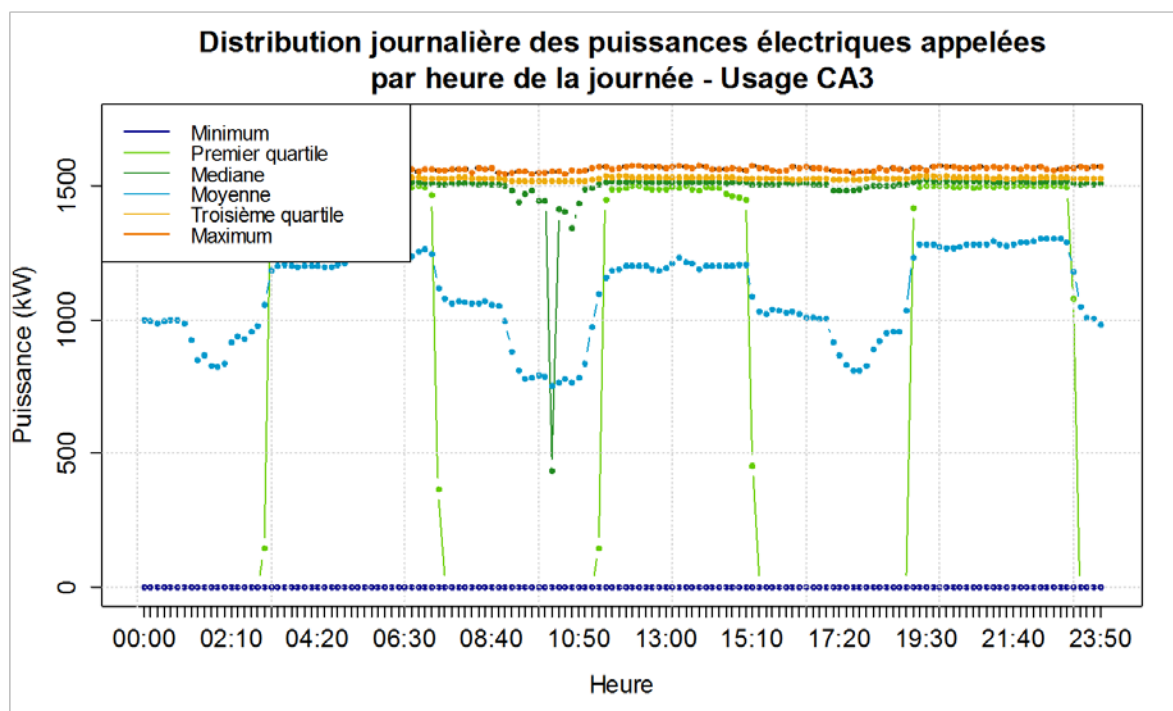


Figure 93. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage CA3

L'usage étant 75% du temps en consommation à la puissance nominale, la « courbe médiane » se situe au même niveau que le troisième quartile et le maximum. Le premier quartile et la moyenne n'aident pas à déterminer des formes journalières non perceptibles dans la courbe de charge générale. Cependant, grâce au positionnement du premier quartile, il est possible de détecter certains comportements. Les premiers quartiles sont à zéro pendant trois périodes de la journée : entre 23h00 et 3h00, entre 7h30 et 11h30, et entre 15h00 et 19h00. Les périodes d'arrêt ont donc, une probabilité plus forte de se réaliser à ces périodes-là plutôt que pendant le reste de la journée. Cela est confirmé par des moyennes « tirées vers le bas » à ces périodes-là. Une anomalie est observable entre 8h30 et 10h00 sur la « courbe des médianes », qui pourrait être expliquée par des périodes encore plus fréquentes de démarrages et d'arrêts.

En conclusion, l'usage CA3 est un usage « tout ou rien » avec une puissance nominale très stable (par rapport à l'amplitude de cette puissance) autour de 1 500 kW. Il s'agit d'un usage effaçable qui fonctionne sur plusieurs plages horaires, de manière « tout ou rien », avec des temps de réponse très courts. Les durées de fonctionnement sont très variables pouvant aller de quelques pas de temps de dix minutes, jusqu'à plus de 24 heures. Il s'agit d'un usage qui est la plupart du temps en fonctionnement.

La durée des plages de fonctionnement ainsi que le fait qu'elles peuvent avoir lieu à tout moment de la journée rendent cet usage très intéressant pour l'effacement électrique. En effet, l'énergie récupérable présente une forme « rectangulaire » en raison de la nature tout ou rien de l'usage, ce qui facilite son intégration comme ressource effaçable.

7.1.4. Usage CA4

Tout comme les usages précédents, la période disponible pour étude est comprise entre mars et juillet 2014 et présente les mêmes problèmes de données. Ainsi, seules 113 journées complètes sont disponibles pour l'étude.

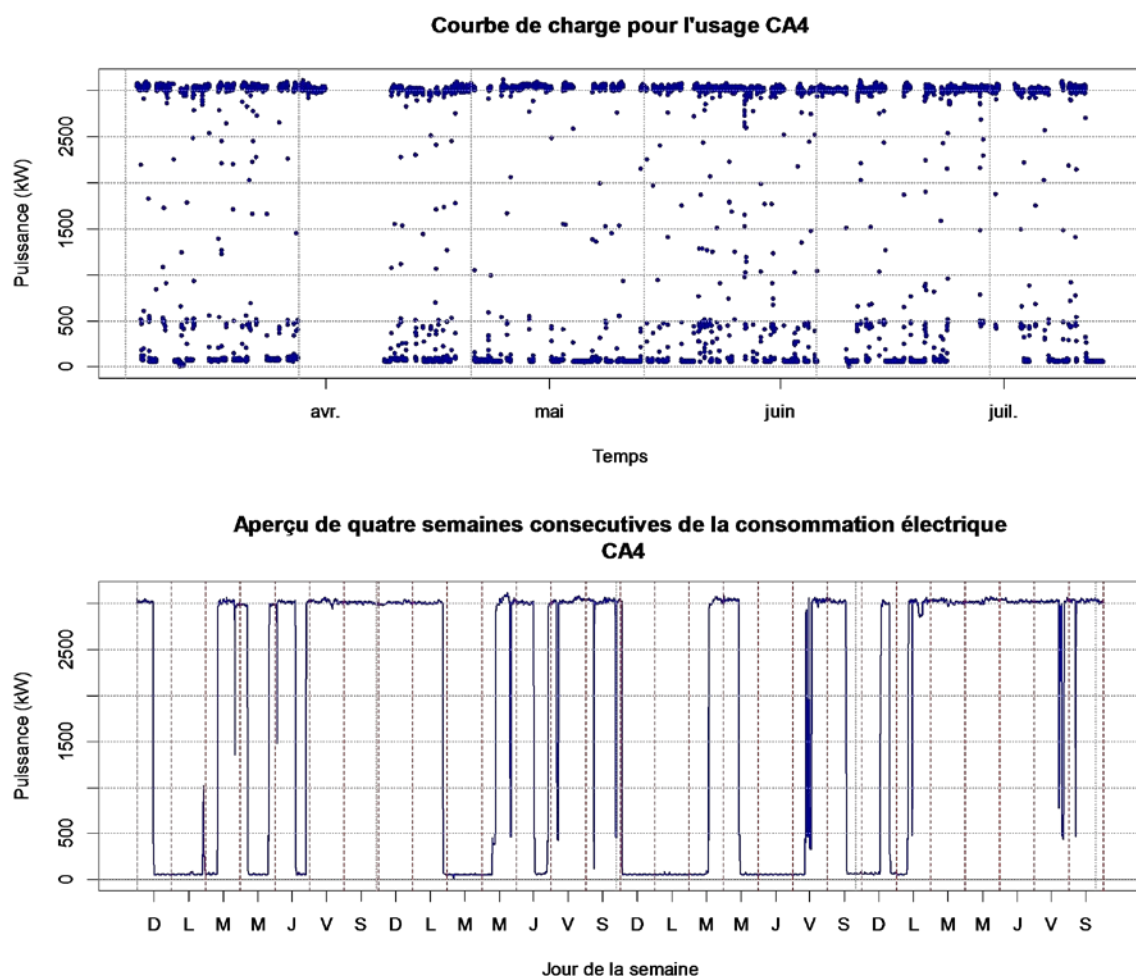


Figure 94. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage CA4

La Figure 94 présente dans sa partie supérieure la courbe de charge générale pour CA4 pour la période étudiée, tandis que la partie inférieure montre quatre semaines consécutives de consommation. L'usage CA4 est un usage apparenté à un usage « tout ou rien », comme peuvent l'être TB3 et CA3. Cependant, la puissance maximale se retrouve autour de 3 000 kW (deux fois celle de l'usage CA3 et 30 fois celle l'usage TB3). La grande différence avec l'usage CA3 est la durée des

périodes de fonctionnement. L'usage CA4 peut présenter des durées d'utilisation qui sont beaucoup plus longues que l'usage CA3. Ainsi, dans la partie inférieure de la Figure 94 une durée de presque quatre jours consécutifs de fonctionnement est visible à deux reprises : une à la fin de la première semaine et l'autre au début de la quatrième semaine présentée. Les périodes d'arrêt peuvent être elles aussi très longues quand on les compare à celles de l'usage CA3. Ainsi, elles peuvent atteindre des périodes de 48 heures. On constate aussi que les phases de fonctionnement et d'arrêt sont très changeantes, donc potentiellement difficiles à prévoir : elles peuvent s'étendre de quelques minutes à plusieurs jours.

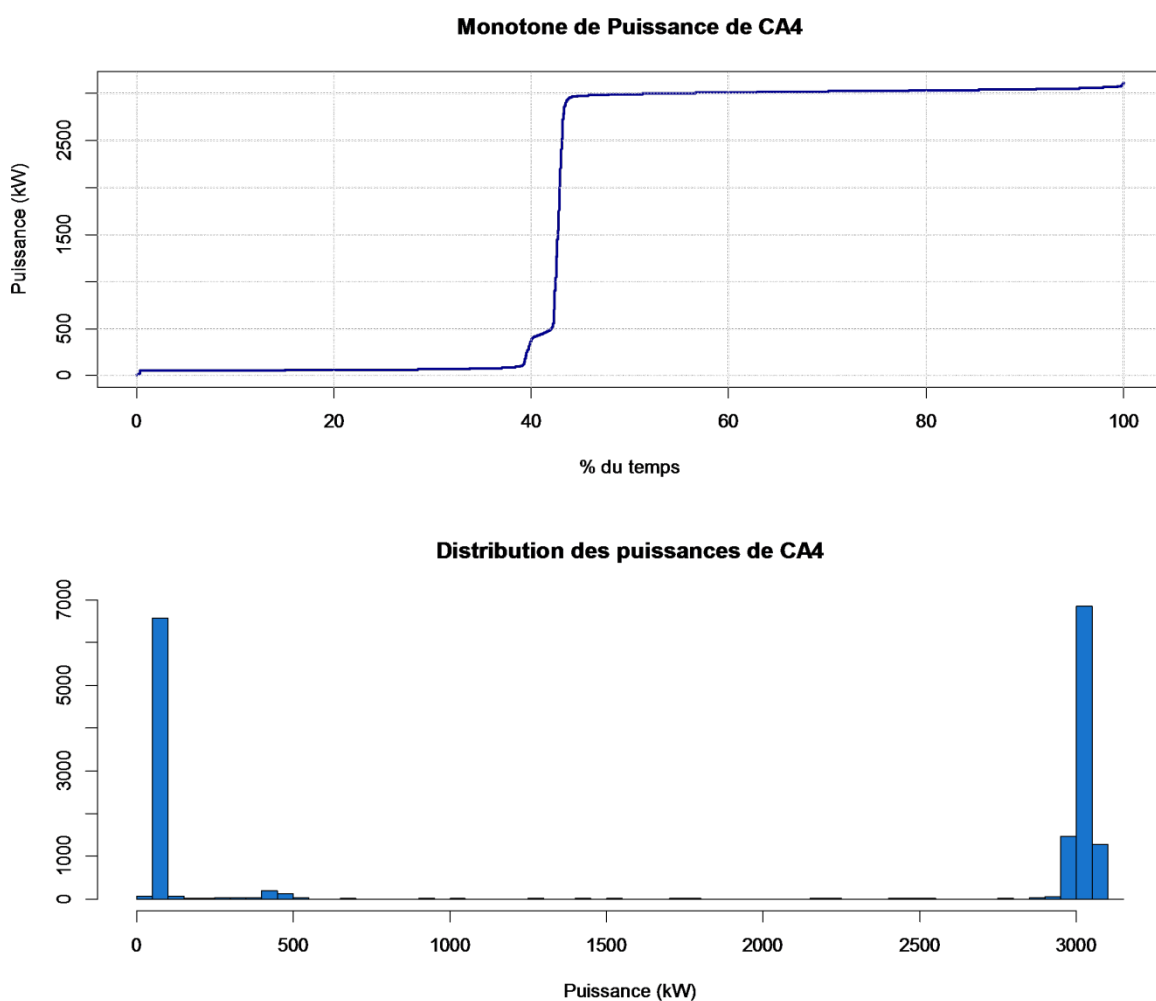


Figure 95. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage CA4

La Figure 95 présente la monotone de puissance pour l'usage CA4 dans la partie supérieure, et la distribution des fréquences de la puissance dans la partie inférieure. Ces courbes permettent de découvrir l'existence d'un autre palier autour de 500 kW, dont l'occurrence est faible : moins de 5% du temps sur la période étudiée. L'usage CA4 est un usage qui est en état de marche plus de 55% du temps à sa puissance nominale de 3 000 kW.

La Figure 96 présente les distributions quantiles et les moyennes aux différentes heures de la journée au pas de temps dix minutes des consommations électriques de CA4.

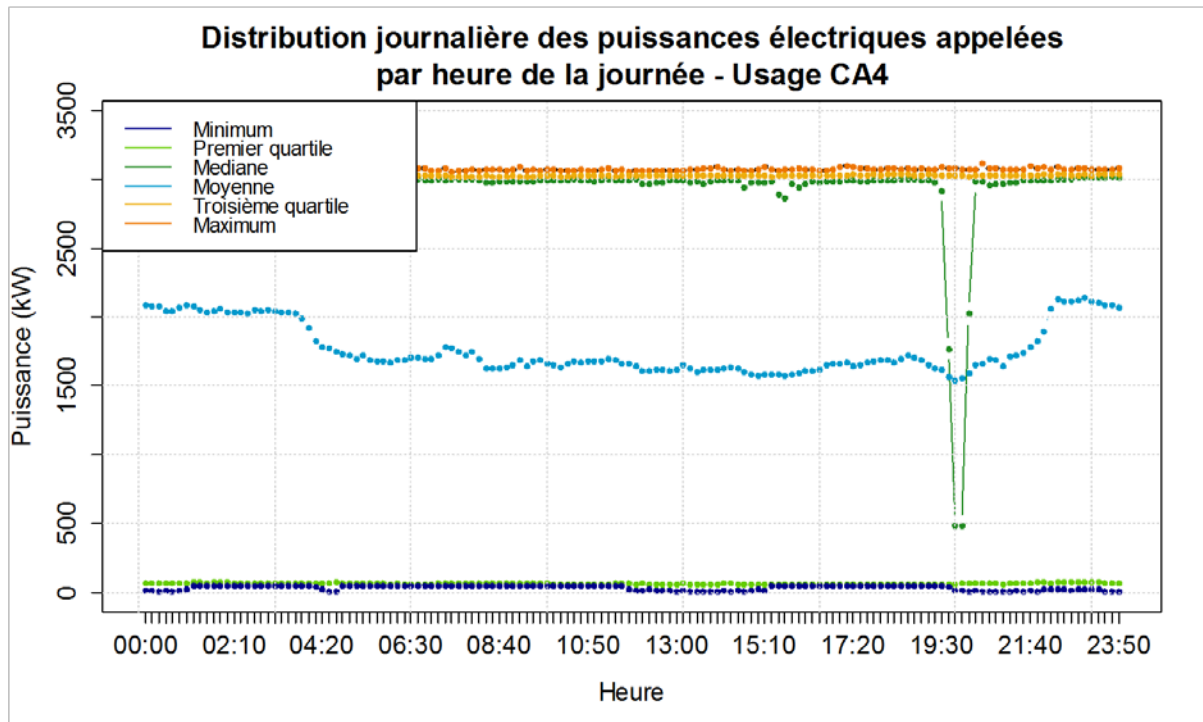


Figure 96. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage CA4

Aucune caractéristique très importante ne ressort des « courbes » de la Figure 96, à part une anomalie aux alentours de 20h00 dans la « courbe » des médianes. Cette « anomalie » peut être due à une fréquence plus importante des marches/arrêts sur cette période spécifique.

En conclusion, l'usage CA4 est un usage à forte consommation électrique, de nature « tout ou rien » avec une puissance nominale autour de 3 000 kW. Un second niveau de consommation a été identifié à 500 kW avec une fréquence négligeable. La caractéristique la plus importante de cet usage est l'existence de longues périodes de fonctionnement et d'arrêt qui peuvent dépasser trois journées entières. L'usage CA4 est donc intéressant pour l'effacement électrique, de par ses durées de fonctionnement, le respect des hypothèses prises pour l'énergie récupérable, mais aussi de par l'ordre de grandeur de sa consommation : il s'agit de l'usage ayant la plus forte consommation de tous les usages étudiés.

7.1.5. Usage TU2

Le dernier usage choisi pour étude est identifié par TU2. Il s'agit d'un usage avec une saisonnalité journalière et une consommation électrique avec une forte variabilité. Comme pour les autres usages présentés jusqu'à présent, la période disponible pour l'usage TU2 est comprise entre le mois de mars et le mois de juillet 2014. Cependant, suite à plusieurs problèmes rencontrés lors de la mise en place

de la supervision de cet usage, seules 93 journées complètes sont disponibles pour la mise en place de la méthodologie proposée.

La Figure 97 présente dans sa partie supérieure la courbe de charge générale pour la période disponible pour étude pour l'usage TU2, et dans sa partie inférieure un aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique.

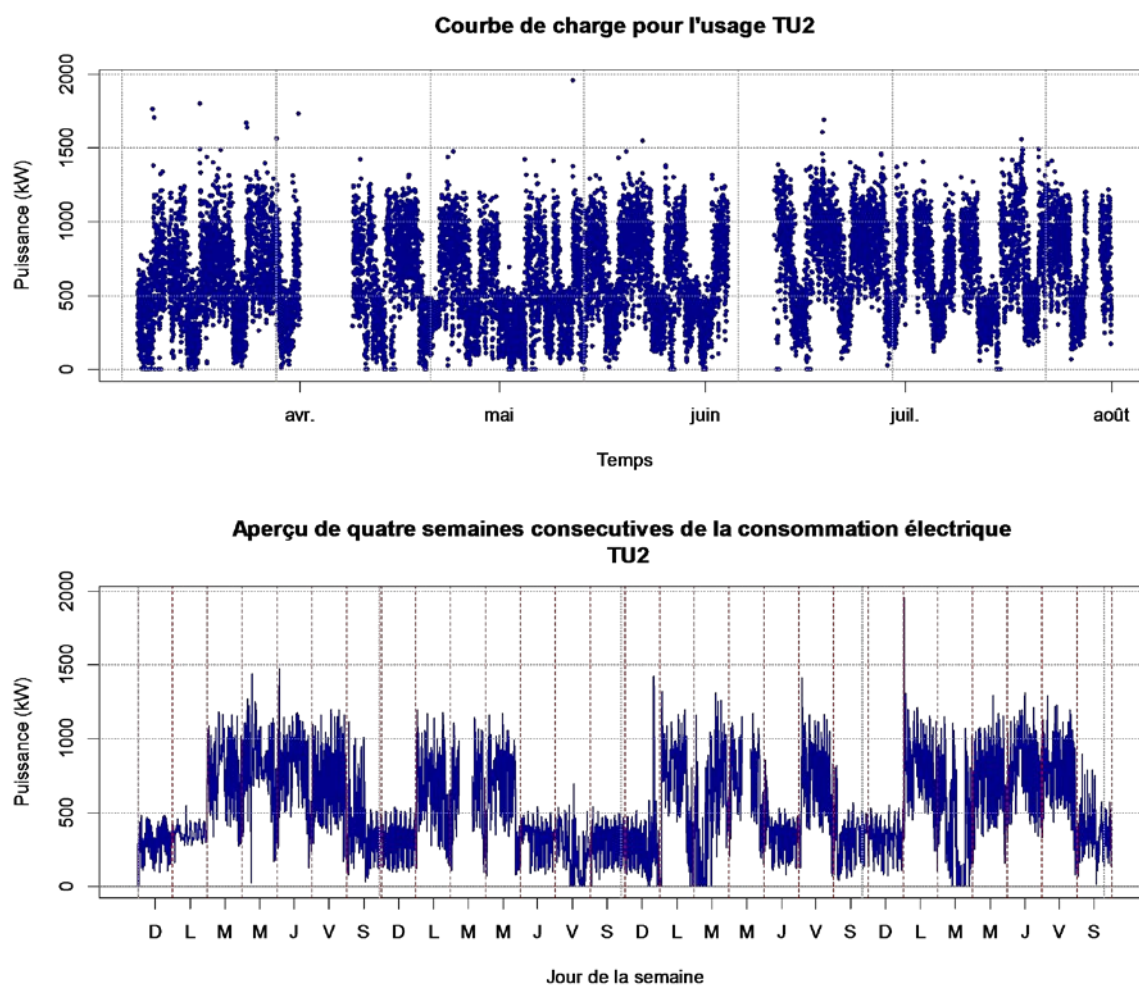


Figure 97. Courbe de charge générale et aperçu de quatre semaines consécutives de la consommation électrique pour l'usage TU2

D'après la Figure 97, il est facile d'apercevoir qu'il existe deux grands modes de consommation journaliers : un mode « fonctionnement » et un mode « veille ». Le mode veille est visible les week-ends et il se caractérise par une consommation électrique plutôt « plate », autour d'un talon de puissance de 400 kW. Le mode « fonctionnement » n'est présent que durant les jours de semaine (du lundi au vendredi) et rarement quelques samedis. La caractéristique la plus importante de ce site est la variabilité des données, même si la trajectoire des courbes peut paraître régulière.

La Figure 98 montre dans sa partie supérieure la monotone de puissance l'usage TU2 et dans sa partie inférieure la distribution des fréquences de ces puissances.

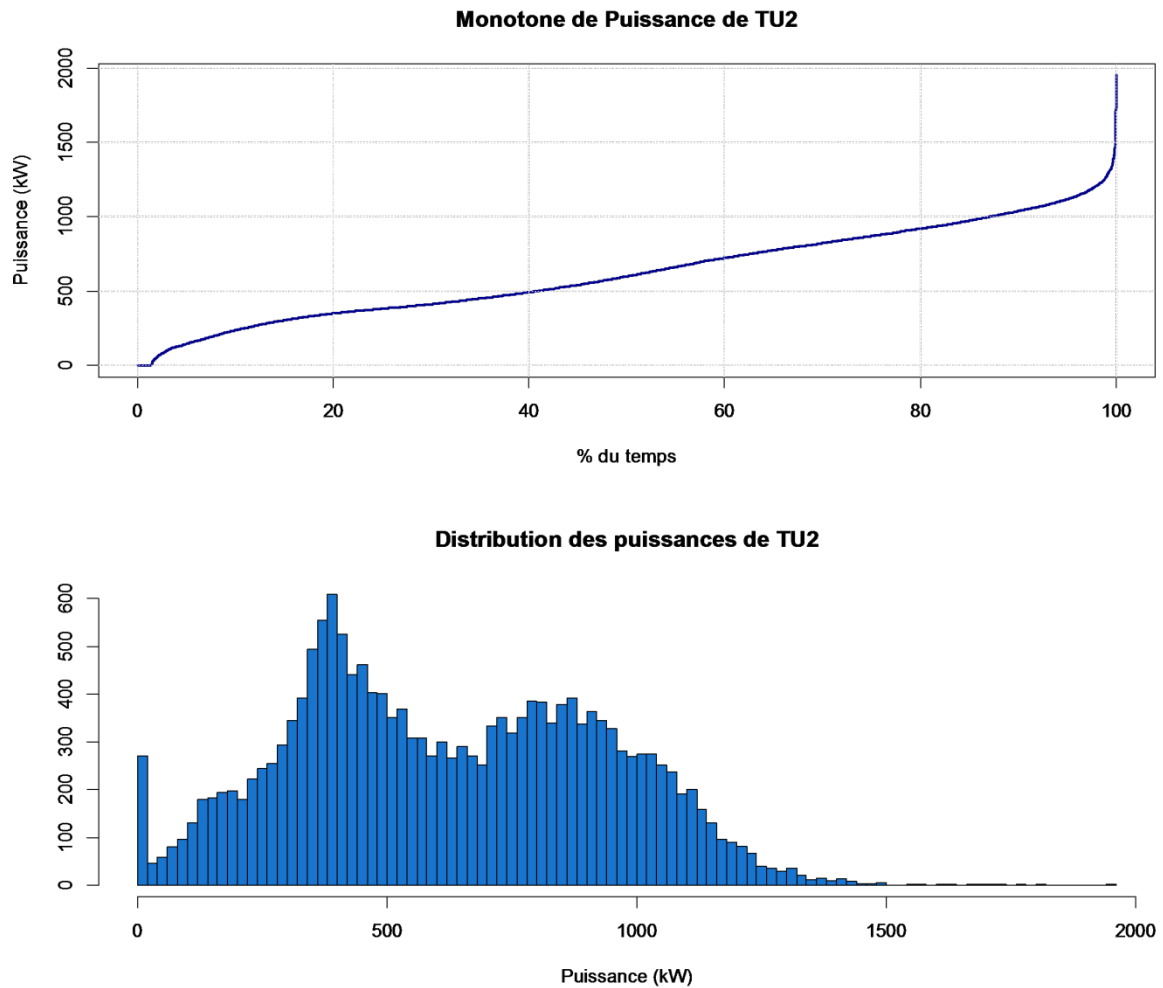


Figure 98. Monotone de puissance et distribution de fréquences de la puissance pour l'usage TU2

Les deux « modes » de consommation sont imperceptibles sur la monotone de puissance de la Figure 98. En raison de la grande variance des distributions des puissances deux modes, ceux-ci se superposent, ce qui entraîne un lissage de la monotone de puissance de TU2. Cependant, ces deux niveaux sont visibles sur la distribution des fréquences. Le premier, autour des 400 kW est moins étendu que le second qui se situe autour de 900 kW. Cette variabilité dans le mode fonctionnement est due à une variabilité de la puissance appelée au long de la journée.

La Figure 99 présente les distributions quantile et moyenne pour chacune des heures de la journée au pas de temps dix minutes, toutes les journées de la semaine confondues.

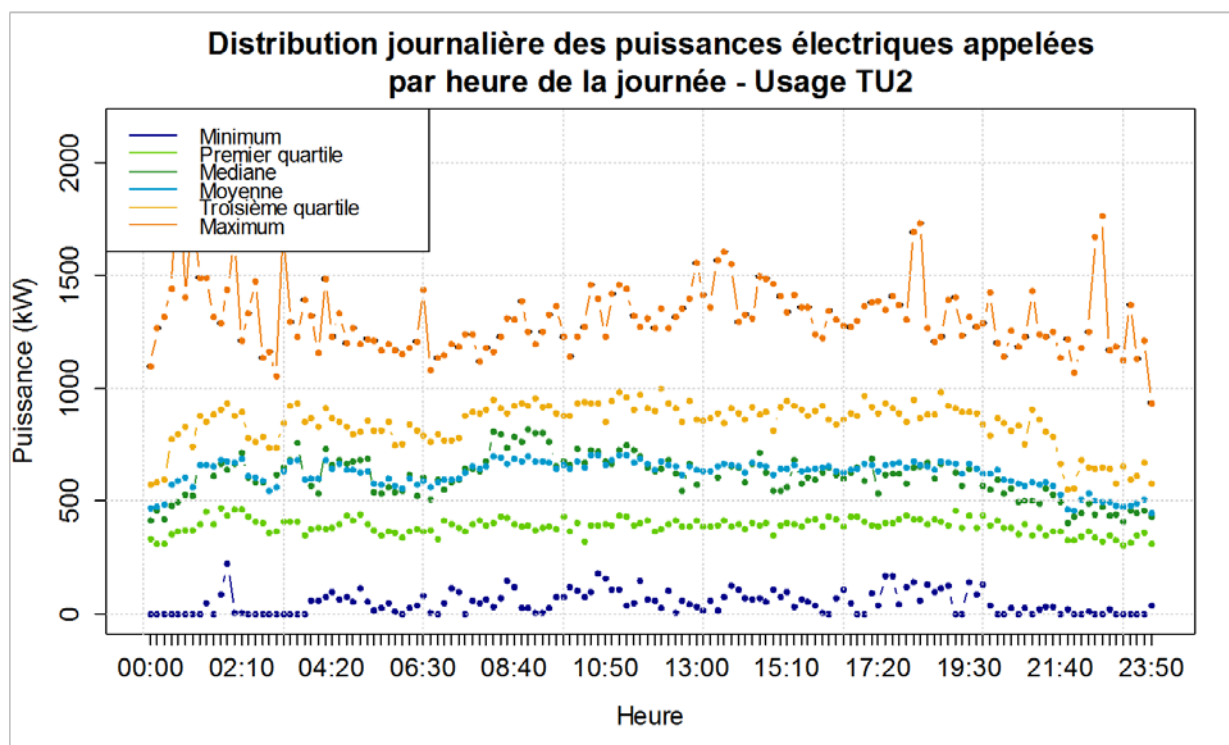


Figure 99. Distribution journalière des puissances électriques appelées par heure de la journée au pas de temps dix minutes pour l'usage TU2

Pour le cas de l'usage TU2, les « courbes » correspondant à la médiane et la moyenne se confondent tout au long de la journée. Le premier quartile est stable autour de 400 kW, ce qui laisse à penser que le mode de consommation journalier « veille » est présente au moins un quart des journées. La médiane et le troisième quartile ressemblent plus au mode « fonctionnement », mais à des niveaux de puissance différents. Le mode « fonctionnement » se caractérise par une remontée de la puissance appelée en début de journée et une descente dans l'après-midi. La courbe correspondant au maximum prouve qu'il est possible d'atteindre des pics de consommation très importants par rapport à la plupart des points dix minutes. Ces pics ont toujours la même forme, ce qui suggère l'existence de jours à forte activité pour cet usage.

En conclusion, l'usage TU2 est un usage présentant une consommation avec une forte variabilité (ou bruitée) qui suit principalement deux modes de consommation journaliers (« fonctionnement » et « veille »). Le mode « veille » est très stable au cours d'une journée et se situe la plupart du temps autour de 400 kW. Le mode « fonctionnement » montre une variation au cours de la journée. Même si la trajectoire peut sembler très prévisible sur une journée particulière, la grande variance dans la consommation peut entraîner une dégradation de la qualité de la prévision, évaluée sur le respect de la contrainte de l'énergie de défaillance.

7.2. Cas d'étude : Usage CA3

Tout comme pour le cas des sites industriels, la méthodologie proposée dans la section II est déployée en détail pour un usage particulier servant de cas d'étude : l'usage CA3. Il s'agit d'un usage avec un comportement très particulier, qui permet d'appréhender au mieux les divers problèmes que l'on peut rencontrer avec les différentes méthodes de prévision.

Le fait de disposer d'un faible historique pour les différents usages (par rapport au niveau du site industriel) influence fortement les résultats obtenus, notamment lorsque l'on regarde la convergence des méthodes de prévision.

Ici aussi la prévision représente la puissance appelée pour les douze instants au pas de temps dix minutes suivant le début d'une prévision. L'indicateur choisi étant le même que pour le niveau site, les explications déjà données lors des résultats au niveau des sites industriels n'ont pas été reprises ici.

Nota Bene : Afin de faciliter la lecture dans cette section résultats, lors de la présentation de résultats, le taux de fiabilité τ_f seront nommés selon la méthode d'estimation, tels que :

- ✓ $\hat{\tau}_{DS}$ pour une estimation ponctuelle avec l'approche « Data Splitting »,
- ✓ $\hat{\tau}_{MC}$ pour un calcul avec l'approche « Monte-Carlo Cross Validation » (au lieu de $\bar{\tau}_{MC}$)

7.2.1. Approche « Data Splitting »

Cette section présente les résultats détaillés et commentés pour chacune des méthodes proposées dans la section 4.5.1, avec l'approche « Data Splitting » simple.

L'usage CA3 correspond à un usage « tout ou rien », c'est-à-dire il consomme autour d'une puissance nominale 1 500 kW et à une puissance nulle lorsqu'il est à l'arrêt.

Tout comme pour le niveau d'agrégation des sites industriels, et afin d'évaluer les différents valeurs du taux de fiabilité $\hat{\tau}_{DS}$ par rapport à l'heure de la journée, les simulations de prévisions sont lancées pour chaque heure précise, comprise entre 9h00 et 21h00, car il s'agit des heures les plus probables d'effacement selon les normes actuelles et les retours d'expérience.

Comme il a été présenté dans la section 7.1.3, 113 journées complètes de consommation électrique sont disponibles pour analyse. Ainsi, lors de chaque partage de données en sous-ensembles « apprentissage » et « test », ces journées seront distribuées approximativement en 95 journées « apprentissage » et 18 journées « test », selon les critères d'échantillonnage décrits précédemment (aléatoire et stratifié à un niveau : le jour de la semaine).

Pour chaque heure de la journée et pour un partage de données quelconque, 18 tests du **GED** sont lancés, donnant lieu à un indicateur global par heure ($\hat{t}_{DS,Hr}$).

✓ **Méthode RFCK-F_{SC1}**

La méthode RFCK a été mise en œuvre avec l'utilisation d'un facteur d'ajustement multiplicatif qui prend en compte un seul point de la consommation avant le point de lancement d'une prévision (t_n). La méthode devient donc RFCK-F_{SC1}. Cette méthode est basée sur la reconnaissance de formes à l'aide d'un algorithme de « Kohonen » ou « SOM ». Pour ce faire, l'algorithme identifie 12 classes différentes, qui représentent des modes de consommation journaliers typiques. Ces différents modes servent à prédire le comportement pour les deux heures suivant l'instant correspondant à la prévision.

La Figure 100 présente, pour des raisons de lisibilité, 8 des 12 classes identifiées par l'algorithme SOM. Ces différentes courbes correspondent aux coordonnées (une coordonnée par heure de la journée au pas de temps dix minutes) de ce qui peut être considéré comme des consommations type. Dans le cas de l'usage CA3, ces courbes n'ont pas d'interprétation physique. En effet, cet usage ne peut consommer qu'à deux états bien identifiés (1 500 kW et 0 kW). Il ne lui est pas possible de fonctionner à d'autres niveaux de puissance dans la réalité. Le facteur d'ajustement utilisé peut aider à corriger ce biais, mais l'existence de ces niveaux intermédiaires peut induire une forte erreur de prévision.

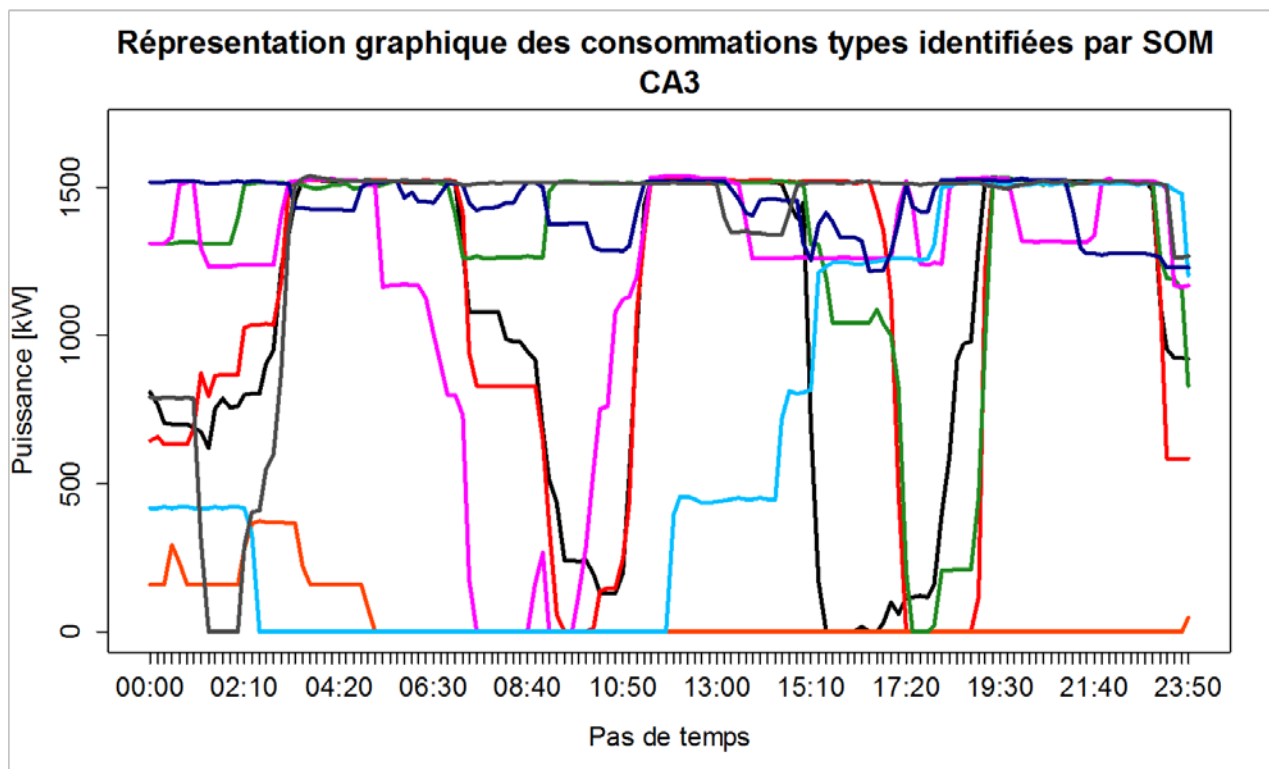


Figure 100. Représentation graphique de 8 différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage CA3

Il est intéressant d'observer, parmi les différentes classes présentées, des changements d'état à certaines heures de la journée. Cela correspond aux mêmes plages horaires de « grande probabilité de changement » identifiées à la Figure 93 de la section 7.1.3.

Ainsi, pour chaque heure de la journée étudiée (chaque heure entière entre 9h00 et 21h00, soit treize valeurs de t_n), il est possible d'obtenir avec la méthode de validation choisie (« Data Splitting »), 18 différentes simulations de prévision, fonction du nombre de journées test disponibles pour l'étude.

La Figure 101 présente, toutes heures de la journée confondues, les 234 simulations de prévision (13 valeurs de t_n fois 18 simulations par heure). Pour rappel (cf. section 6.2.1), « l'axe des ordonnées représente la différence énergétique brute ou **GED**, c'est-à-dire la différence entre l'énergie réellement consommée et l'énergie prédite, tout en conservant le signe de cette différence. L'axe des abscisses représente l'énergie prédite pour θ , l'horizon de temps étudié (2 heures en l'occurrence ici). Les lignes bleues continues représentent les limites à $\pm 20\%$. Ainsi, tous les points situés entre ces deux lignes bleues continues respectent la contrainte imposée. Les lignes pointillées en rouge situent une référence indicative pour un « volume de défaillance ex ante » à $\pm 50\%$, c'est-à-dire bien au-delà de la limite imposée.

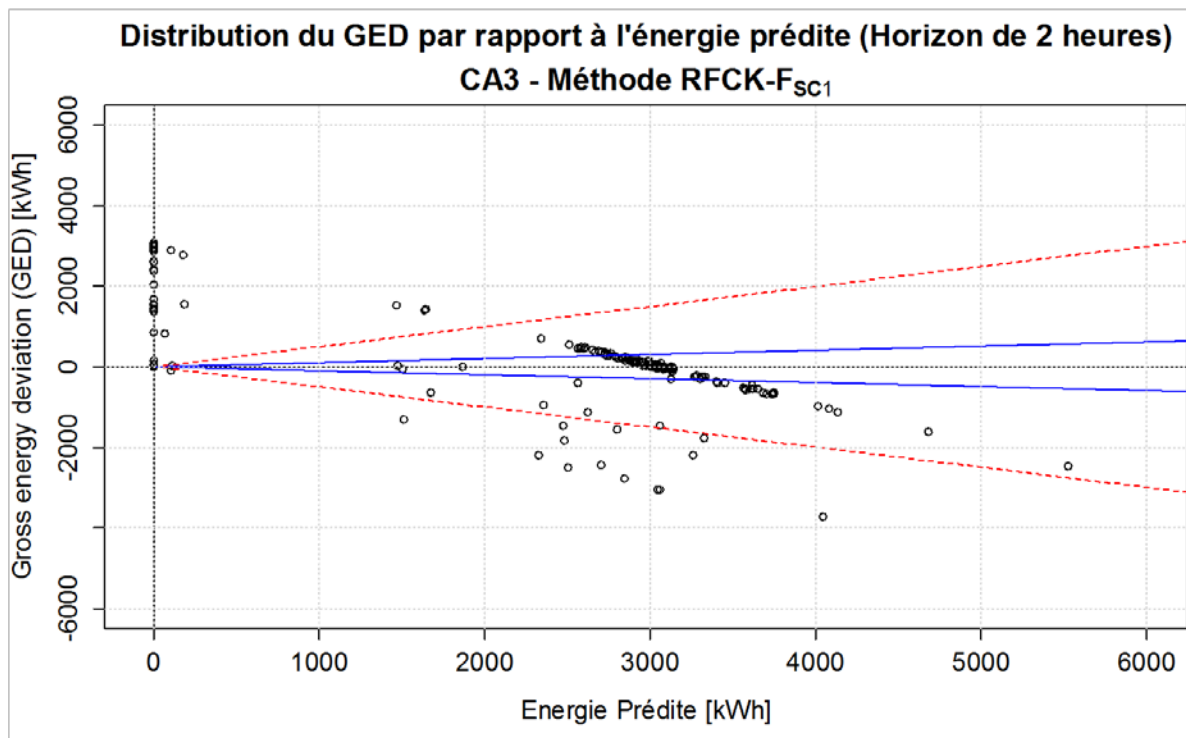


Figure 101. Distribution de la **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RFCK- F_{SC1} – Usage CA3

La distribution des points correspondant chacun à une prévision dans la Figure 101 présente une forme bien particulière, représentative des usages « tout ou rien ». En effet, lorsque la méthode prévoit « zéro » comme énergie consommée pour l'horizon de temps, la différence énergétique peut prendre différentes valeurs. Ces valeurs peuvent atteindre un maximum de 3 000 kWh (observable dans la

Figure 101), qui correspond à une consommation à la puissance nominale de l'usage CA3 pendant les deux heures suivantes. Le plus grand nuage de points se situe autour de la ligne de 3 000 kWh en termes d'énergie prédite, car il s'agit d'un usage qui correspond à l'état de marche la plupart du temps (pour rappel 75% du temps, voir Figure 92). En effet, il n'est pas possible d'avoir une énergie réelle supérieure de 3 000 kWh, correspondant à une puissance nominale de 1 500 kW de l'usage CA3 pour une période de 2 heures. Les points qui se situent bien au-delà de cette valeur d'énergie prédite s'expliquent par la forte influence du facteur d'ajustement utilisé.

Lorsqu'on transforme ces prévisions sous la forme du critère horaire ($\hat{\tau}_{DS,HR}$), c'est-à-dire, afin de déterminer combien de prévisions à une certaine heure de la journée ont respecté la contrainte imposée, on obtient la Figure 102.

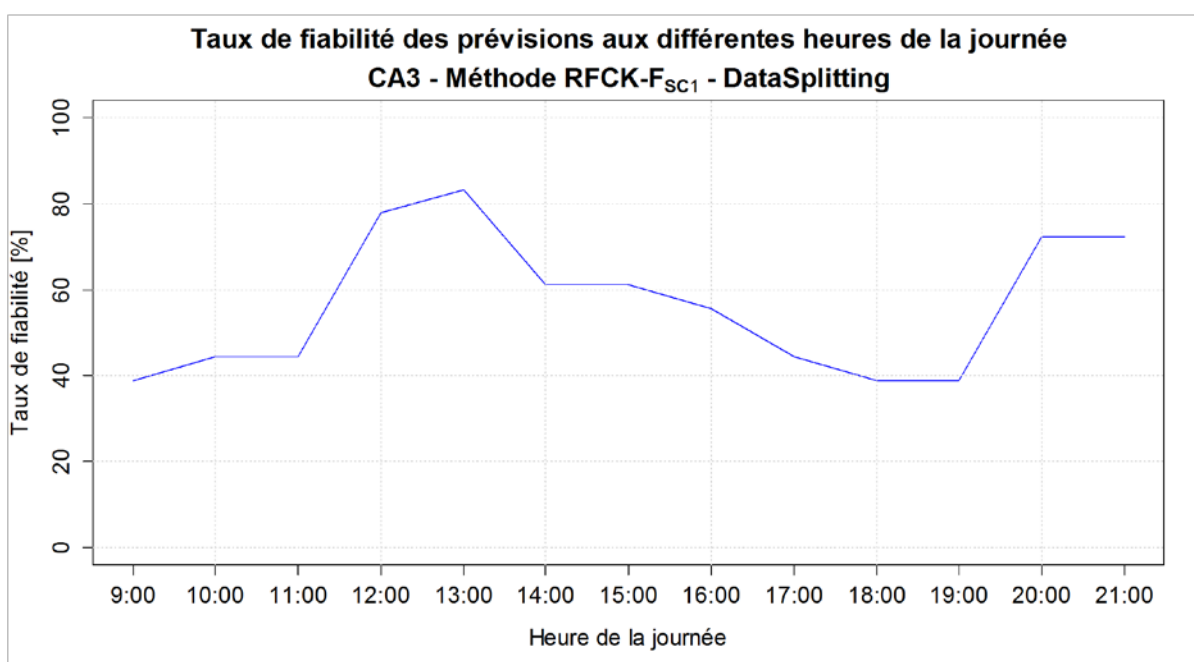


Figure 102. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RFCK-F_{SC1} avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3

Le taux de fiabilité $\hat{\tau}_{DS,HR}$ observable dans la Figure 102 semble varier en fonction de l'heure de la journée. Il marque des pointes autour de 80%, mais aussi des performances faibles autour de 40%. Cependant, 18 simulations (sur l'échantillon « test ») de prévisions par heure peuvent ne pas être suffisantes, car dépendantes du partage de données choisi. Les résultats suivants montrent les résultats obtenus avec les autres méthodes selon le même partage de données.

✓ Méthode RLIH

La méthode RLIH (régression LASSO sur individus historiques, c'est-à-dire sur des consommations journalières) consiste à réaliser une régression pénalisée sur toutes les différentes journées historiques du sous-ensemble « apprentissage ». Le grand avantage d'utiliser une régression LASSO est que cette méthode réalise une sélection de variables. Elle peut assigner un poids nul à un

individu quelconque. Ainsi, la prévision est faite avec une combinaison linéaire des individus sélectionnés (voir section 5.2.1).

La Figure 103 présente la distribution de différentes prévisions pour toutes les heures de la journée confondues (234), avec la même lecture que celle de la Figure 101, où les lignes bleues représentent la limite de $\pm 20\%$ du ratio GED/Energie prédite.

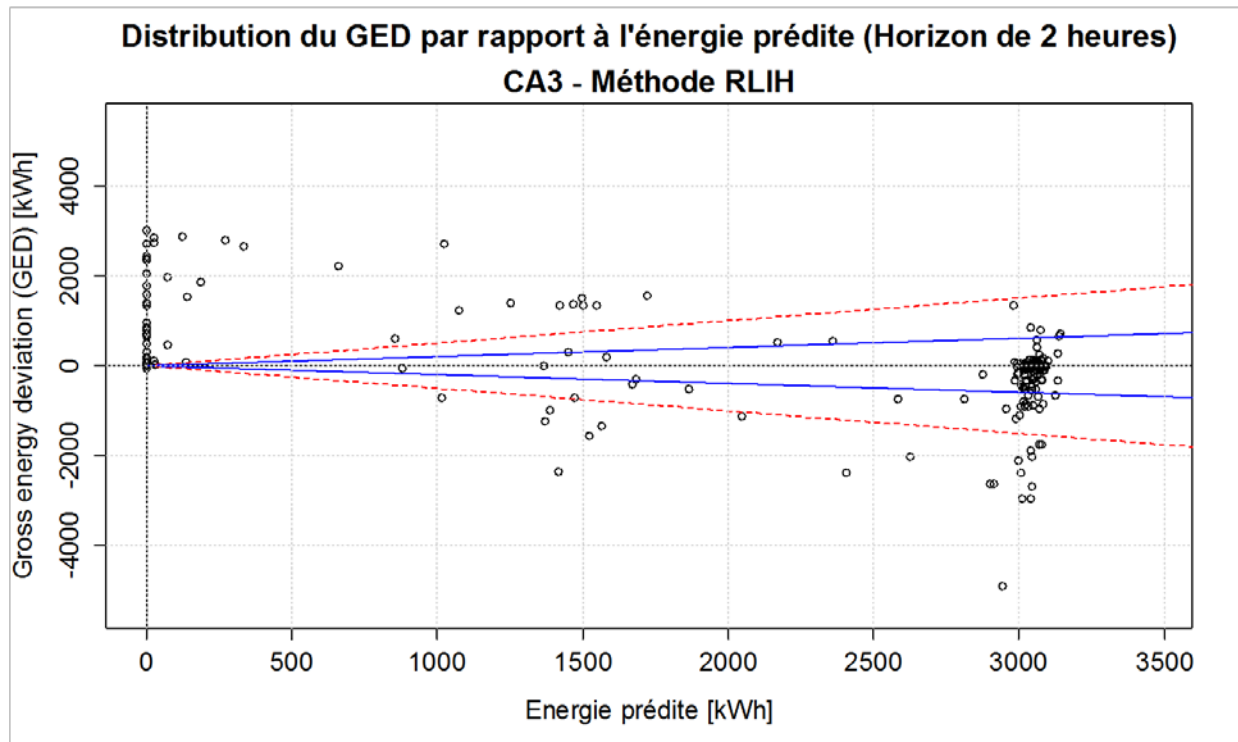


Figure 103. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RLIH – Usage CA3

La concentration des points en deux nuages est plus flagrante pour cette méthode : un nuage à 0 kWh d'énergie prédite pour l'horizon de temps de deux heures, et un autre nuage à 3 000 kWh. Cette méthode semble mieux prévoir la consommation, car aucun point se trouve au-delà de la limite « physique » des 3 000 kWh.

La Figure 104 présente les différentes valeurs horaires du taux de fiabilité ($\hat{\tau}_{DS, Hr}$) pour la méthode RLIH avec l'approche « Data Splitting ». Tout comme pour la méthode RFCK présentée précédemment, les différentes valeurs obtenues varient tout au long de la journée (pour les différentes valeurs de t_n étudiées), avec des scores entre 35% et 80%. Il est très difficile de repérer une certaine « allure » du taux de fiabilité par rapport à une période quelconque de la journée. Ce comportement peut être lié à l'échantillonnage réalisé pour cette procédure « Data Splitting » et être conditionné par partage de données particulier.

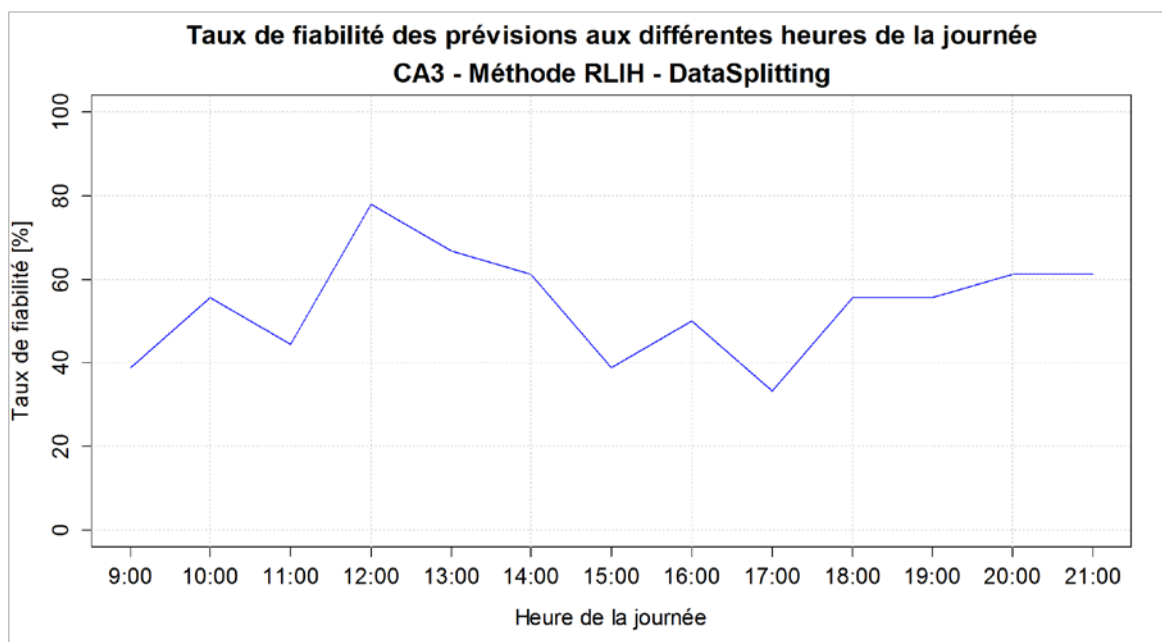


Figure 104. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLIH avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3

✓ **Méthode RLI+**

La méthode RLI+ est basée sur la méthode RLIH mais avec la mise en place d'une contrainte de positivité sur les coefficients qui accompagnent les individus historiques (sous contrainte $\hat{\beta}^{\text{lasso}} \geq 0$, voir section 5.2.2).

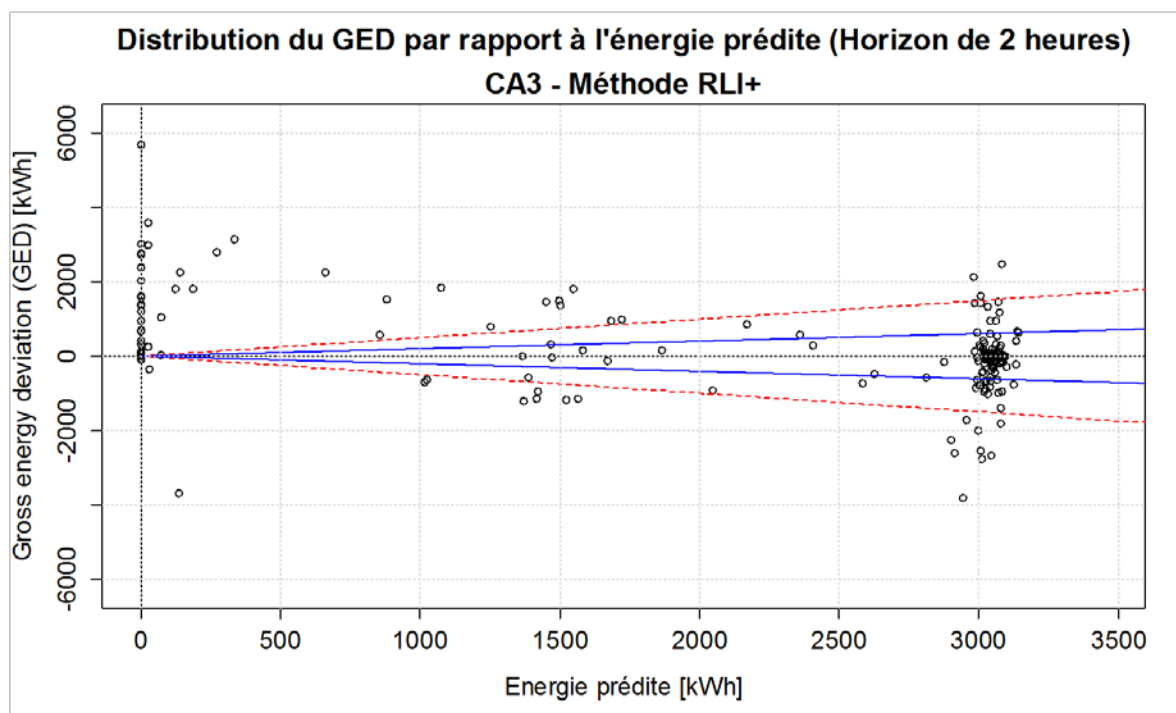


Figure 105. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RLI+ – Usage CA3

Ainsi, la Figure 105 fournit la distribution des points représentant les 234 simulations de prévision pour un horizon de deux heures pour les différentes heures de la journée pour la méthode RLI+ avec une approche « Data Splitting » simple. La distribution des points dans la Figure 105 présente une forme similaire à celle observée dans la Figure 103, avec une concentration des prévisions sur deux endroits du graphique, similaires à ceux décrits dans ladite figure.

La Figure 106 présente les différentes valeurs $\hat{t}_{DS,Hr}$, correspondant au pourcentage de simulations respectant la contrainte imposée pour chacune des valeurs de t_n .

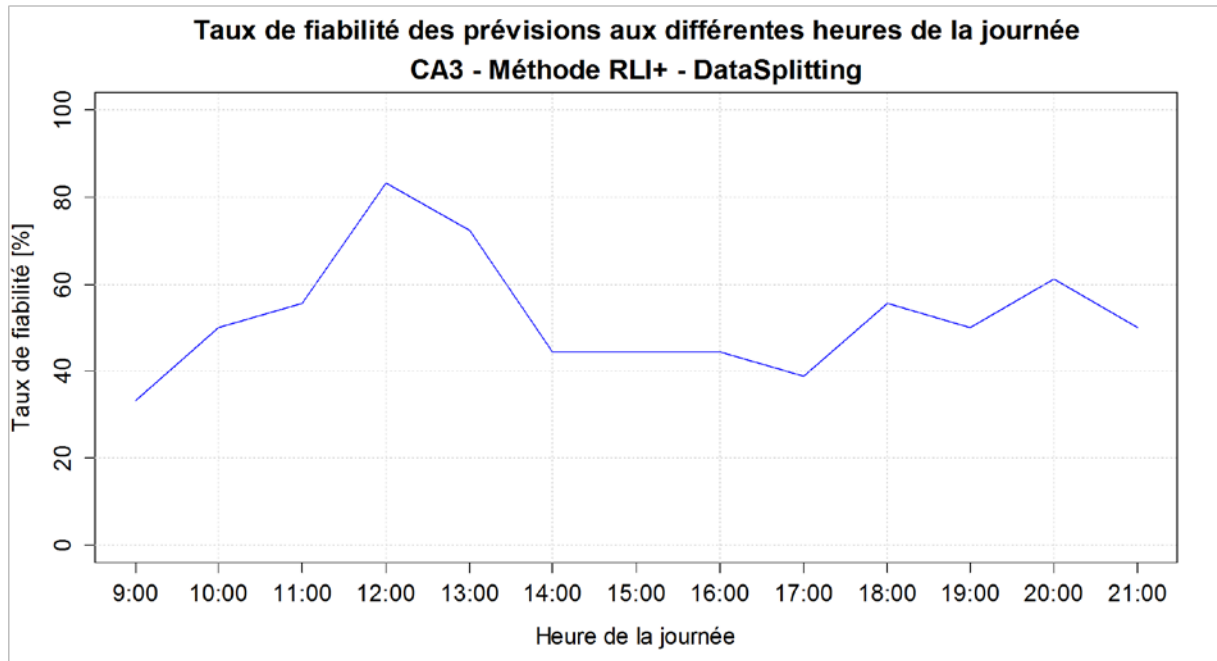


Figure 106. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLI+ avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3

La courbe du \hat{t}_{MC} horaire correspondant à la méthode RLI+ pour l'usage CA3 présente une forme similaire à celle obtenue pour la méthode RLIIH (Figure 104), avec un pic autour de 12h00, ce qui traduirait un usage très prévisible à cette heure de la journée. La fiabilité associée permettrait de classer cet usage dans les premiers dans un « merit order » d'usages effaçables disponibles. Le \hat{t}_{MC} semble plus stable vers la fin de la période étudiée. Encore une fois, ces résultats correspondent à un partage de données spécifique et ne sont peut-être pas suffisamment robustes.

✓ Méthode RLCP

La méthode RLCP est un mélange de la méthode RCP (Régression sur Composantes Principales), déployée pour le cas des sites industriels, et de la régression LASSO. Ainsi, avec l'historique disponible, une Analyse en Composantes Principales (ou ACP) est faite afin d'obtenir les coordonnées des vecteurs propres qui retiennent 99% de la dispersion des données. Ensuite, une régression LASSO est réalisée sur ces vecteurs afin de fournir un prédicteur pour le reste des points de consommation électrique de la journée étudiée. Le plus grand avantage d'une telle méthode est la

réduction des temps de calcul, car en plus de la réduction du nombre de variables faite avec l'ACP, se rajoute une sélection de ces variables à l'aide de la régression LASSO (voir section 5.2.3).

La Figure 107 présente la répartition des points correspondant chacun à une simulation d'une prévision de deux heures à une certaine heure de la journée. La distribution des points est très similaire à celles de deux méthodes précédentes, avec des nuages autour de 0 kWh et de 3 000 kWh d'énergie prédite.

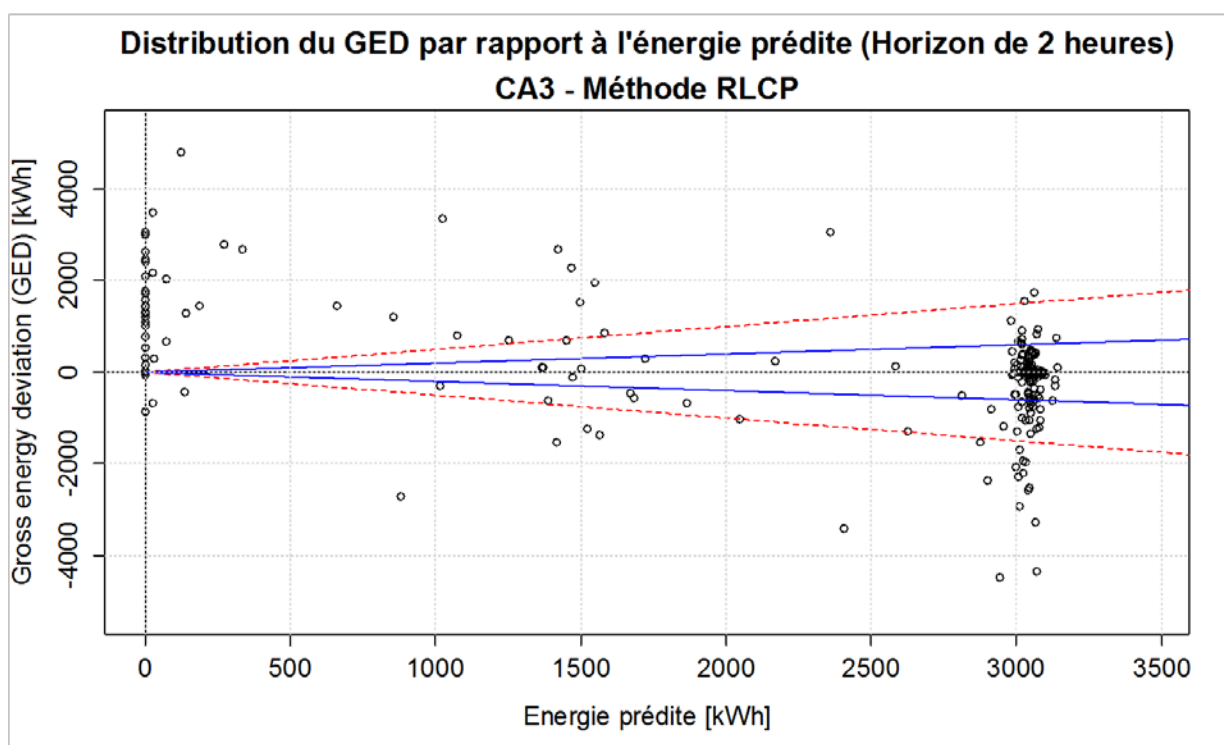


Figure 107. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RLCP – Usage CA3

La Figure 108 présente le respect de la condition imposée ($\pm 20\%$, ou le pourcentage des points pour chaque valeur de t_n qui se retrouvent entre les lignes bleues continues) pour chaque heure de la journée.

Les différentes valeurs du taux de fiabilité $\hat{t}_{DS,Hr}$ obtenues avec la méthode RLCP sont variés tout au long de la période étudiée (de 9h00 à 21h00), avec des pics de confiance à 12h00 et en fin de journée. Cette méthode permet de mettre en évidence les deux meilleures périodes pour répondre à un ordre d'effacement avec cet usage. Cependant, comme précédemment, ces résultats sont très dépendants du partage des données spécifiques, même s'il est réalisé de manière aléatoire. Cette influence est d'autant plus importante que la taille de l'historique des données de consommation disponible est petite.

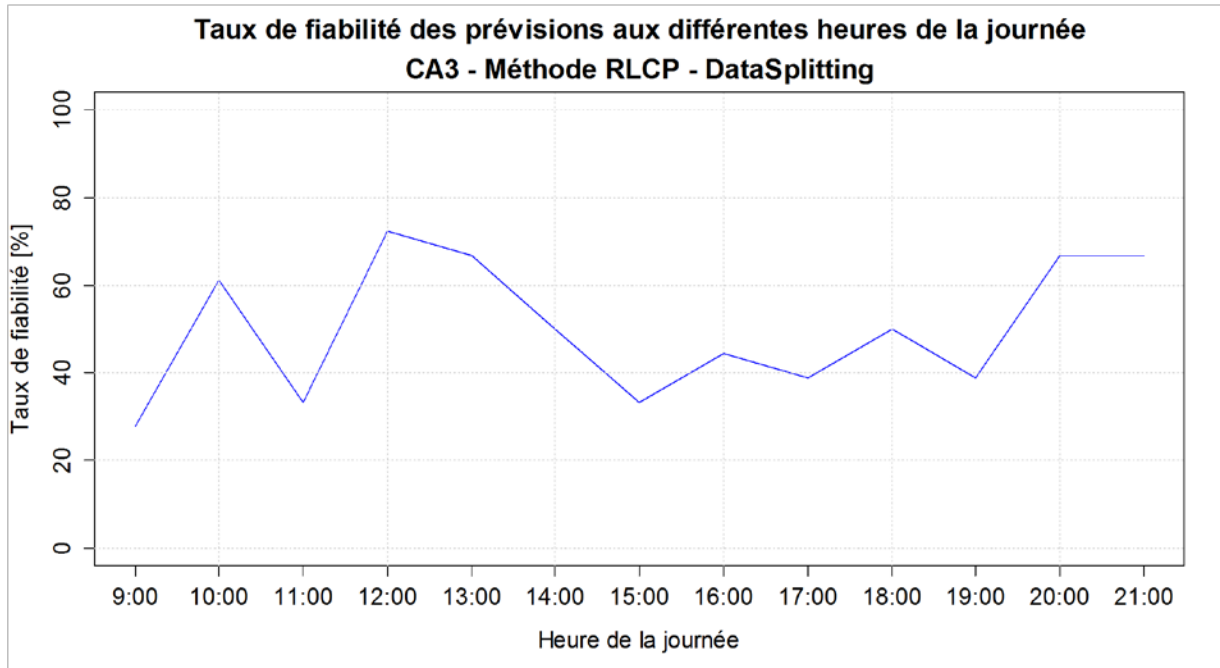


Figure 108. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLCP avec l'approche « Data Splitting » pour l'usage CA3

✓ Méthode RegLog

Tout d'abord, il est important de signaler que la méthode RegLog, en raison de la façon dont elle est appliquée avec l'approche Data Splitting, ne peut pas être comparée au reste des méthodes, car il n'est pas possible d'utiliser le même partage de données.

Comme cela a été décrit dans la section 5.2.4, la régression logistique (RegLog) est mise en place en prenant en compte uniquement des attributs temporels, avec un nombre différent de modalités pour chacune des variables étudiées (le jour de la semaine : 7 ; l'heure de la journée au pas de temps dix minutes : 144 ; et la condition sur le jour ouvré ou non : 2). La méthode RegLog fournit donc une probabilité que l'usage en question soit à l'arrêt ou en marche par rapport à ces variables qualitatives.

Avant de pouvoir fournir une prévision en termes énergétiques, un seuil de probabilité (Δ) doit être défini. A partir de ce seuil et en utilisant l'expression (52), il est possible d'établir l'état de marche ou d'arrêt de l'usage, qui est ensuite traduit en une puissance énergétique à l'aide de la puissance nominale de l'usage (1 500 kW pour CA3). La Figure 109 présente la variation sur le taux de mauvaises prédictions pour l'état de l'usage CA3 en fonction du paramètre Δ . Les données apprentissage sont utilisées pour vérification.

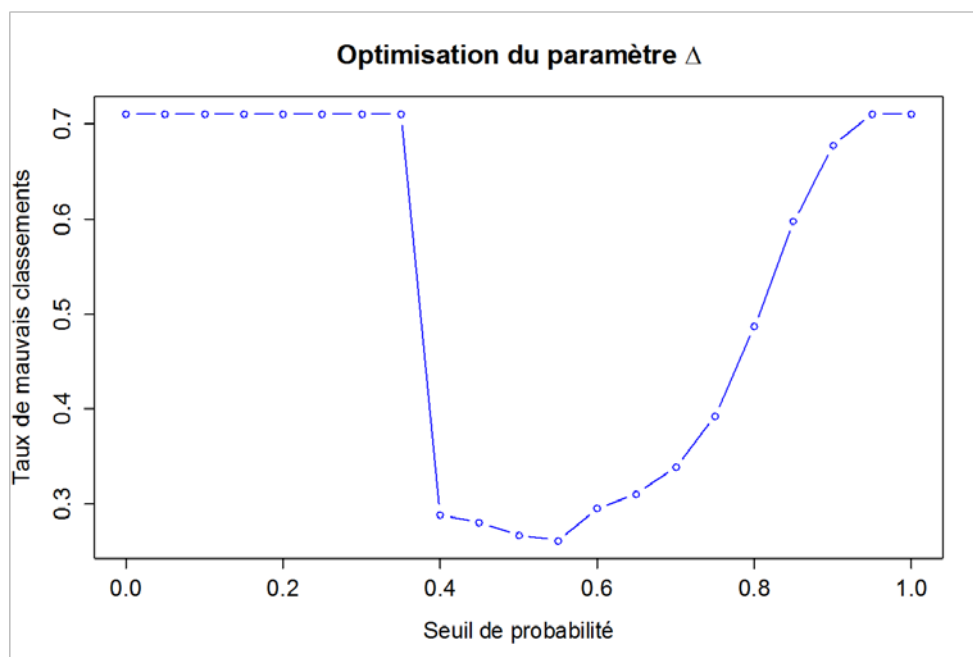


Figure 109. Variation du taux de réussites par rapport au seuil de probabilité Δ

D'après la Figure 109, lorsque l'on fixe un seuil soit trop petit (en dessous de 0,3), soit trop grand (e.g. 1), le taux des mauvais classements d'un état sont grands. Ainsi, pour l'usage CA3, le seuil de probabilité Δ qui permet de minimiser le taux de mauvaises prévisions est de l'ordre de 0,5. La méthode est ensuite appliquée afin de fournir des prévisions pour l'ensemble des données « test ». La Figure 110 présente la distribution des points correspondants aux diverses prévisions (234) pour la méthode RegLog avec une approche « Data Splitting » pour l'usage CA3.

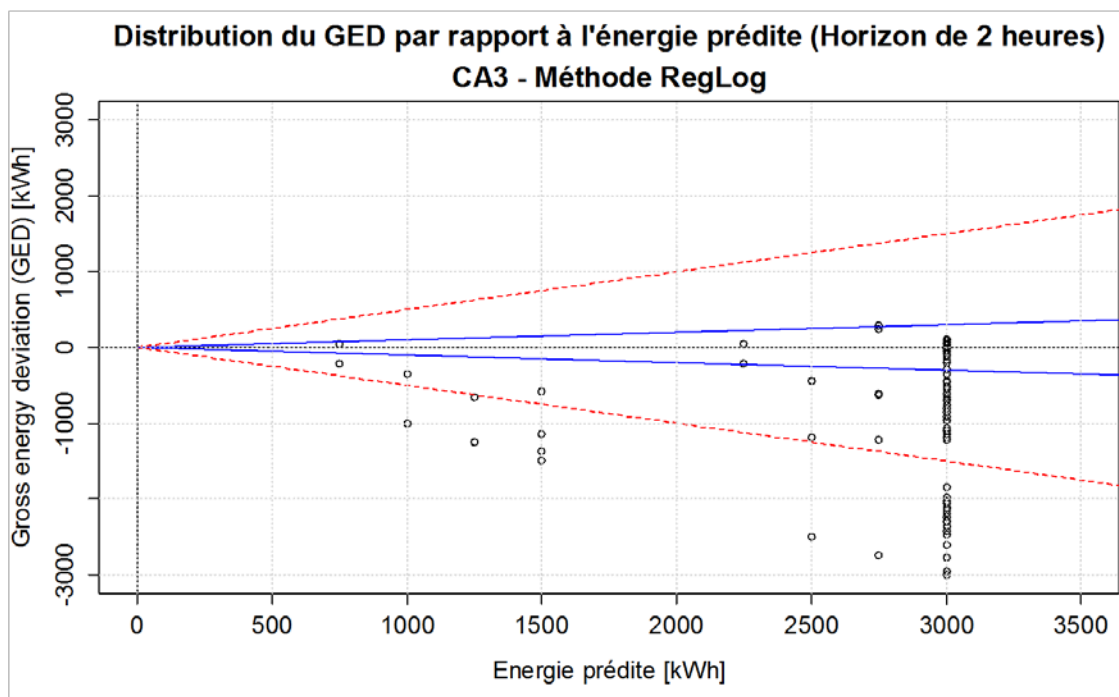


Figure 110. Distribution du **GED** par rapport à l'énergie prédite pour les prévisions avec la méthode RegLog – Usage CA3

La distribution des points dans ce graphique pour cette méthode est particulière : l'énergie prédite ne peut prendre que 13 valeurs différentes, correspondant à la somme des 12 états (pas de temps dix minutes sur deux heures) prévus comme « état de marche » ou en « état de veille ». La méthode RegLog fournit de résultats discrets, avec peu de modulation sur les valeurs prédites.

Pour ce partage de données spécifique l'énergie prédite n'a jamais été de 0 kWh sur l'horizon de temps de deux heures (θ). Dans la plupart des cas, la méthode prévoit une consommation à la puissance nominale pour l'usage CA3, soit 3 000 kWh.

La Figure 111 présente les différentes valeurs $\hat{t}_{DS,Hr}$, correspondant au pourcentage de simulations respectant la contrainte imposée pour chacune des valeurs de t_n .

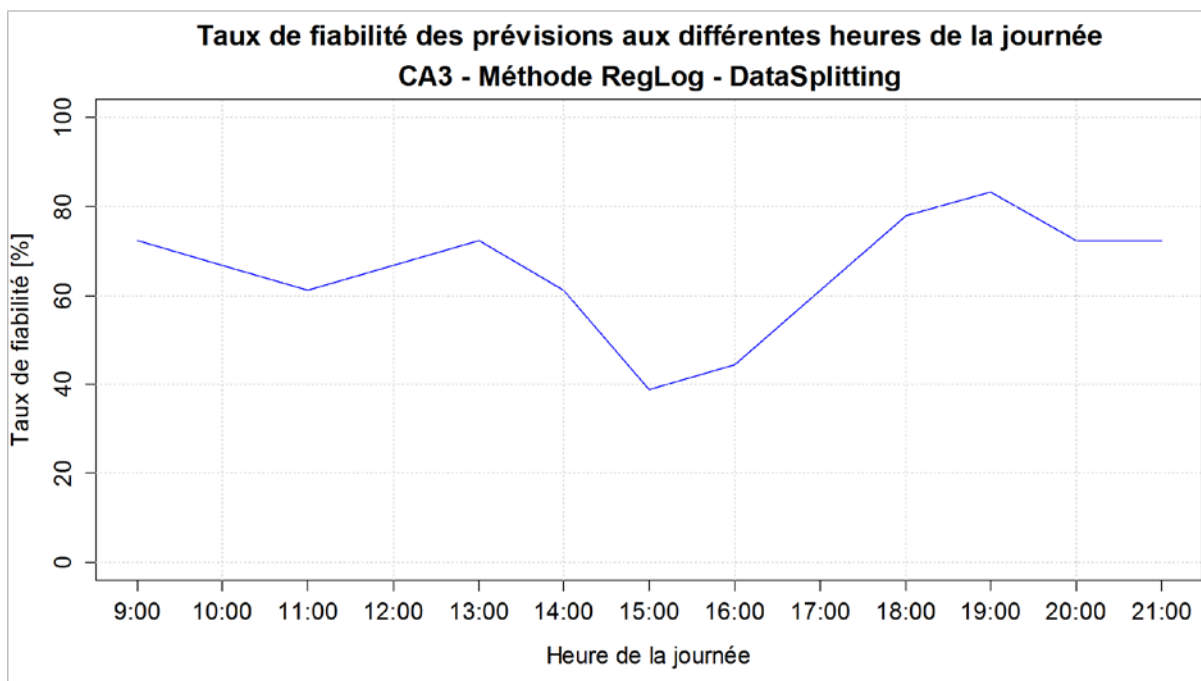


Figure 111. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RegLog avec l'approche « Data Splitting » pour le site CA3

Les variations du taux de fiabilité $\hat{t}_{DS,Hr}$ en fonction de l'heure de la journée sont importantes. De plus, cette méthode est compliquée à mettre en œuvre, notamment au niveau du paramétrage, et elle est très chronophage. Cette méthode n'as donc pas été utilisée pour d'autres usages, à l'exception de l'usage TB3 qui est lui aussi un usage « tout ou rien ».

✓ Comparatif des méthodes de prévision avec l'approche « Data splitting »

La Figure 112 présente les résultats obtenus, sur l'usage CA3, pour les différentes valeurs du taux de fiabilité $\hat{t}_{DS,Hr}$ avec les quatre méthodes de prévision (RFCK-F_{SC1}, RLIH, RLI+ et RLCP), afin de

mieux comparer les performances obtenues avec le même partage de données pour une approche « Data Splitting » simple.

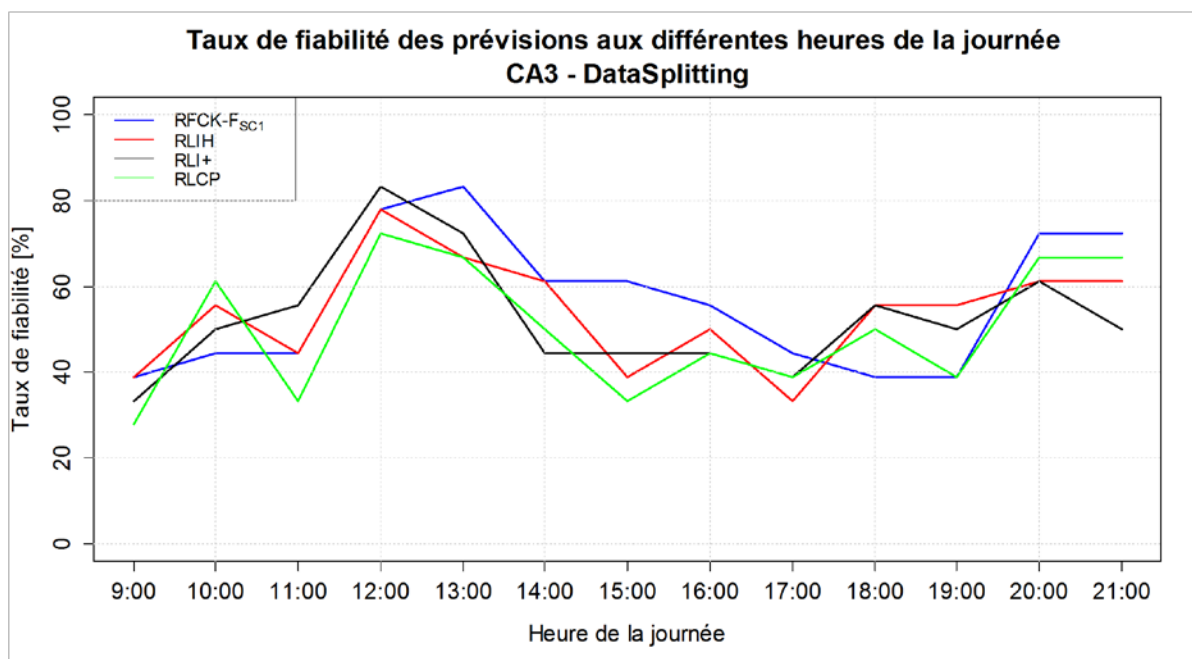


Figure 112. Comparaison des \hat{t}_{DS} obtenus pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « Data Splitting » - Usage CA3

D'après la Figure 112 deux méthodes semblent être plus performantes au regard du taux de fiabilité: la méthode RFCK-F_{SC1}, et la méthode RLI+. Même si la méthode RFCK-F_{SC1} est plus performante en milieu de journée, la méthode RLI+ est supérieure en termes du taux de fiabilité de 9h00 à 12h00 et de 17h00 à 19h00, et elle présente aussi une meilleure stabilité tout au long de cette période.

A titre d'exemple, et comme il a été fait au niveau d'agrégation des sites industriels, le Tableau 12 présente les valeurs obtenues pour chacune des méthodes du $\hat{t}_{DS,15h}$. La valeur de 15h00 a été choisie arbitrairement car il s'agit de la valeur évaluée de t_n située au milieu de la période étudiée. Ainsi, à cette heure de la journée, pour une prévision à un horizon de temps (θ) de deux heures, la méthode RFCK-F_{SC1} présente les meilleures performances en termes du taux de fiabilité, l'indicateur choisi comme le plus pertinent pour juger la prévision et la confiance de cette prévision pour le cas de l'effacement électrique à court terme.

Méthode	$\hat{t}_{MC,15h}$
RFCK-F_{SC1}	61.11%
RLIH	38.89%
RLCP	33.33%
RLI+	44.44%

Tableau 13. Résultats obtenus pour le $\hat{t}_{DS,15h}$ avec les quatre méthodes de prévision pour l'usage CA3; approche « Data splitting »

Il est possible d'observer dans la Figure 112, que les courbes se superposent les unes aux autres à certaines plages horaires, c'est-à-dire qu'elles atteignent des valeurs identiques pour certaines heures t_n . En effet, en raison de la petite taille du sous-ensemble « test » (18 individus journaliers), le pourcentage de respect de la contrainte se retrouve, pour chacune des méthodes, à une valeur correspondant à une fraction de 18, exprimée en pourcentage. La superposition apparente n'est que la conséquence de cela. De plus, comme il a été discuté tout au long de cette section, les résultats obtenus avec ce petit nombre de simulations sont fortement influencés par le partage de données choisi. Afin de pallier à toutes ces problématiques, l'approche « MCCV » proposée dans la section 4.5.2 est mise en œuvre.

7.2.2. Approche « MCCV »

Tout comme pour le cas du niveau d'agrégation des sites industriels, et afin d'évaluer la performance des méthodes en termes des indicateurs choisis, un taux de fiabilité horaire est présenté pour chacune des quatre méthodes étudiées avec une approche de validation croisée répétée ou « Monte-Carlo Cross-Validation », différenciée par $\hat{t}_{MC,hr}$ ou MCCV. Le nombre N_{MC} de tirages est fixé à 1 000 et il est donc impossible de montrer les nuages de points et les différentes valeurs obtenues pour chaque heure, pour chaque méthode et pour chaque tirage. Cependant, la convergence de la procédure est explicitée pour l'une des méthodes de prévision évaluées.

✓ Méthode RLI+

Afin de déployer l'approche MCCV, la méthode qui semble être la plus performante avec l'approche « Data Splitting » est utilisée : la méthode RLI+. Lorsqu'on répète l'approche « Data Splitting » un grand nombre de fois (1 000 fois en l'occurrence), il est possible d'obtenir un $\hat{t}_{MC,hr}$ qui est plus robuste que le $\hat{t}_{DS,hr}$, très dépendant du partage de données initial (même s'il est fait aléatoirement et qu'il est stratifié).

La Figure 113 présente les différentes valeurs du $\hat{t}_{MC,hr}$ obtenues pour chacune des heures évaluées lorsque l'on lance la procédure de partage de données 1 000 fois (N_{MC}), autrement dit une approche MCCV, avec la méthode RLI+. Chaque valeur est la moyenne des différents $\hat{t}_{DS,hr}$ résultats estimés lors des 1000 différents tirages.

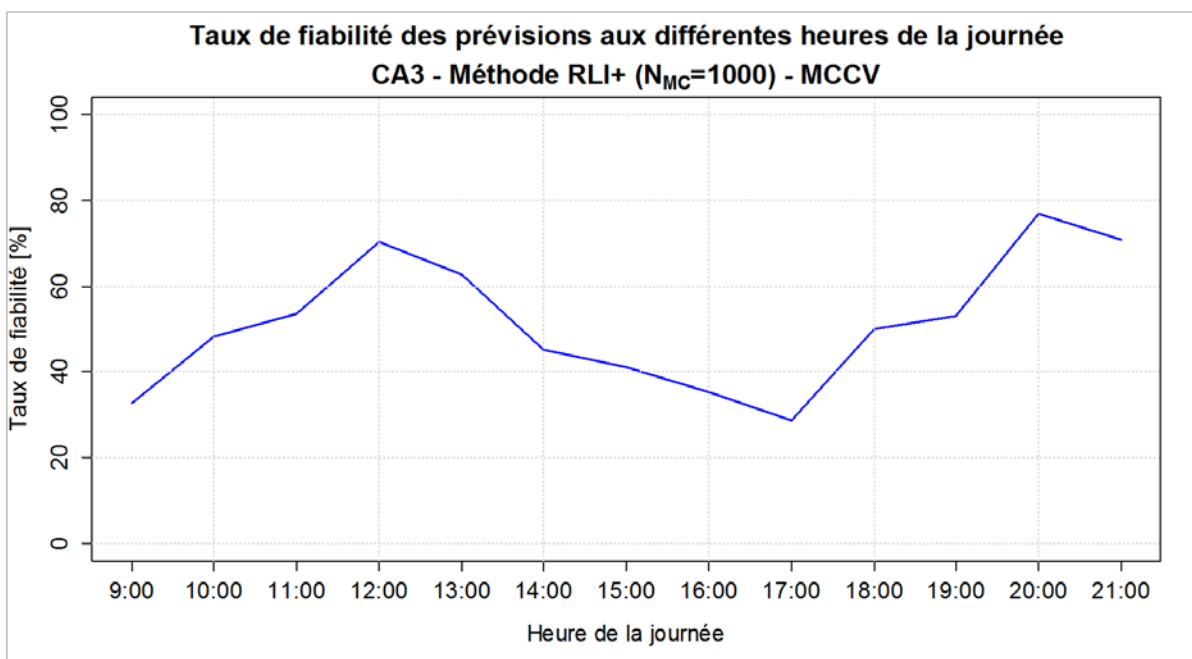


Figure 113. Taux de fiabilité des prévisions obtenu avec la méthode RLI+ avec l'approche « MCCV » pour l'usage CA3

D'après la Figure 113, les valeurs du $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ semblent avoir un comportement plus stable qu'avec l'approche « Data Splitting » : la variation est moins importante tout au long de la période étudiée. Toutefois, il est intéressant d'étudier la variabilité des résultats au fil des différents tirages.

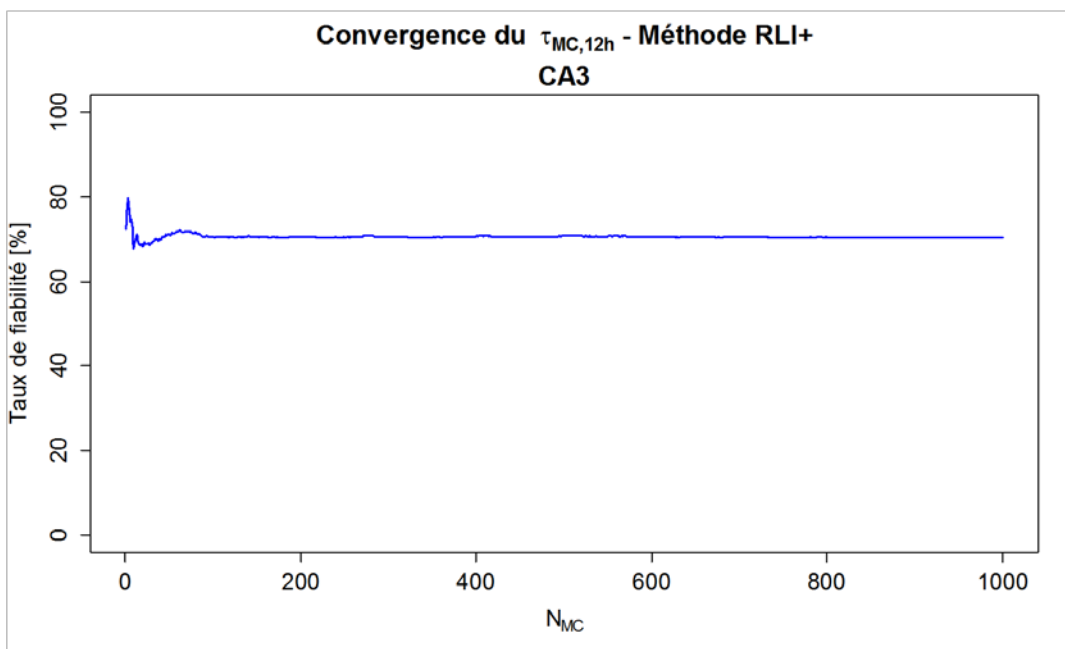


Figure 114. Variation du $\hat{\tau}_{MC}$ à 12h00 par rapport au nombre de tirages (N_{MC}) de l'approche MCCV – Méthode RLI+, Usage CA3

La Figure 114 présente l'évolution de la moyenne des valeurs du $\hat{\tau}_{MC,12h}$ (à 12h00). Cette valeur semble se stabiliser rapidement autour de 70% avec un nombre N_{MC} de tirages autour de 100. Cependant, cette stabilité peut être apparente et liée à l'échelle du graphique.

Pour mieux apprécier la dispersion des valeurs obtenues, le même graphique que celui de la Figure 114 est présenté pour la valeur de l'écart type lorsque l'on incrémente le nombre N_{MC} jusqu'à 1 000. Ces résultats sont présentés dans la Figure 115. L'écart type, qui est un indicateur plus juste pour évaluer la variabilité, semble se stabiliser plutôt autour d'un nombre N_{MC} de 600 tirages (voir Figure 115). Le fait de réaliser 1 000 validations croisées assure une stabilisation des valeurs obtenues pour les différents indicateurs choisis pour les différentes heures de la journée.

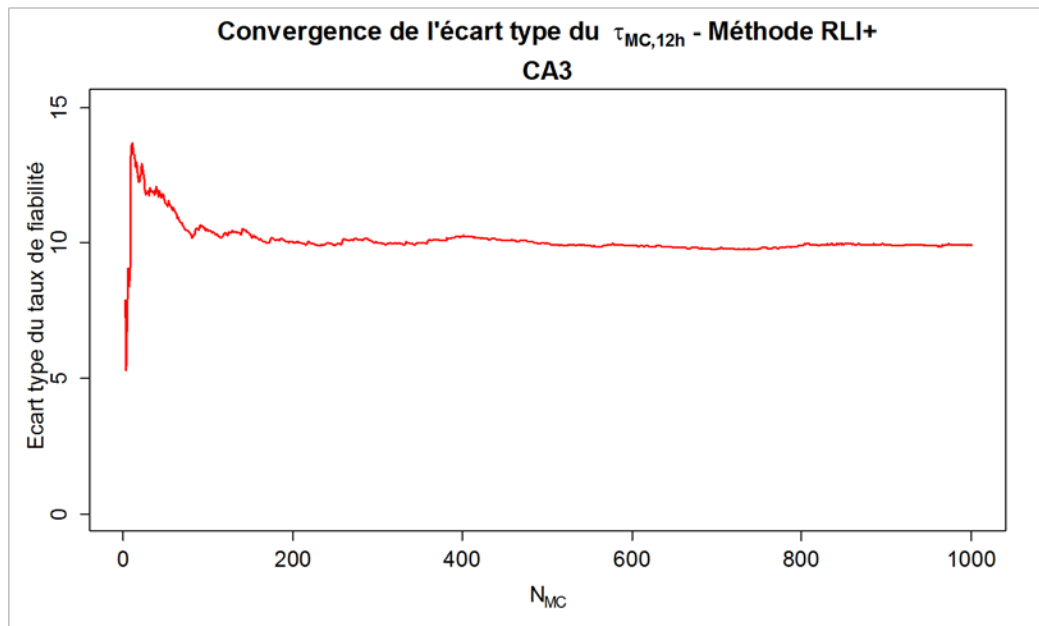


Figure 115. Variation de l'écart type du $\hat{\tau}_{MC,12h}$ par rapport au nombre de tirages (N_{MC}) – Méthode RLI+, Usage CA3

La Figure 116 présente la distribution empirique des différentes valeurs du $\hat{\tau}_{MC,12h}$ obtenues à 12h00 avec l'approche MCCV pour la méthode RLI+.

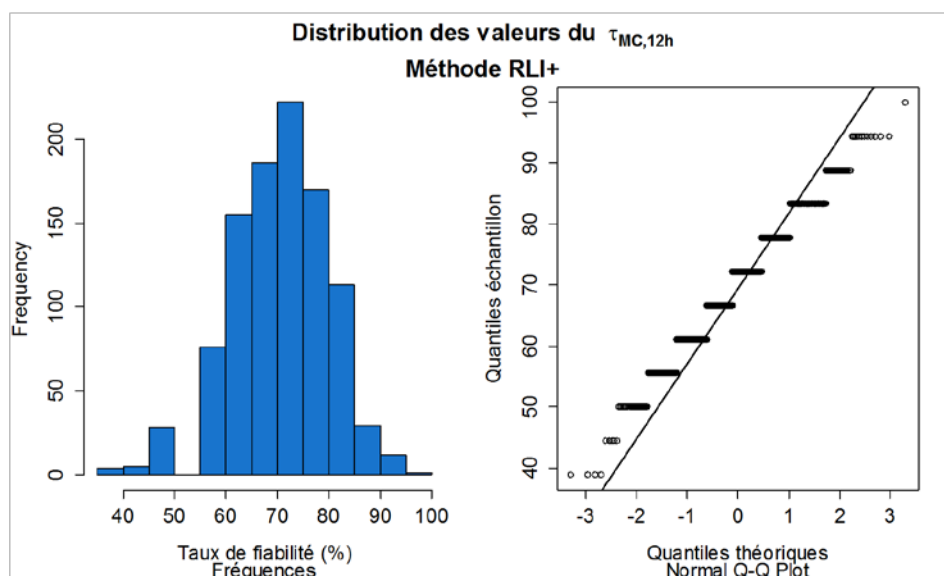


Figure 116. Distribution des valeurs du taux de fiabilité avec $N_{MC}=1000$ pour l'approche « MCCV » - Méthode RLI+, Usage CA3

Notons que les résultats obtenus avec l'approche « Data splitting » ne représentent qu'un seul point sur la Figure 116. La distribution empirique pour les différentes valeurs obtenues pour le taux de fiabilité à 12h00 $\hat{\tau}_{MC,12h}$ avec la méthode de prévision RLI+ est très stratifiée.

Tout comme pour le cas des sites industriels, il est inutile et extrêmement chronophage de faire une analyse fine pour chacune des heures évaluées afin de s'assurer de la convergence des méthodes, mais il est pertinent de le faire à certaines occasions pour étudier le comportement des indicateurs selon l'heure de la journée, et selon la méthode de prévision utilisée. Cela permet de juger de la sensibilité des résultats que l'on peut obtenir avec une certaine méthode pour un certain jeu de données disponible.

Ainsi, et afin de comparer les résultats obtenus, la Figure 117 présente la comparaison des différentes valeurs du taux de fiabilité estimés avec les deux différentes approches : « Data Splitting » et « MCCV » ($\hat{\tau}_{DS,Hr}$ et $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ respectivement).

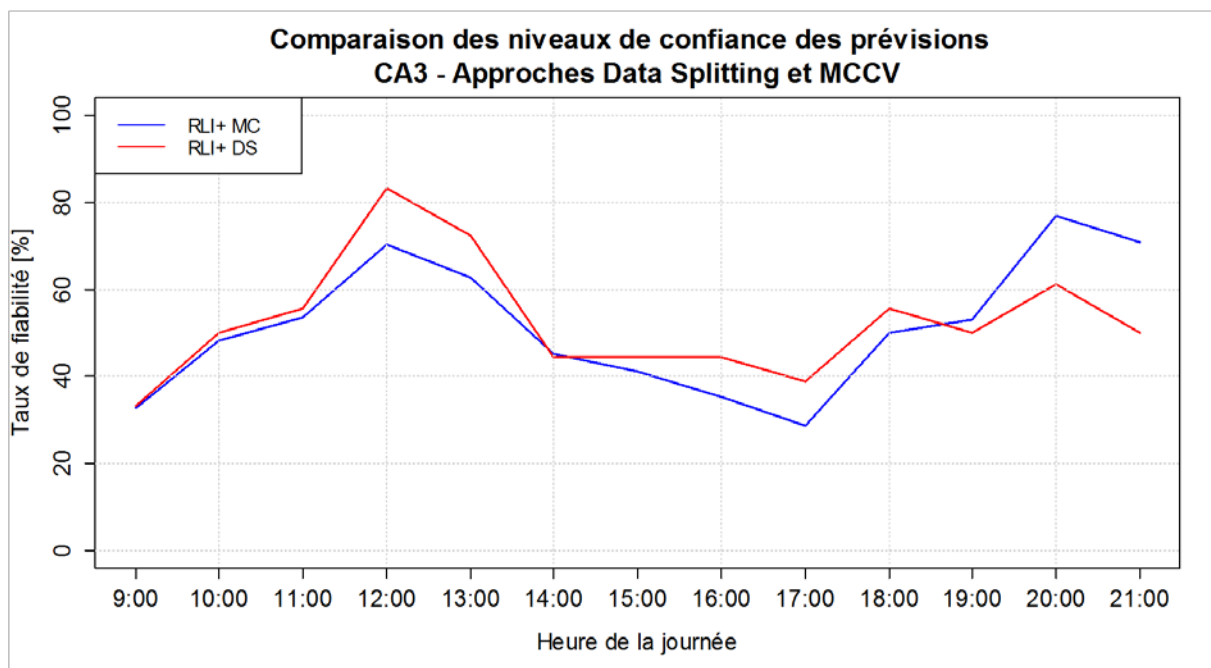


Figure 117. Comparaison des taux de fiabilité obtenus avec la méthode RLI+ pour les approches « Data Splitting » et « MCCV »

La Figure 117 montre qu'un partage de données simple n'est pas assez robuste et que ce partage peut fortement biaiser les résultats obtenus. Ce phénomène peut encore être accentué lorsque le nombre d'individus disponibles pour étude est petit. Ceci peut donner une valeur très différente pour l'indicateur choisi, même en prenant des précautions lors de l'échantillonnage des données.

- ✓ Comparatif des méthodes de prévision avec l'approche « MCCV »

La même procédure a été appliquée pour les trois autres méthodes de prévision retenues ans le cadre de cette thèse. La Figure 118 présente les différentes courbes du $\hat{t}_{MC,Hr}$ obtenues pour les quatre méthodes.

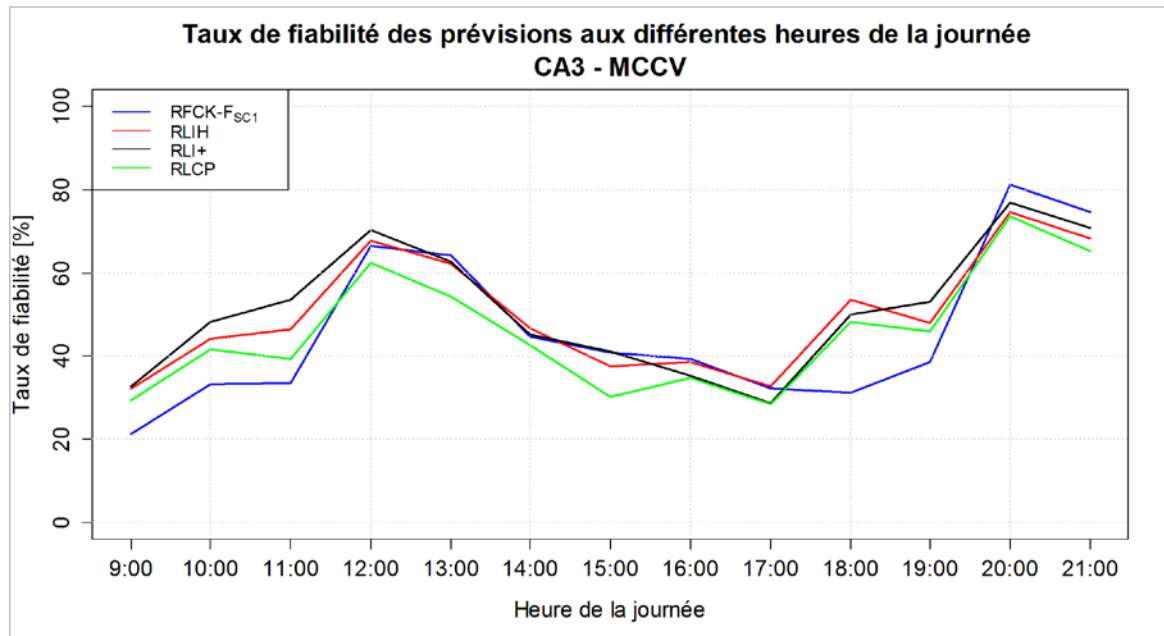


Figure 118. Comparaison des $\hat{t}_{MC,Hr}$ estimés pour les trois différentes méthodes de prévision - Usage CA3

La Figure 118 présente des formes très similaires quelle que soit la méthode employée, aussi différentes soient-elles. La plage où les meilleures performances sont atteintes correspond à une plage horaire identifiée lors de la caractérisation de l'usage comme celle où l'usage est allumé plus de 75% (voir Figure 93, section 7.1.3).

La consommation électrique de l'usage CA3 présente une prévisibilité à court terme jugée acceptable pour certaines plages horaires, notamment entre 11h00 et 13h00. Il s'agit des plages horaires où l'appel à participer à un événement effacement pour cet usage devrait être privilégié. A titre d'exemple, le Tableau 14 montre les valeurs numériques estimées du $\hat{t}_{MC,12h}$ pour une heure spécifique de la journée (12h00) pour laquelle les simulations de prévision ont été lancées avec une approche MCCV. A cette heure spécifique, la méthode la plus performante est la méthode RLI+.

Méthode	$\hat{\tau}_{MC,12h}$
RFCK-F_{SC1}	67%
RLIH	68%
RLCP	62%
RLI+	70%

Tableau 14. Résultats estimés pour le $\hat{\tau}_{MC,12h}$ avec les quatre méthodes de prévision pour l'usage CA3 à 12h00 ; approche « MCCV »

D'après les résultats présentés dans la Figure 118, la performance au regard du taux de fiabilité des deux méthodes de prévision semble dominer les résultats d'autres méthodes : les méthodes RLIH et RLI+. Les deux courbes du $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ pour ces deux méthodes représentent de performances très voisines.

Nota Bene : Comme il a été signalé auparavant, la méthode RegLog n'a pas été déployée pour cette approche et pour cet usage particulier.

Même si les temps de calcul sont réduits en raison de la petite taille de l'échantillon de données disponible, les méthodes RLIH et RLI+ basées sur la régression LASSO sont chronophages. En effet, la résolution des algorithmes est numérique et elle implique une optimisation du paramètre de réglage λ_{lasso} par validation croisée. Etant donné qu'il n'y a pas de réduction de variables pour ces méthodes (contrairement à la méthode RLCP), il est difficile de départager ces deux méthodes par rapport au temps de calcul.

Tout comme pour le cas des sites industriels, la sélection d'une méthode plutôt qu'une autre s'appuiera sur la taille de l'intervalle de confiance à 95% de l'indicateur choisi, construit avec une approche Bootstrap.

7.2.3. Approche « Bootstrap »

Les intervalles de confiance (IC) Bootstrap à 95% pour les différents résultats du $\hat{\tau}_{MC,Hr}$ sont déterminés uniquement pour les méthodes RFCK-F_{SC1} et K3JS-F_{SC1},

En observant la Figure 116, la stratification des résultats et la non « normalité » de la distribution de ceux-ci conduisent à déterminer les intervalles de confiance avec la méthode quantile, décrite dans la section 4.5.3. Le nombre **B** de tirages à été fixé à 1 000, afin de s'assurer de la convergence des valeurs. La méthode de prévision choisie est celle ayant le plus faible intervalle de confiance, c'est-à-dire une variance dans les résultats plus petite et donc, une probabilité moindre de sortir des limites, tant inférieure que supérieure.

Les intervalles de confiance pour les différentes valeurs du $\hat{t}_{MC,12h}$ pour les deux méthodes sont présentés à la Figure 119.

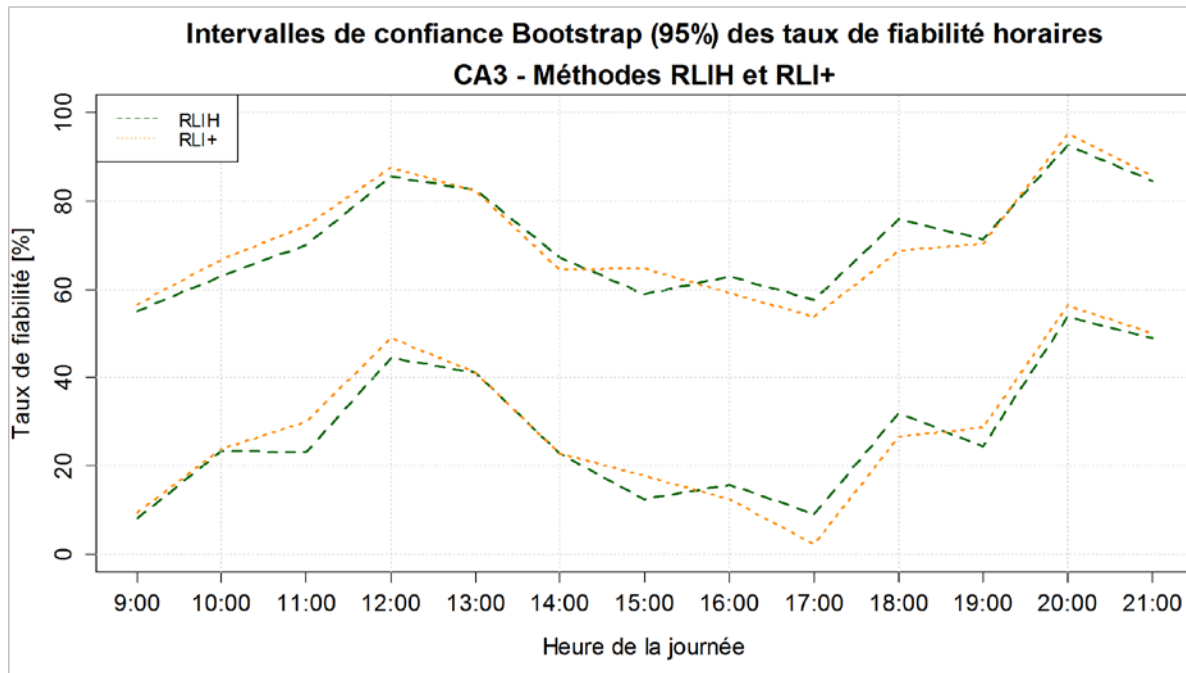


Figure 119. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes RLIH et RLI+ - Usage CA3

La taille des intervalles obtenus est bien plus importante que ceux obtenus au niveau des sites industriels. Ceci est principalement dû à la faible disponibilité des consommations historiques et à la variabilité des données. Dans ce cas particulier, la grande taille des intervalles est seulement due à la faible taille de l'historique (voir la Figure 116).

Il est très difficile de départager les méthodes en observant la taille des intervalles de confiance. Afin de remédier à cela, une taille moyenne de l'intervalle est calculée pour les deux méthodes, en prenant en compte les 13 différentes valeurs de t_n étudiées. Ainsi, cette taille moyenne de l'intervalle de confiance du taux de fiabilité pour les méthodes RLIH et RLI+ est présentée dans le Tableau 15.

Méthode	Taille moyenne de l'intervalle du $\hat{t}_{MC,Hr}$
RLIH	43,7%
RLI+	43,1%

Tableau 15. Valeur moyenne de la taille de l'intervalle de confiance des $\hat{t}_{MC,Hr}$ obtenues avec les méthodes RLIH et RLI+

En conclusion, pour le cas de l'usage CA3, les méthodes RLI+ et RLIH peuvent être utilisées indistinctement pour prévoir la consommation électrique à court terme, car les différentes $\hat{t}_{MC,Hr}$ et la distribution de ces valeurs, donc leur intervalle de confiance, sont voisins. Les plages horaires les plus

fiables afin de récupérer une énergie prédite avec l'une de ces deux méthodes se situe entre 11h00 et 13h00, ainsi qu'en fin de journée. Les valeurs du taux de fiabilité estimées pour l'usage CA3 oscillent entre 40% et 60%, ce qui peut paraître faible s'agissant d'un usage qui est en état de marche la plupart du temps. Cependant, il est très difficile d'établir à quel moment les changements d'état se produisent dans la journée. De plus, lorsque l'usage est à l'arrêt (consommation nulle), même si la méthode prévoit correctement la consommation et que l'usage est donc considéré comme non effaçable, la valeur du τ_f diminue car dans ces circonstances les conditions imposées ne sont pas respectées. Le τ_f identifie donc correctement ces périodes et met en garde par rapport à une probabilité de défaillance, accomplissant son objectif comme indicateur de la confiance de la prévision et de la participation de la ressource pour un éventuel événement effacement. L'intérêt de ce dernier point est discuté dans la section concernant les conclusions.

Nota Bene : Pour le cas des usages industriels, il n'est pas nécessaire de calculer le taux de fiabilité au pas demi-horaire comme cela est fait pour le cas d'études au niveau site, car le contrôle des défaillances est validé à partir de la courbe de charge agrégée des sites industriels ou du portefeuille de sites (« pool ») proposés lors d'un événement effacement.

7.3. Résultats finaux par usage

Cette section présente les résultats obtenus avec la méthodologie proposée pour les quatre usages industriels présentés auparavant, se focalisant sur les résultats finaux et sans rentrer dans le détail de la mise en œuvre de chacune des méthodes proposées. Cependant, pour certains usages, quelques détails complémentaires sont présentés dans l'Annexe 3. Les résultats n'étant pas assez robustes avec une approche « Data Splitting », les résultats pour les usages suivants sont présentés avec l'approche « MCCV ».

7.3.1. Résultats TU2

La Figure 120 présente les différentes courbes du $\hat{\tau}_{MC}$ estimées pour l'usage identifié par TU2 par les différentes méthodes mises en œuvre (RFCK, RLIH, RLI+ et RLCP) avec une approche « MCCV ». Quelques analyses complémentaires sont disponibles dans l'Annexe 3.

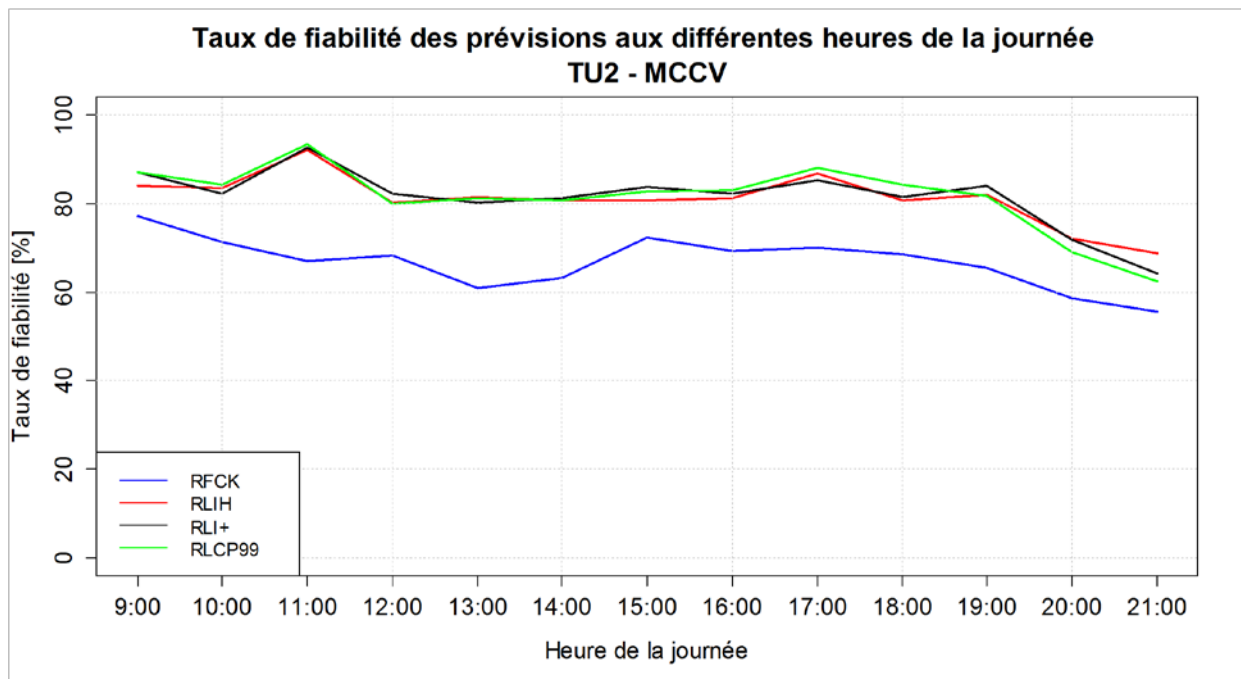


Figure 120. Comparaison des $\hat{\tau}_{MC}$ estimés pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage TU2

Les meilleurs résultats obtenus avec la méthode RFCK ont été atteints sans l'utilisation d'un facteur d'ajustement, en raison de la grande variabilité des données. Toutefois, la méthode RFCK ne parvient pas à égaler les performances des trois autres méthodes basées sur la régression LASSO. Parmi ces trois méthodes, il est difficile d'apprécier une différence de la performance avec l'échelle sur la Figure 120. Un « zoom » est fait et présenté à la Figure 121.

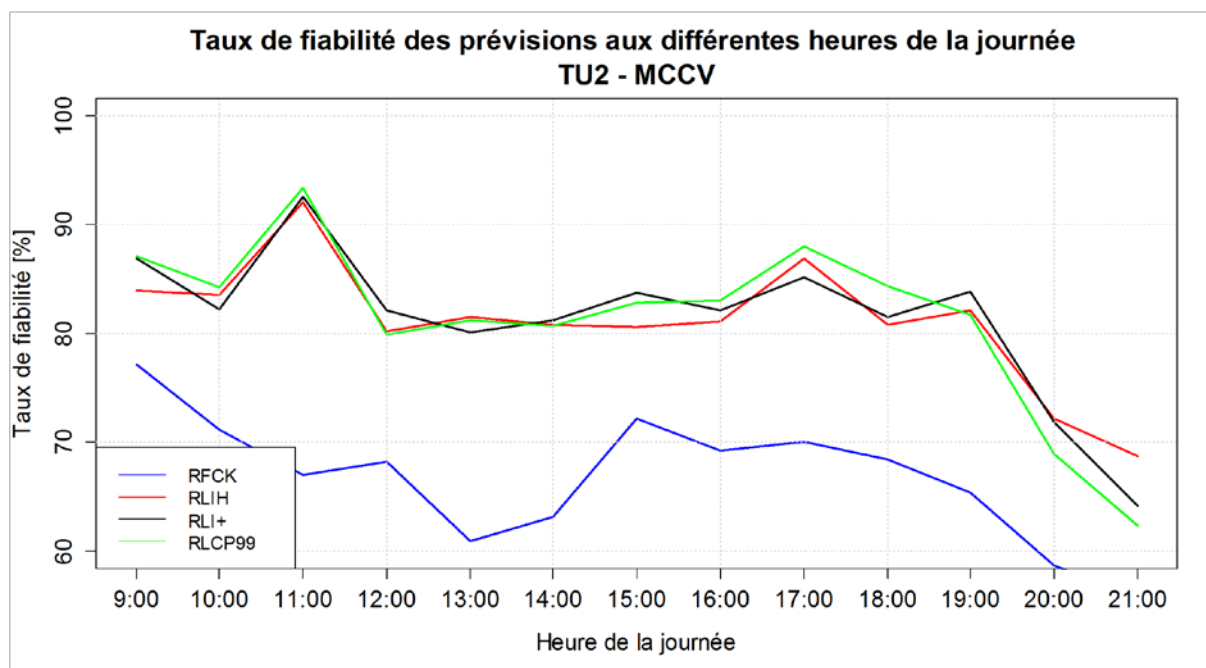


Figure 121. Comparaison des \hat{t}_{MC} estimés pour les différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » (Zoom) – Usage TU2

Sur cette Figure 121, les trois méthodes RLIH, RLI+ et RLCP affichent des performances similaires. La dernière méthode présente des performances légèrement supérieures à certaines plages horaires de la période étudiée. De plus, la méthode RLCP et celle qui offre les temps de calcul les plus faibles car elle est basée sur une réduction et une sélection de variables. Notons que comme dans le cas du site industriel TRIT qui présentait une forte variabilité des données, c'est la méthode qui utilise une réduction du nombre de variables à travers un Analyse en Composantes Principales (ACP) qui affiche les meilleures performances. Ainsi, ce type de méthode offre les meilleures possibilités de prévoir le comportement à court terme lorsque les données présentent une forte variabilité.

Conclusion sur l'usage TU2

L'usage TU2 est un usage qui peut être jugé très prévisible en termes du \hat{t}_{MC} , car les performances affichées tout au long de la période étudiée avec la méthode RLCP se retrouvent en dessus de 80%. Ainsi, lors d'un éventuel événement effacement, et en intégrant des facteurs qui permettent d'établir l'énergie récupérable, cet usage est jugé fiable. Cette prévisibilité est potentiellement justifiée par une « répétabilité » des deux modes de consommation identifiés dans la section 7.1.5. Si la méthode RFCK n'est pas capable d'être performante au regard du \hat{t}_{MC} , c'est en raison de la variabilité de la consommation électrique pour cet usage particulier.

En conclusion, à énergies récupérables similaires, l'usage TU2 sera placé dans les premières places du « merit order » des différents usages disponibles.

7.3.2. Résultats TB3

La Figure 122 présente les résultats obtenus pour le calcul du \hat{t}_{MC} pour les cinq méthodes de prévision proposées pour l'usage TB3. En effet, s'agissant d'un usage « tout ou rien », la méthode RegLog proposée dans la section 5.2.4. Pour réduire les temps de calcul, l'analyse n'a été réalisée que sur les heures où l'usage était en fonctionnement afin de réduire le nombre de modalités relatives à la variable « heure de la journée ». Quelques remarques complémentaires sur le comportement de l'usage sont faites à l'Annexe 3.

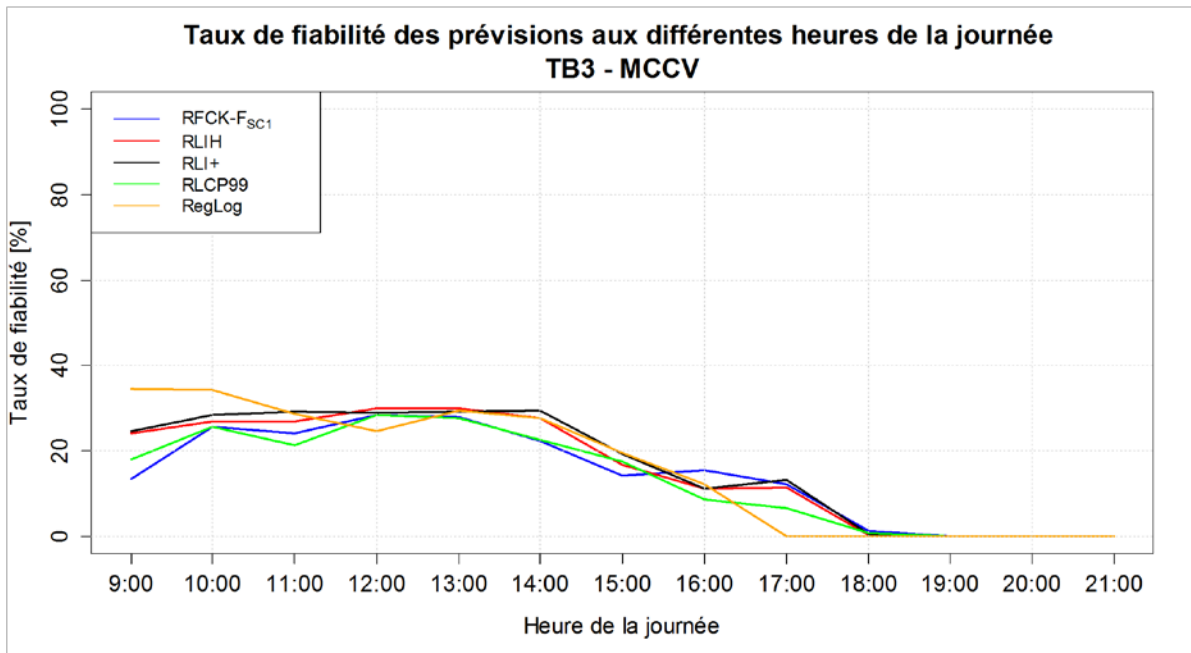


Figure 122. Comparaison des \hat{t}_{MC} estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage TB3

D'après la Figure 122, toutes les méthodes affichent des performances peu satisfaisantes au regard du taux de fiabilité. Ainsi, l'usage TB3 est non seulement un usage très imprévisible, mais surtout il présente une forte variabilité des données : même si la puissance nominale de l'usage se situe autour de 100 kW, elle varie entre 60 kW et 140 kW. Les limites de $\pm 20\%$ de l'énergie prédite sont vite atteintes et donc les limites imposées ne sont plus satisfaites. Il est très « risqué » d'appeler cet usage lors d'un événement effacement, l'agrégateur risquant de rémunérer le participant alors que l'usage se serait de toute façon arrêté même s'il n'y avait pas eu d'effacement.

Toutes les méthodes affichent des performances proches de 30% quand l'usage est en marche. Avec des valeurs si basses, la méthode à choisir est celle qui prend le moins de temps de calcul, soit la méthode RFCK-F_{sc1}. Notons aussi que les méthodes RLIH et RLI+ affichent de performances similaires entre elles tout au long de la période.

Les valeurs du taux de fiabilité \hat{t}_{MC} à zéro en fin de journée correspondent à une plage où l'usage est éteint (voir section 7.1.1). Ceci est expliqué par une énergie prédite à zéro, donc la limite de 20%

de la valeur absolue de la différence énergétique brute (**GED**) est toujours « supérieure » à l'énergie prédite. Cependant cela n'a pas d'impact, car l'usage étant à l'arrêt, il n'est pas effaçable. En conclusion, un \hat{t}_{MC} à zéro est aussi un indicateur utile, car il reflète les périodes de non fonctionnement et donc, rend l'usage peu fiable en terme du \hat{t}_{MC} .

Nota Bene : Pour toutes les raisons décrites plus haut (méthode chronophage, difficulté de mise en œuvre, applicabilité qu'aux usages « tout ou rien »), la méthode RegLog n'a pas été retenue, et ne sera pas prise en compte dans les conclusions. Une discussion sur ce point est faite dans la section 8.4, relatif aux perspectives.

Conclusion sur l'usage TB3

L'usage TB3 n'est pas un usage intéressant pour de l'effacement électrique. A énergie équivalente, un usage avec des performances en termes du \hat{t}_{MC} plus grandes devrait être choisi en premier car le comportement prévu de sa consommation sera jugé plus fiable. L'usage TB3 sera placé en bas d'un éventuel « merit order » et ne sera appelé qu'en situation de besoin extrême de la ressource (voir Figure 28, page 68).

7.3.3. Résultats CA4

La Figure 123 présente les différentes courbes du \hat{t}_{MC} obtenues pour les différentes méthodes mises en œuvre (RFCK, RLIH, RLI+ et RLCP) avec une approche « MCCV ». Quelques analyses complémentaires sont disponibles à l'Annexe 3.

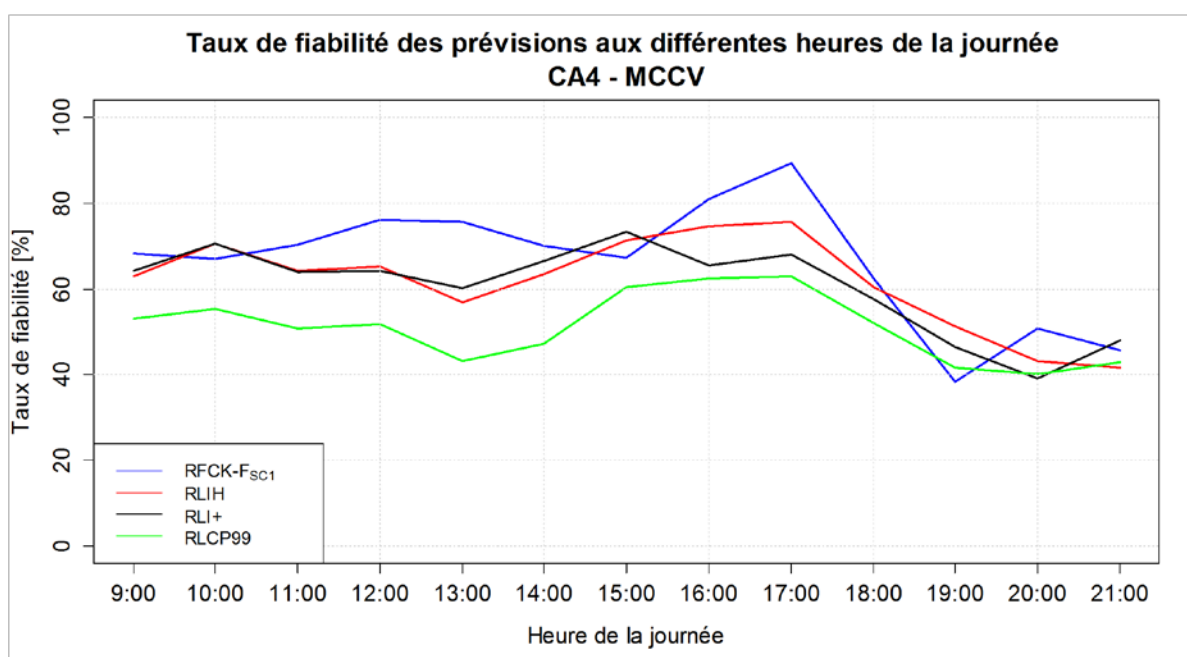


Figure 123. Comparaison des \hat{t}_{MC} estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage CA4

A la vue de la Figure 123, la méthode RLCP ne présente pas une bonne performance en relation avec le taux de fiabilité \hat{t}_{MC} quand elle est comparée aux autres méthodes pour la prévision à court terme de la consommation électrique de l'usage CA4. La méthode RFCK- F_{SC} a été mise en œuvre avec un facteur d'ajustement multiplicatif prenant en compte un seul point précédent les différentes valeurs t_n . Comme elle prévoit des formes continues et que le facteur d'ajustement permet de modifier le niveau s'il n'est pas « correct », la prévision se trouve améliorée. De plus, l'usage CA4 présente peu de variance dans sa consommation électrique par rapport à sa puissance nominale qui est de 3 000 kW. Ainsi, c'est celle qui fournit les meilleures performances quasiment sur toute la période étudiée.

Pour des questions de temps de calcul et simplicité, même si des typologies de consommation peuvent être difficiles à distinguer (voir annexe III), RFCK- F_{SC1} est jugée la meilleure de toutes.

Conclusion sur l'usage CA4

L'usage CA4 peut être qualifié comme très prévisible au regard du taux de fiabilité, de par ses longues périodes de fonctionnement. En effet, une fois que l'usage est activé et possédant deux états de fonctionnement (« marche » et « arrêt »), en plus d'une forte consommation électrique, l'énergie prédite offre des fortes chances de respecter la limite imposée de $\pm 20\%$ de défaillance. En raison de sa prévisibilité mais aussi en raison de la forme de sa consommation, il s'agit d'un usage qui est très intéressant. Il présente des taux de fiabilité de prévision de l'ordre de 70-80% pour la période étudiée, avec la méthode RFCK- F_{SC1} .

7.3.4. Résultats CA2

La Figure 124 présente les courbes du taux de fiabilité \hat{t}_{MC} obtenues pour les différentes méthodes mises en œuvre (RFCK, RLIH, RLI+ et RLCP) avec une approche « MCCV » pour l'usage identifié par CA2. Des analyses complémentaires sur les formes de consommations identifiées pour l'usage sont disponibles à l'Annexe 3.

Même si l'usage CA2 présente une saisonnalité journalière qui a été discutée dans la section 7.1.2, il s'agit d'un usage fortement imprévisible. Les résultats obtenus sont très similaires à ceux obtenus pour l'usage TB3, qui présentait lui aussi des consommations journalières mais avec un comportement très différent. Les meilleurs résultats sont obtenus avec les méthodes basées sur la régression LASSO. La variabilité des données pour l'usage CA2 est plus forte que pour l'usage TB3, et il ne s'agit pas d'un usage tout ou rien. On constate, comme pour les autres usages, que le taux de fiabilité diminue lorsque l'usage est à l'arrêt.

L'approche Bootstrap est déployée pour situer les performances respectives de RLIH et RLI+, qui ont par ailleurs de temps de calcul similaires. Ainsi, la Figure 125 présente les intervalles de confiance Bootstrap à 95% estimés avec la méthode quantile pour les différentes valeurs du \hat{t}_{MC} pour les méthodes RLIH et RLI+.

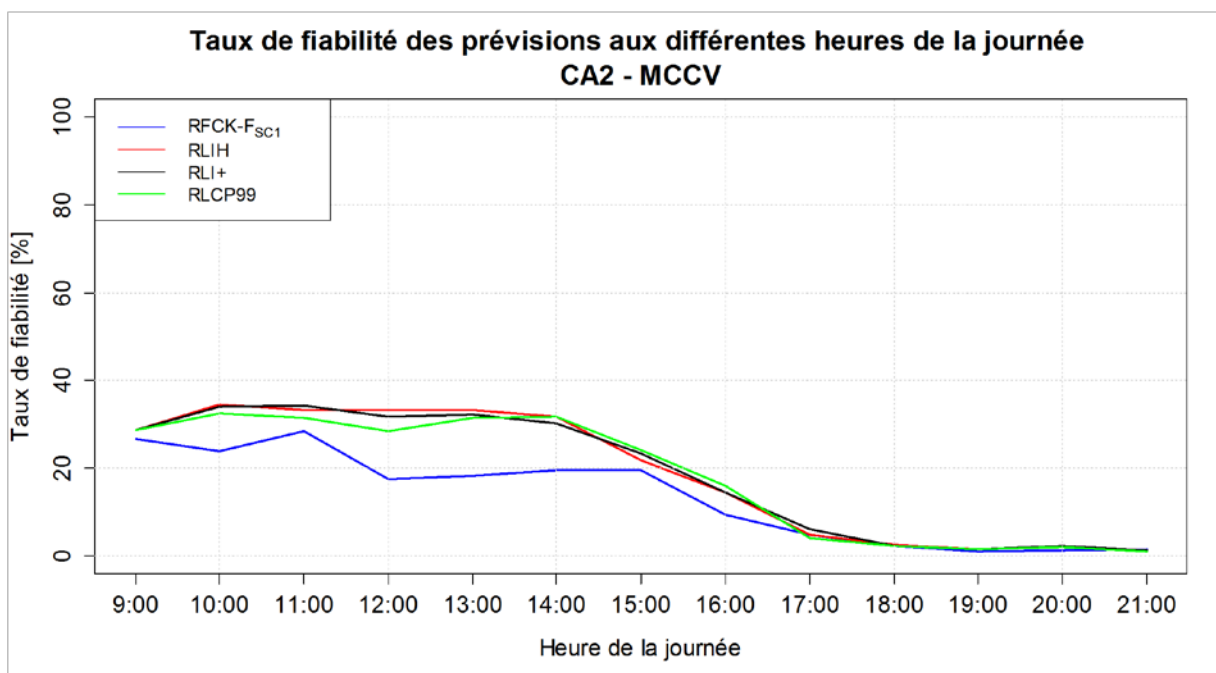


Figure 124. Comparaison des \hat{t}_{MC} estimés pour les trois différentes méthodes de prévision avec l'approche « MCCV » - Usage CA2

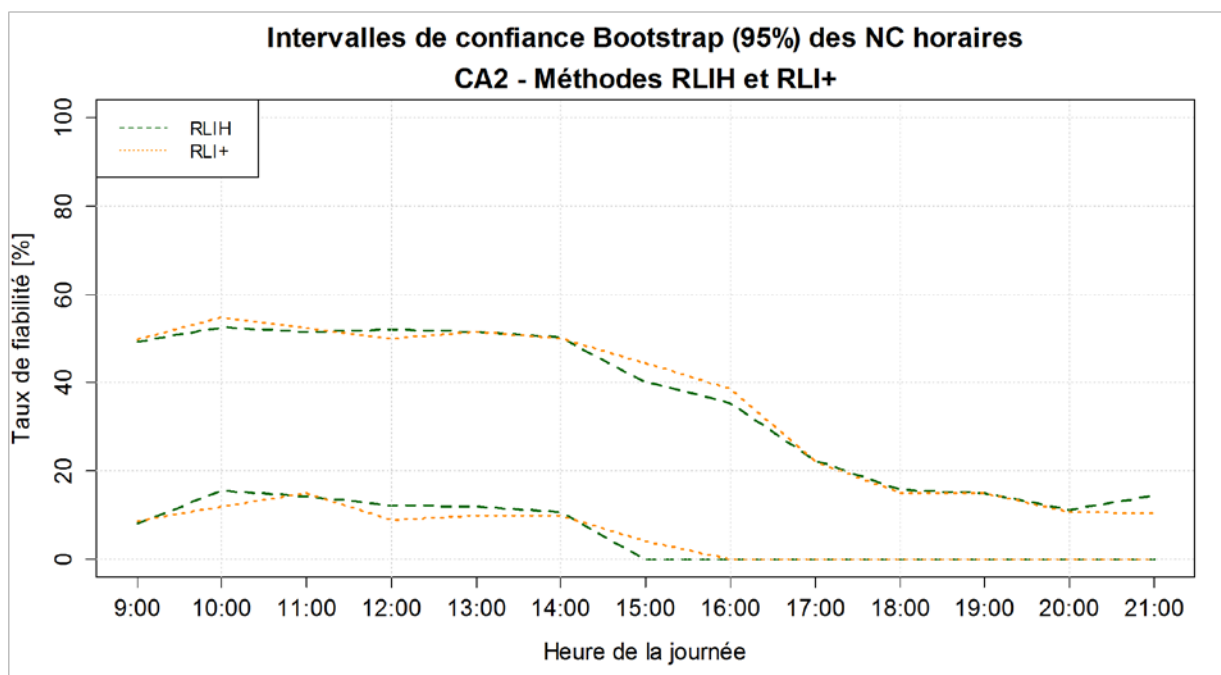


Figure 125. Comparaison des intervalles de confiance Bootstrap à 95% pour les Méthodes RLIH et RLI+ – Usage CA2

Lorsque l'on est proche de zéro (20% ou moins), les intervalles de confiance peuvent être problématiques. Il ne faut pas oublier que la méthode Bootstrap est utilisée ici pour départager deux méthodes à performances similaires au regard du \hat{t}_{MC} . Dans ce cas précis, aucune des deux méthodes ne semble s'éloigner de l'autre, et la recommandation serait d'utiliser n'importe laquelle des deux, car les performances, les temps de calcul, et l'intervalle de confiance de l'indicateur sont similaires.

Conclusion sur l'usage CA2

L'usage CA2, tout comme l'usage TB3, présente des performances qui peuvent être non satisfaisantes en termes de prévisibilité de la consommation électrique à court terme tout au long de la période étudiée. Le risque de défaillance encouru lors d'une éventuelle participation à un événement effacement de cet usage est très fort. Il ne devrait être considéré qu'en cas de besoin extrême.

BILAN : SYNOPTIQUE DE L'APPLICATION DES METHODES DE PREVISION

Cette section a permis d'établir les résultats obtenus par différentes méthodes de prévision déployées sur deux échelles de consommation électrique. Afin de faciliter leur interprétation en termes d'applicabilité des méthodes et de leurs capacités à prévoir le comportement à court terme de la consommation électrique, les Tableau 16 et le Tableau 17 donnent les principaux éléments de comparaison et avantages retenus pour chaque méthode et pour les différents types de consommation.

Dans ces tableaux sont listés pour chaque méthode plusieurs critères dont : les outils sur lesquels la méthode s'appuie, les différentes variantes étudiées, les avantages et les inconvénients identifiés lors des analyses, les meilleurs résultats obtenus (les jeux de données pour lesquels la méthode a été identifiée comme l'une des meilleures), et finalement un « type » de données pour lequel la méthode de prévision est la plus efficace en termes du taux de fiabilité. Ceci permet de définir la « prescription » en termes de l'applicabilité de la méthode à un type de comportement du signal de consommation.

Les méthodes RLI+ et les méthodes RLIH ont affiché des performances similaires pour tous les jeux de données étudiés. Elles peuvent a priori être utilisées indistinctement dans ce contexte. Il est aussi intéressant de signaler, que pour tous les usages et sites industriels, les courbes du taux de fiabilité obtenues avec l'approche « MCCV » permettent de juger de la prévisibilité de chacun à court terme pour les différentes méthodes de prévision. Ces courbes semblent refléter un peu l'allure de la courbe de charge correspondante, ce qui est intuitif car les périodes de changement dans la consommation sont celles qui sont les plus difficilement prévisibles et elles correspondent à des périodes où les différents taux de fiabilité sont les plus mauvais.

La méthode RFCK n'est pas commentée pour le niveau des usages industriels, car cela a déjà été réalisé pour le cas des usages industriels. C'est la seule méthode appliquée aux deux niveaux d'agrégation.

✓ Niveau d'agrégation site industriel

Méthode	Outils	Variantes	Avantages	Inconvénients	Prescription
K3JS	Moyenne arithmétique	SC1, SC0 selon l'existence ou non d'un facteur d'ajustement multiplicatif avec un ou zéro pas de temps précédents à la prévision considérés	+ Méthode simple à mettre en œuvre + Facilement compréhensible et intuitive + Rapidité des prévisions (méthode « statique ») en raison de temps de calcul réduits	- Ne parvient pas à retrouver un niveau de consommation sans facteur d'ajustement - Basée sur le principe que les journées similaires se comportent toujours de la même manière - Besoin d'un historique conséquent, supérieur à 3 semaines complètes de la consommation pour fournir une prévision, et plus grand pour construire un τ_f	Des comportements répétitifs, plus couramment retrouvés dans le secteur tertiaire ou grand tertiaire (Site ERTM) Des saisonnalités journalières claires, voire hebdomadaires Une variabilité faible dans les données Une répétabilité apparente dans les modes de consommation
RCP	ACP RLM	Choix de la variance expliquée : à 90% et à 95%	+ Méthode rapide car basée sur la réduction du nombre de variables à étudier + Peut apporter d'autres éléments d'analyse du comportement de la consommation, avec l'ACP	- Principe moins intuitif - Peut entraîner des pertes d'information importantes - La RLM n'est pas assez performante comme méthode de régression dans la plupart des cas	Des jeux de données avec une très grande variabilité dans les données (site TRIT) Des consommations journalières identifiables

RFCK	SOM Distance euclidienne	SC1, SC0 (selon l'existence ou non d'un facteur d'ajustement multiplicatif) 12 classes	<p>+ Méthode rapide, fournissant des résultats compréhensibles</p> <p>+ De très bonnes performances dans la plupart des cas</p> <p>+ Apporte des éléments d'analyse complémentaires et pertinents concernant les différentes classes de consommation journalière pour les jeux de données analysés.</p> <p>+ Des temps de calcul réduits</p>	<p>- Méthode SOM difficile à expliquer</p> <p>- Quand des modes de consommation journalière sont difficilement identifiables, peut fournir des prévisions à des puissances erronées (besoin du facteur d'ajustement)</p> <p>- Problèmes de performance lorsque les données présentent une forte variabilité</p> <p>- Dans certains cas, le nombre de classes peut être insuffisant (besoin de sous-classes)</p>	<p>Applicable à des jeux de données variés, ayant des modes de consommation journalière plus ou moins identifiables (Sites CRCY, ERTM, et TRGX, usages TB3 et CA4)</p> <p>Des jeux de données avec peu de variabilité</p>
-------------	-----------------------------	--	--	---	---

Tableau 16. Restitution résumée des résultats obtenus avec les différentes méthodes prévision au niveau SITE

✓ Niveau d'agrégation usage industriel

Méthode	Outils	Variantes	Avantages	Inconvénients	Prescription
RLIH	Régression LASSO	N/A	<p>+ Dans la plupart des cas, la méthode fournie de très bonne prévisions et est parmi les plus performantes</p> <p>+ Elle est basée sur des consommations historiques sans aucune transformation particulière (classification, ACP, etc.)</p>	<p>- Sélection des variables est difficile à expliquer</p> <p>- Lorsque le nombre d'individus (journées historiques) augmente, elle peut devenir rapidement chronophage</p> <p>- Problématique lorsqu'il faut prévoir des valeurs de zéro tout au long de la journée, car le paramètre λ_{lasso} tend vers l'infini</p>	<p>Toutes typologies de données, grâce au principe d'utilisation de tous les individus historiques</p> <p>Les meilleures performances ont été atteintes avec les usages CA2 et CA3, même si les performances atteintes pour les usages CA3 et TB3 avec cette méthode n'étaient pas significativement moindres qu'avec la méthode RFCK</p>
RLI+	Régression LASSO Avec contrainte de positivité	N/A	<p>+ Un sens physique plus intuitif, plus simple à comprendre que la méthode RLIH</p> <p>+ Elle affiche des performances très similaires à la méthode RLIH dans tous les cas étudiés</p>	<p>- Idem que pour la méthode RLIH</p>	<p>Idem que pour la méthode RLIH</p>

RLCP	Régression LASSO	Avec un choix de 99% de la variance expliquée par la réduction	<p>+ Des performances très hautes lorsque la variabilité des données est forte</p> <p>+ Les temps de calcul sont réduits grâce à la réduction du nombre de variables réalisée par l'ACP, quand elle est comparée aux méthodes RL1H et RL1+</p>	<p>- Des performances plus basses dans la plupart des cas</p> <p>- Difficile à expliquer car elle travaille avec des variables transformées, en plus de la sélection faite par la régression LASSO</p>	Des jeux de données dont la variabilité est très importante par rapport aux modes de consommation. Elle affiche alors de meilleures performances que les autres trois méthodes (Usage TU2)
-------------	------------------	--	--	--	--

Tableau 17. Restitution résumée des résultats obtenus avec les différentes méthodes prévision au niveau USGE

SECTION IV – CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

CHAPITRE 8. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les résultats obtenus au cours de ces trois années de recherche ont permis d'apporter des éléments de réponse au thème central de cette thèse, à savoir *Comment mieux intégrer les consommations industrielles en tant que ressources effaçables pour l'équilibre de l'offre-demande ?* Cette réponse a été élaborée en tenant compte du contexte spécifique des effacements de consommation électrique à court terme qui nécessitent des temps de réponse de l'ordre de quelques minutes. La nécessité d'une activation rapide (le temps autorisé entre l'ordre d'effacement et la réduction effective de la consommation électrique contractualisée est au maximum 13 minutes) oblige à la mise en place de méthodes de prévision adaptées à cette problématique et à la détermination d'un taux de fiabilité associé à cette prévision. Cette confiance prend en compte, non seulement les contraintes des usages (ateliers, équipements) et sites industriels, mais aussi les règles et contraintes imposées par le gestionnaire d'équilibre du programme d'effacement, afin de minimiser les situations de défaillance par rapport à l'ordre d'effacement demandé. L'approche proposée ici, a pour objectif d'apporter une réponse à ces problématiques avec le moins de risque possible, en estimant un taux de fiabilité dans les prévisions qui prenne en compte la sécurité du réseau électrique (voir Figure 28, page 68), et en respectant les principes de précision, d'intégrité et de simplicité.

Disposant de peu de paramètres expliquant le comportement des sites ou des usages, la façon la plus robuste et fiable de prévoir leur comportement est d'exploiter, par apprentissage, l'historique des consommations. Pour établir la fiabilité que l'on peut espérer dans un bloc d'effacement (énergie récupérable par rapport à une consommation qui peut ne pas être « rectangulaire »), la démarche à mettre en place comprend trois phases : le calcul d'une prévision de consommation, puis celui d'une énergie effaçable (« curtailment »), et enfin, la vérification du respect des contraintes opérationnelles.

Pour une meilleure optimisation des ressources effaçables, les paramètres à prendre en compte vont au-delà d'un simple coefficient de disponibilité, tel un « pourcentage de réponses positives de la part du participant » ou du « temps déclaré disponible ». Cette question de la disponibilité des ressources effaçables (et donc de l'énergie qu'elles représentent) doit être abordée de façon prudente. En effet, ce n'est pas parce qu'un point de consommation (site ou usage) est en fonctionnement, qu'il est disponible, et que le comportement de sa consommation n'influence pas l'énergie qui est effectivement récupérable. Il est nécessaire de disposer d'une chaîne d'indicateurs dont notamment la disponibilité instantanée. En effet, cela peut paraître trivial, mais seuls les usages en fonctionnement peuvent être effacés, de même, qu'il ne faut pas tenir compte des usages dont on sait qu'ils réduiront leur consommation. Plusieurs facteurs sont à prendre en considération.

8.1. Les méthodes de prévision étudiées

Toutes les méthodes de prévision étudiées dans le cadre de cette thèse se basent sur l'apprentissage sur un échantillon de l'historique disponible. Parmi les nombreuses méthodes qui existent, des choix ont été réalisés en nombre et type de méthodes, mais aussi en termes de test de paramétrages

possibles. Un certain nombre d'hypothèses fortes ont dû être prises, telles que l'indépendance des journées et les heures de la journée choisies pour étude. Toutes les méthodes présentées ici ont été comparées les unes aux autres sur différents cas d'études (cf. section III).

Il n'existe pas de méthode universelle. La performance des différentes méthodes proposées dépend fortement de la nature du jeu de données utilisé, tant au niveau des sites qu'au niveau des usages. Ainsi, par exemple, des jeux de données à « forte variabilité » sont plus prévisibles avec des méthodes proposant des réductions de variables à l'aide d'un ACP (Analyse par Composantes Principales). Dans le cas où les consommations ou les modes de consommation sont facilement prévisibles, une méthode basée sur la reconnaissance de formes affiche des performances plutôt satisfaisantes. Les méthodes RLIH (Régression Lasso sur Individus Journaliers Historiques) et RLI+ (Régression Lasso sur Individus Journaliers avec contrainte de positivité) affichent des performances similaires pour tous les usages.

Certaines méthodes ont été étudiées, puis écartées car elles se sont avérées non performantes pour ce cas d'application : soit les temps de calcul se sont révélés incompatibles avec nos contraintes, soit les paramétrages à réaliser étaient trop compliqués. C'est le cas notamment des séries chronologiques et de la méthode RegLog.

Des approches de nature plus « bottom-up » comprenant une modélisation plus détaillée de chacun des usages peuvent être envisagées, si ces derniers présentent un comportement particulier intéressant, ou s'ils sont très représentés.

8.2. L'indicateur choisi : τ_f

L'indicateur choisi, le taux de fiabilité τ_f , permet de déterminer le niveau de confiance qui peut être associé à un site ou un usage. Cet indicateur estime le risque qu'à ce site ou cet usage de ne pas être capable de répondre favorablement à un ordre d'effacement.

Cet indicateur τ_f permet aussi d'établir un classement ou « merit order » pour **des usages à énergie récupérable similaire** (aussi appelée potentiel de repli). En effet, dans le cas où des usages ou sites proposent des énergies récupérables similaires, il est intéressant de faire appel à celui dont la prévision est la plus fiable.

Enfin, il faut aussi noter que l'information relative à un taux de fiabilité très faible est primordiale à prendre en compte. En effet, un τ_f très faible implique que l'on se trouve à minima dans l'un des trois cas suivants :

- ✓ La prévision est très mauvaise car le comportement du site ou de l'usage est « imprévisible ».

- ✓ La courbe de charge est très « bruitée » (variabilité importante), d'où une erreur relative amplifiée
- ✓ La consommation pendant la période de prévision est très faible et donc la limite de $\pm 20\%$ de défaillance est facilement atteinte

Dans ces trois cas, il n'existe aucun intérêt à lancer un effacement sur ce site, ou cet usage, car le risque de défaillance de l'agrégateur d'effacement est alors maximal.

En conclusion, le taux de fiabilité τ_f basé sur la différence énergétique brute (notée **GED**) développé dans le cas de cette thèse, s'avère être un indicateur plus adapté à cette problématique qu'une erreur de prévision classique (RMSE ou MAPE). En effet, le taux de fiabilité τ_f offre une aide à la décision quant au choix des sites et usages à engager lors des effacements. De plus, le taux de fiabilité τ_f ne dépend pas de l'échelle de la prévision, comme cela est recommandé dans la littérature (Hyndman and Koehler, 2006). Le fait de prendre en compte la valeur absolue de la différence énergétique brute (**GED**) pour construire ce taux de fiabilité τ_f , permet de compenser les différents écarts positifs ou négatifs. Si la variabilité est trop importante il est impossible d'être fiable lors des contrôles du réalisé et la réponse à l'offre aurait une très grande probabilité d'être défaillante.

Il faut cependant noter que **l'objectif du taux de fiabilité τ_f est de diminuer les risques de défaillance et non de maximiser les gains**. Il ne s'agit pas de répondre à une meilleure rémunération par rapport aux contrôles du réalisé, mais de savoir comment réduire le risque de défaillance du réseau électrique, ce qui permet de répondre à la question relative à la diminution des pénalités de défaillance.

8.3. Les données utilisées

L'effacement de consommation électrique est une solution qui permet de maîtriser un déséquilibre constaté ou attendu. La modélisation de la prévision de consommation électrique (intégration des ressources) ou de la reconstitution des courbes de charge (contrôle du réalisé) doit se baser sur des données « certifiables » (par exemple, issues de compteurs électriques).

En effet, tant pour l'évaluateur (le gestionnaire d'équilibre) que pour l'acteur évalué (l'agrégateur d'effacement), il s'agit de démontrer l'existence d'un comportement dit « normal » ou de référence (« business as usual »), donc une récurrence dans le temps de ce comportement. Pour ce faire, deux types de jeux de données ont été utilisés : l'un au niveau d'agrégation des sites industriels et l'autre au niveau d'agrégation des usages industriels (ateliers, équipements électriques).

On comprend aisément que la qualité des données est un facteur déterminant pour la fiabilité des modèles de prévision. Toutes données manquantes ou erronées, influencent fortement le choix des méthodes de prévision. Plus grave encore, les résultats peuvent être biaisés et induire des erreurs qui ne seront perceptibles qu'une fois les divers outils mis en place.

Pour réduire ce risque, toutes les données ont subi, notamment au niveau des usages industriels, un traitement spécifique afin de les rendre « standardisables » : mise au pas de temps dix minutes, détection de données manquantes, mise sous forme journalière, etc. Cette standardisation des données a ainsi permis de travailler sur des données « propres » et « comparables ». De plus, en présence d'un historique important, comme pour le niveau d'agrégation des sites industriels, il est plus facile de détecter des anomalies flagrantes sur la courbe de charge, car il existe alors des repères de comparaison (e.g. 28 jours des données non considérées pour la mise en place de la méthodologie pour le site TRGX).

Cependant, il faut bien noter que la profondeur de l'historique est très différent selon que l'on étudie le niveau d'agrégation sites, ou le niveau d'agrégation usages. Dans le cas des sites, il est possible d'avoir une réelle profondeur (de 12 à 24 mois généralement). Ceci permet alors aux différentes méthodes de disposer d'un nombre suffisant d'itérations pour converger.

Dans le cas des usages, on se confronte à un manque de données disponibles (1 à 3 mois de données disponibles). En effet, il est rare que les données de consommations individuelles des usages soient connues et enregistrées. Il est donc nécessaire de les instrumenter, puis de faire les premières modélisations après deux à trois mois de mesures. Dans ce cas, la convergence des méthodes de prévision est atteinte mais avec une distribution qui peut être jugée très large (ex. la construction de l'intervalle de confiance du taux de fiabilité pour l'usage CA3), et ce d'autant plus si le comportement de la consommation est très variable. Il est alors difficile de conclure sur la pertinence d'une méthode de prévision, ou sur son comportement par rapport à d'autres. Cela influence aussi la caractérisation du comportement de ces usages car leurs différences peuvent ne pas être présentes dans le jeu de données étudié.

Toutefois, avec une approche comme celle proposée par la validation croisée répétée, on s'assure que la méthode de prévision soit jugée de la meilleure manière possible avec les données disponibles.

Si l'on combine la robustesse de l'approche, avec un historique de données « certifié », soit au niveau des usages, soit au niveau des sites industriels, la prévision peut devenir un outil des plus intéressants pour une application au contrôle des effacements (déterminations « ex post »). Cette thématique est abordée dans la section 8.4.3, concernant les perspectives.

Il serait envisageable de traiter les données disponibles d'une autre manière, et d'inclure d'autres données exogènes pour certains cas spécifiques. Cependant, ni le gestionnaire d'équilibre, ni l'agrégateur d'effacements, ne devraient s'intéresser aux données de production ou à celles issues des procédés pour réaliser une modélisation détaillée si l'effacement est déployé à grande échelle. En effet, actuellement les données vérifiées et utilisées pour le contrôle du réalisé sont uniquement les consommations électriques au niveau du pool de clients.

8.4. Perspectives

Cette partie aborde les différentes perspectives de manière thématique, afin de mieux structurer, d'une part, les possibles voies d'amélioration par rapport à ce qui a été proposé, et d'autre part, envisager des travaux complémentaires.

8.4.1. Amélioration des méthodes de prévision et disponibilité des données

La quantité de données disponibles et leur qualité ont été établies comme un élément primordial qui influence fortement les résultats obtenus.

Les données disponibles sont un facteur difficilement contrôlable. Cependant il peut s'avérer intéressant, dans certains cas, d'inclure des données exogènes afin de mieux enrichir les modèles, mais en prenant en compte toutes les précautions mentionnées précédemment. Par exemple, disposer des informations relatives à la température extérieure dans le cas d'un processus thermodépendant, peut permettre d'enrichir et d'améliorer les résultats d'une prévision si elles sont incluses dans le modèle. Cependant, une pointe de température peut, dans certains cas, coïncider avec un besoin d'équilibrage du réseau électrique, et il sera nécessaire de regarder cette interaction afin de déterminer son impact sur la consommation, à la hausse ou à la baisse, et de valoriser au mieux sa participation au mécanisme d'ajustement.

Si l'on opte pour l'inclusion d'autres types de données exogènes, telles des données de production (pression, température, etc.), on encourt un risque de sur-apprendre sur un cas d'application spécifique. Ainsi, il existe un fort risque que toutes les connaissances développées n'aient pas d'autres applications, même pour d'autres usages ou procédés similaires.

Les techniques de prévision traitées ici, ont été proposées avec un esprit de standardisation, et aucune approche « bottom-up » n'a été envisagée. Cependant, si une typologie spécifique devenait intéressante en raison de la récurrence d'un type d'usage effaçable (même hors du contexte industriel), d'autres types de méthodes de prévision peuvent être envisagées, où l'on étudie le comportement spécifique d'une manière plus approfondie et plus seulement celui de la consommation électrique historique.

Si l'on souhaite enrichir les méthodes de prévision, il est cependant nécessaire de garder à l'esprit le contexte dans lequel cette prévision est réalisée. **Ainsi, il est toujours nécessaire de trouver un compromis entre le gain obtenu du point de vue de la précision ou de la performance (qui peut être moindre) et le coût en termes de temps de calcul.**

Dans l'approche proposée ici, les méthodes se veulent simples et applicables à la plupart des jeux de données rencontrés, afin de pouvoir évaluer la performance des méthodes de prévision et donc la

pertinence de la consommation étudiée en tant que ressource effaçable. Toute méthode fournissant une prévision pour l'horizon de temps souhaité est jugée et comparée aux autres, et l'indicateur de performance est estimé afin de juger sa pertinence.

Dans la même lignée que les méthodes proposées ici, d'autres méthodes peuvent s'avérer intéressantes à tester sur les différents types de jeux de données. Cependant, les gains en performance peuvent s'avérer moindres et les méthodes devenir vite compliquées et chronophages. Ainsi, il peut être intéressant d'adapter des techniques PLS (moindres carrés partiels), ou de lissage exponentiel (notamment pour des données à forte variabilité), en prenant en compte les différentes avantages et inconvénients de chacune.

Parmi les différentes méthodes de prévision proposées, certaines simplifications et améliorations peuvent être envisagées :

- ✓ RCP et RLCP : la régression sur composantes principales s'est avérée utile lorsque la variabilité de données est très forte, comparée à l'ordre de grandeur de l'énergie consommée. Les résultats obtenus avec la méthode RCP au niveau des sites industriels étaient moins performants qu'avec la méthode RLCP au niveau des usages. Il serait intéressant d'étudier d'autres types de régression sur lesdites composantes au niveau des sites industriels, qui ne seraient pas très chronophages (Lasso, Ridge, Elastic-Net). Il est toujours intéressant d'analyser la sensibilité de la performance de la méthode par rapport à la variance préservée. Cependant, il ne faut pas oublier que l'objectif de réaliser une ACP est de réduire le nombre de variables ; il faut donc s'assurer que l'on n'utilise pas « autant » de variables que dans le jeu de données initial !
- ✓ K3JS : Il est difficile d'envisager des améliorations sur ce type de méthodes. En effet, l'utilisation d'un facteur d'ajustement a déjà permis d'améliorer les performances de la méthode, et l'augmentation de l'historique pour les journées considérées n'a pas apporté de meilleurs résultats. Cependant, il serait envisageable de construire un prédicteur basé sur un principe de moyenne arithmétique, mais en changeant la signification de ce qui est considéré comme journée similaire : ce ne serait plus le même jour de la semaine, mais des typologies issues par exemple d'algorithmes de classification, comme celles de la méthode RFCK, par rapport à une probabilité d'occurrence.
- ✓ RFCK : cette méthode a montré de très bonnes performances sur la plupart des jeux de données présentés. Cependant, les jeux de données à forte variabilité ont été d'une certaine manière imprévisibles pour cette méthode lorsque la consommation électrique suivait des modes « normaux » avec une saisonnalité journalière. Même s'il est possible de faire varier le nombre de classes, 12 classes semblent être un optimum pour représenter les différents modes de consommation. Pour certains jeux de données, un potentiel enchaînement des modes de consommation a été étudié, ainsi que des classifications de courbe de charge de manière hebdomadaire, mais sans résultats concluants sur la pertinence d'une telle approche. Les journées semblent bien être indépendantes pour les jeux des données

étudiés, et dépendant d'autres facteurs distincts de ce qui a été consommé lors des journées précédentes. Cependant, si des saisonnalités autres que journalière existaient, il serait intéressant de les classifier et de bien identifier les périodes de démarrage. Cela bien entendu, si les données disponibles sont de bonne qualité et sans longues périodes de données manquantes, ce qui n'a pas été le cas pour la plupart des usages étudiés. D'autres méthodes de classification peuvent être envisagées, mais les résultats risquent de ne pas être plus performants.

- ✓ RLIH et RLI+ : il a été établi que les deux méthodes fournissent des performances très similaires quel que soit le cas d'application, et peuvent être utilisées indistinctement. Les performances atteintes avec ces méthodes de prévision se retrouvent la plupart du temps parmi les meilleures. La plus grande contrainte lors de leur mise en place est le temps de calcul pour fournir une prévision, car leur apprentissage doit se faire en temps réel de par la nature de l'estimation du paramètre de réglage de la régression. Il est possible d'améliorer la régression LASSO en arbitrando sur une contrainte de type « elastic-net », mais cela peut conduire à des temps de calcul et de paramétrage encore plus longs. Une meilleure manière de gérer les variables disponibles pourrait être celle employée dans la méthode RLCP, car avec plus d'historique le prédicteur est meilleur car les meilleures variables (consommations journalières) seraient sélectionnées, mais cela implique une augmentation des temps de calcul. Pour le cas des courbes de charge individuelles de type usage industriel, cela peut être coûteux, mais la prévision avec ce type de méthode encourage à continuer à rechercher dans cette direction.
- ✓ RegLog : même avec un champ d'application réduit, la méthode peut s'avérer très intéressante lorsque l'on souhaite prévoir si un usage sera ou non en fonctionnement. Cependant, les paramètres disponibles dans le cas de cette thèse ne permettent pas de bien évaluer la portée d'une telle possibilité. Il serait intéressant de chercher à réduire le nombre des modalités (notamment en regroupant des heures de la journée), mais aussi de chercher d'autres paramètres potentiels influents, en les couplant avec d'autres méthodes (e.g. chaînes de Markov, durées de fonctionnement).

Beaucoup de ces améliorations sont difficiles à mettre en place tant que la qualité et la profondeur de l'historique des données ne sont pas assurées : par exemple si des manques de données existent, les méthodes de lissage, ou une étude incluant les durées de fonctionnement sont fortement perturbées. Bon nombre de ces approches ont été envisagées à certains moments, mais elles ont été abandonnées pour des approches plus facilement applicables avec les données disponibles. De même, beaucoup d'améliorations proposées ici restent dans la « simplicité » nécessaire, mais cherchent à améliorer le prédicteur proposé par des approches dites « hybrides ».

Une autre manière de standardiser les approches est de le faire par secteur d'application ou par typologie d'usage industriel à évaluer. La quantité de jeux de données disponibles pour étude n'a pas permis de réaliser cette standardisation, mais si le portefeuille de clients/usages devient plus conséquent, cette piste d'amélioration est à explorer.

Une approche globale basée sur les objectifs du programme en question peut être exportée à d'autres domaines d'application, surtout ceux qui peuvent être fortement liés à l'analyse des courbes de charge électriques (performance énergétique, efficacité). Cependant, cette approche doit être bien adaptée aux contraintes opérationnelles les plus importantes (horizon de temps nécessaire pour la consommation de référence, objectif de réduction, méthode d'évaluation, etc.).

Afin d'évaluer de manière préliminaire la pertinence de l'approche proposée ici, sans rentrer dans l'analyse ou l'interprétation détaillée, il peut être intéressant de calculer les indicateurs de performance globaux.

8.4.2. Utilité du τ_f et création d'indicateurs de performance adaptés

L'indicateur proposé dans le cadre de la thèse s'est avéré très utile car il a été construit en prenant en compte le cadre décisionnel par rapport aux contraintes imposées. D'autres indicateurs peuvent être créés à partir d'autres contraintes opérationnelles, notamment concernant la manière dont la consommation de référence ex post sera estimée (le contrôle des effacements réalisés). Cependant, si l'objectif est d'optimiser les gains (et non de minimiser les pertes comme dans le cas du τ_f), le **principe d'intégrité** d'une consommation de référence peut être remis en question.

Pour le paramétrage des indicateurs (e.g. la contrainte de $\pm 20\%$ de l'énergie demandée), il est possible de fixer des limites plus ou moins strictes selon le besoin : très peu de défaillance autorisée pour des services système (ce qui demanderait peu de variabilité des données), ou une borne de défaillance imposée à la baisse (une énergie minimale) et non à la hausse, si le besoin s'avère être l'obtention de grands volumes énergétiques.

Une autre application potentielle d'un indicateur comme celui défini dans le cadre de cette thèse, est la caractérisation/pré-évaluation du potentiel d'effacement d'un site ou d'un usage industriel quelconque. Dans ce cas, il peut être intéressant d'étudier la pertinence de calculer un « τ_f global » (et non horaire), pour toutes les différentes périodes d'évaluation confondues, afin d'établir une prévisibilité du site, en prenant en compte les règles imposées qui ont servi à la construction du τ_f . Cet indicateur global, dont le calcul peut être allégé, peut être établi pour une méthode de prévision choisie à l'aide du bilan de résultats présenté en conclusion de la section III de cette thèse. Pour cela, il est nécessaire d'établir des limites temporelles d'un minimum d'historique pour atteindre des τ_f satisfaisants, mais aussi pour mieux comprendre la convergence du τ_f . Réaliser cela par heure de la journée peut entraîner, en plus de temps de paramétrage très longs, d'énormes difficultés d'interprétation (beaucoup de graphiques ou d'indicateurs horaires à étudier pour chaque profondeur historique). Ainsi, il serait plus intéressant de calculer un τ_f global pour toutes les heures de la journée confondues pour lesquelles des prévisions sont réalisées (t_n), et regarder son évolution sur la profondeur historique disponible.

Pour d'autres types d'applications, afin de simplifier l'interprétation des indicateurs, il pourrait être opportun d'envisager des indicateurs continus (et non proportionnel) en prenant en compte le principe de non dépendance de l'échelle. En effet, si l'on cherche à standardiser les procédures, l'exportation des indicateurs serait plus simple s'ils étaient continus.

Si l'intervalle de confiance de l'indicateur choisi devenait primordial à déterminer (par exemple pour la détermination d'un intervalle de prévision), les intervalles Bootstrap, notamment pour des indicateurs continus (non discrétisés) peuvent être construits de manière plus exacte. Cependant, les temps de calcul seront allongés, et il faudra alors arbitrer entre temps de calcul et besoin pratique.

La favorisation de procédures simples et standardisées a été choisie car l'intervalle de confiance permet, dans la problématique traitée, d'écarter certaines méthodes par rapport à d'autres, et joue aussi le rôle d'outil d'aide à la décision.

8.4.3. La prévision comme contrôle du réalisé

L'utilisation des méthodes de prévision a été évoquée comme une piste de méthode de calcul de la consommation de référence pour le contrôle du réalisé par l'opérateur des programmes d'effacement en France (RTE, 2014a). Cependant, ce type d'approches est pertinent uniquement si **les données sont certifiées** par l'opérateur. Dans le cas des données de niveau « site » utilisées pour contrôler le réalisé, cela ne pose pas de problème de certification car elles sont généralement issues du compteur électrique exploité par l'opérateur (RTE en haute tension « HTB », ERDF en moyenne tension « HTA » ou basse tension « BT »). Cependant, si l'on cherche à mieux valoriser les ressources effaçables que sont les usages industriels, il sera nécessaire de certifier l'historique disponible, afin de pouvoir prouver un comportement dit « de référence ».

L'avantage principal d'utiliser des méthodes de prévision pour le contrôle du réalisé réside dans le fait qu'elles ne sont pas influencées par des paramètres exogènes (sauf si inclus dans le modèle, mais toujours dans un cadre prévisionnel), et sont moins sujettes à interprétations (intégrité).

Pour utiliser des méthodes de prévision comme des méthodes de contrôle des effacements réalisés, il est nécessaire de s'assurer de la fiabilité de la prévision, ainsi que de la convergence de cette fiabilité estimée. Le τ_f tel que proposé dans cette thèse répond à ce besoin d'une manière robuste, en estimant un risque de défaillance lorsqu'un volume énergétique est demandé et en prenant en compte des consommations historiques qui ont été certifiées lors de l'apprentissage.

Il faut noter qu'une méthode de prévision au moment d'un effacement est plus juste (dans le sens de « justice », en non de « justesse ») que des consommations instantanées sorties des instants immédiatement avant et après l'événement effacement (e.g. méthode des rectangles à double référence). En effet, lorsqu'un événement effacement a lieu, la façon de consommer a été inévitablement changée. Si la vraie consommation a été jugée à l'instant avant et/ou après

l'événement, il n'est pas juste de penser que cela n'a pas d'impact. Une méthode de prévision peut donc fournir une meilleure estimation de la vraie consommation, et avec un taux de fiabilité τ_f construit comme proposée dans cette thèse, la méthode de prévision et la ressource peuvent être mieux jugées, car l'approche est basée sur les contraintes liées à la sécurité du réseau électrique. Une valeur basse du τ_f peut par exemple être traitée différemment (moins bien rémunérée), mais d'une manière plus juste lors des contrôles des effacements.

8.5. L'intégration des consommations pour l'équilibre offre-demande

La question de l'optimisation des ressources effaçables disponibles constitue le plus vaste sujet en perspective. Ainsi, les pistes abordées ici ne se veulent pas exhaustives. Cette question d'optimisation dépend fortement des différents mécanismes de valorisation et du type d'effacement à réaliser pour mieux gérer l'équilibre offre-demande. Dans le cadre de cette thèse et selon les conditions opérationnelles décrites, cette question était hors de la portée des études menées. Toutefois, les indicateurs proposés et les prévisions à fournir pour chaque élément effaçable se veulent être des outils visant à une meilleure intégration.

Le diagramme présenté dans la Figure 28 (page 68) présente différents enjeux pour cette optimisation. Cette optimisation est un enjeu en soi, et l'on apporte une des réponses le plus importantes car sans prévision, nous ne connaissons pas ce que nous allons appeler, ni surtout, ce qui est appellable avec le risque de défaillance le plus faible.

Dans certains cas, il se peut que les fonctionnements des différents usages d'un même site industriel soient dépendants les uns des autres. Cette situation peut être abordée en agrégeant les différents usages en question (en « interne au site »), afin de « noyer » les interactions (comme s'il s'agissait d'un atelier, donc d'un usage plus « global »), ou par une compréhension plus approfondie (une approche « bottom-up ») pour une meilleure description et prise en compte de ces interactions. Néanmoins, il est conseillé d'éviter ce type de situation ici car le programme de valorisation des ressources effaçables présenté ici est très contraignant (avec limitations des volumes à la hausse et à la baisse). Cependant, une telle approche peut être très intéressante sur d'autres types de mécanismes, ou sur des parties isolées du réseau électrique avec une gestion énergétique plus ou moins indépendante. Une telle approche est limitante par rapport à l'applicabilité et au besoin de le faire site par site.

Il est impératif, lorsque le nombre d'effacements réalisés le permettra, d'étudier la réponse ou le repli de la consommation (« curtailment ») des différents sites et usages (aux deux niveaux). Cela s'impose comme un objectif clé afin de mieux intégrer les ressources effaçables. Pour le moment, il a été considéré que l'on récupère toute l'énergie et le taux de fiabilité τ_f est calculé sur la base de cette hypothèse. Les valeurs du τ_f ne devraient pas changer fortement, car l'énergie « récupérable » serait

calculée de manière similaire. Cependant, les « formes » de cette énergie peuvent être très différentes les unes des autres.

Concernant ce dernier point, il est nécessaire de sortir du paradigme et de ne pas penser à des ressources effaçables comme étant des « blocs rectangulaires », afin d'être plus « juste » (dans le sens de la justesse). Ainsi, les effacements sont rarement « des rectangles » (ils peuvent avoir une forme trapézoïdale ou comprendre un rebond à l'issue de la période d'effacement). Même s'il peut être plus difficile de répondre à une demande énergétique de cette manière et à optimiser les ressources disponibles, on se retrouvera davantage dans des cas réels et on forcera les contraintes (opérationnelles et donc réglementaires) à évoluer pour qu'un nombre plus important de consommations électriques puissent être valorisées, mais surtout puissent participer à l'équilibre offre-demande.

8.6. En guise de conclusion

Toute amélioration ou modification à mener sur les approches présentées dans cette thèse doit être arbitrée entre la valeur apportée par celle-ci (en termes de temps de précision, de performance, de potentiels gains économiques) et le temps nécessaire pour atteindre ces gains (aussi économiques). L'effacement étant un sujet vaste, les différentes améliorations dépendront beaucoup du programme sur lequel se valoriseront les ressources effaçables, et donc, des règles imposées.

Il est possible d'étendre ces travaux à d'autres domaines concernant la détermination des courbes de charge de référence, notamment sur des questions énergétiques en raison de leur généricité (une approche très générale et robuste, un esprit de standardisation, etc.).

L'effacement électrique fait partie des solutions de maîtrise de la demande d'énergie qui participeront à la construction d'un système électrique plus robuste et plus flexible. Il s'agit de l'un des éléments qui doit être étudié, mieux compris et mis en place pour réussir notre transition énergétique vers un modèle plus flexible et efficace, mais il n'est pas la solution ultime. Il est l'une des briques nécessaires avec notamment celles des économies d'énergie et de l'efficacité énergétique.

L'effacement électrique est un outil de marché qui s'avère très utile pour la gestion du réseau électrique, mais il s'agit d'une solution « d'appoint » parmi d'autres. C'est l'ensemble de toutes les techniques qui mèneront à la réussite d'un système énergétique en transition.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Aalami, H.A., Moghaddam, M.P., Yousefi, G.R., 2010. Demand response modeling considering Interruptible/Curtailable loads and capacity market programs. *Appl. Energy* 87, 243–250.
- ADEME, 2012. Les avis de l'ademe : l'effacement des consommations électriques résidentielles.
- Aghaei, J., Alizadeh, M.-I., 2013. Demand response in smart electricity grids equipped with renewable energy sources: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 18, 64–72. doi:10.1016/j.rser.2012.09.019
- Agresti, A., Coull, B.A., 1998. Approximate is Better than “Exact” for Interval Estimation of Binomial Proportions. *Am. Stat.* 52, 119–126. doi:10.1080/00031305.1998.10480550
- Albadi, M.H., El-Saadany, E.F., 2008. A summary of demand response in electricity markets. *Electr. Power Syst. Res.* 78, 1989–1996. doi:10.1016/j.epsr.2008.04.002
- Alfares, H.K., Nazeeruddin, M., 2002. Electric load forecasting: Literature survey and classification of methods. *Int. J. Syst. Sci.* 33, 23–34. doi:10.1080/00207720110067421
- Alhourani, F., Saxena, U., 2009. Factors affecting the implementation rates of energy and productivity recommendations in small and medium sized companies. *J. Manuf. Syst.* 28, 41–45. doi:10.1016/j.jmsy.2009.04.001
- Aragon, Y., 2011. *Séries temporelles avec R. Méthodes et cas, Pratique R.* Springer Verlag, Paris.
- Attik, M., Bougrain, L., Alexandre, F., 2005. Self-organizing Map Initialization, in: Duch, W., Kacprzyk, J., Oja, E., Zadrozny, S. (Eds.), *Artificial Neural Networks: Biological Inspirations – ICANN 2005.* Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, pp. 357–362.
- Bana e Costa, C.A., 1990. *Readings in Multiple Criteria Decision Aid.* Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Béhin, R., 2010. Evaluation des gisements d'effacement dans l'industrie (Note Interne (Confidentielle) No. H-E27-2010-00647-FR). EDF R&D.
- Béhin, R., 2013. Régionalisation du potentiel d'effacement dans l'industrie : Méthodologie et résultats (Note Interne (Confidentielle) No. H-E27-2012-02828-FR). EDF R&D.
- Blancarte, J., Batton-Hubert, M., Bay, X., Girard, M.-A., In press. Short-Term Load Forecasting in the Industry for Establishing Consumption Baselines: A French case, in: *Modeling and Stochastic Learning for Forecasting in High Dimension, Lecture Notes in Statistics.* Springer.

- Blancarte, J., Rodríguez, A., Batton-Hubert, M., Grau, A., Bay, X., others, 2013. Transposing Energy Consumption Analysis and Forecasting Tools from the Industrial Site to the Equipment Level. Proc. NICST2013 New Smart Inf. Commun. Sci. Technol. Support Sustain. Dev.
- Blyth, C.R., Still, H.A., 1983. Binomial Confidence Intervals. *J. Am. Stat. Assoc.* 78, 108–116. doi:10.1080/01621459.1983.10477938
- Box, G.E.P., 2005. *Statistics for experimenters: design, innovation, and discovery*, 2nd ed. ed, Wiley series in probability and statistics. Wiley-Interscience, Hoboken, N.J.
- Box, G.E.P., 2008. *Time series analysis: forecasting and control*, 4th ed. ed, Wiley series in probability and statistics. John Wiley, Hoboken, N.J.
- Brockwell, P.J., 2002. *Introduction to time series and forecasting*, 2nd ed. ed, Springer texts in statistics. Springer, New York.
- Brown, L.D., Cai, T.T., DasGupta, A., 2001. Interval estimation for a binomial proportion. *Stat. Sci.* 101–117.
- Bunn, D.W., Farmer, E.D., 1985. *Comparative models for electrical load forecasting*. Wiley, Chichester [West Sussex] ; New York.
- Bunse, K., Vodicka, M., Schönsleben, P., Brühlhart, M., Ernst, F.O., 2011. Integrating energy efficiency performance in production management – gap analysis between industrial needs and scientific literature. *J. Clean. Prod.* 19, 667–679. doi:10.1016/j.jclepro.2010.11.011
- Casella, G., 1986. Refining binomial confidence intervals. *Can. J. Stat.* 14, 113–129. doi:10.2307/3314658
- Chatfield, C., 1993. Calculating Interval Forecasts. *J. Bus. Econ. Stat.* 11, 121–135. doi:10.1080/07350015.1993.10509938
- Chicco, G., 2012. Overview and performance assessment of the clustering methods for electrical load pattern grouping. *Energy* 42, 68–80. doi:10.1016/j.energy.2011.12.031
- Chicco, G., Napoli, R., Piglion, F., 2006. Comparisons Among Clustering Techniques for Electricity Customer Classification. *IEEE Trans. Power Syst.* 21, 933–940. doi:10.1109/TPWRS.2006.873122
- Cho, H., Goude, Y., Brossat, X., Yao, Q., 2013. Modeling and Forecasting Daily Electricity Load Curves: A Hybrid Approach. *J. Am. Stat. Assoc.* 108, 7–21. doi:10.1080/01621459.2012.722900
- Christoffersen, P., 1998. Evaluating interval forecasts. *Int. Econ. Rev.* 39, 841–862.
- Cottrell, M., 2003. Some other applications of the SOM algorithm: how to use the Kohonen algorithm for forecasting, in: *Invited Lecture at the International Work-Conference on Artificial Neural Networks, IWANN*.

-
- Coughlin, K., Piette, M.A., Goldman, C., Kiliccote, S., 2009. Statistical analysis of baseline load models for non-residential buildings. *Energy Build.* 41, 374–381.
- CRE, 2014. Services système et mécanisme d’ajustement [WWW Document]. Serv. Système Mécanisme D’ajustement. URL <http://www.cre.fr/reseaux/reseaux-publics-d-electricite/services-systeme-et-mecanisme-d-ajustement> (accessed 1.16.14).
- Cugliari, J., 2011. Préviation non paramétrique de processus à valeurs fonctionnelles: application à la consommation d’électricité. Université Paris Sud-Paris XI.
- Daoxin, L., Lingyun, L., Yingjie, C., Ming, Z., 2012. Market Equilibrium Based on Renewable Energy Resources and Demand Response in Energy Engineering. *Syst. Eng. Procedia* 4, 87–98. doi:10.1016/j.sepro.2011.11.053
- Daultrey, S., 1976. Principal components analysis. Geo Abstracts Ltd, Norwich.
- Davison, A.C., 1997. Bootstrap Methods and Their Application. Cambridge University Press.
- Davison, A.C., Hinkley, D.V., Young, G.A., 2003. Recent developments in bootstrap methodology. *Stat. Sci.* 141–157.
- Devaine, M., Gaillard, P., Goude, Y., Stoltz, G., 2013. Forecasting electricity consumption by aggregating specialized experts. *Mach. Learn.* 90, 231–260.
- Deysson, E., 2012. Etablir la courbe de charge de référence d’un site industriel pour quantifier les effacements - Méthodes et retours d’expérience (Note Interne (Confidentielle) No. H-E25-2012-02067-FR). EDF R&D.
- DiCiccio, T.J., Efron, B., 1996. Bootstrap confidence intervals. *Stat. Sci.* 189–212.
- Efron, B., 1979. Bootstrap methods: Another look at the Jackknife. *Ann. Stat.* 7, 1–27.
- Efron, B., 1982. The Jackknife, the Bootstrap, and Other Resampling Plans. SIAM.
- Efron, B., 1983. Estimating the Error Rate of a Prediction Rule: Improvements on Cross Validation. *J. Am. Stat. Assoc.* 78, 316–331.
- Efron, B., Tibshirani, R., 1997. Improvements on Cross-Validation: The .632+ Bootstrap Method. *J. Am. Stat. Assoc.* 92, 548–560.
- Efron, B., Tibshirani, R.J., 1994. An Introduction to the Bootstrap. CRC Press.
- Encyclopedia Britannica, 2014. Probability theory [WWW Document]. *Encycl. Br.* URL <http://global.britannica.com/EBchecked/topic/477530/probability-theory> (accessed 1.17.15).
- Enernoc, 2008. The demand response baseline (White Paper).
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P., 1996. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Mag.* 17, 37.

- Fidalgo, J.N., Matos, M.A., Ribeiro, L., 2012. A new clustering algorithm for load profiling based on billing data. *Electr. Power Syst. Res.* 82, 27–33. doi:10.1016/j.epsr.2011.08.016
- Flores, B.E., 1986. A pragmatic view of accuracy measurement in forecasting. *Omega* 14, 93–98.
- Ghatikar, G., McKane, A., Goli, S., Therkelsen, P., Daniel Olsen, 2012. Assessing the Control Systems capacity for demand response in California Industries.pdf. Lawrence Berkeley National Laboratory.
- Gilleland, E., 2010. Confidence Intervals for Forecast Verification (Technical Note No. NCAR/TN-479+STR). National Center for Atmospheric Research, Institute for Mathematics Applied to Geosciences (IMAGE) and Research Applications Laboratory, Boulder, Colorado.
- Goldberg, M.L., Kennedy Agnew, G., 2003. Protocol Development for Demand Response calculation: Findings and Recommendations. KEMA-Xenergy.
- Goude, Y., 2008. Mélange de prédicteurs et application à la prévision de consommation électrique. Thèse de doctorat, Université Paris-Sud.
- Gross, G., Galiana, F.D., 1987. Short-term load forecasting. *Proc. IEEE* 75, 1558–1573.
- Hahn, H., Meyer-Nieberg, S., Pickl, S., 2009. Electric load forecasting methods: Tools for decision making. *Eur. J. Oper. Res.* 199, 902–907.
- Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., 2008. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*, Second Edition. ed, Springer Series in Statistics.
- Hatcher, L., 1994. A step-by-step approach to using the SAS system for factor analysis and structural equation modeling. Sas Institute.
- Hatton, L., Charpentier, P., Matzner-Løber, E., In presse. Online residential demand reduction estimation through control group selection, in: *Modeling and Stochastic Learning for Forecasting in High Dimension*, Lecture Notes in Statistics. Springer.
- Haukoos, J.S., 2005. Advanced Statistics: Bootstrapping Confidence Intervals for Statistics with “Difficult” Distributions. *Acad. Emerg. Med.* 12, 360–365. doi:10.1197/j.aem.2004.11.018
- Hippert, H.S., Pedreira, C.E., Souza, R.C., 2001. Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. *Power Syst. IEEE Trans.* On 16, 44–55.
- Hippert, H.S., Taylor, J.W., 2010. An evaluation of Bayesian techniques for controlling model complexity and selecting inputs in a neural network for short-term load forecasting. *Neural Netw.* 23, 386.
- Hui-Feng Shi, Yan-Xia Lu, 2009. Bayesian Neural networks for short term load forecasting. *Wavelet Anal. Pattern Recognit. 2009 ICWAPR 2009 Int. Conf. On* 160–165. doi:10.1109/ICWAPR.2009.5207407

-
- Hyndman, R.J., Koehler, A.B., 2006. Another look at measures of forecast accuracy. *Int. J. Forecast.* 22, 679–688. doi:10.1016/j.ijforecast.2006.03.001
- International Electrotechnical Commission, 1985. Load Duration Curve [WWW Document]. IEC 60050 - Int. Electrotech. Vocab. Details IEC Number 601-01-18 Load Durat. Curve. URL <http://www.electropedia.org/iev/iev.nsf/display?openform&ievref=601-01-18> (accessed 8.26.14).
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. (Eds.), 2013. *An introduction to statistical learning: with applications in R*, Springer texts in statistics. Springer, New York.
- Jo, T.C., 2003. The Effect of Virtual Term Generation on the Neural-based Approaches to Time Series Prediction, in: *Control and Automation, 2003. ICCA'03. Proceedings. 4th International Conference on*. pp. 516–520.
- Kayacan, E., Ulutas, B., Kaynak, O., 2010. Grey system theory-based models in time series prediction. *Expert Syst. Appl.* 37, 1784–1789. doi:10.1016/j.eswa.2009.07.064
- Kiliccote, S., Piette, M.A., Dudley, J.H., 2009. Northwest Open Automated Demand Response Technology Demonstration Project. Lawrence Berkeley National Laboratory.
- Kohonen, T., 1990. The Self-Organizing Map. *Proc. IEEE* 78, 1464–1480. doi:10.1109/5.58325
- Kwag, H.G., Kim, J.O., 2012. Optimal combined scheduling of generation and demand response with demand resource constraints. *Appl. Energy*.
- Lendasse, A., Lee, J., Wertz, V., Verleysen, M., 2002. Forecasting electricity consumption using nonlinear projection and self-organizing maps. *Neurocomputing* 48, 299–311.
- Li, D.-C., Chang, C.-J., Chen, C.-C., Chen, W.-C., 2012. Forecasting short-term electricity consumption using the adaptive grey-based approach—An Asian case. *Spec. Issue Forecast. Manag. Sci.* 40, 767–773. doi:10.1016/j.omega.2011.07.007
- Lidwell, W., Holden, K., Butler, J., 2010. *Universal Principles of Design, Revised and Updated: 125 Ways to Enhance Usability, Influence Perception, Increase Appeal, Make Better Design Decisions*. Rockport Publishers.
- Liu, L., Özsu, M.T. (Eds.), 2009. *Encyclopedia of database systems*, Springer reference. Springer, New York.
- Mahmoudi-Kohan, N., Moghaddam, M.P., Sheikh-El-Eslami, M.K., 2010. An annual framework for clustering-based pricing for an electricity retailer. *Electr. Power Syst. Res.* 80, 1042–1048. doi:10.1016/j.epsr.2010.01.010
- Makridakis, S.G., 1983. *Forecasting: methods and applications*, 2nd ed. ed, Wiley series in management. Wiley, New York.

- Makridakis, S.G., 1998. *Forecasting: methods and applications*, 3rd ed. ed. John Wiley & Sons, New York.
- Mandal, P., Senjyu, T., Urasaki, N., Funabashi, T., 2006. A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 28, 367–373.
- Manera, M., Marzullo, A., 2005. Modelling the load curve of aggregate electricity consumption using principal components. *Environ. Model. Softw.* 20, 1389–1400. doi:10.1016/j.envsoft.2004.09.019
- McLachlan, G.J., 2004. *Discriminant analysis and statistical pattern recognition*. Wiley-Interscience, Hoboken, N.J.
- Miller, R., 1974. The jackknife - A review.pdf. *Biometrika* 61, 1–15.
- Moghaddam, M.P., Abdollahi, A., Rashidinejad, M., 2011. Flexible demand response programs modeling in competitive electricity markets. *Appl. Energy* 88, 3257–3269. doi:10.1016/j.apenergy.2011.02.039
- Molinaro, A.M., Simon, R., Pfeiffer, R.M., 2005. Prediction error estimation: a comparison of resampling methods. *Bioinformatics* 21, 3301–3307. doi:10.1093/bioinformatics/bti499
- Moura, P.S., de Almeida, A.T., 2010. The role of demand-side management in the grid integration of wind power. *Appl. Energy* 87, 2581–2588. doi:10.1016/j.apenergy.2010.03.019
- Nyberg, H., 2010. *Studies On Binary Time Series Models With Applications To Empirical Macroeconomics And Finance* (Research report No. 122:2010), Valtiotieteellinen tiedekunta. University of Helsinki.
- Olsen, D., Goli, S., Faulkner, D., McKane, A., 2010. *Opportunities for Energy Efficiency and Demand Response in the California Cement Industry*. Lawrence Berkeley National Laboratory.
- Picard, R.R., Cook, R.D., 1984. Cross-Validation of Regression Models. *J. Am. Stat. Assoc.* 79, 575. doi:10.2307/2288403
- Piette, M.A., Kiliccote, S., Dudley, J.H., 2013. Field demonstration of automated demand response for both winter and summer events in large buildings in the Pacific Northwest. *Energy Effic.* doi:10.1007/s12053-013-9206-x
- Quenouille, M.H., 1949. Approximate Tests of Correlation in Time-Series. *Quenouille M 1949 Approx. Tests Correl. Time Ser.* 11, 68–84.
- Rahimi, F., Ipakchi, A., 2010. Demand Response as a Market Resource Under the Smart Grid Paradigm. *IEEE Trans. Smart Grid* 1, 82–88. doi:10.1109/TSG.2010.2045906

-
- Räsänen, T., Voukantsis, D., Niska, H., Karatzas, K., Kolehmainen, M., 2010. Data-based method for creating electricity use load profiles using large amount of customer-specific hourly measured electricity use data. *Appl. Energy* 87, 3538–3545. doi:10.1016/j.apenergy.2010.05.015
- Reichl, J., Kollmann, A., 2010. Strategic homogenisation of energy efficiency measures: an approach to improve the efficiency and reduce the costs of the quantification of energy savings. *Energy Effic.* 3, 189–201.
- Rodriguez-Mendoza, A., 2013. Evaluation de prédicteurs à court terme (Rapport de Stage (Confidentiel)). EDF R&D.
- Rousset, P., 1999. Applications des algorithmes d’auto-organisation à la classification et à la prévision. Université Paris I, Paris, France.
- RTE, 2011. Statistiques de l’énergie électrique en France 2010. Réseau de Transport d’Electricité.
- RTE, 2012. Bilan prévisionnel de l’équilibre offre-demande d’électricité en France.
- RTE, 2013. Expérimentation sur la valorisation des effacements de consommation sur les marchés de l’énergie (“dispositif NEBEF 1”). Réseau de Transport d’Electricité.
- RTE, 2014a. Physical and Financial process Associated to Demand Response.
- RTE, 2014b. Règles relatives à la Programmation, au Mécanisme d’Ajustement et au dispositif de Responsable d’Equilibre. Réseau de transport d’électricité.
- RTE, 2014c. Mécanisme de Capacité - Rapport d’accompagnement de la proposition des règles. Réseau de Transport d’Electricité.
- Shao, J., 1995. The jackknife and bootstrap, Springer series in statistics. Springer Verlag, New York, NY, USA.
- SOeS, 2014. Chiffres clés de l’énergie - Edition 2013, Repères. Commissariat général au développement durable, France.
- Soliman, S.A., Al-Kandari, A.M., 2010. Electrical load forecasting: modeling and model construction. Elsevier.
- Spees, K., Lave, L.B., 2007. Demand Response and Electricity Market Efficiency. *Electr. J.* 20, 69–85. doi:10.1016/j.tej.2007.01.006
- Srinivasan, D., Lee, M.A., 1995. Survey of hybrid fuzzy neural approaches to electric load forecasting, in: *Systems, Man and Cybernetics, 1995. Intelligent Systems for the 21st Century.*, IEEE International Conference on. pp. 4004–4008.
- Taylor, J.W., De Menezes, L.M., McSharry, P.E., 2006. A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead. *Int. J. Forecast.* 22, 1–16.

- Thang, K.F., Aggarwal, R.K., McGrail, A.J., Esp, D.G., 2003. Analysis of power transformer dissolved gas data using the self-organizing map. *IEEE Trans. Power Deliv.* 18, 1241–1248. doi:10.1109/TPWRD.2003.817733
- Tibshirani, R., 1996. Regression shrinkage and selection via the lasso. *J. R. Stat. Soc. Ser. B Methodol.* 58, 267–288.
- Tsekouras, G.J., Kotoulas, P.B., Tsirekis, C.D., Dialynas, E.N., Hatziargyriou, N.D., 2008. A pattern recognition methodology for evaluation of load profiles and typical days of large electricity customers. *Electr. Power Syst. Res.* 78, 1494–1510. doi:10.1016/j.epsr.2008.01.010
- UFE, 2014. Tout comprendre sur les effacements.
- Vijayaraghavan, A., Dornfeld, D., 2010. Automated energy monitoring of machine tools. *CIRP Ann. - Manuf. Technol.* 59, 21–24. doi:10.1016/j.cirp.2010.03.042
- Vine, E., 2008. Breaking down the silos: the integration of energy efficiency, renewable energy, demand response and climate change. *Energy Effic.* 1, 49–63.
- Vine, E.L., Sathaye, J.A., 2000. The monitoring, evaluation, reporting, verification, and certification of energy-efficiency projects. *Mitig. Adapt. Strateg. Glob. Change* 5, 189–216.
- Walawalkar, R., Fernands, S., Thakur, N., Chevva, K.R., 2010. Evolution and current status of demand response (DR) in electricity markets: Insights from PJM and NYISO. *Energy* 35, 1553–1560. doi:10.1016/j.energy.2009.09.017
- Wang, H., 2009. Exact average coverage probabilities and confidence coefficients of confidence intervals for discrete distributions. *Stat. Comput.* 19, 139–148. doi:10.1007/s11222-008-9077-8
- Wang, W., 2013. A note on bootstrap confidence intervals for proportions. *Stat. Probab. Lett.* 83, 2699–2702. doi:10.1016/j.spl.2013.09.005
- Wang, W., Zhang, Z., 2014. Asymptotic infimum coverage probability for interval estimation of proportions. *Metrika* 77, 635–646. doi:10.1007/s00184-013-0457-5
- Winklhofer, H., Diamantopoulos, A., Witt, S.F., 1996. Forecasting practice: A review of the empirical literature and an agenda for future research. *Int. J. Forecast.* 12, 193–221. doi:10.1016/0169-2070(95)00647-8
- Zhang, X., Sun, C., 2008. Dynamic intelligent cleaning model of dirty electric load data. *Energy Convers. Manag.* 49, 564–569. doi:10.1016/j.enconman.2007.08.007

ANNEXES

ANNEXE 1 LISTE DE PACKAGES « R » UTILISES

Toutes les analyses statistiques ont été réalisées à l'aide du logiciel « R ». Différents packages ont été utilisés pour les diverses analyses. La liste de packages « R » et ses fonctions utilisées (en plus des fonctions de base du logiciel) est présentée ensuite, par ordre alphabétique, et en précisant la fonctionnalité principalement utilisée.

Package : ade4 – Réalisation des analyses en composantes principales

- ✓ dudi.pca

Package : boot – Réalisation des échantillonnages « Bootstrap »

- ✓ boot

Package : compiler – Compilation de fonctions

- ✓ cmpfun

Package : glmnet – Réalisation des régressions LASSO

- ✓ glmnet
- ✓ cv.glmnet

Package : kohonen – Utilisation de l'algorithme pour la réalisation des cartes de « Kohonen »

- ✓ som (attention, ce package écrase la fonction « som » du package « som », donc, à appeler après ce dernier)

Package : lubridate – Gestion des dates et horodatages de manière plus simple et efficace/traitement des données

- ✓ ymd
- ✓ ymd_hms
- ✓ autres

Package : doParallel – Parallélisation des calculs lors des simulations pour les processus le permettant

- ✓ foreach

Package : reshape2 – Construction des matrices/traitement des données

- ✓ cast

Package : sampling – Réalisation des échantillonnages

✓ strata

Package : som – Initialisation des cartes de Kohonen

✓ som.init

Package : xts – Gestion des dates et horodatages de manière plus simple et efficace/traitement des données

✓ align.time

✓ xts

Package : zoo – Gestion des dates et horodatages de manière plus simple et efficace/traitement des données

✓ merge.zoo

✓ zoo

ANNEXE 2 APERÇU DES TEMPS DE CALCUL

Les différentes méthodes et procédures mises en place ne présentent pas des temps de calcul réguliers ou uniformes. Toutefois, les temps de calcul peuvent représenter un coût important en termes d'efficacité des algorithmes.

Les temps de calcul ont été identifiés comme l'un des critères à prendre en compte afin de départager une méthode de prévision par rapport à une autre (choix pragmatique entre précision et rapidité). Même si les temps de calcul doivent évoluer avec des moyens de calcul de plus en plus puissants et moins onéreux, la complexité des méthodes et des hypothèses peut poser des problèmes par rapport au très court terme des temps de réponse quand les ressources effaçables sont intégrées à l'équilibre offre-demande.

Deux cas d'études sont présentés ici (un par niveau d'agrégation) concernant les temps de calcul, pour l'obtention des taux de fiabilité horaires pour les différentes méthodes de prévision utilisées, pour deux des approches : « Data Splitting » et « MCCV ». L'approche Bootstrap n'est pas présentée ici car, dans le cadre de cette thèse, il s'agit d'une procédure à déployer afin de départager deux méthodes à performance similaire en termes du taux de fiabilité τ_f .

Lors des différents calculs réalisés, certaines procédures ont été appliquées afin d'accélérer les simulations, notamment la parallélisation de certaines routines lors des approches du type « computational statistics » telles que la « MCCV » et le « Bootstrap ».

Cependant, les temps de calculs ici présentés se veulent uniquement à titre indicatif. Lorsque la complexité des méthodes varie, les temps de calcul varie également. Les différents scripts développés ont été réalisés à titre d'expérimentation et dans aucun cas se veulent des codes de calcul de haute performance. Dans la plupart des cas, ces scripts n'ont pas été optimisés. De plus, certains processus étant aléatoires (e.g. échantillonnage) et lancés un grand nombre de fois, les calculs et la résolution des algorithmes sont variables.

Reste à intégrer aussi le temps du traitement afin de mettre dans une forme homogène les différents jeux de données disponibles. L'aperçu de ces temps de calcul est présenté par la suite. Le chiffre à prendre en compte est celui du temps « écoulé » (« elapsed » en anglais), donnée en secondes.

Niveau site industriel : CRCY

- a) Data Splitting
- ✓ K3JS

utilisateur	système	écoulé
10.14	0.13	10.45

✓ RCP90

utilisateur	système	écoulé
9.24	0.05	9.57

✓ RFCK

utilisateur	système	écoulé
6.75	0.06	7.06

b) MCCV

✓ K3JS

utilisateur	système	écoulé
478.16	0.13	478.82

✓ RCP90

utilisateur	système	écoulé
0.62	0.25	1550.61

✓ RFCK

utilisateur	système	écoulé
0.64	0.31	1350.89

Niveau usage industriel : CA3

a) Data Splitting

✓ RFCK

user	system	elapsed
1.57	0.04	1.73

✓ RLIH

user	system	elapsed
105.94	0.07	106.09

✓ RLCP

```
user  system elapsed
35.20  0.03  35.38
```

✓ RLI+

```
      user  system elapsed
✓    28.90  0.01  29.01
```

b) MCCV

✓ RFCK

```
user  system elapsed
0.36  0.39 209.16
```

✓ RLIH

```
user  system elapsed
0.51  0.28 12134.74
```

✓ RLCP

```
user  system elapsed
0.56  0.29 8610.80
```

✓ RLI+

```
user  system elapsed
0.46  0.29 2569.06
```

Nota Bene : Les calculs pour la méthode **RegLog** ne sont pas comparables (et donc non représentatifs) avec les autres méthodes car les calculs n'ont pas été parallélisés et la procédure d'échantillonnage est différente (en respectant les mêmes principes).

ANNEXE 3 PARTICULARITES DES RESULTATS OBTENUS POUR CERTAINS JEUX DE DONNEES

En complément de l'information présentée dans les chapitres 6 et 7 lors de la caractérisation et mise en œuvre des méthodes de prévision pour les différents sites et usages étudiés, quelques éléments complémentaires sont présentés ici.

a) Site ERTM

Le site ERTM affiche une consommation plutôt régulière et avec des cycles journaliers bien définis. La Figure 126 présente les différentes classes identifiées par l'algorithme SOM, correspondant à des typologies journalières de consommation.

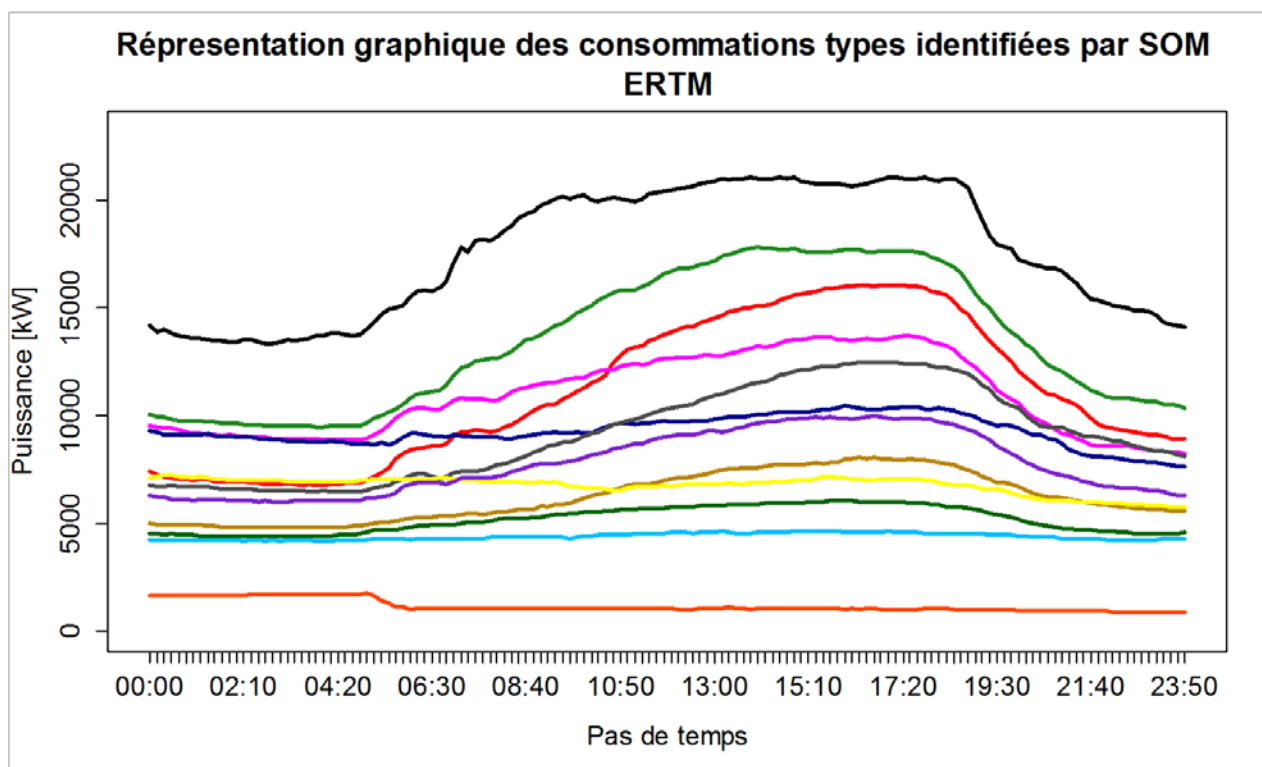


Figure 126. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site ERTM

Il est intéressant d'observer les formes bien distinctes identifiées par l'algorithme de classification. C'est grâce à ces formes bien distinctes les unes des autres que le site a été jugé comme « prévisible », et que la méthode RFCK- F_{SC1} a été si performante. Deux modes de consommation identifiés sont présents : une consommation de forme « plate », ou constante tout au long de la journée, et des consommations correspondant à des journées où le site est en activité. La différence dans les formes correspond à un certain niveau de consommation électrique.

Certaines des douze classes présentées dans la Figure 126 semblent chevaucher d'autres classes. Il est possible que le nombre de classes choisi soit plus grand que nécessaire, mais les 12 classes identifiées ne représentent pas des temps de calcul perceptiblement plus grands qu'en utilisant moins de classes.

Cette faible variabilité dans les données au cours même de la journée, a été précisée lors de la mise en place de la méthode RCP, où une seule composante principale expliquait plus de 90% de la variabilité du site ERTM.

b) Site TRGX

Le site identifié par TRGX présente aussi des consommations avec des cycles journaliers. La Figure 127 présente la représentation des 5 premières composantes par rapport aux variables, qui correspondent aux différentes heures de la journée au pas de temps dix minutes.

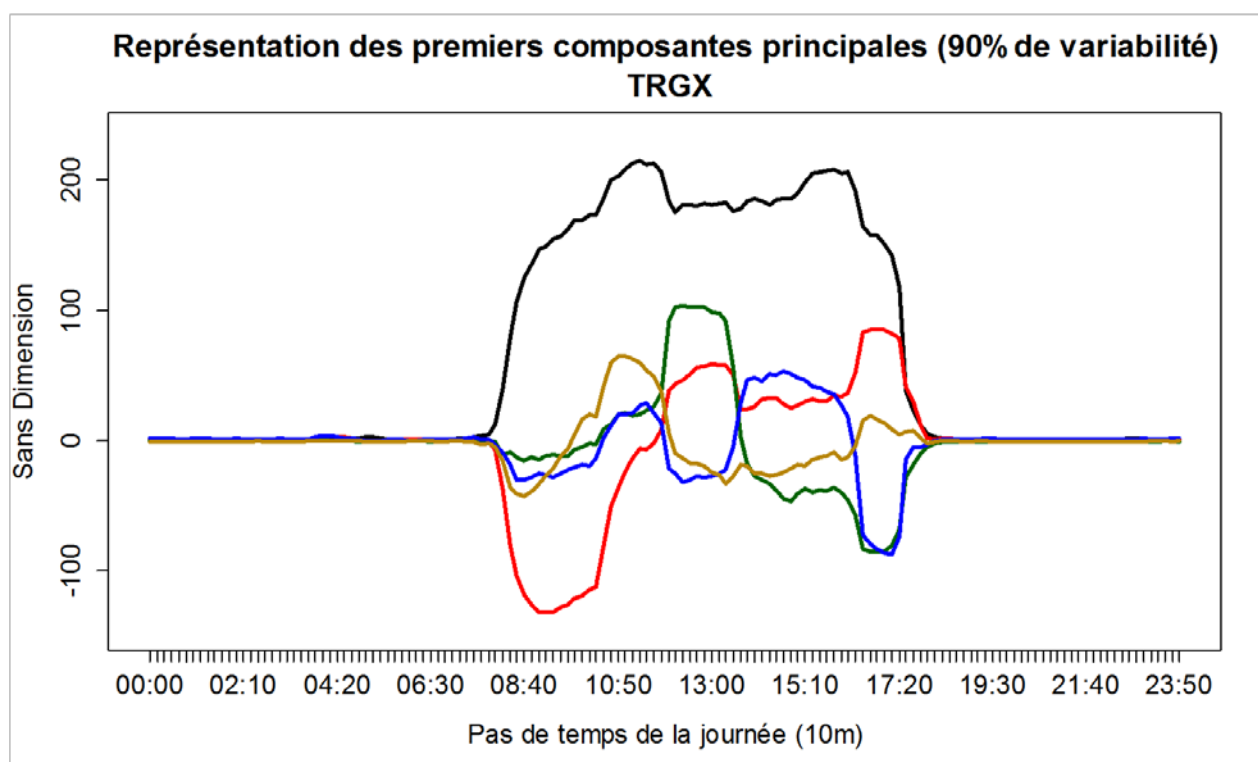


Figure 127. Représentation des composantes principales expliquant 90% de la variance par rapport aux variables pour TRGX

Les composantes représentent les axes ou directions principales. La première des composantes correspond à la courbe en noir (la plus grande) sur le graphique de la Figure 127. Cet axe correspond à une direction de puissance, qui varie pendant « les périodes » où le site TRGX est en marche. Toutes les composantes présentées sont « à zéro » lorsque le site est à l'arrêt. Le deuxième axe, en rouge dans le graphique, présente un changement entre les heures du matin et les heures de l'après-midi, et semble donc être une direction qui explique des changements entre ces deux périodes.

La méthode RCP n'a pas donné de bonnes prévisions lorsque les données ne sont pas très variables, mais pour le cas du niveau d'agrégation des usages, quand elle a été couplée à une régression LASSO au lieu d'une RLM, de meilleures performances ont été obtenues. Ainsi, la méthode RCP pourrait fournir de meilleures performances si elle était mise en place avec des régressions sous-contraite, comme il a été exposé dans la section perspectives.

La Figure 128 présente les différentes classes identifiées par l'algorithme SOM pour le site TRGX.

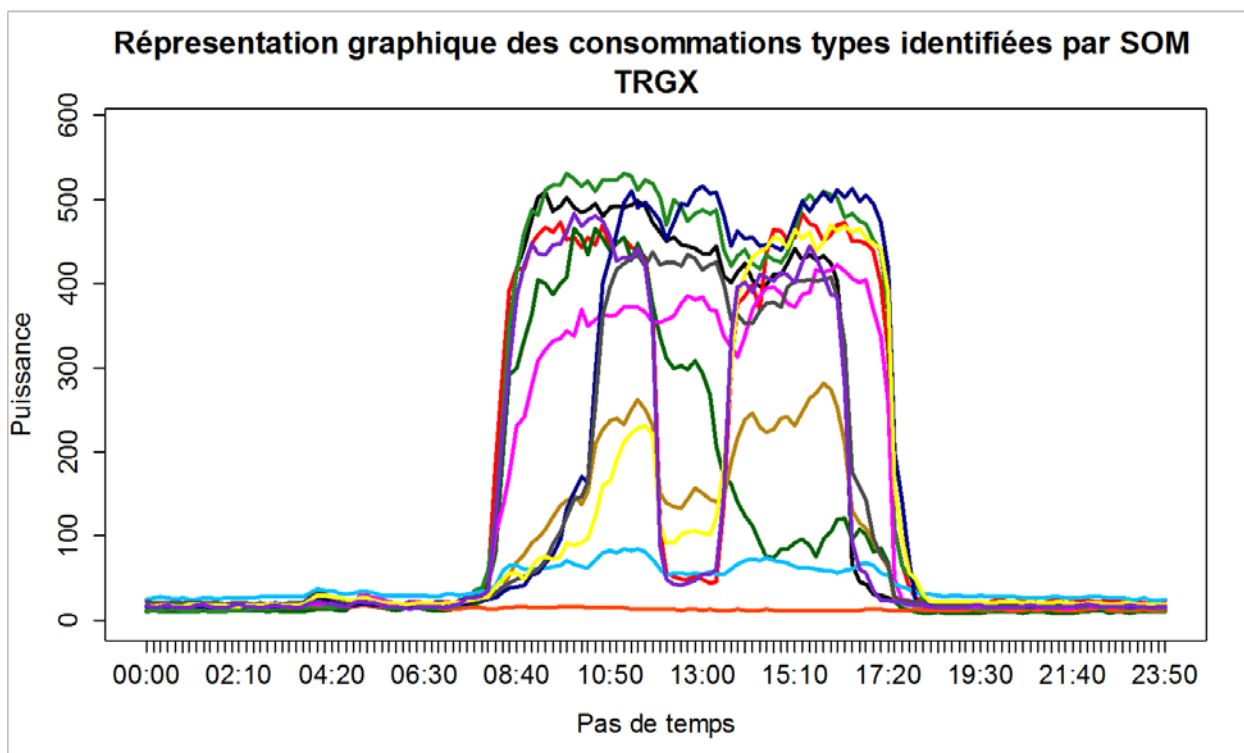


Figure 128. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site TRGX

Les classes identifiées dans la Figure 128 correspondent aux différents modes de consommation identifiés par l'algorithme de classification. Il est très intéressant de remarquer que les différents modes identifiés présentent des comportements très distincts. Aussi, certaines journées présentent un arrêt méridien ; différents niveaux de consommation pour des périodes matinales et de soirée existent ; il existe des journées où le site n'est pas en marche, etc. Ce type d'analyse a permis d'identifier deux périodes de démarrage bien distinctes qui, vérifiées par la suite, correspondent à des tarifications spéciales : 8h00 ou 10h00. Le même phénomène est observé pour les heures de soirée correspondant à l'arrêt du site.

c) Site TRIT

Le site TRIT présente aussi des consommations journalières, avec deux principaux modes de consommation, soit en activité, soit en veille. Ces niveaux de consommation avaient été identifiés lors de la caractérisation du site (6.1.4). La Figure 129 présente 8 des 12 différentes classes identifiées par l'algorithme SOM pour le site TRGX. Seulement 8 classes sont montrées pour des raisons de visibilité et lecture du graphique.

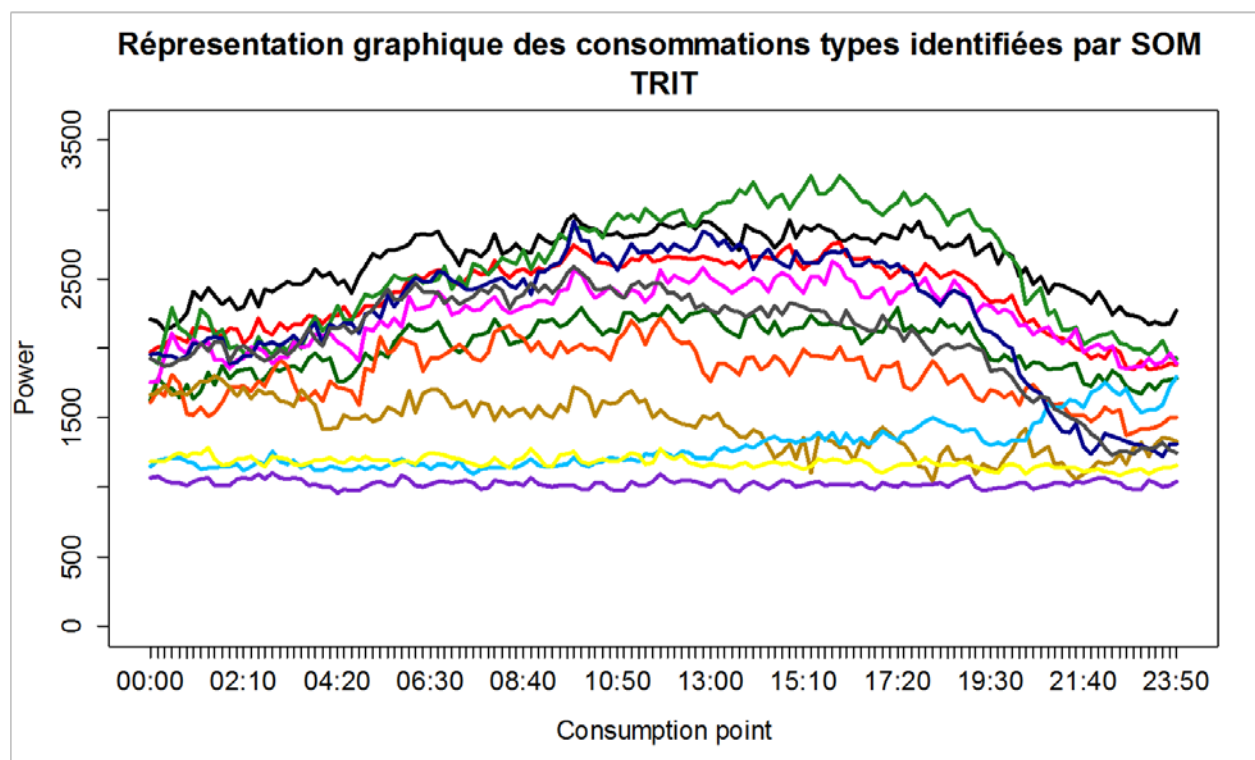


Figure 129. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour le site TRIT

Tout comme pour le site ERTM, douze classes peut paraître excessive vu le comportement régulier du site, mais la méthode RFCK fonctionne mal pour ce cas spécifique car la variabilité des données est très forte. Cette variabilité de la consommation se reflète même dans les courbes correspondant aux classes de la Figure 129.

d) Usage TU2

La Figure 130 présente 8 des douze différentes classes identifiées par l'algorithme SOM pour l'usage TU2, aussi pour des raisons de visibilité et de lecture du graphique.

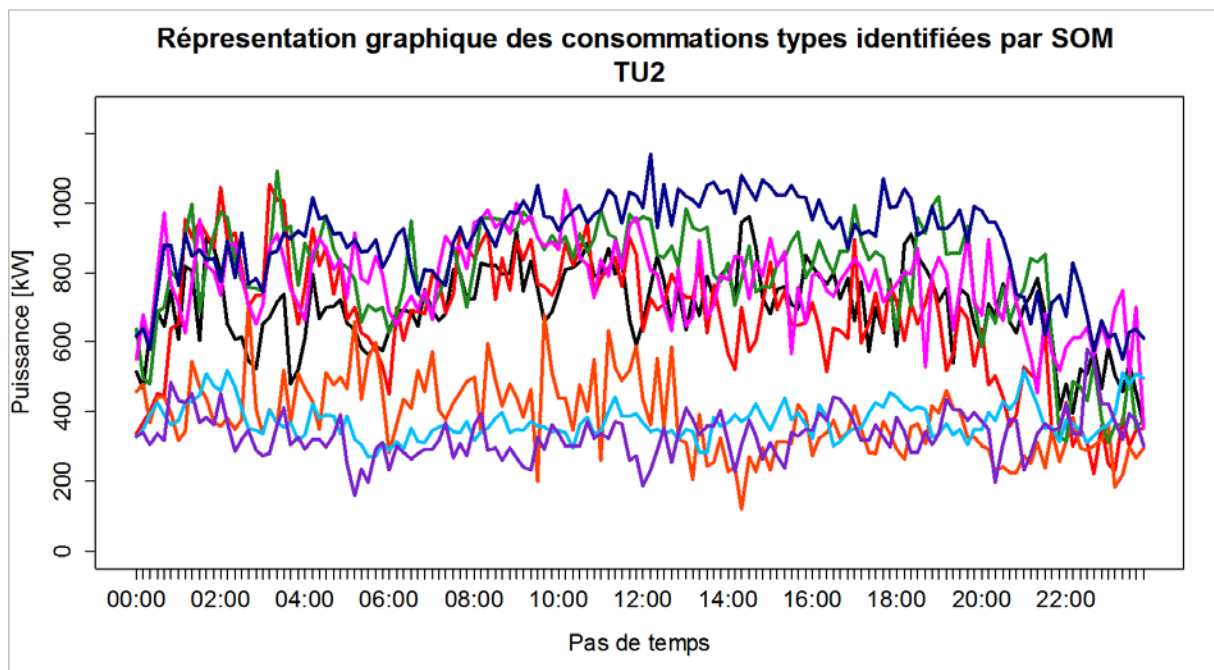


Figure 130. Représentation graphique de 8 différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage TU2

Le comportement de la consommation électrique de l'usage TU2 correspond d'une certaine manière à celui du site TRIT, mais pour ceci la variabilité est beaucoup plus importante, et la consommation moindre. Cela devient une source d'erreurs et se reflète en une performance réduite des méthodes en termes du taux de fiabilité τ_f . Même si les données sont plus variables, les deux modes de consommation identifiés lors de la caractérisation de l'usage sont faciles à observer dans la Figure 130.

e) Usage TB3

La Figure 131 présente les différentes classes identifiées par l'algorithme SOM pour l'usage TB3.

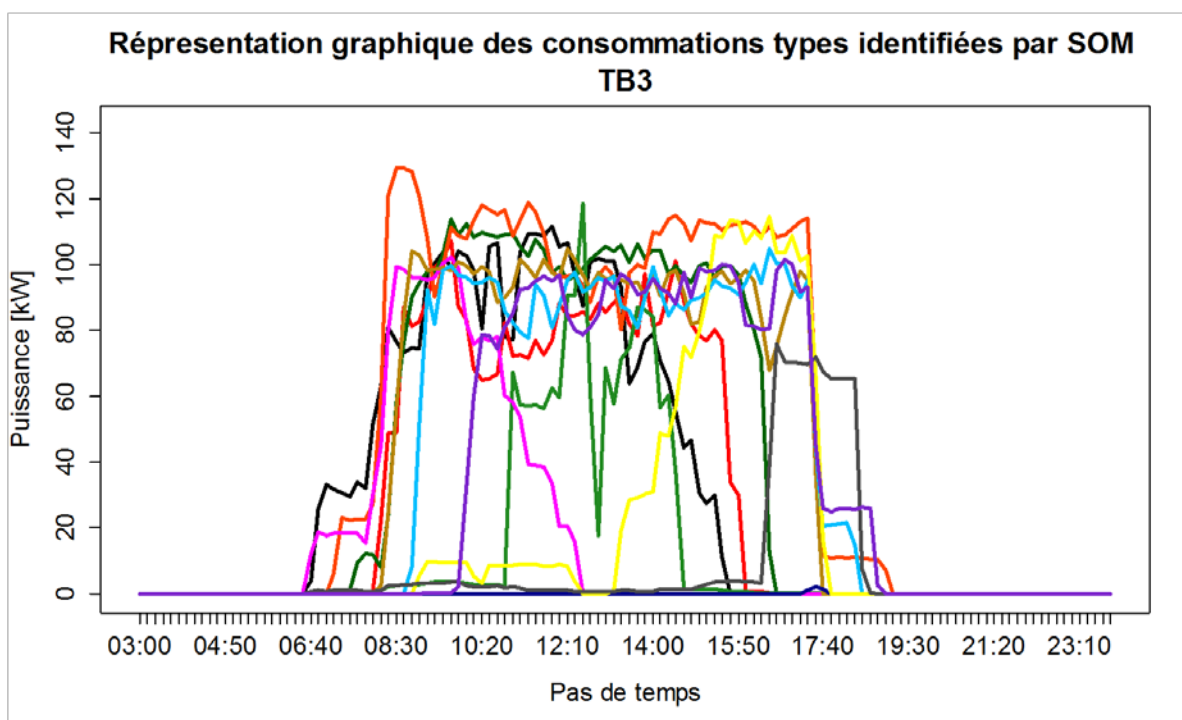


Figure 131. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage TB3

L'usage TB3 présente un mode de fonctionnement journalier. Les différentes classes identifiées par l'algorithme SOM dans la Figure 131 correspondraient à des modes de consommation. Cependant, étant un usage avec une forte variabilité de la consommation électrique et du type « tout ou rien », il est très difficile de repérer une uniformité ces consommations type. L'état de marche des différentes formes semble se stabiliser autour des 100 kW correspondant à la puissance nominale.

L'usage TB3 avait été jugé comme un usage qui n'était pas prévisible et à appeler uniquement en cas d'extrême urgence, en raison de son comportement erratique, impliquant un grand risque de défaillance.

f) Usage CA4

La Figure 132 présente 9 des 12 différentes classes identifiées par l'algorithme SOM pour l'usage CA4. Seules 9 classes sont présentées afin de ne pas nuire à visibilité du graphique.

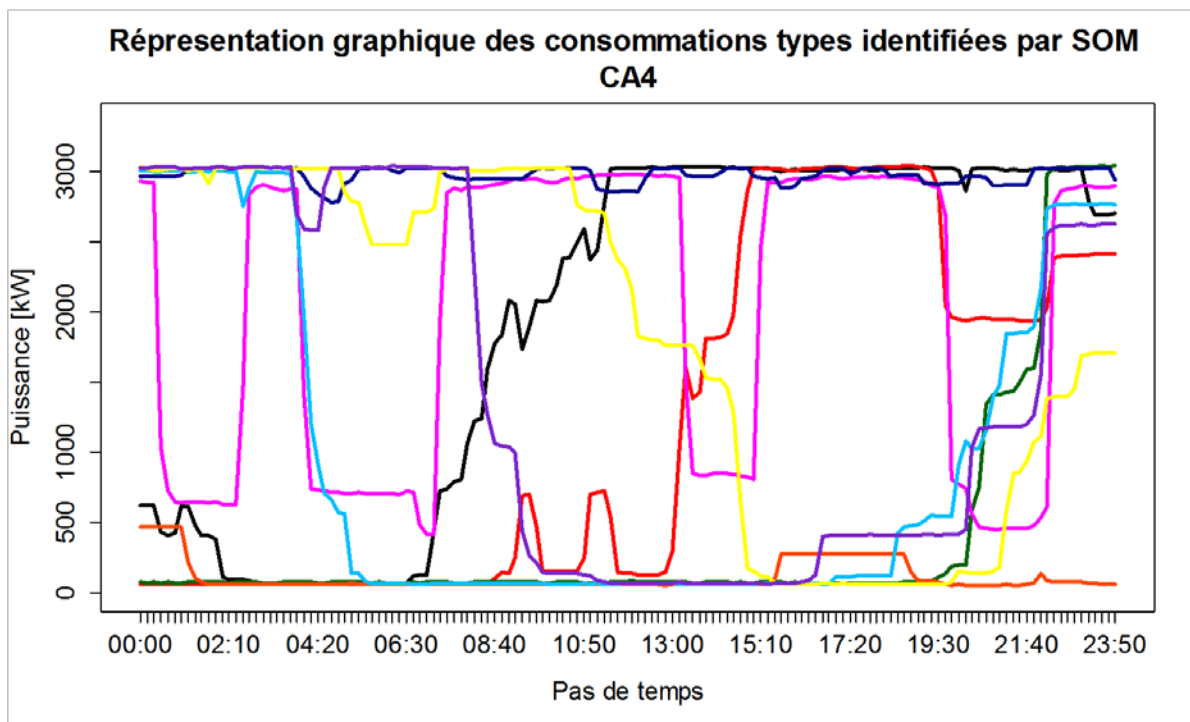


Figure 132. Représentation graphique de 9 différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage CA4

L'usage CA4 présente un comportement très stable, avec des périodes de fonctionnement qui allaient au-delà d'une durée journalière, et avec un fonctionnement « tout ou rien ». Certaines des classes permettent d'identifier un troisième niveau de consommation autour de 500-600 kW, qui avait été signalé lors de la caractérisation de l'usage (section 7.1.4). L'usage a été jugé comme très prévisible à court terme, en raison des longues périodes de fonctionnement qui sont bien visibles dans les différentes classes identifiées par l'algorithme SOM.

g) Usage CA2

La Figure 133 présente les différentes classes identifiées par l'algorithme SOM pour l'usage CA2.

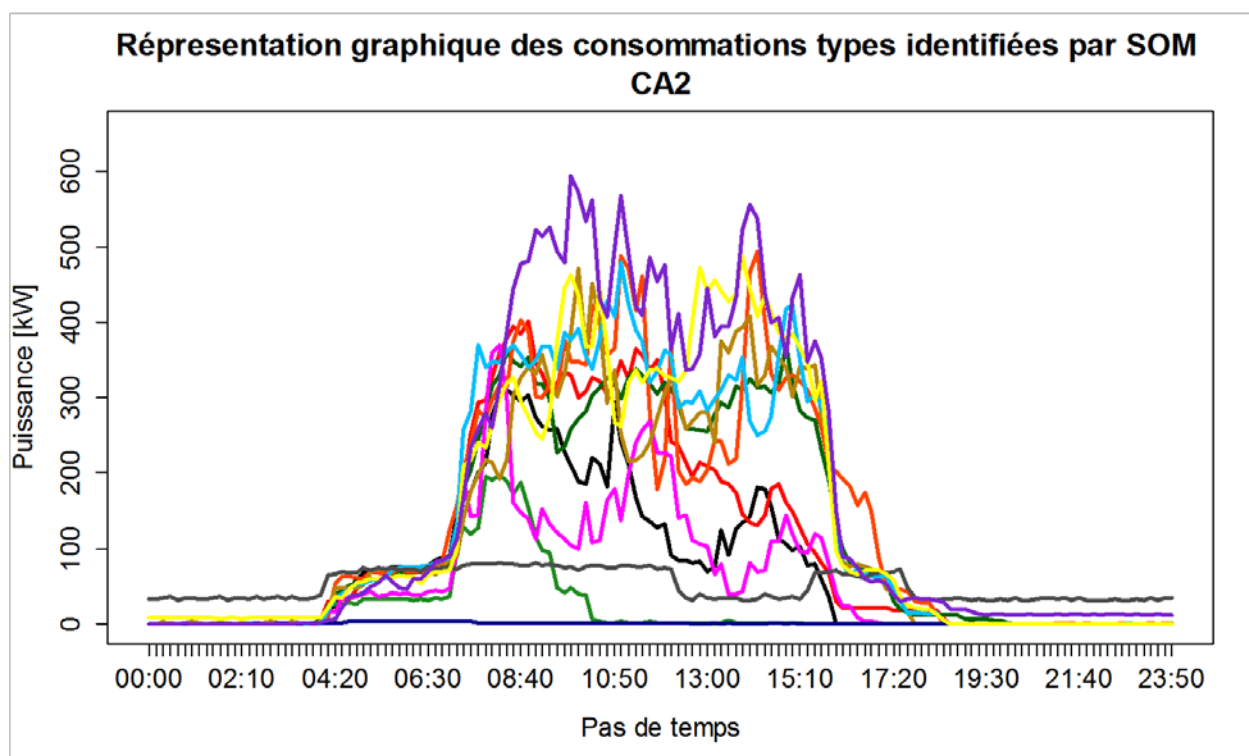


Figure 133. Représentation graphique des différentes classes obtenues avec l'algorithme SOM pour l'usage CA2

L'usage CA2 est un usage avec des cycles journaliers de fonctionnement. Les différentes typologies de consommation correspondent à différents modes qui sont perceptibles sur les courbes de charge journalières de l'usage, mais où la variabilité des données lorsque l'usage est en marche est difficile à prévoir. Aucune des méthodes de prévision étudiées n'a donnée des performances acceptables pour l'usage CA2. Cette « diversité » des modes de consommation est perceptible dans les courbes des différentes classes de la Figure 133.

École Nationale Supérieure des Mines
de Saint-Étienne

NNT : *Communiqué le jour de la soutenance*

José Angel BLANCARTE HERNÁNDEZ

Forecasting industrial energy consumptions for integration as short-term demand response resources: application to a French context

Speciality: Environmental Sciences

Keywords: Demand Response, Industry, Short Term Load Forecasting, Forecasting confidence

Abstract:

Demand response has been identified as one of the solutions to overcome the problems associated with peaks in electricity consumption, intermittency of renewable energy and network congestion. This thesis focuses on the integration of industrial electricity consumptions as short-term demand response resources in the context of a supply-demand balancing mechanism in France. Among the various sectors, industrial electricity consumptions are of particular interest because of their orders of magnitude. In order to integrate these consumptions to the supply-demand balance, it is necessary forecast their behavior in the short term and to evaluate the reliability of these forecasts. Thus, different short-term load forecasting methods adapted to the data and to the operational context are implemented on different sets of industrial consumptions data at two different consumption levels: the industrial site and the end-point equipment consumption. Performance indicators adapted to operational constraints, called "trust factors" are proposed and calculated to evaluate the performance of the forecasting methods. These trust factors are estimated for different hours of the day for all the different studied industrial sites and workshops. The estimated trust are used to assess the risks for a specific consumption to not to respect the operational constraints at a moment a forecast is simulated. Demand response is considered to become one of the elements to be implemented in order to achieve a successful energy transition through a more flexible power system.

École Nationale Supérieure des Mines
de Saint-Étienne

NNT : *Communiqué le jour de la soutenance*

José Angel BLANCARTE HERNÁNDEZ

Modélisation prévisionnelle de la consommation énergétique dans l'industrie pour son intégration en tant que ressource effaçable à court terme : application au contexte français

Spécialité: Sciences et génie de l'environnement

Mots clefs : Effacement électrique, industrie, prévision à court terme, fiabilité de la prévision

Résumé :

L'effacement des consommations électriques a été identifié comme l'une des solutions pour pallier les problèmes liés aux pics de consommation électrique, à l'intermittence des énergies renouvelables et à la congestion des réseaux. Ces travaux de recherche s'intéressent à l'intégration de la consommation industrielle en tant que ressources effaçables à court terme dans le contexte de la réserve rapide du mécanisme d'ajustement français. Parmi les différents secteurs, le secteur industriel présente un intérêt particulier en raison de l'importance de sa consommation. Afin d'intégrer ce type de consommation dans l'équilibre offre-demande, il est nécessaire de prévoir le comportement de ces consommations à court terme ainsi que d'évaluer la fiabilité de ces prévisions. Ainsi, différentes méthodes de prévision à très court-terme adaptées aux données et au contexte ont été déployées sur différents consommations disponibles à deux niveaux d'agrégation différents : site et usage industriel. Des indicateurs de performance adaptés aux contraintes opérationnelles, appelés "taux de fiabilité", sont proposés et calculés pour évaluer la performance des méthodes de prévision. Ce taux de fiabilité est estimé pour différentes heures de la journée pour les différents sites et usages industriels étudiés. Les taux de fiabilité estimés permettent d'évaluer le risque pour une consommation spécifique (au niveau du site ou au niveau de chaque usage industriel) de ne pas respecter des contraintes opérationnelles imposées à chaque instant de simulation.