

Comparaison et extensions de modèles de séquencement intégrant des stratégies de regroupement des véhicules : opportunités pour la chaîne logistique automobile

Adèle Louis

▶ **To cite this version:**

Adèle Louis. Comparaison et extensions de modèles de séquencement intégrant des stratégies de regroupement des véhicules : opportunités pour la chaîne logistique automobile. Génie logiciel [cs.SE]. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2022. Français. NNT : 2022GRALI004 . tel-03883259

HAL Id: tel-03883259

https://theses.hal.science/tel-03883259

Submitted on 3 Dec 2022

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.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : Génie Industriel

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Adèle LOUIS

Thèse dirigée par **Gülgün ALPAN**
et codirigée par **Bernard PENZ**

préparée au sein du **Laboratoire G-SCOP (Grenoble – Sciences pour la Conception et l'Optimisation de la Production)**
dans **l'École Doctorale I-MEP² (Ingénierie – Matériaux Mécanique Energétique Environnement Procédés Production)**

Comparaison et extensions de modèles de séquencement intégrant des stratégies de regroupement des véhicules : opportunités pour la chaîne logistique automobile

Thèse soutenue publiquement le **3 février 2022**,
devant le jury composé de :

Alice YALAOUI
Maître de conférence, HDR, Université de Technologie de Troyes (Rapporteure)

Samir LAMOURI
Professeur des Universités, Arts et Métiers ParisTech (Rapporteur)

Pierre BAPTISTE
Professeur des Universités, Polytechnique Montréal (Examinateur)

Van-Dat CUNG
Professeur des Universités, Institut Polytechnique de Grenoble (Examinateur)

Khaled HADJ-HAMOU
Professeur des Universités, INSA Lyon (Président du jury)

Gülgün ALPAN
Professeure des Universités, Institut Polytechnique de Grenoble (Directrice de thèse)

Bernard PENZ
Professeur des Universités, Institut Polytechnique de Grenoble (Co-directeur de thèse – Membre invité)

Alain BENICHOU
General Manager, Renault Group (Encadrant industriel – Membre invité)

Remerciements

Je souhaite remercier très sincèrement mes directeurs de thèse Gülgün Alpan et Bernard Penz, ainsi que mon encadrant industriel Alain Benichou, pour leur écoute, leurs conseils, leur confiance et leur soutien infaillible qui m'ont permis de mener à bien ce projet de recherche.

Je tiens à remercier également les membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à cette thèse en acceptant de l'évaluer : Alice Yalaoui et Samir Lamouri, rapporteurs, ainsi que Pierre Baptiste, Van-Dat Cung et Khaled Hadj-Hamou, examinateurs.

Je souhaite aussi remercier toutes les personnes de Renault Group avec qui j'ai eu la chance de travailler et qui m'ont transmis leur passion pour l'automobile, la chaîne logistique et le Process Engineering. Je garderai un excellent souvenir de ces trois années à Vélizy. Je tiens également à remercier tous les doctorants de la Supply Chain Renault pour leur soutien. Je remercie tout particulièrement Lucie pour son amitié précieuse et son infini soutien, ainsi que Suzanne et Naila pour tous leurs encouragements. Enfin, je tiens à remercier tous les membres du C#Lab, le laboratoire d'innovation de la Supply Chain, pour les belles émotions que nous avons partagées ensemble durant ces trois années.

Je remercie également tous les membres du laboratoire G-SCOP pour leur accueil. J'ai toujours apprécié nos échanges lors de mes séjours à Grenoble.

Je remercie tous mes proches pour leur soutien constant durant ces trois années. Mes remerciements vont tout particulièrement à mes parents, grâce à qui j'ai pu réaliser des études passionnantes tout en pratiquant l'athlétisme à haut niveau. Je remercie également ma sœur pour son écoute précieuse et ses conseils toujours francs et bienvenus. Je tiens aussi à remercier mes entraîneurs pour leurs encouragements, leur disponibilité et tous les beaux moments de sport partagés en amont et en parallèle de cette thèse.

Enfin, mes remerciements vont à Nicolas, ma moitié, pour sa présence et sa tendresse.

Table des matières

Remerciements ii

Table des matières vi

Liste des acronymes vii

Liste des tableaux viii

Liste des figures x

Introduction générale 1

1 Contexte industriel et apports de la thèse 5
- 1.1 Introduction . . . 5
- 1.2 Contexte de l'industrie automobile . . . 6
  - 1.2.1 Héritage des trois premières révolutions industrielles . . . 6
  - 1.2.2 Défis actuels de la production et de la logistique automobile . . . 8
- 1.3 Spécificités du constructeur Renault . . . 12
  - 1.3.1 Processus de fabrication des véhicules Renault . . . 12
  - 1.3.2 Planification et ordonnancement de la production chez Renault . . . 14
  - 1.3.3 Concepts de la synchronisation selon l'Alliance Production Way . . . 16
  - 1.3.4 Mesure de la performance industrielle et logistique . . . 18
- 1.4 Cadre et apports de la thèse . . . 21
  - 1.4.1 Encadrement industriel chez Renault . . . 21
  - 1.4.2 Problématique et questions de recherche . . . 21
  - 1.4.3 Apports de la thèse . . . 22
- 1.5 Conclusion . . . 24

2 Revue de la littérature 26
- 2.1 Introduction . . . 26
- 2.2 Modèles de séquencement de véhicules . . . 26
  - 2.2.1 Lissage de la charge de travail des opérateurs . . . 26
  - 2.2.2 Lissage de la consommation des pièces . . . 31
  - 2.2.3 Modèles hybrides . . . 32
- 2.3 Extensions des modèles de séquencement . . . 32
  - 2.3.1 Intégration de critères additionnels pour l'atelier de montage . . . 32
  - 2.3.2 Intégration des enjeux de l'atelier de peinture . . . 33
  - 2.3.3 Intégration du problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage . . . 35
  - 2.3.4 Autres extensions . . . 35
- 2.4 Opportunités pour la chaîne logistique automobile . . . 40

2.4.1 Pour la logistique amont . . . 40
2.4.2 Pour la logistique interne . . . 41
2.4.3 Pour la production des véhicules . . . 41
2.4.4 Pour la logistique aval . . . 41
2.5 Conclusion . . . 42

3 Mixed-Model Sequencing versus Car Sequencing 44
3.1 Introduction . . . 45
3.2 Literature review . . . 46
3.2.1 Mixed-Model Sequencing . . . 46
3.2.2 Car Sequencing . . . 47
3.2.3 Comparison of models and calculation methods for sequencing rules . . . 47
3.3 Mixed-Model Sequencing . . . 49
3.3.1 Assumptions . . . 49
3.3.2 Dynamic Programming procedure . . . 50
3.4 Car Sequencing . . . 51
3.4.1 Assumptions . . . 51
3.4.2 Calculation methods for sequencing rule ratios . . . 52
3.4.3 Dynamic Programming procedure . . . 55
3.5 Numerical experiments . . . 58
3.5.1 MMS vs. CS with variations of the car mix . . . 59
3.5.2 MMS vs. CS with variations of the number of workstations . . . 64
3.5.3 MMS vs. CS with industrial sequencing rules . . . 66
3.6 Conclusion and discussion . . . 67
3.6.1 Mixed-Model Sequencing versus Car Sequencing : verdict . . . 67
3.6.2 Insights for practitioners . . . 68
3.6.3 Perspectives for future works . . . 68

4 To group, or not to group 71
4.1 Introduction . . . 72
4.2 Literature review . . . 73
4.2.1 Production Planning and Scheduling . . . 73
4.2.2 Basic lot sizing approach . . . 73
4.2.3 Global supply chain grouping opportunities . . . 74
4.3 Research methodology . . . 75
4.3.1 Global research scheme . . . 75
4.3.2 Interview process . . . 76
4.4 Case study findings . . . 77
4.4.1 Inbound logistics . . . 78
4.4.2 In-plant logistics . . . 80
4.4.3 Car manufacturing . . . 82
4.4.4 Outbound logistics . . . 84
4.4.5 Synthesis . . . 86
4.5 Discussion . . . 88
4.6 Conclusion . . . 89
Appendix of Chapter 4 . . . 90

5 Mixed-Model Sequencing extensions **92**
5.1 Introduction . . . 93
5.2 Original Mixed-Model Sequencing model . . . 94
5.3 Extension considering paint shop requirements . . . 95
5.3.1 Paint shop requirements . . . 95
5.3.2 Dynamic Programming procedure for the MMSP-WP . . . 96
5.3.3 Numerical experiments for the MMSP-WP . . . 98
5.4 Extension considering paint shop and outbound logistics requirements . . . 101
5.4.1 Outbound logistics requirements . . . 101
5.4.2 New Dynamic Programming procedure for the MMSP-WPO . . . 102
5.4.3 Numerical experiments . . . 106
5.5 Conclusion and perspectives . . . 108

Conclusion générale **110**
Synthèse des contributions . . . 110
Perspectives . . . 112

Bibliographie **115**

Liste des acronymes

ANRT	Association Nationale pour la Recherche en Technologie
APW	Alliance Production Way
BY	Bolat and Yano
CIFRE	Convention Industrielle de Formation par la Recherche
CLE	Centre Livreur Expéditeur
CS	Car Sequencing
D-STAR	Delivery Scheduling Time Achievement Ratio
IPPI	Ingénierie des Processus de la Programmation Industrielle
LS	Level Scheduling
MMS	Mixed-Model Sequencing
MMSP-W	Mixed-Model Sequencing Problem with Work overload minimization
MMSP-WP	MMSP-W considering Paint shop requirements
MMSP-WPO	MMSP-W considering Paint shop and Outbound logistics requirements
MSR	Multiple Sequencing Rule
NVS	New Vehicle Sequencer
OF	Ordre de Fabrication
PAD	Pourcentage d'Acceptation Directe
POE	Pièce Oeuvrée en Externe
POI	Pièce Oeuvrée en Interne
SSAR	Scheduled Sequence Achievement Ratio
STAR	Scheduled Time Achievement Ratio
TDC	Total Delivery Cost
USR	Unique Sequencing Rule

Liste des tableaux

1.1 Stratégies de production employées dans l'industrie automobile 8
1.2 Diversité de l'offre en Europe pour différents modèles de voitures citadines d'après Pil & Holweg (2004) 9

2.1 Classification des modèles de séquencement d'après Boysen et al. (2009d) 31
2.2 Priorisation des objectifs pour le Car Sequencing intégrant les besoins de l'atelier de peinture d'après Solnon et al. (2008) 34
2.3 Comparaison entre les différentes extensions des modèles de séquencement 37

3.1 Comparison between previous contributions on MMS vs. CS and this study . . . 48
3.2 Data associated to experiments on the car mix 60
3.3 Experiment results for variations of the car mix with two variants 60
3.4 Experiment results for variations of the car mix with four variants 62
3.5 Variants features for experiments on the number of workstations 64
3.6 Data associated to experiments on the variations in the number of workstations . 64
3.7 Industrial sequencing rules for the production plan of March 2020 66

4.1 Five-step research scheme 75
4.2 Overall and secondary KPIs involved in the quality-cost-time dimensions 76
4.3 Impact levels to assess the relevance of a car grouping/batch strategy 77
4.4 Synthesis of identified car grouping strategies 87
4.5 Interview guide 90

5.1 Processing times of A and B models 99
5.2 Features of the small instances with 2 models, 6 variants and $3 \leq C \leq 6$ 99
5.3 Results of experiments on small instances with 2 models, 6 variants and 5 workstations 100
5.4 Definition of variants for industrial-size MMSP-WP instances 101
5.5 Definition of variants for the MMSP-WPO instance 106

Liste des figures

1.1 Paradigmes des trois premières révolutions industrielles d'après Valentin (2018) . 6
1.2 De la chaîne logistique traditionnelle à la chaîne logistique digitalisée d'après Ilanković et al. (2020) 11
1.3 Processus de fabrication des véhicules 12
1.4 Configurations d'usines d'assemblage automobile 13
1.5 Flux d'informations et de matières entre la commande et la livraison client selon l'Alliance Production Way (Alliance Supply Chain, 2018) 16
1.6 Cinq niveaux de la synchronisation des processus de la commande client à la livraison (Alliance Supply Chain, 2018) 17
1.7 Calcul des indicateurs de respect des délais (STAR et D-STAR) 20
1.8 Calcul de l'indicateur de respect de la séquence programmée (SSAR) 20
1.9 Liens entre les questions de recherche et les différentes contributions de cette thèse 23

2.1 Illustration des situations d'attente et de surcharge à un poste de travail k 27
2.2 Chaînes d'assemblage en ligne droite et en U d'après Aase et al. (2004) 28
2.3 Quatre configurations de postes de travail d'après Cevikcan & Durmusoglu (2011) 29
2.4 Illustration du fonctionnement d'une règle de séquencement de ratio $H/N = 2/5$ pour les véhicules de type B (en bleu) 30
2.5 Périmètres des trois catégories majeures d'extensions des modèles de séquencement 33
2.6 Différents types de stocks intermédiaires d'après de Boysen et al. (2012) 35
2.7 Périmètres opérationnels de la chaîne logistique étudiés pour les opportunités d'intégration de nouveaux critères d'optimisation 40

3.1 Illustration of a workstation configuration 49
3.2 Graph G_{MMS} with all generated nodes and MMS-feasible sequences 51
3.3 Illustration of a sequencing rule on EVs of $H/N = 1/3$ 52
3.4 Illustration of the operator advance R_k^{inf}, delay R_k^{sup} and margin $R_k^{\max}$ 53
3.5 Concept of end sub-sequence and creation of a successor node for CS 56
3.6 Graph G_{CS} with all generated nodes and the CS-feasible sequences 58
3.7 Process for generating MMS and CS test instances 59
3.8 Gap between $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ for experiments on the car mix with two variants 61
3.9 Gap between $\log(\mathcal{F}_{MMS})$ and $\log(\mathcal{F}_{CS})$ for experiments on the car mix with four variants 62
3.10 Gap between $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ for experiments on the number of workstations 65
3.11 Gap between $\log(\mathcal{F}_{MMS})$ and $\log(\mathcal{F}_{CS})$ for experiments with 33 workstations and industrial sequencing rules 67

4.1 Interview process 76

4.2 Proportion of interviewees who saw interest for the given operational scopes . . . 78
4.3 Identified car grouping strategies and proportion of interviewees who saw interest in them . . . 78
4.4 Relevance assessment for inbound logistics car grouping strategies . . . 80
4.5 Relevance assessment for in-plant logistics car grouping strategies . . . 82
4.6 Relevance assessment for car manufacturing grouping strategies . . . 84
4.7 Relevance assessment for outbound logistics car grouping strategies . . . 86
4.8 Relevance assessment matrix of all 10 identified car grouping strategies . . . 87

5.1 Scope of the original MMS model and of its extensions under study . . . 94
5.2 Operator movements in a workspace with idleness and work overload situations . 95
5.3 *"To purge, or not to purge"* decision tree . . . 97
5.4 Illustration of the DP procedure for the MMSP-WP . . . 99
5.5 Evolution of the number of nodes $|S^p_{\mathrm{WP}}|$ according to the level p in the graph G_{WP} 100
5.6 Results of experiments with industrial-size MMSP-WP instances . . . 102
5.7 Decision tree to manage destination groupings . . . 104
5.8 Illustration of the DP procedure for the MMSP-WPO . . . 105
5.9 Results of experiments with the MMSP-WPO instance (with BFS only) . . . 107
5.10 Distribution of MMS-feasible sequences reaching $\mathcal{C} = 74$ painting system purges for each value of achievable total truck waiting time . . . 107

Introduction générale

Au début du XXe siècle, Henry Ford révolutionne le monde industriel en installant la toute première ligne de montage cadencée dans son usine de Highland Park. Cet équipement – novateur pour l'époque – génère des gains de productivité inédits et permet à Ford de *"construire une voiture pour la grande multitude"* : la célèbre Ford T avec sa couleur noire iconique. A partir des années 1970, la demande des consommateurs évolue vers des produits de plus en plus personnalisés. Les constructeurs automobiles s'adaptent en diversifiant leur offre afin de mieux répondre à cette demande et de satisfaire le plus grand nombre de clients. Dans ce contexte, Toyota s'impose sur le marché automobile grâce à son excellence opérationnelle, synonyme de réactivité et de qualité à tous les niveaux.

Pour produire à la demande cette grande diversité de produits sans perdre en efficacité, les constructeurs automobiles ont dû concevoir des systèmes de production multi-modèles et flexibles, *i.e.* capables d'enchaîner des options, des variantes et des modèles distincts les uns des autres. Cet enchaînement des véhicules sur la ligne d'assemblage – appelé **séquence** – s'avère déterminant pour deux critères de la performance industrielle : (1) la charge de travail des opérateurs au montage et (2) la consommation des pièces aux postes de travail. Ces deux critères sont généralement optimisés à travers un des trois **modèles de séquencement** majeurs discutés dans la littérature : le Mixed-Model Sequencing (MMS), le Car Sequencing (CS) et le Level Scheduling (LS).

En plus de définir quotidiennement la charge de travail des opérateurs et la consommation des pièces, le séquencement des véhicules influe fortement sur les autres ateliers de l'usine de carrosserie-montage et sur plusieurs activités logistiques connexes (approvisionnement des pièces et distribution des véhicules par exemple). Or, ce séquencement repose généralement sur une stratégie de production par lot de taille unitaire qui garantit la flexibilité et la réactivité du système industriel, tandis que les activités en amont et en aval du montage fonctionnent davantage avec des **stratégies de regroupement** : les caisses sont peintes par lot de même couleur pour diminuer les coûts de purge des systèmes de peinture, les pièces sont approvisionnées par lot de taille variable dépendant souvent du conditionnement choisi, et les véhicules sont distribués par lot de 8 en camion, ou par plus grands lots en train et en bateau pour favoriser les économies d'échelle. Ces stratégies divergentes complexifient la gestion de ces opérations et peut *in fine* desservir la performance de la **chaîne logistique automobile** au global.

Dans ce contexte, nous avons souhaité mener un projet de recherche à contre-courant des pratiques actuelles de l'industrie automobile en étudiant l'intérêt et la faisabilité d'intégrer des stratégies de regroupement des véhicules dans le modèle de séquencement des véhicules sur la ligne de montage. Ce projet de recherche a été réalisé grâce à un partenariat industriel entre le

laboratoire G-SCOP [1] et le constructeur automobile Renault Group sous la convention CIFRE [2] n°18/0730. Pour l'industriel, l'intérêt principal de ce projet est de saisir les opportunités qui permettraient d'améliorer la performance de sa chaîne logistique tout en garantissant la flexibilité et la réactivité du système industriel. Plus généralement, ce projet contribue à la recherche sur les modèles de séquencement et sur leurs extensions.

Notre problématique de recherche est la suivante : quelles sont les stratégies de regroupement de véhicules en production qui soutiendraient la performance de la chaîne logistique automobile, et comment les intégrer au modèle de séquencement de la ligne de montage ? Les objectifs de cette thèse peuvent être définis suivant trois axes d'étude :

1. **Faisabilité** : identifier le modèle de séquencement de la ligne de montage le plus adapté à l'intégration de nouvelles stratégies de regroupement des véhicules ;
2. **Intérêt** : identifier ces stratégies de regroupement des véhicules en production et évaluer leurs impacts sur les activités de la chaîne logistique ;
3. **Mise en œuvre** : proposer des extensions pour ces modèles de séquencement intégrant ces nouvelles stratégies de regroupement des véhicules sur la ligne de montage.

Ce manuscrit est divisé en cinq chapitres. Le **chapitre 1** introduit le contexte industriel ainsi que la problématique et les apports de cette thèse. Le **chapitre 2** présente un état de l'art sur les modèles de séquencement et sur leurs extensions, et souligne les opportunités pour ce projet de recherche. Les chapitres suivants répondent aux objectifs présentés ci-dessus et correspondent à trois articles soumis dans des revues internationales à comité de lecture.

Pour l'aspect **faisabilité**, le **chapitre 3** s'intéresse à l'étude de deux des trois modèles de séquencement identifiés dans la littérature : le Mixed-Model Sequencing et le Car Sequencing. A partir de données industrielles, nous réalisons une comparaison complète de la taille des espaces de solutions réalisables pour ces deux modèles afin de déterminer lequel des deux contient le plus de séquences distinctes et permet une meilleure intégration de critères de séquencement additionnels. Le **chapitre 4** présente l'étude de terrain réalisée chez Renault Group pour évaluer l'**intérêt** de regrouper les véhicules en production. Grâce à de nombreux entretiens avec des managers, experts et opérationnels, nous identifions une dizaine de stratégies de regroupement originales permettant d'améliorer la performance globale de la chaîne logistique. Pour finir, le **chapitre 5** présente la **mise en œuvre** de deux stratégies de regroupement à travers deux nouvelles extensions du MMS : la première intègre les besoins de l'atelier de peinture ; la seconde y ajoute les besoins de la logistique aval identifiés dans le chapitre précédent.

Enfin, nous concluons ce manuscrit par une synthèse de nos principaux résultats et contributions. Nous proposons également une discussion sur les perspectives de recherche de cette thèse.

1. Laboratoire des Sciences pour la Conception, l'Optimisation et la Production de Grenoble
2. Convention Industrielle de Formation par la REcherche

Cette thèse a fait l'objet des publications suivantes :

— Publications dans des revues internationales à comité de lecture

  — Adèle Louis, Gülgün Alpan, Bernard Penz et Alain Benichou. Mixed-Model Sequencing versus Car Sequencing : comparison of feasible solution spaces.
  International Journal of Production Research – Soumis après révision

  — Adèle Louis, Gülgün Alpan, Bernard Penz et Alain Benichou. To group, or not to group : a case study considering supply chain grouping requirements in Production Planning and Scheduling.
  Production Planning and Control – Soumis

  — Adèle Louis, Gülgün Alpan, Bernard Penz et Alain Benichou. Mixed-Model Sequencing extensions integrating paint shop and outbound logistics requirements.
  International Journal of Production Economics – Soumis

— Communication dans un congrès international

  — Adèle Louis, Gülgün Alpan, Bernard Penz et Alain Benichou. On the interest of reconsidering a real-life Car Sequencing model. *International Conference on Information, Logistics & Supply Chain – ILS 2020*, Apr 2020, Austin, United States.

Chapitre 1

Contexte industriel et apports de la thèse

1.1 Introduction

Grâce au soutien de l'ANRT [1], ce projet de recherche a été réalisé en partenariat avec l'entreprise Renault Group. Ainsi, nos travaux s'inscrivent dans le contexte global de l'industrie automobile et s'appuient sur le cas d'étude de ce constructeur. L'objectif de ce premier chapitre est donc d'introduire les caractéristiques de cet environnement industriel, afin de bien cadrer notre projet de recherche.

L'industrie automobile est l'une des plus grandes industries du monde en termes d'emplois, de valeur et de complexité des produits fabriqués. Dans ce chapitre, nous détaillons ses caractéristiques clés qui impactent notre projet de recherche, telles que la chaîne de montage multi-modèles et la production diversifiée par lot de taille unitaire. En plus de cela, nous soulignons les défis actuels de cette industrie, comme la gestion de la chaîne logistique rendue complexe par la multitude de pièces, de processus, de flux et d'acteurs à gérer.

Dans ce contexte, nos travaux reposent sur le cas d'étude du constructeur Renault. Nous nous intéressons tout particulièrement à l'ordonnancement de la production et à l'optimisation des activités logistiques et industrielles. Nous verrons que l'ordonnancement est une étape opérationnelle clé qui détermine quotidiennement la séquence de véhicules à produire. Cette séquence est la donnée d'entrée de plusieurs processus, comme l'approvisionnement en pièces, l'assemblage des véhicules et leur transport. La synchronisation de toutes ces activités s'avère être un des piliers de la performance du Groupe.

Face à ce constat, nous avons souhaité mener une démarche de recherche à contre-courant des pratiques actuelles de l'industrie automobile en étudiant l'intérêt et la faisabilité de produire par lot des véhicules similaires. L'idée consiste à regrouper des produits identiques ou semblables, et à les produire les uns à la suite (ou proches) des autres, afin de simplifier la gestion et la synchronisation des opérations logistiques et industrielles. L'objectif sous-jacent est d'identifier des stratégies de regroupements des voitures en production permettant d'optimiser la performance globale de la chaîne logistique. Nous décrivons pour cela une problématique de recherche

1. Association Nationale de Recherche et Technologie

unique qui nous invite à étudier les modèles de séquencement de véhicules et leurs extensions afin d'intégrer les stratégies de regroupement que nous aurons identifiées.

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans un premier temps, nous présentons le contexte global de l'industrie automobile (**section 1.2**). Nous exposons ensuite les spécificités de notre cas d'étude sur le constructeur Renault (**section 1.3**). Enfin, nous présentons le cadre, la problématique et les contributions de ce projet de recherche (**section 1.4**).

1.2 Contexte de l'industrie automobile

Les XIXe et XXe siècles ont été marqués par trois grandes révolutions industrielles, qui ont complètement bouleversé la société et contribué à façonner l'industrie automobile d'aujourd'hui. Le XXIe siècle semble à son tour marqué par une nouvelle et quatrième révolution, caractérisée par une explosion de l'offre produits, des chaînes logistiques de plus en plus complexes et une transformation digitale sans précédent. Tous ces changements impactent les acteurs de l'industrie automobile et les poussent à revoir leurs façons de concevoir et de produire leurs véhicules, héritées des trois premières révolutions.

1.2.1 Héritage des trois premières révolutions industrielles

Les révolutions industrielles sont caractérisées par un profond bouleversement technologique, organisationnel, économique et sociétal (Valentin, 2018). Les constructeurs automobiles ont été particulièrement acteurs de ces révolutions, à l'instar de Ford et de Toyota, dont les concepts fondateurs sont aujourd'hui des références. Dans cette partie, nous abordons en détails les caractéristiques de ces trois révolutions, dont les principaux paradigmes sont illustrés par la **Figure 1.1**.

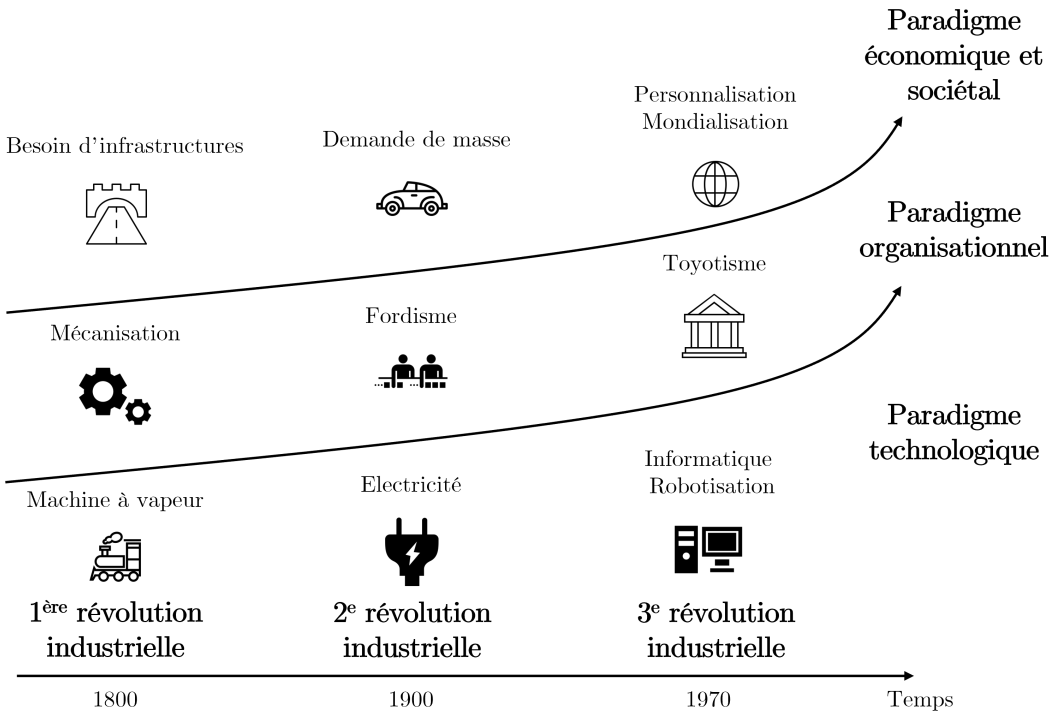


Figure 1.1 – Paradigmes des trois premières révolutions industrielles d'après Valentin (2018)

Première révolution industrielle

Au début du XIXe siècle, l'introduction de la machine à vapeur révolutionne la société : c'est le début de l'ère industrielle. La productivité augmente grâce à la mécanisation des tâches. Ces améliorations bénéficient pleinement aux industries du textile et de la métallurgie, qui se développent particulièrement durant cette période (Crafts, 2011). Cette première révolution permet de répondre à un besoin d'infrastructures, notamment en termes de construction de bâtiments, de transports de personnes et de marchandises (Valentin, 2018).

Deuxième révolution industrielle

L'essor de l'électricité à la fin du XIXe siècle apporte des progrès considérables à l'industrie, notamment grâce à l'électrification des systèmes de production : c'est le début de la deuxième révolution industrielle. La machine centrale à vapeur est progressivement remplacée par de plus petites machines, indépendantes et fonctionnant à l'électricité.

En 1913, Henry Ford crée une nouvelle rupture technologique en inaugurant la toute première chaîne de montage cadencée dans son usine de Highland Park. Inspiré des principes de l'Organisation Scientifique du Travail de Frederick W. Taylor, le Fordisme génère des gains de productivité massifs grâce au découpage du travail et à la spécialisation des tâches (Hu, 2013). Cette nouvelle organisation du travail permet notamment de réduire le temps de fabrication des modèles T, qui passe de 12,5 heures à 93 minutes (Bysko et al., 2020).

La production en masse et par lots de la Ford T, puis A, avec sa couleur noire iconique [2], permet de réaliser des économies d'échelle gigantesques et assure le succès du constructeur (Liker, 2018). La première moitié du XXe siècle marque ainsi l'hégémonie de la production de masse, en réponse à une demande massive de produits très peu diversifiés (Valentin, 2018).

Troisième révolution industrielle

A partir des années 1960, la demande évolue : les consommateurs s'intéressent de plus en plus aux produits personnalisés et deviennent exigeants sur la réactivité et la ponctualité des fabricants. Pour s'adapter à cette nouvelle demande, les industriels investissent dans l'automatisation et la robotisation de leurs systèmes de production. Les lignes d'assemblage sont désormais multi-modèles et flexibles, c'est-à-dire qu'elles ne sont plus dédiées à un modèle unique mais qu'elles sont en capacité d'en produire plusieurs avec un coût et temps de changement minimes (voire nuls) entre deux modèles, améliorant significativement le rendement (Jain et al., 2013). Les tâches pénibles et répétitives pour les opérateurs sont également réduites.

A partir de 1980, un nouveau concept organisationnel émerge : le Toyotisme, ultérieurement appelé *Lean Manufacturing* (Valentin, 2018). Ce modèle place le client final au cœur de toutes les activités, en cherchant à maximiser la valeur ajoutée et à minimiser les gaspillages (Hu, 2013). Dans un contexte de mondialisation croissante, le Toyotisme permet de produire à moindres coûts des produits personnalisés à la juste qualité et avec la réactivité adaptée. Son succès repose notamment sur les trois principes suivants, issus du *Toyota Production System* (Monden, 1993) :

— Le **flux pièce-à-pièce** : les voitures sont produites en continu, les unes à la suite des autres, et passent d'un poste de travail au suivant une seule unité à la fois (APICS, 2013).

2. *'Any customer can have a car painted any color that he wants as long as it is black.'* (Ford & Crowther, 1922)

— La **production unitaire** : les voitures qui se succèdent au montage sont différentes une à une, *i.e.* potentiellement distinctes en termes de modèle, de couleur, de motorisation, d'option... (Mair, 2010).

— Le **juste-à-temps** : la chaîne logistique est capable de délivrer les bons éléments (voitures ou pièces), à la juste qualité, au bon endroit et au bon moment, voire même dans le bon ordre pour être "juste-en-séquence" (Emde & Boysen, 2012).

Cependant, plus la diversité de pièces et de véhicules à traiter est grande, plus la gestion des activités logistiques en juste-à-temps est complexe. C'est la raison pour laquelle, dans les années 1990, le constructeur japonais Honda a opté pour une stratégie de production hybride : l'idée est d'assembler des petits lots de 60 voitures (maximum) strictement identiques (Mair, 1994). Les pièces peuvent ainsi être livrées en bord de chaîne par lots correspondant exactement aux voitures sur lesquelles elles seront montées, ce qui simplifie grandement la planification et la gestion des approvisionnements. A la fin d'un lot, la ligne de montage est reconfigurée afin de pouvoir produire le suivant. De fait, la ligne est rééquilibrée et les équipes sont réorganisées au juste nécessaire pour traiter chaque série de voitures. Cette stratégie de production hybride permet également d'améliorer la productivité des opérateurs, qui réalisent toujours la même tâche sur chacun des véhicules du lot (Mair, 2010).

Finalement, nous avons identifié trois grandes stratégies de production héritées des précédentes révolutions industrielles, que nous résumons dans la **Table 1.1**. Certains des principes abordés restent d'actualité et nous concernent particulièrement dans ce projet de recherche, comme la chaîne de montage cadencée, flexible et multi-modèles, le découpage des tâches, le flux pièce-à-pièce, la production personnalisée de masse et par lots de taille unitaire. Cependant, nous constatons que les défis identifiés par Honda (liés à la diversité des produits et à la gestion de la chaîne logistique) continuent de bouleverser l'industrie automobile, la poussant à reconsidérer ces pratiques historiques.

Table 1.1 – Stratégies de production employées dans l'industrie automobile

Production	**Grands lots**	**Petits lots**	**Unitaire**
Précurseur	Ford	Honda	Toyota
Ligne de montage	Dédiée	Multi-modèle Reconfigurable	Multi-modèle Flexible
Caractéristiques	Qualité Coûts	Qualité Coûts Diversité	Qualité Coûts Diversité Réactivité

1.2.2 Défis actuels de la production et de la logistique automobile

L'industrie automobile fait face actuellement à de nombreux défis, dont la constante diversification de l'offre produit et la complexité de sa chaîne logistique (Morrar et al., 2017). Pour maintenir et améliorer leur performance industrielle et logistique, nous verrons que les constructeurs misent notamment sur la digitalisation de leurs activités.

Diversification constante de l'offre produit

A partir des années 1990, les constructeurs automobiles ont beaucoup diversifié leur offre de véhicules afin de répondre à l'évolution de la demande, de plus en plus orientée vers des produits personnalisés. Grâce à une large gamme de combinaisons de modèles, de motorisations, de teintes, d'équipements et d'options, les constructeurs peuvent couvrir des marchés variés et sur plusieurs continents. Comme le démontrent Pil & Holweg (2004), la combinatoire de personnalisation des véhicules dépasse souvent (et de loin) les volumes de production annuels, comme illustré dans la **Table 1.2**.

Table 1.2 – Diversité de l'offre en Europe pour différents modèles de voitures citadines d'après Pil & Holweg (2004)

Modèle	Nombre de combinaisons	Ventes en Europe en 2002
Nissan Micra	676	106 428
Peugeot 206	1 739	596 531
Toyota Yaris	34 320	194 256
Peugeot 307	41 590	441 468
Renault Clio	81 588	502 497
Ford Fiesta	1 190 784	294 360
Renault Megane	3 451 968	261 383
Opel Corsa	36 690 436	420 296
VW Golf	1 999 813 504	595 465
VW Polo	52 612 300 800	354 539

Toute cette diversité génère une grande complexité pour la gestion de la production et de la logistique (Trattner et al., 2019). Son impact a d'ailleurs été discuté dans de nombreuses thèses industrielles, sur des sujets tels que :

— **Les prévisions de la demande future et la planification des opérations** en lien avec l'approvisionnement et la production. Ces aspects sont abordés dans les thèses de Lim (2014) et de Ghrab (2021) réalisées avec Renault.

— **La logistique amont**, du fait du grand nombre de pièces, de fournisseurs, de stocks et de flux à gérer. Le pilotage des flux d'approvisionnement dans le contexte automobile est notamment l'objet de la thèse de Sali (2012).

— **Les performances de l'atelier de peinture**, dues à la variété de teintes proposées. En effet, une purge des systèmes de peinture doit être réalisée entre deux véhicules successifs de teinte différente, ce qui génère des coûts liés à la perte de matière première et à l'utilisation de solvants. Cet aspect est notamment discuté dans la thèse de Baratou (1998) réalisée avec PSA. De plus, depuis quelques années, les constructeurs proposent également des véhicules "bitons", *i.e.* de couleur de corps différente de celle du toit, à l'instar du Renault Captur, de la Citröen C3 ou de la Mini Cooper, ce qui amoindrit d'autant les performances de l'atelier de peinture.

— **L'ordonnancement de l'atelier de montage**, du fait des variations importantes dans les modes et temps opératoires, *i.e.* dans les opérations de montage et la durée nécessaire pour les effectuer (Fisher & Itter, 1996). Cet aspect est évoqué dans les thèses de Lesert (2006) et Aroui (2015), respectivement réalisées avec PSA et Volvo Trucks.

Finalement, la diversité de l'offre produit concerne l'ensemble des constructeurs automobiles qui visent à satisfaire de multiple marchés. L'impact de cette diversité sur les activités logistiques

et industrielles a notamment été discuté dans de nombreux travaux de recherche. Dans le cadre de cette thèse, nous considérons cette diversité de véhicules comme une donnée d'entrée.

Complexité des chaînes logistiques

La complexité d'une chaîne logistique repose sur la combinaison de la complexité des produits, des processus et des relations entre tous les acteurs qui la composent (Bozarth et al., 2009). Nous avons vu précédemment que la complexité liée aux produits relève de la diversification de l'offre dans l'industrie automobile. Les processus sont également d'une grande complexité du fait de la quantité de flux d'informations et de matières à traiter (Rae & Binder, 2020). Quant à la complexité relationnelle, elle relève de l'éloignement de tous les acteurs de la chaîne (fournisseurs, fabricants et clients) répartis sur l'ensemble de la planète (Amatucci & Mariotto, 2012). La maîtrise de la chaîne logistique est devenue progressivement un atout concurrentiel majeur, car considérée comme un levier de la performance en termes de qualité, de coûts, de délais et de satisfaction client (Gimenez et al., 2012).

Pour maîtriser la complexité de la chaîne logistique, les académiques et industriels s'intéressent particulièrement au concept de **chaîne logistique intégrée** (Flynn et al., 2010). Pour Stevens & Johnson (2016), l'intégration de la chaîne logistique réside dans *"l'alignement, l'interconnexion et la coordination des processus, des personnes, des informations, des connaissances, des stratégies et de la communication tout au long de la chaîne logistique (...) et la circulation efficace et effective des matériaux, des informations, de l'argent et des connaissances dont le client a besoin."* Suite aux perturbations liées aux crises récentes telles que celles du COVID-19 (Thoin-Bousquié, 2020), des composants électroniques (Beziat, 2021) et du blocage du canal de Suez (Menage, 2021), la connaissance et la maîtrise de tous les flux, processus et acteurs apparaissent de plus en plus cruciales pour saisir la dynamique complète du système en temps réel (Prajogo & Olhager, 2012).

Nos travaux se doivent donc d'intégrer les enjeux de la complexité de la chaîne logistique. Nous considérons ainsi la nécessité de contribuer à coordonner les activités d'un bout à l'autre de la chaîne logistique pour soutenir la performance industrielle.

Transformation digitale

A l'ère de la quatrième révolution industrielle, l'intégration des chaînes logistiques est soutenue par la mise en œuvre et l'accélération de la transformation digitale (Garay-Rondero et al., 2020). Une chaîne logistique digitalisée peut être définie comme un système technologique intelligent reposant sur la collecte et l'utilisation de données en masse, ainsi que sur la coopération et la communication entre les systèmes (Büyüközkan & Göçer, 2018). En tirant parti de l'interconnectivité des produits, des machines, de la chaîne logistique et des clients, les entreprises peuvent améliorer leur productivité et leur rentabilité et prétendre à des niveaux d'excellence opérationnelle inédits (Rosin et al., 2020).

L'écart conceptuel entre une chaîne logistique traditionnelle et digitalisée est illustré par la **Figure 1.2**.

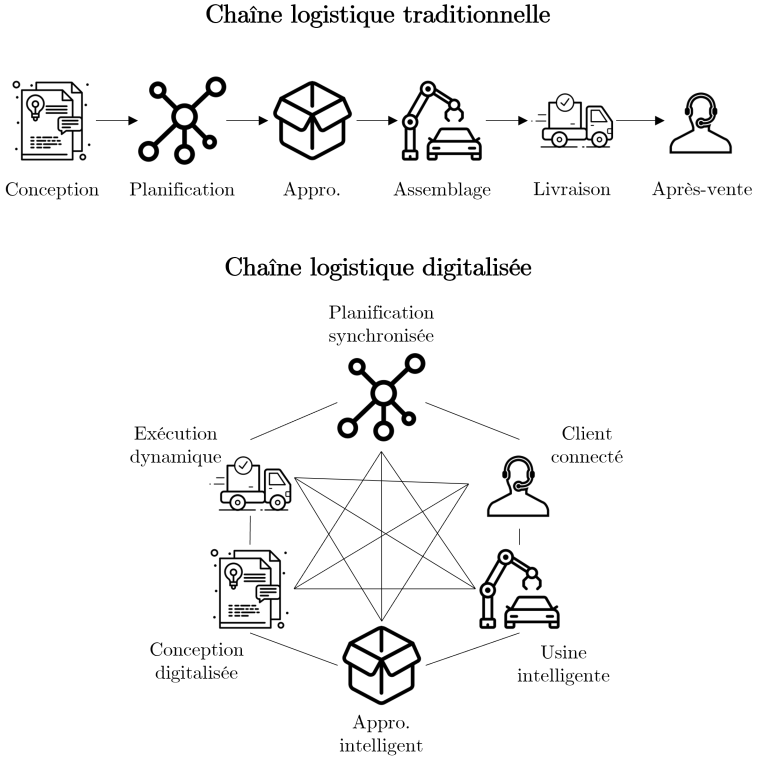


Figure 1.2 – De la chaîne logistique traditionnelle à la chaîne logistique digitalisée d'après Ilanković et al. (2020)

La digitalisation concerne tous les constructeurs automobiles. Citons par exemple :

— **PSA** : le constructeur a dévoilé dès 2016 sa vision de l'*usine excellente* (PSA, 2016). Ce plan vise à adopter les meilleures pratiques en termes de technologies, d'équipements et de savoir-faire incluant : la gestion dynamique des stocks, le contrôle qualité en temps réel et l'intégration complète des fournisseurs dans la chaîne logistique. L'*usine excellente* se place au service de l'efficience opérationnelle, de la préservation de la santé et de la sécurité des employés, du respect de l'environnement et de la satisfaction client (Vincent, 2019).

— **Audi** : la marque base son concept de *smart factory* sur l'hyper connectivité de ses systèmes de production et sur davantage de coopération homme/machine (Audi, 2021). La maintenance prédictive, l'impression 3D et l'utilisation de drones pour localiser les véhicules en stock dans les centres livreurs sont autant d'exemples de projets innovants déjà testés et approuvés par le constructeur. La marque participe également à la transformation de l'expérience client en embarquant dans les véhicules les toutes dernières technologies numériques, afin d'augmenter le confort, la sécurité et le bien-être des passagers grâce à l'intelligence artificielle (Grillneder & Crusius, 2021).

Finalement, nous avons vu que la transformation digitale se place au service de la performance des industries et des organisations, et qu'elle est au cœur des stratégies des constructeurs automobiles. Cette digitalisation repose notamment sur la capacité à collecter et traiter de grandes quantités de données. Grâce aux puissances de calcul actuelles, les constructeurs sont dorénavant en mesure d'utiliser ces données avec exactitude, au lieu de les simplifier avec des règles empiriques.

In fine, nous avons illustré que l'industrie automobile est en pleine transition, entre l'héritage des trois premières révolutions industrielles (chaîne de montage cadencée et multi-modèles, production personnalisée de masse par lots unitaires, *Lean Manufacturing*) et en voie vers l'industrie 4.0 (chaînes logistiques intégrées, usines intelligentes, hyper-connectivité des hommes, des machines et des processus). Dans la section suivante, nous détaillerons les spécificités du constructeur Renault en lien avec ce contexte et notre projet de recherche.

1.3 Spécificités du constructeur Renault

Renault Group est un constructeur automobile français fondé en 1898. Présent sur tous les continents, l'entreprise a vendu plus de 2,95 millions de véhicules en 2020, par le biais des marques Renault, Dacia, Alpine, Lada et Samsung. Chaque usine d'assemblage de véhicules suit des processus standardisés, auxquels nous nous intéressons dans ce projet de recherche et que nous détaillons ici en quatre temps : fabrication des véhicules (**§ 1.3.1**), planification et ordonnancement de la production (**§ 1.3.2**), synchronisation des processus (**§ 1.3.3**) puis évaluation de la performance (**§ 1.3.4**).

1.3.1 Processus de fabrication des véhicules Renault

Dans cette partie, nous décrivons les différentes étapes de fabrication d'un véhicule ainsi que les configurations d'usines qui en découlent, en insistant sur les spécificités des usines Renault.

Description des étapes de fabrication

Classiquement, quatre étapes composent le processus de fabrication des véhicules : **l'emboutissage, la tôlerie, la peinture et l'assemblage**. Elles sont illustrées par la **Figure 1.3**.

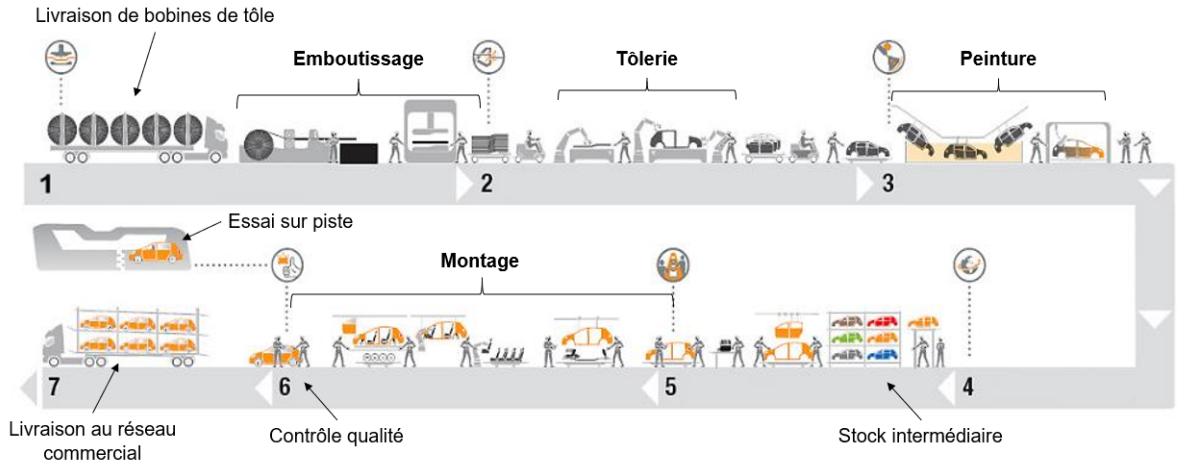


Figure 1.3 – Processus de fabrication des véhicules

La première étape d'**emboutissage** permet de produire, par formage à froid de bobines de tôle, les pièces qui composent la caisse en blanc du véhicule. Ces pièces de tôle sont ensuite assemblées par soudure au sein de l'atelier de **tôlerie**, un des ateliers les plus automatisés (plus de 90% des opérations sont robotisées). La troisième étape se déroule au sein de l'atelier de **peinture**. A cette étape, la caisse est protégée contre la corrosion et peinte dans son aspect final, correspondant à la demande du client. Enfin, une fois la caisse peinte, elle est dirigée vers

l'atelier de **montage** qui assure l'assemblage des éléments mécaniques et l'habillage du véhicule. Contrairement à la tôlerie, l'atelier de montage est composé à 90% d'opérations manuelles.

Configurations des usines d'assemblage automobile

L'enchaînement linéaire des ateliers de tôlerie, de peinture et de montage est une configuration classique (dite "monotuyau") des usines de carrosserie-montage Renault. Elle correspond à la configuration A de la **Figure 1.4**.

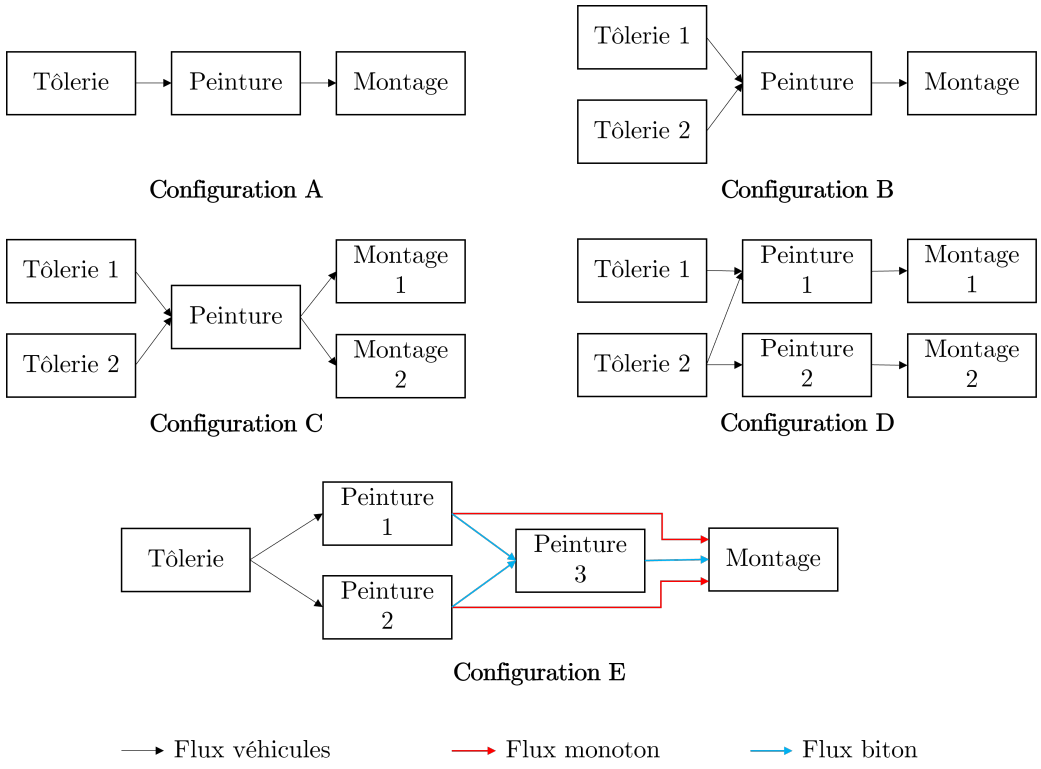


Figure 1.4 – Configurations d'usines d'assemblage automobile

Les configurations B, C et D sont des configurations plus rares. Dans ces cas, les flux de voitures fusionnent ou se séparent entre les ateliers, ce qui complexifie :

— L'étape d'ordonnancement, car l'algorithme doit être en capacité de générer soit une séquence de voitures qui anticipe ces phénomènes, soit une séquence différente par atelier en assurant leur compatibilité.

— La gestion de la production en temps réel, car il faut traiter physiquement ces phénomènes de fusion/séparation des flux. Cette opération est réalisée dynamiquement grâce aux stocks intermédiaires qui permettent de modifier/reconstruire la séquence de véhicules entre deux ateliers.

La configuration E est un cas particulier des usines de véhicules monotons et bitons, ces derniers devant être peints en deux temps : d'abord le corps avec une teinte principale dans l'atelier 1 ou 2, puis le toit avec une teinte secondaire dans l'atelier 3. A l'inverse, les véhicules monotons sont intégralement et uniformément peints dans les ateliers de peinture 1 ou 2. Avec la mode des véhicules bitons, la gestion des flux de véhicules est encore plus complexe pour les

usines qui les produisent.

Dans le cadre de ce projet de recherche, nous considérons uniquement la configuration A "monotuyau" avec un enchaînement linéaire des ateliers de tôlerie, peinture et montage car elle correspond à la configuration d'une majorité d'usines Renault. De plus, nous modélisons la production de véhicules monotons exclusivement.

1.3.2 Planification et ordonnancement de la production chez Renault

La planification et l'ordonnancement de la production servent à élaborer les prévisions de commandes et le plan de production des usines. C'est une recherche de consensus entre plusieurs acteurs aux contraintes divergentes : le Commerce (demande incertaine et fluctuante), le Manufacturing et la Supply Chain (besoin de visibilité et stabilité).

Le Commerce regroupe le réseau commercial (concessionnaires et distributeurs) et la Direction Commerciale. Les concessionnaires sont en contact direct avec le client final et sont donc chargés de transmettre les commandes aux usines de fabrication. Le réseau commercial travaille en étroite collaboration avec la Direction Commerciale pour l'élaboration des prévisions de ventes à l'échelle macroscopique et exprimées sur un nombre limité de caractéristiques. Cette demande commerciale prévisionnelle est mise à jour et communiquée mensuellement à la Supply Chain.

Intégration des prévisions commerciales et enrichissement

Un **cycle mensuel de programmation** permet à la Supply Chain de formuler la **réponse industrielle** à la demande commerciale. Cette réponse correspond à ce que la Supply Chain peut offrir pour satisfaire au mieux les prévisions du Commerce, en tenant compte des capacités de production des usines.

Afin de préparer avec précision les approvisionnements en pièces, le plan final qui découle du cycle mensuel est ensuite détaillé en termes de volumes hebdomadaires pour chaque diversité de véhicules et tient compte des capacités de production et d'approvisionnement. Ce processus est appelé **enrichissement de la demande**.

Ces deux étapes permettent de définir la population de véhicules à produire, à la maille mensuelle puis hebdomadaire. Il n'est pas nécessaire de les explorer plus en détails, car ces deux étapes sont situées bien en amont de notre projet de recherche et ne sont pas essentielles à sa compréhension.

Construction du Carnet quotidien

Les usines construisent et affinent quotidiennement leur programme de production, appelé **Carnet**. Chaque jour, elles affectent une date de fabrication prévisionnelle aux commandes réelles (aussi appelées ordres de fabrication ou OF). L'enjeu est de positionner ces OF en remplacement des véhicules prévisionnels déjà positionnés, tout en respectant le délai de livraison promis au client ainsi que les contraintes industrielles et logistiques, exprimées en volume et réparties en quatre catégories :

— Les contraintes d'**approvisionnement**. Elles restreignent le nombre de véhicules d'une certaine diversité à fabriquer dans une plage de temps en lien avec la capacité de livraison des fournisseurs.

— Les contraintes d'**installation**. Elles définissent le volume maximal à produire par rapport aux capacités des équipements de production de l'usine.

— Les contraintes de **démarrage**. Elles renseignent la limite de capacité liée à une phase de démarrage industriel pour la production d'un nouveau modèle ou d'une nouvelle version.

— Les contraintes d'**engagement**. Elles définissent les capacités de production liées à la main d'œuvre.

Le positionnement des OF dans les semaines puis les journées de fabrication permet de définir précisément les populations de véhicules à ordonnancer en production. Cette étape d'**ordonnancement** est également appelée **séquencement**. Elle permet d'élaborer la **séquence** de véhicules, *i.e.* l'ordre exact souhaité de passage des véhicules dans l'atelier de montage. Cette opération est généralement réalisée 7 jours avant l'entrée physique réelle des véhicules en production. La séquence de véhicules est établie de sorte à respecter en priorité les objectifs de l'atelier de montage et secondairement ceux des deux ateliers en amont, à savoir :

— Pour l'atelier de montage, **minimiser la surcharge de travail**. L'objectif est d'espacer les diversités lourdes, *i.e.* qui nécessitent un temps opératoire très long et susceptibles de générer un retard voire une situation de surcharge pour les opérateurs à l'assemblage. Les toits ouvrants et les directions à droite sont des exemples courants de telles diversités (Solnon et al., 2008). Des stratégies de compensation de cette surcharge existent mais sont très coûteuses (le recours à des opérateurs en renfort par exemple). Les situations de surcharge de travail doivent donc être minimisées par l'espacement de ces diversités lourdes. En pratique et au sein des usines Renault, cet objectif est traduit sous la forme de **règles de séquencement**, appelées **écarts de critères** et exprimées par un ratio H/N. Ces règles limitent ainsi à H le nombre de véhicules de diversité lourde qui peut être séquencé parmi N véhicules consécutifs. Ceci donne par exemple : "pas plus de 2 véhicules avec air conditionné parmi 5 véhicules consécutifs." Généralement, les usines renseignent une dizaine de règles de séquencement.

— Pour l'atelier de peinture, **minimiser le nombre de purges des systèmes de peinture**. Cet objectif revient à minimiser le nombre de lots (aussi appelés **rafales** ou **batchs**) de véhicules de même teinte afin d'optimiser les objectifs économiques et environnementaux de l'atelier de peinture. En effet, une purge est nécessaire à chaque changement de teinte, ce qui génère des coûts de nettoyage, de perte de peinture et l'utilisation de produits solvants. En pratique et au sein des usines Renault, la taille cible de rafale est comprise entre 6 et 15 véhicules, une purge étant de toute façon nécessaire au-delà de 15 passages pour garantir la qualité de la peinture.

— Pour l'atelier de tôlerie, **optimiser les changements de type de caisse**. Cet objectif peut traduire soit le besoin de minimiser les temps de changement d'outils entre deux caisses différentes consécutives (Boysen et al., 2008), soit le besoin d'optimiser l'utilisation des équipements, qui peut être limitée par une contrainte d'installation. Au sein des usines Renault, cet objectif est moins employé que les deux autres.

Le séquencement de la production est au cœur de notre projet de recherche, car c'est une étape déterminante et impactante pour la performance du système industriel et logistique. En effet, nous verrons ci-après qu'il s'agit d'une donnée centrale du concept de synchronisation.

1.3.3 Concepts de la synchronisation selon l'Alliance Production Way

L'Alliance Renault-Nissan correspond au partenariat de collaboration industrielle signé entre les deux entreprises en 1999 (ensuite rejoints par Mitsubishi en 2016). L'objectif de cette Alliance est d'assurer la compétitivité et la performance des trois constructeurs. L'Alliance Production Way (APW) est le livre blanc qui décrit le système de production cible de l'Alliance (Alliance Supply Chain, 2018). Il se définit comme une quête permanente : le *Douki Seisan*, *i.e.* la synchronisation de tous les processus avec le client, de bout en bout.

Définition du *Douki Seisan*

La philosophie du *Douki Seisan* est claire : *"il ne s'agit pas de l'optimisation individuelle d'une ligne de fabrication mais de l'intégration de l'ensemble des processus, de l'assemblage des véhicules à la livraison finale, en passant par la logistique, les transports et les pièces produites en interne"* (Alliance Supply Chain, 2018). Le concept du *Douki Seisan* se rapproche donc de celui de la chaîne logistique intégrée (cf. **§ 1.2.2**). Ici, la synchronisation avec le client concerne le processus de la commande à la livraison mais également le processus de développement des produits. Ce dernier est en dehors de notre champ d'étude, car il porte uniquement sur la conception des produits et sur leur industrialisation. En revanche, le processus de la commande à la livraison nous intéresse particulièrement car il s'applique à toutes les activités de production, de la logistique amont et aval.

Synchronisation des processus de la commande à la livraison

La synchronisation des processus de la commande à la livraison passe par la maîtrise des flux de matières et d'informations, schématisés dans la **Figure 1.5**. La construction de la séquence de véhicules apparaît ici comme centrale car elle déclenche tous les processus suivants (production des POI [3], approvisionnement en pièces et composants, assemblage, transport des véhicules finis).

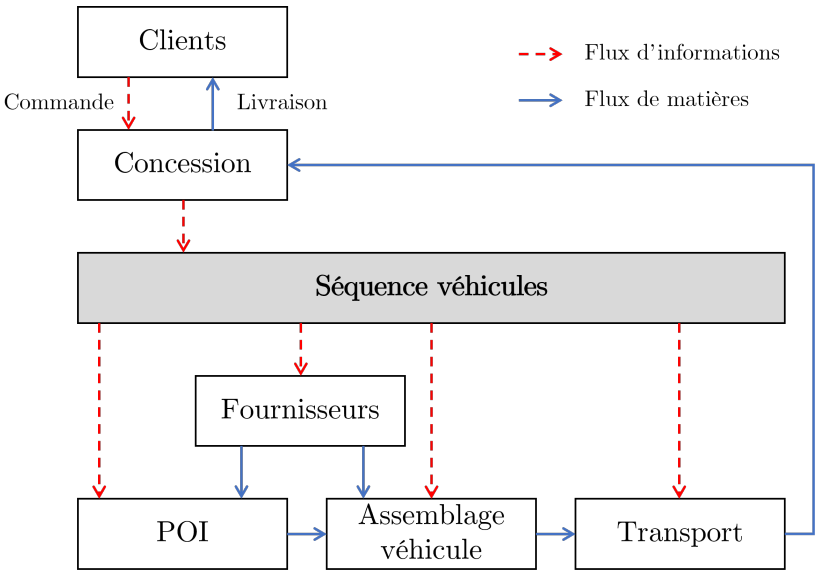


Figure 1.5 – Flux d'informations et de matières entre la commande et la livraison client selon l'Alliance Production Way (Alliance Supply Chain, 2018)

3. Pièces œuvrées en Interne

L'APW définit également cinq niveaux de synchronisation, illustrés par la **Figure 1.6** :

— Le **niveau 1** correspond à la production des véhicules selon la séquence programmée et à la synchronisation des ateliers de tôlerie, de peinture et de montage. Le respect de cette séquence est la clé pour assurer la performance des niveaux suivants de synchronisation.

— Le **niveau 2** repose sur la synchronisation de la production avec les fournisseurs internes (usines d'organes mécaniques et POI). La séquence de véhicules calculée 7 jours en avance déclenche la fabrication et l'approvisionnement par petits lots des pièces injectées et organes mécaniques. Cet aspect a été étudié dans les travaux de Lalami (2016) pour le constructeur PSA.

— Le **niveau 3** correspond à la synchronisation de la production avec les fournisseurs externes. L'objectif est d'approvisionner les POE [4] en fonction du besoin prévisionnel. Pour les fournisseurs synchronisés les plus lointains, la commande en pièces est réalisée sur la base d'une programmation fixe des approvisionnements. Les fournisseurs les plus proches produisent et approvisionnent "en synchrone", *i.e.* à l'image exacte de la séquence de véhicules.

— Le **niveau 4** concerne la synchronisation de la production avec la distribution des véhicules. L'objectif est de minimiser les stocks de véhicules finis, en stock dans les CLE [5] et d'optimiser les délais de livraison.

— Le **niveau 5** correspond à la synchronisation de la production avec les ventes. Cela consiste à produire la demande réelle des clients transmise par le réseau commercial. L'objectif final est de réduire le délai entre la commande et la livraison et de respecter la date de livraison promise.

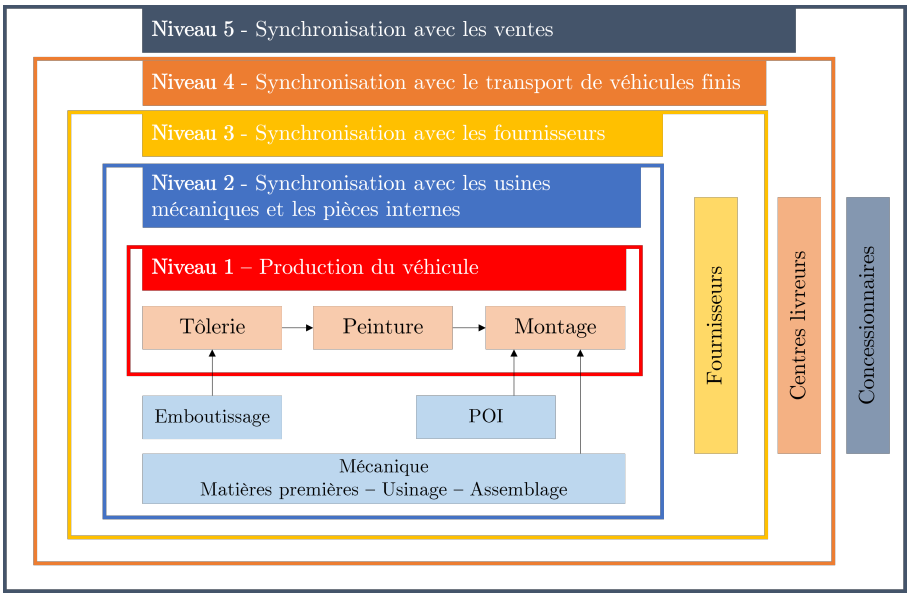


Figure 1.6 – Cinq niveaux de la synchronisation des processus de la commande client à la livraison (Alliance Supply Chain, 2018)

4. Pièces œuvrées en Externe
5. Centres Livreurs Expéditeurs

Valeurs de l'APW

Pour finir, il nous paraît important de souligner les deux valeurs fondamentales de l'APW qui prônent la valorisation des collaborateurs et le développement d'une conscience environnementale.

La valorisation des collaborateurs repose sur la préservation d'un espace dans lequel travailler de façon sûre et efficace. En production, cela passe notamment par le maintien d'un environnement où les opérateurs peuvent se concentrer sur les opérations à valeur ajoutée, sans contrainte physique ou mentale et en toute sécurité. C'est une quête continue de réduction des opérations difficiles en production : les postures de travail, les charges portées et les modes opératoires ne doivent pas exiger une grande attention, ni de l'astuce, ni de choix parmi un trop grand nombre de pièces.

Le développement d'une conscience environnementale traduit la volonté de l'APW de réduire en permanence l'impact de ses activités sur l'environnement. Un des axes de la politique environnementale de l'APW est notamment de contribuer à réduire le réchauffement climatique, en diminuant les émissions de CO_2 par le choix des meilleures pratiques dans les méthodes de fabrication, la gestion des usines et la logistique.

En définitive, nous avons présenté l'APW et sa philosophie de synchronisation des processus de la commande à la livraison (*Douki Seisan*). Nous avons également introduit ses valeurs, qui sont basées sur la valorisation des collaborateurs et le développement durable de ses activités. Il est apparu que la séquence de véhicules à produire est une donnée centrale de la synchronisation de ces activités, car elle déclenche les processus d'approvisionnement en POE et POI, d'assemblage et de distribution. La production des véhicules suivant cette séquence est essentielle pour la synchronisation et la performance des processus à tous les niveaux.

Pour toutes ces raisons, notre projet de recherche s'intéresse au processus de séquencement ainsi qu'à ses contributions dans l'optimisation de la performance des processus logistiques et industriels. Pour évaluer ces performances, nous nous appuierons sur le référentiel de mesure de l'APW, que nous détaillons ci-après.

1.3.4 Mesure de la performance industrielle et logistique

Dans le système de production de l'Alliance, il existe de nombreux indicateurs d'évaluation permettant de mesurer tous les aspects de la performance des processus, de la commande à la livraison client. Les principaux indicateurs que nous retenons pour ce projet de recherche sont détaillés ici et exprimés en termes de qualité, coûts, délais et séquence.

Qualité

La qualité produite et perçue est une des préoccupations majeures des constructeurs automobiles. C'est une recherche continue de l'amélioration des produits et des processus en réponse aux attentes du client. Le suivi est généralement réalisé en dehors de notre périmètre d'étude, c'est-à-dire directement auprès des clients finaux et après livraison. C'est le cas, par exemple, des enquêtes de satisfaction qui permettent de mesurer la qualité perçue par les acheteurs quelques mois après la livraison.

Pour ce projet de recherche, nous ne retenons qu'un seul indicateur de qualité : le **Pourcentage d'Acceptation Directe** (PAD). Il est utilisé en usine pour mesurer la faculté du système

de production à "faire bon du premier coup", *i.e.* à ne pas générer de défaut et ainsi à éviter les retouches. Un haut niveau de PAD est le gage de la qualité des véhicules et de leur bon écoulement dans tout le processus de fabrication. Nous verrons par la suite que c'est aussi un facteur de performance en termes de délais.

Coûts

Dans un contexte aussi concurrentiel que l'industrie automobile, la maîtrise des coûts de bout en bout est capitale. L'enjeu est d'éliminer tous les gaspillages, c'est-à-dire les tâches, opérations, processus, équipements, et matières sans valeur ajoutée. Pour un véhicule, la somme de tous les coûts engagés est appelée **Total Delivery Cost** (TDC). Elle correspond au cumul des coûts de conception, de fabrication et de transport jusqu'au client.

Dans le cadre de ce projet de recherche, nous retenons les quatre coûts suivants :

— **Coûts des stocks de pièces et de matières premières**, qu'ils soient en transit, dans les plates-formes logistiques ou dans les usines.

— **Coût unitaire de production**, qui correspond à la somme des coûts de matières premières et de pièces, des frais de main d'œuvre, d'installations et d'infrastructures.

— **Coûts des stocks de véhicules neufs**, *i.e.* les stocks de véhicules finis situés en sortie d'usine (dans les CLE).

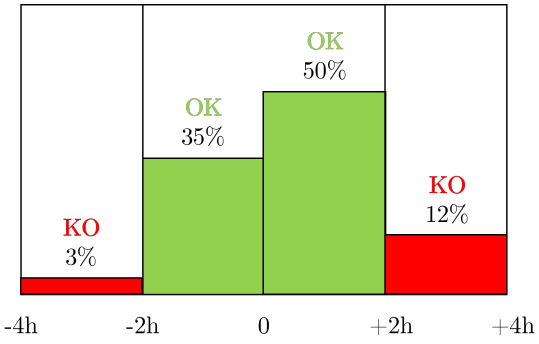
— **Coûts de transport**, incluant les coûts de transports négociés avec les fournisseurs pour l'approvisionnement en pièces et la distribution des véhicules, les surcoûts liés à un remplissage non optimal des transports ou à des dépannages d'urgence.

Délais

L'optimisation du temps d'écoulement entre la commande et la livraison au client est un des objectifs de l'APW. Les activités logistiques et industrielles comptent pour une grande partie de ce temps d'écoulement. Ainsi, en ce qui concerne notre périmètre de recherche, nous retenons deux indicateurs sur les délais. Ils s'expriment en termes de respect des horaires programmés et sont détaillés ci-après. Leur calcul est similaire et illustré en **Figure 1.7**.

Un premier indicateur de respect des délais mesure le **respect de l'horaire théorique de sortie de l'atelier de montage**. Il est appelé STAR chez Renault pour **Scheduled Time Achievement Ratio**. Il est exprimé comme le ratio du nombre de véhicules ayant respecté cet horaire théorique, avec une tolérance à +/- 2 heures, sur le nombre total de véhicules produits. Un haut niveau de STAR est assuré par : la maîtrise des véhicules sortis du flux principal pour cause de retouches, contrôles ou tout autre process hors flux ; le respect de la séquence ; le respect du volume journalier (qui évite les cumuls d'avances et de retards d'un jour sur l'autre) ; des flux d'approvisionnements fiables.

Le second indicateur de respect des délais mesure **le respect de l'horaire de livraison engagé**. Il s'agit du **Delivery Scheduled Time Achievement Ratio**, ou D-STAR. Il correspond à la mesure du respect de l'horaire théorique de sortie de l'usine, avec une tolérance à +/- 2h. Un haut niveau de D-STAR est également assuré par la maîtrise du temps d'écoulement des véhicules au sein des différents ateliers, la limitation du nombre de retouches après le montage ainsi que la priorisation de ces retouches en fonction des délais.



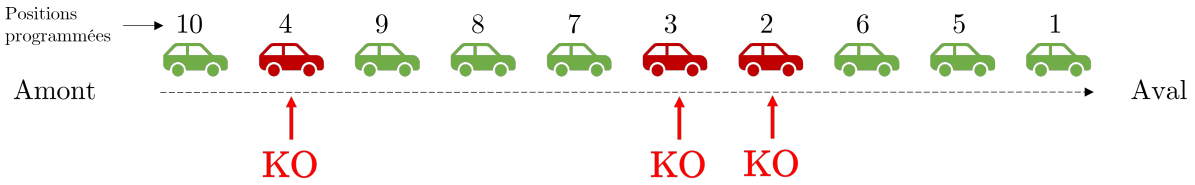
Véhicule OK : véhicule qui arrive à la fin du process à l'horaire prévu (+/- 2 heures)
Véhicule KO : véhicule qui arrive à la fin du process avec plus de 2 heures d'avance ou de retard

$$\text{STAR ou D-STAR} = 85\ \%$$

Figure 1.7 – Calcul des indicateurs de respect des délais (STAR et D-STAR)

Séquence

Le dernier indicateur que nous retenons pour ce projet de recherche concerne le respect de la séquence programmée. Il est appelé SSAR pour **Scheduled Sequence Achievement Ratio** et sert au pilotage des usines de carrosserie-montage. Il est exprimé comme le ratio du nombre de véhicules qui sont à la bonne place dans la séquence, *i.e.* qui ne se sont pas fait dépasser par des véhicules qui auraient pris de l'avance, sur le nombre total de véhicules produits (cf. **Figure 1.8**). Il est calculé à l'entrée de l'atelier de montage.



Véhicule OK : véhicule qui n'a pas été dépassé
Véhicule KO : véhicule qui a été dépassé

$$\text{SSAR} = 7/10 = 70\ \%$$

Figure 1.8 – Calcul de l'indicateur de respect de la séquence programmée (SSAR)

Il est capital de respecter la séquence de véhicules programmée afin de préserver la synchronisation avec les fournisseurs, le transport et la livraison des véhicules finis. Un haut niveau de SSAR est garanti par le maintien d'un haut PAD dans les ateliers amont, *i.e.* par la minimisation du nombre de véhicules sortant du flux principal pour cause de retouches ou de pénurie de pièces. Ceci assure que les véhicules restent positionnés à l'endroit prévu dans la séquence.

Pour conclure, nous nous référerons dans cette thèse à ces indicateurs qualité-coûts-délais-séquence pour mesurer les contributions du processus de séquencement aux activités industrielles et logistiques.

1.4 Cadre et apports de la thèse

Dans cette dernière section, nous explicitons le cadre et les contributions de cette thèse. Nous soulignons tout d'abord son intégration dans la démarche d'innovation de la Direction de la Supply Chain Renault (**§ 1.4.1**) puis nous présentons notre problématique de recherche (**§ 1.4.2**) et l'agencement des différentes contributions de ce manuscrit (**§ 1.4.3**).

1.4.1 Encadrement industriel chez Renault

La Direction de la Supply Chain Renault mène une réflexion permanente sur l'optimisation de ses activités, afin de renforcer sa contribution à la performance économique de l'entreprise.

Au sein de cette Direction, le Département de l'Ingénierie des Processus de la Programmation Industrielle (IPPI) a pour mission de concevoir, décrire et déployer les processus et systèmes d'information en lien avec la planification des approvisionnements et de la production. Tout en étant au soutien des activités opérationnelles, ce Département contribue à relever les nouveaux défis de l'industrie automobile par une recherche permanente de solutions innovantes. Les nombreuses thèses réalisées (et en cours) au sein du périmètre actuel du Département IPPI témoignent de la place centrale de l'innovation, à l'instar de Lim (2014), Serrano (2017), Ghrab (2021) et de la présente thèse.

1.4.2 Problématique et questions de recherche

En 2018, la problématique liée à la fabrication des véhicules bitons conduit le Département IPPI à revoir l'algorithme de séquencement quotidien des véhicules en production. L'enjeu économique est conséquent, car l'introduction de ces véhicules bitons dégrade les performances de l'atelier de peinture et complexifie le processus d'ordonnancement (cf. **§ 1.3.1**). De cet enjeu naît le projet *New Vehicle Sequencer* (NVS), qui vise à améliorer les performances de l'algorithme de séquencement.

En parallèle du lancement du projet NVS, le Département IPPI a souhaité mener une réflexion de fond sur ses stratégies de production et de séquencement des véhicules, actuellement basées sur les lots de taille unitaire et l'espacement des diversités lourdes au montage par le biais d'écarts de critères (cf. **§ 1.3.2**). Initialement intitulé *"Production par batch : optimisation et enjeux pour la Supply Chain"*, notre projet de recherche a pour objectif de déterminer si (et dans quelles conditions) une stratégie de regroupement des véhicules au séquencement a un intérêt (et lequel) pour la chaîne logistique et les usines de carrosserie-montage. Nous formulons ainsi la problématique de recherche suivante :

Quelles sont les stratégies de regroupement de véhicules en production qui soutiendraient la performance de la chaîne logistique automobile, et comment les intégrer au modèle de séquencement de la ligne de montage ?

Cette problématique soulève les questions suivantes :

— L'algorithme de Renault, basé sur l'écartement des véhicules via des règles de séquencement, est-il adapté à l'intégration de stratégies de regroupement ? Quels sont les autres modèles de séquencement proposés par la littérature ? Sont-ils plus adaptés ?

— Quelles sont les extensions de ces modèles de séquencement ? Intègrent-elles des critères de regroupement et avec quel(s) objectif(s) ?

— Quelles sont les opportunités d'intégrer des critères d'optimisation originaux basés sur une stratégie de regroupement des véhicules ? En quoi pourraient-ils contribuer à soutenir la performance de la chaîne logistique automobile ?

Pour répondre à cette problématique et à ces questions de recherche, nous articulons ce manuscrit de thèse autour de contributions que nous détaillons dans la partie suivante.

1.4.3 Apports de la thèse

Les contributions de cette thèse sont présentées dans les quatre chapitres suivants et répondent à une ou plusieurs questions de recherche, comme illustré dans la **Figure 1.9**. La revue de la littérature, présentée dans le **chapitre 2**, est suivie de trois chapitres correspondant à des articles soumis dans des revues internationales à comité de lecture et qui peuvent être lus indépendamment.

Chapitre 2 : Revue de la littérature

Dans le **chapitre 2**, nous faisons état des recherches actuelles sur les modèles de séquencement et sur leurs extensions, tout en soulignant les opportunités pour nos travaux de recherche. Cette revue de la littérature nous permet d'identifier trois modèles de séquencement majeurs : le Mixed-Model Sequencing (MMS), le Car Sequencing (CS) et le Level Scheduling (LS). Tandis que le LS est plutôt utilisé pour lisser la consommation de pièces, le MMS et le CS (approche utilisée par Renault) sont deux modèles centrés sur le lissage de la charge de travail pour les opérateurs au montage. Par la suite, nous mettons également en évidence trois catégories d'extension de ces modèles de séquencement : celles qui intègrent des caractéristiques additionnelles pour l'atelier de montage, celles qui considèrent les besoins de l'atelier de peinture, et celles qui combinent les problèmes d'équilibrage et de séquencement de la ligne d'assemblage. Finalement, les recherches sur ces extensions apparaissent assez peu diversifiées. De plus, hormis pour les besoins de l'atelier de peinture, elles n'intègrent aucune stratégie de regroupement des voitures. C'est pourquoi, dans la dernière partie du **chapitre 2**, nous explorons plusieurs pistes originales de regroupement qui pourraient contribuer à la performance de tout ou partie de la chaîne logistique.

Chapitre 3 : Mixed-Model Sequencing versus Car Sequencing

Dans le **chapitre 3**, nous comparons les deux modèles de séquencement identifiés dans l'état de l'art comme étant en phase avec les pratiques de Renault (*i.e.* assurant le lissage de la charge de travail pour les opérateurs dans l'atelier de montage) : le MMS et le CS. L'objectif de ce troisième chapitre est de déterminer lequel de ces deux modèles est le plus adapté à intégrer de nouveaux critères d'optimisation, c'est-à-dire lequel génère la plus grande variété de séquences tout en assurant qu'il n'y ait pas de surcharge de travail pour les opérateurs (séquences dites "réalisables"). Pour cela, nous présentons une méthode exacte basée sur la Programmation Dynamique pour chacun des modèles qui nous permet d'explorer leur espace de solutions et de déterminer exhaustivement leur nombre de séquences réalisables. Nous définissons plusieurs scénarios de tests numériques à partir de données réelles de production à l'issue desquels nous constatons que le CS atteint difficilement la même variété de séquence que le MMS. Pour la suite, nous choisissons donc d'utiliser le modèle du MMS dans le **chapitre 5** pour intégrer au mieux les regroupements de véhicules originaux qui découlent de l'étude présentée dans le **chapitre 4**.

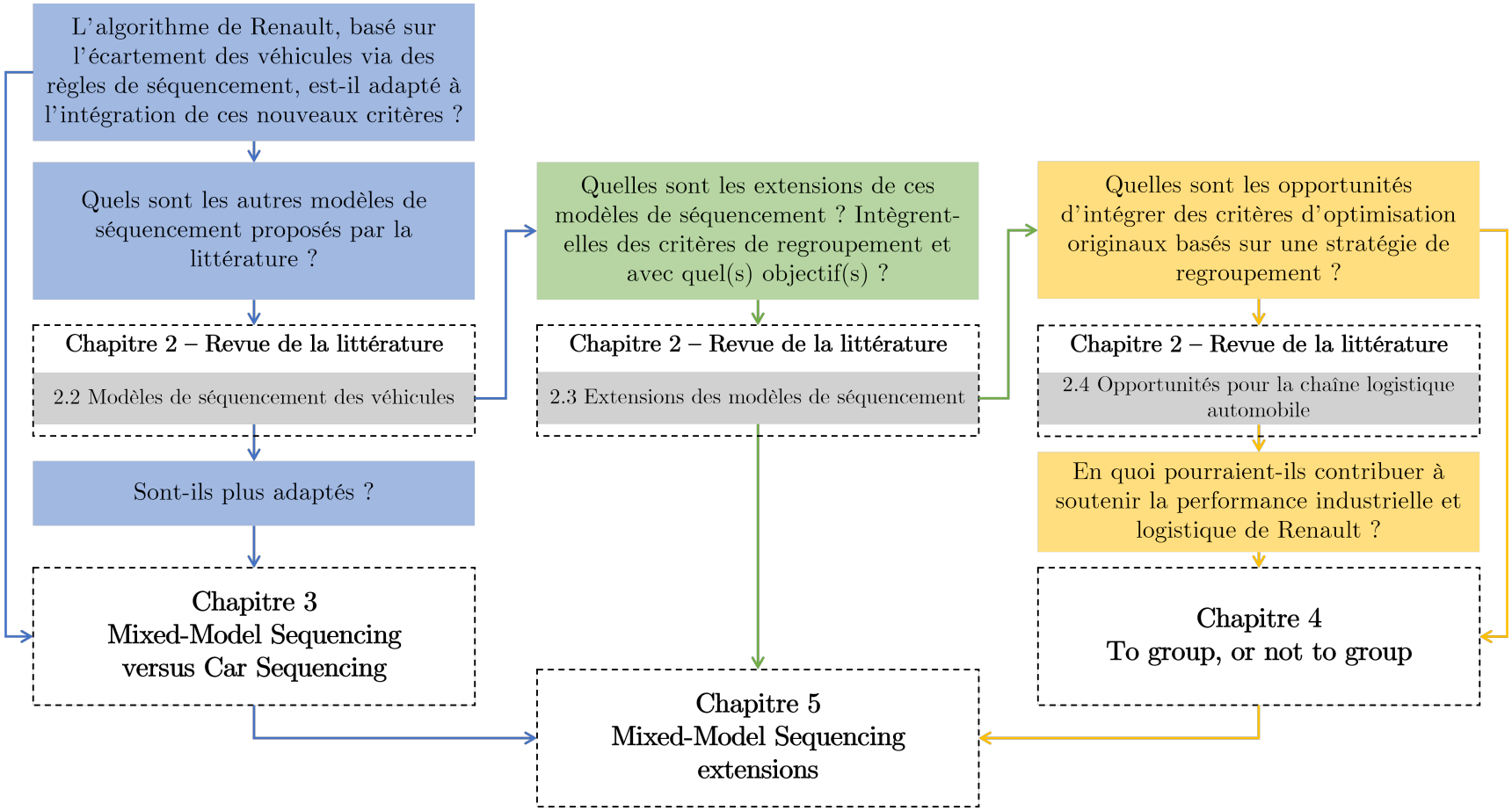


Figure 1.9 – Liens entre les questions de recherche et les différentes contributions de cette thèse

Chapitre 4 : To batch, or not to batch

Le **chapitre 4** présente l'étude de terrain réalisée chez Renault pour identifier les opportunités de regrouper les véhicules en production dans le but d'améliorer la performance globale de la chaîne logistique. Grâce à de nombreux entretiens avec des managers, experts et opérationnels, nous identifions une dizaine de stratégies de regroupement qui bénéficieraient aux opérations logistiques et industrielles. Nous spécifions chacun de ces regroupements et évaluons leur impact sur les trois dimensions fondamentales de la performance d'une chaîne logistique : la qualité, les coûts et les délais. Cette évaluation nous permet d'établir une priorisation entre ces différents regroupements. Pour la suite de nos travaux de recherche, nous retenons deux regroupements que nous intégrons au MMS dans le **chapitre 5** : les batchs de véhicules de même teinte (tenant compte des besoins de l'atelier de peinture) et les regroupements de véhicules de même destination (contribuant à la performance de la logistique aval).

Chapitre 5 : Mixed-Model Sequencing extensions

Enfin, dans le **chapitre 5**, nous présentons deux nouvelles extensions du MMS. La première extension intègre les besoins de l'atelier de peinture qui sont de regrouper les véhicules par lots de même couleur. L'objectif sous-jacent est de minimiser le coût lié au nombre de purges des systèmes de peinture. Dans la seconde extension, nous considérons en plus un levier de la performance de la logistique aval (identifié dans le **chapitre 4**) qui repose sur le regroupement de véhicules de même destination pour le transport par camion. L'aspect que nous choisissons d'intégrer au MMS pour la logistique aval concerne ainsi le temps d'attente total cumulé des camions. Dans la continuité du **chapitre 3**, nous présentons deux méthodes exactes basées sur la Programmation Dynamique pour résoudre ces deux extensions. Les tests numériques réalisés à partir d'instances réelles de Renault montrent qu'il y a des écarts significatifs en termes de temps d'attente cumulé des camions parmi les séquences réalisables qui atteignent le plus bas nombre de purges. Il apparaît donc avantageux pour les industriels de le considérer afin d'atteindre la meilleure performance globale pour leur chaîne logistique.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en détails le contexte industriel de cette thèse. Pour cela, nous avons explicité les caractéristiques et les enjeux de l'industrie automobile actuelle. Nous avons également détaillé les spécificités du constructeur Renault, en soulignant la place centrale du processus de séquencement des véhicules dans la performance de toutes les activités industrielles et logistiques. Enfin, nous avons cadré le projet de recherche, en mettant en lumière son lien avec les projets d'innovations de la Supply Chain Renault et notre problématique de recherche. Nous avons également présenté l'agencement des différents apports de cette thèse.

Finalement, l'objectif de ce manuscrit est d'étudier l'intérêt et la faisabilité d'intégrer des stratégies de regroupement au modèles de séquencement des véhicules sur la ligne de montage afin d'améliorer les performance de la chaîne logistique automobile.

Dans le chapitre suivant, nous présentons un état de l'art en lien avec notre problématique et cet objectif de recherche.

Chapitre 2

Revue de la littérature

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un état de l'art en lien avec notre problématique de recherche. Nous nous intéressons particulièrement aux modèles de séquencement et à leurs extensions, ainsi qu'aux opportunités de regrouper des véhicules en production pour soutenir la performance globale de la chaîne logistique. Les objectifs de ce chapitre sont d'offrir une vue d'ensemble de la littérature existante, de bien positionner cette thèse par rapport à la recherche actuelle et d'en souligner les aspects originaux.

Dans un premier temps, nous présentons les différents modèles de séquencement de véhicules discutés dans la littérature (**section 2.2**). Ensuite, nous présentons les extensions de ces modèles de séquencement (**section 2.3**). Enfin, nous identifions des opportunités de regroupement des véhicules en production qui faciliteraient les opérations de la chaîne logistique (**section 2.4**).

2.2 Modèles de séquencement de véhicules

Les modèles de séquencement ont pour but de définir la séquence de véhicules à produire sur la ligne de montage multi-modèles pour une période de production donnée (une journée généralement). La définition de cette séquence est cruciale, car elle impacte à la fois la charge de travail des opérateurs de la ligne de montage et la consommation des pièces et composants (Boysen et al., 2009d). Ainsi, nous distinguons dans la littérature deux objectifs de séquencement que nous présentons par la suite : (1) lisser la charge de travail des opérateurs (**§ 2.2.1**) ; (2) lisser la consommation des pièces (**§ 2.2.2**). Nous verrons également que ces deux objectifs peuvent être considérés conjointement par le biais de modèles de séquencement dits "hybrides" **(§ 2.2.3**).

2.2.1 Lissage de la charge de travail des opérateurs

Dans l'industrie automobile, les véhicules sont traditionnellement assemblés sur une ligne de montage cadencée et composée d'une centaine de postes de travail en série. Les véhicules entrent dans ces postes les uns à la suite des autres à intervalle de temps régulier appelé temps de cycle (T_{cycle}). Les opérateurs traitent ces véhicules au sein d'un espace de travail qui est généralement plus grand que leur poste.

Du fait de la diversité actuelle des véhicules, les tâches d'assemblage et temps opératoires associés peuvent varier d'un véhicule à l'autre. En effet, des véhicules suréquipés nécessitent des opérations supplémentaires et/ou plus complexes (la pose d'un toit ouvrant par exemple). Ainsi, une densité élevée de véhicules lourds dans la séquence est susceptible de causer une situation de surcharge de travail qui survient lorsque les opérateurs ne peuvent pas finir leurs opérations dans les limites de leur espace de travail. De même, une forte densité de véhicules légers peut générer du temps d'inactivité pour les opérateurs qui doivent attendre que la voiture suivante entre dans leur espace de travail (Cevikcan & Durmusoglu, 2011). Ces deux situations (surcharge et attente) sont illustrées dans la **Figure 2.1**, où Min_k et Max_k représentent les limites de l'espace de travail associé au poste k.

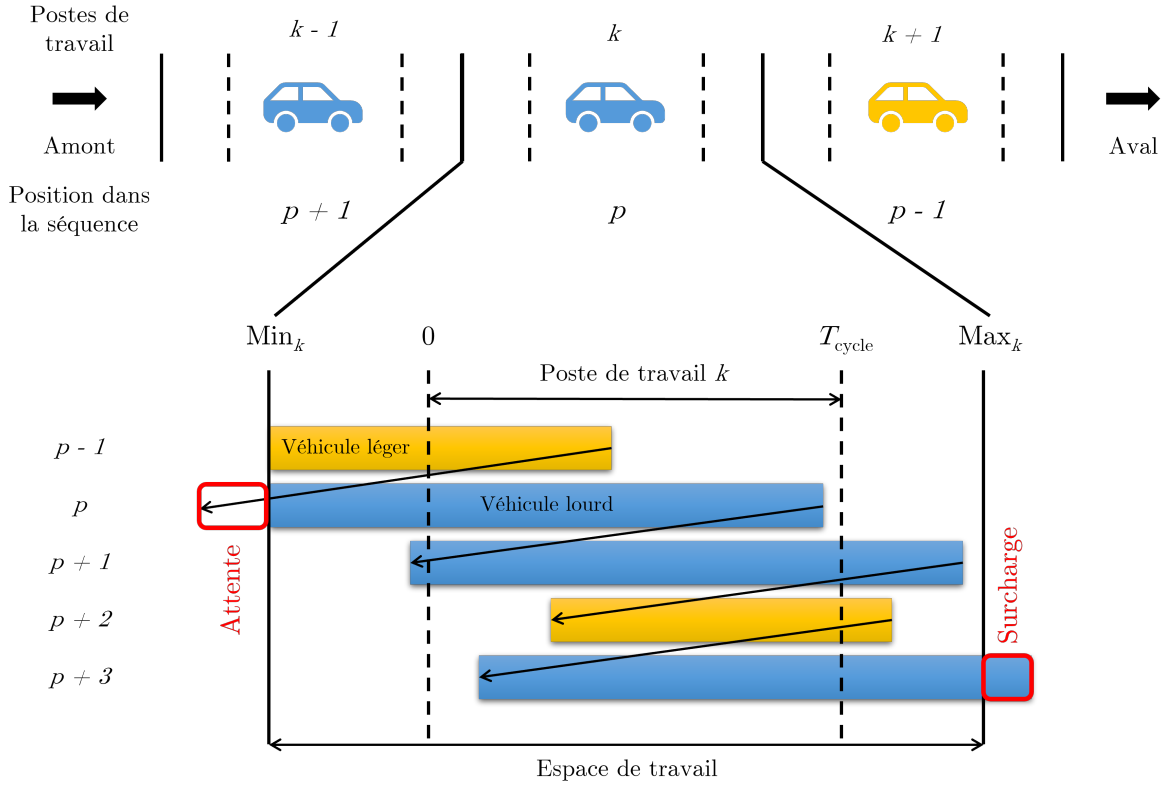


Figure 2.1 – Illustration des situations d'attente et de surcharge à un poste de travail k

Les situations d'attente constituent une perte d'efficacité pour la ligne de montage du fait du temps d'inactivité des opérateurs (Bautista-Valhondo & Alfaro-Pozo, 2018). Quant aux situations de surcharge, elles s'avèrent bien plus problématiques car les stratégies usuelles pour les compenser sont coûteuses, comme avoir recours à des opérateurs en renfort ou arrêter la ligne de montage (Boysen et al., 2011). Dans de plus rares cas, les tâches non terminées à la limite aval de l'espace de travail sont laissées à la charge d'autres opérateurs à la fin de la ligne d'assemblage (Kim & Jeong, 2007).

Ainsi, il apparaît nécessaire de minimiser l'occurrence de ces situations afin de garantir le lissage de la charge de travail des opérateurs et, par extension, la performance du système de production. A ce sujet, deux modèles sont discutés dans la littérature : le **Mixed-Model Sequencing** (MMS) et le **Car Sequencing** (CS).

Mixed-Model Sequencing

Pour déterminer la séquence de véhicules garantissant le lissage de la charge de travail des opérateurs, le MMS prend en compte explicitement les temps de montage des véhicules et la configuration des différents postes de travail. Yano & Rachamadugu (1991) et Scholl et al. (1998) convergent vers une formulation similaire du MMS, avec un même objectif : **minimiser la surcharge de travail totale**. Boysen et al. (2009d) reprennent cette formulation et la considèrent comme le modèle de référence du MMS. Elle est reprise dans de nombreux travaux, à l'instar de Golle et al. (2010) et de Akgündüz & Tunali (2010) par exemple.

Nous constatons néanmoins que la littérature décrit de nombreuses autres formulations de l'objectif du MMS. Okamura & Yamashina (1979) proposent par exemple de minimiser le déplacement des opérateurs dans leur poste de travail. Bard et al. (1994) cherchent à minimiser la longueur de la ligne d'assemblage. Scholl (1999) et Bautista-Valhondo & Alfaro-Pozo (2018) proposent de minimiser les coûts improductifs, notamment ceux liés au temps que les opérateurs passent à attendre un nouveau véhicule à leur poste. Yoo et al. (2005) s'intéressent à la minimisation des temps d'arrêt de la ligne. Bautista & Cano (2011) et Bautista et al. (2015a) présentent une modélisation du MMS permettant de maximiser le travail total effectué. Enfin, Mosadegh et al. (2020) cherchent à minimiser conjointement les situations de surcharge et d'attente.

Nous distinguons également d'autres variations du MMS dans la façon de modéliser la configuration de la ligne et des postes de travail. Dans la plupart des contributions, la chaîne d'assemblage est considérée comme une succession de postes de travail en série et en ligne droite. Dans de rares cas, le MMS intègre une configuration des lignes en forme de U (plus courante chez les constructeurs japonais), où certains opérateurs sont autorisés à travailler sur les deux branches de la ligne (voir par exemple Aase et al., 2004; Kara et al., 2007). Cette configuration est plus dense et considérée comme plus flexible que celle en ligne droite (Kucukkoc & Zhang, 2015; Miltenburg, 1998). Ces deux configurations sont illustrées dans la **Figure 2.2**.

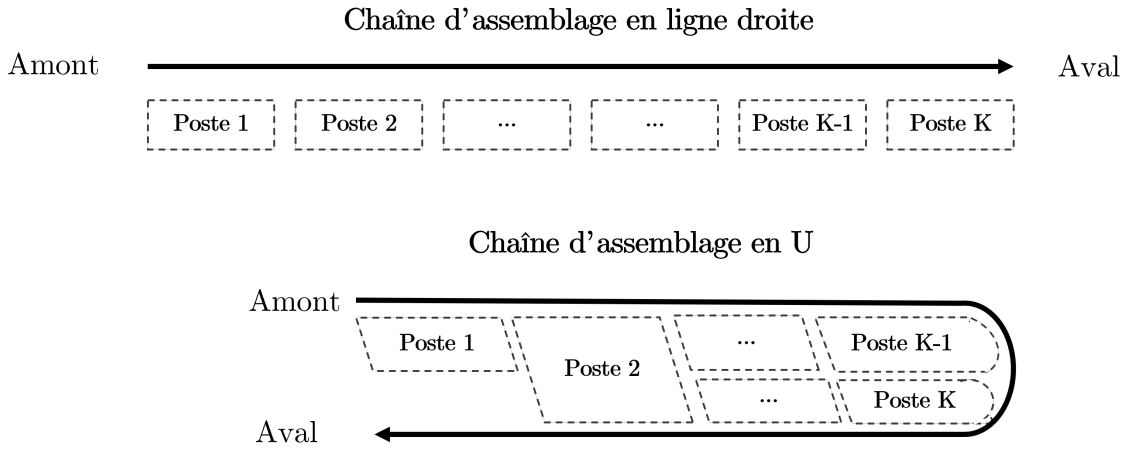


Figure 2.2 – Chaînes d'assemblage en ligne droite et en U d'après Aase et al. (2004)

Cevikcan & Durmusoglu (2011) proposent quatre modélisations des postes de travail, que nous reprenons dans la **Figure 2.3**. Dans les configurations ouvertes et semi-ouvertes, les opérateurs peuvent dépasser les limites de leur poste de travail (lignes en pointillés) dans des limites d'espace et de temps prédéfinies (lignes pleines). Ces limites sont nécessaires pour empêcher les opérateurs de trop s'éloigner de leur poste ou d'entrer dans un poste adjacent. Généralement,

les postes de travail sont ouverts (Bard et al., 1992; Dar-El & Cother, 1975; Sarker & Pan, 2001). De plus rares études considèrent simultanément des postes de travail ouverts et fermés (Dar-El, 1978; Kim et al., 1996, par exemple).

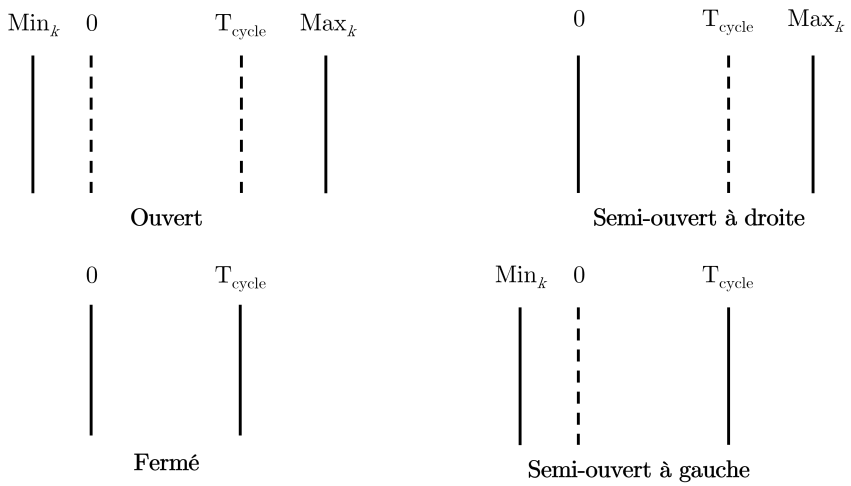


Figure 2.3 – Quatre configurations de postes de travail d'après Cevikcan & Durmusoglu (2011)

Dans la littérature, nous n'identifions que peu de cas d'application industrielle du MMS, à l'instar de Bautista et al. (2012) chez Nissan et de Aroui et al. (2017) chez Volvo Trucks. Il apparaît en effet que l'emploi du MMS reste assez rare chez les constructeurs, qui lui préfèrent plus communément le modèle du Car Sequencing que nous présentons ci-après.

Car Sequencing

Le CS est un modèle de séquencement couramment utilisé dans l'industrie automobile (voir Solnon et al. (2008) pour Renault et Joly & Frein (2008) pour PSA par exemple). Cette popularité repose notamment sur sa simplicité d'expression (Golle et al., 2014).

En effet, le CS tient compte des temps opératoires et de la configuration des postes de travail de façon implicite en les traduisant simplement par un ensemble de **règles de séquencement**. Ces règles reflètent les contraintes de capacité de main d'œuvre ou d'installation aux postes de travail (Drexl & Kimms, 2001). Elles peuvent être désignées dans la littérature comme des contraintes de ratio (Lesert et al., 2011; Solnon et al., 2008) ou comme des contraintes d'espacement (Boysen et al., 2009d) et correspondent aux écarts de critères employés chez Renault (cf. **§ 1.3.2**). Chaque règle de séquencement est caractérisée par un ratio de type H/N qui limite à H le nombre de véhicules lourds pouvant être positionnés dans une sous-séquence de N véhicules successifs (avec $H < N$). Les situations de surcharge de travail sont ainsi limitées de façon implicite grâce à la **minimisation du nombre de violations de ces règles de séquencement**. La **Figure 2.4** illustre le fonctionnement d'une règle de séquencement de ratio $H/N = 2/5$ pour les véhicules de type B (en bleu). Dans cet exemple, nous comptabilisons un non-respect de la règle de séquencement de 2/5 sur cette portion de séquence.

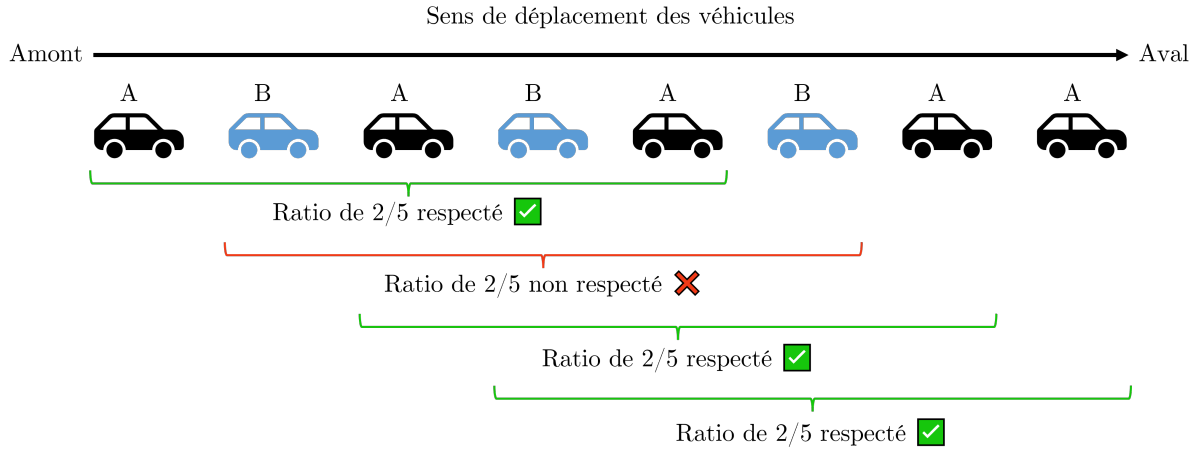


Figure 2.4 – Illustration du fonctionnement d'une règle de séquencement de ratio $H/N = 2/5$ pour les véhicules de type B (en bleu)

Le Challenge ROADEF [1] de 2005, proposé par Renault, a grandement contribué à l'étude du CS. Son objectif était d'explorer les algorithmes de résolution du CS les plus prometteurs (Nguyen & Cung, 2005). Solnon et al. (2008) présentent une synthèse des méthodes proposées par les équipes candidates, parmi lesquelles nous identifions des algorithmes de recherche locale (Estellon et al., 2005), de recuit simulé (Briant et al., 2008), de recherche tabou (Cordeau et al., 2008), de colonies de fourmis (Thiruvady et al., 2020), de génération de colonnes (Jahren & Asín-Achá, 2017), ainsi que des algorithmes génétiques (Zinflou et al., 2010).

En plus des méthodes de résolution, la littérature discute des méthodes de comptabilisation du nombre de violations des règles de séquencement. Gravel et al. (2005) suggèrent de les pondérer, tandis que Nguyen & Cung (2005) proposent deux catégories de règles de séquencement : les prioritaires et les non-prioritaires. Les règles prioritaires sont des contraintes dures qu'il faut absolument respecter pour garantir le bon fonctionnement de l'atelier de montage, tandis que les non-prioritaires sont associées à des opérations moins pénibles et pour lesquelles le lissage de la charge de travail suffit (Nguyen & Cung, 2005).

Enfin, nous notons qu'une infime partie des études sur le CS discute de sa réelle capacité à minimiser des situations de surcharge de travail, alors qu'il s'agit de l'objectif sous-jacent de la minimisation des violations des règles de séquencement (Boysen et al., 2011; Yano & Rachamadugu, 1991). En effet, toute la performance du CS repose sur la bonne définition de ces règles de séquencement, pour lesquelles nous identifions seulement trois méthodes de calcul dans la littérature :

— La méthode de Bolat & Yano (1992) qui génère un ratio H/N par poste de travail ;
— La méthode de Golle et al. (2010) qui génère plusieurs ratios H/N par poste de travail ;
— La méthode de Lesert et al. (2011) qui ne génère qu'un seul ratio H/N par groupe de véhicules lourds pour toute la ligne d'assemblage, afin de se conformer à l'usage des règles de séquencement par les constructeurs automobiles (qui n'en traitent en général qu'une dizaine).

Le MMS et le CS sont donc les deux principaux modèles discutés dans la littérature pour assurer le lissage de la charge de travail au montage. Dans la prochaine partie, nous verrons que

1. Société française de Recherche Opérationnelle et Aide à la Décision

la littérature discute également d'un troisième modèle de séquencement : le Level Scheduling, dont l'objectif principal est de lisser la consommation des pièces.

2.2.2 Lissage de la consommation des pièces

Initié par Toyota et son *Production Way*, le lissage de la consommation des pièces s'inscrit dans une stratégie de production en Juste-A-Temps (JAT) (Boysen & Bock, 2011). Un seul modèle est associé à cette stratégie dans la littérature : le **Level Scheduling** (LS), aussi appelé *Monden Problem* (Bautista et al., 1996). Il est généralement résolu par la méthode du *(Toyota) Goal Chasing* (Celano et al., 2004a).

L'objectif du LS est de minimiser la déviation entre une consommation théorique cible de pièces et la consommation réelle liée à la séquence effectivement calculée (Xiaobo et al., 1999). L'enjeu principal est de faciliter l'approvisionnement en JAT et de minimiser les stocks. Cette approche est désignée comme le LS *orienté pièces* (Inman & Bulfin, 2007).

Pour se rapprocher des deux précédents modèles (MMS et CS), certaines contributions considèrent un LS *orienté variantes* (ou *modèles)*. Cette simplification du LS permet de se passer d'informations complexes telles que la nomenclature et l'éclatement en pièces pour chaque variante, et ainsi de résoudre des instances de taille industrielle (Boysen et al., 2009d). L'objectif est de respecter le taux de production cible pour chaque variante. Ce LS *orienté variantes* est également appelé *Production Rate Variation* (Boysen et al., 2009b; Jin & Wu, 2003).

Finalement, dans les deux variantes du LS, l'objectif est de minimiser la déviation entre la consommation (ou production) réelle et théorique. Cette déviation peut être calculée comme la différence quadratique ou absolue (Bautista et al., 1996), ou comme la distance euclidienne (Kubiak, 2003) entre le réel et le théorique.

En définitive, nous avons vu dans les deux parties précédentes qu'il existe deux catégories de modèles de séquencement, que nous synthétisons dans la **Table 2.1**. La première catégorie concerne le lissage de la charge de travail des opérateurs et elle intègre les modèles du MMS et du CS. Le seconde catégorie concerne le lissage de la consommation des pièce et n'intègre que le modèle de LS.

Table 2.1 – Classification des modèles de séquencement d'après Boysen et al. (2009d)

Détails des	**Objectif d'optimisation**	
données d'entrée	Charge de travail	Consommation des pièces
Élevé	Mixed-Model Sequencing	–
Moyen	Car Sequencing	Level Scheduling orienté pièces
Faible	–	Level Scheduling orienté variantes

Bien que la littérature décrive des modèles distincts pour les deux objectifs décrits ci-dessus, nous constatons que ceux-ci sont parfois traités conjointement grâce à des modèles hybrides que nous présentons dans la partie suivante.

2.2.3 Modèles hybrides

L'optimisation simultanée du lissage de la charge de travail et de la consommation des pièces mène à la définition de modèles hybrides, associant les objectifs du LS à ceux du MMS ou du CS.

Globalement, la majorité des modèles hybrides lient le lissage de la consommation de pièces avec une des formulations de l'objectif du MMS, comme la minimisation de la longueur de la ligne d'assemblage (Bard et al., 1994), la minimisation du travail des opérateurs renforts (Akgündüz & Tunali, 2010; Hyun et al., 1998), la minimisation du temps d'arrêt de la ligne (Celano et al., 1999), voire même ces deux derniers objectifs simultanément (Kotani et al., 2004).

Les contributions sur les modèles hybrides associant le CS et le LS sont beaucoup moins développées dans la littérature. Dans toutes les études que nous avons identifiées, la fonction objectif correspond à celle du LS *orienté variantes*. Elle est exprimée comme la minimisation de la déviation entre la séquence réellement calculée et une séquence cible, qui est généralement définie grâce à la méthode proposée par Inman & Bulfin (1991). Dans ces modèles hybrides, le CS intervient uniquement sous forme de contraintes de respect des règles de séquencement, à l'instar de Drexl & Kimms (2001); Drexl et al. (2006); Yavuz (2013) et Yavuz & Ergin (2018).

En conclusion, les trois principaux modèles de séquencement discutés dans la littérature sont le MMS, le CS et le LS. Le premier modèle présente peu de cas d'application industrielle, tandis que le second est utilisé par Renault et par la plupart des constructeurs automobiles. Pourtant, ces deux modèles ont une approche similaire du séquencement puisqu'ils cherchent à lisser la charge de travail des opérateurs. Le troisième modèle présente une approche distincte et *in fine* très éloignée des besoins exprimés par Renault. Nous l'écartons donc de notre périmètre d'étude.

Suite à cette revue des modèles de séquencement, nous proposons une étude comparative du MMS et du CS dans le **chapitre 3**, afin de déterminer lequel de ces deux modèles est le plus adapté pour intégrer de nouveaux critères de séquencement. Nous proposons également une revue des extensions de ces modèles permettant d'identifier celles qui intègrent d'ores et déjà des stratégies de regroupement dans la section qui suit.

2.3 Extensions des modèles de séquencement

Afin d'optimiser les performances du système de production global, la littérature présente de nombreuses extensions des modèles de séquencement. Dans cette section, nous en décrivons trois catégories majeures qui tiennent compte de critères additionnels pour l'atelier de montage (**§ 2.3.1**), des enjeux de l'atelier de peinture (**§ 2.3.2**) ou du problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage (**§ 2.3.3**). Les périmètres de ces trois catégories d'extensions sont illustrés dans la **Figure 2.5**. Nous mettons également en lumière quelques extensions remarquables mais "hors catégorie" (**§ 2.3.4**). En synthèse, nous présentons une comparaison de toutes les contributions liées à ces extensions dans la **Table 2.3**.

2.3.1 Intégration de critères additionnels pour l'atelier de montage

Une majorité de contributions sur les extensions des modèles de séquencement considère des caractéristiques spécifiques aux ressources humaines engagées dans l'atelier de montage. Par exemple, Aroui et al. (2017) définissent trois types d'opérateurs, qui se différencient par des tâches et des temporalités de travail distinctes. Bautista et al. (2015a) intègrent des périodes

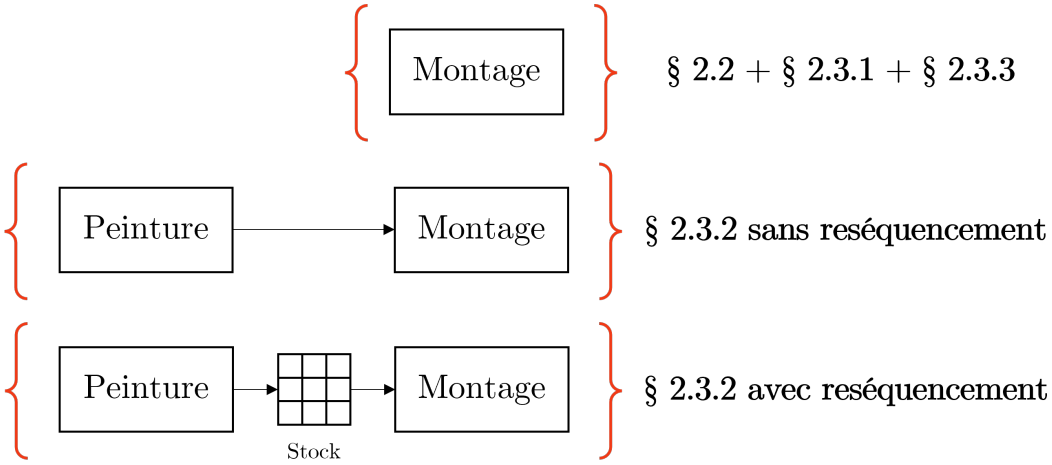


Figure 2.5 – Périmètres des trois catégories majeures d'extensions des modèles de séquencement

d'adaptation et de fatigue pour les opérateurs en début et en fin de période de travail tandis que Bautista et al. (2015b) considèrent la réglementation légale sur la saturation moyenne maximale des opérateurs [2]. Celano et al. (2004b) expérimentent différentes stratégies d'entraide entre les opérateurs d'une ligne d'assemblage en U. Enfin, Sun & Fan (2018) considèrent la complexité des changements de série et leurs impacts sur le travail des opérateurs.

En plus des caractéristiques spécifiques aux ressources humaines, nous identifions également des critères liés au fonctionnement de la chaîne d'assemblage. Par exemple, Bautista & Cano (2011) modélisent des interruptions conditionnées de la ligne et Bautista et al. (2012) considèrent des postes de travail interdépendants. Pour finir, Zhang et al. (2015) intègrent au séquencement la minimisation de la consommation en énergie pour l'atelier de montage afin de contribuer à une production plus durable et responsable.

2.3.2 Intégration des enjeux de l'atelier de peinture

L'enjeu majeur de l'atelier de peinture est de minimiser le nombre total de purges, qui sont nécessaires dès lors que : (1) deux véhicules successifs sont de teinte différente ou (2) plus de B_{paint} véhicules de même teinte sont séquencés successivement (chez Renault, $B_{\text{paint}} = 15$ par exemple) afin d'assurer une bonne qualité de peinture (Solnon et al., 2008). Cela revient donc à séquencer les véhicules par lot de même teinte.

Dans l'industrie automobile, le séquencement des véhicules dans l'atelier de peinture ne peut pas être décorrélé du séquencement de l'atelier de montage. En effet, ces deux ateliers sont seulement séparés par un stock intermédiaire de capacité limitée qui ne permet qu'un reséquencement restreint entre la peinture et le montage (Joly & Frein, 2008). C'est pourquoi de nombreuses extensions des modèles de séquencement intègrent les enjeux de l'atelier de peinture, avec ou sans possibilité de reséquencer les véhicules.

Sans reséquencement

L'extension intégrant les besoins de l'atelier de peinture sans reséquencement correspond au problème présenté dans le cadre du Challenge ROADEF 2005 (Nguyen & Cung, 2005; Solnon

2. La saturation moyenne maximale s'exprime comme le ratio du temps utilisé par les opérateurs pour effectuer leur travail sur le temps total dont ils disposent pour l'effectuer (Bautista et al., 2015b).

et al., 2008). Sur la base du modèle du CS, toutes les contributions liées à ce challenge définissent une séquence unique optimisant trois critères : les règles de séquencement prioritaires et non-prioritaires ainsi que le nombre de changements de teinte (Gagné et al., 2006, par exemple). Ces objectifs, souvent en conflit (Zhang et al., 2015), peuvent être priorisés en fonction du rapport entre le coût de la main d'œuvre (m.o.) et le coût des purges des systèmes de peinture comme illustré dans la **Table 2.2**. A titre d'exemple, si le coût de la m.o. est largement supérieur au coût des purges de peinture (premier cas), alors il est préférable d'optimiser les règles de séquencement prioritaires puis les non-prioritaires avant les purges de peinture.

Table 2.2 – Priorisation des objectifs pour le Car Sequencing intégrant les besoins de l'atelier de peinture d'après Solnon et al. (2008)

Coûts	**Rang 1**	**Rang 2**	**Rang 3**
m.o. >> purges	Règles de séquencement prioritaires	Règles de séquencement non-prioritaires	Purges de peinture
m.o. > purges	Règles de séquencement prioritaires	Purges de peinture	Règles de séquencement non-prioritaires
m.o. < purges	Purges de peinture	Règles de séquencement prioritaires	Règles de séquencement non-prioritaires

Joly & Frein (2008) présentent une extension du LS qui tient également compte des enjeux de l'atelier de peinture sans reséquencement. Sous une approche appelée *densification*, ils tentent de rapprocher les véhicules de même teinte au lieu de s'imposer une contrainte dure sur les lots de peinture.

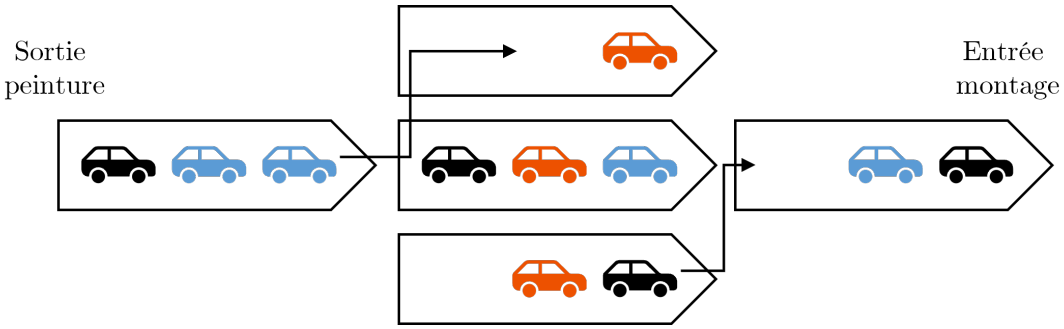
Avec reséquencement

En considérant les stocks situés entre la peinture et le montage, nous identifions ici des extensions qui s'apparentent aux problèmes de reséquencement dit *proactif*, par opposition au reséquencement *réactif*. Dans le contexte de l'industrie automobile, un résequencement proactif consiste à déterminer à l'avance une séquence pour l'atelier de peinture et une pour l'atelier de montage, tout en assurant la compatibilité entre les deux séquences grâce aux capacités des stocks intermédiaires. En revanche, un reséquencement réactif est opéré en temps réel en réponse à des imprévus (pénuries de pièces ou défauts qualité en peinture par exemple) qui perturbent la séquence initialement calculée (Boysen et al., 2012), ce qui n'entre pas dans le cadre de notre étude.

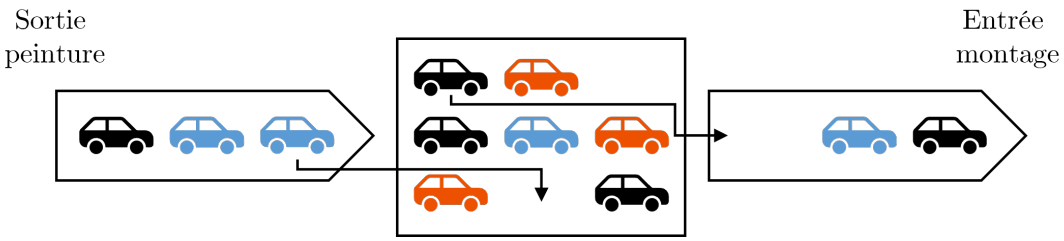
L'originalité de ces extensions considérant les enjeux de l'atelier de peinture avec reséquencement proactif réside essentiellement dans la variété des stocks modélisés. Parmi ceux-ci :

— Le stock à lignes parallèles, également appelé *mix bank* ou *selectivity bank* et illustré par la **Figure 2.6 (a)**, est le plus courant dans la littérature et en industrie (cf. Boysen & Zenker, 2013; Valero-Herrero et al., 2014, par exemple). Ce stock comporte plusieurs lignes de stockage en parallèle qui fonctionnent comme des files d'attente : les voitures sortant de l'atelier de peinture sont affectées à une des lignes de stockage disponibles ; une des voitures situées en première position des lignes de stockage quitte le stock pour entrer dans l'atelier de montage (Boysen et al., 2012). Spieckermann et al. (2004) ainsi que Sun & Han (2017) modélisent également un stock à lignes parallèles mais en amont de l'atelier de peinture.

— Le stock de type AS/RS pour *Automated Storage and Retrieval System* est également étudié dans la littérature (**Figure 2.6 (b)**). Ce stock est composé d'emplacements à accès direct, ce qui signifie que chaque voiture peut être stockée puis reséquencée individuellement et indépendamment des autres (Ambilkar et al., 2017). Il est employé par Gusikhin et al. (2008), Franz et al. (2014) et Gunay & Kula (2017).



(a) Stock à lignes parallèles



(b) AS/RS ou Automated Storage and Retrieval System

Figure 2.6 – Différents types de stocks intermédiaires d'après de Boysen et al. (2012)

2.3.3 Intégration du problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage

Équilibrer la chaîne d'assemblage consiste à définir la configuration des postes de travail et à leur allouer les opérations de montage (Battaïa & Dolgui, 2013; Boysen et al., 2007; Lui et al., 2021). Généralement, cet équilibrage est réalisé mensuellement afin d'adapter la capacité de production aux prévisions de commandes. Jusqu'ici, nous avons considéré la ligne d'assemblage comme équilibrée pour l'étape de séquencement des véhicules, mais nous notons que de nombreuses études discutent de l'impact de l'équilibrage sur la qualité des séquences (Boysen et al., 2008). Les temps opératoires et la configuration des postes entrant directement en jeu, l'intégration du problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage constitue une extension classique pour le MMS uniquement, à l'instar de Kim et al. (2006), Kara et al. (2007) et Dong et al. (2014) qui considèrent une configuration de ligne en U. Lopes et al. (2020) traitent le problème d'équilibrage et de séquencement dans le cas particulier d'une ligne non cadencée et asynchrone.

2.3.4 Autres extensions

D'autres extensions notables sont encore discutées dans la littérature sans entrer précisément dans une des trois catégories présentées précédemment.

Parmi celles-ci, Jin et al. (2008) optimisent conjointement le MMS et le planning de transport aval par camion et train. Ils s'intéressent particulièrement à leur chargement : un chargement

complet minimise les coûts de transport de l'usine vers les concessions, tandis qu'une charge non complète permet de limiter les coûts liés au temps d'attente des véhicules finis.

Hottenrott et al. (2021) intègrent au Car Sequencing les probabilités de dégradation de la séquence dus à des aléas (pénuries de pièces, rework dans les ateliers amont) afin de la rendre plus robuste à ces perturbations.

Enfin, Ostermeier (2020) étudie différents types de regroupement de véhicules ayant des tâches identiques (pas de regroupement, lot de 4, lot de 12, lot de taille maximale) ainsi que la relation entre 5 types d'objectif pour le séquencement d'une ligne d'assemblage non cadencée. Ces objectifs sont liés :

— Aux ressources humaines engagées en production (maximisation de l'effet d'apprentissage et minimisation de l'effet de détérioration),
— A la productivité (minimisation du makespan, maximisation du nombre de produits fabriqués, minimisation des temps d'attente et d'arrêt ou de blocage des postes de travail),
— Aux flux de produits dans le système de production (minimisation des temps moyens d'écoulement et d'attente),
— Aux clients (minimisation des avances et retards moyens de production),
— Aux fournisseurs (minimisation de la déviation entre le taux de consommation de pièces cible et le réel).

En conclusion, nous avons décrit trois catégories d'extension des modèles de séquencement dans cette section. La première catégorie intègre des critères additionnels pour l'atelier de peinture, qui portent majoritairement sur les caractéristiques des ressources humaines engagées. La deuxième catégorie considère les enjeux de l'atelier de peinture en lien avec la minimisation du nombre de purges. Nous avons vu que les contributions sur ces extensions se divisent en deux groupes, en fonction des possibilités de reséquencement. Enfin, la troisième catégorie aborde simultanément le problème d'équilibrage et de séquencement de la ligne d'assemblage.

Finalement, très peu de contributions considèrent des critères de regroupement autres que la peinture, comme nous l'illustrons dans la **Table 2.3**. Face à cette lacune, nous verrons dans la prochaine section quelles sont les opportunités pour la chaîne logistique automobile d'intégrer des critères d'optimisation originaux et basés sur une stratégie de regroupement.

Table 2.3 – Comparaison entre les différentes extensions des modèles de séquencement (1/3)

Références	Modèle			Catégorie d'extension				Rgpmt*	Spécificités considérées
	MMS	CS	LS	Montage § 2.3.1	Peinture § 2.3.2	Équilibrage § 2.3.3	Autre § 2.3.4		
Aroui et al. (2017)	✓			✓					Modélisation de trois types d'opérateurs
Bautista & Cano (2011)	✓			✓					Interruptions conditionnées des opérations d'assemblage
Bautista et al. (2012)	✓			✓					Postes de travail interdépendants
Bautista et al. (2015a)	✓			✓					Considération de périodes d'adaptation et de fatigue pour les opérateurs
Bautista et al. (2015b)	✓			✓					Considération des réglementations légales en matière de saturation moyenne maximale des opérateurs
Boysen & Zenker (2013)		✓			✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture avec reséquencement (stock à lignes parallèles)
Celano et al. (2004b)	✓			✓					Considération de plusieurs stratégies d'entraide entre les opérateurs d'une ligne en U
Dong et al. (2014)	✓		✓			✓			Ligne en U
Franz et al. (2014)	✓				✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture avec reséquencement (stock AS/RS)
Gagné et al. (2006)		✓			✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture sans reséquencement

*Rgpmt : Intégration de critères de regroupement

Table 2.3 – Comparaison entre les différentes extensions des modèles de séquencement (2/3)

Références	Modèle			Catégorie d'extension				Rgpmt*	Spécificités considérées
	MMS	CS	LS	Montage § 2.3.1	Peinture § 2.3.2	Équilibrage § 2.3.3	Autre § 2.3.4		
Giard & Jeunet (2010)		✓			✓			✓	Considération des effets de changement de série (appliqué pour l'atelier de peinture)
Gunay & Kula (2017)	✓				✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture avec reséquencement (stock AS/RS)
Gusikhin et al. (2008)	✓				✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture avec reséquencement (stock AS/RS)
Hottenrott et al. (2021)		✓					✓		Considération des probabilités de pénuries de pièces et de problèmes qualité en amont du montage
Jin et al. (2008)	✓						✓	✓	Optimisation conjointe du MMS et du planning de transport aval
Joly & Frein (2008)			✓		✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture sans reséquencement (par densification)
Kara et al. (2007)	✓		✓			✓			Ligne en U
Kim et al. (2006)	✓					✓			Ligne en U
Lopes et al. (2020)	✓					✓			Ligne non cadencée et asynchrone
Ostermeier (2020)	✓		✓	✓			✓	✓	Etude de la relation entre 5 types d'objectifs de séquencement pour une ligne non cadencée

*Rgpmt : Intégration de critères de regroupement

Table 2.3 – Comparaison entre les différentes extensions des modèles de séquencement (3/3)

Références	Modèle			Catégorie d'extension				Rgpmt*	Spécificités considérées
	MMS	CS	LS	Montage § 2.3.1	Peinture § 2.3.2	Équilibrage § 2.3.3	Autre § 2.3.4		
Nguyen & Cung (2005)		✓			✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture sans reséquencement
Solnon et al. (2008)		✓			✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture sans reséquencement
Sun & Fan (2018)		✓		✓				✓	Modélisation de trois types de complexité liés à la diversité des voitures pour les opérateurs
Valero-Herrero et al. (2014)		✓			✓			✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture avec reséquencement (stock à lignes parallèles)
Wu et al. (2021)			✓					✓	Considération des besoins de l'atelier de peinture Modélisation d'un stock intermédiaire entre la peinture et le montage
Zhang et al. (2015)		✓		✓	✓				Minimisation de la consommation en énergie dans les ateliers de peinture et de montage

*Rgpmt : Intégration de critères de regroupement

2.4 Opportunités pour la chaîne logistique automobile

Dans cette dernière section, nous faisons état des différentes opportunités d'intégrer des critères d'optimisation originaux, basés sur une stratégie de regroupement, pour toute la chaîne logistique automobile, depuis l'approvisionnement en pièces jusqu'à la livraison des véhicules aux clients. Pour cela, nous identifions quatre grands périmètres opérationnels : la logistique amont (**§ 2.4.1**), interne (**§ 2.4.2**), la production (**§ 2.4.3**) et la logistique aval (**§ 2.4.4**) comme illustrés dans la **Figure 2.7**.

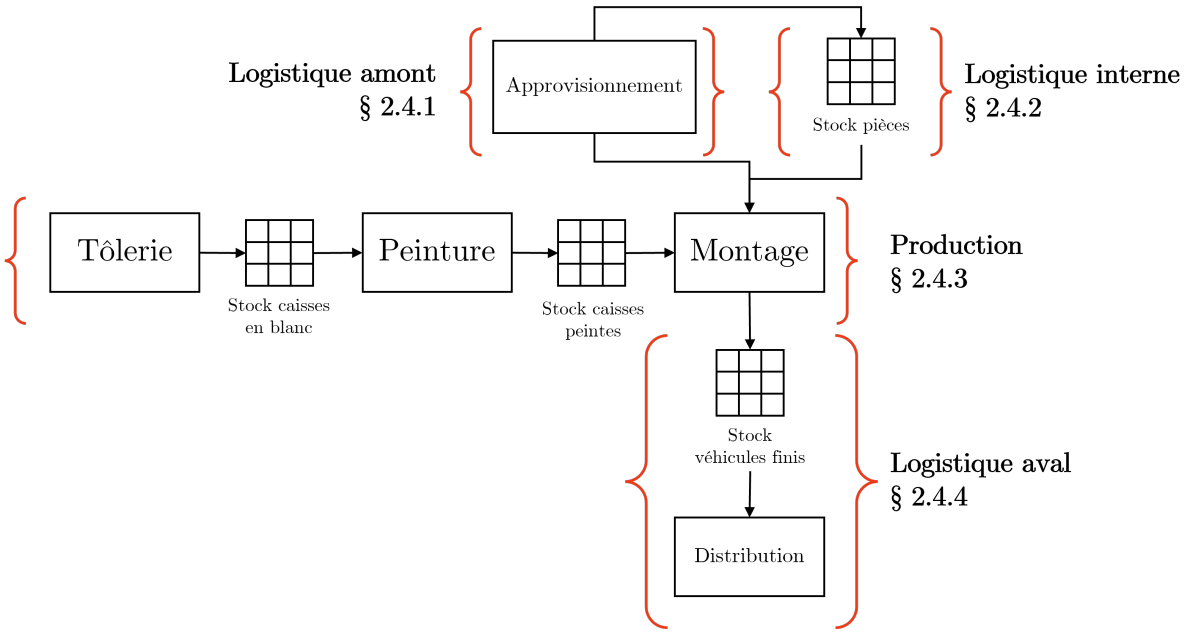


Figure 2.7 – Périmètres opérationnels de la chaîne logistique étudiés pour les opportunités d'intégration de nouveaux critères d'optimisation

2.4.1 Pour la logistique amont

La logistique amont regroupe toutes les activités liées à l'approvisionnement et au transport des pièces, depuis le site fournisseur jusqu'au site de production (Fink & Benz, 2019). Sa performance repose principalement sur la maîtrise des délais et des coûts d'approvisionnement (Dörnhöfer et al., 2016). Le mode d'approvisionnement, qui définit notamment la fréquence de livraison et la quantité de pièces livrées, est un facteur important qui influence la performance de la logistique amont jusqu'à celle du fournisseur (Hall & Potts, 2003). Yeung et al. (2011) démontrent que cette performance peut être significativement améliorée pour toutes les parties prenantes en favorisant la coopération et la coordination entre la production des pièces, leur transport et leur assemblage final. Ainsi, dans le cadre de ce projet de recherche, une opportunité d'optimiser la performance de la logistique amont serait d'intégrer des critères de regroupement des véhicules qui tiennent compte du mode d'approvisionnement et/ou du planning de production des pièces chez les fournisseurs.

2.4.2 Pour la logistique interne

La logistique interne concerne toutes les opérations en lien avec le stockage de pièces sur le site de production et avec leur approvisionnement en bord de chaîne, déterminé en fonction de la séquence de véhicules (Sali et al., 2015). La performance de la logistique interne principalement impactée par les coûts de stock des pièces en usine et par les coûts de la main d'œuvre liée à la manutention de ces pièces (Hanson & Medbo, 2019). Pour notre cas d'étude, une opportunité de contribuer à la performance de la logistique interne serait de réaliser des économies d'échelle en regroupant les véhicules au montage lorsqu'ils ont des pièces similaires et tout en tenant compte de leur mode d'approvisionnement aux postes de travail.

2.4.3 Pour la production des véhicules

En production, nous avons vu précédemment que les regroupements ou les lots de véhicules étaient naturels lorsque le système est contraint par des coûts (ou des temps) de changement de série, comme en peinture. Cela peut également être le cas en tôlerie dans certaines usines automobiles. L'enjeu économique majeur pour la tôlerie est de minimiser le nombre de changements de caisses afin de minimiser les temps de changement d'outils ou d'optimiser l'utilisation des équipements (cf. **§ 1.3.2**). Généralement, le séquence de l'atelier de tôlerie est optimisée à part ; son intégration au séquencement plus global de la production constitue également une opportunité dans le cadre de notre étude.

Nous avons également vu que de nombreuses extensions intègrent des critères additionnels touchant aux ressources humaines pour l'atelier de montage. Cependant, nous déplorons le manque de considération de l'effet d'apprentissage, introduit par Wright (1936), qui lie l'expérience acquise par les opérateurs à la répétitivité des tâches. L'impact positif du regroupement d'opérations identiques sur la productivité des opérateurs a été étudiée à de nombreuses reprises (Anzanello & Fogliatto, 2011; Bruno et al., 2021; Castellano et al., 2019; Glock et al., 2019; Li et al., 2019; Nembhard & Sun, 2019) mais ce concept n'a jamais été appliqué dans le cadre des modèles de séquencement. Intégrer au modèle de séquencement des critères de regroupement de véhicules nécessitant des opérations similaires afin de favoriser cet effet d'apprentissage et d'améliorer la productivité des opérateurs de l'atelier de montage est une autre opportunité pour ce projet de recherche.

2.4.4 Pour la logistique aval

La logistique aval concerne toutes les activités de distribution des véhicules, depuis l'usine terminale jusqu'aux clients. Sa performance repose majoritairement sur la maîtrise des coûts et des délais de transport. Vroblefski et al. (2000) soulignent que cette performance peut être améliorée par le *batch delivery* (la livraison par lots) qui consiste à fabriquer puis livrer les produits en nombre égal à la capacité de leur contenant (qui peut être celle d'un camion ou d'un wagon pour les véhicules, d'un emballage ou d'une palette pour des pièces). L'optimisation conjointe de la production et de la distribution peut être traitée au niveau tactique (planning) (Blumenfeld et al., 1991; Fahimnia et al., 2013; Park, 2005) ou au niveau opérationnel (ordonnancement) (Gao et al., 2015; Jin et al., 2008; Noroozi et al., 2018). L'opportunité pour notre projet de recherche résiderait ainsi dans l'intégration de critères de regroupement des véhicules en fonction de leur mode de distribution et de leur destination pour assurer la performance de la logistique aval.

En conclusion, nous avons vu qu'il existe de nombreuses opportunités pour la chaîne logistique automobile d'intégrer des critères de regroupement des véhicules au séquencement de la

ligne d'assemblage. L'identification concrète et pragmatique des critères de regroupement est présenté dans le **chapitre 4**. Une preuve de concept à travers l'intégration de quelques uns de ces regroupements au modèle de séquencement est présentée dans le **chapitre 5**.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les trois grands modèles discutés dans la littérature pour le séquencement de véhicules sur une ligne d'assemblage multi-modèles. Le MMS et le CS sont les deux modèle qui abordent le lissage de la charge de travail, le premier en considérant explicitement les caractéristiques de la ligne et le second en ayant recours à des règles de séquencement. Le troisième modèle est le LS : il n'entre pas dans notre champ d'étude puisqu'il est généralement employé pour optimiser la consommation des pièces aux postes de travail, ce qui n'est pas la préoccupation principale exprimée par Renault pour le séquencement des véhicules. Nous proposons une étude comparative des deux modèles restants (MMS et CS) dans le **chapitre 3** afin de déterminer lequel des deux est le plus adapté à intégrer de nouveaux critères de séquencement.

Nous avons également présenté dans ce chapitre une revue des extensions de ces modèles de séquencement, réparties en trois catégories selon qu'elles intègrent des critères additionnels pour l'atelier de montage, les enjeux de l'atelier de peinture ou le problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage. Hormis les extensions considérant la minimisation du nombre de purges des systèmes de peinture, très peu de contributions tiennent compte de critères de regroupement des véhicules.

C'est pourquoi, face à ces lacunes, nous avons mis en lumière quelques opportunités d'intégrer des critères de regroupement des véhicules au modèle de séquencement pour la chaîne logistique globale. Nous présentons une étude de cas concrète, appuyée par des entretiens réalisés auprès d'experts, de managers et d'opérationnels de la chaîne logistique de Renault Group, dans le **chapitre 4**. Cette étude nous permet d'identifier une dizaine de stratégies de regroupement, dont deux prioritaires que nous choisissons d'intégrer au modèle de séquencement comme preuve de concept dans le **chapitre 5**.

Chapter 3

Mixed-Model Sequencing versus Car Sequencing: comparison of feasible solution spaces

Abstract [1]

In the automotive industry, a great challenge of production scheduling is to sequence cars on mixed-model assembly lines. Among a wide variety of scheduling approaches, academics and manufacturers pay close attention to two specific models: Mixed-Model Sequencing (MMS) and Car Sequencing (CS). Whereas MMS explicitly considers the assembly line balance, CS operates with sequencing rules to find the best car sequence fulfilling the assembly plant requirements, like minimizing work overload for assembly workers. Meanwhile, automakers including Renault Group are increasingly willing to consider other requirements, like end-to-end supply chain matters, into production planning and scheduling. In this context, this study compares MMS- and CS-feasible solution spaces to determine which workload-oriented sequencing model would be the most appropriate to later integrate new optimization criteria to their fullest. To do so, we introduce two exact methods based on Dynamic Programming to assess the gap between both models. Numerical experiments are carried out on real-life manufacturing features from a Renault Group final assembly plant. They show that MMS generates more feasible sequences than CS regardless of the sequencing rule calculation method. Only the sequencing rules used by real-life production schedulers result in a greater sequence variety for CS, highlighting that the plant might select an overloaded sequence. These results suggest that the production schedulers using CS should consider switching to MMS to achieve greater sequence quality and variety, and to improve their ability to integrate new requirements.

Keywords

Mixed-Model Sequencing, Car Sequencing, Mixed-model assembly lines, Automotive industry, Work overload, Sequencing rules, Dynamic Programming

1. Article submitted to the *International Journal of Production Research*

3.1 Introduction

Since its introduction at Ford's Highland Park assembly plant in October 1913, the mixed-model assembly line (MMAL) has established itself as the production system by excellence in the automotive industry. It usually consists of a paced conveyor belt that connects a series of workstations, in which cars enter successively at a regular interval called cycle time. MMALs lead to several decision problems with different time horizons. In the long and the medium term, the assembly line balancing problem has to decide on assembly task assignment to stations (see Battaïa & Dolgui, 2013; Lui et al., 2021; Sivasankaran & Shahabudeen, 2014). In the short term, the sequencing problem has to determine the order (sequence) to manufacture cars over a given production period.

Given the current diversity of cars and parts to handle, the production sequence influences both the workforce utilization and the part consumption at workstations. Hence academics discuss two main sequencing approaches: workload-oriented and material supply-oriented. In this paper, we focus only on the workload-oriented approach, which is addressed by two major models (Boysen et al., 2009d):

— The **Mixed-Model Sequencing** (MMS) model. It explicitly considers the assembly line balance to find a car sequence with minimum work overload. We consider a sequence as MMS-feasible if no work overload occurs during its execution (see Golle et al., 2010).

— The **Car Sequencing** (CS) model. It implicitly addresses workforce and installation capacities through sequencing rules to find a car sequence with minimum sequencing rule violations. Following the same reference, we consider a sequence as CS-feasible if no sequencing rule violation occurs all along (see Golle et al., 2010).

Although these approaches are distinct, academics and practitioners consider that they both address the same underlying objective to minimize work overload (Golle et al., 2014). Work overloads occur when assembly workers cannot finish their tasks on a car within their workspace limits. The MMAL sequencing model must avoid these situations since compensating strategies are costly, like calling utility workers or stopping the assembly line for instance (Boysen et al., 2011).

In parallel to the work overload minimization, practitioners also integrate other manufacturing requirements in the sequencing process, like color batches to enhance the paint shop performances (cf. Joly & Frein, 2008; Solnon et al., 2008) or specific assembly operator characteristics (see Aroui et al., 2017; Bautista et al., 2015b, for instance). In addition, they are also increasingly willing to integrate new logistics requirements in the process (as in Jin et al., 2008, who consider finished goods transportation requirements for instance).

In this context, we wonder which workload-oriented model would be the most appropriate to integrate new optimization criteria to their fullest. Hence, while the vast majority of the MMS and CS literature solely focus on real-life feasibility of sequences (*i.e.* on the amount of generated work overload), this study questions the variety of MMS- and CS-feasible sequences. Our objective is to explore both MMS- and CS-feasible solution spaces to identify which model has the higher number of distinct feasible sequences and under which conditions. Considering that the approach giving the greatest variety of feasible solutions has a higher potential to support new sequencing requirements, we realize a comparison of MMS and CS regarding the number of sequences generated by each, and based on real-life Renault Group manufacturing data. For a fair comparison, we use all three methods known in the literature for calculating the sequencing rules in CS. It can be noted that these calculation methods have never been addressed altogether

before.

This paper is structured as follows. We first introduce a detailed literature review on MMS and CS models and their comparison in **Section 3.2**. We then present fundamental assumptions and the Dynamic Programming procedures used to model MMS and CS in **Sections 3.3** and **3.4**. Finally, we display and discuss our numerical experiments in **Section 3.5**. We conclude with an overview of the main findings and the insights for practitioners.

3.2 Literature review

The literature on MMAL sequencing models is structured around Mixed-Model Sequencing (MMS), Car Sequencing (CS) and Level Scheduling (LS). While MMS and CS are mainly considered as workload-oriented models, LS is classified as a material supply-oriented approach (Boysen et al., 2009d). It mainly deals with Just-In-Time requirements and focus on the deviation of parts usage from an ideal consumption rate. As we only address workload-oriented approaches in this paper, the LS model does not fall within the scope of our study. Yet, interested readers can refer to Boysen et al. (2009a); Pereira & Vilà (2015); Wu et al. (2021) for further details. We dedicate this section to a state-of-the-art on both models and their comparison.

3.2.1 Mixed-Model Sequencing

MMS is a sequencing model that explicitly considers manufacturing data such as processing times, workstation configurations, and operator movements to determine the best sequence of products to manufacture on an MMAL. Yano & Rachamadugu (1991) and Scholl et al. (1998) converge on a similar formulation of the MMS, with the same objective: minimizing total work overload. This formulation is taken up by Boysen et al. (2009d) and considered as the MMS reference model. Thus, in this paper, we focus on this MMS reference model with the objective of work overload minimization.

Nevertheless, it appears that the literature discusses many other MMS workload-oriented formulations. For example, Okamura & Yamashina (1979) suggest minimizing the movement of operators in their workstations. Bard et al. (1992) address the objective of minimizing the total makespan, *i.e.* the time difference between the start and the end of work for a given sequence of products. Later, Bard et al. (1994) focus on minimizing the length of the assembly line. Bautista & Cano (2011) and Bautista et al. (2015a) introduce MMS formulations that maximize the total work done. Scholl (1999) and recently Bautista-Valhondo & Alfaro-Pozo (2018) suggest minimizing unproductive costs, including those related to the time operators spend waiting for a new product at their station.

The MMS literature even covers material supply-oriented requirements. For instance, McMullen (2010) addresses the minimization of the part consumption rate, while Abdul Nazar & Pillai (2015) minimize the variation of the production rate. Finally, Guo & Ryan (2021) present an MMS model that minimizes the storage cost of finished goods.

The real-life application of MMS for sequencing MMALs is not common in the automotive industry. Interested readers can refer to the real-life case studies of Bautista et al. (2015a) in a Nissan powertrain plant and Aroui et al. (2017) in a Volvo Group truck assembly plant. Since the 2000s, practitioners and academics have paid greater attention to another workload-oriented approach: the Car Sequencing model.

3.2.2 Car Sequencing

CS is an aggregated model mainly used by car manufacturers (including Renault Group) to determine the best car sequence regarding assembly shop requirements (Lesert et al., 2011; Nguyen & Cung, 2005). These requirements are mainly workload-oriented. They are addressed implicitly by the so-called sequencing rules representing workforce and installation capacities (Golle et al., 2014). A sequencing rule concerns heavy variants of cars whose processing time is significantly greater than the cycle time. It is characterized by one or more H/N ratios. They limit to H the number of heavy variants among N successive cars. CS finds the best car sequence by minimizing the number of sequencing rule violations which occur when there are more than H heavy variants out of a subsequence of N successive cars. Boysen et al. (2009d) consider this objective as an implicit formulation of work overload minimization.

With this in mind, the extensive CS literature outlines four categories of academic contributions regarding:

— The CS resolution methods, that have been widely studied since the ROADEF 2005 Challenge and the publication of industrial instances from Renault Group (Solnon et al., 2008). For instance, these methods cover integer programming (Giard & Jeunet, 2010), local search (Estellon et al., 2005), variable neighborhood search (Ribeiro et al., 2008), ant colony optimization (Gagné et al., 2006), simulated annealing (Briant et al., 2008), and tabu search (Cordeau et al., 2008).

— The calculation methods for sequencing rules, that are only handled by three contributions. Bolat & Yano (1992) define a single ratio per workstation. Golle et al. (2010) then define multiple ratios per workstation. Finally, Lesert et al. (2011) define a unique ratio per sequencing rule for the whole MMAL. We give further details on these methods in **§ 3.2.3** and **§ 3.4.2**.

— The integration of paint shop requirements, *i.e.* minimizing the cost of paint changeovers. Solnon et al. (2008) and all ROADEF 2005 Challenge-related works consider that the car sequence remains unchanged from paint to assembly shops. Other authors like Bysko et al. (2020) consider the ability to resequence cars between paint and assembly shops thanks to an intermediary buffer called 'painted body storage'.

— The sequence robustness toward hazardous events. Gusikhin et al. (2008) develop a heuristic to improve the probability of expected sequence compliance regarding uncertainties. Hottenrott et al. (2021) consider paint defects probability as a decisive failure driver to generate robust sequences.

3.2.3 Comparison of models and calculation methods for sequencing rules

The literature comparing MMS and CS and/or calculation methods for sequencing rules concerns five contributions. We review them below and present a comprehensive synthesis highlighting the originality of our study.

Yano & Rachamadugu (1991) are the first authors to compare MMS and CS. They base their study on industrial data from a major automotive company using real-life sequencing rules and processing times. To compare MMS to the industrial CS, the authors introduce a heuristic MMS procedure minimizing work overload. Numerical results show that MMS provides a substantial work overload reduction compared to the initial CS used by the automotive company. From this observation, Bolat & Yano (1992) present the first calculation method for sequencing rules, later called the 'BY' method. It aims at improving the CS accuracy in minimizing work

overload situations by generating one ratio per overloaded workstation. The authors address the objective of minimizing the total utility work and develop several sequencing procedures to compare MMS and CS. With random data, numerical results show that CS procedures are optimal when the system is sufficiently overloaded or underloaded. Thanks to an exact method based on Dynamic Programming, MMS can solve intermediary cases to optimality.

More recently, Golle et al. (2010) introduce a new calculation method for sequencing rules ratio called 'MSR' since it generates Multiple Sequencing Rules per workstations. The authors compare both BY and MSR methods regarding their ability to detect work overload situations. With random problem instances, numerical experiments show that MSR outperforms BY in accurately identifying work overload. Yet, this performance comes for the price of additional rules and longer computation time. Thereafter, Golle et al. (2014) compare MMS and CS regarding the generated amount of work overload (using and comparing both the BY and the MSR methods to define CS instances from several random MMS instances). Numerical experiments show that CS leads to a higher work overload on average than MMS.

Finally, Lesert et al. (2011) introduce a third calculation method for sequencing rules. We refer to this method as 'USR' since it generates a unique ratio per sequencing rule for the whole assembly line. From random and industrial data, the authors demonstrate that USR is more likely to avoid work overload than the sequencing rules used by the plant under study.

In the end, these five contributions mainly deal with the comparison of MMS and CS in terms sequence feasibility, *i.e.* in terms of the amount of generated work overload. Moreover, most of them deal with the definition or comparison of calculation methods for sequencing rules to improve the CS sequence quality which is less satisfactory than MMS. Despite this gap in the sequence quality, many car makers (including Renault Group) still operate with CS rather than with MMS, while in the meantime, they are also increasingly willing to integrate new manufacturing and logistics requirements into production planning and scheduling (see Aroui et al., 2017; Bautista et al., 2015b; Jin et al., 2008, for instance). With this in mind, this study questions which model would generate the higher number of feasible sequences and thus, which would be the most appropriate to integrate new optimization criteria. Hence, our objective is to explore both MMS- and CS-feasible solution spaces to identify which one has the greatest number of distinct feasible sequences and under which conditions, in later hope to address new requirements at their fullest. To do so, we realize a comparison based on real-life Renault Group manufacturing data. We also compare all three calculation methods for sequencing rules since they have never been addressed together in previous contributions. To sum up, we present a comprehensive synthesis comparing previous contributions on MMS vs. CS and this study in **Table 3.1**.

Table 3.1 – Comparison between previous contributions on MMS vs. CS and this study

References	**Calculation methods**			**Data type**	
	BY	MSR	USR	Indus.	Random
Yano & Rachamadugu (1991)				✓	
Bolat & Yano (1992)	✓				✓
Golle et al. (2010)	✓	✓			✓
Lesert et al. (2011)	✓		✓	✓	✓
Golle et al. (2014)	✓	✓			✓
This study	✓	✓	✓	✓	

We describe in the following two sections how we explore MMS- and CS-feasible solution spaces successively.

3.3 Mixed-Model Sequencing

In this section, we present general assumptions regarding MMS. We then display the Dynamic Programming procedure used to explore the MMS-feasible solution space.

3.3.1 Assumptions

We consider a population of P cars to sequence in K overloaded workstations of a balanced and paced MMAL with no buffer. Hence we assume that cars enter and exit stations at a constant interval of T_{cycle} (called cycle time). We consider that the population of P cars is divided into I variants, each one clustering P_i units sharing common characteristics including identical processing time T_{ik} in workstation k (with $i \in \{1, ..., I\}$ and $k \in \{1, ..., K\}$).

For simplicity, we express space limitations in discrete time metrics rather than in distance metrics. We assume that operators handle cars within a workspace larger than their workstation k. This workspace is defined by an upstream border $\text{Min}_k \leq 0$ and a downstream border $\text{Max}_k \geq T_{\text{cycle}}$, as illustrated in **Figure 3.1**. At the beginning of a shift, we consider that operators start working at their workspace upstream limit Min_k. Then, they handle cars successively and walk back the line between two cars in a constant time included in the processing times.

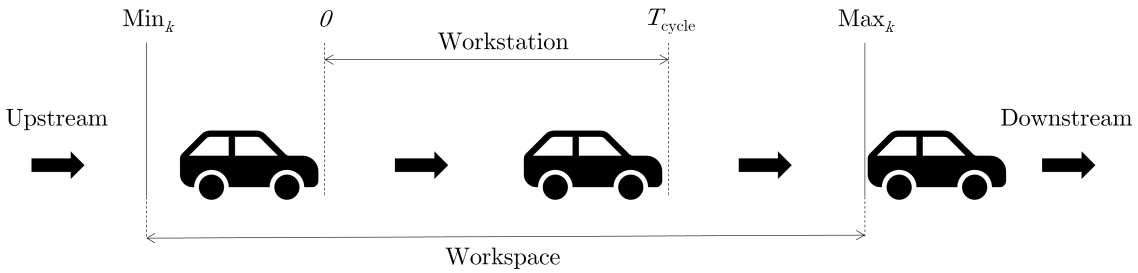


Figure 3.1 – Illustration of a workstation configuration

We assume that workstations are independent and that upstream workers do not impact downstream ones. As long as upstream and downstream operations do not concern the same part of the car, our assumption is realistic whether workspaces overlap or not. We also consider that each workstation has a single operator. Modeling multiple operators per workstation has been studied in the literature (see Aroui et al., 2017 for instance), but it falls out of the scope of the current study.

We name w_k^p the operators' position in workstation k after processing p cars. We consider that a work overload situation occurs if operators cannot achieve their job within their workspace limits, *i.e.* if $w_k^p > \text{Max}_k$. Following the definition given by Golle et al. (2010), we define a sequence as MMS-feasible if no work overload occurs all along and name $\mathcal{F}_{\text{MMS}}$ the number of MMS-feasible sequences.

3.3.2 Dynamic Programming procedure

To count the number of MMS-feasible sequences, we develop an exact method based on Dynamic Programming (DP). Using a graph representation of the problem, we define a level-graph $G_{\text{MMS}} = (\cup_{p=0}^{P} S_{\text{MMS}}^{p}, E_{\text{MMS}})$ with $P+1$ levels where S_{MMS}^{p} is the set of nodes at level p.

Definition of a node

S_{MMS}^{p} is a set containing vectors $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{pj}$ that represent the assembly line configurations when p cars have been sequenced. More precisely, at state j of level p, $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{pj}$ is a node of G_{MMS}. It is characterized by a vector of dimension $I+K+1$ as follows:

$$\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{pj} = \begin{pmatrix} v_1^{pj} & \cdots & v_I^{pj} \\ w_1^{pj} & \cdots & w_K^{pj} \\ & f^{pj} & \end{pmatrix} \quad \text{and} \quad \overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{00} = \begin{pmatrix} P_1 & \cdots & P_I \\ \text{Min}_0 & \cdots & \text{Min}_K \\ & 1 & \end{pmatrix} \tag{3.1}$$

Where:

v_i^{pj}	is the number of cars of variant i remaining to be sequenced ($0 \leq v_i^{pj} \leq P_i$)
w_k^{pj}	is the operators' position in workstation k after processing the p-th car with $\text{Min}_k \leq w_k^{pj} \leq \text{Max}_k$
f^{pj}	is the number of distinct feasible sequences going from $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{00}$ to $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{pj}$

The root node $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{00}$ is set such that all cars are remaining to be sequenced at the beginning of the process, the operator's starting position is Min_k in workstation k, $\forall k$, and the number of sequences is 1.

Definition of an arc and creation of successor nodes

An arc $E_{\text{MMS}} \in G_{\text{MMS}}$ exists between $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{pj}$ and $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{p+1,l}$ if sequencing a variant i' in position $p+1$ generates no work overload, *i.e.* if **Equation 3.2** is satisfied for all $k \in \{1, ..., K\}$.

$$w_k^{pj} + T_{i'k} - T_{\text{cycle}} \leq \text{Max}_k \tag{3.2}$$

The new node $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{p+1,l}$ is then created following **Equations 3.3** and **3.4** for all $i \in \{1, ..., I\}$ and $k \in \{1, ..., K\}$.

$$v_i^{p+1,l} = \begin{cases} v_i^{pj} & \text{if } i \neq i' \\ v_i^{pj} - 1 & \text{if } i = i' \end{cases} \tag{3.3}$$

$$w_k^{p+1,l} = \max(w_k^{pj} + T_{i'k} - T_{\text{cycle}}, \text{Min}_k) \tag{3.4}$$

Considering $\Omega(\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{p+1,l})$ as the set of all predecessor states of node $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{p+1,l}$, the number of distinct feasible sequences from the root node $\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{00}$ to this node is calculated following **Equation 3.5**.

$$f^{p+1,l} = \sum_{\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{pj} \in \Omega(\overrightarrow{s}_{\text{MMS}}^{p+1,l})} f^{pj} \tag{3.5}$$

Calculation of $\mathcal{F}_{\text{MMS}}$

The number of MMS-feasible sequences $\mathcal{F}_{\text{MMS}}$ is the sum of the number of feasible sequences leading from the root node $\overrightarrow{s}^{00}_{\text{MMS}}$ to the nodes at level P. It is set as follows:

$$\mathcal{F}_{\text{MMS}} = \sum_{j=1}^{|S^P_{\text{MMS}}|} f^{Pj} \tag{3.6}$$

The whole graph G_{MMS} can be built from $p = 0$ to P using this DP procedure, each level p depending only on previous level $p - 1$.

Illustration

We give now a simple example to illustrate this procedure. Consider a sequencing problem with the following features: $P = 6$ cars to sequence, split into $I = 2$ variants with $P_1 = 4$ and $P_2 = 2$, $K = 2$ workstations and $T_{\text{cycle}} = 3$ minutes. Workstations upstream and downstream limits are $\text{Min}_k = 0$ and $\text{Max}_k = 5$ for all k. Processing times of both variants are set in minutes as follows: $T_{1,1} = 2$, $T_{1,2} = 1$, $T_{2,1} = 4$ and $T_{2,2} = 5$.

We display this DP procedure in **Figure 3.2**. The total number of MMS-feasible sequences is $\mathcal{F}_{\text{MMS}} = 10$.

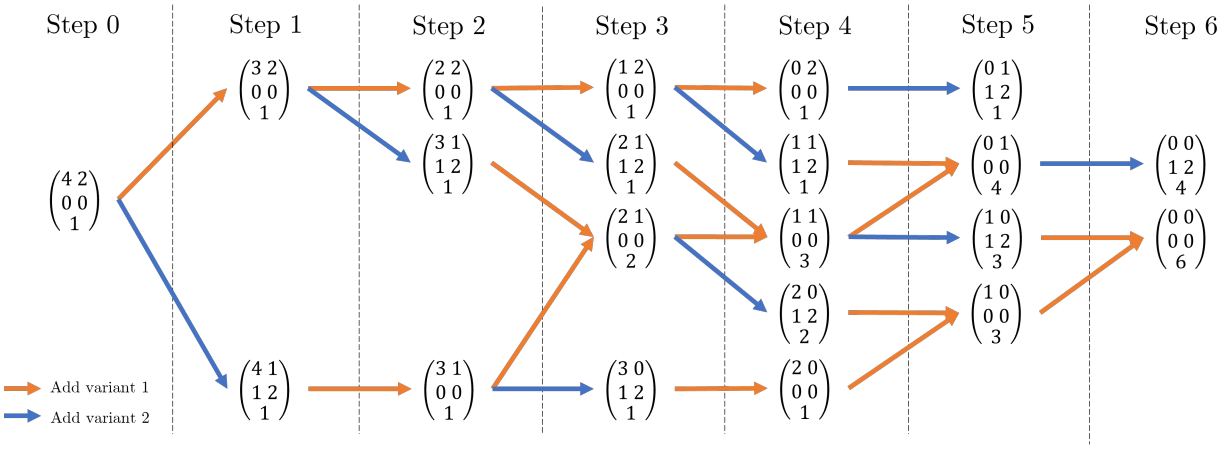


Figure 3.2 – Graph G_{MMS} with all generated nodes and MMS-feasible sequences

3.4 Car Sequencing

In this section, we outline our leading assumptions regarding CS. We then give further on the three calculation methods used to compute sequencing rules from raw manufacturing data. Finally, we describe the DP procedure to count the number of CS-feasible sequences.

3.4.1 Assumptions

CS relies on the definition of R sequencing rules that stand for workforce nd installation capacities. For each variant $i \in \{1, ..., I\}$ and each sequencing rule $r \in \{1, ..., R\}$ with a ratio of type H_r/N_r, we define a binary value b_{ir} as follows: $b_{ir} = 1$ if the i-th variant is constrained by the r-th sequencing rule ; $b_{ir} = 0$ otherwise. We identify a violation of the r-th sequencing rule

whenever there are more than H_r constrained variants (with $b_{ir} = 1$) out of a sub-sequence of N_r consecutive cars (also called 'sliding window' in Nguyen & Cung (2005) for instance).

As an illustration, **Figure 3.3** shows how CS identifies and enumerates violations for a simple example with a single rule on electric vehicles ('EVs' - in blue), where $H_1 = 1$ and $N_1 = 3$. Here, only one sub-sequence of 3 cars contains strictly more than 1 EV, so the number of violations for the EV sequencing rule is 1.

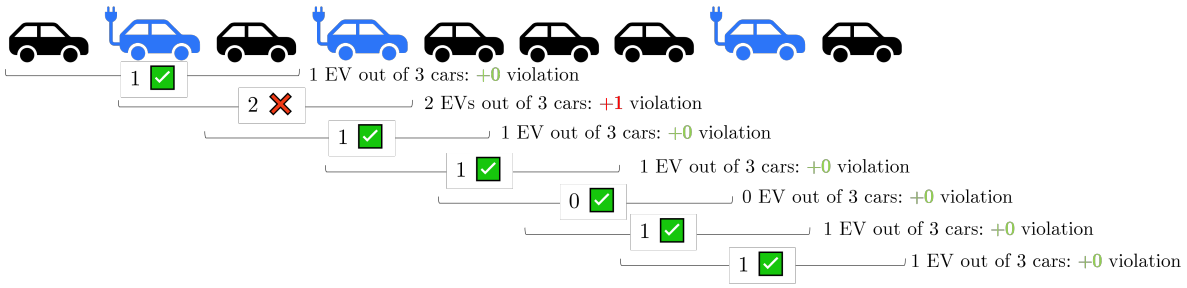


Figure 3.3 – Illustration of a sequencing rule on EVs of $H/N = 1/3$

Following the definition given by Golle et al. (2010), we consider a sequence as CS-feasible if no sequencing rule violation occurs all along. We denote $\mathcal{F}_{\text{CS}}$ the sum of CS-feasible sequences.

Despite its apparent simplicity, Lesert et al. (2011) discuss that this model is complex since it relies on the accurate definition of:

— The heavy variants that must be constrained by sequencing rules,

— The values of the corresponding ratio H_r/N_r.

Regarding the identification of heavy variants, we stick in this paper to the 'one option-two temporizations' assumption which is commonly used in the CS literature (as in Bolat & Yano, 1992; Boysen et al., 2011; Yano & Rachamadugu, 1991, for instance). Hence we consider that every workstation k has only two variants and two processing times: a heavy one with $T_k^{\text{sup}} > T_{\text{cycle}}$ and a light one with $T_k^{\text{inf}} < T_{\text{cycle}}$. Regarding the definition of H_r/N_r, we detail the three calculation methods identified in our literature review in the following paragraph.

3.4.2 Calculation methods for sequencing rule ratios

As exposed in the literature review section, academics discuss three calculation methods for sequencing rules:

— The Bolat and Yano's (BY) method which defines one ratio per workstation (Bolat & Yano, 1992);

— The Multiple Sequencing Rules (MSR) method that sets multiple ratios per workstation (Golle et al., 2010);

— The Unique Sequencing Rule (USR) method which determines a unique ratio for a sequencing rule and for the whole assembly line (Lesert et al., 2011).

Here, we consider that workstations $k \in \{1, ..., K\}$ have the same features as those introduced in **Section 3.3** and illustrated in **Figure 3.1**.

Bolat and Yano's method

Bolat & Yano (1992) are the first authors to present a mathematical method to compute sequencing rule ratios. They set one ratio $H_k^{\text{BY}}/N_k^{\text{BY}}$ per workstation k, and define three notions: the operator advance R_k^{inf}, delay R_k^{sup} and margin R_k^{max}. These are illustrated in **Figure 3.4** and defined in **Equations 3.7** for every workstation k.

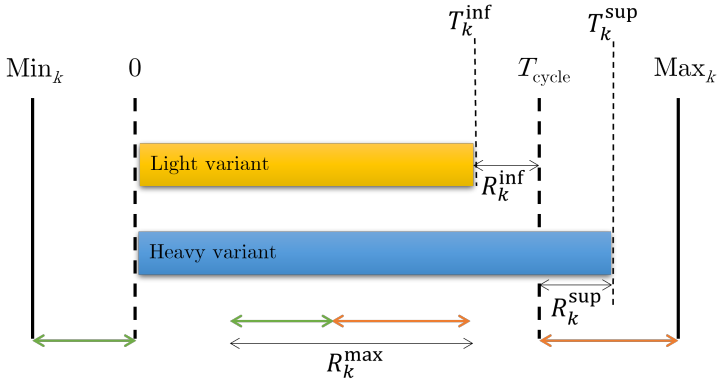


Figure 3.4 – Illustration of the operator advance R_k^{inf}, delay R_k^{sup} and margin R_k^{max}

$$\begin{cases} R_k^{\text{inf}} = T_{\text{cycle}} - T_k^{\text{inf}} \\ R_k^{\text{sup}} = T_k^{\text{sup}} - T_{\text{cycle}} \\ R_k^{\text{max}} = (\text{Max}_k - \text{Min}_k) - T_{\text{cycle}} \end{cases} \tag{3.7}$$

The BY method sets the ratio $H_k^{\text{BY}}/N_k^{\text{BY}}$ for every workstation k as:

$$H_k^{\text{BY}} = \left\lfloor \frac{R_k^{\text{max}}}{R_k^{\text{sup}}} \right\rfloor \quad \text{and} \quad N_k^{\text{BY}} = H_k^{\text{BY}} + \left\lceil \frac{H_k^{\text{BY}} \cdot R_k^{\text{sup}}}{R_k^{\text{inf}}} \right\rceil \tag{3.8}$$

As an illustration, consider the same example used to illustrate the MMS DP procedure, with $I = 2$ variants, $K = 2$ workstations. With regards to processing features, $T_1^{\text{inf}} = T_{1,1} = 2$; $T_2^{\text{inf}} = T_{1,2} = 1$; $T_1^{\text{sup}} = T_{2,1} = 4$ and $T_2^{\text{sup}} = T_{2,2} = 5$ (in minutes). Then, according to **Equations 3.7** and **3.8**, the BY method returns the following ratios: $H_1^{\text{BY}}/N_1^{\text{BY}} = 2/4$ for the first workstation and $H_2^{\text{BY}}/N_2^{\text{BY}} = 1/2$ for the second, constraining the occurrences of variant $i = 2$.

This calculation method is easy to understand and simple to implement. However, Golle et al. (2010) demonstrate that the BY sequencing rules fail to accurately identify work overload situations and Louis et al. (2020) show that their ratios restrict the solution space. To overcome this situation, Golle et al. (2010) introduce a novel calculation method: the MSR method.

Multiple Sequencing Rules method

To improve the CS sequence quality, Golle et al. (2010) suggest a new calculation method for sequencing rules: computing multiple ratios for a single workstation k. From a population of P cars to sequence, this method generates $h_k^{\text{sup}} - h_k^{\text{inf}} + 1$ distinct ratios at workstation k, where h_k^{sup} is the maximum number of heavy variants in the sequence of P vehicles and h_k^{inf} is the maximum number of successive heavy variants for workstation k.

The values of $h_k^{\sup}$ and $h_k^{\inf}$ are given for every workstation $k \in \{1, ..., K\}$ by:

$$h_k^{\sup} = \left\lfloor \frac{P \cdot R_k^{\inf} + R_k^{\max}}{T_k^{\sup} - T_k^{\inf}} \right\rfloor \quad \text{and} \quad h_k^{\inf} = \left\lfloor \frac{R_k^{\max}}{R_k^{\sup}} \right\rfloor = H_k^{\mathrm{BY}} \tag{3.9}$$

The MSR method sets a ratio $H_{kh}^{\mathrm{MSR}}/N_{kh}^{\mathrm{MSR}}$ for each $h \in [\![1, h_k^{\sup} - h_k^{\inf} + 1]\!]$ as follows:

$$H_{kh}^{\mathrm{MSR}} = h_k^{\inf} + h - 1 \quad \text{and} \quad N_{kh}^{\mathrm{MSR}} = H_{kh}^{\mathrm{MSR}} + m_{kh} \tag{3.10}$$

Here m_{kh} is the minimum number of light variants required to space two heavy ones, computed for $h \in [\![1, h_k^{\sup} - h_k^{\inf} + 1]\!]$ as:

$$m_{kh} = \left\lceil \frac{(h_k^{\inf} + h) \cdot R_k^{\sup} - R_k^{\max}}{R_k^{\inf}} \right\rceil \tag{3.11}$$

As an illustration, consider the same simple example used for the MMS DP procedure and the BY method above. Using **Equation 3.9** with a set of $P = 6$ cars to sequence, we generate $h_1^{\sup} - h_1^{\inf} + 1 = 5$ ratios for the first workstation as well as $h_2^{\sup} - h_2^{\inf} + 1 = 5$ ratios for the second. Using **Equation 3.10**, the ratios are:

— For $k = 1$: 2/3 ; 3/5 ; 4/7 ; 5/9 and 6/11

— For $k = 2$: 1/2 ; 2/4 ; 3/6 ; 4/8 and 5/10

In a nutshell, both BY and MSR methods concentrate on the definition of one or several ratios for a heavy variant at a single workstation. Nevertheless, a heavy variant can constrain several workstations and lead to a tremendous variety of ratios to simultaneously respect for sequencing cars. This is not a current industrial usage of sequencing rules since, in practice, production schedulers only set one and only sequencing rule per heavy variant for the whole assembly line. Lesert et al. (2011) introduce a novel method to rectify this situation: the USR method.

Unique Sequencing Rule (USR) method

In order to stick to the industrial usage of sequencing rules, Lesert et al. (2011) present a method to compute a unique sequencing rule per heavy variant for the whole assembly line. The USR method aims to find a ratio that is compatible with all the other ratios and that allows the production of the highest possible number of cars. To this end, the authors give the two following definitions:

Definition 3.4.1 *A ratio H'/N' is compatible with a ratio H/N if all possible combinations of H' heavy variants in a window of N' cars respect the ratio H/N. Formally, a ratio H'/N' is compatible with a ratio H/N if:*

$$\left\lfloor \frac{N}{N'} \right\rfloor \cdot H' + \min\left(N - N' \cdot \left\lfloor \frac{N}{N'} \right\rfloor, H'\right) \leq H \tag{3.12}$$

Definition 3.4.2 *For a given ratio H/N, we can define a set of compatible ratios $\mathcal{R}_{H/N}$. This set corresponds to all ratios H'/N' compatible with the ratio H/N. It is defined as follows:*

$$\mathcal{R}_{H/N} = \left\{ H'/N' \,\middle|\, \left\lfloor \tfrac{N}{N'} \right\rfloor \cdot H' + \min\left(N - N' \cdot \left\lfloor \tfrac{N}{N'} \right\rfloor, H'\right) \leq H \ , \forall (H', N') \in H^2 \ , \ 0 < H' < N' \right\} \tag{3.13}$$

Given these two definitions, Lesert et al. (2011) suggest to calculate all ratios for every workstation k constrained by the same heavy variant, by applying the BY (or MSR) calculation method. All these ratios stand for the same sequencing rule r. For each ratio H/N, we then define the set of compatible ratios $\mathcal{R}_{H/N}$ as expressed by **Equation 3.13**. From this point, we are able to characterize $\mathcal{C}_r$, the set of all common compatible ratios for the corresponding r-th sequencing rule, shared by all constrained workstations and defined as follows:

$$\mathcal{C}_r = \bigcap \mathcal{R}_{H/N} \tag{3.14}$$

Finally, any ratio of $\mathcal{C}_r$ is eligible. However, practitioners may want to allow the production of the highest number of heavy variants, the USR method states the ratio $H_r^{\text{USR}}/N_r^{\text{USR}}$ as:

$$H_r^{\text{USR}}/N_r^{\text{USR}} = \max_{R \in \mathcal{C}_r} R \tag{3.15}$$

To illustrate this procedure, consider the same example used previously for BY and MSR methods. Following the BY method, we end up with two different ratios for the same sequencing rule. From **Equation 3.13**, we can define the following sets of compatible ratios: $\mathcal{R}_{2/4} = \{2/4, 2/5, 2/6, ..., 1/2, 1/3, ...\}$ for $H_1^{\text{BY}}/N_1^{\text{BY}}$ and $\mathcal{R}_{1/2} = \{1/2, 1/3, 1/4, ...\}$ for $H_2^{\text{BY}}/N_2^{\text{BY}}$. As advised by Lesert et al. (2011), we then select the ratio $1/2$ as the one allowing to produce the maximum number of heavy variants. The MSR method gives us ten different ratios. In this case, the best ratio is also $1/2$, given the USR method.

In this study, we test and compare all three calculation methods. We give further details on test instance generation in **Section 3.5**.

3.4.3 Dynamic Programming procedure

As for the MMS approach, we develop a Dynamic Programming procedure to count the number of CS-feasible sequences $\mathcal{F}_{\text{CS}}$. In the level-graph $G_{\text{CS}} = (\cup_{p=0}^{P} S_{\text{CS}}^p, E_{\text{CS}})$, a set S_{CS}^p contains stages $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{pj}$ representing the sequence configuration when p cars have been sequenced.

Definition of a node

At state j of level p, $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{pj}$ is a node of G_{CS}. For every node, we assess the respect of sequencing rules by concentrating only on the last sequenced cars, *i.e.* positioned at the tail of the sequence. This tail corresponds to what we call the 'end sub-sequence'. It contains the last $N_{\max}$ sequenced cars, where:

$$N_{\max} = \max(N_r \mid r \in \{1, ..., R\}) - 1 \tag{3.16}$$

A node $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{pj}$ is characterized by a vector of dimension $I + N_{\max} + 1$ and defined by:

$$\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{pj} = \begin{pmatrix} v_1^{pj} & \cdots & v_I^{pj} \\ y_{p-N_{\max}}^{pj} & \cdots & y_p^{pj} \\ & f^{pj} & \end{pmatrix} \quad \text{with} \quad \overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{00} = \begin{pmatrix} P_1 & \cdots & P_I \\ 0 & \cdots & 0 \\ & 1 & \end{pmatrix} \tag{3.17}$$

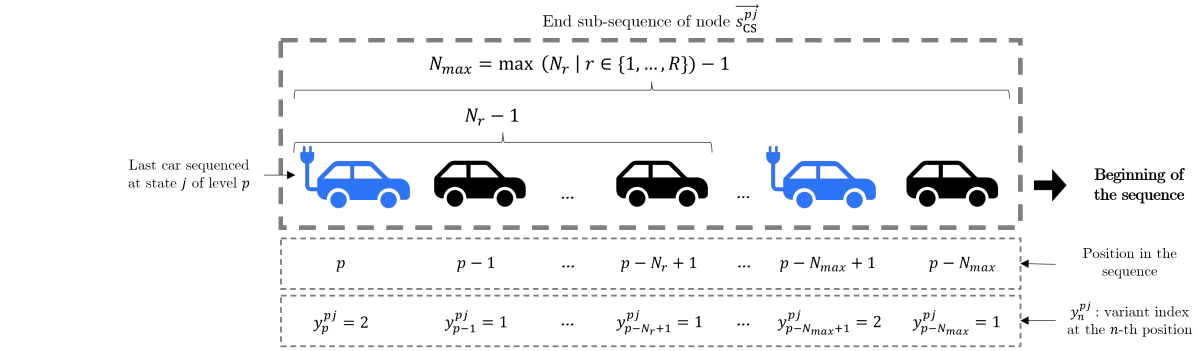
Where:

v_i^{pj}	is the number of cars of variant i remaining to be sequenced ($0 \leq v_i^{pj} \leq P_i$)
y_n^{pj}	is the variant index at the n-th position of the sequence ($p - N_{\max} \leq n \leq p$)
f^{pj}	is the number of feasible sequences going from $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{00}$ to $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{pj}$

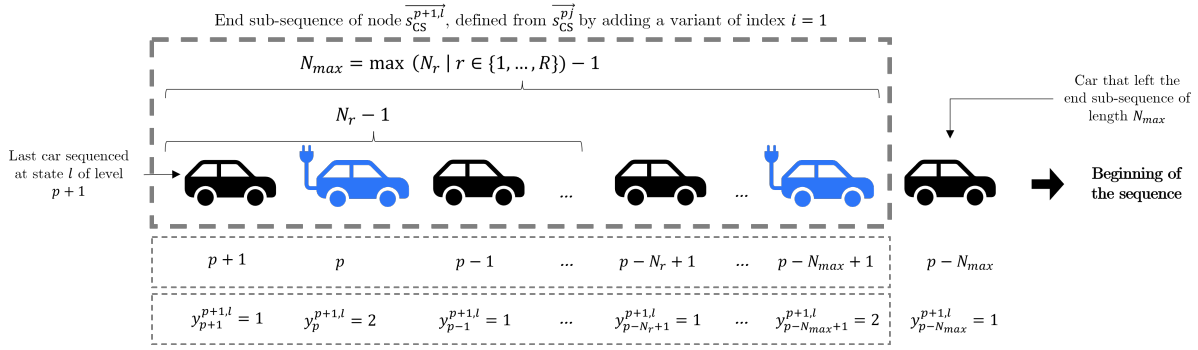
In order to assess the respect of all sequencing rules for every node $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{CS}}$, we introduce x_r^{pj} as the number of cars concerned by the r-th sequencing rule in the window of the $N_r - 1$ last sequenced cars ($N_r - 1 \leq N_{\max}$). It is set for all $r \in \{1, ..., R\}$ following **Equation 3.18**, and calculated from positions $p - N_r + 1$ to p:

$$x_r^{pj} = \sum_{n=p-N_r+1}^{p} b_{y_n^{pj},r} \quad \forall r \in \{1, ..., R\} \tag{3.18}$$

It is to be noted that these features x_r^{pj} do not enter in the node's definition since they can be deduced from other variables that characterize it. Nevertheless, they are very useful to avoid a recalculation at each iteration when updating the graph. We give a simple illustration of the end sub-sequence concept for a node $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{CS}}$ is in **Figure 3.5 (a)**, where we consider $I = 2$ variants: a regular one ($i = 1$) in black and a constraining one ($i = 2$) in blue (denoted EV).



(a) Concept of end sub-sequence



(b) Creation of a successor node

Figure 3.5 – Concept of end sub-sequence and creation of a successor node for CS

Definition of an arc and creation of successor nodes

An arc $E_{\text{CS}} \in G_{\text{CS}}$ exists between $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{CS}}$ and $\overrightarrow{s}^{p+1,l}_{\text{CS}}$ if sequencing a variant i' in position $p+1$ generates no sequencing rule violation, *i.e.* if **Equation 3.19** is satisfied for all $r \in \{1, ..., R\}$:

$$x_r^{pj} + b_{i'r} - b_{y^{pj}_{p-N_r+1},r} \leq H_r \tag{3.19}$$

Here $y^{pj}_{p-N_r+1}$ is the variant index exiting the window of size $N_r - 1$ related to the r-th sequencing rule.

The new node $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{p+1,l}$ is then created according to **Equations 3.3** and **3.20** for all $i \in \{1, ..., I\}$, $r \in \{1, ..., R\}$ and $n \in \{p - N_{\max}, ..., p + 1\}$.

$$y_n^{p+1,l} = \begin{cases} y_{n+1}^{pj} & \forall n \in \{p - N_{\max} + 1, ..., p\} \\ i' & \text{if } n = p + 1 \end{cases} \tag{3.20}$$

Hence, the end sub-sequence now concerns positions $p - N_{\max} + 1$ to $p + 1$ for level $p + 1$. An illustration of such creation of a successor node is given in **Figure 3.5 (b)**, with the same two variants as previously.

Considering $\Omega(\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{p+1,l})$ as the set of all predecessor states of node $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{p+1,l}$, the number of distinct CS-feasible sequences from the root node $\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{00}$ to this current node is set according to **Equation 3.21**:

$$f^{p+1,l} = \sum_{\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{pj} \in \Omega(\overrightarrow{s}_{\text{CS}}^{p+1,l})} f^{pj} \tag{3.21}$$

By adding a variant i' to the sequence, the number of cars concerned by the r-th sequencing rule in the window of $N_r - 1$ cars can be updated regarding **Equation 3.22** ($p - N_r + 1$ being the position of the car on the edge and exiting this given window):

$$x_r^{p+1,l} = x_r^{pj} + b_{i'r} - b_{y_{p-N_r+1}^{pj}, r} \tag{3.22}$$

Calculation of $\mathcal{F}_{\text{CS}}$

As for MMS, the number of CS-feasible sequences $\mathcal{F}_{\text{CS}}$ is the sum of CS-feasible sequences from the root node to the graph final nodes of level P. It is expressed as follows:

$$\mathcal{F}_{\text{CS}} = \sum_{j=1}^{|S_{\text{CS}}^P|} c^{Pj} \tag{3.23}$$

The graph G_{CS} can be built from $p = 0$ to P using this DP procedure, each level p depending only of the previous level $p - 1$.

Illustration

Let us finally illustrate this model with the same example used throughout this study. The set of $P = 6$ cars to sequence is split into $I = 2$ variants and processed in $K = 2$ workstations. The BY method generates $R = K = 2$ ratios for the sequencing rule on EVs (variant $i = 2$), with: $H_1^{\text{BY}}/N_1^{\text{BY}} = 2/4$ and $H_2^{\text{BY}}/N_2^{\text{BY}} = 1/2$. As expressed above, $b_{1,1} = b_{1,2} = 0$ and $b_{2,1} = b_{2,2} = 1$.

We display this DP procedure for CS in **Figure 3.6**. Here, $\mathcal{F}_{\text{CS}} = 10$. In this example, it is to be noted that all 10 CS-feasible sequences are the same as the MMS-feasible sequences: 1-1-1-2-1-2; 1-1-2-1-2-1; 1-1-2-1-1-2; 1-2-1-1-1-2; 1-2-1-1-2-1; 1-2-1-2-1-1; 2-1-1-1-1-2; 2-1-1-1-2-1; 2-1-1-2-1-1; 2-1-2-1-1-1.

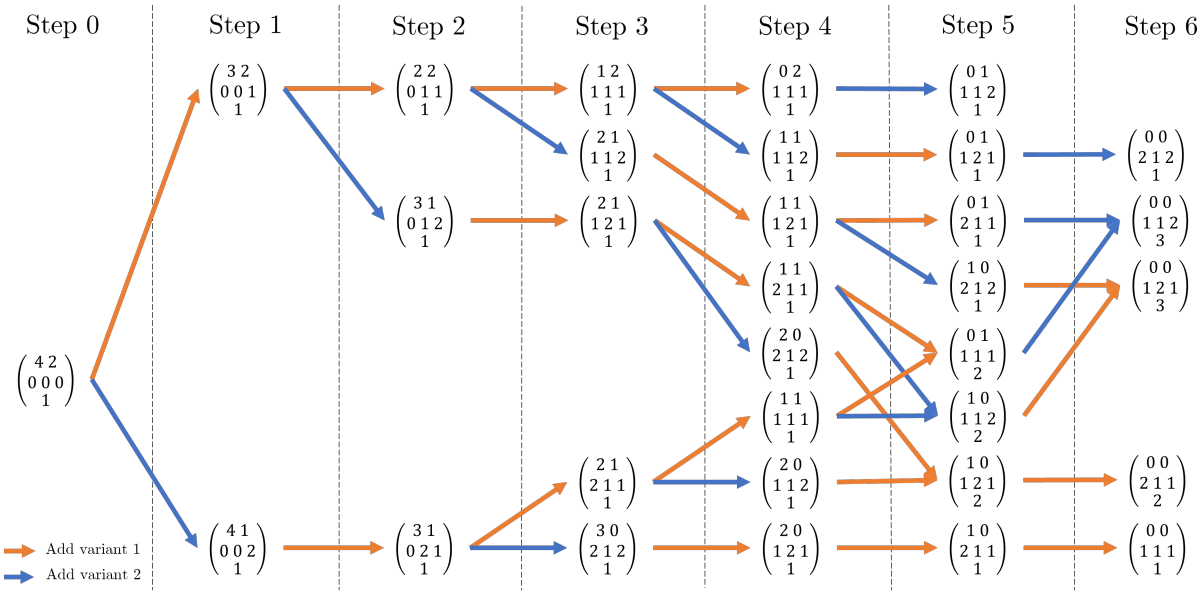


Figure 3.6 – Graph G_{CS} with all generated nodes and the CS-feasible sequences

Now that both models are detailed, we present in the next section our numerical experiments to compare the MMS- and CS-feasible solution spaces.

3.5 Numerical experiments

We base these numerical experiments on the case study of a Renault Group's car assembly plant. Considered manufacturing data are taken from a unique database that stores line balancing features like job allocation and processing times. Here we consider the line balance and configuration of March 2020. At that time, there were 136 workstations but at only 33 stations the processing time of a variant exceeds the cycle time considerably. As a consequence, this study only focuses on these 33 workstations.

We introduce $\overline{W_k}$ as the weighted average workload in relation T_{cycle} in workstation k and $W_{\max}$ as the maximum value of $\overline{W_k}$ for the whole assembly line as follows:

$$\overline{W_k} = \frac{1}{T_{\text{cycle}}} \cdot \sum_{i=1}^{I} \left(\frac{P_i}{P} \cdot T_{ik}\right) \quad \text{and} \quad W_{\max} = \max(\overline{W_k} \mid k \in \{1, ..., K\}) \tag{3.24}$$

We note that 25 out of the 33 workstations under study have at least three processing times. Yet, all known methods to compute CS sequencing rules only consider two processing times per workstation: one heavy and one light. To deal with all processing times within CS, Giard & Jeunet (2006) suggest simplifying the number of processing times per workstation k into the simple 'one option-two temporizations' case. Even if this rough approach unfortunately no longer captures the actual industrial problem, we have to consider for CS that every light variant i has its processing time $T_{ik} < T_{\text{cycle}}$ simplified into a unique T_k^{inf} and equally that every heavy variant i has its processing time $T_{ik} \geq T_{\text{cycle}}$ simplified into a unique T_k^{sup} for all workstations k as follows:

$$T_k^{\text{inf}} = \frac{\sum_{i \in V_k^-} T_{ik}}{|V_k^-|} \quad \text{and} \quad T_k^{\text{sup}} = \frac{\sum_{i \in V_k^+} T_{ik}}{|V_k^+|} \tag{3.25}$$

where $V_k^- = \{i \in I \mid T_{ik} < T_{\text{cycle}}\}$ is the set of light variant indexes and $V_k^+ = \{i \in I \mid T_{ik} \geq T_{\text{cycle}}\}$ is the set of heavy variant indexes. This simplification only applies for the CS model, since the MMS model is able to consider all processing times.

We set MMS test instances directly by considering the assembly line configuration. Then we define the sequencing rules for the CS test instance with the BY and the MSR methods as expressed in **§ 3.4.2**, which leads to two distinct test instances. Finally, we apply the USR approach to the set of ratios computed by both BY and MSR methods, leading to two new CS instances (USR_{BY} and USR_{MSR}). Hence, for a given assembly line configuration, we end up with four CS test instances for one corresponding MMS instance, as illustrated by **Figure 3.7**.

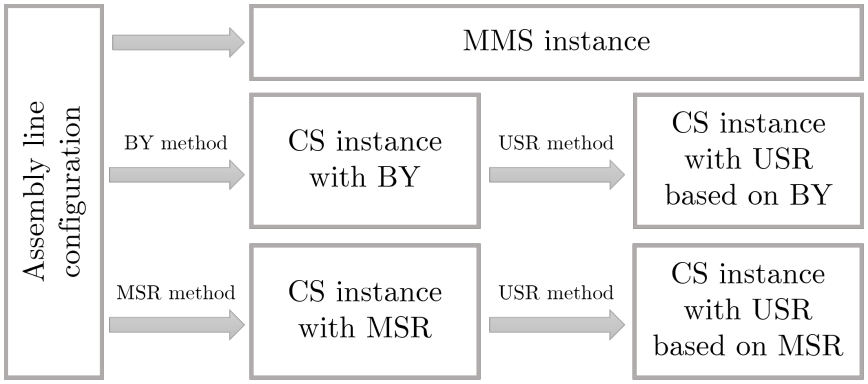


Figure 3.7 – Process for generating MMS and CS test instances

Following this procedure to generate MMS and CS test instances, we realize several numerical experiments to compare the gap between $\mathcal{F}_{\text{MMS}}$ and $\mathcal{F}_{\text{CS}}$. Since our objective is to explore which of these methods has the higher number of distinct feasible sequences and under which conditions, we propose two groups of experiments. The first group of experiments explore the behavior of MMS and CS when we vary the context. We focus on two cases: the variability in the product mix (P_i/P) and the increase in the number of workstations K. These two cases are interesting since varying the product mix induces a variation of the average workload in each workstation, while the variation of the number of workstations induces a variation of the number of sequencing rules. Two other parameters of interest that impact the performance of MMS and CS are the population size P and the number of product variants I. Therefore, we study several scenarios by varying these parameters for each case (see **§ 3.5.1** and **§ 3.5.2**). In the second group of experiments (see **§ 3.5.3**), we compare $\mathcal{F}_{\text{MMS}}$ and $\mathcal{F}_{\text{CS}}$ considering the sequencing rules that are in use at the plant at the time of the study.

3.5.1 MMS vs. CS with variations of the car mix

To conduct this first part of numerical experiments, we investigate the influence of the car mix on the number of MMS and CS-feasible sequences. To do so, we vary the proportion of each variant i in the total population of cars P, composed of two different models: A and B (electric and thermal). They are distinct regarding the assembly process.

From these data, we test two scenarios: the first with two variants considering only model A and model B, and the second with four variants considering the driving side feature (right-hand or left-hand side drive). Each scenario considers $K = 5$ distinct workstations so that $T_{\text{cycle}} = 1.05$ min (*i.e.* 63 seconds), $\text{Min}_k = -0.10$ min and $\text{Max}_k = 1.15$ min for all $k \in \{1, ..., 5\}$. Data

corresponding to both scenarios are summarized in **Table 3.2**.

Table 3.2 – Data associated to experiments on the car mix

Scenario	i	**Model**	**Driving side**	$T_{i,1}$	$T_{i,2}$	$T_{i,3}$	$T_{i,4}$	$T_{i,5}$
Two variants	1	A	-	1.10	1.06	1.00	0.98	0.90
	2	B	-	0.94	0.80	1.10	1.09	1.07
Four variants	1	A	Left-hand	1.02	0.97	1.04	1.14	1.15
	2	A	Right-hand	1.08	0.97	1.10	1.14	0.96
	3	B	Left-hand	0.94	0.98	1.05	0.77	0.76
	4	B	Right-hand	1.03	1.08	1.00	0.83	0.55

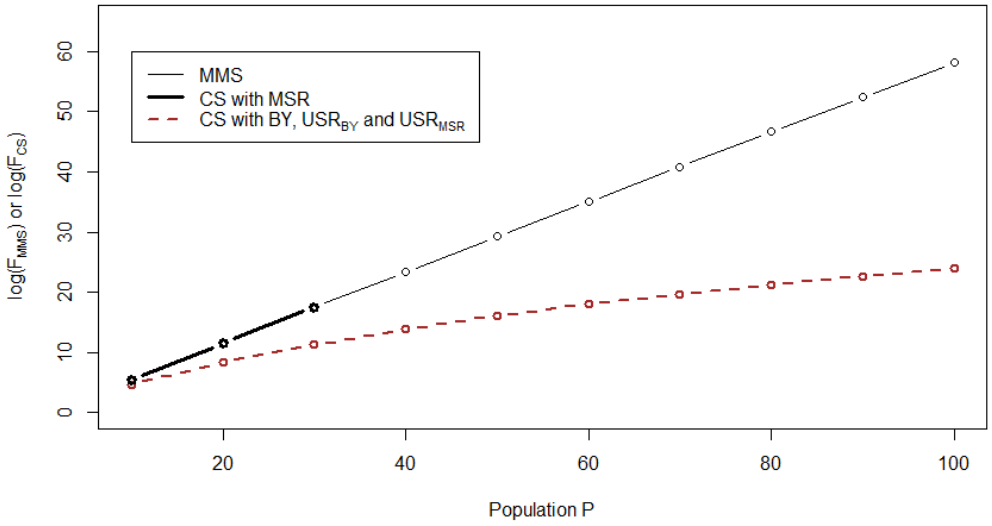
Scenario with two variants

In this first scenario, we focus on a section of the assembly line where operators assemble the dashboard, fuel lines and ABS to the cars. They also adjust the doors that were assembled at an upstream workstation. Models A and B are work-intensive for five workstations in this section, for which we introduced the corresponding processing times in **Table 3.2**.

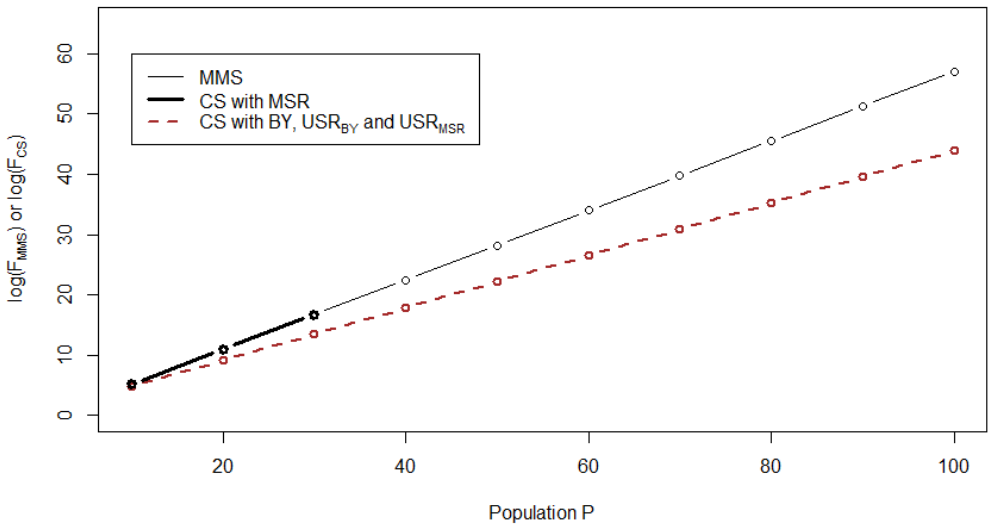
We test several car mixes, from $P_1 = 0.1 \cdot P$ to $P_1 = 0.9 \cdot P$, with $P \in \{10, 20, ..., 100\}$. The weighted average workload $\overline{W}_k$ is between 0.95 and 0.96 for this section and for all mixes. We showcase the results of these first experiments in **Table 3.3**. Cases with $P_1 = P_2 = 0.5 \cdot P$ and $P_1 = 0.6 \cdot P$ ($P_2 = 0.4 \cdot P$) show notable gaps between $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ that we display in **Figure 3.8**.

Table 3.3 – Experiment results for variations of the car mix with two variants

Car mix		$W_{\max}$	**Calculation method for sequencing rules**	
P_1/P	P_2/P		BY, USR_{BY}, USR_{MSR}	MSR
0.1	0.9	1.04	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} = \mathcal{F}_{\text{CS}} = 0 \quad \forall P$	
0.2	0.8	1.03		
0.3	0.7	1.02		
0.4	0.6	1.01	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} \geq \mathcal{F}_{\text{CS}} > 0$ for $P < 30$ $\mathcal{F}_{\text{MMS}} = \mathcal{F}_{\text{CS}} = 0$ for $P \geq 30$	
0.5	0.5	1.00	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} > \mathcal{F}_{\text{CS}} \quad \forall P$	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} = \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $P \leq 30$
0.6	0.4	0.99		
0.7	0.3	1.00		
0.8	0.2	1.02	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} = \mathcal{F}_{\text{CS}} = 0 \quad \forall P$	
0.9	0.1	1.03		



(a) Mix: $P_1 = P_2 = 0.5 \cdot P$



(b) Mix: $P_1 = 0.6 \cdot P$; $P_2 = 0.4 \cdot P$

Figure 3.8 – Gap between $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ for experiments on the car mix with two variants

Experiments show that:

— The BY, USR_{BY} and USR_{MSR} methods lead to the same number of CS-feasible sequences which is lower than the number of MMS-feasible sequences.

— The MSR method leads to as many feasible sequences as the MMS model, as long as $P \leq 30$. Since the number of ratios per sequencing rule increases with P (from a total of 14 ratios for $P = 10$ to a total of 334 for $P = 100$), only instances with values of $P \in \{10, 20, 30\}$ have been tested in an acceptable amount of time (set to 20 minutes) for the hardest cases ($P_1/P \in \{0.5, 0.6, 0.7\}$).

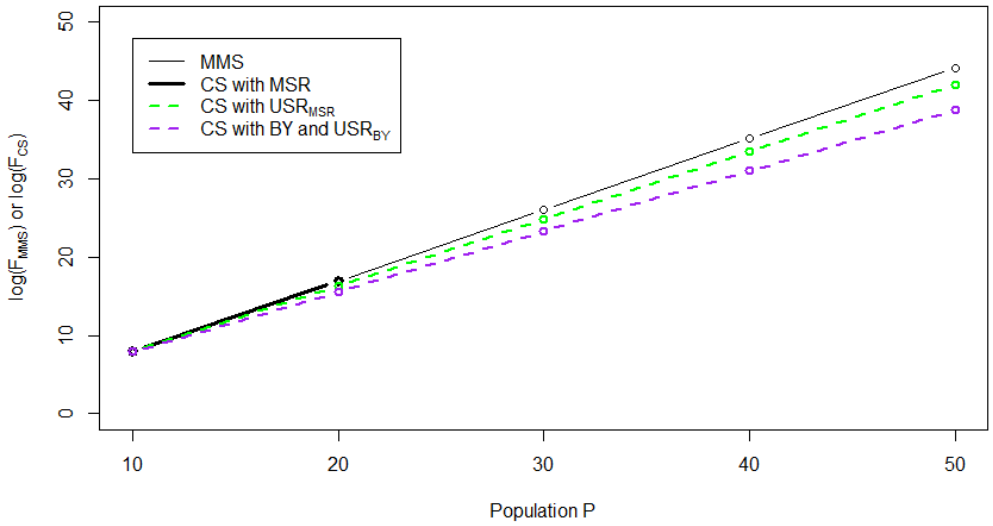
Scenario with four variants

In this second scenario, we focus on another section of the assembly line. Here operators dismantle the doors, soundproof the car and install several wires. The driving side mainly impacts five workstations in this section. Hence we consider both models A and B by differentiating their driving side (right or left). The corresponding processing times are available in **Table 3.2**.

Since there are more than two variants, we simplify the number of processing times for CS instances (only) as described in the introduction to this section (while MMS takes into account the non-simplified values). We test three car mixes for which there are MMS-feasible sequences and for $P \in \{10, 20, 30, 40, 50\}$. The weighted average workload is between 0.93 and 0.95. We display the results in **Table 3.4** for these three tests. We also illustrate the gaps between $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ in **Figure 3.9**.

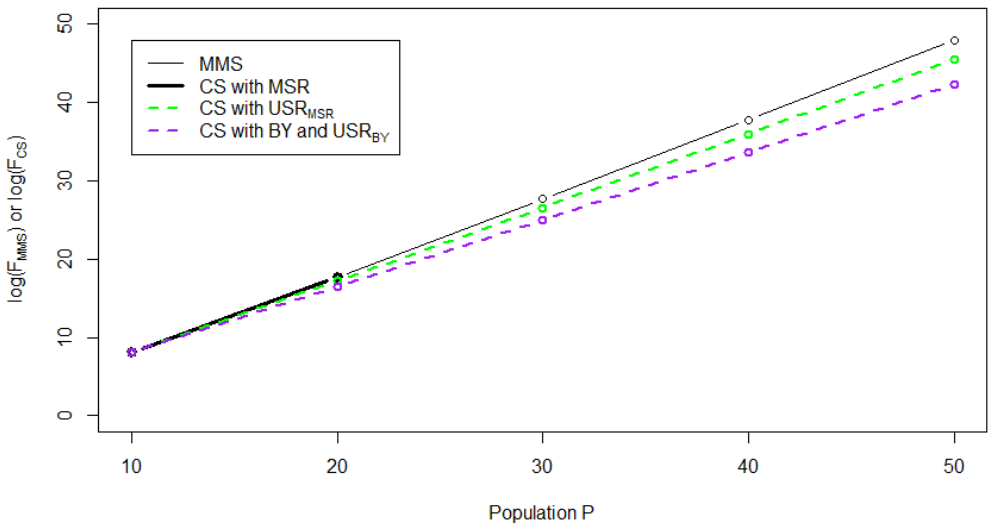
Table 3.4 – Experiment results for variations of the car mix with four variants

Car mix				$W_{\max}$	**Calculation method**	
P_1/P	P_2/P	P_3/P	P_4/P		BY, USR_{BY} and USR_{MSR}	MSR
0.4	0.2	0.3	0.1	1.00	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} > \mathcal{F}_{\text{CS}}$	$\mathcal{F}_{\text{MMS}} = \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $P \leq 30$
0.4	0.1	0.4	0.1	0.99		
0.5	0.1	0.3	0.1	0.99		

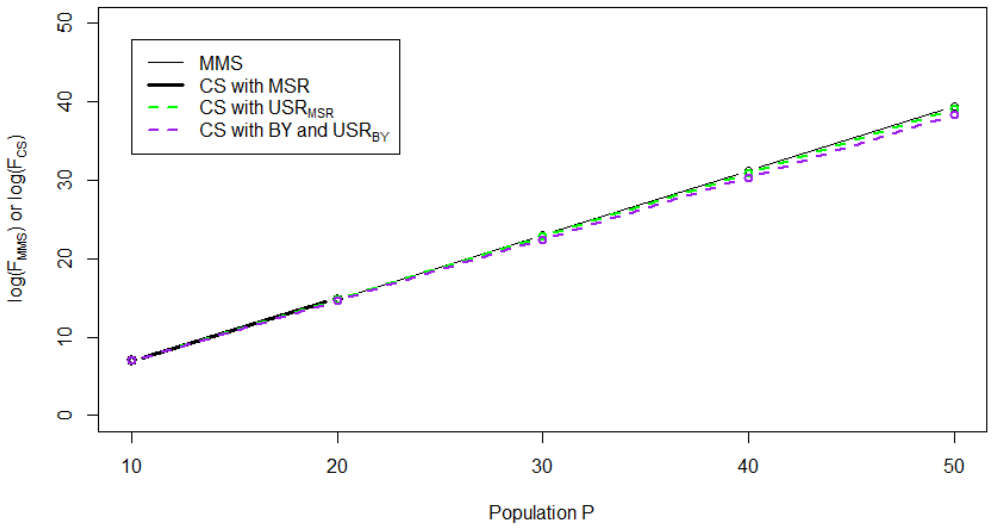


(a) Mix: $P_1 = 0.4 \cdot P$; $P_2 = 0.2 \cdot P$; $P_3 = 0.3 \cdot P$; $P_4 = 0.1 \cdot P$

Figure 3.9 – Gap between $\log(\mathcal{F}_{MMS})$ and $\log(\mathcal{F}_{CS})$ for experiments on the car mix with four variants



(b) Mix: $P_1 = 0.4 \cdot P$; $P_2 = 0.1 \cdot P$; $P_3 = 0.4 \cdot P$; $P_4 = 0.1 \cdot P$



(c) Mix: $P_1 = 0.5 \cdot P$; $P_2 = 0.1 \cdot P$; $P_3 = 0.3 \cdot P$; $P_4 = 0.1 \cdot P$

Figure 3.9 – Gap between $\log(\mathcal{F}_{MMS})$ and $\log(\mathcal{F}_{CS})$ for experiments on the car mix with four variants

In a nutshell, experiments show that:

— The BY and USR_{BY} methods lead to the same number of CS-feasible sequences which is still lower than the number of MMS-feasible sequences.

— The MSR method leads to as many feasible sequences as the MMS model, as long as $P \leq 30$. Again, the number of ratios increases tremendously with P impacting negatively the computation time.

— The USR_{MSR} method appears to be the greatest compromise between MSR performances and an acceptable computation time.

In conclusion, the MSR method appears to be the most accurate sequencing rule method to reach MMS sequence variety in these simple cases with only five workstations, two and then four variants. Unfortunately, it comes with the price of a computation time that increases exponentially with the number of cars to sequence. The USR_{MSR} method seems to be a good compromise between the MSR precision and a reasonable computation time.

3.5.2 MMS vs. CS with variations of the number of workstations

In this second part of our numerical experiments, we study the influence of the number of workstations K on the gap between $\mathcal{F}_{MMS}$ and $\mathcal{F}_{CS}$. We consider a set of $P = 50$ cars split into $I = 6$ variants. These 6 variants group nearly 99% of car diversity produced in March 2020 and constrain at least one workstation. We describe their characteristics in **Table 3.5**.

Table 3.5 – Variants features for experiments on the number of workstations

i	P_i	**Model**	**Driving side**	**Navigation system**	**Gearbox**
1	31	A	Left-hand drive	Standard	-
2	6	B	Left-hand drive	-	Type 1
3	5	A	Right-hand drive	Standard	-
4	3	A	Left-hand drive	Premium	-
5	4	B	Left-hand drive	-	Type 2
6	1	B	Right-hand drive	-	Type 2

We test instances with an increasing number of workstations, from 1 to 33. We add workstations successively into test instance in decreasing order of weighted average workload. We display the processing times and workstation characteristics in **Table 3.6**.

Table 3.6 – Data associated to experiments on the variations in the number of workstations (1/2)

k	T_{cycle}	Min_k	Max_k	$T_{1,k}$	$T_{2,k}$	$T_{3,k}$	$T_{4,k}$	$T_{5,k}$	$T_{6,k}$	$\overline{W_k}$
1	1.05	−0.10	1.15	1.04	1.05	1.10	1.04	1.05	1.00	0.997
2	1.05	−0.10	1.20	1.12	0.79	1.07	1.12	0.79	0.79	0.993
3	1.05	−0.10	1.25	1.15	0.76	0.96	1.15	0.76	0.55	0.991
4	1.05	−0.10	1.15	1.03	1.06	1.03	1.03	1.06	1.00	0.986
5	1.04	−0.10	1.15	1.07	0.86	1.07	1.07	0.86	0.86	0.984
6	1.05	−0.10	1.15	1.08	1.00	0.99	1.08	0.78	0.83	0.983
7	1.05	−0.10	1.15	1.02	1.07	1.02	1.02	1.08	1.08	0.983
8	1.09	−0.10	1.20	1.10	0.99	1.06	1.06	0.99	0.99	0.981
9	1.09	−0.10	1.20	1.12	0.83	1.12	1.12	0.96	0.96	0.981
10	1.05	−0.10	1.15	1.00	1.10	1.00	1.00	1.10	1.10	0.973
11	1.09	−0.10	1.20	1.10	0.77	1.10	1.10	1.18	0.73	0.972
12	1.05	−0.10	1.15	1.03	0.97	1.03	1.03	0.97	1.06	0.970
13	1.05	−0.10	1.15	1.00	1.09	1.14	0.94	0.95	0.95	0.968
14	1.05	−0.17	1.20	0.97	1.24	0.81	0.97	1.24	1.37	0.968
15	1.05	−0.10	1.15	1.00	1.07	1.00	1.00	1.07	1.07	0.967
16	1.09	−0.10	1.20	1.10	0.87	1.10	1.10	0.87	1.08	0.967
17	1.05	−0.10	1.15	1.09	0.73	1.09	1.09	0.73	0.73	0.963
18	1.05	−0.10	1.15	1.02	0.94	1.08	1.02	0.94	1.03	0.962
19	1.05	−0.10	1.15	0.98	1.09	0.98	0.98	1.09	1.09	0.956
20	1.05	−0.10	1.15	1.06	0.80	1.06	1.06	0.80	0.80	0.955

Table 3.6 – Data associated to experiments on the variations in the number of workstations (2/2)

k	T_{cycle}	Min_k	Max_k	$T_{1,k}$	$T_{2,k}$	$T_{3,k}$	$T_{4,k}$	$T_{5,k}$	$T_{6,k}$	$\overline{W_k}$
21	1.04	−0.10	1.15	0.96	1.07	0.96	0.96	1.16	1.16	0.955
22	1.09	−0.10	1.20	1.02	1.10	1.02	1.02	1.10	1.10	0.952
23	1.05	−0.10	1.15	1.02	0.79	1.11	1.02	0.79	0.79	0.932
24	1.05	−0.10	1.15	0.94	1.02	1.19	0.94	0.94	0.94	0.928
25	1.05	−0.10	1.15	0.97	0.98	0.97	0.97	0.98	1.08	0.923
26	1.04	−0.10	1.15	0.92	0.90	0.92	0.92	1.15	1.15	0.904
27	1.05	−0.10	1.15	0.90	1.07	0.90	0.90	1.07	1.07	0.893
28	1.05	−0.10	1.15	1.05	0.40	1.24	1.11	0.40	0.78	0.893
29	1.09	−0.10	1.20	0.94	1.02	0.94	1.10	1.02	1.02	0.887
30	1.05	−0.10	1.15	0.91	0.80	0.91	0.91	1.19	1.12	0.879
31	1.04	−0.10	1.15	0.86	0.96	0.86	0.86	1.14	1.14	0.865
32	1.04	−0.10	1.15	0.78	1.04	0.78	0.78	1.08	1.06	0.808
33	1.09	−0.14	1.20	0.83	0.75	0.83	1.34	0.75	0.66	0.772

We implement the BY, USR_{BY} and USR_{MSR} methods only for CS since the number of MSR sequencing rules ratios is increasingly huge (from 23 ratios for $K = 1$ to 1003 ratios for $K = 33$). **Figure 3.10** displays the values of $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ for this experiment, where the absence of feasible sequence is represented by $\log(1)$.

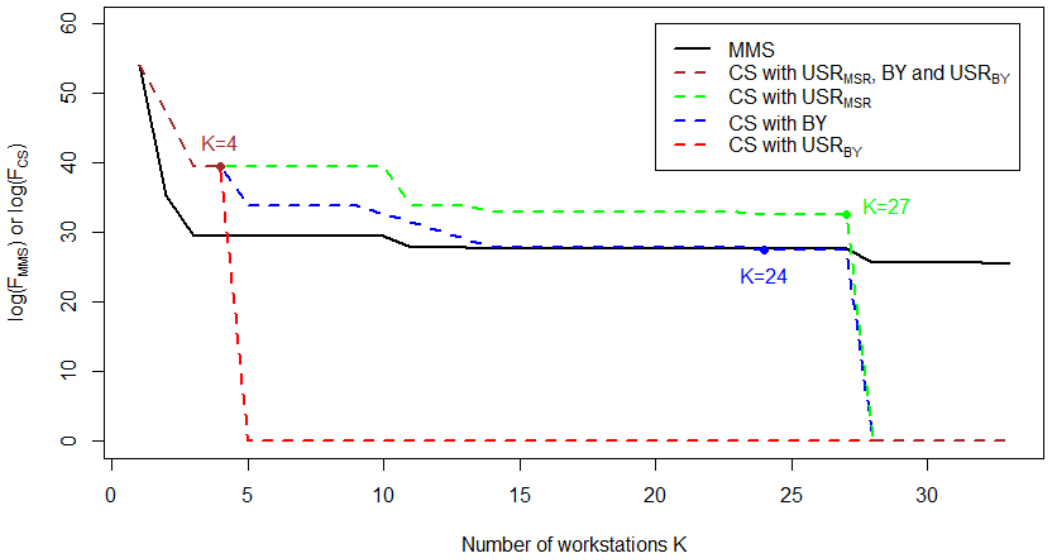


Figure 3.10 – Gap between $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{CS}})$ for experiments on the number of workstations

In short, results show that:

— For MMS vs. CS with the USR_{BY} method (red dotted line): $\mathcal{F}_{\text{MMS}} \leq \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $K \leq 4$ and $\mathcal{F}_{\text{MMS}} > \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $K > 4$. In the second workstation, BY method sets a sequencing rule on model A with a ratio of 5/6. Then, in the fifth workstation, it sets a sequencing rule on model A again with a ratio of 7/9. According to the USR method, the best compatible ratio of 5/6 and 7/9 is 5/7. Yet, the proportion of model A being greater than $5/7 \cdot P$, there is no CS-feasible sequence for $K \geq 5$ with the USR_{BY} method.

— For MMS vs. CS with the BY method (blue dotted line): $\mathcal{F}_{\text{MMS}} \leq \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $K \leq 23$ and $\mathcal{F}_{\text{MMS}} > \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $K > 23$. At $K = 24$, the BY method generates a sequencing rule on model A (variants 1, 3 and 4) with a ratio of 2/3. This ratio is impossible to respect since the proportion of model A is greater than $2/3 \cdot P$. As a consequence, there is no CS-feasible sequence for $K \geq 23$ with the BY method.

— For MMS vs. CS with the USR_{MSR} method (green dotted line): $\mathcal{F}_{\text{MMS}} \leq \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $K \leq 27$ and $\mathcal{F}_{\text{MMS}} > \mathcal{F}_{\text{CS}}$ for $K > 27$. At $K = 28$, the MSR method generates a set of ratios for the sequencing rule on model A that includes a ratio of 2/3 and it appears to be the best compatible ratio for all ratios on model A. Nevertheless, the proportion of model A in the set of P cars to sequence is greater than 2/3. That is why there is no CS-feasible sequence for $K \geq 28$ with the MSR method.

In conclusion, all calculation methods fail to identify the same accurate solution space as MMS. With few workstations, they under constrain the CS-feasible solution space. Hence they admit sequences rejected by MMS since they generate work overload situations. With all 33 workstations, the CS returns "no CS-feasible solution" with all calculation methods while MMS finds MMS-feasible sequences. In any case, CS appears to be a complex model for which no sequencing rule calculation method is precise enough to achieve accurately the MMS sequence variety.

3.5.3 MMS vs. CS with industrial sequencing rules

In this last part of experiments, we compare MMS to CS with the set of industrial sequencing rules for the production plan and line balance of March 2020. To preserve confidentiality, we will not detail the calculation method used by production schedulers for these sequencing rules. However, it appears that the provided ratios are close to those calculated with the BY method. Regarding MMS, we consider the same features as previously: all variants described in **Table 3.5** with their corresponding processing times in **Table 3.6**. Industrial sequencing rules are described in **Table 3.7** for the CS approach.

Table 3.7 – Industrial sequencing rules for the production plan of March 2020

r	**Ratio**	**Constraining characteristics**	**Variants**
1	1/2	Right-hand drive	$i = \{3, 6\}$
2	3/5	Model B	$i = \{2, 5, 6\}$
3	1/10	Premium navigation system	$i = 4$
4	1/10	Type 2 gearbox	$i = \{5, 6\}$
5	4/5	Model A	$i = \{1, 3, 4\}$
6	1/10	Model A with right-hand drive	$i = 3$

Renault practitioners consider these ratios as 'very restrictive.' We display the values of $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ and $\log(\mathcal{F}_{\text{MMS}})$ in **Figure 3.11**.

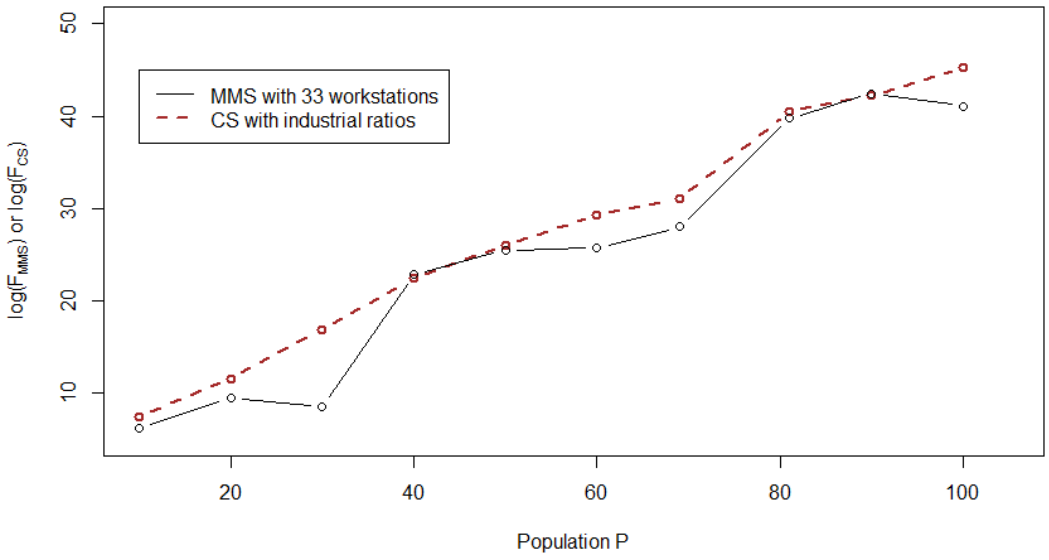


Figure 3.11 – Gap between $\log(\mathcal{F}_{MMS})$ and $\log(\mathcal{F}_{CS})$ for experiments with 33 workstations and industrial sequencing rules

These experiments show that:

— For all $P \neq 40$, $\mathcal{F}_{MMS} \leq \mathcal{F}_{CS}$ which means that CS accepts several sequences that are non MMS-feasible. In other words, production schedulers are likely to choose a CS-feasible sequence without knowing that it leads to work overload situations when executed in assembly shop.

— For $P = 40$, $\mathcal{F}_{MMS} > \mathcal{F}_{CS}$. Here the fourth CS ratio is saturated since the proportion of variants E and F reaches $1/10$ which slightly over constrains the CS-feasible solution space.

In conclusion, the industrial ratios are looser than expected by Renault's practitioners. Except in one case ($P = 40$), we showed that CS accepts more feasible sequences than MMS. Therefore CS generates a greater sequence variety than MMS, but it does not guarantee the achievement of the underlying objective to avoid work overload.

3.6 Conclusion and discussion

In this study, we focused on two workload-oriented approaches for sequencing cars on a mixed-model assembly line: Mixed-Model Sequencing and Car Sequencing.

3.6.1 Mixed-Model Sequencing versus Car Sequencing: verdict

First of all, our analysis of the existing literature pointed out that it focuses only on the sequence quality comparison, *i.e.* on the model ability to limit work overload situations. All previous studies showed that MMS generates less overload than CS for assembly workers. Moreover, academics rely on three procedures only to compute sequencing rules and improve CS performances: the BY, MSR, and USR methods, which have never been compared altogether.

In this study, we addressed the comparison between MMS and CS from a quantitative point of view and with all known sequencing rule calculation methods. Thanks to Dynamic Programming procedures, we assessed the MMS- and CS-feasible solution spaces.

We realized several numerical experiments to evaluate the gap between the number of MMS- and CS-feasible sequences by varying all instance parameters. We showed that MMS and CS with the MSR method are equal and the best approaches when the number of cars to sequence is limited. When conditions are getting closer to the real-life situation, we showed that the USR_{MSR} method generates the greatest variety of sequences as long as the calculated ratios remain greater than the proportions of the concerned variants. Otherwise, MMS delivers a greater sequence variety than CS.

Industrial sequencing rules appeared looser than expected by the plant under study. Thus they offer a greater variety of sequences than MMS. Yet, it does not ensure the sequence feasibility in practice (*i.e.* work overload situations may occur during the sequence execution in assembly).

Hence simplifying processing times into sequencing rules invariably impacts the CS-feasible solution space, either by over-constraining it (with the calculation methods from the literature) or under-constraining it (as with the ratios provided by Renault). In both cases, the CS does not reach the MMS level regarding both the variety and the feasibility of sequences in practice.

3.6.2 Insights for practitioners

From our experience with both models, we strongly advise car manufacturers to reconsider their sequencing model. Because of its sequencing rules, CS may seem easier to understand and implement than MMS, but it is pretty much more complex to manipulate. As a matter of fact, CS is based on critical principles that appeared to oversimplify the assembly line features, like cutting down the number of processing times per workstation. Therefore we encourage car manufacturers to consider modeling the whole assembly process with MMS, as it guarantees both the variety and feasibility of sequences.

However, changing the information system could be a costly challenge. Thus we would invite practitioners to revise their calculation methods for the sequencing rules and assess their accuracy regarding the requirements they are trying to address. In addition, with regard to the comparison between the all three known methods, we encourage car manufacturers to opt for the USR_{MSR} method. This method offers the best compromise between the sequencing rules accuracy and readibility, as well as the CS computation time.

3.6.3 Perspectives for future works

In the near future, we aim to adapt the exact method based on Dynamic Programming for the MMS model to look for feasible sequences optimizing new additional manufacturing and logistics-related criteria. Among the manufacturing-related criteria, we could consider paint shop requirements since the paint shop sequence cannot be entirely decoupled from the assembly shop sequence due to the limited resequencing allowed by the intermediary buffer (cf. Joly & Frein, 2008, who consider color batching requirements in a Level Scheduling approach). The intermediary buffer could also be designed to solve a mixed-model resequencing problem, *i.e.* to compute simultaneously the paint shop and the assembly shop sequences respecting the resequencing capacities (as partially addressed by Gunay & Kula, 2017, for instance). Regarding the

logistics-related criteria, we could also integrate part supply requirements to simplify the MMAL supply or the distribution of cars from the assembly plant to the dealers. A full identification of these criteria and their integration in the MMS model are under study and will be the subject of future works.

Chapter 4

To group, or not to group: a case study considering supply chain grouping requirements in Production Planning and Scheduling

Abstract [1]

In the automotive industry, production planning and scheduling (PPS) usually drive all supply chain operations, from part supply to final delivery. Still, these activities are complex to coordinate: parts are supplied in large batches, while cars are assembled in lot size of one, and then distributed to dealers in small batches by truck, or in larger batches by ship or train. Thus, the aim of this study is to identify pragmatic car grouping strategies for PPS that would consider end-to-end supply chain matters. Through several interviews with managers, experts and operational staff of Renault Group, a French car manufacturer, we identify ten relevant strategies. We assess this relevance regarding how the car groupings could enhance supply chain performances in terms of quality, cost and time if they were integrated in PPS. As a synthesis, we showcase a relevance ranking for these strategies, in the hope that it will help other manufacturers consider pragmatic opportunities of supply chain-oriented groupings in PPS.

Keywords

Production Planning, Scheduling, Supply chain, Automotive industry, Lot sizing, Batch production

1. Article submitted to *Production Planning and Control*

4.1 Introduction

For more than a century, the automotive industry has been one of the world's largest manufacturing sectors in terms of employment, value and complexity of marketed products. Today, given the tremendous diversity of cars, parts, operations and stakeholders to handle, production planning and scheduling (PPS) appear to be a day-to-day challenge to coordinate manufacturing installation and workforce capacities with forecasts and customer orders (Staeblein & Aoki, 2015). Besides, PPS drive most of all supply chain operations, from supply to delivery. Hence, parts replenishment must fulfill the scheduled consumption, and the transport planning must be compliant with the availability of finished cars. Yet operations of inbound and in-plant logistics, manufacturing and outbound logistics are complex to coordinate and often involve opposite practices: parts are supplied in bulks or in large batches, while cars are assembled in lot size of one with respect to assembly shop constraints and then delivered in small batches by truck, or in larger batches by ship or train.

Traditionally, logistics operations are optimized apart and sequentially, based on the production plan and schedule of the assembly plant. However, researchers and manufacturers are paying more and more attention to supply chain integration (SCI) which is a management concept that *"aligns, links and coordinates processes, people, information, knowledge, strategies, and communication across the supply chain [...] making the efficient and effective movements of materials, information, money and knowledge as needed by the customer"* (Stevens & Johnson, 2016). In short, the aim of SCI is to assess every decision and action upon the global organization's objectives (Sivasubramanian et al., 2000). The rise of SCI shows that academics and practitioners are more and more likely to consider supply chain operations as a whole to achieve a decisive competitive advantage (Mellat-Parast & Spillan, 2014).

In the light of the above, the aim of this study is to challenge pragmatically one classical automotive mainstay whereby cars are planned, scheduled and manufactured in lot size of one, achieving only manufacturing requirements and with few consideration for global supply chain stakes of parts/car grouping practices. The arising question is: from academic and industrial viewpoints, what car grouping strategies in PPS would help improve the global supply chain performances in terms of quality, cost and time?

To answer this question, we conduct an industrial case study in partnership with Renault Group, a French car manufacturer, for which this paper presents the research approach and results. It is structured as follows. First, we introduce a literature review on PPS and academic lot sizing / grouping opportunities in **Section 4.2**. We then introduce our research methodology in **Section 4.3** and we display the results of our investigation afterward in **Section 4.4**. Finally, we broaden this case study with a discussion and several perspectives for future works in **Section 4.5**.

For a clear understanding of this study, we define a grouping as a cluster of cars sharing common features (model type, driving side, color, destination, for example). There are two strategies of grouping:

— A **batch** is a car grouping in which the cars are sequenced strictly one after the other. Usual cases of car batches in PPS address paint shop requirements and are related to the objective of minimizing the number of color changeovers, as implemented by Solnon et al. (2008).

— **Densification** relies on grouping cars closer without obligation of strict succession. It

was implemented by Joly & Frein (2008) who also consider paint shop requirements in scheduling.

4.2 Literature review

In this section, we introduce a state-of-the-art to define the Production Planning and Scheduling processes (**§ 4.2.1**) and discuss related academic lot sizing and grouping interests (**§ 4.2.2** and **§ 4.2.3**).

4.2.1 Production Planning and Scheduling

Following Kreipl & Pinedo (2009), Production Planning is a medium-term process designed to allocate forecasts and/or known orders to a plant and to a production period, while taking into account inventory and transportation costs. This allocation must respect the settled delivery date, as well as the industrial and supply capacities (Boysen et al., 2009c). For each production day, the production plan sets a population of items to be scheduled.

Production scheduling is a short-term process that consists in determining the exact sequence of products to manufacture each day (Staeblein & Aoki, 2015). This process is commonly called 'mixed-model assembly line sequencing' in the automotive literature (Boysen et al., 2009d). Despite a large set of potential objectives (see Ostermeier, 2020, for instance), the sequencing models maily focus on ordering cars to optimize classical car manufacturing requirements like minimizing work overload for assembly workers, (Aroui et al., 2017; Bautista et al., 2015b; Hottenrott et al., 2021), smoothing the part consumption (Pereira & Vilà, 2015) or both (Yavuz & Ergin, 2018).

As manufacturers may have to deal with setup time or cost when multiple product variants are allocated to a facility, PPS might also include production lot sizing decisions (Kreipl & Pinedo, 2009).

4.2.2 Basic lot sizing approach

Lot sizing typically seeks to determine the optimal timing and level of production when manufacturers have to deal with setup costs (Clark et al., 2011). The first model addressing this issue was introduced by Harris (1913) as the well-known Economic Order Quantity (EOQ). Harris' EOQ was extended a few years later by Taft (1918) with the Economic Production Quantity (EPQ), and some decades later by Wagner & Whitin (1958). Since then, the LSP has been greatly studied and extended over the years (see Glock et al., 2014, for example).

Lot sizing decisions strongly impact scheduling decisions (and vice-versa). Thus many works address simultaneously the lot sizing and scheduling problems through the so-called Economic Lot Scheduling Problem (see the review conducted by Copil et al., 2017, for instance). The literature discuss practical applications for discrete manufacturing, including in injection moulding, glass, tire, chemical, pharmaceutical and electronics industries (Jans & Degraeve, 2008). In the automotive industry, real-life applications cover the scheduling the stamping of parts in the press shop (Aha et al., 2020), the welding of stamped parts in the body shop (Hansen et al., 2018; Wang et al., 2021) and the painting of car bodies in the paint shop (Bysko et al., 2020; Joly & Frein, 2008; Solnon et al., 2008; Zhang, 2018). However, the basic lot sizing approach does not appear to be relevant for scheduling cars in assembly shop, since huge efforts have been made

to eliminate setup time and cost (Boysen et al., 2009c).

Nevertheless, the literature discuss more and more opportunities to consider relevant supply chain lot sizing/grouping requirements (Jans & Degraeve, 2008). From now on, we will only make use of the term *grouping* to designate a cluster of items sharing common features, since *lot sizing* corresponds to a well-defined research field from which we are voluntarily taking a step back.

4.2.3 Global supply chain grouping opportunities

PPS interacts with many supply chain processes (Kreipl & Pinedo, 2009; Staeblein & Aoki, 2015). In the perspective of a global supply chain optimization, this section aims to describe grouping opportunities that could be relevantly considered into PPS and hence help enhance both logistical and industrial performances. We discuss these opportunities for the four following **operational scopes** identified in Mentzer et al. (2001) and Boysen et al. (2009c): inbound logistics, in-plant logistics, car manufacturing and outbound logistics.

Inbound logistics

Today's cars request the assembly of more than 15,000 parts that can be sourced from 200 up to 400 suppliers all around the world (Holweg & Pil, 2004). The supply and transportation of these parts, from a supplier's location to the final assembly plant, belong to the inbound logistics scope (Boysen et al., 2015). Since parts are usually purchased and transported in bulks, inbound logistics show great economies of scale (Jans & Degraeve, 2008). Yeung et al. (2011) demonstrate that inbound logistics performances can be significantly improved for all stakeholders by promoting cooperation and coordination between the production of parts, their transport and their final assembly.

In-plant logistics

The on-site part storage and line feeding are in-plant logistics operations (Boysen et al., 2015). They gather line feeding activities like handling line-side inventories and kitting parts from on-site supermarkets (Emde & Boysen, 2012). These operations are determined directly from the exact car sequence that will be manufactured in a given day (Sali et al., 2015). It defines when bulks of parts should be brought to and retrieved from the line-side and which kits to assemble in which order, for instance (Hanson & Medbo, 2019). The literature reports few cases of in-plant requirements' integration in PPS. Among these cases, Zhang et al. (2021) research on optimal production schedule that reduces idle and overload situations in assembly line and decreases the accumulation of line inventory. Bozer & McGinnis (1992) discuss that car manufacturers should take advantage of the relationship between batch kitting and batch sequencing in assembly shop.

Car manufacturing

In manufacturing, Kuik & Salomon (1994) support that performing frequent product changeovers has negative impacts on the quality and lead time. In assembly shop, for instance, Sun & Fan (2018) state that the more assembly operations vary, the greater the risk of quality hazards, like misassembled parts for instance. Hence batching or grouping car still avoid disrupting changeovers like switches of parts, tools, or operating procedures. On this last topic, manufacturing similar items is known to enhance workers' learning and productivity thanks to the so-called Learning Effect which was introduced by Wright (1936). Furthermore, learning

curves show that manufacturing costs decrease as the processing of identical items increases over time (Kreipl & Pinedo, 2009). Many contributions integrate the Learning (and Forgetting) Effect in production scheduling (see Bruno et al., 2021; Castellano et al., 2019; Li et al., 2019, for instance).

Outbound logistics

In 2020, car manufacturers sold 77,6 millions cars worldwide (European Automobile Manufacturers' Association, 2020), which means that nearly 80 millions cars have been transported from final assembly plants to end customers by road, rail or sea. All operations involved in the distribution of cars are handled by the outbound logistics. Fahimnia et al. (2013) state that production and distribution are related issues that benefit from being addressed simultaneously. Since cars are distributed by truck, train or boat, outbound logistics also show great economies of scale in optimizing transportation loads (Jans & Degraeve, 2008). Moreover, Vroblefski et al. (2000) emphasize that this performance can be improved by batch delivering which consists of manufacturing and then delivering the products in a number equal to the capacity of their container (which can be a truck or a train load for cars, a package or a pallet for parts). The joint optimization of production and distribution can be dealt with at the tactical level (planning) (Blumenfeld et al., 1991; Fahimnia et al., 2013; Park, 2005) or at the operational level (scheduling) (Gao et al., 2015; Jin et al., 2008; Noroozi et al., 2018).

To sum up, the literature is unanimous on the interest of integrating industrial and logistical stakes into PPS. In this article, we aim to challenge these academic interests by exploring industrial viewpoints on the real-life opportunities of considering supply chain grouping strategies into PPS. To do so, we lead a case study with the French car manufacturer Renault, for which the research methodology is described in the following section.

4.3 Research methodology

To conduct this study, we design and follow a research process in five steps that we describe in **§ 4.3.1**. It includes an interview phase which is further detailed in **§ 4.3.2**.

4.3.1 Global research scheme

Our research scheme is split into five steps: initiation, literature review, framing, field study and synthesis. They are described in **Table 4.1**.

Table 4.1 – Five-step research scheme

Steps	Description	Detailed in
Initiation	Preliminary discussions with Renault Group supply chain experts Identification of keywords to guide the literature review	- -
Lit. review	Study of relevant academic lot sizing / grouping opportunities for PPS	**§ 4.2**
Framing	Description of the research methodology Definition of the interview process	**§ 4.3.1** **§ 4.3.2**
Field survey	Interviews with Renault Group managers, experts and operational staff to identify and assess relevant car grouping/batch strategies	**§ 4.4**
Synthesis	Consolidation and maturation of the case study results Broadening discussion and perspectives for future research	**§ 4.4.5** **§ 4.5**

4.3.2 Interview process

To identify relevant car groupings/batches for Renault Group and to assess their impact on its overall supply chain performance, we conducted 35 face-to-face semi-structured interviews between October 2020 and January 2021. All interviews lasted approximately 30 minutes and followed the process illustrated in **Figure 4.1**. The interview guide is further detailed in the **Appendix of Chapter 4**. We developed this guide following practical recommendations from Westby et al. (2003), Adams (2015) and Walsh (2019).

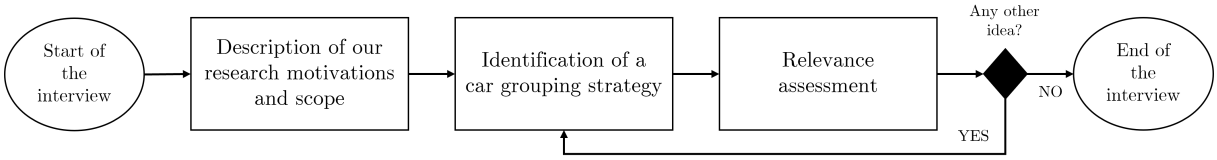


Figure 4.1 – Interview process

After a brief description of our research motivations and scope, we always started the interviewees the following questions: how supply chain operations could benefit from the consideration of car grouping strategies in PPS? For each suggested strategy, we would ask each participant to evaluate its relevance according to three dimensions and five impact levels for which we give further details in the next paragraph.

Relevance assessment dimensions

The dimensions correspond to the classical quality-cost-time mainstay, *i.e.* to usual categories of key performance indicators (KPIs). We made sure that their definition was in line with the Alliance Production Way Main Book (Alliance Supply Chain, 2018) and the Alliance Supply Chain Excellence Tracking Tool (Alliance Supply Chain, 2020) guidelines.

For interviewees, assessing the relevance of a car grouping/batch strategy is determining what impact it will have on the quality level of the end product, the total delivery cost, and the overall lead time from customer order to delivery. We provide some examples of secondary KPIs involved in this study in **Table 4.2** that helped the participants assess this relevance.

Table 4.2 – Overall and secondary KPIs involved in the quality-cost-time dimensions

Dimensions	**Overall KPI**	**Examples of involved KPIs**
Quality	End product quality	Ratio of outline reworked cars Number of damages Level of customer satisfaction
Cost	Total delivery cost	Parts and raw materials costs Inventory and transport costs Workforce costs
Time	Global lead time	Ratio of cars reaching the end of assembly on time Ratio of cars delivered to dealers on time

Relevance assessment impact levels

In addition to identifying the impacted KPIs, the interviewees were asked to evaluate the impact level of a car grouping/batch strategy. These impact levels are inspired by the five-point Likert scale (Likert, 1932) and described in **Table 4.3**.

Table 4.3 – Impact levels to assess the relevance of a car grouping/batch strategy

Impact levels	Description
Level -2 (−−) Strong negative impact	The car grouping would strongly disrupt operations. Disturbances must be managed through reorganizations, increased management efforts and several additional resources.
Level -1 (−) Noticeable negative impact	The car grouping would noticeably disturb operations. Consequences can be managed through the allocation of a limited number of additional resources and reasonable efforts.
Level 0 (=) Neutral impact	The car grouping would have neutral or very marginal impact on operations. It does not require special organizational efforts or additional resources.
Level 1 (+) Noticeable positive impact	The car grouping would noticeably improve operations. Improvements are appreciable and significant.
Level 2 (++) Strong positive impact	The car grouping would strongly boost operations. Improvements would deliver a high value.

These interviews led to the identification and relevance assessment of 10 car grouping strategies that we introduce in the next section.

4.4 Case study findings

In this section, we present all relevant car grouping strategies that were discussed during the interviews. We introduce these strategies according to their main operational scope in which they belong: inbound logistics (**§ 4.4.1**), in-plant logistics (**§ 4.4.2**), car manufacturing (**§ 4.4.3**), and outbound logistics (**§ 4.4.4**).

The distribution of surveyed individuals is as follows: 16 managers (46%), 12 experts (34%), and 7 operational staff (20%). The supply chain knowledge/experience among the interviewees is very heterogeneous: some experts and operational staff only operate on one operational scope, while other experts as well as the majority of managers generally have a cross-functional viewpoint. That is why the interviewees did not express themselves for all scopes, but only for those they were familiar with, as illustrated in **Figure 4.2**. It shows that no operational staff had discussed interest for in-plant logistics related grouping, which is mainly because no operational staff had experience in it, for instance. Furthermore, nearly 80% of interviewees saw interest in car manufacturing related groupings. The remaining 20% who did not express themselves on opportunities for the car manufacturing scope reported no or too few knowledge in this field.

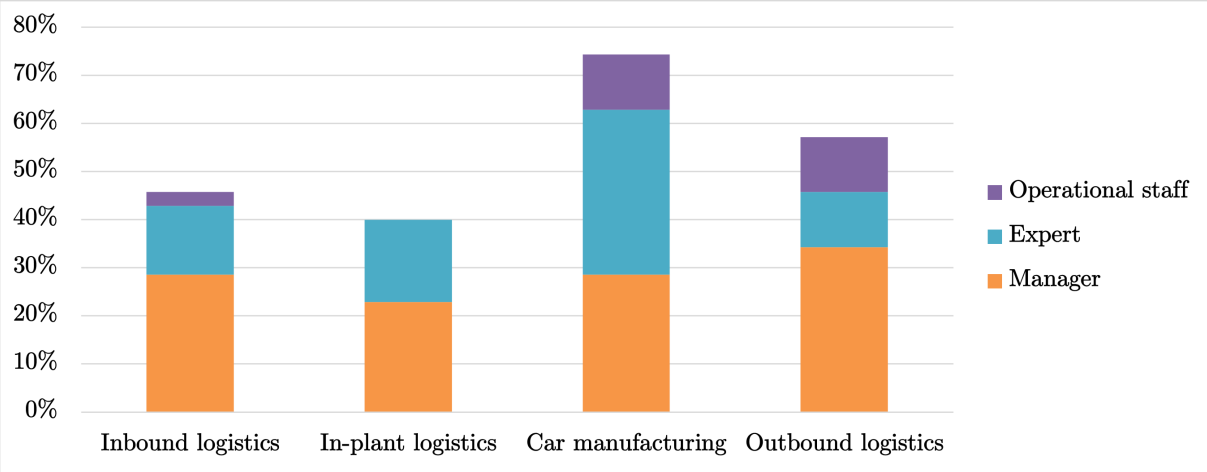
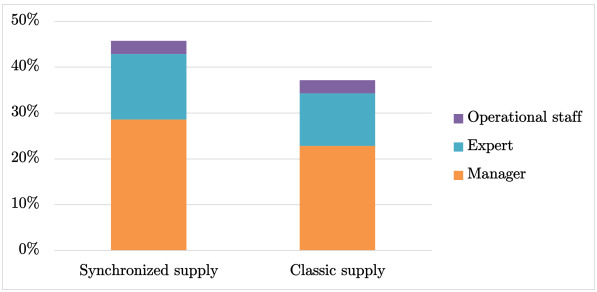
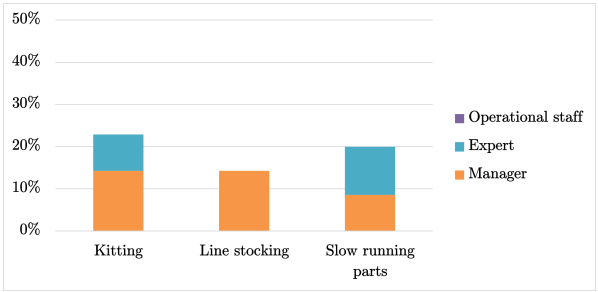


Figure 4.2 – Proportion of interviewees who saw interest for the given operational scopes

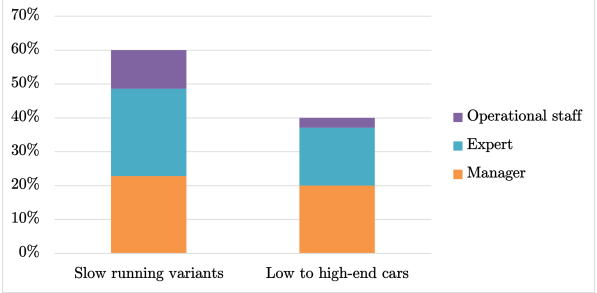
Figure 4.3 gives more details on identified grouping strategies per operational scope for which we give further details in the upcoming sections. Note that interviewees were invited to specify whether the grouping would be most suitable in the shape of a batch or of a densification, and whether the grouping concerns the Production Planning and/or Scheduling. A comprehensive synthesis of these case study findings is showcased at the end in **§ 4.4.5**.



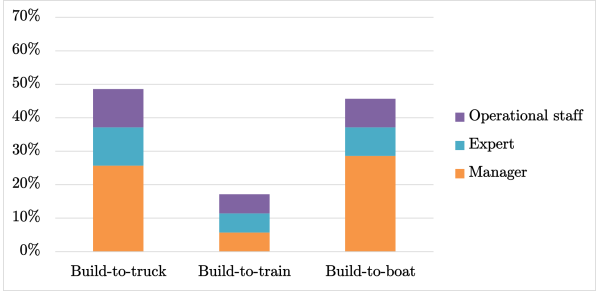
(a) Inbound logistics



(b) In-plant logistics



(c) Car manufacturing



(d) Outbound logistics

Figure 4.3 – Identified car grouping strategies and proportion of interviewees who saw interest in them

4.4.1 Inbound logistics

Nearly half of the interviewees discussed interests in integrating car grouping strategies in PPS for the inbound logistics scope. They shared a common observation: the more parts are identical in a replenishment order, the less diversity of parts and packaging to manage and deliver from the supplier location to the plant. They discussed two car grouping strategies related to

the supply mode, *i.e.* synchronized or classic as introduced in **Figure 4.3 (a)**. We give some further insights on these two strategies in the following of this section and detail their relevance assessment results in **Figure 4.4**. Two interviewees with strong inbound logistics experience declare few degrees of freedom to optimize other supply flows (like overseas' via international logistics platforms), thus we did not investigate them further.

Batch of cars having common synchronously supplied parts

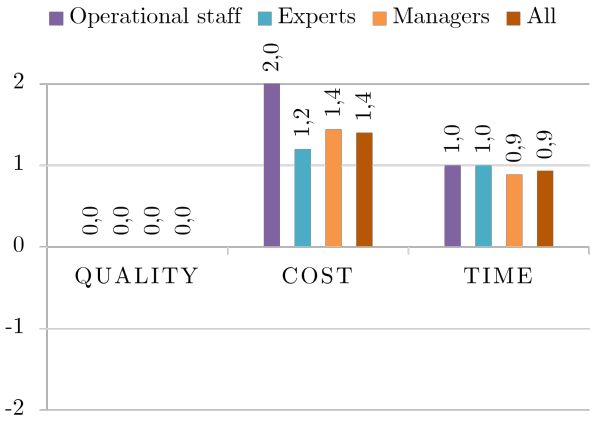
In a synchronized logistic flow, suppliers deliver parts to the assembly plant 'just-in-sequence', *i.e.* in the order of their consumption. This order can be exact and correspond to the actual sequence in which cars physically enter the assembly shop, or theoretical and correspond to the provisional sequence scheduled several days in advance. This supply mode concerns very large and diversified parts like seats, dashboards, and bumpers.

For interviewees, batching cars sharing common synchronized parts in assembly shop could facilitate the organization and production of synchronized suppliers, and improve their economic performance. Manager with cross-functional experience, experts and inbound logistics operational staff affirm that this can help Renault Group to renegotiate contracts with their suppliers, and have a strong positive impact (++) on supply costs in the long term (average impact level of 1.4/2, see **Figure 4.4 (a)**). Batching cars with common synchronized parts can also improve delivery time since some suppliers would find great interests in 'pure batch' production. Hence, Renault Group can also expect noticeable positive impacts (+ ; average impact level of 0.9/2) on lead time. This is also an opportunity for Renault Group to develop this supply mode with other suppliers who are constrained in terms of production process or distance for now. Interviewees declare no positive nor negative impact (=) on the quality dimension (average impact level of 0.0/2).

Densification of cars having common classically supplied parts

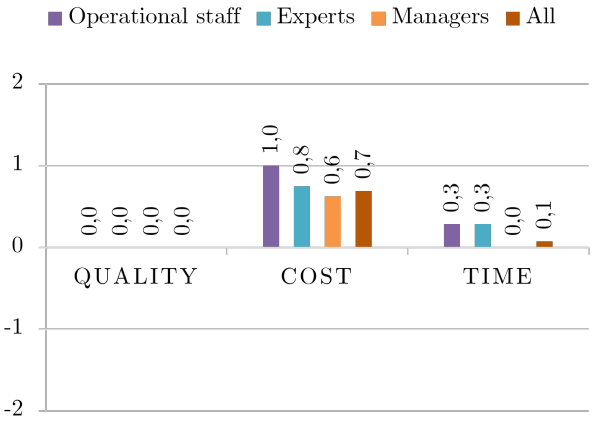
The classic supply mode can concern all types of parts. For the sake of this study, we consider only direct flow between the supplier location and the final assembly plant. Renault Group orders these parts in batches, such that the requested quantity is a package size multiple, which ensures an optimal truckload. This way, the company optimizes parts transportation to its production sites.

Interviewees discussed some interests in considering the ordered batches of parts into production planning and scheduling. Sometimes, the number of ordered parts exceeds the quantity consumed in assembly. Therefore, the remaining have to be kept in inventory, which generates significant storage costs. To alleviate this problem, the interviewees suggested to integrate these batches into the car production planning. The objective would be to ensure that parts are used in package size multiple quantities over a given time window. Hence, grouping cars sharing common parts per package size multiple in a given time window would have a noticeable positive impact (+) on the inventory levels and costs (average impact level of 0.7/2, see **Figure 4.4 (b)**). Interviewees discuss no positive nor negative impacts (=) on quality and time dimensions (average impact level of 0.0 and 0.1/2).



For all	Quality	Cost	Time
Average	0	1,4	0,9
Min	0	0	0
Max	0	2	2
SD	0	0,6	0,5

(a) Impact levels of a batch of cars having common synchronously supplied parts



For all	Quality	Cost	Time
Average	0	0,7	0,1
Min	0	0	-1
Max	0	1	1
SD	0	0,4	0,3

(b) Impact levels of a densification of cars having common classically supplied parts

Figure 4.4 – Relevance assessment for inbound logistics car grouping strategies

4.4.2 In-plant logistics

According to their experience and knowledge in supply chain, around 40% of interviewees showed interest in considering in-plant logistics operations in PPS. They shared a common observation: homogeneous and non-diversified parts facilitate handling and assembly line feeding operations. Hence they discuss two car grouping strategies related to two assembly line part feeding policies, *i.e.* kitting and line stocking. They also report another strategy based on a specific type of parts, designated as 'slow running' or rare variants of part, as reported in **Figure 4.3 (b)**. We detail these three strategies in the rest of this section and highlight their relevance assessment in **Figure 4.5**.

Batch of cars having common kitted parts

Kitting is the process of picking various parts in stock and grouping them into a kit dedicated to a specific car. It improves assembly performances but generates labor costs due to the time spent on kit preparation (CSCMP, 2013). Interviewees showed two positive benefits in a kitting-oriented batch strategy: (1) enhancing the batch kitting and picking process ; (2) compacting the kitting area.

Firstly, in-plant logistics managers and experts found it relevant to batch cars in assembly with the same set of kitted parts. This way, kit-makers could assemble several kits simultaneously, corresponding to the 'batch kitting' concept already identified in our literature review. By making several kits at the same time, kit-makers reduce their movements from one storage location to another, and the overall NVA [2] operations.

Secondly, interviewees stated that it is also an opportunity to compact the kitting areas since the car sequence would limit the diversity of parts to be kitted and stored over a given

2. Non-Value Added

production period. Currently, each type of part has a specific location in the kitting area. In a few years, the kitting area will be reconfigurable, and a genuine WMS [3] will assign storage locations dynamically according to the car sequence. With a dynamic replenishment, some less common parts ('slow runners') could be removed from the kitting area until they are needed to be assembled on an upcoming car, thus freeing up some space. As a consequence, batching cars with identical kitted parts (slow runners or not) would enhance the global line feeding performances.

To sum up, interviewees discussed strong positive impacts (++) of kitting-oriented batches on labor costs and time spent on kit preparation (average impact level of 1.4/2 each, see **Figure 4.5 (a)**). They also stated noticeable positive impacts (+) on the quality dimension since we can expect lower kitting errors thanks to a lower choice of parts (average impact level of 0.6/2).

Densification of cars having common line-side supplied parts

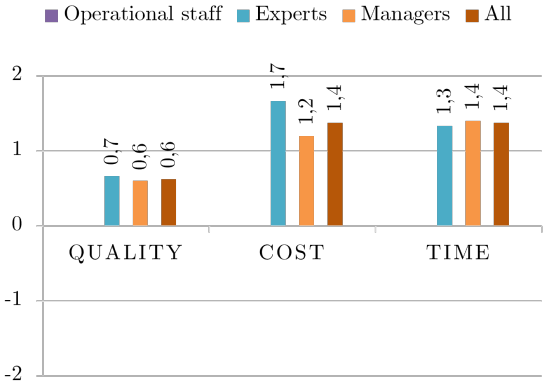
Line-side supply refers to a line feeding policy for which parts are either stored at the border of the assembly line (to be assembled soon) or in the preparation area (on hold before being provided to the line-side).

Interviewees found it relevant to consider the line stocking policy for production planning since it could also help compact the storage space at the assembly line border. As for the kitting-oriented groupings, the parts diversity reduction in the car sequence within a given production period is a prerequisite to reduce the space of this storage area. Interviewees with broad assembly plants experience affirmed that it would greatly simplify the border of the line supply and the dedicated workforce management. Hence, they show noticeable positive impacts (+) on both labor costs and time spent to replenish the assembly line border (average impact level of 0.7 and 0.6/2 respectively, see **Figure 4.5 (b)**). They argued that it would lead to less congestion of parts and packages close to the assembly line, resulting in lower risks of misassembled components and showing noticeable positive impacts (+) on the quality dimension (average impact level of 0.7/2).

Densification of cars having common slow running parts

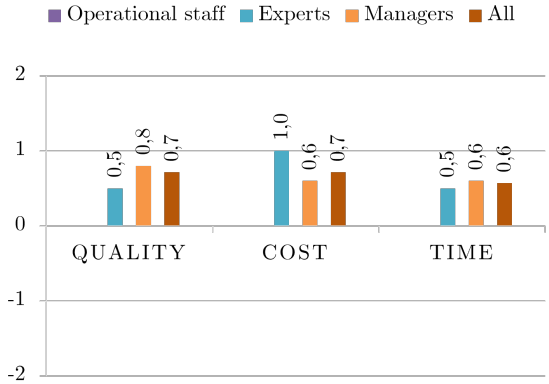
Batching cars by part diversity allows reducing the inventory cost, especially for rarely assembled parts. Some interviewees argued that it is more appropriate to consume them together and quickly after reception, than to store them indefinitely while waiting for the cars to correspond and show up unit by unit. Once the assembly is over, slow-running parts no longer need to be stored on the line or in kitting area. Hence matching the car production planning and the receipt of such slow runners is preferable in order to consume some entire part packages quickly rather than to have some remaining items in stock. Participants saw strong positive impacts (++) on labor costs since logistical operators would have fewer operations to load and unload the packages (average impact level of 1.6/2, see **Figure 4.5 (c)**). Interviewees discussed no positive nor negative impacts (=) on quality and time dimensions regarding the in-plant logistics scope (average impact level of 0.0 and 0.2/2 respectively). However, we will see in the next paragraph that grouping slow running variants of car appeared to be beneficial for the manufacturing scope as well.

3. Warehouse Management System



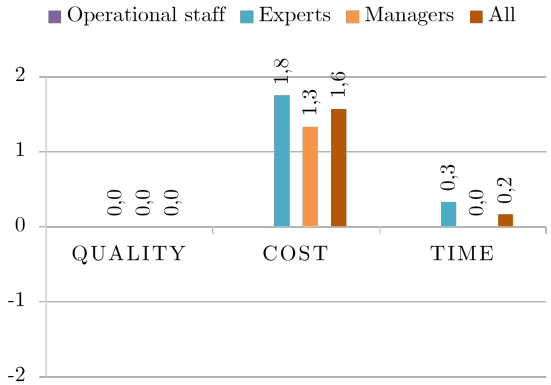
For all	Quality	Cost	Time
Average	0,6	1,4	1,4
Min	0	0	0
Max	1	2	2
SD	0,5	0,6	0,8

(a) Impact levels of a batch of cars having common kitted parts



For all	Quality	Cost	Time
Average	0,7	0,7	0,6
Min	0	-1	-1
Max	1	1	1
SD	0,4	0,5	0,6

(b) Impact levels of a densification of cars having common line-side supplied parts



For all	Quality	Cost	Time
Average	0,0	1,6	0,2
Min	0	1	0
Max	0	2	1
0	0,5	0,3	0,6

(c) Impact levels of a densification of cars having common slow running parts

Figure 4.5 – Relevance assessment for in-plant logistics car grouping strategies

4.4.3 Car manufacturing

In a rather obvious way, car manufacturing appeared to be the most discussed operational scope by the interviewees as it is directly related to PPS. The main manufacturing stake is to handle the diversity of car variants, parts and operating procedures. On the whole, interviewees with job experiences in manufacturing stated that the fewer the task changeovers, the more efficient the assembly operators are. As a matter of fact, when they are in a routine, workers have better control of their gestures and assembly procedures. On the contrary, an unstable car sequence risks tiring the operators cognitively and physically, and thus generating non-quality. Although these arguments can be applied to any kind of car grouping strategy, the interviewees

discussed mainly two strategies: groupings of slow running variants and batches of car per equipment level, for which we highlight the corresponding relevance assessment in Figure 4.6.

Densification of slow running variants of cars

Several interviewees showed a strong interest in grouping rare variants of cars in assembly. These variants are very diversified, produced in low volumes, and may require some additional assembly operations, like adding regulatory labels for some specific markets. The slow running variants also concern brand-new models, since they are manufactured in small volumes that increase during the ramp-up phase. As a consequence, these slow running variants generates a cognitive load when processed by assembly workers for reading a piece of information, conducting a specific quality check or handling an unusual procedure for instance.

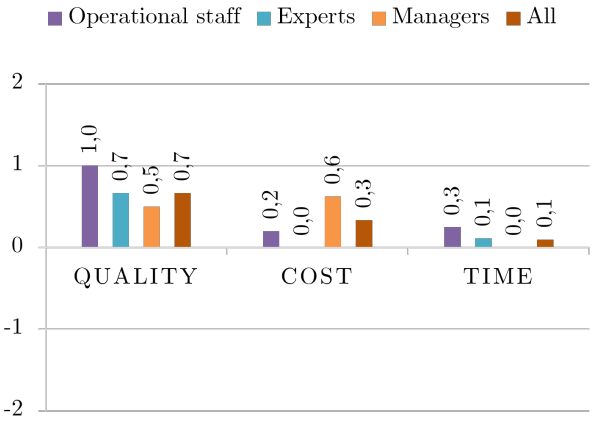
Some participants discussed benefits in grouping these rare variants in order to provide more working comfort to the operators. By grouping rare identical operations, operators would gain focus and precision as they gain experience. The operators could also learn some new assembly procedures faster. Finally, one interviewee, with a strong in-plant management experience, discussed a relevant relationship between task repetition and the overall quality improvement as workers are able to reproduce the same gesture more and more efficiently. This notion corresponds totally to the Learning Effect identified in the literature review section.

In the light of the above, the interviewees assess a noticeable positive impact (+) on the overall quality dimension (average impact level of 0.7/2, see **Figure 4.6 (a)**). Although operators gain experience and speed with this grouping strategy, it does not influence the global lead time, nor the total delivery cost. Thus interviewees discuss no positive nor negative impacts (=) on the cost and time dimensions (average impact level of 0.3 and 0.1/2 respectively).

Batch of low to high-end cars

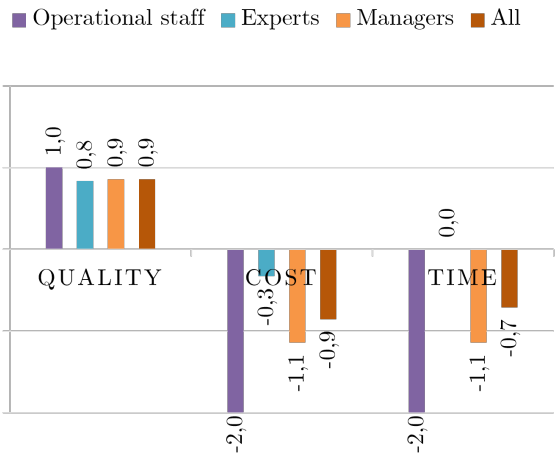
In our interviews, participants highlighted that the assembly line is balanced for an average workload. As a consequence, assembling low-end cars (with very little equipment) generate idle time, while high-end cars are more likely to generate work overload situations that must be compensated for, sometimes at a high cost. Moreover, an in-plant manager testified that the manufacturing of high-end cars involves 30 more workers that low-end ones in some factories. Thus matching the assembly line balance (cycle time, workstation configurations, processing operations) with each car batch of a given equipment level could minimize idle times and compensatory costs for extra workload, and provide stability for operators. Unlike Honda, who manufactured cars in batches to simplify its supply management (Mair, 1994), the challenge here is to enhance the assembly shop productivity.

As for the previous strategy, the interviewees discussed that this car batch could have a noticeable positive impact (+) on the overall quality dimension (average impact level of 0.9/2, see **Figure 4.6 (b)**). However, reorganizing the assembly line and modifying the cycle time is a long-term negotiation process, especially in a highly unionized industrial environment. Therefore, the interviewees estimated that the efforts to reconfigure the assembly line between each batch would be too burdensome: these efforts are not worth the few potential benefits in cost and time. This is why the interviewees deplore a noticeable negative impact (−) on these two dimensions (average impact level of -0.9 and -0.7/2 respectively). Thus, this strategy is relevant regarding the quality dimension, but it is not applicable without huge effort.



For all	Quality	Cost	Time
Average	0,7	0,3	0,1
Min	0	0	0
Max	1	1	1
SD	0,4	0,4	0,2

(a) Impact levels of a densification of slow running variants of car



For all	Quality	Cost	Time
Average	0,9	-0,9	-0,7
Min	0	-2	-2
Max	1	1	1
SD	0,2	0,9	0,8

(b) Impact levels of a batch of low to high-end cars

Figure 4.6 – Relevance assessment for car manufacturing grouping strategies

4.4.4 Outbound logistics

Outbound logistics is the second most discussed scope (cf. **Figure 4.2**). Nearly 60% of participants agreed that integrating outbound transport issues in PPS could reduce the congestion in the distribution pipeline. Moreover, they shared a common observation that the global delivery performance is enhanced by an optimal transition between production and expedition. It helps indeed to minimize the holding cost induced by the storage and handling of finished cars as well as the delivery time from the assembly plant to the dealers. Here, the car grouping strategies discussed for outbound logistics are classified according to the three classical transportation modes: truck, boat and train, for which we highlight the repartition of participants who discussed them in **Figure 4.3 (d)** and their relevance assessment in **Figure 4.7**.

Densification of built-to-truck cars

The interviewees related that current contracts with the road hauliers are negotiated in such a way that transporters dispose of 3 to 4 days to pick up the cars after their end of production. Hence, they declare that grouping cars with the same destination in the same production day would be a great opportunity to reduce this lead time from 3 days to a few hours for instance. In addition, dispatching cars quickly reduces congestion in storage parking lot and minimizes the volume of finished cars in stock.

For all these reasons, the interviewees are confident on the strong positive impact (++) on cost and time dimensions (average impact level of 1.5/2 each, cf. **Figure 4.7 (a)**). Yet they show no positive nor negative impact on the quality level (=) in comparison to the current situation (average impact level of 0.2/2).

Densification of built-to-boat cars

The built-to-boat car grouping strategy aims at reducing the waiting time in car parks or ports, since immobilizing cars generates huge storage costs and potential damages on the car body. Four participants working on maritime freight operations found it relevant to match the production planning with the boat docking planning, but two of them stated that it would be beneficial for very distant destinations only (overseas territories like Tahiti for instance). Moreover, this strategy is more relevant for plants located close to seaports (Renault Group Tangier and Bursa plants for example).

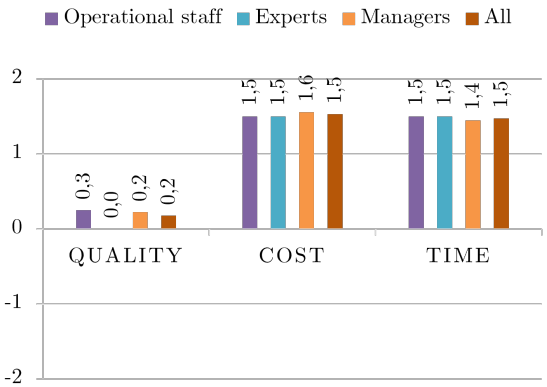
The interviewees discussed one best application scenario for the built-to-boat strategy: for a given oversea destination (with low boat docking frequency and low volumes), the idea would be to place the monthly production in a single week in such a way that all the cars are out of production when the boat docks. This would positively decrease the inventory cost and global lead time for the small volume of cars shipped long distance. This built-to-boat strategy applied to higher volumes, closer destination and higher boat docking frequency was discussed by practitioners as less relevant since cars can be shipped more often, so they are less likely to be damaged while waiting.

With a small volume of concerned car, interviewees assess that the built-to-boat car grouping strategy would have a noticeable positive impact (+) on the quality, cost and time dimensions (average impact level of 0.8, 1.2 and 1.1/2 respectively according to **Figure 4.7 (b)**).

Densification of built-to-train cars

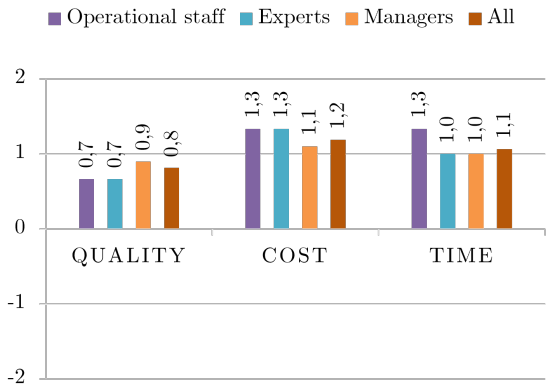
Finally, the last identified strategy is a built-to-train car grouping. This strategy was discussed by only a few number of interviewees (cf. **Figure 4.3 (d)**). As a matter of fact, the transport of cars by train represents a smaller share of the total car volume that is delivered each year. However, two participants with experience in sales noted that a built-to-train car grouping strategy would be relevant for fleets of vehicles. By "fleet" we refer to grouped orders from private or public organizations who wish to acquire company cars or service cars (for the postal service or the police for example). Interviewees reported that fleet vehicles are usually manufactured several months before the delivery date. It is the case of rental cars, for instance, which are assembled from February to May in order to meet the summer holiday rental demand peak. Thus, the manufacturing and delivery (usually by trucks) of these fleet cars are carried out little-by-little over quite a long period of time. Hence practitioners suggested to synchronize their production with train departures. This would enable to deliver all cars simultaneously rather than truck by truck, which would be greatly appreciated by customers.

In the end, concerned interviewees assessed that the built-to-train car grouping strategy would have a noticeable positive impact (+) on the quality and cost dimensions (average impact level of 0.7 and 0.5/5 respectively according to **Figure 4.7 (c)**). Despite an expected noticeable impact (+) on lead time for these fleet vehicles, two outbound logistics experts point out that prioritizing these cars over all others would definitively have a noticeably negative impact (−) on other (non fleet) cars' lead time. That is why we end up with a global neutral impact (=) on the time dimension (average impact level of 0.0/2).



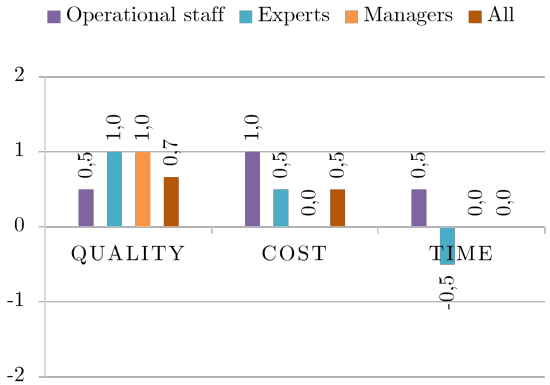
For all	Quality	Cost	Time
Average	0,2	1,5	1,5
Min	0	1	1
Max	1	2	2
SD	0,3	0,5	0,5

(a) Impact levels of a densification of built-to-truck cars



For all	Quality	Cost	Time
Average	0,8	1,2	1,1
Min	0	0	0
Max	2	2	2
SD	0,5	0,5	0,6

(b) Impact levels of a densification of built-to-boat cars



For all	Quality	Cost	Time
Average	0,7	0,5	0,0
Min	0	-1	-1
Max	1	2	1
SD	0,4	1	0,7

(c) Impact levels of a densification of built-to-train cars

Figure 4.7 – Relevance assessment for outbound logistics car grouping strategies

4.4.5 Synthesis

All relevant car grouping strategies are synthesized in **Table 4.4**. It give further insights on each identified car grouping by specifying: its strategy (whether it has a batch (B) or a densification (D) shape), its grouping criteria and size as well as whether it is most suitable to integrate it into Production Planning (P) or Scheduling (S). We also provide a relevance assessment matrix in **Figure 4.8** to compare all ten strategies.

Table 4.4 – Synthesis of identified car grouping strategies

Scope	Orientation	Strategy		Grouping criteria	Grouping size	Horizon	
		B	D			P	S
§ 4.4.1	**Sync. part supply**	✓		JIT supplied parts	*Variable*		✓
	Classic part supply		✓	Classically supplied parts	Package size multiple	✓	
§ 4.4.2	**Kitting**	✓		Kitted parts	Number of batch kits		✓
	Line-side part supply		✓	Line-side supplied parts	Package size multiple		✓
	Slow running parts		✓	Rare parts	Package size multiple	✓	✓
§ 4.4.3	**Slow running variants**		✓	Rare variants	*Variable*	✓	✓
	Low to high-end cars	✓		Equipment level	*Variable*		✓
§ 4.4.4	**Built-to-truck**		✓	Destination	Load of a truck	✓	✓
	Built-to-boat		✓	Overseas destination	*Variable*	✓	
	Built-to-train		✓	Destination	*Variable*	✓	

B: Batch ; D : Densification ; P: Planning ; S: Scheduling

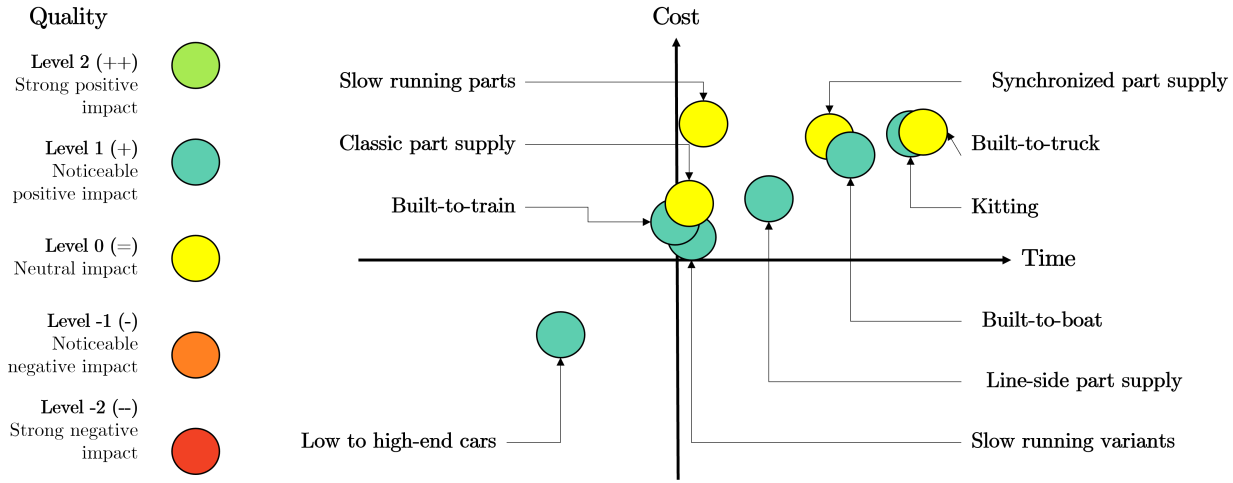


Figure 4.8 – Relevance assessment matrix of all 10 identified car grouping strategies

Depending on the dimension that industrial are willing to enhance, some strategies may be more relevant than others. In the light of Figure 4.8:

— Relevant car grouping strategies for the **quality** dimension are:
  1. The batching of low to high-end cars (impact level on quality: 0.9)
  2. The densification of built-to-boat cars (impact level on quality: 0.8)
  3. The densification of cars having common line-side supplied parts, of slow running variants of car and of built-to-train cars (impact level on quality: 0.7)

— Relevant car grouping strategies for the **cost** dimension are:
  1. The densification of cars having common slow running parts (impact level on cost: 1.6)
  2. The densification of built-to-truck cars (impact level on cost: 1.5)
  3. The batching of cars having common kitted parts (impact level on cost: 1.4)

— Relevant car grouping strategies for the **time** dimension are:
  1. The densification of built-to-truck cars (impact level on time: 1.5)
  2. The batching of cars having common kitted parts (impact level on time: 1.4)
  3. The densification of built-to-boat cars (impact level on time: 1.1)

In a global optimization strategy, the densification of built-to-truck cars in PPS appears as the most promising car grouping strategy regarding its impacts on the cost and time dimensions. However, an in-depth study of the volumes of parts and cars that could be involved in all these strategies should however be carried out to validate these opportunities.

4.5 Discussion

During the whole interview phase, we had the chance to meet many people, with different profiles and supply chain experiences. As a result, we came across many different points of view on logistics and manufacturing operations. However, it sometimes led to an adversarial opinion towards our study on the opportunities of grouping cars in PPS. Three interviewees expressed particular concerns related to undesirable side effects on the car manufacturing scope. This mainly reflects in the weak impact levels given to the strategy of batching low to high-end cars (Figure 4.6 (b)). Hence, in the following of this paragraph, we aim to report and comment on some misconceptions that led to these negative attitudes.

Misconception #1: ***"Batches are contrary to APW since it seeks for one-piece-flow"***

APW stands for the Alliance Production Way. It defines the manufacturing want-to-be for Renault Group, Nissan and Mitsubishi companies and it seeks for one-piece-flow indeed (Alliance Supply Chain, 2018). However, one-piece-flow is contrary to batch flow. On the one hand, one-piece-flow relies on the process of items from one step to the next, one unit at a time. On the other hand, batch flow refers to a process where items are accumulated, moved, and processed together in a batch at each manufacturing step (Protzman et al., 2016). This study does not question the concept of one-piece-flow: it challenges only the mainstay that cars are scheduled successively in lots of one. Confusions due to misinterpretation of the Lean Manufacturing concepts are indeed very common, as discussed by Cooney (2002).

Misconception #2: ***"The only goal of production scheduling is to space heavy cars which is totally opposite to batches of cars"***

Scheduling cars using spacing constraints is only one way to achieve the underlying goal to minimize work overloads, and referred to as *Car Sequencing* (CS) in the literature (Boysen et al., 2009d). One other way to schedule cars is by using the *Mixed-Model Sequencing* (MMS) approach which is a data based model that considers explicitly processing times and workstation configurations. Both approaches tend to space heavy variants of cars, but they are not intrinsically opposite to groupings of cars.

Misconception #3: ***"There are already too many industrial requirements to consider in production planning and scheduling. We cannot integrate additional ones from logistics"***

We have already stated that PPS integrates indeed several requirements as installation, workforce and supply capacities, and eventually issues from the paint shop. Yet, huge efforts are being deployed to reduce these production constraints as much as possible according to several interviewees with in-plant management experiences, hence giving new opportunities to consider additional requirements from the whole supply chain.

4.6 Conclusion

To group, or not to group: that was the question. Usual practice in the automotive industry is **not to group** cars in production planning, scheduling and thus manufacturing in final assembly shop. Yet, through an analysis of the industrial background and a case study where we interviewed with managers, experts and operational staff from Renault Group, we showed that there are real-life relevant opportunities **to group** cars in PPS with consideration of supply chain requirements. We identified 10 pragmatic car grouping strategies that would enhance inbound logistics, in-plant logistics, manufacturing or outbound logistics performances. We assessed their relevance regarding their impacts on global quality, cost and time. The most promising car grouping strategy appeared to be the densification of built-to-truck cars in PPS.

This paper focused on the case study of Renault Group and its sample size is not large (35 interviewees). Therefore, the results should be analyzed in hindsight, keeping in mind that these car grouping strategies appeared to be relevant in the case of Renault Group. We invite other practitioners to investigate further if these strategies would suit their operations and/or to conduct their own analysis of the interactions between PPS and their supply chain activities.

As a perspective for future research, we aim to investigate the integration of the most promising car grouping strategy in scheduling: the densification of built-to-truck cars which appeared as a great opportunity to improve outbound logistics performances in terms of cost and lead time. In addition, we cannot miss out on the paint batching requirement, which is already considered in Renault Group today's scheduling model since the paint shop raises huge cost and quality issues related to color changeovers. We are currently conducting the integration of these two car grouping strategies in two original scheduling extensions of the Mixed-Model Sequencing model.

Appendix of Chapter 4

Description of the semi-structured interview guide

Table 4.5 – Interview guide

Step	Description
#1	**Start of the interview** Welcome the interviewees, thank them for their availability and interest in our research project.
#2	**Description of our research motivations and scope** Introduce ourselves. Detail the research project and context. Here is a wording template which we adapted depending on the interviewee's awareness of the subject: *"This study is conducted for the purpose of identifying and assessing opportunities to integrate supply chain grouping requirements into the processes of Production Planning and Scheduling. Usual practice in the automotive industry is to consider only supply and industrial capacities in Production Planning, and car manufacturing requirements in Scheduling. In a global optimization approach, we identified four operational scope that could benefit from the consideration of car grouping strategies into PPS. Hence, through interviews with managers, experts and operational staff, this research project aims to identify opportunities and assess their relevance for Renault Group Supply Chain performances."* Introduce the assessment phase by presenting four operational scopes, the three relevance assessment dimensions (quality-cost-time) and the five impact levels.
#3	**Identification of a car grouping strategy** Ask the interviewees: *"from a general perspective, which supply chain operations could benefit from the consideration of car grouping in Production Planning and Scheduling?"* Throughout the discussion, invite interviewees to determine whether the car grouping is a batching or a densification strategy, whether it should be considered for the medium-term Production Planning or for the short-term Scheduling. If not explicit, ask the interviewees on the grouping criteria and size to consider.
#4	**Relevance assessment** Once a grouping strategy is identified, ask the interviewees on how it could impact supply chain performances in terms of quality, cost and time.
#5	**Any other idea?** Once a car grouping is identified and assessed, ask the interviewees if they have any other idea of relevant car grouping strategy. If **yes**, go back to step #3. Otherwise, go to step #6.
#6	**End of the interview** Ask the two following concluding questions: *"what would be your expectations concerning the follow-up of this study? Which people would you recommend to further investigate the different car grouping strategies we discussed?"* Close the session by thanking the interviewees for their contribution to the study.

Chapter 5

Mixed-Model Sequencing extensions considering paint shop and outbound logistics requirements

Abstract [1]

Mixed-Model Sequencing (MMS) is a widely studied problem in the literature. However, academic contributions extending MMS to additional manufacturing and logistics requirements are still very limited. To fill this gap, this paper introduces two original extensions to the MMS problem with work overload minimization. The first extension integrates paint shop requirements, for which we have to seek for the minimum number of costly painting system purges. In addition, the second extension integrates outbound logistics needs for which we seek to minimize the total waiting time of trucks. We provide exact procedures based on Dynamic Programming to solve these two extensions. Numerical experiments are based on real-life production data of the French car manufacturer Renault and demonstrate the benefits of considering both paint shop and outbound logistics requirements in the sequencing process.

Keywords

Mixed-Model Sequencing, Work Overload, Paint Shop, Outbound Logistics, Dynamic Programming, Automotive Industry

1. Article submitted to the *International Journal of Production Economics*

5.1 Introduction

For more than a century, the Mixed-Model Assembly Line (MMAL) has been recognized as the excellence production system in the automotive industry. It usually consists of a paced conveyor belt connecting a series of workstations, in which cars enter successively at a regular interval called cycle time. MMALs lead to several decision problems with different time horizons. In the long and the medium term, the MMAL balancing problem has to decide on workstation configuration and on assembly task assignment to stations. It is a widely studied field of research in the literature (see Battaïa & Dolgui, 2013; Boysen et al., 2008; Lopes et al., 2018; Lui et al., 2021, for instance). In the short term, the MMAL sequencing problem has to determine the order (sequence) to manufacture cars over a given production period. The MMAL sequencing problem is also widely addressed in the literature (see Bautista et al., 2015a; Boysen et al., 2011; Giard & Jeunet, 2010; Guo & Ryan, 2021, for instance).

This study focuses on the short term MMAL sequencing process, that appears to be determinant mainly for the workforce utilization and the part consumption at workstations. Thus two sequencing approaches are addressed in the literature (workload-oriented and material supply-oriented), giving rise to three main sequencing models: Mixed-Model Sequencing (MMS) on which we focus, Car Sequencing and Level Scheduling (Boysen et al., 2009d). However, we notice that only few contributions on MMAL sequencing models consider the car sequence compliance with related manufacturing and logistics operations. Among these contributions, Solnon et al. (2008) as well as Joly & Frein (2008) integrate paint shop requirements to Car Sequencing and to Level Scheduling approaches respectively. These paint shop requirements usually stand for the minimization of the number of costly painting system purges, which is often addressed as a paint batching objective. Jin et al. (2008) introduce an MMS extension that considers holding, shortage and transportation costs in outbound logistics for the distribution of end products by truck and train. Finally, Ostermeier (2020) addresses and compares the relationship between several objectives for MMS, including customer- and supplier-oriented requirements. Thus, we notice that there is no MMS extension considering: (1) paint shop requirements and (2) those of outbound logistics in addition.

Hence this study aims at filling this gap by introducing two new extensions of the MMS model. Motivated by a case study conducted within the French car manufacturer Renault Group, the first extension addresses the batching of cars with identical paint, while the second extension considers the additional requirement to group cars having the same truck-delivered destination in the sequence. The scope of both extensions is highlighted in **Figure 5.1** in comparison to the original MMAL sequencing approach. To solve these new MMS extensions, we introduce two Dynamic Programming procedures. We conduct several numerical experiments based on Renault Group real-life manufacturing data.

The rest of this paper is structured as follows. First we introduce the original MMS model in **Section 5.2**. Then we present the first MMS extension considering paint shop requirements in **Section 5.3** and the second MMS extension considering the additional outbound logistics requirements in **Section 5.4**.

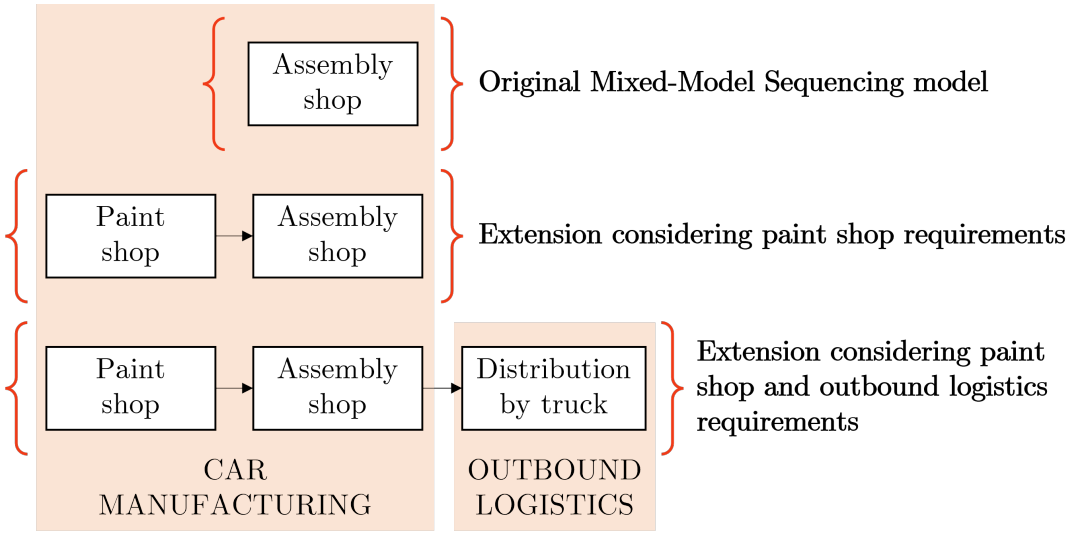


Figure 5.1 – Scope of the original MMS model and of its extensions under study

5.2 Original Mixed-Model Sequencing model

From a set of P cars to sequence in K successive workstations of a balanced and paced MMAL, the MMS model determines a car sequence by explicitly considering workstation configuration and processing times. Usually, MMS models consider that operators can handle cars in a workspace larger than their workstation k. This workspace is defined by an upstream border Min_k and a downstream border Max_k.

Given the current car diversity, the processing times may vary from one car to another as with high-range variants of cars that can require additional and/or longer operations (installing a sunroof for example). Thus, a high density of such heavy variants is likely to cause a work overload situation, which occurs when operators cannot finish their operations within the limits of their workspace. These situations are very problematic because compensation strategies are costly, such as calling utility workers or stopping the assembly line (Boysen et al., 2011). Similarly, light variants potentially lead to idle times when operators have to wait for the next car to enter their station, which represents a loss of efficiency (Bautista-Valhondo & Alfaro-Pozo, 2018). Both work overload and idleness situations are illustrated in **Figure 5.2**.

Based on the review conducted by Boysen et al. (2009d), the MMS reference objective consists in minimizing the total work overload. Thus the Mixed-Model Sequencing Problem with Work overload minimization (MMSP-W) is widely studied in the literature, as in Bautista & Cano (2011), Boysen et al. (2011), Mosadegh et al. (2017) or Aroui et al. (2017) for instance. However, we note that contributions on MMS discuss many other workload-oriented objectives, such as the minimization of utility work (Cevikcan & Durmusoglu, 2011), line stoppage (Tamura et al., 2011) and idle time (Bautista-Valhondo & Alfaro-Pozo, 2018). MMS can even address material supply-oriented objectives as the levelling of part usage (Abdul Nazar & Pillai, 2015; Bard et al., 1994; McMullen, 2010).

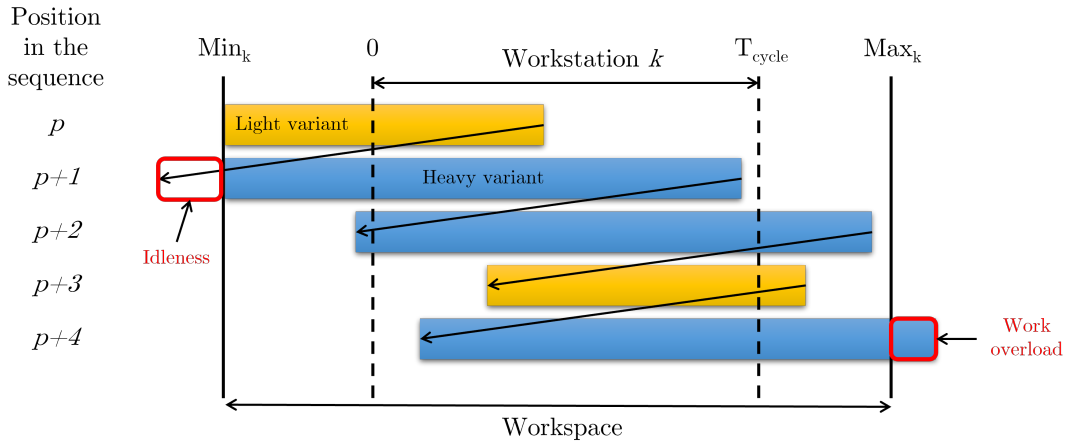


Figure 5.2 – Operator movements in a workspace with idleness and work overload situations

In this study, we will consider the MMSP-W only, for which we set the following assumptions in addition to those previously introduced:

— The MMAL is balanced and paced, which means that cars enter and exit stations at a constant time interval of T_{cycle} (called cycle time).

— Space limitations are expressed in time metrics rather than in distance metrics and set as discrete for the sake of simplicity.

— The population of P cars to sequence is divided into I variants, each one clustering a number of P_i units sharing the same definition and by extension, the same processing time T_{ik} in workstation k (with $i \in \{1, ..., I\}$ and $k \in \{1, ..., K\}$).

— At the beginning of a shift, operators start working at their workspace upstream limit Min_k. They handle cars successively and walk back the line between two cars in a constant time included in the processing times.

— A sequence is considered as MMS-feasible if no work overload occurs during its execution, following the definition given by Golle et al. (2010).

5.3 Extension considering paint shop requirements

In this section, we present a new MMS extension that considers paint shop requirements. We outline these requirements in **§ 5.3.1** and introduce a Dynamic Programming procedure to solve it in **§ 5.3.2**. We then present numerical experiment results in **§ 5.3.3**.

5.3.1 Paint shop requirements

Painting is the manufacturing step preceding the assembly, where bodies-in-white are turned into precision-painted cars. This process includes the application of several coatings as an anti-corrosive grey paint (called cataphoretic coating), waterproofing sealants and then multiple layers of paint and varnish. All these stages are separated by several drying and quality check areas (Bysko et al., 2020).

Switching from one color to another requires to purge and clean the painting system. Due to the loss of paint and the use of a cleaning solvent, a color changeover is costly (Spieckermann et al., 2004) as well as a source of air pollutant emissions (Geffen & Rothenberg, 2000). Hence,

the main paint shop requirement can be expressed as the minimization of the number of paint changeovers (Zhang, 2017). Furthermore, for quality reasons, car manufacturers perform a periodic cleaning of the painting system every B_{paint} cars at the latest, as in Solnon et al. (2008). As a consequence, we address in this study the minimization of the number of painting system purges that occur with paint changeovers or, at the latest, after a series of B_{paint} cars with an identical paint.

The sequencing of cars in the paint shop is an optimization problem on its own right (as in Bysko et al., 2020; Spieckermann et al., 2004, for instance). Nevertheless, it cannot be completely decoupled from the assembly line sequencing since the buffer between these two shops allows only a limited car resequencing (Boysen et al., 2012). This resequencing is facilitated when cars with the same color are close to one another in the assembly sequence. Thus, paint shop requirements might be considered in the assembly sequence to sustain the painting process performances. We identify two approaches to integrate these requirements into the assembly line sequencing:

1. Densifying cars with the same color in the sequence so that they are positioned as close as possible to one another (but not necessarily adjacent), as addressed by Joly & Frein (2008).
2. Batching cars with the same color in the sequence so that they are positioned consecutively. This appears to be the main way of integrating paint shop requirements in the literature. It has received a great attention since the 2005 ROADEF Challenge [2] which was proposed and sponsored by Renault Group (Solnon et al., 2008).

The second approach remains the solution implemented by Renault Group. Thus it is the approach we address in the formulation of this MMS extension using Dynamic Programming (DP). We call this extension Mixed-Model Sequencing Problem with Work overload minimization considering Paint shop requirements (MMSP-WP in short).

5.3.2 Dynamic Programming procedure for the MMSP-WP

We develop an exact method based on DP to find the minimum number of painting system purges among all MMS-feasible sequences. We name C the number of distinct car paints and C_i the paint index of variant i ($C_i \in \{1, ..., C\}$). Using a graph representation of the problem, we define a level-graph $G_{\text{WP}} = (\cup_{p=0}^{P} S_{\text{WP}}^{p}, E_{\text{WP}})$ with $P+1$ levels, where S_{WP}^{p} is the set of nodes $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{pj}$ at level p.

Definition of a node

A node $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{pj}$ represents an assembly line configuration when p cars have been sequenced. At state j of level p, the node $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{pj}$ is characterized by a vector of dimension $I + K + 3$ as follows:

$$\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{pj} = \begin{pmatrix} v_1^{pj} & \cdots & v_I^{pj} \\ w_1^{pj} & \cdots & w_K^{pj} \\ & a^{pj} & \\ & b^{pj} & \\ & c^{pj} & \end{pmatrix} \quad \text{and} \quad \overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{00} = \begin{pmatrix} P_1 & \cdots & P_I \\ \text{Min}_0 & \cdots & \text{Min}_K \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \end{pmatrix} \tag{5.1}$$

Where:

2. French Society of Operations Research and Decision Analysis (see `https://www.roadef.org/challenge/2005/en/`)

v_i^{pj} is the number of cars of variant i remaining to be sequenced with $0 \leq v_i^{pj} \leq P_i$
w_k^{pj} is the operator's position in workstation k after processing the p-th car with $\text{Min}_k \leq w_k^{pj} \leq \text{Max}_k$
a^{pj} is the paint index related to the p-th car in the sequence with $a^{pj} \in \{C_1, ..., C_I\}$
b^{pj} is the number of successive cars in the current paint batch with $b^{pj} < B_{\text{paint}}$
c^{pj} is the number of painting system purges from $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{00}$ to $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{pj}$ with $0 \leq c^{pj} \leq P$

The root node $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{00}$ defines the assembly line configuration at the beginning of the process. It is initialized as follows: all cars are remaining to be sequenced ($v_i^{00} = P_i$), operators start their shift at their workstation upstream border ($w_k^{00} = \text{Min}_k$). Regarding the painting criterion, we consider that there is no car sequenced in position $p = 0$. Hence we set the paint index, the number of successive cars in the current paint batch and the number of painting system purges to 0 ($a^{00} = 0$, $b^{00} = 0$ and $c^{00} = 0$).

Definition of an arc and creation of successor nodes

An arc $E_{\text{WP}} \in G_{\text{WP}}$ is associated to the sequencing of a variant i'. This arc exists between $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{pj}$ and $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{p+1,l}$ if adding a variant i' to the sequence does not generate a work overload situation in any workstation k, *i.e.* if **Equation 5.2** is satisfied for all $k \in \{1, ..., K\}$:

$$w_k^{pj} + T_{i'k} - T_{\text{cycle}} \leq \text{Max}_k \quad \forall k \in \{1, ..., K\} \tag{5.2}$$

The new node $\overrightarrow{s}_{\text{WP}}^{p+1,l}$ is then created following **Equations 5.3** to **5.7** for all $i \in \{1, ..., I\}$ and $k \in \{1, ..., K\}$. For a clearer understanding, we illustrate the cases from **Equations 5.6** and **5.7** in **Figure 5.3**.

$$v_i^{p+1,l} = \begin{cases} v_i^{pj} & \text{if } i \neq i' \\ v_i^{pj} - 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5.3}$$

$$w_k^{p+1,l} = \max(w_k^{pj} + T_{i'k} - T_{\text{cycle}}, \text{Min}_k) \tag{5.4}$$

$$a^{p+1,l} = C_{i'} \tag{5.5}$$

$$b^{p+1,l} = \begin{cases} b^{pj} + 1 & \text{if } a^{pj} = C_{i'} \ \& \ b^{pj} < B_{\text{paint}} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5.6}$$

$$c^{p+1,l} = \begin{cases} c^{pj} & \text{if } a^{pj} = C_{i'} \ \& \ b^{pj} < B_{\text{paint}} \\ c^{pj} + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5.7}$$

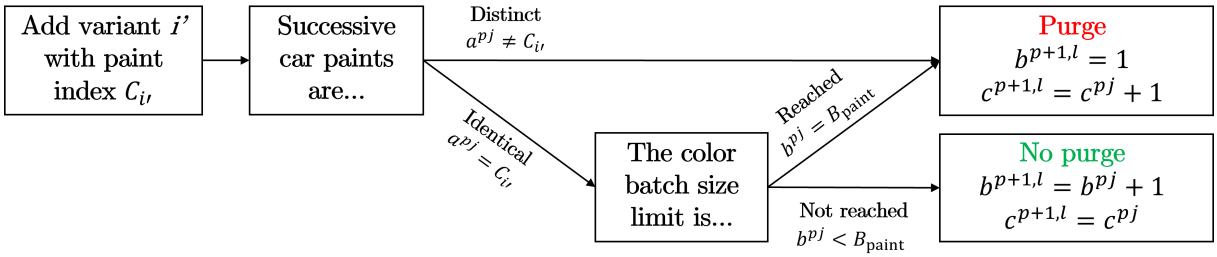


Figure 5.3 – *"To purge, or not to purge"* decision tree

Lower and upper bounds for the number of painting system purges

In the final level P, c^{Pj} is the number of painting system purges achieved by a set of MMS-feasible car sequences. In the best case scenarios:

— Cars with identical color can be sequenced successively within the color batch size limit B_{paint}, so there will be at least as many painting system purges as the number of distinct paints C ;

— Or, if it exists at least one color γ for which $\sum_{i|C_i=\gamma} P_i > B_{\text{paint}}$, there will be at least $\sum_{\gamma=1}^{C} \left\lceil \frac{\sum_{i|C_i=\gamma} P_i}{B_{\text{paint}}} \right\rceil$ painting system purges.

In the worst case, each car has a different color than the one ahead in the sequence, so there will be P reachable painting system purges [3]. As a consequence:

$$\max\left(C, \sum_{\gamma=1}^{C} \left\lceil \frac{\sum_{i|C_i=\gamma} P_i}{B_{\text{paint}}} \right\rceil\right) \leq c^{Pj} \leq P \tag{5.8}$$

Since all generated sequences are MMS-feasible, we identify the best sequence as the one having the minimum number of painting system purges, that we call $\mathcal{C}^*$. It is given by:

$$\mathcal{C}^* = \min(c^{Pj}) \quad \forall j = 1, ..., |S^P_{\text{WP}}| \tag{5.9}$$

Illustration

We consider a simple example with two variants and two workstations. There are 4 light orange cars referred to as variant 1 (paint index C_1), as well as 2 heavy blue cars referred to as variant 2 (paint index C_2). Both workstations have $T_{\text{cycle}} = 3$ min ; $\text{Min}_1 = \text{Min}_2 = 0$ min and $\text{Max}_1 = \text{Max}_2 = 5$ min. Corresponding processing times are set in minutes as follows: $T_{1,1} = 2$, $T_{1,2} = 1$, $T_{2,1} = 4$ and $T_{2,2} = 5$. We also consider that $B_{\text{paint}} = 3$. The DP procedure is displayed in **Figure 5.4** for this example. It shows $\mathcal{C}^* = 4$.

5.3.3 Numerical experiments for the MMSP-WP

In this study, we first conduct numerical experiments with small instances to study the impact of C on the size of the graph. Afterwards, with industrial-size instances, we search for the best MMS-feasible sequence having the minimum number of painting system purges.

Impact of C on the size of the graph

In this first set of numerical experiments, we consider a simple case with only 2 models (A and B) and 5 workstations, where operators assemble the dashboard, fuel lines and ABS on the cars, taken from our industrial case study. Processing times of both models are introduced in **Table 5.1** and expressed in minutes. We consider that $\text{Min}_k = -0.10$, $\text{Max}_k = 1.15$ and $T_{\text{cycle}} = 1.05$ min for all 5 workstations. B_{paint} is set to 15. This configuration corresponds to one of Renault Group MMAL balance of March 2020. We consider a simple case where both models are available in 3 colors each, resulting in a total of 6 distinct variants with $P_i = 5$ for all i. We create 4 distinct instances to study the impact of the number of distinct paints C. The corresponding features are displayed in **Table 5.2** for these 4 instances.

3. Note that a better reachable upper bound can be found by quickly exploring the whole graph (see **§ 5.3.3**).

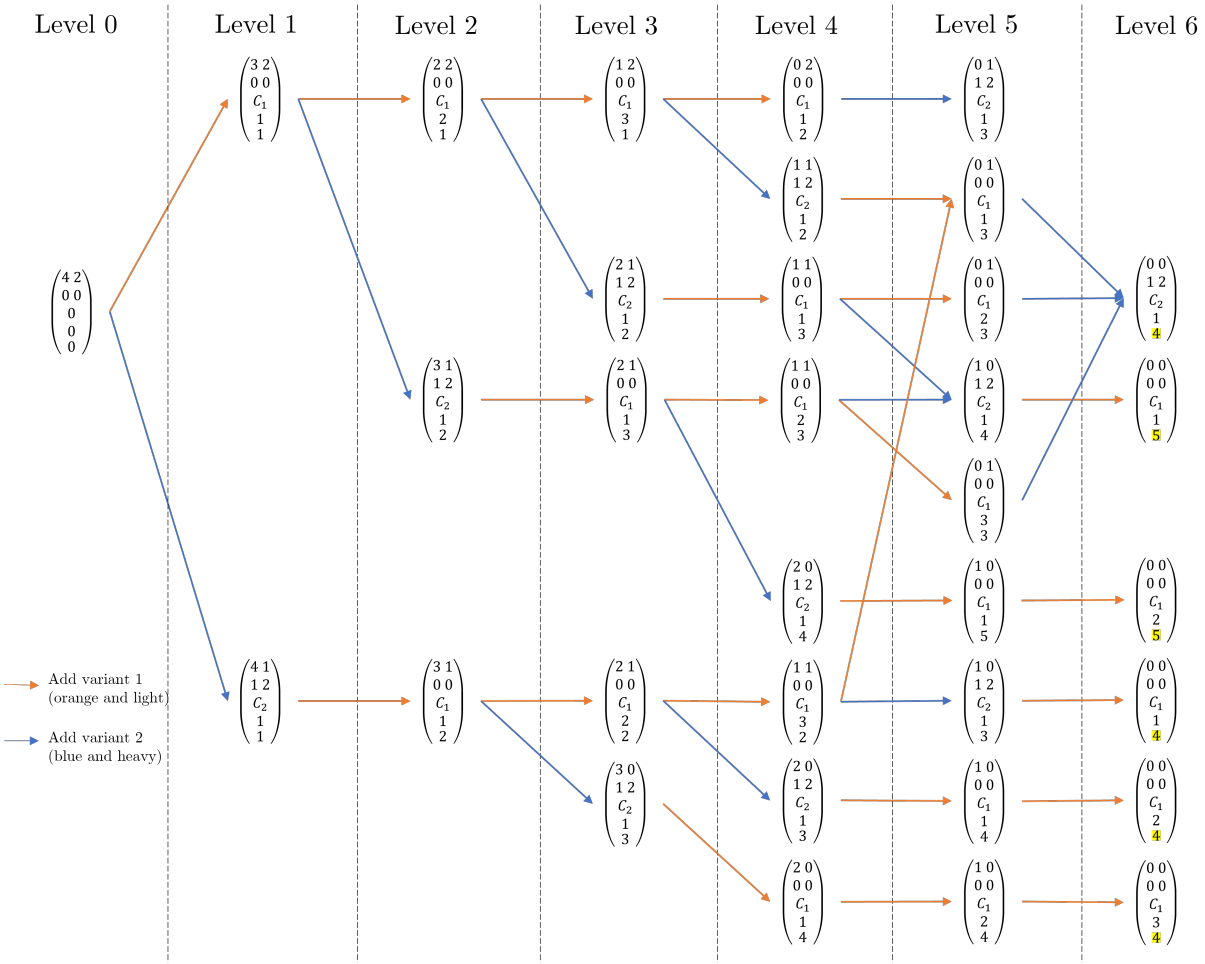


Figure 5.4 – Illustration of the DP procedure for the MMSP-WP

Table 5.1 – Processing times of A and B models

Model	$T_{i,1}$	$T_{i,2}$	$T_{i,3}$	$T_{i,4}$	$T_{i,5}$
A	1.10	1.06	1.00	0.98	0.90
B	0.94	0.80	1.10	1.09	1.07

Table 5.2 – Features of the small instances with 2 models, 6 variants and $3 \leq C \leq 6$

i	**Model**	**Instance**			
		$C = 3$	$C = 4$	$C = 5$	$C = 6$
1	A	White	White	White	White
2	A	Black	Black	Black	Black
3	A	Grey	Grey	Grey	Grey
4	B	White	White	White	**Green**
5	B	Black	Black	**Blue**	Blue
6	B	Grey	**Red**	Red	Red

The results of these first numerical experiments are given in **Table 5.3**. The evolution of the number of nodes $|S^p_{\text{WP}}|$ is displayed in **Figure 5.5** for all four instances. It shows that $|S^p_{\text{WP}}|$ increases until level $p = 18$ where it reaches its highest value and then it decreases until the last level of the graph P. Furthermore, we notice that the higher the numbers of colors, the fewer the number of generated nodes by DP and the lower the computing time is. This is because the more colors there are, the more likely a purge will be required when adding a new car to the sequence. In our example, when $C = 3$, a car has 1 in 3 chance of having the same color has the one before or after, while when $C = 6$, the chance is only 1 in 6. Hence for higher number of colors, there are more nodes in the graph with only one car per paint batch ($b^{pj} = 1$). This results in less distinct node configurations and finally faster exploration of the resulting graph.

Table 5.3 – Results of experiments on small instances with 2 models, 6 variants and 5 workstations

C	$\lvert S^{10}_{\text{WP}}\rvert$	$\lvert S^{20}_{\text{WP}}\rvert$	$\lvert S^{P}_{\text{WP}}\rvert$	$\mathcal{C}^*$	Computing time (s)
3	559,698	3,307,203	4,767	3	353
4	523,799	3,018,273	4,260	6	366
5	486,711	2,711,435	3,755	9	307
6	449,115	2,369,112	3,249	12	273

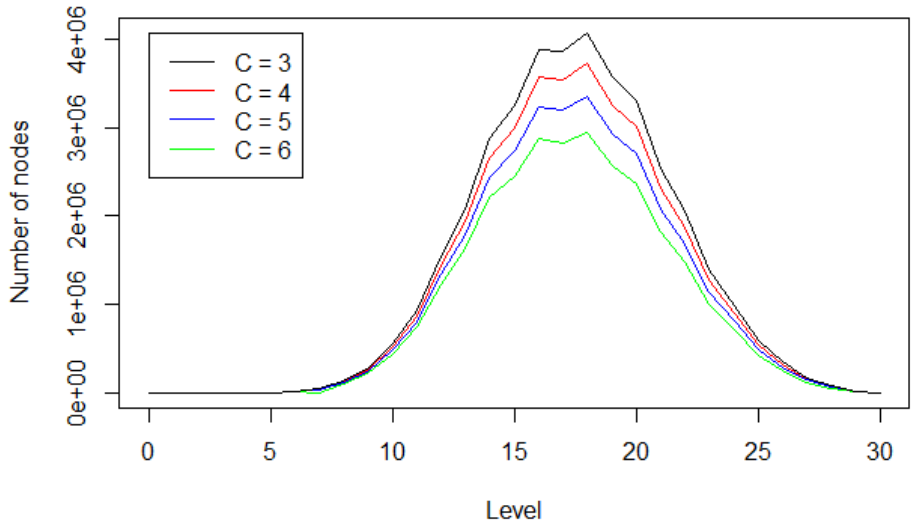


Figure 5.5 – Evolution of the number of nodes $|S^p_{\text{WP}}|$ according to the level p in the graph G_{WP}

Resolution of MMSP-WP industrial-size instances

For the industrial-size instances, we consider the following features: 2 models (A and B) split into $I = 19$ variants, $C = 16$ distinct car paints and $K = 5$ workstations. The corresponding processing times are given in **Table 5.1** and the definition of variants is given in **Table 5.4**.

Table 5.4 – Definition of variants for industrial-size MMSP-WP instances

i	**Model**	**Car paint**	P_i/P
1	A	Ice white	0.21
2	A	Electric blue	0.11
3	B	Ice white	0.08
4	A	Highland grey	0.06
5	B	Titanium grey	0.06
6	A	Night blue	0.06
7	A	Titanium grey	0.06
8	B	Volcanic red	0.05
9	A	Flame red	0.05
10	B	Black	0.04
11	A	Black	0.04
12	A	Silky white	0.04
13	B	Ivory white	0.04
14	A	Purple	0.03
15	B	Electric blue	0.02
16	B	Platinum grey	0.02
17	B	Orange	0.01
18	B	Brown	0.01
19	B	Dark red	0.01

We solve these industrial-size instances in two steps:

1. We conduct a Breadth-First Search (BFS), *i.e.* we explore the graph in height (from top to bottom) with a restriction on the number of nodes per level: $|S^p_{\text{WP}}| \leq 1,200,000$. This restriction allows us to explore a part of the graph from level $p = 0$ to level $p = P$ without running out of memory space. The aim is to find a better reachable upper bound for $\mathcal{C}^*$ than P (cf. **Equation 5.8**). We name $\mathcal{C}^{\text{BFS}}$ the reachable upper bound found with BFS.
2. Then, we conduct a Depth-First Search (DFS), *i.e.* we explore the graph in depth (from left to right) and only explore nodes for which $c^{pj} \leq \mathcal{C}^{\text{BFS}}$. The aim is to find an even better reachable upper bound for $\mathcal{C}^*$ than $\mathcal{C}^{\text{BFS}}$. We name $\mathcal{C}^{\text{DFS}}$ the reachable upper bound found with DFS and run the DFS for a maximum of 20 minutes.

The numerical experiments results for the industrial-size MMSP-WP instances are displayed in **Figure 5.6**.

5.4 Extension considering paint shop and outbound logistics requirements

In this section, we present a new MMS extension considering both paint shop and outbound logistics requirements. Paint shop requirements correspond to those introduced in **§ 5.3.1**. In the following, we outline the additional outbound logistics requirements in **§ 5.4.1** and introduce a Dynamic Programming procedure to solve this new extension in **§ 5.4.2**. We then present numerical experiments results in **§ 5.4.3**.

5.4.1 Outbound logistics requirements

In this new MMS extension, we consider an additional requirement that is specific to the transport of cars by truck, from the assembly plant to the dealers. Within this case study, we assume that a batch of B_{truck} cars with the same destination is loaded onto a truck directly after

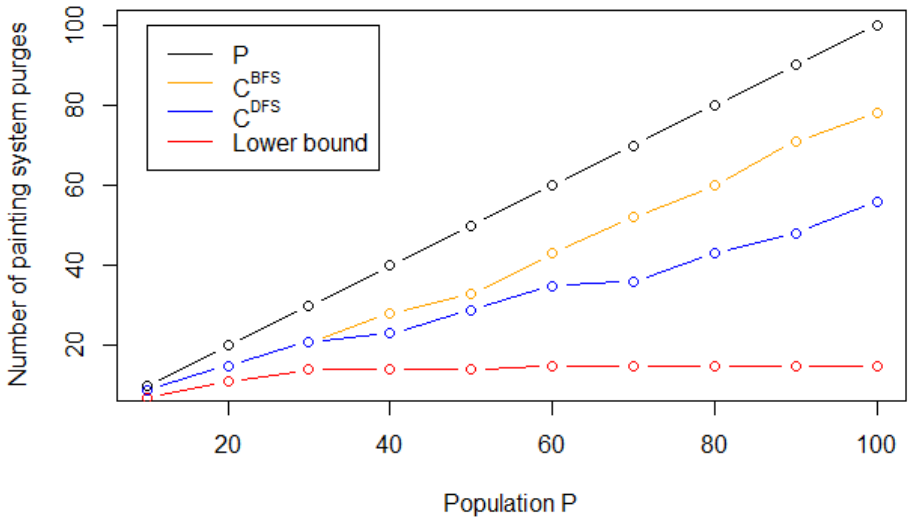


Figure 5.6 – Results of experiments with industrial-size MMSP-WP instances

the end of assembly. Each truck delivers one destination only. We also consider that trucks wait to be fully loaded before departure (the full truck load being $B_{\text{truck}} = 8$ usually).

Hence, we consider that densifying cars with the same destination in assembly would enhance the outbound logistics performances by minimizing the truck waiting time while loading. This waiting time corresponds to the elapsed time between the releases of the 1$^{\text{st}}$ and B_{truck}-th cars within a truck grouping of the same destination. Note that all cars are not delivered by truck ; thus, we will consider that not all car variants are being attributed a destination.

We call this extension Mixed-Model Sequencing Problem with Work overload minimization considering Paint shop and Outbound logistics requirements (MMSP-WPO in short).

5.4.2 New Dynamic Programming procedure for the MMSP-WPO

Using the same notations as in section 5.3.2, we adapt the previous DP procedure to consider the outbound logistics requirements. In addition, we name D the number of distinct destinations to be delivered by trucks (index $d = \{1, ..., D\}$). We define a level-graph $G_{\text{WPO}} = (\cup_{p=0}^{P} S^p_{\text{WPO}}, E_{\text{WPO}})$ with $P + 1$ levels, where S^p_{WPO} is the set of nodes $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{WPO}}$ at level p.

Definition of a node

A node $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{WPO}}$ represents an assembly line configuration when p cars have been sequenced. At state j of level p, the node $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{WPO}}$ is characterized by a vector of dimension $I + K + 2 \cdot D + 4$

as follows:

$$\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{WPO}} = \begin{pmatrix} v_1^{pj} & \cdots & v_I^{pj} \\ w_1^{pj} & \cdots & w_K^{pj} \\ x_1^{pj} & \cdots & x_D^{pj} \\ y_1^{pj} & \cdots & y_D^{pj} \\ & z^{pj} & \\ & a^{pj} & \\ & b^{pj} & \\ & c^{pj} & \end{pmatrix} \quad \text{and} \quad \overrightarrow{s}^{00}_{\text{WPO}} = \begin{pmatrix} P_1 & \cdots & P_I \\ \text{Min}_0 & \cdots & \text{Min}_K \\ 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \\ & 0 & \end{pmatrix} \tag{5.10}$$

Where:

x_d^{pj}	is the position of the first car within a grouping of destination d in the sequence
y_d^{pj}	is the number of cars already sequenced within a grouping of destination d
z^{pj}	is the total waiting time for trucks from $\overrightarrow{s}^{00}_{\text{WPO}}$ to $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{WPO}}$

The root node $\overrightarrow{s}^{00}_{\text{WPO}}$ defines the assembly line configuration at the beginning of the assembly process. It is initialized as follows: all cars are remaining to be sequenced ($v_i^{00} = P_i$) and operators start their shift at their workstation upstream border ($w_k^{00} = \text{Min}_k$). We also set the position of the first car with a grouping of destination d to 0 ($x_d^{00} = 0$), the number of cars within a destination grouping to 0 ($y_d^{00} = 0$) and the total truck waiting time to 0 as well ($z^{00} = 0$). Our assumptions regarding the paint-related variables are identical to those previously introduced for MMSP-WP.

Definition of an arc and creation of successor nodes

An arc $E_{\text{WPO}} \in G_{\text{WPO}}$ is associated to the sequencing of a variant i'. This arc exists between $\overrightarrow{s}^{pj}_{\text{WPO}}$ and $\overrightarrow{s}^{p+1,l}_{\text{WPO}}$ if **Equation 5.2** is satisfied for all $k \in \{1, ..., K\}$. The new node $\overrightarrow{s}^{p+1,l}_{\text{WPO}}$ is then created following **Equations 5.3** to **5.7** for all $i \in \{1, ..., I\}$ and $k \in \{1, ..., K\}$, as well as:

— **Equations 5.11** if variant i' is not delivered by truck (*i.e.* it does not have a registered destination)

$$x_d^{p+1,l} = x_d^{pj} \quad \text{and} \quad y_d^{p+1,l} = y_d^{pj} \quad \text{and} \quad z^{p+1,l} = z^{pj} \quad \forall d \in \{1, ..., D\} \tag{5.11}$$

— **Equations 5.12** to **5.14** if variant i' is delivered by truck to destination δ

$$x_d^{p+1,l} = x_d^{pj} \quad \forall d \neq \delta \quad \text{and} \quad x_\delta^{p+1,l} = \begin{cases} 0 & \text{if } y_\delta^{pj} = B_{\text{truck}} - 1 \\ p+1 & \text{if } y_\delta^{pj} = 0 \\ x_\delta^{pj} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5.12}$$

$$y_d^{p+1,l} = y_d^{pj} \quad \forall d \neq \delta \quad \text{and} \quad y_\delta^{p+1,l} = \begin{cases} 0 & \text{if } y_\delta^{pj} = B_{\text{truck}} - 1 \\ 1 & \text{if } y_\delta^{pj} = 0 \\ y_\delta^{pj} + 1 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5.13}$$

$$z^{p+1,l} = \begin{cases} z^{pj} + (p+1) - x_\delta^{pj} & \text{if } y_\delta^{pj} = B_{\text{truck}} - 1 \\ z^{pj} & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5.14}$$

For a clearer understanding, we illustrate the cases for **Equations 5.11** to **5.14** in **Figure 5.7**.

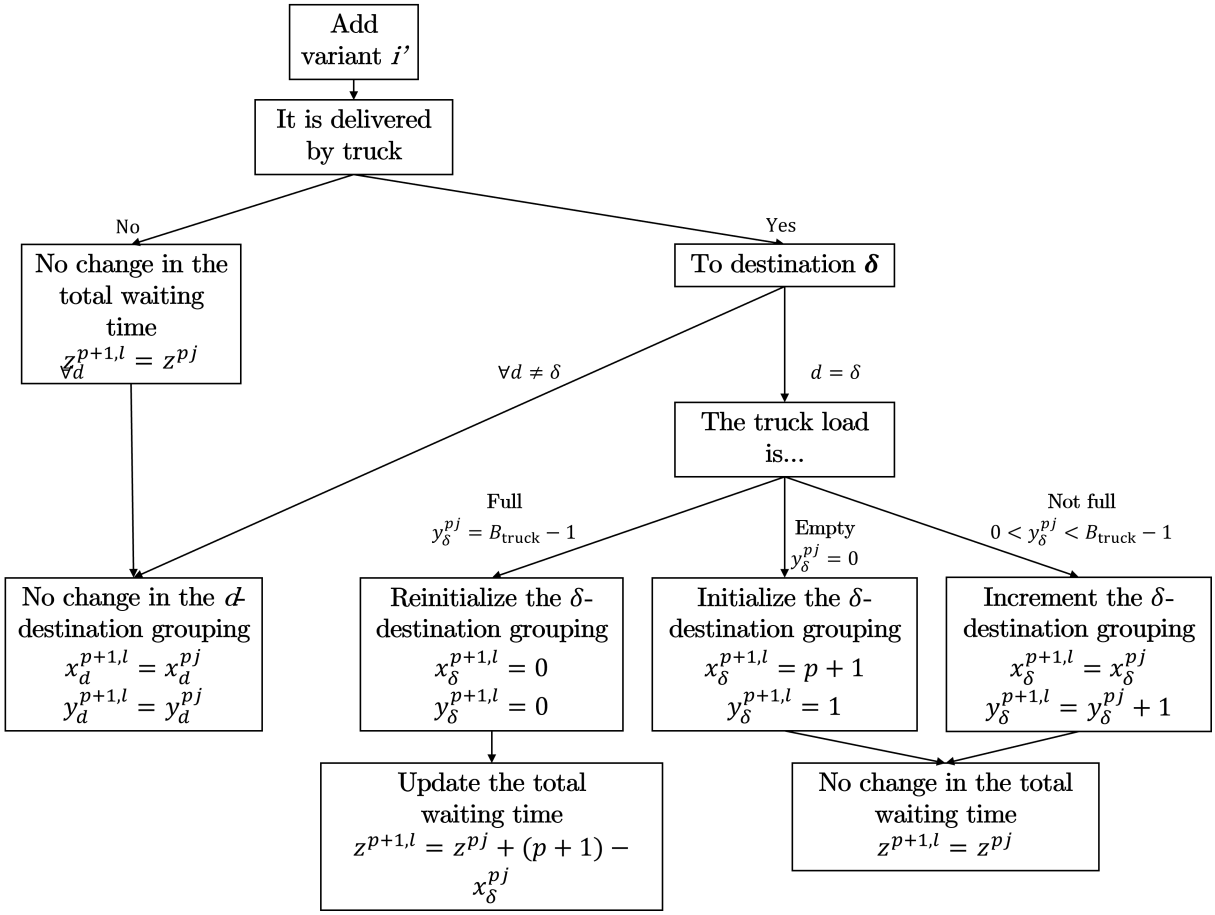


Figure 5.7 – Decision tree to manage destination groupings

Minimum total truck waiting time

Since all generated sequences are MMS-feasible, we identify the best outbound logistics-oriented sequence as the one having the minimum total truck waiting time, that we call $\mathcal{Z}^*$. It is given by:

$$\mathcal{Z}^* = \min(z^{pj}) \quad \forall j = 1, ..., |S^P_{\text{WPO}}| \tag{5.15}$$

Illustration

We consider the same illustrative example as in **§ 5.3.2**, with two variants and two workstations, where the four light orange variants ($i = 1$, paint index C_1) are deliver by truck to the same destination and the two heavy blue variants ($i = 2$, paint index C_2) are not delivered by truck. For this example, we set $B_{\text{truck}} = 4$. The DP is displayed in **Figure 5.8** for this example. It shows one sequence reaching $\mathcal{C}^* = 4$ and $\mathcal{Z}^* = 3$.

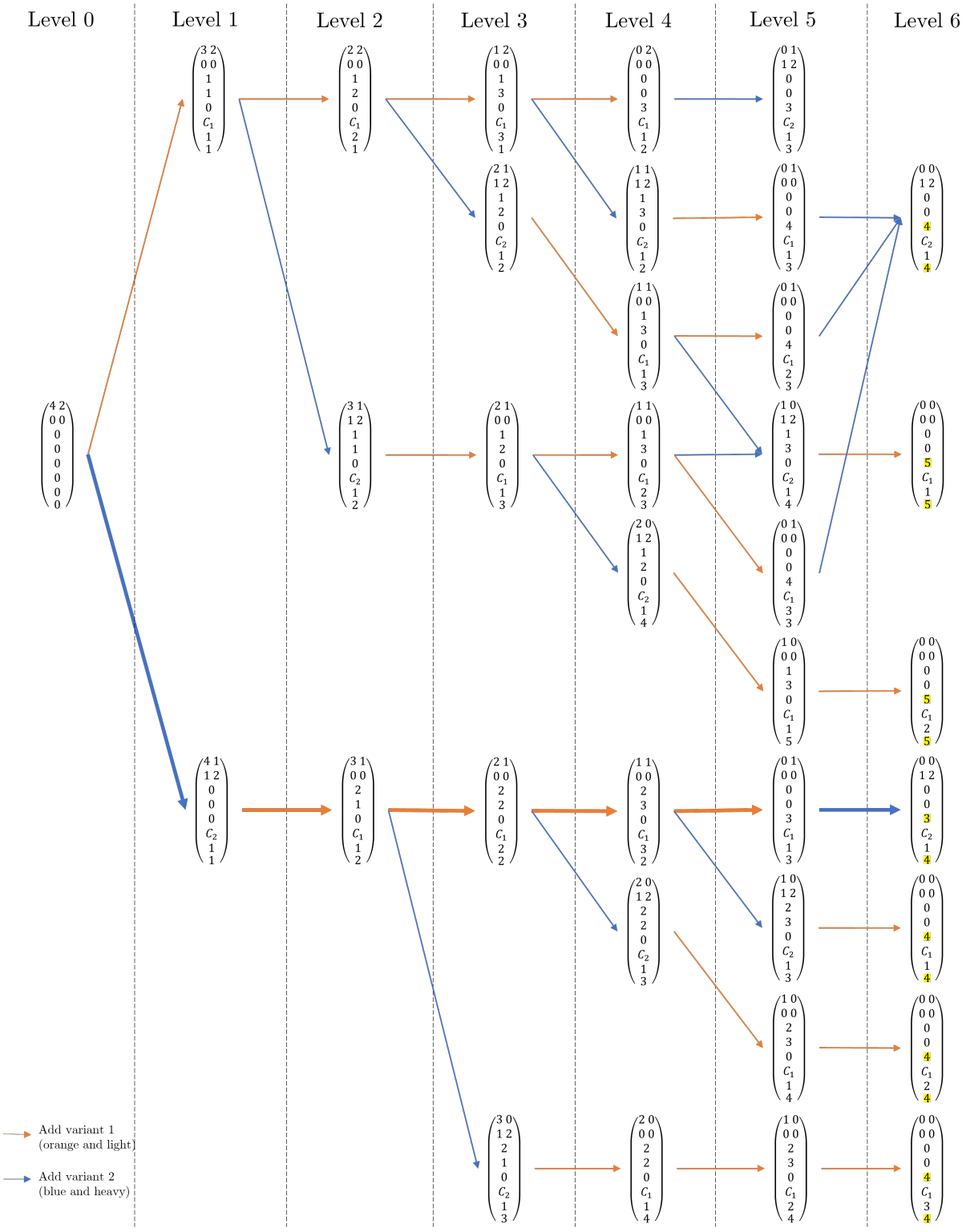


Figure 5.8 – Illustration of the DP procedure for the MMSP-WPO

5.4.3 Numerical experiments

In this part, we conduct numerical experiments to explore the MMSP-WPO graph. We search for MMS-feasible sequences and study their performances in terms of total truck waiting time as a function of the number of painting system purges. To cope with a reasonable graph size, we adapt Renault Group's production data from March 2020 by focusing on a limited number of variants out of the 161 that were manufactured. All these variants are distinct in terms of model, paint and delivery destination (if any). From these 161 variants, we select the 12 most manufactured ones that represented nearly 50% of the total production volume. We end up with the following instance: 2 models (A and B) split into $I = 12$ variants, $C = 9$ distinct car colors, $D = 4$ destinations and $K = 5$ workstations. The assembly line features are those of **§ 5.3.3**. The corresponding processing times for models are given in **Table 5.1** and the definition of variants is detailed in **Table 5.5**.

Table 5.5 – Definition of variants for the MMSP-WPO instance

i	**Model**	**Paint**	**Destination**	P_i
1	A	Ice white	-	23
2	B	Ice white	Dealer 1	16
3	A	Electric blue	-	11
4	B	Titanium grey	Dealer 1	8
5	B	Volcanic red	Dealer 1	8
6	A	Ice white	Dealer 2	8
7	A	Highland grey	-	6
8	A	Ice white	Dealer 3	5
9	B	Black	Dealer 4	5
10	A	Night blue	-	4
11	A	Silky white	Dealer 3	3
12	A	Purple	Dealer 4	3

To solve this instance, we conduct a Breadth-First Search with the following restriction on the number of nodes per level: $|S^p_{\text{WPO}}| \leq 1,000,000$. Hence we only explore a part of the MMSP-WPO graph from level $p = 0$ to $p = P$, but this allows us to find MMS-feasible sequences and assess their performances in terms of total truck waiting time as a function of the number of painting system purges. These performances are displayed in **Figure 5.9** where $\mathcal{C}^{\text{BFS}}$ and $\mathcal{Z}^{\text{BFS}}$ are the best reachable values for the number of purges and total truck waiting time.

In the part of the MMSP-WPO graph we explore, **Figure 5.9** shows that the lowest reachable number of painting system purges is $\mathcal{C}^{\text{BFS}} = 81$ and the lowest total truck waiting time is $\mathcal{Z}^{\text{BFS}} = 179$ positions (or 188 minutes since $T_{\text{cycle}} = 1.05$ min, cf. **§ 5.3.3**). However, there is no MMS-feasible sequence that reaches both $\mathcal{C}^{\text{BFS}}$ and $\mathcal{Z}^{\text{BFS}}$ in this part of the graph. On the one hand, MMS-feasible sequences achieving $\mathcal{C}^{\text{BFS}} = 81$ reach a minimum total truck waiting time of 250 positions (262 minutes ; red dot in the graph). These 250 positions can be improved to 203 (47 positions apart, or about 45 minutes) by degrading the number of purges by only 2 units (green dot). On the other hand, MMS-feasible sequences achieving $\mathcal{Z}^{\text{BFS}} = 179$ reach a minimum number of 92 painting system purges (blue dot).

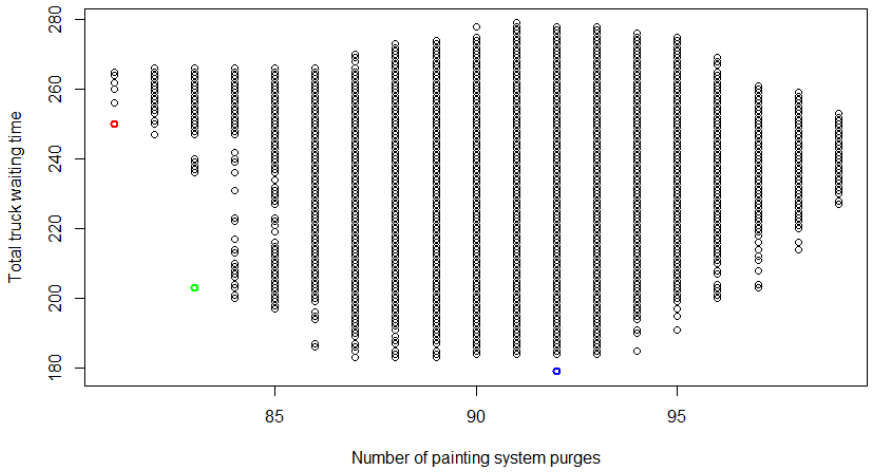


Figure 5.9 – Results of experiments with the MMSP-WPO instance (with BFS only)

Since we limit our graph exploration to 1.000.000 nodes per level for memory space and computing time reasons, more interesting sequences may be eluded. Thus to fill this gap, we follow the combined "BFS and then DFS" procedure presented in **§ 5.3.3** (with the limit of 1.000.000 nodes per level). This way, we seek for a lower reachable number of painting system purges (without looking at destination groupings in the first time). The first step with BFS delivers $\mathcal{C}^{\text{BFS}} = 74$. The second step with DFS delivers no painting system purges improvement in less than 20 minutes. To finish, we re-run a BFS by considering the total truck waiting time and restricting our research to sequences that can reach 74 purges or less. For $\mathcal{C} = 74$, the total truck waiting time ranges from 223 to 262 positions (about 212 to 250 minutes). **Figure 5.10** displays the number of MMS-feasible sequences reaching $\mathcal{C} = 74$ for each value of total truck waiting time. For the explored part of the graph, it shows that only 3 out of 113 MMS-feasible sequences reach 74 painting system purges and a total truck waiting time of 223 positions.

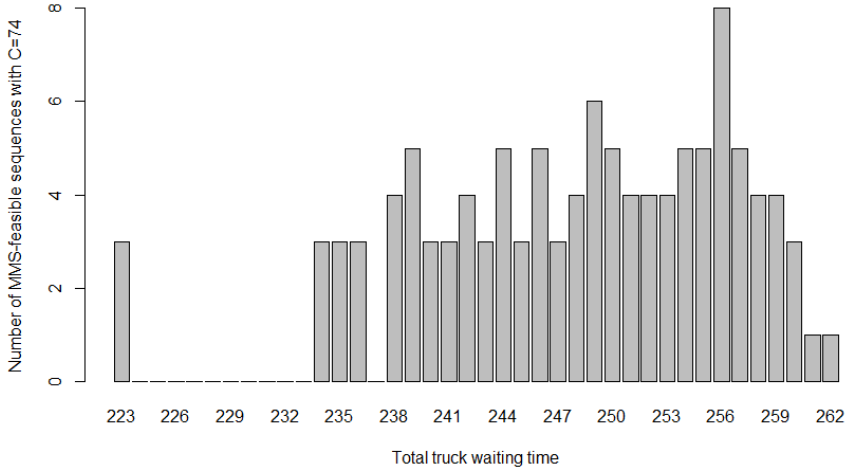


Figure 5.10 – Distribution of MMS-feasible sequences reaching $\mathcal{C} = 74$ painting system purges for each value of achievable total truck waiting time

In the end, these numerical experiments show that considering both the paint shop and the outbound logistics requirements would have some positive benefits for car manufacturers. As a matter of fact, if we have only considered the sequence quality in terms of minimum number of painting system purges in this example, we would have missed the opportunity to reduce the total truck waiting time by 38 minutes. With larger instances, the total truck waiting time could be further improved to achieve higher economies of scale in the outbound logistics.

5.5 Conclusion and perspectives

Given the diversity of cars, parts and assembly operations to handle, sequencing mixed-model assembly line remains a great challenge for today's car manufacturers. To solve this problem, many academic studies rely on the Mixed-Model Sequencing approach which is at the center of this paper. Through this study, we wanted to extend the use of MMS by considering original requirements from related manufacturing or logistics operations. Based on a real-life case study of the French car manufacturer Renault Group, we considered requirements from the paint shop and the outbound logistics through two new MMS extensions and introduced two Dynamic Programming procedures to solve them. Numerical experiments carried out on real-life Renault Group manufacturing data showed that there can be significant gaps in terms of total truck waiting time among the set of MMS-feasible sequences that achieve the lowest number of painting system purges. It therefore appears beneficial for manufacturers to consider both the paint shop and outbound logistics requirements in order to achieve the best overall performance for their supply chain.

The algorithmic complexity of this sequencing problem did not allow us to solve larger instance, nor to explore the entire graph. Thus future research could focus on the use of meta-heuristics to find a good solution quickly and explore close neighbours in the graph. Further studies could also address these extensions with multi-criteria approaches by experimenting with different weightings for the paint shop and outbound logistics requirements. It would thus be interesting to compare the quality of the sequences obtained with various prioritization with regard to the performance of the overall supply chain. Furthermore, we have not considered the intermediary buffer that allows for a little resequencing between the paint and the assembly shops. Integrating this resequencing capability would appear as a great perspective for future works to choose a better sequence regarding the total truck waiting time without degrading the effective number of purges in the paint shop.

Conclusion générale

Depuis plus d'un siècle, l'industrie automobile s'est imposée comme une référence en matière d'innovation technologique et organisationnelle. Dans ce contexte extrêmement concurrentiel, les constructeurs ont dû concevoir des systèmes de production multi-modèles et flexibles, capables de fabriquer une grande diversité de véhicules pour répondre à la demande du plus grand nombre de clients. En parallèle, la maîtrise de la chaîne logistique de bout-en-bout s'est révélée être un levier majeur de la performance des organisations industrielles en termes de qualité, de coûts et de délais.

Afin de contribuer à la performance globale des constructeurs automobiles, cette thèse a apporté un éclairage sur l'intérêt et la faisabilité d'intégrer au modèle de séquencement de la ligne de montage des stratégies de regroupement des véhicules issues de toute la chaîne logistique. Dans cette conclusion, nous présentons ainsi une synthèse des résultats de nos différentes contributions et proposons une discussion sur des perspectives.

Synthèse des contributions

Dans un premier temps, nous avons mené une revue de la littérature sur les modèles de séquencement et leurs extensions, et nous avons mis en lumière différentes opportunités de recherche pour ce projet. Nous avons commencé par identifier les trois modèles discutés dans la littérature pour le séquencement des véhicules sur une ligne de montage : le Mixed-Model Sequencing (MMS) et le Car Sequencing (CS), qui ont pour objectif de lisser la charge de travail des opérateurs, et le Level Scheduling (LS), qui est davantage employé pour lisser la consommation des pièces. La revue de la littérature nous a également permis d'identifier les différentes extensions de ces modèles. Elles sont réparties en trois catégories selon qu'elles intègrent des besoins additionnels pour l'atelier de montage, les enjeux de l'atelier de peinture ou le problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage. Hormis les extensions considérant la minimisation du nombre de purges des systèmes de peinture, il est apparu que très peu de contributions considèrent des regroupements de véhicules, et encore moins pour des raisons logistiques. Face à ces lacunes, nous avons mis en lumière quelques opportunités d'intégrer des stratégies de regroupement des véhicules au modèle de séquencement pour la chaîne logistique globale.

A la suite de cette revue de la littérature, nous avons choisi de nous concentrer sur les modèles de séquencement lissant la charge de travail, puisqu'il s'agit de la préoccupation majeure du constructeur Renault. Pour étudier la faisabilité du projet, nous avons ainsi mené une étude comparative du MMS et du CS afin de déterminer lequel de ces deux modèles est le plus adapté à l'intégration de nouveaux critères de séquencement. Plus concrètement, nous avons comparé leur

espace de solutions afin de déterminer lequel génère le plus de séquences réalisables distinctes. Pour cela, nous nous avons proposé une procédure basée sur la Programmation Dynamique afin de déterminer exhaustivement le nombre de séquences réalisables générées par chacun des modèles. Nous avons réalisé plusieurs scénarios de tests numériques à partir des données réelles de production de Renault, et déterminé les règles de séquencement du CS à l'aide des trois méthodes proposées dans la littérature (BY, MSR et USR). Ces tests numériques ont révélé que la définition de ces règles de séquencement est critique. En effet :

— Soit elles sur-contraignent l'espace de solutions du CS, auquel cas le MMS est le modèle qui génère le plus de séquences et le plus adapté à l'intégration de nouveaux critères ;

— Soit elles sous-contraignent l'espace de solutions du CS, auquel cas le CS est le modèle qui génère le plus de séquences, sans être le plus adapté puisqu'il ne garantit pas l'absence de surcharge de travail.

Seules les règles de séquencement calculées à partir de la méthode MSR sont apparues comme correctement définies, mais la comparaison avec le MMS est rendue difficile pour des populations supérieures à 20 véhicules du fait du nombre croissant de ratios à considérer, qui augmente significativement le temps de calcul. Nous avons ainsi choisi de poursuivre ce projet de recherche avec le modèle du MMS car il génère plus de séquences réalisables garantissant qu'il n'y a pas de surcharge de travail et qu'il est ainsi plus adapté à l'intégration de nouveaux critères de séquencement.

Ensuite, nous avons présenté notre étude de terrain réalisée chez Renault pour identifier de nouveaux critères de séquencement. L'objectif était de déterminer les stratégies de regroupement des véhicules en production qui pourraient servir la performance globale de la chaîne logistique. Grâce à de nombreux entretiens avec des managers, experts et opérationnels, nous avons identifié et spécifié dix stratégies de regroupement opportunes. Nous avons également évalué leur impact sur les trois dimensions fondamentales de la performance d'une chaîne logistique : la qualité, les coûts et les délais. Grâce à cette évaluation détaillée, nous avons établi une matrice d'impact pour comparer ces différentes stratégies. En synthèse, les stratégies démontrant le plus fort impact positif sont celles liées au regroupement :

— Des pièces approvisionnées en interne par stockage en bord de ligne, des véhicules produits par niveau d'équipement ou des variantes produites en faible volume, des véhicules distribués par train ou bateau vers la même destination pour la **dimension qualité** ;

— Des pièces approvisionnées de façon synchrone, des variantes produites en faible volume, des véhicules distribués par camion vers la même destination pour la **dimension coûts** ;

— Des pièces approvisionnées en interne par kit, des véhicules distribués par camion ou bateau vers la même destination pour la **dimension délais**.

Une stratégie se distingue des autres avec un plus fort impact positif global : le regroupement des véhicules distribués par camion vers la même destination. Ainsi, à l'issue de cette étude de terrain, nous avons choisi de retenir et d'intégrer au modèle de séquencement cette nouvelle stratégie de regroupement pour améliorer les performances de la logistique aval. Cette stratégie s'ajoute à celle déjà employée chez Renault et liée au regroupement de véhicules de même teinte pour optimiser la performance de l'atelier de peinture.

Pour finir, nous avons donc proposé deux nouvelles extensions du MMS. La première extension (MMSP-WP [4]) intègre les besoins de l'atelier de peinture qui reposent sur le regroupement des véhicules par lots de même couleur. Pour évaluer la qualité des séquences, nous avons ainsi

4. MMSP-WP : *MMS Problem with Work overload minimization considering Paint shop requirements*

considéré le nombre de purges des systèmes de peinture nécessaires sur toute la période de production. Cette première extension est similaire au problème que Renault résout chaque jour (à partir du modèle du CS) pour optimiser les performances de son système industriel. Dans la seconde extension (MMSP-WPO [5]), nous avons considéré en plus le regroupement de véhicules distribués par camion vers une même destination. Afin de déterminer la qualité des séquences du point de vue de la logistique aval, nous avons pris en compte le temps d'attente total cumulé des camions sur toute la période de production. Cette seconde extension constitue une véritable originalité théorique et pratique. Pour résoudre ces deux problèmes, nous avons présenté deux méthodes basées sur la Programmation Dynamique. Les tests numériques réalisés à partir d'instances réelles de Renault ont montré des écarts significatifs en termes de temps d'attente cumulé des camions parmi les séquences réalisables qui atteignent le plus bas nombre de purges. Ainsi, en considérant cette stratégie de regroupement additionnelle, les industriels peuvent prétendre à une meilleure performance pour leur chaîne logistique au global.

Perspectives

Les travaux présentés dans cette thèse ouvrent la voie à de nombreuses perspectives de recherche. Dans cette section, nous apportons des éléments de discussion sur les principales limites de cette étude et sur les pistes de recherche les plus pertinentes.

Un des premiers apports de cette thèse a été de comparer l'algorithme actuel de séquencement de Renault, basé sur le modèle du Car Sequencing, au Mixed-Model Sequencing. Nous avons montré que le MMS serait plus adapté à l'intégration de nouveaux critères de séquencement et à la minimisation des surcharges de travail. D'un point de vue industriel, la première limite de ce travail de recherche réside donc dans la conduite du changement qui serait nécessaire pour passer du modèle actuel du CS au MMS. En effet, le remplacement du CS par le MMS engendrerait beaucoup de changements dans les systèmes d'information et pour les métiers qui gèrent la programmation industrielle. Pour remédier à cela, une première perspective pour les industriels serait de mener une étude approfondie sur la qualité des règles de séquencement définies par les usines. Par la suite, le recours à des méthodes de calcul telles que USR_{MSR} pourrait aider à les affiner.

En termes de modélisation, nous avons résolu le problème de séquencement grâce à des méthodes basées sur la Programmation Dynamique. Nous avons rapidement atteint leur limite de résolution en termes de population de véhicules, de nombre de variantes, de postes de travail, de peintures et de destinations. Ainsi, nous n'avons pu comparer le MMS et le CS que sur la base d'une population restreinte (100 véhicules au mieux) dans le **chapitre 3** et nous n'avons pu explorer qu'une partie des graphes en largeur dans le **chapitre 5**. Dans ce dernier cas, il est possible que de meilleures solutions en termes de nombre de purges et de temps d'attente total des camions nous aient échappé. Ainsi, une autre perspective pour ces travaux de recherche pourrait consister à employer des algorithmes basés sur des recherches locales ou des métaheuristiques par exemple. Ces approches sont d'ailleurs très courantes quand il s'agit de résoudre le problème de séquencement seul, à l'instar de McMullen (2010); Mosadegh et al. (2017, 2020); Wu et al. (2021). Par ailleurs, des études plus approfondies pourraient permettre de résoudre ces extensions sous la forme de problèmes multicritères en expérimentant plusieurs pondérations pour les différents critères considérés. Il serait ensuite intéressant de comparer la qualité des séquences

5. MMSP-WPO : *MMS Problem with Work overload minimization considering Paint shop and Outbond logistics requirements*

optimales obtenues avec ces différentes pondérations.

En ce qui concerne l'étude de terrain présentée dans le **chapitre 4**, nous avons identifié 10 stratégies de séquencement, puis nous avons choisi de n'en retenir qu'une pour la preuve de concept. Par conséquent, cette thèse contient encore un vivier de 9 opportunités pour améliorer les performances de la chaîne logistique. Une autre perspective de recherche – tant théorique que pratique – serait de donc considérer ces stratégies pour la planification et l'ordonnancement de la production. Du point de vue théorique, l'ajout une nouvelle stratégie est relativement aisé à implémenter dans notre modèle du MMS, mais avec les mêmes limites de résolution que citées précédemment. Pour les stratégies de regroupement basées sur les pièces, il pourrait d'ailleurs être intéressant de considérer la pertinence d'un modèle hybride MMS + LS et d'évaluer en quoi l'intégration d'un objectif de lissage de la consommation des pièces pourrait impacter positivement la logistique amont et interne. Du point de vue industriel, intégrer une de ces 10 stratégies aux systèmes de planification et d'ordonnancement de la production pourrait engendrer des changements plus ou moins conséquents, en fonction de la disponibilité des informations nécessaires. Par exemple, les données sur la destination des véhicules sont d'ores et déjà facilement accessibles aux systèmes de la programmation industrielle, ce qui faciliterait l'intégration des stratégies de regroupement de la logistique aval. En revanche, ce n'est pas actuellement le cas pour les données sur la nature et le mode d'approvisionnement des pièces. L'intégration de stratégies de regroupement pour la logistique amont et interne demanderait donc plus d'efforts d'adaptation des systèmes d'information.

Bibliographie

Aase, G. R., Olson, J. R., & Schniederjans, M. J. (2004). U-shaped assembly line layouts and their impact on labor productivity : An experimental study. *European Journal of Operational Research*, *156*, 698–711.

Abdul Nazar, K., & Pillai, V. M. (2015). A bit-wise mutation algorithm for mixed-model sequencing in JIT production systems. *International Journal of Production Research*, *53*, 5931–5947.

Adams, W. C. (2015). *Conducting Semi-Structured Interviews*. Wiley Blackwell.

Aha, B., Hettich, D., Merkle, C., Zimmermann, R., & Filzek, J. (2020). Advantage in friction control in the automotive press shop by prelube 2nd generation. *Procedia Manufacturing*, *47*, 566–569.

Akgündüz, O. S., & Tunali, S. (2010). An adaptive genetic algorithm approach for the mixed-model assembly line sequencing problem. *International Journal of Production Research*, *48*, 5157–5179.

Alliance Supply Chain (2018). Alliance Production Way Main Book.

Alliance Supply Chain (2020). Alliance Supply Chain Excellence Tracking Tool (ASETT) - CY2020 annual report.

Amatucci, M., & Mariotto, F. L. (2012). The internationalisation of the automobile industry and the roles of foreign subsidiaries. *International Journal of Automotive Technology and Management*, *12*, 55–75.

Ambilkar, P., Ganapathy, L., & Pundir, A. (2017). A review of resequencing in mixed-model assembly lines. In *XXI Annual International Conference of the Society of Operations Management, Ahamedabad, Gujrat, India*.

Anzanello, M. J., & Fogliatto, F. S. (2011). Selecting the best clustering variables for grouping mass-customized products involving workers learning. *International Journal of Production Economics*, *130*, 268–276.

APICS (2013). APICS Dictionnary - The essential supply chain reference (fourteenth edition).

Aroui, K. (2015). *Séquencement d'une ligne de montage multi-modèles : application à l'industrie du véhicule industriel*. Ph.D. thesis, Université Grenoble Alpes.

Aroui, K., Alpan, G., & Frein, Y. (2017). Minimising work overload in mixed-model assembly lines with different types of operators : a case study from the truck industry. *International Journal of Production Research*, *55*, 6305–6326.

Audi (2021). Smart factory at Audi : this is where the digitization of the industry is heading. URL https://www.audi.com/en/experience-audi/mobility-and-trends/digitalization/smart-factory-at-audi.html

Baratou, P. (1998). *Gestion réactive des stocks intermédiaires d'un flux de production automobile*. Ph.D. thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille.

Bard, J. F., Dar-Elj, E., & Shtub, A. (1992). An analytic framework for sequencing mixed model assembly lines. *International of Production Research*, *30*, 35–48.

Bard, J. F., Shtub, A., & Joshi, S. B. (1994). Sequencing mixed-model assembly lines to level parts usage and minimize line length. *International Journal of Production Research*, *32*, 2431–2454.

Battaïa, O., & Dolgui, A. (2013). A taxonomy of line balancing problems and their solution approaches. *International Journal of Production Economics*, *142*, 259–277.

Bautista, J., Alfaro, R., & Batalla, C. (2015a). Modeling and solving the mixed-model sequencing problem to improve productivity. *International Journal of Production Economics*, *161*, 83–85.

Bautista, J., Alfaro-Pozo, R., & Batalla-García, C. (2015b). Consideration of human resources in the mixed-model sequencing problem with work overload minimization : legal provisions and productivity improvement. *Expert Systems With Applications*, *42*, 8896–8910.

Bautista, J., & Cano, A. (2011). Solving mixed model sequencing problem in assembly lines with serial workstations with work overload minimisation and interruption rules. *European Journal of Operational Research*, *210*, 495–513.

Bautista, J., Cano, A., & Alfaro, R. (2012). Models for MMSP-W considering workstation dependencies : A case study of nissan's barcelona plant. *European Journal of Operational Research*, *223*, 669–679.

Bautista, J., Companys, R., & Corominas, A. (1996). Heuristics and exact algorithms for solving the monden problem. *European Journal of Operational Research*, *88*, 101–113.

Bautista-Valhondo, J., & Alfaro-Pozo, R. (2018). An expert system to minimize operational costs in mixed-model sequencing problems with activity factors. *Expert Systems with Applications*, *104*, 185–201.

Beziat, E. (2021). La pénurie de puces électroniques handicape le secteur automobile. URL https://www.lemonde.fr/economie/article/2021/01/23/la-penurie-de-puces-electroniques-handicape-le-secteur-automobile_6067345_3234.html

Blumenfeld, D. E., Burns, L. D., & Daganzo, C. F. (1991). Synchronizing production and transportation planning. *Transportation Research Part B : Mathodological*, *25*, 23–37.

Bolat, A., & Yano, C. A. (1992). Scheduling algorithms to minimize utility work at a single station on a paced assembly line. *Production Planning & Control*, *3*, 393–405.

Boysen, N., & Bock, S. (2011). Scheduling just-in-time par supply for mixed-model assembly lines. *European Journal of Operational Research*, *211*, 15–25.

Boysen, N., Emde, S., Hoeck, M., & Kauderer, M. (2015). Part logistics in the automotive industry : decision problem, literature review and research agenda. *European Journal of Operational Research*, *242*, 17–120.

Boysen, N., Fliedner, M., & Scholl, A. (2007). A classification of assembly line balancing problems. *European Journal of Operational Research*, *183*, 674–693.

Boysen, N., Fliedner, M., & Scholl, A. (2008). Assembly line balancing : which model to use when ? *International Journal of Production Economics*, *111*, 509–528.

Boysen, N., Fliedner, M., & Scholl, A. (2009a). Level scheduling of mixed-model assembly lines under storage constraints. *International Journal of Production Research*, *47*, 2669–2684.

Boysen, N., Fliedner, M., & Scholl, A. (2009b). The product rate variation problem and its relevance in real world mixed-model assembly lines. *European Journal of Operational Research*, *197*, 818–824.

Boysen, N., Fliedner, M., & Scholl, A. (2009c). Production planning of mixed-model assembly lines : Overview and extensions. *Production Planning and Control*, *20*, 455–471.

Boysen, N., Fliedner, M., & Scholl, A. (2009d). Sequencing mixed-model assembly lines : Survey, classification and model critique. *European Journal of Operational Research*, *192*, 349–373.

Boysen, N., Kiel, M., & Scholl, A. (2011). Sequencing mixed-model assembly lines to minimise the number of work overload situations. *International Journal of Production Research*, *49*, 4735–4760.

Boysen, N., Scholl, A., & Wopperer, N. (2012). Resequencing of mixed-model assembly lines : survey and research agenda. *European Journal of Operational Research*, *216*, 594–604.

Boysen, N., & Zenker, M. (2013). A decomposition approach for the car resequencing problem with selectivity banks. *Computers & Operations Research*, *40*, 98–108.

Bozarth, C. C., Warsing, D. P., Flynn, B. B., & Flynn, E. J. (2009). The impact of supply chain complexity on manufacturing plant performance. *Journal of Operations Management*, *27*, 78–93.

Bozer, Y. A., & McGinnis, L. F. (1992). Kitting versus line stocking : A conceptual framework and a descriptive model. *International Journal of Production Economics*, *28*, 1–19.

Briant, O., Naddef, D., & Mounié, G. (2008). Greedy approach and multi-criteria simulated annealing for the car sequencing problem. *European Journal of Operational Research*, *191*, 993–1003.

Bruno, G., Antonelli, D., & Stadnicka, D. (2021). Evaluating the effect of learning rate, batch size and assignment strategies on the production performance. *Journal of Industrial and Production Engineering*, *38*, 137–147.

Bysko, S., Krystek, J., & Bysko, S. (2020). Automotive paint shop 4.0. *Computers & Industrial Engineering*, *139*, 1–13.

Büyüközkan, G., & Göçer, F. (2018). Digital Supply Chain : Literature review and a proposed framework for future research. *Computers in Industry*, *97*, 157–177.

Castellano, D., Gallo, M., Grassi, A., & Santillo, L. C. (2019). Batching decisions in multi-item production systems with learning effect. *Computers & Industiral Engineering*, *131*, 578–591.

Celano, G., Costa, A., & Fichera, S. (2004a). A comparative analysis of sequencing heuristics for solving the toyota goal chasing problem. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, *20*, 573–581.

Celano, G., Costa, A., Fichera, S., & Perrone, G. (2004b). Human factor policy testing in the sequencing of manual mixed model assembly lines. *Computers & Operations Research*, *31*, 39–59.

Celano, G., Fichera, S., Grasso, V., Commare, U. L., & Perrone, G. (1999). An evolutionary approach to multi-objective scheduling of mixed model assembly lines. *Comuters & Industrial Engineering*, *37*, 69–73.

Cevikcan, E., & Durmusoglu, M. B. (2011). Minimising utility work and utility worker transfers for a mixed-model assembly line. *International Journal of Production Research*, *49*, 7293–7314.

Clark, A., Almada-Lobo, B., & Almeder, C. (2011). Lot sizing and scheduling : Industrial extensions and research opportunities. *International Journal of Production Research*, *49*, 2457–2461.

Cooney, R. (2002). Is "lean" a universal production system ? batch production in the automotive industry. *International Journal of Operations and Production Management*, *22*, 1130–1147.

Copil, K., Wörbelauer, M., Meyr, H., & Tempelmeier, H. (2017). Simultaneous lotsizing and scheduling problems : a classification and review of models. *OR Spectrum*, *39*.

Cordeau, J.-F., Laporte, G., & Pasin, F. (2008). Iterated tabu search for the car sequencing problem. *European Journal of Operational Research*, *191*, 945–956.

Crafts, N. (2011). Explaining the first Industrial Revolution : two views. *European Review of Economic History*, *15*, 153–168.

CSCMP (2013). Council of Supply Chain Management Professionals. Supply Chain Management : Terms and Glossary.

Dar-El, E. M. (1978). Mixed-model assembly line sequencing problems. *Omega*, *6*, 313–323.

Dar-El, E. M., & Cother, R. F. (1975). Assembly line sequencing for model mix. *International Journal of Production Research*, *13*, 463–477.

Dong, J., Zhang, L., Xiao, T., & Mao, H. (2014). Balancing and sequencing of stochastic mixed-model assembly U-lines to minimise the expectation of work overload time. *International Journal of Production Research*, *52*, 7529–7548.

Drexl, A., & Kimms, A. (2001). Sequencing JIT mixed-model assembly lines under station-load and part-usage constraints. *Management Science*, *47*, 480–491.

Drexl, A., Kimms, A., & Matthießen, L. (2006). Algorithms for the car sequencing and the level scheduling problem. *Journal of Scheduling*, *9*, 153–176.

Dörnhöfer, M., Schröder, F., & Günthner, W. A. (2016). Logistics performance measurement system for the automotive industry. *Logistics Research*, *9*.

Emde, S., & Boysen, N. (2012). Optimally locating in-house logistics areas to facilitate JIT-supply of mixed-model assembly lines. *International Journal of Production Economics*, *135*, 393–402.

Estellon, B., Gardi, F., & Nouioua, K. (2005). Two local search approaches for solving real-life car sequencing problems. *European Journal of Operational Research*, *191*, 928–944.

European Automobile Manufacturers' Association (2020). World motor vehicle production. URL `https://www.acea.auto/figure/world-motor-vehicle-production/`

Fahimnia, B., Farahani, R. Z., Marian, R., & Luong, L. (2013). A review and critique on integrated production–distribution planning models and techniques. *Journal of Manufacturing Systems*, *32*, 1–19.

Fink, S., & Benz, F. (2019). Flexibility planning in global inbound logistics. *Procedia CIRP*, *79*, 415–420.

Fisher, M. L., & Itter, C. D. (1996). The impact of product variety on automobile assembly operations ; analysis and evidence. *Management Science*, *45*, 71–786.

Flynn, B. B., Huo, B., & Zhao, X. (2010). The impact of supply chain integration on performance : a contingency and configuration approach. *Journal of Operations Management*, *28*, 58–71.

Ford, H., & Crowther, S. (1922). *My life and work*. Garden City, New York, USA : Garden City Publishing Company.

Franz, C., Hällgren, E. C., & Koberstein, A. (2014). Resequencing orders on mixed-model assembly lines : Heuristic approaches to minimise the number of overload situations. *International Journal of Production Research*, *52*, 5823–5840.

Gagné, C., Gravel, M., & Price, W. L. (2006). Solving real car sequencing problems with ant colony optimization. *European Journal of Operational Research*, *174*, 1427–1448.

Gao, S., Qi, L., & Lei, L. (2015). Integrated batch production and distribution scheduling with limited vehicle capacity. *International Journal of Production Economics*, *160*, 13–25.

Garay-Rondero, C. L., Martinez-Flores, J. L., Smith, N. R., Morales, S. O. C., & Aldrette-Malacara, A. (2020). Digital supply chain model an Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management*, *31*, 887–933.

Geffen, C., & Rothenberg, S. (2000). Suppliers and environmental innovation : the automotive paint shop. *International Journal of Operations & Production Management*, *20*, 166–186.

Ghrab, Y. (2021). *L'impact de l'agrégation des familles de produits sur les ventes et la planification des opérations dans un contexte de personnalisation de masse : Une application dans l'industrie automobile*. Ph.D. thesis, Université Paris Dauphine.

Giard, V., & Jeunet, J. (2006). Modélisation du problème général d'ordonnancement de véhicules sur une ligne de production et d'assemblage. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, *40*, 463–496.

Giard, V., & Jeunet, J. (2010). Optimal sequencing of mixed models with sequence-dependent setups and utility workers on an assembly line. *International Journal of Production Economics*, *123*, 290–300.

Gimenez, C., van der Vaar, T., & van Donk, D. P. (2012). Supply chain integraiton and performance : the moderating effect of supply complexity. *International Journal of Operations and Production Management*, *32*, 583–610.

Glock, C. H., Grosse, E. H., Jaber, M. Y., & Smunt, T. L. (2019). Applications of learning curves in production operations management : A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, *131*, 422–441.

Glock, C. H., Grosse, E. H., & Ries, J. M. (2014). The lot sizing problem : a terciary study. *International Journal of Production Economics*, *155*, 39–51.

Golle, U., Boysen, N., & Rothlauf, F. (2010). Analysis and design of sequencing rules for Car Sequencing. *European Journal of Operational Research*, *206*, 579–585.

Golle, U., Rothlauf, F., & Boysen, N. (2014). Car sequencing versus mixed-model sequencing : A computational study. *European Journal of Operational Research*, *237*, 50–61.

Gravel, M., Gagné, C., & Price, W. L. (2005). Review and comparison of the three methods for the solution of the car sequencing problem. *Journal of the Operational Research Society*, *56*, 1287–1295.

Grillneder, S., & Crusius, M. (2021). Audi is creating a universal digital customer experience. URL `https://www.audi-mediacenter.com/en/press-releases/audi-is-creating-a-universal-digital-customer-experience-14194`

Gunay, E. E., & Kula, U. (2017). A stochastic programming model for resequencing buffer content optimisation in mixed-model assembly lines. *International Journal of Production Research*, *55*, 2897–2912.

Guo, G., & Ryan, S. M. (2021). Sequencing mixed-model assembly lines with risk-averse stochastic mixed-integer programming. *International Journal of Production Research*.

Gusikhin, O., Caprihan, R., & Stecke, K. E. (2008). Least in-sequence probability heuristic for mixed-volume production lines. *International Journal of Production Research*, *46*, 647–673.

Hall, N. G., & Potts, C. N. (2003). Supply chain scheduling : Batching and delivery. *Operations Research*, *51*, 566–584.

Hansen, J. O., Kampker, A., & Triebs, J. (2018). Approaches for flexibility in the future automobile body shop : results of a comprehensive cross-industry study. In *51st CIRP Conference on Manufacturing Systems*, (pp. 995–1002).

Hanson, R., & Medbo, L. (2019). Man-hour efficiency of manual kit preparation in the materials supply to mass-customised assembly. *International Journal of Production Research*, *57*, 3735–3747.

Harris, F. (1913). How many parts to make at once. *Factory. The Magazine of Management*, *10*, 135–136.

Holweg, M., & Pil, F. K. (2004). *The Second Century : reconnecting customer and value chain through build-to-order*. MIT Press, Cambridge, MA.

Hottenrott, A., Waidner, L., & Grunow, M. (2021). Robust car sequencing for automotive assembly. *European Journal of Operational Research*, *291*, 983–994.

Hu, S. J. (2013). Evolving paradigms of manufacturing : from mass production to mass cutomization and personalization. In *Procedia CIRP*, vol. 7.

Hyun, C. J., Kim, Y., & Kim, Y. K. (1998). A genetic algorithm for multiple objective sequencing problems in mixed model assembly lines. *Computers & Operations Research*, *25*, 675–690.

Ilanković, N., Zelić, A., Gubán, M., & Szabó, L. (2020). Smart factories – The product of Industry 4.0. *Prosperitas*, *7*, 19–31.

Inman, R. R., & Bulfin, R. L. (1991). Note – Sequencing JIT Mixed-Model Assembly Lines. *Management Science*, *37*, 901–904.

Inman, R. R., & Bulfin, R. L. (2007). Quick and dirty sequencing for mixed-model multi-level JIT systems. *International Journal of Production Research*, *30*, 2011–2018.

Jahren, E., & Asín-Achá, R. (2017). A column generation approach and new bounds for the car sequencing problem. *Annals of Operations Research*, *264*, 193–211.

Jain, A., Jain, P., Chan, F. T., & Singh, S. (2013). A review on manufacturing flexibility. *International Journal of Production Research*, *51*, 5946–5970.

Jans, R., & Degraeve, Z. (2008). Modeling industrial lot sizing problems : A review. *International Journal of Production Research*, *46*, 1619–1643.

Jin, M., Luo, Y., & Eksioglu, S. D. (2008). Integration of production sequencing and outbound logistics in the automotive industry. *International Journal of Production Economics*, *113*, 766–774.

Jin, M., & Wu, S. D. (2003). A new heuristic method for mixed model assembly line balancing problem. *Computer & Industrial Engineering*, *44*, 159–169.

Joly, A., & Frein, Y. (2008). Heuristics for an industrial Car Sequencing problem considering paint and assembly shop objectives. *Computers ans Industrial Engineering*, *55*, 295–310.

Kara, Y., Ozcan, U., & Peker, A. (2007). Balancing and sequencing mixed-model just-in-time U-lines with multiple objectives. *Applied Mathematics and Computation*, *184*, 566–588.

Kim, S., & Jeong, B. (2007). Product sequencing problem in mixed-model assembly line to minimize unfinished works. *Computers & Industrial Engineering*, *53*, 206–214.

Kim, Y. K., Hyun, C. J., & Kim, Y. (1996). Sequencing in mixed model assembly lines : A genetic algorithm approach. *Computers & Operations Research*, *23*, 1131–1145.

Kim, Y. K., Kim, J. Y., & Kim, Y. (2006). An endosymbiotic evolutionary algorithm for the integration of balancing and sequencing in mixed-model U-lines. *European Journal of Operational Research*, *168*(3), 838–852.

Kotani, S., Ito, T., & Ohno, K. (2004). Sequencing problem for a mixed-model assembly line in the toyota production system. *International Journal of Production Research*, *42*, 4955–4974.

Kreipl, S., & Pinedo, M. (2009). Planning and scheduling in supply chains : An overview of issues in practice. *Production and Operations Management*, *13*, 77–92.

Kubiak, W. (2003). On small deviations conjecture. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences. Technical Sciences*, *51*, 189–203.

Kucukkoc, I., & Zhang, D. Z. (2015). Balancing of parallel u-shaped assembly lines. *Computers and Operations Research*, *64*, 233–244.

Kuik, R., & Salomon, M. (1994). Batching decisions : structure and models. *European Journal of Operational Research*, *75*, 243–263.

Lalami, I. (2016). *Planification de la production des usines de mécanique en coordination avec les usines d'assemblage de véhicules*. Ph.D. thesis, Université Grenoble Alpes.

Lesert, A. (2006). *Sur l'évaluation de la flexibilité de l'atelier de montage d'une usine terminale automobile*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble.

Lesert, A., Alpan, G., & Frein, Y. (2011). Definition of spacing constraints for the car sequencing problem. *International Journal of Production Research*, *49*, 963–994.

Li, Y., Yang, X., & Yang, Z. (2019). Uncertain learning curve and its application in scheduling. *Computers and Industrial Engineering*, *131*, 534–541.

Liker, J. (2018). *Le modèle Toyota : 14 principes qui feront la réussite de votre entreprise*. Pearson France, Paris.

Likert, R. (1932). A technique for the measurement of attitudes. *Archives of Psychology*, *140*, 1–55.

Lim, L. L. (2014). *Nouveau modèle de planification industrielle et commerciale avec approvisionnement long dans l'industrie automobile : approche par simulation-optimisation*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble.

Lopes, T. C., Michels, A. S., Sikora, C. G. S., Molina, R. G., & Magatão, L. (2018). Balancing and cyclically sequencing synchronous, asynchronous, and hybrid unpaced assembly lines. *International Journal of Production Economics*, *203*, 216–224.

Lopes, T. C., Sikora, C. G. S., michels, A. S., & Magatão, L. (2020). An iterative decomposition for asynchronous mixed-model assembly lines : combining balancing, sequencing, and buffer allocation. *International Journal of Operational Research*, *58*, 615–630.

Louis, A., Alpan, G., Penz, B., & Benichou, A. (2020). On the interest of reconsidering a real-life Car Sequencing model. In *International Conference on Information, Logistics and Supply Chain - ILS 2020*. Austin, United States.

Lui, X., Yang, X., & Lei, M. (2021). Optimisation of mixed-model assembly line balancing problem under uncertain demand. *Journal of Manufacturing Systems*, *59*, 214–227.

Mair, A. (1994). Honda's global flexifactory network. *International Journal of Operations and Production Management*, *14*, 6–23.

Mair, A. (2010). Reconciling managerial dichotomies at Honda Motors. In B. De Wit, & R. Meyer (Eds.) *Strategy : process, content, context*, (pp. 657–672). United Kingdom : Cengage Learning EMEA.

McMullen, P. R. (2010). JIT mixed-model sequencing with batching and setup considerations via search heuristics. *International Journal of Production Research*, *48*, 6559–6582.

Mellat-Parast, M., & Spillan, J. E. (2014). Logistics and supply chain process integration as a source of competitive advantage. *The International Journal of Logistics Management*, *25*, 289–314.

Menage, G. (2021). Blocage du Canal de Suez : quelles conséquences sur le monde ? URL `https://www.forbes.fr/business/blocage-du-canal-de-suez`

Mentzer, J. T., DeWitt, W., Keebler, J. S., Min, S., Nix, N. W., Smith, C. D., & Zacharia, Z. G. (2001). Defining supply chain management. *Journal of Business Logistics*, *22*, 1–25.

Miltenburg, J. (1998). Balancing U-lines in a multiple U-line facility. *European Journal of Operational Research*, *109*, 1–23.

Monden, Y. (1993). *Toyota Production System : an integrated approach to Just in Time*. Springer US.

Morrar, R., Arman, H., & Mousa, S. (2017). The Fourth Industrial Revolution (Industry 4.0) : a social innovation perspective. *Technology Innovation Management Review*, *7*, 12–20.

Mosadegh, H., Ghomi, S. M. F., & Süer, G. A. (2017). Heuristic approaches for mixed-model sequencing problem with stochastic processing times. *International Journal of Production Research*, *55*, 2857–2880.

Mosadegh, H., Ghomi, S. M. F., & Süer, G. A. (2020). Stochastic mixed-model assembly line sequencing problem : Mathematical modeling and Q-learning based simulated annealing hyper-heuristics. *European Journal of Operational Research*, *282*, 530–544.

Nembhard, D. A., & Sun, Y. (2019). A symbolic genetic programming approach for identifying models of learning-by-doing. *Computers and Industrial Engineering*, *131*, 524–533.

Nguyen, A., & Cung, V.-D. (2005). Le problème du Car Sequencing RENAULT et le Challenge ROADEF'2005. *Premières Journées Francophones de Programmation par Contraintes*, *CRIL - CNRS FRE 2499, Jun 2005, Lens*, 3–10.

Noroozi, A., Mazdeh, M. M., Heydari, M., & Rasti-Barzoki, M. (2018). Coordinating order acceptance and integrated production-distribution scheduling with batch delivery considering third party logistics distribution. *Journal of Manufacturing Systems*, *46*, 29–45.

Okamura, K., & Yamashina, H. (1979). A heuristic algorithm for the assembly line model-mix sequencing problem to minimize the risk of stopping the conveyor. *International Journal of Production Research*, *17*, 233–247.

Ostermeier, F. F. (2020). On the trade-offs between scheduling objectives for unpaced mixed-model assembly lines. *International Journal of Production Research*, (pp. 1–28).

Park, Y. B. (2005). An integrated approach for production and distribution planning in supply chain management. *International Journal of Production Research*, *43*, 1205–1224.

Pereira, J., & Vilà, M. (2015). An exact algorithm for the mixed-model level scheduling problem. *International Journal of Production Research*, *53*, 5809–5825.

Pil, F., & Holweg, M. (2004). Linking product variety to order-fulfillment strategies. *Interfaces*, *34*, 394–403.

Prajogo, D., & Olhager, J. (2012). Supply hain integration and performance : the effects of long-term relationships, information technology and sharing, and logistic integration. *International Journal of Production Economics*, *135*, 514–522.

Protzman, C., McNamara, J., & Protzman, D. (2016). *One-Piece Flow vs. Batching : A Guide to Understanding How Continuous Flow Maximizes Productivity and Customer Value*. CRC Press, Taylor and Francis Group.

PSA (2016). Industrial performance : the future's plant at the service of industrial excellence. URL `https://www.groupe-psa.com/en/automotive-group/industrial-performance/`

Rae, J. B., & Binder, A. K. (2020). Automotive industry. URL `https://www.britannica.com/technology/automotive-industry`

Ribeiro, C. C., Aloise, D., Noronha, T. F., Rocha, C., & Urrutia, S. (2008). An efficient implementation of a vns/ils heuristic for a real-life car sequencing problem. *European Journal of Operational Research*, *191*, 596–611.

Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2020). Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles. *International Journal of Production Research*, *58*, 1644–1661.

Sali, M. (2012). *Exploitation de la demande prévisionnelle pour le pilotage des flux amont d'une chaîne logistique dédiée à la production de masse de produits fortement diversifiés*. Ph.D. thesis, Université Paris-Dauphine.

Sali, M., Sahin, E., & Patchong, A. (2015). An empirical assessment of the performances of three line feeding modes used in the automotive sector : line stocking vs. kitting vs. sequencing. *International Journal of Production Research*, *53*, 1439–1459.

Sarker, B. R., & Pan, H. (2001). Designing a mixed-model, open-station assembly line using mixed-integer programming. *Journal of the Operational Research Society*, *52*, 545–558.

Scholl, A. (1999). *Balancing and sequencing of assembly lines*. Physica-Verlag Heidelberg.

Scholl, A., Klein, R., & Domschke, W. (1998). Pattern based vocabulary building effectively sequencing mixed-model assembly lines. *Journal of Heuristics*, *4*, 359–381.

Serrano, C. (2017). *Planification et ordonnancement des activités dans un centre de crossdock international*. Ph.D. thesis, Université de Lyon.

Sivasankaran, P., & Shahabudeen, P. (2014). Literature review of assembly line balancing problems. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *73*, 1665–1694.

Sivasubramanian, R., Selladurai, V., & Rajamramasamy, N. (2000). The effect of the drum-buffer-rope (dbr) approach on the performance of a synchronous manufacturing system (sms). *Production Planning & Control*, *11*, 820–824.

Solnon, C., Cung, V.-D., Nguyen, A., & Artigues, C. (2008). The Car Sequencing problem : overview of state-of-the-art methods and industrial case-study of the ROADEF' 2005 challenge problem. *European Journal of Operational Research*, *191*, 912–927.

Spieckermann, S., Gutenschwager, K., & Voß, S. (2004). A sequential ordering problem in automotive paint shops. *International Journal of Production Research*, *42*, 1865–1878.

Staeblein, T., & Aoki, K. (2015). Planning and scheduling in the automotive industry : a comparison of industrial practice at German and Japanese makers. *International Journal of Production Economics*, *162*, 258–272.

Stevens, G. C., & Johnson, M. (2016). Integrating the Supply Chains... 25 years on. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, *46*, 19–42.

Sun, H., & Fan, S. (2018). Car sequencing for mixed-model assembly lines with consideration of changeover complexity. *Journal of Manufacturing Systems*, *46*, 93–102.

Sun, H., & Han, J. (2017). A study on implementing color-batching with selectivity banks in automotive paint shops. *Journal of Manufacturing Systems*, *44*, 42–52.

Taft, E. (1918). The most economical production lot. *Iron Age*, *101*, 1410–1412.

Tamura, T., Okumura, T., Dhakar, T. S., & Ohno, K. (2011). Optimal production sequencing problem to minimise line stoppage time in a mixed-model assembly line. *International Journal of Production Research*, *49*, 4299–4315.

Thiruvady, D., Morgan, K., Amir, A., & Ernst, A. T. (2020). Large neighbourhood search based on mixed integer programming and ant colony optimisation for car sequencing. *International Journal of Production Research*, *58*.

Thoin-Bousquié, J. (2020). L'industrie automobile face à la pire crise de son histoire. URL `https://www.usinenouvelle.com/article/l-industrie-automobile-face-a-la/-pire-crise-de-son-histoire.N951646`

Trattner, A., Hvam, L., Forza, C., & Hansen, Z. (2019). Product complexity and operational performance : a systematic literature review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, *25*, 69–83.

Valentin, M. (2018). *Le modèle Tesla - Du Toyotisme au Teslisme : la disruption d'Elon Musk*. Hors Collection. Dunod.

Valero-Herrero, M., Garcia-Sabater, J. P., Vidal-Carreras, P. I., & Canos-Daros, L. (2014). Solving the car resequencing problem with mix banks. In *Proceedings of the 7th International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management - XVII Congreso de Ingeneria de Organizacion*.

Vincent, Y. (2019). Le programme usine excellente booste la révolution industrielle dans le Groupe PSA. *La Jaune et la Rouge*, *741*, 48–50.

Vroblefski, M., Ramesh, R., & Zionts, S. (2000). Efficient lot-sizing under a differential transportation cost structure for serially distributed warehouses. *European Journal of Operational Research*, *127*(3), 574–593.

Wagner, H. M., & Whitin, T. M. (1958). Dynamic version of the economic lot size model. *Management Science*, *5*, 89–96.

Walsh, M. (2019). Conducting semi-structured interviews. URL `https://oxfamilibrary.openrepository.com/bitstream/handle/10546/252993/ml-guideline-conducting-semistructured-interviews-221112-en.pdf;jsessionid=4B447DD02062073C56D7E77DDF3969D5?sequence=13`

Wang, G., Li, X., Gao, L., & Li, P. (2021). Energy-efficient distributed heterogeneous welding flow shop scheduling problem using a modified moea/d. *Swarm and Evolutionary Computation*, *62*, 1–17.

Westby, C., Burda, A., & Mehta, Z. (2003). Asking the right questions in the right ways. *The ASHA Leader*, *8*, 4–17.

Wright, T. P. (1936). Factors affecting the cost of airplanes. *Journal of the Aeronautical Sciences*, *3*, 122–128.

Wu, J., Ding, Y., & Shi, L. (2021). Mathematical modeling and heuristic approaches for a multi-stage car sequencing problem. *Computers & Industrial Engineering*, *152*.

Xiaobo, Z., Zhou, Z., & Asres, A. (1999). A note on toyota's goal of sequencing mixed models on an assembly line. *Computers & Industrial Engineering*, *36*, 57–65.

Yano, C. A., & Rachamadugu, R. (1991). Sequencing to minimize work overload in assembly lines with product options. *Management Science*, *37*, 572–586.

Yavuz, M. (2013). Interated beam search for the combined car sequencing and level scheduling problem. *International Journal of Production Research*, *51*, 3698–3718.

Yavuz, M., & Ergin, H. (2018). Advanced constraint propagation for the combined car sequencing and level scheduling problem. *Computers & Operations Research*, *100*, 128–139.

Yeung, W. K., Choi, T. M., & Cheng, T. C. (2011). Supply chain scheduling and coordination with dual delivery modes and inventory storage cost. *International Journal of Production Economics*, *132*, 223–229.

Yoo, J. K., Shimizu, Y., & Hino, R. (2005). A sequencing problem for mixed-model assembly line with the aid of relief-man. *JSME International Journal Series C*, *48*, 15–20.

Zhang, H., Li, X., Kan, Z., Zhang, X., & Li, Z. (2021). Research on optimization of assembly line based on product scheduling and just-in-time feeding of parts. *Assembly Automation*, *41*, 577–588.

Zhang, R. (2017). Environment-aware production scheduling for paint shops in automobile manufacturing : A multi-objective optimization approach. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *15*, 1–32.

Zhang, R. (2018). Environment-aware production scheduling for paint shops in automobile manufacturing : a multi-objective optimization approach. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *15*.

Zhang, S., Yu, D., Shao, X., Wang, S., Zhang, C., & Lin, W. (2015). A novel artificial ecological niche optimization algorithm for car sequencing problem considering energy consumption. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, *229*, 546–562.

Zinflou, A., Gagné, C., & Gravel, M. (2010). Genetic algorithm with hybrid integer linear programming crossover operators for the car-sequencing problem. *INFOR*, *48*, 23–37.

Comparaison et extensions de modèles de séquencement intégrant des stratégies de regroupement des véhicules : opportunités pour la chaîne logistique automobile

Adèle Louis

Résumé

Pionnière dans la mise en place des lignes d'assemblage, l'industrie automobile demeure une référence en matière d'optimisation de ces équipements industriels incontournables. Initialement configurées pour la production de masse de produits standards, les lignes d'assemblage disposent aujourd'hui de la flexibilité nécessaire pour produire toute la diversité de véhicules proposée par les constructeurs, et réagir efficacement à l'évolution de la demande. Cependant, la diversité actuelle est telle que les véhicules produits sur la ligne d'assemblage sont distincts les uns des autres, ce qui engendre une complexité sans précédent pour la gestion des approvisionnements en amont et en interne de l'usine, pour la planification et l'ordonnancement de la production dans tous les ateliers, ainsi que pour la distribution des véhicules dans le réseau commercial.

Face à ce constat, nous étudions dans cette thèse l'intérêt et la faisabilité d'intégrer à l'ordonnancement de la production des stratégies de regroupement de véhicules similaires, afin de contribuer à la performance de la chaîne logistique au global.

Pour cela, nous présentons une comparaison des espaces de solutions de modèles séquencement ayant pour objectif commun la minimisation de la surcharge de travail des opérateurs au montage : le Mixed-Model Sequencing et le Car Sequencing. A l'issue de cette comparaison, le premier modèle se distingue comme le plus adapté à intégrer de nouveaux critères d'optimisation.

Par la suite, nous révélons les résultats de l'étude de terrain réalisée au sein de Renault Group qui nous a permis d'identifier et de qualifier des stratégies opportunes de regroupement des véhicules en production. Nous évaluons la pertinence de ces stratégies au regard de leur impact sur la qualité, les coûts et les délais. Nous établissons enfin une priorisation entre toutes ces stratégies qui nous permet d'en retenir deux majeures pour la dernière partie de cette thèse.

Enfin, nous proposons deux nouvelles extensions au modèle du Mixed-Model Sequencing. La première intègre le besoin de l'atelier de peinture de regrouper les véhicules de même teinte afin de limiter les coûts liés aux purges des systèmes de peinture. Dans la seconde extension, nous y ajoutons le regroupement des véhicules de même destination afin d'optimiser la logistique aval.

Mots-clés

Industrie automobile, Séquencement, Ligne d'assemblage multi-modèles, Production par batch, Chaîne logistique, Atelier de peinture

Comparison and extensions of sequencing models integrating car grouping strategies: opportunities for the automotive supply chain

Adèle Louis

Abstract

As a pioneer in assembly line implementation, the automotive industry remains a benchmark regarding this essential industrial equipment optimization. Assembly lines were initially configured for standard products mass production. They are now flexible enough to produce all the car diversity offered by manufacturers and to react efficiently to changing demand. However, the current diversity is such that cars manufactured on the assembly line are distinct from each other, which generates an unprecedented complexity to manage both inbound and in-plant logistics, to determine the production plan and schedule in all the workshops, and to transport cars from the assembly plant to the dealers.

Faced with this observation, we study in this thesis the interest and feasibility of integrating similar car grouping strategies into production scheduling contributing to the overall supply chain performance.

To this end, we present a comparison of the solution spaces of two sequencing models that have the common objective of minimizing work overload for assembly operators: Mixed-Model Sequencing and Car Sequencing. At the end of this comparison, the first model stands out as the most adapted to integrate new optimization criteria.

Next, we reveal the results of the field study carried out within the Renault Group, which allowed us to identify and qualify appropriate strategies for grouping cars in production. We evaluate the relevance of these strategies regarding their impact on quality, costs, and lead times. Finally, we establish a prioritization between all these strategies which allows us to highlight two major ones in the last part of this thesis.

Finally, we introduce two new extensions to the Mixed-Model Sequencing model. The first one integrates the paint shop requirements to group cars of the same color to limit the cost related to painting system purges. In addition to color grouping, we consider in the second extension the grouping of cars with the same destination to optimize the outbound logistics activities.

Keywords

Automotive industry, Sequencing, Mixed-model assembly lines, Batch production, Supply chain, Paint shop