Prédire la chute de la personne âgée : apports des modèles mathématiques non-linéaires

Anastasiia Kabeshova

▶ **To cite this version:**

Anastasiia Kabeshova. Prédire la chute de la personne âgée : apports des modèles mathématiques non-linéaires. Médecine humaine et pathologie. Université d'Angers, 2015. Français. NNT : 2015ANGE0045 . tel-01760340

HAL Id: tel-01760340
https://theses.hal.science/tel-01760340

Submitted on 6 Apr 2018

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 de Doctorat

Anastasiia KABESHOVA

Mémoire présenté en vue de l'obtention du
grade de Docteur de l'Université d'Angers
sous le label de L'Université Nantes Angers Le Mans

École doctorale : *Biologie-Santé*

Discipline : *Recherche clinique, innovation technologie, santé publique*
Unité de recherche : *LEEST, UPRES EA 4336*
Laboratoire d'Ergonomie et d'Epidémiologie en Santé au travail

Soutenue le 14/10/2015
Thèse N° : *78435*

Prédire la chute de la personne âgée : apports des modèles mathématiques non-linéaires

JURY

Rapporteurs :	**Pierre CHAUVET**, Chercheur - Professeur des universités, Université catholique de l'Ouest **Laure de DECKER**, Praticien hospitalier, Université de Nantes
Examinateurs :	**Cédric ANNWEILER**, Maitre de conférences titulaire de l'HDR et d'un Doctorat d'État, Université d'Angers **Pierre ABRAHAM**, Professeur des universités - Praticien hospitalier, Université d'Angers
Directeur de Thèse :	**Olivier BEAUCHET**, Professeur des universités - Praticien hospitalier, Université d'Angers
Co-directeur de Thèse :	**Vasilii A GROMOV**, Chercheur - Professeur des universités, Université nationale de Dnipropetrovsk

Thèse de Doctorat

Anastasiia KABESHOVA

Mémoire présenté en vue de l'obtention du
grade de Docteur de l'Université d'Angers
sous le label de L'Université Nantes Angers Le Mans

École doctorale : *Biologie-Santé*

Discipline : *Recherche clinique, innovation technologie, santé publique*
Unité de recherche : *LEEST, UPRES EA 4336*
Laboratoire d'Ergonomie et d'Epidémiologie en Santé au travail

Soutenue le *14/10/2014*
Thèse N° : *78435*

Prédire la chute de la personne âgée : apports des modèles mathématiques non-linéaires

JURY

Rapporteurs :	**Pierre CHAUVET**, Chercheur - Professeur des universités, Université catholique de l'Ouest **Laure de DECKER**, Praticien hospitalier, Université de Nantes
Examinateurs :	**Cédric ANNWEILER**, Maitre de conférences titulaire de l'HDR et d'un Doctorat d'État, Université d'Angers **Pierre ABRAHAM**, Professeur des universités - Praticien hospitalier, Université d'Angers
Directeur de Thèse :	**Olivier BEAUCHET**, Professeur des universités - Praticien hospitalier, Université d'Angers
Co-directeur de Thèse :	**Vasilii A GROMOV**, Chercheur - Professeur des universités, Université nationale de Dnipropetrovsk

« Essentially, all models are wrong, but some are useful. » (George E. P. Box)

« L'analyse des données est un outil pour dégager de la gangue des données le pur diamant de la véridique nature. » (J.P.Benzécri 1973)

À mes chers parents,
sans qui je ne serais jamais arrivée là où je suis aujourd'hui.
Merci pour tous vos sacrifices. Je vous dédie cette thèse.

REMERCIEMENTS

A l'issue de la rédaction de cette recherche, je suis convaincue que la thèse est loin d'être un travail solitaire. En effet, je n'aurais jamais pu réaliser ce travail doctoral sans le soutien d'un grand nombre de personnes dont la générosité, les encouragements et l'intérêt manifestes à l'égard de ma recherche m'ont permis de progresser.

En premier lieu, je tiens à remercier mon directeur de thèse, Monsieur le Docteur ***Olivier Beauchet****, Professeur à l'Université d'Angers, pour son encadrement exemplaire, pour la confiance qu'il m'a toujours accordée, pour ses brillantes idées et pour sa disponibilité malgré son emploi du temps plus que chargé.*

Merci aussi à mon co-directeur de l'Université National de Dnipropetrovsk, Monsieur ***Vasilii A Gromov****, pour ses grandes qualités d'écoute et tous les conseils qu'il m'a apportés, notamment lors de mes démarches en modélisation prédictive.*

Je souhaiterais exprimer ma sincère gratitude à Monsieur le Docteur ***Cédric Annweiler*** *pour ses nombreux conseils, son accueil chaleureux et ses qualités humaines d'écoute et de compréhension*

Je suis particulièrement reconnaissante envers Docteur ***Laure de Decker****, Chef de Service Médecine Aigue Gériatrique, et envers Monsieur* ***Pierre Chauvet****, Professeur à l'Université Catholique de l'Ouest, pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à l'égard de cette recherche en s'engageant à être rapporteurs, et je les remercie aussi pour leur participation au jury.*

Mes remerciements vont également à Monsieur ***Pierre Abraham*** *qui m'a fait l'honneur de participer au jury de cette thèse.*

Merci à tous les membres de l'équipe CeRAL, ***Jennifer, Mélinda, Romain, Nathan*** *et* ***Cyrille****, pour leur compagnie très agréable, pour leur aide et gentillesse. Un remerciement tout particulier à* ***Farah*** *qui m'a beaucoup aidée et est devenue une véritable amie. Il m'est impossible d'oublier notre coworking à la bibliothèque où nous avons partagé de bons moments.*

Un grand merci à ***Marie-Paule*** *et* ***Nicolas*** *pour toutes les heures qu'ils ont consacrées à la relecture de cette thèse.*

Et enfin mille mercis à mes proches, ma famille et mon compagnon ***Sacha****, pour tous leurs encouragements et leur soutien sans faille tout au long de ces années.*

RESUME

En 2015, la chute de la personne âgée reste toujours un événement majeur, quel que soit le point de vue considéré. À l'échelle individuelle, elle est toujours associée à une forte morbi-mortalité et de nombreuses incapacités, l'ensemble altérant la qualité de vie du chuteur. À l'échelle de la santé publique, en raison du vieillissement croissant de la population, le nombre de chuteurs requérant une prise en charge médicale et/ou sociale ne fait que croître, et s'impose comme un « fardeau » de notre organisation sanitaire. Cette situation apparaît comme paradoxale, car les connaissances sur les mécanismes des chutes et la qualité des interventions permettant de prendre en charge les chuteurs n'ont fait qu'augmenter ces dernières années. Cette situation repose en bonne partie sur notre incapacité à identifier quelle est la personne âgée qui aura le plus grand risque de chuter au sein d'une population. Cette étape étant la première de toute stratégie d'intervention efficace et efficiente, il est donc nécessaire voire obligatoire aujourd'hui de redoubler nos efforts sur l'amélioration de la prédiction de la chute.

En contrepartie de nouvelles opportunités s'ouvrent à nous en raison de l'implantation et de l'informatisation des données médicales et de la recherche, couplées aux avancées technologiques de ces dernières années, et nous offrent la possibilité d'appréhender la prévention de la chute sous un nouvel angle. La chute doit être considérée comme un événement chaotique et sa prédiction doit se faire via de nouveaux modèles mathématiques intégrant la particularité de ce comportement. C'est ainsi que des méthodes d'analyse basées sur l'intelligence artificielle semblent être une solution appropriée à l'analyse des données médicales complexes. Ces techniques d'intelligence artificielle ont déjà été utilisées dans les nombreux domaines de la médecine, mais très peu dans le champ de la prédiction de la chute. Les réseaux neuronaux artificiels sont les méthodes le plus couramment utilisées, tandis que d'autres techniques basées sur la logique floue le sont beaucoup moins alors qu'elles sont très prometteuses.

C'est à partir de ce constat que nous avons émis l'hypothèse que les modèles mathématiques non linéaires issus de l'intelligence artificielle devaient permettre d'atteindre une qualité de la prédiction jamais égalée jusqu'à présent. Le travail de thèse que nous présentons ici a pour objectif principal d'étudier la qualité de la prédiction de la chute, récurrente ou non, chez des personnes âgées de 65 ans et plus. Pour cela, nous utiliserons les réseaux neuronaux et un modèle de logique floue, en les comparants, soit entre eux soit avec des modèles mathématiques linéaires utilisés classiquement dans la littérature. La première étude transversale, présentée

plus loin, a permis d'élaborer un arbre de décision qui a été adapté pour explorer le risque de chutes récurrentes selon diverses combinaisons de facteurs de risque de chute par rapport à des modèles de régression logistique. La seconde étude avait pour objectif d'examiner l'efficacité des réseaux neuronaux artificiels (perceptron multicouche et réseau de neuroévolution d'augmentation des topologies) pour la classification des chuteurs récurrents et non récurrents en utilisant un ensemble de caractéristiques cliniques correspondant à des facteurs de risque de chute mesuré chez les personnes âgées vivant dans la communauté. Enfin, dans la troisième étude nous avons comparé les résultats de différentes méthodes statistiques (linéaires et non linéaires) permettant d'identifier le risque de chute à partir des variables cliniques, en tenant compte du mode de recueil (rétrospectif et prospectif) de la chute et de sa récurrence.

L'ensemble de nos résultats confirme notre hypothèse de départ en montrant que le choix du modèle mathématique influence la qualité de la prédiction de la chute. En effet, les modèles non linéaires, et notamment les réseaux neuronaux et les systèmes de logique floue, sont plus performants que les modèles linéaires pour la prédiction des chutes surtout lorsqu'elles sont récurrentes. Cependant, les résultats ont montré que les équilibres entre les critères utilisés pour juger de la qualité de la prédiction (sensibilité, spécificité, valeur prédictive positive et négative, aire sous la courbe, rapport de vraisemblance positif et négatif, et précision) n'étaient pas toujours corrects, soulignant la nécessité de poursuivre le développement de modèles dont l'intelligence devrait être de prédire spécifiquement la chute.

ABSTRACT

Falls in the elderly are still a major issue in 2015 because they are associated with high rate of morbidity, mortality and disability, which affect the quality of life. From the patient's perspective, it is still associated with high morbidity, mortality and disability, which affect the quality of life. The number of fallers requiring medical and/or social care is growing up due to aging population. This fact seems paradoxical since during the recent years the knowledge about the mechanisms of falls and the quality of interventions to support fallers significantly increased. This is largely based on our inability to predict correctly the risk of falling among the elderly person, knowing that this is the first step of any efficient and effective intervention strategies. Therefore it is necessary today to double our efforts in improving the prediction of falls.

Nonetheless, new opportunities and advanced technologies provide to us the possibility of computerizing of medical data and research, and also to improve prediction of falls using new approaches. A fall should be considered as a chaotic event, and its prediction should be done via new mathematical models incorporating the feature of this behaviour. Thus, the methods of artificial intelligence-based analysis seem to be an appropriate solution to analyse complex medical data. These artificial intelligence techniques have been already used in many medical areas, but rarely in the field of fall prediction. Artificial neural networks are the most commonly used methods while other promising techniques based on fuzzy logic are less often applied.

Based on this observation we have formulated the hypothesis that non-linear mathematical models using artificial intelligence are the models, which are the most likely to achieve the best quality of the prediction. The main objective of this thesis is to study the quality of the prediction of falls, recurrent or not, among the adults aged 65 years and more, applying neural networks and fuzzy logic models, and comparing them either among themselves or with the linear mathematical models conventionally employed in the literature for fall prediction. The first cross-sectional study was conducted by using a decision tree to explore the risk of recurrent falls in various combinations of fall risk factors compared to a logistic regression model. The second study was designed to examine the efficiency of artificial neural networks (Multilayer Perceptron and Neuroevolution of Augmenting Topologies) to classify recurrent and non-recurrent fallers by using a set of clinical characteristics corresponding to risk factors measured among seniors living in the community. Finally, in the third study we compared the results of different statistical methods (linear and nonlinear) in order to identify the risk of falls using

clinical variables, separating the collection mode (retrospective and prospective) of the fall and its recurrence.

The results confirm our hypothesis showing that the choice of the mathematical model affects the quality of fall prediction. Nonlinear models, such as neural networks and fuzzy logic systems, are more efficient than linear models for the prediction of falls especially for recurrent falls. However, the results show that the balance between different criteria used to judge the quality of the forecast (sensitivity, specificity, positive and negative predictive value, area under the curve, positive and negative likelihood ratio, and accuracy) has not been always correct, emphasizing the need to continue the development of the models whose intelligence should specifically predict the fall.

TABLE DES MATIERES

LISTE DES TABLEAUX **12**

LISTE DES FIGURES **13**

LISTE DES PRINCIPALES ABREVIATIONS UTILISEES **14**

CHAPITRE I : INTRODUCTION A LA PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE **16**

CHAPITRE II : REVUE DE LA LITTÉRATURE **20**

II.1. LE VIEILLISSEMENT : QU'EST-CE QUE LE VIEILLISSEMENT ? A QUEL AGE EST-ON VIEUX ? 21

II.1.1 Vieillissement démographique *21*

II.1.1.1 Définition du vieillissement démographique 22

II.1.1.2 Quel seuil d'âge pour le vieillissement démographique ? 22

II.1.1.3 Les facteurs responsables du vieillissement démographique 23

II.1.1.4 Évolution de la population mondiale 24

II.1.1.5 Évolution de la population française 26

II.1.2 Vieillissement épidémiologique *30*

II.1.2.1 Incapacité *versus* l'espérance de vie en bonne santé 31

II.1.2.1.1 Espérance de vie à la naissance : avantage aux femmes 31

II.1.2.1.2 Espérance de vie aux âges avancés : Les femmes vivent toujours plus longtemps que les hommes ? 32

II.1.2.1.3 Espérance de vie sans incapacité 33

II.1.3 Du vieillissement épidémiologique au concept de fragilité *35*

II.1.3.1 État de santé d'une population vieillissante : les principales pathologies rencontrées 36

II.1.3.1.1 Pathologies ostéo-articulaires 36

II.1.3.1.2 Pathologies cardiovasculaires 37

II.1.3.1.3 Déclin cognitif et la démence 38

II.1.3.1.4 Troubles psychiatriques 41

II.1.3.1.5 Troubles de la marche et de l'équilibre 42

II.2. CHUTES ET PERSONNES AGEES 45

II.2.1 Définitions opérationnelles de principaux termes *45*

II.2.2 Épidémiologie *46*

II.2.3 Facteurs de risque de la chute *48*

II.2.3.1 Facteurs prédisposants de la chute chez le sujet âgé 49
II.2.3.2 Facteurs précipitants de la chute 50
II.2.4 Multifactorialité de la chute 52
II.2.5 Chutes récurrentes 54
II.2.6 Conséquences de la chute 55
II.2.6.1 Conséquences traumatiques 55
II.2.6.2 Les conséquences psychomotrices 55
II.2.6.2.1 Syndrome post-chute 55
II.2.6.3 Les conséquences psychologiques 56
II.2.7 Coût économique des chutes 57
II.2.7.1 Les coûts du système de santé direct 57
II.2.7.2 Les coûts indirects 58
II.3. OUTILS CLINIQUES D'EVALUATION DU RISQUE DE CHUTE ET LEUR QUALITE PREDICTIVE 59
II.3.1 Examen clinique complet 59
II.3.2 Tests cliniques d'évaluation de la marche et de l'équilibre 59
II.3.2.1 Du "Get up and go" test au "Timed up and go" test 60
II.3.2.2 Test de Tinetti 61
II.3.2.3 Échelle d'équilibre de Berg 62
II.3.2.4 Test de ROMBERG 63
II.3.2.5 Test de l'appui unipodal 63
II.3.2.6 Test de double tâche (parler en marchant) 63
II.3.2.7 Test moteur minimum 64
II.3.3 Évaluation spatio-temporelle de la marche et risque de chute 64
II.3.4 Le cas particulier de l'évaluation du risque de chute en milieu hospitalier 65
II.4. OUTILS STATISTIQUES D'EVALUATION DU RISQUE DE CHUTE CHEZ LES PERSONNES AGEES 68
II.4.1 Dépistage et instruments d'évaluation 68
II.4.2 Fondements statistiques des méthodes d'étude des chutes 69
II.4.3 Introduction à l'analyse décisionnelle et prédictive 71
II.4.3.1 Apprentissage à partir de données déséquilibrées 71
II.4.3.2 Définitions 72

II.4.3.2.1 Analyse décisionnelle 72
II.4.3.2.2 Modèle 72
II.4.3.2.3 Data Mining 72
II.4.3.3 Techniques et prédicteurs 73
II.4.4 Modélisation prédictive des risques de chute 74
II.4.5 Méthodes élémentaires pour l'étude des chutes et récurrence des événements 75
II.4.5.1 Modèles de Régression 76
II.4.5.1.1 Régression logistique 76
II.4.5.1.2 Équation logistique 77
II.4.5.1.3 Logistic Tree with Unbiased Selection (LOTUS) 77
II.4.5.1.4 Régression de Cox (modèle à risque proportionnel) 78
II.4.5.2 Régression binomiale négative 81
II.4.6 Modèles de classification 83
II.4.6.1 Arbres de décision 83
II.4.7 Intelligence artificielle : une approche cognitive 87
II.4.7.1 Réseaux de neurones artificiels 87
II.4.7.1.1 Architecture du réseau de neurones 89
II.4.7.2 Algorithmes évolutifs 92
II.4.7.3 Systèmes intelligents hybrides 94
II.4.7.3.1 Algorithme génétique des réseaux de neurones (GANN) 95
II.4.7.3.2 NEAT modèle 96
II.4.7.4 Logique floue 100
II.4.7.4.1 Fuzzification - Degré d'appartenance 101
II.5. COMPARAISON DES MODELES 102
II.5.1 Analyse de sensibilité : évaluation de la performance 102
II.5.1.1 Sensibilité et spécificité 103
II.5.1.2 Un test, doit-il être plutôt sensible ou plutôt spécifique ? 104
II.5.2 Choix d'une méthode pour l'étude des chutes 106
CHAPITRE III : PROBLÉMATIQUE, HYPOTHÈSE ET OBJECTIF 108
Problématique : pourquoi faut-il encore s'intéresser au risque de chute de la personne âgée ? 109
Hypothèse 110

Objectifs ... 111

CHAPITRE IV : MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE ... 112

IV.1. TYPES ET PLAN D'ETUDES ... 113

IV.2. POPULATION ETUDIEE ... 114

IV.2.1 Nombre de sujets ... 115

IV.3. CRITERES DE JUGEMENT PRINCIPAL : LA CHUTE ... 115

IV.3.1 Les antécédents de chutes ... 116

IV.4. FACTEURS ETUDIES ... 118

IV.4.1.1 Données recueillies à l'inclusion ... 118

IV.4.1.2 Données recueillies lors du suivi dans PCPA ... 120

IV.5. METHODES STATISTIQUES UTILISEES ... 120

IV.6. CONSIDERATIONS ETHIQUES ... 121

CHAPITRE V : RÉSULTATS ... 122

ÉTUDE 1 ... 123

ETUDE 2 ... 136

ETUDE 3 ... 163

CHAPITRE VI : DISCUSSION GENERALE ... 199

Synthèse des résultats obtenus ... 200

Comparaison des résultats sur la prédiction de la chute selon la méthode statistique utilisée ... 201

Facteurs associés à l'augmentation du risque de chute ... 206

Limites des études ... 208

CHAPITRE VII : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES ... 210

BIBLIOGRAPHIE ... 213

ANNEXES ... 224

ANNEXE 1. QUESTIONNAIRE PCR4 ... 224

ANNEXE 2. QUESTIONNAIRE DE SUIVIE TELEPHONIQUE ... 228

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Espérance de vie à la naissance pour le monde, les groupes de développement et principales régions, 2005-2010, 2045-2050 et 2095-2100. _____ *25*

Tableau 2. Les facteurs de risque individuel importants de chutes: résumé de 16 études contrôlées. _____ *54*

*Tableau 3. Modèles prédictifs utilisés dans les travaux présentés.*_____ *75*

*Tableau 4. Résumé des notions de sensibilité, spécificité, valeur prédictive positive et valeur prédictive négative.*_____ *105*

*Tableau 5. Caractéristiques comparatives d'études.*_____ *114*

*Tableau 6. Questionnaire d'évaluation de l'antécédent de chutes.*_____ *117*

Tableau 7. Liste des facteurs de risque de chute sélectionnés. _____ *119*

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Comparaison de la pyramide des âges comparant les Régions plus développées (partie gauche) aux Régions moins développées (partie droite). 26
Figure 2. Pyramide des âges en France : évolution de 1914 à 2014. 28
Figure 3. Évolution des personnes âgées de 60 ans et plus en France de 1960 à 2060. 30
Figure 4. Espérance de vie en France entre 1994 et 2012. 32
Figure 5. L'importance des chutes et de leurs conséquences chez les personnes âgées (65 ans et plus), France et Québec. 48
Figure 6. Classification générale des causes de chutes. 49
Figure 7. La multifactorialité de la chute. 53
Figure 8. Les étapes clés d'une démarche de prévention. 70
Figure 9. Représentation schématique des méthodes de régression utilisées pour les études de risque de chute. 81
Figure 10. Un exemple (une partie) d'un arbre de décision. 84
Figure 11. Exemple d'arbre de décision. 85
Figure 12. Un arbre décisionnel pour le repérage et l'orientation des personnes âgées à risque de chute élevé. 86
Figure 13. Fonctionnement de base du ANN 88
Figure 14. Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel. 89
Figure 15. Modèle non linéaire d'un neurone. 90
Figure 16. (a) Fonction seuil ; (b) Fonction linéaire par morceaux ; (c) Sigmoïde avec la variation du paramètre de la pente a. 91
Figure 17. Réseau monocouche vs Réseau multicouche. 92
Figure 18. Structure d'un algorithme évolutionnaire de multi-population. 94
Figure 19. Structure principale du système GANN. 96
Figure 20. Un exemple de génotype. 97
Figure 21. Deux types de mutation structurelle. 98
Figure 22. Alignement des génomes des différentes topologies de réseau en utilisant des numéros d'innovation. 99
Figure 23. Fonction caractéristique et fonction d'appartenance de « taille moyenne ». 101
Figure 24. Fuzzification. 101
Figure 25. Traitement flou. 102

LISTE DES PRINCIPALES ABREVIATIONS UTILISEES

ADL : *Activities of Daily Living*

AG : Algorithme génétique

ANN : *Artificial neural network* (Réseau des neurones artificiels)

CAREFALL : *Combined Amsterdam and Rotterdam Evaluation of Falls Instrument*

CART : *Classification And Regression Tree*

CépiDc : Centre d'épidémiologie des causes médicales de décès

CES : Centre d'examens de santé

CHAID : CHi-squared Automatic Interaction Detector

CO : Monoxyde de Carbone

CSMG : *Complex Systems Modelling Group*

CTI : CAREFALL *Triage Instrument*

DM : Data Mining

EHLASS : *European Home and Leisure Accident Surveillance System*

EPAC : Enquête Permanente sur les Accidents de la vie Courante

EPS : Examen periodique de santé

EURODEM : Etude européenne « *European Community Concerted Action on the Epidemiology and Prevention of Dementia* »

FICSIT : *Frailty and Injuries: Cooperative Studies of Intervention Techniques*

FN : Faux négatif

FP : Faux posititf

FRAT : *Peninsula Health Falls Risk Assessment Tool*

FRHOP : *Falls Risk for Hospitalised Older People*

GANN : *Genetic Algorithm Neural Networks*

GDS : Echelle de dépression gériatrique

HAS : Haute Autorité de Santé

IA : Intelligence Artificielle

IMC : Indice de masse corporelle

INPES : Institut National de Prévention et d'Education pour la Santé

INSEE : Institut national de la statistique et des études économiques

INSERM : Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale

LOTUS : *Logistic Tree with Unbiased Selection*

MCO : Moindres carrés ordinaires

MLP : *Multi-layer perceptron*

NE : Neuroévolution

NEAT : *Neural Networks through Augmenting Topologies*

NN : *Neural Network*

OCDE : Organisation de coopération et de développement économiques

OMS : Organisation Mondiale de la Santé

PAQUID : Etude française « Personnes Agées Quid »

PCPA : Prévention des Chutes chez les Personnes Agées.

PCR4 : Prévention des Chutes – Réseau 4

PJC-FRAT : *Peter James Centre Falls Risk Assessment Tool*

POMA : *Tinetti Performance Oriented Mobility Assessment*

PROFET : Essai de Prévention des chutes chez les personnes âgées

PSP : Paralysie supranucléaire progressive

SFDRMG : Société française de documentation et de recherche en médecine

SFGG : Société Française de Gériatrie et Gérontologie

SIDA : Syndrome d'Immunodéficience Acquise

SPCM : Syndrome post-chute ou de désadaptation psychomotrice

SPDM : Syndrome post-chute ou de désadaptation psychomotrice

STRATIFY : St. Thomas Risk Assessment Tool in Falling elderly inpatients

TUG : *Timed Up and Go test*

VN : Vrai négatif

VP : Vrai positif

VPN : Valeur prédictive négative

VPP : Valeur prédictive positive

CHAPITRE I : INTRODUCTION A LA PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE

La chute, qui correspond au fait de se retrouver à un niveau inférieur par rapport au niveau de départ, est un événement qui survient fréquemment chez la personne âgée de 65 ans et plus. La prévalence et l'incidence de cet événement augmentent avec l'âge et peuvent atteindre une personne sur deux après 80 ans. La chute a été identifiée très tôt par les gériatres comme un événement clef dans la prise en charge d'une personne âgée car elle est associée à une forte morbi-mortalité. Elle est à l'origine de multiples consultations et/ou d'hospitalisations, d'une accélération du processus de dépendance et d'une altération de la qualité de vie des personnes ayant chuté et de leurs aidants, surtout lorsqu'il s'agit d'un conjoint âgé. Bien que la chute ait été identifiée comme un événement à prendre en charge précocement, et malgré l'accumulation des connaissances sur son mécanisme, il n'existe toujours pas aujourd'hui d'outil prédisant la chute de manière efficace : autrement dit permettant d'identifier avec précision au sein d'une population âgée un individu ou un groupe d'individus avec un haut risque de chute, afin de lui proposer une ou des interventions adaptées. À cette situation, que l'on pourrait qualifier de paradoxale, l'augmentation des connaissances sur la chute n'ayant pas débouché sur une meilleure caractérisation de son risque, s'ajoute le fait qu'aujourd'hui il n'est plus possible de proposer des interventions de manière systématique en l'absence de prise en compte du niveau de risque de chute. En effet, le coût financier de ces interventions est trop élevé lorsqu'on les applique à l'échelle d'une population et n'est pas compensé pas leurs effets positifs car elles ne sont efficaces que sur un faible nombre d'individus. Ce constat repose sur trois faits cumulés :

- Premièrement, il y a de plus en plus de personnes âgées qui chutent en raison de l'allongement de la durée de vie.
- Deuxièmement, notre système de prise en charge médico-sociale permet d'identifier la plus grande partie des personnes âgées qui pourraient potentiellement avoir recours à ce type d'intervention, et de ce fait, par rapport aux années précédentes et en raison du vieillissement de la population en constante augmentation, un nombre croissant de personnes âgées est pris en charge.
- Troisièmement, l'amélioration des connaissances depuis ces dernières années nous oblige à proposer des interventions ciblées, spécifiques, suivant des recommandations adaptées au risque mesuré provenant d'institutions scientifiques et/ou de la Haute Autorité de Santé (HAS), en France.

Pour tous les éléments précités, la chute reste aujourd'hui plus que jamais au centre de toutes les préoccupations, qu'il s'agisse des cliniciens, des décideurs de santé publique ou des chercheurs. C'est dans le cadre de cette dernière catégorie d'acteur de santé publique que nous

avons conduit le travail de recherche proposé dans ce rapport de thèse. Celui-ci porte en effet sur la prédiction de la chute et son amélioration en utilisant une nouvelle approche du traitement des données cliniques recueillies correspondant à des modèles mathématiques dits « non-linéaires » que sont les réseaux neuronaux.

Tous les consensus écrits à ce jour, qu'ils proviennent de groupes d'experts, de sociétés savantes et/ou d'organismes de santé publique telle que la HAS, et quel que soit le pays considéré, s'accordent sur le fait qu'une prise en charge efficace (en d'autres termes qui dépend de la capacité d'une personne, d'un groupe ou d'un système, de parvenir aux objectifs fixés), et efficiente (notamment proposant un rendement de qualité permettant de réaliser les objectifs avec l'optimisation des moyens engagés) repose sur deux temps successifs et complémentaires que sont :

- L'évaluation du risque ;
- La mise en place d'actions graduées et adaptées au niveau de risque détecté et à l'environnement de l'individu identifié à risque.

Par conséquent, l'évaluation du risque de chute est le premier temps incontournable de toute prise en charge du chuteur ou de la personne à risque de chuter. Paradoxalement et malgré l'accumulation de connaissances sur le mécanisme des chutes et de leurs facteurs, il n'existe toujours pas aujourd'hui d'outil ou d'algorithme permettant de repérer ou de diagnostiquer avec précision un risque de chute élevé. Parmi les explications possibles à cette incapacité chronique à fournir un tel outil, nous avons supposé que la chute, de par la complexité de son mécanisme, devait être considérée comme un événement dit « chaotique ». En effet, son mécanisme peut être assimilé à un système dynamique qui évolue au cours du temps à la fois de manière causale où son avenir ne dépend que de phénomènes du passé ou du présent, et de manière déterministe avec une « condition initiale », donnée à l'instant « présent », qui va correspondre à chaque instant ultérieur, un et un seul état « futur » possible. Un système dynamique est alors considéré comme chaotique si une portion « significative » de son espace des phases, qui est un espace abstrait dont les coordonnées sont les variables dynamiques du système étudié, présente simultanément les deux caractéristiques suivantes : le phénomène de sensibilité aux conditions initiales et une forte récurrence. La présence de ces deux propriétés entraîne un comportement extrêmement désordonné qualifié à juste titre de chaotique.

Sur la base de cette hypothèse plaçant la chute comme événement chaotique, la manière d'appréhender le traitement des informations qui permet de prédire l'événement « chute »

devait être remis en cause ; les modèles mathématiques classiques ne permettant pas de répondre à la question telle que nous la présentions sous l'angle du chaos. En effet, seuls des modèles basés sur une approche mathématique non-linéaire pouvaient déboucher sur une prédiction de la chute de meilleure qualité. À partir de cette hypothèse, nous avons alors fait le choix d'étudier de manière objective et scientifique la qualité (en d'autres termes la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive et négative, le rapport de vraisemblance et l'aire sous la courbe) de la prédiction des chutes à partir des réseaux neuronaux qui sont un modèle de calcul issu des mathématiques non-linéaires et dont la conception est inspirée du fonctionnement des neurones biologiques. Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabilistes, en particulier bayésiennes. Ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de créer des classifications rapides, et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle auxquelles ils fournissent un mécanisme perceptif indépendant des idées propres de réalisateur, et fournissant des informations d'entrée au raisonnement logique formel.

Le travail de recherche présenté ici a pour objectif principal de développer une nouvelle approche de la prédiction des chutes de la personne âgée de 65 ans et plus, reposant sur l'utilisation de nouveaux modèles statistiques dont principalement les réseaux neuronaux, et leur comparaison, soit entre eux, soit avec des modèles classiques linéaires, quant à la qualité de leur prédiction en terme de chutes, qu'elles soient récurrentes ou non.

CHAPITRE II : REVUE DE LA LITTÉRATURE

II.1. Le vieillissement : qu'est-ce que le vieillissement ? À quel âge est-on vieux ?

Le vieillissement est un phénomène complexe et hétérogène, faisant intervenir l'individu et son environnement, qui peut être abordé selon de multiples facettes et qui repose d'un point de vue biologique sur la sénescence, un processus physiologique qui entraîne une lente dégradation des fonctions de l'organisme. Ladislas Robert, l'un des spécialistes français de l'étude du vieillissement biologique, propose de définir les processus du vieillissement comme « l'ensemble des mécanismes qui diminuent progressivement la capacité de l'organisme à faire face aux exigences variables de l'environnement et à maintenir l'intégration des organes assurant les fonctions vitales essentielles » (Robert and Miquel, 2004). Le vieillissement est donc un processus naturel et physiologique s'imposant à tous les êtres vivants et qui va influencer la mobilité des individus les exposant à un risque de chute plus élevé que celui observé chez les sujets jeunes.

À l'échelle individuelle tout comme à celle d'un groupe d'individus, l'expression du vieillissement est variable, ce qui explique en partie la diversité des approches utilisées pour appréhender les mécanismes et les conséquences du vieillissement ("Espace, populations, sociétés, 2000-3. Le vieillissement dans le monde." 2000). Pour le sujet qui nous intéresse relatif à l'évaluation d'un risque de chute au sein d'une population âgée, il nous est apparu important dans un premier temps de définir ce qu'était une personne âgée d'un point de vue démographique puis épidémiologique.

II.1.1 Vieillissement démographique

L'étude du vieillissement démographique est l'une des approches permettant d'analyser les mécanismes et les effets du vieillissement dans une population, d'un groupe d'individus, correspondant dans notre cas aux personnes âgées de 65 ans et plus. Cette approche est nécessaire pour mieux comprendre, anticiper, prévenir ou limiter l'impact du vieillissement, ce qui permet la mise en place de politiques dans les domaines sanitaire et médico-social, qu'elles soient publiques et/ou privées (Lemarcis-De Decker, 2012).

II.1.1.1 Définition du vieillissement démographique

Le vieillissement démographique se caractérise par l'augmentation de la proportion des personnes âgées dans la population totale (Gauthier and Gaymu, 2003). Cette définition est en partie arbitraire du fait de la complexité à statuer sur un seuil d'âge définissant une personne âgée (Gauthier and Gaymu, 2003). En effet, le critère d'âge peut être biologique, civil ou social et ainsi être différent pour un même individu en fonction de la référence choisie (Gauthier and Gaymu, 2003). Toutefois, la définition la plus consensuelle est celle de l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) qui définit une personne âgée par un critère d'âge civil qui est supérieur ou égal à 60 ans (Lemarcis-De Decker, 2012).

Cette définition est responsable d'un possible paradoxe en termes de poids relatif du nombre de personnes âgées dans la population totale. En effet dans une population vieillissante, alors que le nombre de personnes âgées est stable ou diminue, leur proportion peut augmenter si l'ensemble des effectifs des autres tranches d'âge diminue plus fortement (Sardon and G.calot, 1999). Cette notion de dynamique d'évolution des tranches d'âge par rapport aux autres souligne une nouvelle fois que la notion de référentiel est centrale dans la définition du vieillissement.

Il est de ce fait classique pour les démographes d'appréhender les mécanismes du vieillissement populationnel selon deux approches, l'une s'appliquant à une population unique, l'autre différentielle s'appliquant à deux populations que l'on compare (Sardon and G.calot, 1999) :

- Le degré de vieillissement d'une population donnée défini comme un indicateur résumé de sa composition par âge.
- Le vieillissement différentiel d'une population par rapport à une autre qui est défini par l'écart entre leurs degrés de vieillissement.

II.1.1.2 Quel seuil d'âge pour le vieillissement démographique ?

La mesure du vieillissement est étroitement liée à la notion d'âge civil. Or, l'âge est une variable complexe dont la définition est inhérente à la situation que l'on étudie comme nous l'avons précisé dans le chapitre II.1.1. L'âge peut être défini en fonction d'un seuil en lien avec une réalité biologique qui va être différente en fonction du temps et du lieu, le tout sous fond de croyances personnelles et populaires (Gauthier and Gaymu, 2003; Thumerelle, 2000). Deux exemples peuvent imager ce constat à partir de l'âge civil d'un individu :

- On était considéré comme « vieux » en 1900 quand on avait 65 ans en France, ce qui n'est plus le cas en 2012.
- On est considéré comme « vieux » à 65 ans dans les pays sous-développés, ce qui n'est pas le cas dans les pays industrialisés.

Le fait d'être âgé peut également être défini en fonction du statut social, en lien la plupart du temps avec le passage d'une situation d'actif à passif (Thumerelle, 2000). C'est cette approche qui définit la vieillesse selon l'Organisation Mondiale de la Santé. En effet, un individu est considéré comme vieux à partir de 60 ans, correspondant le plus souvent à son changement de statut socio-économique. Dans les pays industrialisés, l'âge du départ à la retraite est considéré comme un passage du 2ème âge au 3ème âge (Thumerelle, 2000).

Ces définitions mettent en évidence que le degré de vieillissement d'une population est estimé la plupart du temps par la proportion de personnes au-dessus d'un seuil d'âge déterminé. Toutefois, comme nous l'avons vu précédemment, ce seuil d'âge est très disparate. C'est pour ce motif que G. Calot propose une mesure du vieillissement en lien avec l'âge ne dépendant pas d'un seuil unique : le vieillissement au voisinage d'un âge donné (Sardon and G.calot, 1999). Il est calculé pour tous les âges multiples de 5 entre 60 et 90 ans. Cet indice permet de comparer à deux dates le voisinage d'un âge et d'observer l'élévation de l'âge homologue, ceci à l'aide de différentiel de courbe. En France par exemple, l'âge homologue de 60 ans en 1995, est de 54,6 ans en 1950, ce qui conduit à un vieillissement de 5,4 ans en 45 années (Sardon and G.calot, 1999).

II.1.1.3 Les facteurs responsables du vieillissement démographique

Les facteurs responsables du vieillissement d'une population sont au nombre de trois : la fécondité, la mortalité et les migrations (Sardon and G.calot, 1999). Ces facteurs se caractérisent par le fait qu'ils sont directement responsables d'une variation du nombre d'individus dans une tranche d'âge à une période donnée et/ou sur un territoire donné (Sardon and G.calot, 1999). Cette variation peut être à l'origine de conséquences opposées en fonction du temps. Par exemple, une forte fécondité à un temps t entraîne un recul du vieillissement. À t+60 ans, la courbe s'inverse en accentuant le vieillissement (Sardon and G.calot, 1999).

Toutefois les différentes études mettent en évidence que le "poids "de ces 3 facteurs (i.e., fécondité, la mortalité et migration) est différent dans le processus de vieillissement d'une population (Eggerickx et al., 2001). En effet, la baisse de la fécondité semble être le principal moteur du vieillissement jusqu'à ce que l'espérance de vie (la durée de vie moyenne) d'une

population atteigne 70 ans. À mortalité identique, la chute de la fécondité de 6 à 2 enfants par femme entraîne une augmentation de 3 à 14 % du nombre de personnes de plus de 65 ans (Eggerickx et al., 2001). La baisse de la mortalité est un facteur intervenant dans un deuxième temps dans l'évolution démographique d'une population vieillissante. En effet, à tous les âges de la vie, chez l'enfant comme dans la population plus âgée, la baisse de mortalité peut ne pas avoir d'impact sur le vieillissement global de la population (Eggerickx et al., 2001). Toutefois, dans les populations occidentales, les gains en termes de survie aux âges précoces de la vie sont faibles à notre époque à la différence du gain observé aux âges avancés. La baisse de la mortalité est alors responsable, dans ce contexte, d'un vieillissement démographique augmentant l'espérance de vie des patients âgés et d'un vieillissement de la population (Eggerickx et al., 2001).

Enfin, le flux migratoire, 3ème variable, est le plus souvent un facteur d'ajustement pour répondre aux aléas des situations de crises telles que les guerres. En effet, les migrations internationales interviennent peu dans le vieillissement d'une population. Pour autant, leur effet n'est pas totalement négligeable. En France par exemple, de la fin de la Deuxième Guerre mondiale jusqu'en 1996, les migrations essentiellement constituées de jeunes actifs ont quelque peu freiné le vieillissement de la population (- 1 an en valeur absolue) (Sardon and G.calot, 1999). Pour autant, les projections envisagent une diminution de ce phénomène, probablement en lien avec les politiques migratoires, avec un impact sur le vieillissement évalué stable à 0,5 année.

Toutefois, c'est à l'échelle locale que le flux migratoire a un impact pouvant être plus important. Les flux migratoires peuvent en effet être source de vieillissement ou rajeunissement dans une région (Parant, 2000).

II.1.1.4Évolution de la population mondiale

La population mondiale est jeune. En effet, en 2000 la moitié de la population mondiale avait un âge moyen de moins de 26,5 ans (Thumerelle, 2000). Jusqu'au 18ème siècle, la pyramide des âges avait une forme superposable de triangle isocèle dans l'ensemble des pays du monde, base large (forte natalité) et sommet fin (forte mortalité). C'est au moment de la transition démographique au XIXe siècle que l'uniformité démographique mondiale a commencé à disparaître (Thumerelle, 2000) .

Le vieillissement de la société peut être attribué à plusieurs facteurs, notamment la persistance de faibles taux de fécondité et l'allongement important de l'espérance de vie au cours des dernières décennies (cf Tableau 1). L'amélioration de la qualité et de l'accessibilité des soins

de santé explique probablement, tout au moins en partie, ce second facteur, en conjonction avec d'autres éléments tels qu'une sensibilisation accrue aux problématiques de santé, un niveau de vie plus élevé ou une évolution des métiers exercés, de professions principalement manuelles à des activités tertiaires. L'espérance de vie moyenne d'un nouveau-né dans le monde était estimée à 68,7 ans pour la période 2005-2010, soit une progression de 3,5 années par rapport à la période 1990-1995. Dans l'Union européenne, l'espérance de vie à la naissance est généralement plus élevée que dans la plupart des autres régions du monde et atteignait 79,7 ans en 2009.

Tableau 1. Espérance de vie à la naissance pour le monde, les groupes de développement et principales régions, 2005-2010, 2045-2050 et 2095-2100

Major area	*2005-2010*	*2045-2050*	*2095-2100*
World	68.7	75.9	81.8
More developed regions	76.9	82.8	88.9
Less developed regions	67.0	74.8	80.8
Least developed countries	58.4	70.4	77.6
Other less developed countries	68.8	76.0	82.2
Africa	55.6	68.9	77.1
Asia	70.3	76.9	83.0
Europe	75.3	81.3	87.9
Latin America and the Caribbean	73.4	81.8	87.9
Northern America	78.4	83.7	89.0
Oceania	76.8	81.7	86.6

Source: Population Division of the Department of Economic and Social Affairs of the United Nations Secretariat (2013). *World Population Prospects: The 2012 Revision.* New York: United Nations.

Deux mondes se sont alors opposés démographiquement, les pays dits "développés" et ceux dits "sous-développés", la notion de développement d'un pays renvoyant plus à sa composante socio-économique qu'à l'âge de sa population. En effet, la base de la pyramide des âges est devenue plus large dans les pays "sous-développés" et plus fine pour "les pays développés" (cf Figure 1). Toutefois, la pyramide des âges mondiale, même si elle a commencé à se modifier et tend vers une forme rectangulaire, garde de nos jours la forme d'un triangle isocèle (Ferrucci et al., 2008; Thumerelle, 2000).

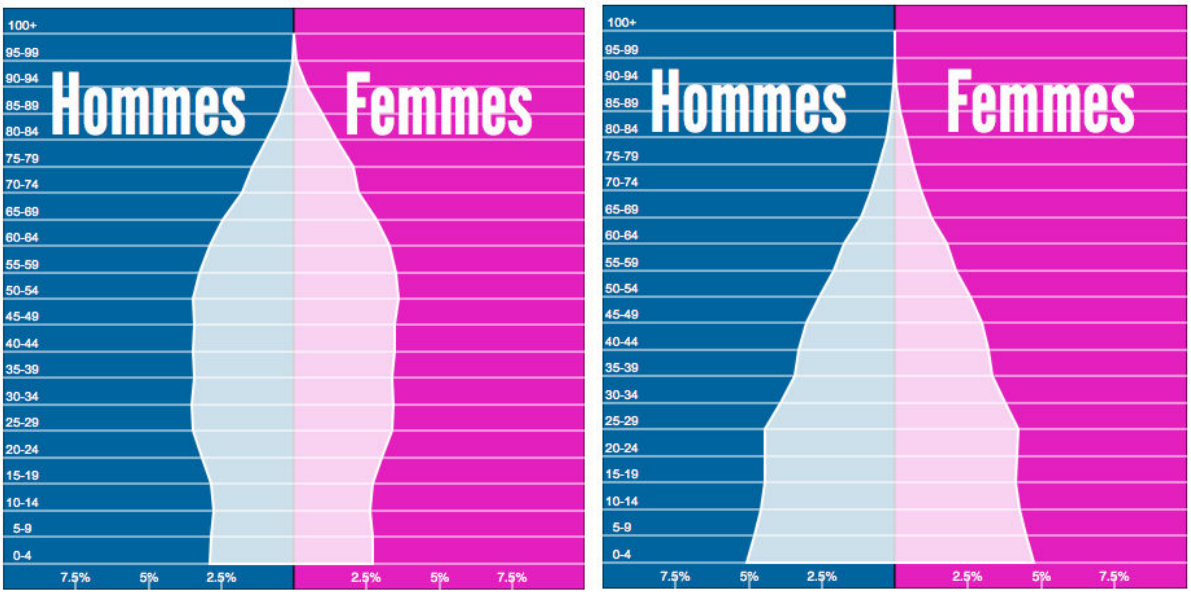


Figure 1. Comparaison de la pyramide des âges comparant les Régions plus développées (partie gauche) aux Régions moins développées (partie droite) (Source: United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division. World Population Prospects: The 2012 Revision).

Pourtant, d'après les projections, cette morphologie de la pyramide des âges va rapidement changer au cours des prochaines années (United Nations Population Fund, 2011). En effet, la population dans les pays en voie "de développement" va vieillir très rapidement en comparaison à la population des pays développés. On estime, par exemple, que l'effectif des plus de 65 ans va plus que doubler dans les régions du sud, alors que l'augmentation sera de 36 % en Europe (United Nations Population Fund, 2011; Eggerickx et al., 2001).

Le vieillissement de la population mondiale va s'accélérer avec une inversion de tendance à l'âge de 30 ans (décroissance du nombre d'individus de moins de 30 ans avec augmentation des individus au-dessus de cet âge).

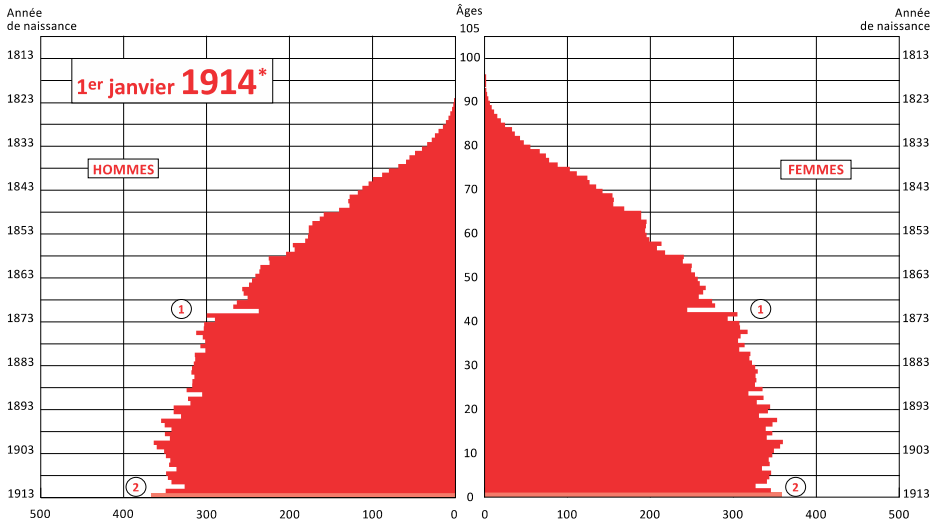
II.1.1.5Évolution de la population française

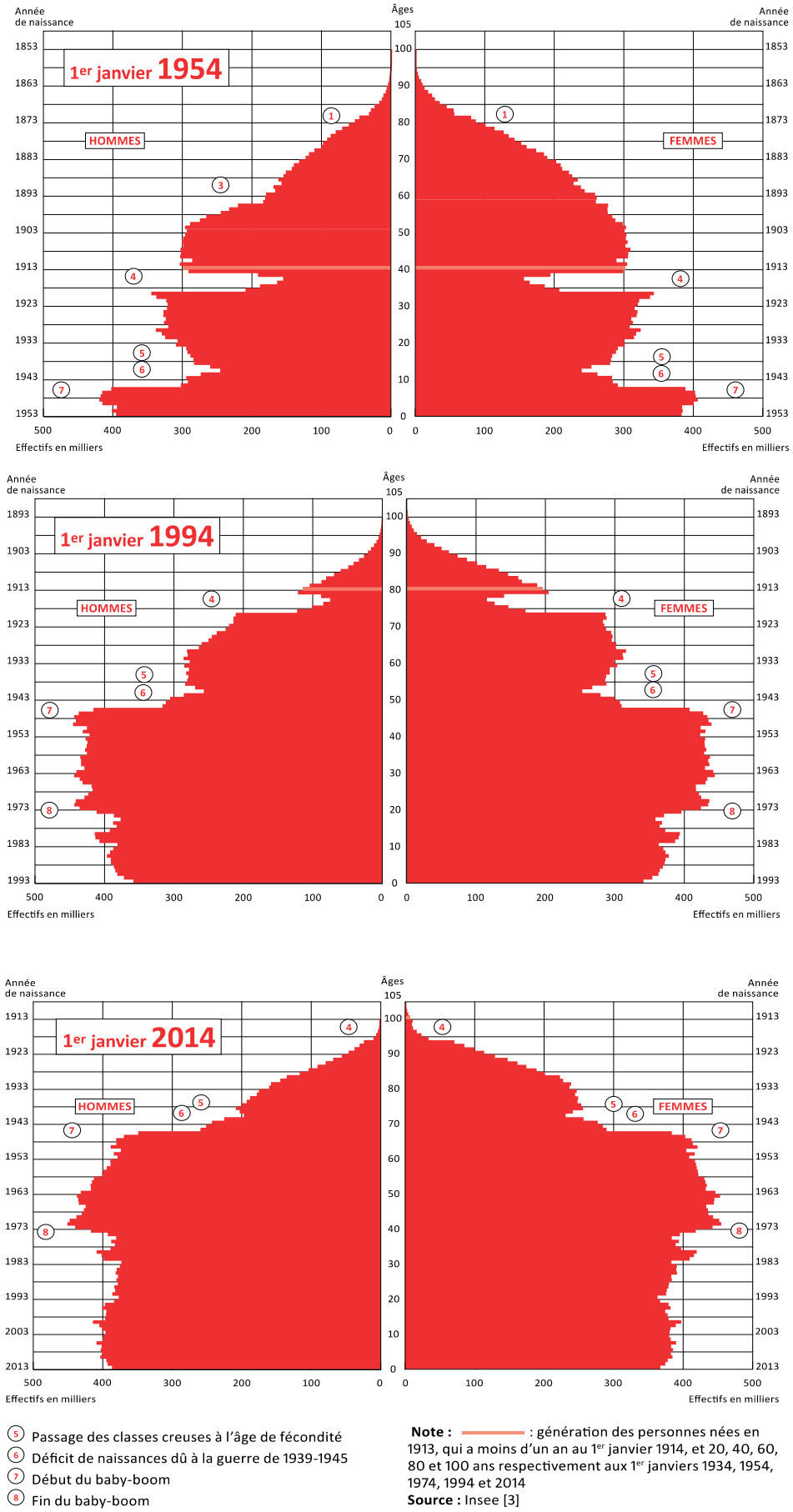
En France, la fécondité et la mortalité sont les deux facteurs qui interviennent le plus sur le processus du vieillissement démographique à la différence des flux migratoires, et ce qu'elle que soit la période considérée. En effet, au cours des siècles antérieurs, la démographie a été rythmée par une fécondité et une mortalité forte. Au XIXe siècle, une transition démographique s'est effectuée. Au 1er janvier 1914, la pyramide des âges de la France a la forme régulière d'une meule de foin. La Première Guerre mondiale a créé plusieurs encoches liées aux pertes militaires et au déficit des naissances. La pyramide des âges est aujourd'hui en voie de retrouver

une forme régulière, les stigmates laissés par la Première Guerre ayant quasiment disparu après l'avoir marquée pendant près de cent ans (Pison, 2014).

Il a été noté une baisse de la mortalité associée à une diminution de la fécondité responsable d'un élargissement au sommet et d'un rétrécissement à la base de la pyramide des âges (Sardon and G.calot, 1999). Cet élargissement du sommet de la pyramide a été défini comme un vieillissement par le sommet. Le rétrécissement de la base de la pyramide a quant à lui été défini comme un vieillissement par la base .(Sardon and G.calot, 1999). Cette transition démographique a été compensée par une baisse de la mortalité infantile (Sardon and G.calot, 1999). A l'amélioration des progrès de la médecine avec l'arrivée des antibiotiques, cette baisse a eu pour conséquence d'atténuer l'effet de la diminution de la fécondité sur les courbes de vieillissement. Pourtant, avec le temps, la marge de variation relative à cette chute de la mortalité infantile est devenue très faible (Sardon and G.calot, 1999). Néanmoins, la meilleure prise en charge des pathologies chroniques a permis de prolonger la vie et de diminuer la mortalité des adultes d'âge moyen, puis celle des personnes âgées, élargissant ainsi le sommet de la pyramide des âges (Sardon and G.calot, 1999).

En conclusion, le vieillissement par le sommet semble d'après les démographes, le profil évolutif du vieillissement en France pour les prochaines années (cf Figure 2) (Pison, 2014).





Note : ——— : génération des personnes nées en 1913, qui a moins d'un an au 1er janvier 1914, et 20, 40, 60, 80 et 100 ans respectivement aux 1er janviers 1934, 1954, 1974, 1994 et 2014

Source : Insee [3]

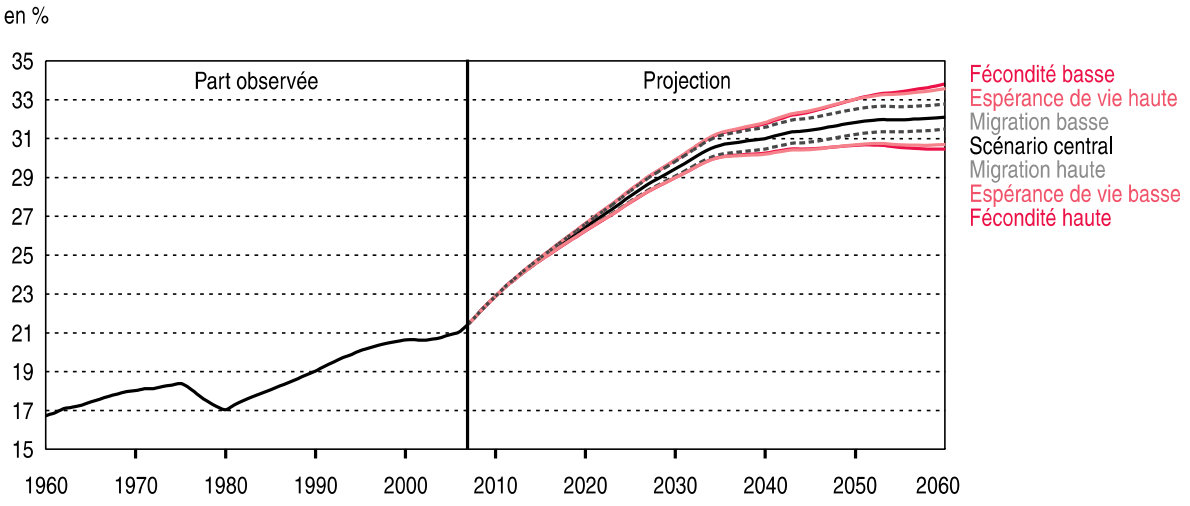
Figure 2. Pyramide des âges en France : évolution de 1914 à 2014.

Si les facteurs de mortalité et de fécondité sont des variables prédominantes à l'échelle du territoire français, à un niveau plus local tel que dans les régions, le flux migratoire peut intervenir de façon aussi importante (Parant, 2000). En effet, dans une population locale où les taux de fécondité et de mortalité sont identiques à la population générale, une immigration ou une émigration peut modifier le vieillissement démographique d'un territoire géographique. À titre d'exemple, nous pouvons citer l'exode rurale des jeunes et l'afflux des plus âgés sur les littoraux atlantique et méditerranéen (Parant, 2000). Ces phénomènes migratoires ont permis de distinguer trois grands types de vieillissement des régions en France (Morel, 2011):

- Le type 1 correspond à une réduction du vieillissement lié au renouvellement des classes d'âge les plus jeunes (exode des jeunes des campagnes vers les villes et faible attractivité des personnes âgées dans des régions telles que l'Île-de-France).
- Le type 2 correspond à une augmentation du vieillissement lié à des flux migratoires interrégionaux. C'est le cas de notre région des Pays de la Loire, ce second type étant lié à un tropisme de la côte atlantique.
- Le type 3 correspond à une augmentation du vieillissement d'une population d'individus sur place, à l'image de la région centre.

En termes de chiffres, l'effectif de la population française était estimé à 66 millions d'habitants (INSEE, 2014) au 1er janvier 2014. En 60 ans, la population française métropolitaine a augmenté de plus de 50 % (Pison, 2014). La projection faite par l'Institut National de la Statistique et des Etudes Economiques (INSEE) estime que la population française comptera 70,7 millions d'habitants en 2050, soit 9,3 millions de plus qu'en 2005 (Robert-Bobée, 2006).

Le nombre de personnes de 65 ans et plus a augmenté de 4,7 à 11,6 millions entre 1950 et 2013 (Pison, 2014). En 2014, les plus de 60 ans représentent 20% de la population française, les plus de 75 ans 7,8 % et les plus de 85 ans 2,5 % (Muller et al., 2004). Selon les projections, on estime que plus d'une personne sur 3 aura plus de 60 ans en 2050 (Robert-Bobée, 2006). Les personnes de plus de 60 ans représenteront en effet 31,9 % de la population globale. Dans cette tranche d'âge, ce sont les plus de 85 ans qui subiront l'augmentation la plus forte. En effet, on estime que le nombre de personnes âgées de plus de 85 ans sera multiplié par trois entre 2010 et 2040 (cf Figure 3) (Blanpain and Chardon, 2010).



Champ : France métropolitaine.

Sources : Insee, estimations de population et projection de population 2007-2060.

Figure 3. Évolution des personnes âgées de 60 ans et plus en France de 1960 à 2060

Ce vieillissement de la population modifiera la répartition par âge de la population française, dû essentiellement à l'augmentation de la proportion de personnes de plus de 60 ans.

II.1.2 Vieillissement épidémiologique

Parallèlement et de manière complémentaire au vieillissement démographique, l'approche épidémiologique fournit les informations permettant de mieux comprendre les effets du vieillissement de l'état de santé à l'échelle d'une population et ainsi d'adapter les moyens de santé aux besoins des populations (Lemarcis-De Decker, 2012).

Le vieillissement de la population est l'un des faits marquants du XXe et du début de ce XXIe siècle. Il devient donc urgent de se préoccuper des effets du vieillissement sur l'état de santé des individus du 3ème millénaire. Un nombre croissant d'individus a atteint et atteindra un âge où les prévalences des maladies aiguës et surtout des maladies chroniques incapacitantes sont élevées. Un défi sociétal majeur est d'améliorer la qualité de vie et prévenir ou réduire la dépendance et/ou la perte d'autonomie dans une population vieillissante. L'augmentation de l'âge est associée à une augmentation du risque d'invalidité et d'une perte d'indépendance en raison de déficiences fonctionnelles telles que la perte de la mobilité, de l'ouïe et de la vision. Un enjeu majeur concerne la mesure d'incapacité et comment elle peut être prévenue (Khaw, 1997).

II.1.2.1 Incapacité *versus* l'espérance de vie en bonne santé

L'incapacité se définit de manière générale comme la réduction partielle ou totale de la capacité d'une personne à accomplir une activité ou à jouer le rôle qu'on attend d'elle en raison de difficultés physiques, sensorielles, intellectuelles, ou psychiques, résultant d'accidents, de déficiences, ou de troubles divers, et cette incapacité augmente avec l'âge (Khaw, 1997). Ainsi, l'espérance de vie est calculée en distinguant les personnes « saines » de celles souffrant d'incapacité (Colvez 1996; Kinsella 1996; Murray & Lopez, 1997a).

L'espérance de vie se définit comme la durée de vie moyenne d'un individu. Etroitement liée à la notion de mortalité, il ne s'agit pourtant pas d'un indicateur de mortalité. Néanmoins, elle reflète, quand elle augmente, la possibilité pour un groupe d'individu de vivre plus longtemps. L'espérance de vie est utilisée par les cliniciens comme un marqueur du temps qui reste à vivre par rapport à un temps donné. Nous vivons de plus en plus longtemps en partie grâce aux progrès de la médecine en termes de prévention, de diagnostic et de traitement des maladies. Ces progrès sont à l'origine d'un changement de paradigme de la prise en charge médicale où la qualité de vie du temps restant à vivre est devenue centrale. Nous sommes donc passés d'un objectif quantitatif à un objectif combiné qualitatif. Cette nouvelle variable introduite dans l'équation est à l'origine d'un nouveau questionnement pour le clinicien, à savoir les décisions de limitation de traitement motivées par une réflexion bénéfices/risques des thérapeutiques chez la personne âgée. Afin d'avoir le plus d'éléments objectifs pour comprendre et trouver une réponse à ce nouveau questionnement, il nous est apparu important de développer les concepts d'espérance de vie sans et avec incapacité, et d'identifier les principales pathologies rencontrées chez les personnes âgées, pour enfin arriver au concept plus global de fragilité.

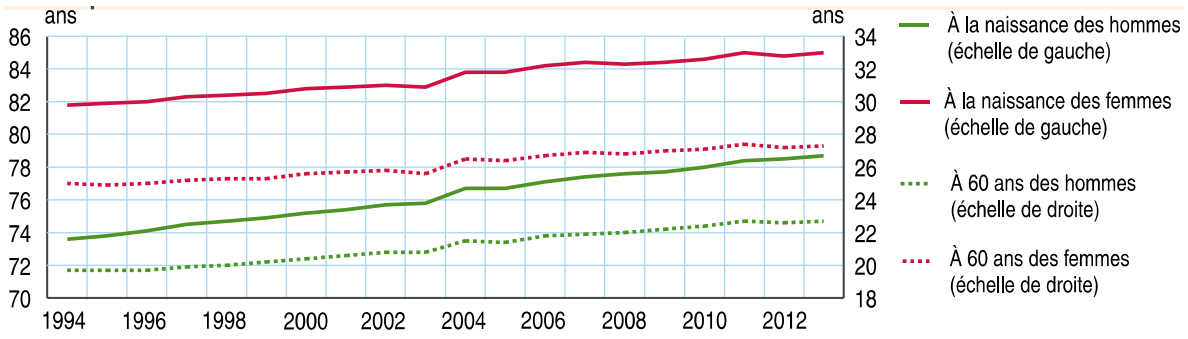
II.1.2.1.1 Espérance de vie à la naissance : avantage aux femmes

En France, entre 1950 et 2000, l'espérance de vie à la naissance des femmes a augmenté de 20 ans et celle des hommes de 18 ans (Bellamy and Beaumel, 2014). La différence d'espérance de vie à la naissance entre les hommes et les femmes est de 3 ans en Asie et en Afrique, de 7 ans en Amérique du Nord et de 8 ans en moyenne en Europe (Khaw, 1997). Concernant les pays développés, l'ensemble des études publiées ces vingt dernières années montre un accroissement régulier de l'espérance de vie à la naissance avec une différence persistante entre les hommes et femmes : par exemple, les femmes japonaises âgées de 65 à 74 ans ont des taux de maladie cardiaque inférieurs à ceux des femmes âgées de 55 à 64 ans au Royaume-Uni; le taux de cancer du sein chez les femmes japonaises ne montre pas la même augmentation que l'âge, comme

observé chez les femmes au Royaume-Uni. Pour ces deux conditions, les femmes en Italie ont des taux nettement inférieurs à ceux des femmes du même âge au Royaume-Uni (Khaw, 1997). Toutefois, il faut noter que l'espérance de vie à la naissance des hommes tend à progresser plus vite que celle des femmes (*The Epidemiology of Aging*, n.d. ; Khaw, 1997 ; Ferrucci et al., 2008). En 1990, dans les pays développés, elle était de 81 ans pour les femmes et 72 ans pour les hommes. En 2050, elle sera de 90 ans pour les femmes et de 82 ans pour les hommes. En France, les hommes représenteront alors 42 % des plus de 60 ans et 35 % des plus de 85 ans.

II.1.2.1.2 Espérance de vie aux âges avancés : Les femmes vivent toujours plus longtemps que les hommes ?

En dehors de l'espérance de vie à la naissance, l'espérance de vie aux âges élevés est un indicateur fondamental de santé publique. En effet, ce paramètre est le plus intéressant pour toutes les questions de décisions de limitations de traitement comparé à celui de l'espérance de vie à la naissance. Le Japon, la France, l'Australie, le Canada et les pays scandinaves ont les espérances de vie aux âges élevés les plus longues (*The Epidemiology of Aging*, n.d.). Aujourd'hui, dans les pays de l'Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE), les hommes ont une espérance de vie aux âges avancés inférieure à celle des femmes. À titre d'exemple, en France, en 2000, le rapport femmes/hommes était de 1.08 pour la tranche d'âge 60-64 ans, de 1,79 pour la tranche 80-84 ans et de 3,25 pour les plus de 90 ans. Dans les conditions de mortalité de 2013, une femme vivrait en moyenne 85,0 ans et un homme 78,7 ans. L'espérance de vie des femmes retrouve en 2013 son niveau de 2011 et celle des hommes gagne 0,2 an (Figure 4). En une décennie, l'espérance de vie des hommes a progressé de 2,9 ans, celle des femmes de 2,1 ans. L'écart entre les deux sexes ne cesse de se réduire. Il était en effet de 8,2 ans en 1994 et de 7,1 ans en 2003 ; il est désormais de 6,3 ans en 2013 (Bellamy and Beaumel, 2014).



Champ : France hors Mayotte.
Source : Insee, estimations de population et statistiques de l'état civil.

Figure 4. Espérance de vie en France entre 1994 et 2012.

Cependant, il existe des variations en fonction des pays considérés. Ainsi, dans une population de plus de 95 ans, le rapport femmes / hommes peut varier de 5 femmes pour un homme dans des pays comme la France, l'Autriche ou encore la Finlande, contre un taux de 2 femmes pour un homme en Grèce par exemple.

II.1.2.1.3 Espérance de vie sans incapacité

II.1.2.1.3.1 Définition

La présence d'affections multiples rend difficile la description et la mesure de l'état de santé de la population âgée. C'est pour cette raison qu'un nouvel indicateur a été développé. Il s'agit de l'espérance de vie sans incapacité qui représente le nombre d'années que le sujet peut espérer vivre sans limitation fonctionnelle (Christensen et al., 2009).

Les incapacités résultent de déficiences d'organes et génèrent des handicaps. La mesure de l'espérance de vie sans incapacité reste difficile et se base sur l'évaluation des limitations fonctionnelles qui permettent d'apprécier de manière synthétique les besoins généraux d'une population en terme de santé et de soins, de suivre l'évolution et de mesurer les effets des soins médicaux et des services associés (Christensen et al., 2009).

II.1.2.1.3.2 Étiologies des incapacités du sujet âgé

Les incapacités résultent des effets du vieillissement physiologique et pathologique. Quel que soit le sexe, la fin de la période de vie sans incapacité est dominée par les manifestations de la sénescence des fonctions cérébrales notamment mnésiques, sensorielles, cardio-vasculaires et de l'appareil locomoteur. L'association des effets des maladies chroniques provoque les incapacités et des handicaps. Les affections chroniques responsables d'incapacité sont comparables dans les deux sexes, en dehors des affections musculo-squelettiques qui sont plus fréquentes chez la femme (Robine et al., 1998).

II.1.2.1.3.3 Différences liées aux tranches d'âge

Dans les pays développés, où cette mesure peut être effectuée avec une homogénéité raisonnable, l'espérance de vie sans incapacité « modérée » représente entre 50 et 80 % de l'espérance de vie à 65 ans. À cet âge, la population des pays de l'OCDE peut donc s'attendre à passer un bon nombre d'années en bonne santé. Dans la plupart des pays, quel que soit le sexe, l'espérance de vie sans incapacité dans la tranche d'âge 65-80 ans augmente comparée aux années précédentes alors qu'elle diminue au-delà de 80 ans (Kinsella and Velkoff, 2001).

En France en 2011, la prévalence de la dépendance était estimée à 1,2 million d'individus (Le Roux, 2011). L'âge de l'entrée dans la dépendance était mesuré à 79 ans pour les hommes et 83 ans pour les femmes, son incidence augmentant fortement après 80 ans pour atteindre un taux évalué à 42 % après 90 ans (Le Roux, 2011). Plusieurs hypothèses ont été évoquées pour expliquer la réduction des incapacités avant 80 ans qui résulte d'une amélioration de l'état de santé elle-même conséquence d'une meilleure alimentation, de la pratique d'une activité physique, d'une amélioration des interventions médicales ainsi que d'une éducation sanitaire associée à une plus grande capacité de prise en charge par la personne elle-même.

II.1.2.1.3.4 Perspectives

Du fait de la diminution des incapacités dans la tranche d'âge 65-80 ans, aux États-Unis comme dans le reste des pays développés, la proportion de patients âgés handicapés diminue. Si la même diminution observée dans les 17 dernières années (-1,1 % /an) se poursuit, il y aura en 2050, pour une population âgée considérablement plus importante, le même nombre de patients âgés handicapés que maintenant (Kalache, 2002). Cette perspective optimiste doit être pondérée par l'augmentation de l'espérance de vie aux âges avancés. De ce fait, la proportion des personnes de plus de 85 ans souffrant d'incapacité va s'accroître par un phénomène de compression des morbidités, et par conséquent la proportion de patients âgés handicapés devrait augmenter. En effet, les projections évaluent un âge d'entrée dans la dépendance qui serait en 2040 de 85 ans pour les hommes et 88 ans pour les femmes et une augmentation de 10 à 20 % du taux de personnes dépendantes en 10 ans (Lemarcis-De Decker, 2012; Le Roux, 2011).

Actuellement, en France, l'espérance de vie sans incapacité progresse plus vite que la longévité (durée de vie maximale), notamment chez les hommes. De ce fait, les hommes, lorsqu'ils vivent suffisamment vieux, sont en moyenne plus autonomes que les femmes de même âge. À titre d'exemple, le taux d'institutionnalisation des hommes, c'est-à-dire le rapport entre les hommes en institution et le nombre total d'hommes du même âge, devient très inférieur à celui des femmes d'âge équivalent après 75 ans. Il est moitié moins élevé pour les octogénaires qui représentent le tiers de l'ensemble des personnes résidant en institution.

L'amélioration de la qualité de vie à 60 ans contrebalancée par la dépendance après 80 ans explique la nécessité d'enrayer l'incapacité et de maintenir les niveaux fonctionnels les plus élevés possible dans la population âgée masculine (Hubert et al., 2002). Il en résulte que toute démarche préventive visant à améliorer l'état de santé de tout individu, quels que soient son sexe et son âge, est importante. Favoriser la croissance et le développement de l'enfant, prévenir

et traiter les maladies, tout en limitant leurs séquelles, sont autant d'interventions qui éviteront ou retarderont les incapacités à un âge avancé.

II.1.3 Du vieillissement épidémiologique au concept de fragilité

Le vieillissement, qu'il soit physiologique ou pathologique, est un processus qui modifie l'état de santé d'un individu. Il aboutit à l'échelle d'une population à la formation d'un groupe hétérogène d'un point de vue médical et fonctionnel. Schématiquement, trois catégories de personnes âgées peuvent être individualisées en fonction de leur état de santé après 75 ans (Speechley and Tinetti 1991; Tinetti, McAvay et al. 1996) :

- Les personnes dites «vigoureuses» : en bon état de santé, indépendantes et bien intégrées socialement, en d'autres termes autonomes d'un point de vue décisionnel et fonctionnel qui sont assimilables aux adultes plus jeunes.
- Les personnes dites «malades» : dépendants, en mauvais état de santé en raison d'une polypathologie chronique évoluée génératrice de handicaps et d'un isolement social.
- Les personnes dites «fragiles» : à l'état de santé intermédiaire et à risque de basculer dans la catégorie des malades. Elles sont décrites comme une population vulnérable, avec des limitations fonctionnelles motrices et cognitives et une baisse des capacités d'adaptation.

D'utilisation fréquente dans le langage courant, le terme « fragilité » apparaît au premier abord comme suffisamment simple quant à son sens. Selon la définition du dictionnaire « Le Robert», une personne fragile est une personne de constitution faible et de fonctionnement délicat. Par contre, d'un point de vue médical, la définition n'est pas aussi claire, car elle varie selon la discipline d'appartenance du professionnel de santé. À partir des concepts développés dans la littérature internationale, il est possible de distinguer trois types d'approches complémentaires (Fried, Tangen et al. 2001; Bortz 2002; Bandeen-Roche, Xue et al. 2006) :

1. médicale, définit la fragilité comme un syndrome clinique s'exprimant dans différents domaines tels que la locomotion avec les chutes et les syndromes d'immobilisation, la cognition avec la confusion et la dépression, la nutrition avec la malnutrition protéino-énergétique, ou les troubles psychosociaux générés par l'isolement en raison d'une réduction de la vie relationnelle ;
2. fonctionnelle, définit la fragilité comme un état caractérisé par des limitations fonctionnelles diminuant les capacités de la personne âgée à accomplir les actes de la vie quotidienne ;

3. physiologique, définit la fragilité comme une perte des réserves physiologiques associée à une plus grande susceptibilité à l'incapacité. Cela peut s'exprimer par une réduction de la sécrétion hormonale, une baisse du volume maximal d'oxygène (VO2 max), une altération de l'immunité, une baisse de la force musculaire, ou encore une réduction des neurotransmetteurs.

Ces trois approches ne font que décrire les effets du vieillissement physiologique et pathologique qui transforment une personne en bonne santé en une personne dite «fragile» par la baisse des compétences et des réserves de la plupart des systèmes physiologiques. Cet état fragile aboutit à une plus grande vulnérabilité de la personne âgée qui s'exprime lors d'événements aigus qui la font basculer dans la situation d'insuffisance fonctionnelle.

Bien que la compréhension du concept de fragilité soit facile, il n'y a pas de consensus sur une définition clinique. Il a été retenu la définition suivante : "La fragilité peut se définir comme un état médico-social instable. Elle est la conséquence du vieillissement physiologique et pathologique qui génère des déficiences infracliniques. La réduction des réserves physiologiques qui en résulte est à l'origine d'un défaut d'adaptation au stress qu'il soit médical, psychologique ou social".

II.1.3.1 État de santé d'une population vieillissante : les principales pathologies rencontrées

II.1.3.1.1 Pathologies ostéo-articulaires

L'arthrose est l'affection chronique la plus souvent rencontrée chez la personne âgée. En 1994, 45 % des personnes de 65 ans en étaient atteintes. Onze pourcents d'entre elles rapportaient une réduction d'activité directement en rapport avec l'arthrose.

L'ostéoporose est une maladie systémique du tissu osseux caractérisée par une diminution de la densité minérale osseuse et une détérioration de la microarchitecture osseuse. La prévalence de l'ostéoporose augmente avec l'âge passant de 4-15 % dans la tranche d'âge 50-59 ans à 50-70 % au-delà de 80 ans (Adler et al., 2003). Bien que cette affection atteigne principalement les femmes, elle n'épargne pas les hommes. L'absence de critères diagnostiques reconnus pour l'ostéoporose masculine rend difficile l'évaluation de sa prévalence véritable. Cependant, l'ostéoporose masculine est responsable d'un pourcentage important de fractures, principalement de l'extrémité supérieure du fémur (25 %), mais aussi vertébrales.

II.1.3.1.2 Pathologies cardiovasculaires

Le groupe des pathologies cardiovasculaires comprend l'insuffisance cardiaque, les coronaropathies, les troubles du rythme et de conduction, les pathologies cérébro-vasculaires et enfin l'hypertension artérielle. Leurs prévalences augmentent au cours du vieillissement. Elles sont responsables d'un taux important de morbi-mortalité chez les plus de 65 ans.

Les pathologies cardiovasculaires aux âges avancés sont différentes de celles des sujets jeunes. En effet, le vieillissement interfère avec les mécanismes physiopathologiques ayant des conséquences à la fois sur l'incidence et sur la prise en charge de la personne âgée. Cette prise en charge est souvent insuffisante et responsable d'une importante mortalité.

L'insuffisance cardiaque diastolique est un bon exemple de ces pathologies ayant une spécificité liée à l'âge. En effet, la prévalence après 80 ans est de 70 % alors qu'elle est de 10% avant 60 ans. De plus, les traitements thérapeutiques efficaces ne sont pas strictement identiques à ceux de l'insuffisance cardiaque systolique. Enfin, même pour les thérapies adaptées, l'absence d'étude portant sur les personnes âgées est responsable de difficultés, notamment par l'apparition d'effets indésirables liés au traitement. De plus, l'ensemble de ces difficultés thérapeutiques est associé à une sous-évaluation du diagnostic ou du traitement en raison de la symptomatologie particulière. En effet, si les symptômes de l'insuffisance cardiaque sont identiques, quel que soit l'âge, la limitation fonctionnelle que cette pathologie engendre, en particulier chez le sujet âgé, en limite l'expression. Le patient âgé, insuffisant cardiaque sévère, s'autorégule, limite son effort et de ce fait peut être sous-traité. En conséquence, les décompensations cardiaques sont plus fréquentes et responsables d'une mortalité plus importante.

L'hypertension artérielle est une affection chronique dont la prévalence augmente avec l'âge avec un profil différent entre l'hypertension diastolique et l'hypertension systolique. Sa prévalence chez les hommes et les femmes âgés de 65 à 74 ans en France est respectivement de 80 % et 71 %. L'hypertension artérielle diastolique augmente jusqu'à l'âge de 60 ans pour ensuite se stabiliser puis diminuer. À l'opposé, l'hypertension artérielle systolique augmente de manière continue avec l'âge. Par ailleurs, jusqu'à l'âge de 84 ans et quel que soit le sexe, l'hypertension artérielle est associée à un risque élevé de survenue d'événements morbides tels qu'un accident vasculaire cérébral, un infarctus du myocarde ou une insuffisance cardiaque, causant une surmortalité plus importante chez les hommes. À l'opposé, à partir de 85 ans et chez les hommes uniquement, l'hypertension artérielle est associée à une réduction de la

mortalité, malgré la persistance d'une prévalence plus élevée des événements cardiovasculaires (Lemarcis-De Decker, 2012).

II.1.3.1.3 Déclin cognitif et la démence

Le plus souvent, le vieillissement cognitif est mesuré en termes de déclin de la performance, par rapport à des sujets plus jeunes, à des épreuves censées mesurer le fonctionnement cognitif. De ce fait, le principal biais des études qui réalisent ce type de comparaison à un moment donné au sein de plusieurs groupes de sujets d'âges différents est l'effet cohorte. À titre d'exemple, des personnes nées en 1950 auront une performance différente de celles nées en 1910 non seulement parce qu'elles seront plus jeunes, mais aussi parce qu'elles auront un bagage socioculturel, éducatif et médical différent.

Malgré cet effet cohorte, il est clairement établi que des changements cognitifs apparaissent aussi de manière physiologique avec l'âge et touchent particulièrement certains domaines de la cognition. Le déclin est constaté le plus souvent après 60 ans et affecte plutôt les activités dites de performance qui comportent des réponses chronométrées, du matériel non-familier et la manipulation de matériel complexe. Ce profil de déclin cognitif correspond à une atteinte de l'intelligence dite « fluide » par opposition à l'intelligence dite « cristallisée » qui reflète les connaissances et les expériences acquises, sous-tendues principalement par les fonctions verbales qui sont relativement robustes avec l'âge. Par ailleurs, de nombreuses études ont mentionné un déclin des performances mnésiques, des fonctions visuospatiales et des capacités d'apprentissage qui peuvent se manifester à différentes périodes de la vie chez un même individu et qui, au sein d'une même population, évoluent de façon non linéaire.

La variabilité intra- et interindividuelle de l'atteinte cognitive, qui caractérise le vieillissement cérébral normal, explique la difficulté de définir le terme « vieillissement normal », d'autant qu'il existe probablement des interconnexions complexes entre vieillissement cognitif, psychosocial et biologique. Cependant, l'hétérogénéité du déclin cognitif doit être modulée par le fait que les modifications observées peuvent reposer sur l'atteinte de processus cognitifs plus élémentaires. Toutes les anomalies constatées seraient alors des conséquences de l'altération de ces processus basiques que sont le processus de stockage de l'information, les ressources attentionnelles et leur utilisation, ainsi que la vitesse de traitement de l'information, surtout lorsqu'il s'agit d'un matériel peu familier et complexe. Cette vision du vieillissement cognitif fait référence à la problématique de l'approche globale qui s'oppose à une approche analytique du déficit cognitif lié à l'âge.

Il existe actuellement deux grands types d'interprétation générale et intégrée du fonctionnement cognitif de la personne âgée que sont l'approche analytique et l'approche globale. L'approche analytique postule qu'il est possible de scinder la performance cognitive en ses différents éléments constituants (structures et processus), et que les différences dans le fonctionnement cognitif liées à l'âge peuvent être expliquées en termes d'efficacité relative de sous-composants spécifiques de traitement. À titre d'exemple, dans le domaine de la mémoire, de nombreux travaux ont tenté de déterminer si les problèmes mnésiques associés au vieillissement étaient la conséquence d'un déficit touchant sélectivement un processus tel que l'encodage, le stockage ou la récupération, ou un système de mémoire particulier tel que la mémoire à court ou long terme, la mémoire sémantique, épisodique ou procédurale.

L'approche globale du vieillissement cognitif considère qu'il est possible d'interpréter la majorité des différences liées à l'âge dans le fonctionnement cognitif en postulant l'existence d'un petit nombre de facteurs généraux qui interviennent entre la variable âge et les composantes de traitement impliquées dans les différentes tâches cognitives. Ces facteurs généraux seraient représentés par la diminution des capacités attentionnelles, l'altération de la mémoire de travail, la réduction de la vitesse de traitement de l'information et la difficulté d'inhiber une information non pertinente (Lemarcis-De Decker, 2012).
Qu'il s'agisse de troubles cognitifs accompagnant le vieillissement normal ou les manifestations d'un processus démentiel, l'une des principales questions qui se pose est de savoir comment faire la part entre les troubles que l'on attribue à une détérioration des systèmes distribués, c'est-à-dire des systèmes neuronaux impliqués directement dans le traitement des informations, et ceux pouvant relever d'un dysfonctionnement des systèmes régulateurs, que sont les systèmes neuronaux régulant le fonctionnement des systèmes distribués en les inhibant ou les facilitant.

La démence se définit comme une perte acquise des capacités intellectuelles d'une sévérité suffisante pour induire une perturbation des conduites sociales. «L'homme en démence est privé des biens dont il jouissait autrefois. C'est un riche devenu pauvre» (Jean-Étienne-Dominique Esquirol). La démence est un syndrome clinique dont le diagnostic repose sur l'association des critères cliniques suivants (critères DSM-IV) :

- Apparition d'un déficit cognitif multimodal : altération de la mémoire et altération d'une ou plusieurs fonctions cognitives suivantes : aphasie, apraxie, agnosie, altération des fonctions exécutives.

- Insertion socio-professionnelle perturbée : le déficit cognitif est à l'origine d'une altération significative du fonctionnement social et/ou professionnel et représente un net déclin par rapport à un niveau de fonctionnement antérieur.
- Absence de syndrome confusionnel aigu.

Les points importants de cette définition sont :

- Le caractère global et acquis du déficit s'oppose à l'atteinte sélective d'une des fonctions cognitives par lésion cérébrale localisée, et au déficit global, mais congénital des arriérations mentales.
- La démence n'est pas une maladie en soi, mais un syndrome dont il faut rechercher la cause.
- La démence n'est pas simplement une maladie de la cognition, c'est aussi une maladie du comportement et de la relation avec l'autre.

La classification des démences peut se faire de différentes manières :

- L'âge de survenue : présénile < 65 ans ou sénile ≥ 65 ans,
- La topographie lésionnelle : corticale ou sous-corticale,
- La nature du processus lésionnel : dégénératif (maladie d'Alzheimer, maladie à corps de Lewy, démence fronto-temporale) ou non dégénératif (démence vasculaire par exemple),
- La clinique : syndrome amnéso-aphaso-apraxo-agnosique (démence de type Alzheimer) ou syndrome frontal (démence de type frontal),
- Le caractère curable ou non. Parmi les démences curables, on retrouve principalement les causes neurochirurgicales avec entre autres les tumeurs cérébrales (méningiomes), les hématomes cérébraux (hématome sous-dural principalement) et l'hydrocéphalie à pression normale ; et les causes médicales telles que l'hypothyroïdie, la carence en vitamine B12, la syphilis et le Syndrome d'ImmunoDéficience Acquise (SIDA), l'intoxication au Monoxyde de Carbone (CO) et l'alcool. Concernant les causes incurables, les affections neurodégénératives sont les plus fréquentes, au premier rang desquelles la maladie d'Alzheimer et les maladies apparentées.

L'étude européenne « European Community Concerted Action on the Epidemiology and Prevention of Dementia » (EURODEM), incluant l'étude française « Personnes Agées Quid » (PAQUID), estime que l'incidence de la maladie d'Alzheimer progresse de 1 % entre 65-70 ans à 15 % après 80 ans. Les femmes ont plus de risques de développer une démence que les hommes. En revanche, lorsque la démence est vasculaire, le risque devient plus important chez

les hommes avec un ratio homme/femme de 1,3. Cependant, il faut noter qu'il existe des différences d'incidence selon les tranches d'âge chez l'homme. En effet, si la démence vasculaire a une incidence plus importante que la maladie d'Alzheimer chez les hommes entre 70 et 84 ans, l'incidence de ces deux affections démentielles est superposable après 84 ans dans certains pays développés. Enfin, près de la moitié des patients vivant en institution souffrent d'une pathologie démentielle.

II.1.3.1.4 Troubles psychiatriques

La prévalence des troubles psychiatriques est importante chez les personnes âgées. En effet, la moitié des sujets de plus de 65 ans en souffrirait. Au sein de cette population, le trouble psychiatrique est très souvent associé à une ou plusieurs affections somatiques causant une aggravation. La manifestation de ces troubles est rarement exprimée par la parole, mais plutôt de façon somatique, ou par des troubles du comportement (Rigaud et al., 2005). Parmi ces troubles sont retrouvés la dépression, l'anxiété ou encore les troubles délirants. La dépression est une pathologie rarement diagnostiquée chez le sujet âgé, souvent en raison de ses manifestations diverses et parfois non typiques. La prévalence de cette pathologie diffère en fonction de la définition de la dépression qui est utilisée et de la population étudiée. On distingue 43,9 % de symptômes dépressifs, 25,7 % de dépressions mineures et 15,5 % de dépressions majeures (Rigaud et al., 2005). De plus, près d'un tiers des personnes âgées pourrait présenter des symptômes dépressifs temporaires liés à des maladies physiques concomitantes ou à des difficultés d'ordre social. Il peut cependant être difficile au sein de cette population de différencier les authentiques signes de dépression des modifications physiologiques liées à l'âge ou des symptômes induits par une autre pathologie ou par une iatrogénie. La dépression présente souvent de multiples aspects tels que des troubles du caractère, des idées délirantes et des troubles cognitifs. La tristesse ne fait pas forcément partie des symptômes et toute tristesse n'est pas signe de dépression. En revanche, une perte d'intérêt peut s'avérer pathologique, si elle est vécue comme désagréable ou qu'elle est disproportionnée. La perte d'appétit ou la détérioration du sommeil peuvent également être le signe d'un épisode dépressif. La dépression peut être de survenue brutale ou évoluer de façon insidieuse, par exemple au cours d'un événement de santé pouvant par ailleurs sembler anodin d'un point de vue extérieur.

Cette pathologie n'est pas diagnostiquée dans près de 40 % des cas. Il est en effet fréquent que le patient nie ses troubles. Ainsi, 43 % des sujets âgés dépressifs ne consultent pas leur médecin.

Certains symptômes de la dépression peuvent également être attribués au vieillissement physiologique, notamment en raison de leur caractère atypique.

Les troubles anxieux sont souvent associés à la dépression chez le sujet âgé, mais sont aussi fréquemment présents chez des personnes non déprimées. La prévalence des troubles anxieux chez la personne âgée est de l'ordre de 6 à 33 % selon les études. Les symptômes hypocondriaques de ces troubles sont les plus fréquents par rapport aux symptômes obsessionnels, hystériques ou phobiques. De même que pour la dépression les troubles anxieux peuvent avoir des manifestations atypiques chez le sujet âgé rendant difficile leur diagnostic, et rendant notamment difficile la différentiation troubles anxieux/troubles dépressifs.

Les troubles délirants de la personne âgée sont très divers du point de vue des manifestations observées, des conséquences comportementales et des causes possibles. Il faut distinguer les troubles délirants aigus et les troubles délirants chroniques. Ces derniers sont la manifestation de troubles psychiatriques, de psychoses, telles que la schizophrénie. Celles-ci peuvent être des psychoses vieillies ou des psychoses apparaissant spécifiquement chez la personne âgée. En ce qui concerne les symptômes de la schizophrénie vieillissante, 62 % disparaissent avec le grand âge, 11 % s'atténuent et 27 % restent inchangés ou s'aggravent. Il existe néanmoins des délires chroniques d'apparition tardive qui se manifestent chez le sujet âgé, en particulier de sexe féminin, n'ayant aucun antécédent psychotique, mais ces phénomènes sont relativement rares.

Les troubles délirants aigus sont fréquemment associés à des manifestations confusionnelles. Ces troubles peuvent être liés à des troubles thymiques ou encore à des troubles psycho-organiques tels que des affections cérébrovasculaires, une maladie d'Alzheimer, une démence à corps de Lewy ou une maladie de Parkinson.

II.1.3.1.5 Troubles de la marche et de l'équilibre

Alors que les troubles cognitifs, et plus précisément les démences, ont fait l'objet de nombreux travaux, les troubles de la marche ont été moins étudiés. Pourtant leur prévalence et leurs conséquences sont tout aussi voire plus importantes que celles des démences.

La prévalence des troubles de la marche chez la personne âgée est élevée. Elle varie entre 10 % et 50 % en fonction de l'âge et de l'état de santé du groupe de personnes âgées considéré. À titre d'exemple, on estime que 8 % à 19 % des personnes âgées non institutionnalisées, tous âges confondus, ont des difficultés pour marcher. En fonction de la tranche d'âge, la prévalence passe de 6 % chez les 65-69 ans à 38 % au-delà de 84 ans. En résidence, où l'état de santé de

la population âgée est plus altéré, les troubles de la marche peuvent atteindre une personne âgée sur deux et ce quel que soit l'âge.

Les troubles de la marche sont une source importante de morbi-mortalité chez la personne âgée, tant en raison de la réduction ou de l'inactivité physique que des chutes qu'ils entraînent. Toute la difficulté pour identifier et catégoriser les troubles de la marche de la personne âgée repose sur le fait qu'ils ne résultent pas d'une cause unique facilement identifiable, mais le plus souvent de la combinaison de multiples facteurs. Ces facteurs ont été regroupés en 3 grandes catégories :

1. les facteurs intrinsèques, dépendants de l'état de santé du sujet qui dépend lui-même des effets du vieillissement physiologique et des comorbidités cumulées avec l'âge ;
2. les facteurs comportementaux, c'est-à-dire liés à l'activité physique du sujet et à la notion de prise de risque ;
3. les facteurs environnementaux, correspondant à la configuration de l'environnement dans lequel la personne âgée se déplace.

Les facteurs intrinsèques, qui sont les plus importants, sont le résultat d'un vieillissement physiologique et/ou pathologique de l'organisme influençant plus ou moins directement la fonction locomotrice. Trois niveaux d'atteinte souvent associés peuvent être distingués.

Le premier correspond à l'altération de l'appareil neurosensoriel, c'est-à-dire des afférences, qui entraîne un mauvais recueil des informations nécessaires à l'équilibre statique et dynamique. Au niveau visuel, le vieillissement s'accompagne d'une baisse marquée de la sensibilité des contrastes, d'une difficulté à percevoir la verticalité et d'une diminution du nombre des fibres du nerf optique. La sensibilité proprioceptive se modifie également chez le sujet âgé avec une réduction du nombre de récepteurs capsulo-articulaires et un ralentissement des vitesses de conduction. Les afférences neurosensorielles sont d'autant plus perturbées qu'il existe un processus pathologique additionnel. Ces modifications expliquent que les troubles visuels, vestibulaires, auditifs et de la sensibilité sont des facteurs de risque de chute.

Le deuxième niveau d'atteinte concerne les troubles de l'exécution motrice par atteinte de l'appareil effecteur. Avec l'âge, les amplitudes articulaires, et notamment celles de la hanche, de la cheville et du rachis sont diminuées. S'y associent une réduction de la masse et de la force musculaire, des vitesses de conduction motrice et de la réponse motrice. Les troubles ostéo-articulaires et musculaires sont ainsi des facteurs de risque de chute.

Enfin, le troisième niveau d'atteinte correspond au vieillissement cérébral à l'origine d'un affaiblissement des capacités intellectuelles. Particulièrement corrélés au risque de chute

lorsqu'il existe une pathologie démentielle ou une dépression, des changements cognitifs apparaissent aussi de manière physiologique avec l'âge et touchent tous les domaines de la cognition. De nombreuses études ont mentionné un déclin des performances mnésiques, des fonctions visuospatiales et des capacités d'apprentissage qui peuvent se manifester à différentes périodes de la vie chez un même individu et qui, au sein d'une même population, évoluent de façon non linéaire. Cette variabilité intra- et interindividuelle de l'atteinte cognitive, qui caractérise le vieillissement cérébral normal, explique la difficulté de définir le terme « vieillissement normal », d'autant qu'il existe probablement des interconnexions complexes entre vieillissement cognitif, psychosocial et biologique. Cependant, l'hétérogénéité du déclin cognitif doit être modulée par le fait que les modifications observées peuvent reposer sur l'atteinte de processus cognitifs plus élémentaires. Toutes les anomalies constatées seraient alors des conséquences de l'altération de ces processus basiques que sont le stockage, les ressources attentionnelles (attention divisée et soutenue) et la vitesse de traitement de l'information, surtout lorsqu'il s'agit d'un matériel peu familier et complexe.

Enfin parmi les autres facteurs de risque, il faut retenir un seuil de l'âge supérieur à 80 ans, la prise de 4 (ou plus) médicaments par jour (qui est le reflet d'une polypathologie plus ou moins évoluée), et la prise de psychotropes parmi lesquels les neuroleptiques.

II.2. Chutes et personnes âgées

II.2.1 Définitions opérationnelles de principaux termes

Il existe des définitions différentes de la chute dans la littérature. La plupart de ces définitions utilisent une combinaison de composants topographiques, biomécaniques et comportementaux. Les deux composantes clefs de la définition sont le fait de passer à un niveau inférieur par rapport au niveau de départ et ceci de manière involontaire (Beauchet et al., 2011). Ce manque d'homogénéisation des méthodes de recueil d'informations, comme le manque de définition consensuelle de l'événement « chute », constitue un obstacle à l'identification et à l'application de stratégies efficaces de prévention standardisées.

Une revue systématique de la littérature (Hauer et al., 2006) a colligé les définitions et les méthodes utilisées pour recueillir la chute dans les essais contrôlés randomisés. Sur les 90 articles répondant aux critères de recherche, 44 d'entre eux ne fournissaient pas de définition de la chute. Seulement deux articles évoquaient l'impact sur les résultats d'une différence de définition de l'événement « chute ».

Nous avons colligé ci-dessous les définitions les plus fréquemment retrouvées :

1. Premièrement, les recommandations pour la pratique clinique de la Société Française de Documentation et de Recherche en Médecine Générale (SFDRMG) en partenariat avec la HAS étaient centrées sur la chute dite « accidentelle ». Cette terminologie d'origine anglophone « accidental fall » est utilisée par le descripteur « MeSH » dans « Medline » qui définit la chute comme « tout glissement ou trébuchement aboutissant à une blessure » ("*Falls due to slipping or tripping which result in injury*"). Par conséquent, cette définition inclut à la fois le concept de mécanisme de la chute, mais aussi le concept de conséquence.
2. Deuxièmement, la revue systématique de la littérature de *Hauer et al.* a montré que lorsqu'une étude précise la définition de l'événement chute choisie, la plus fréquemment retenues était celles du "Kellogg international working group (1987)" (utilisée dans 8 articles) qui définit la chute comme « tout événement au cours duquel la personne se retrouve involontairement au sol ou sur tout autre niveau inférieur ». Cela peut inclure un événement au cours duquel la personne se retrouve au sol, trébuche dans les escaliers, glisse ou perd l'équilibre et heurte un objet (table, lit, etc.)
3. "*Yale Frailty and Injuries : Cooperative Studies of Intervention Trials* (FICSIT) *collaboration*" (définition utilisée dans 9 articles) qui définit la chute comme « le fait de se retrouver involontairement au sol ou tout autre niveau inférieur ». Le fait de se retrouver

appuyé contre un meuble, un mur ou toute autre structure ne compte pas comme une chute ("*Unintentionally coming to rest on the ground, floor, or other lower level. Coming to rest against furniture, wall, or other structure does not count as a fall*").

Ces définitions ont une base commune : le fait de se retrouver dans une position de niveau inférieur par rapport à la position de départ, le sol étant toujours la référence. Si cette caractéristique est constamment retrouvée, le niveau « d'arrivée » peut varier. Certaines définitions considèrent qu'il y a « chute » seulement s'il y a contact du corps avec le sol. D'autres introduisent la notion de contact avec les murs ou du mobilier. Celle-ci est particulièrement importante, car elle sous-entend un trouble affectant l'intégrité des réflexes posturaux de protection de type « parachute ». D'un point de vue comportemental, les chutes sont définies différemment selon leur caractère non intentionnel, involontaire, accidentel, par insouciance. Une autre source de variation est la cause d'un événement médical sévère. Les dangers liés à l'environnement sont aussi, selon les cas inclus ou non.

II.2.2 Épidémiologie

Les chutes, et notamment les chutes répétées sont des événements fréquents chez les personnes âgées. Alors qu'un tiers des personnes âgées de plus de 65 ans et 50 % des plus de 80 ans vivant à domicile tombent au moins une fois dans l'année, on estime que la moitié de ces personnes font des chutes répétées (Oliver, Hopper et al. 2000; Robertson, Campbell et al. 2002; Chang, Morton et al. 2004). Il est important de noter que les chiffres de prévalence et d'incidence de la chute varient considérablement d'une étude à l'autre, et ceci que la chute soit unique ou répétée (Rubenstein 2006). Les taux les plus faibles sont compris entre 0,3 et 1,6 chutes par personne âgée de 65 ans et plus, par année et vivant à domicile (moyenne calculée à 0,65) (Argumentaire, 2009). À l'opposé, les taux les plus élevés concernent les personnes de plus de 75 ans vivant en long séjour ou en institution médicalisée, et sont compris entre 0,6 et 3,6 chutes par personne et par année (moyenne calculée à 1,7) (Rubenstein 2006). En secteur hospitalier de court et moyen séjour, les variations sont tout aussi importantes avec une incidence de la chute comprise entre 2,2 et 17,1 chutes pour 1 000 patients jours (Coussement, De Paepe et al. 2008).

En France, les données chiffrées sur la prévalence et l'incidence des chutes des personnes âgées proviennent de trois sources principales qui sont :

- L'Enquête Permanente sur les Accidents de la vie Courante (EPAC) est l'extension française du recueil européen EHLASS (European Home and Leisure Accident

Surveillance System) implanté dans les années 1980 dans plusieurs pays européens. Le principe de cette enquête reposait sur l'enregistrement exhaustif du recours aux urgences pour les accidents de la vie courante. Neuf hôpitaux en France ont volontairement participé à cette étude. Il s'agissait des centres hospitaliers généraux d'Annecy, de Béthun, du Havre et de Vannes, de la Clinique des Franciscaines à Versailles et des centres hospitaliers universitaires de Besançon, de Bordeaux et de l'Hôpital Cochin à Paris.

- Le baromètre santé de l'Institut National de Prévention et d'Education pour la Santé (INPES).
- Et la base de données de mortalité issue des certificats de décès enregistrés par le centre d'épidémiologie des causes médicales de décès (CépiDc) anciennement connu sous le nom de service commun n°8 (Sc8) de l'Institut National de la Santé et de la Recherche Médicale (INSERM).

Ces données concernent principalement la chute unique et ses conséquences. De ce fait, il existe très peu de données obtenues à partir d'études qui ont spécifiquement portées sur les chutes répétées. Il est important de noter que les dernières données acquises en France et portant spécifiquement sur la chute répétée montrent une prévalence à environ 10 % (Maunourry F, Rossa A et al. 2008). Dans ces dernières études, les chutes répétées étaient définies de la même manière, c'est-à-dire par la survenue de deux chutes et plus au cours d'une année.

Tout comme la chute unique, et quelle que soit l'origine, la prévalence et l'incidence de la chute répétée augmentent avec trois principaux facteurs que sont :

1. L'âge de la personne : à titre d'exemple, dans la "Randwick Falls and fracture study" le taux de chute multiple, défini par un nombre de chutes ≥ 2 au cours de l'année de suivi augmentait par tranche d'âge, passant de 7 % chez les 64-74 ans à 19 % chez les 75-85 ans pour atteindre 25 % au-delà de 84 ans (Lord et al., 1993).
2. L'institutionnalisation : à titre d'exemple, en Finlande, le pourcentage de chutes chez des personnes âgées de 70 ans et plus vivant en institution était trois fois plus élevé que celui retrouvé en population générale. Une synthèse, réalisée par Rubenstein et al. (Rubenstein, Robbins et al. 1988) à partir des résultats de sept études dont deux non publiées et portant sur des personnes hospitalisées en long séjour, a pu estimer une incidence comprise entre 60 % et 290 % par lit, avec une valeur moyenne calculée à 170 %, soit 1,7 chutes par personne et par an. En ce qui concerne les maisons d'accueil et d'hébergement pour personnes âgées, il a été montré que 39 % des personnes ont fait deux chutes ou plus en un an (Lord et al., 1993).

3. La multimorbidité : de manière non surprenante, la prévalence et l'incidence de la chute répétées sont plus élevées chez les personnes fragiles, polymorbides que chez les personnes vigoureuses (cf. définition fragilité chapitre 1.2 Définition de la personne âgée). Northridge et al. (Northridge, Nevitt et al. 1995) ont rapporté que lorsqu'une personne âgée non institutionnalisée était classée parmi la catégorie des personnes fragiles, son risque de chute était deux fois supérieur à celui d'une personne classée comme vigoureuse. Par ailleurs, Speechley et Tinetti (Speechley and Tinetti 1991,Tinetti et al., 1988) ont aussi montré que la prévalence de la chute augmentait de 17 % à 52 % lorsque le personne était considérée comme fragile.

La fréquence des chutes, ainsi que leurs conséquences, peuvent être visualisée sous forme d'une pyramide (cf Figure 5).

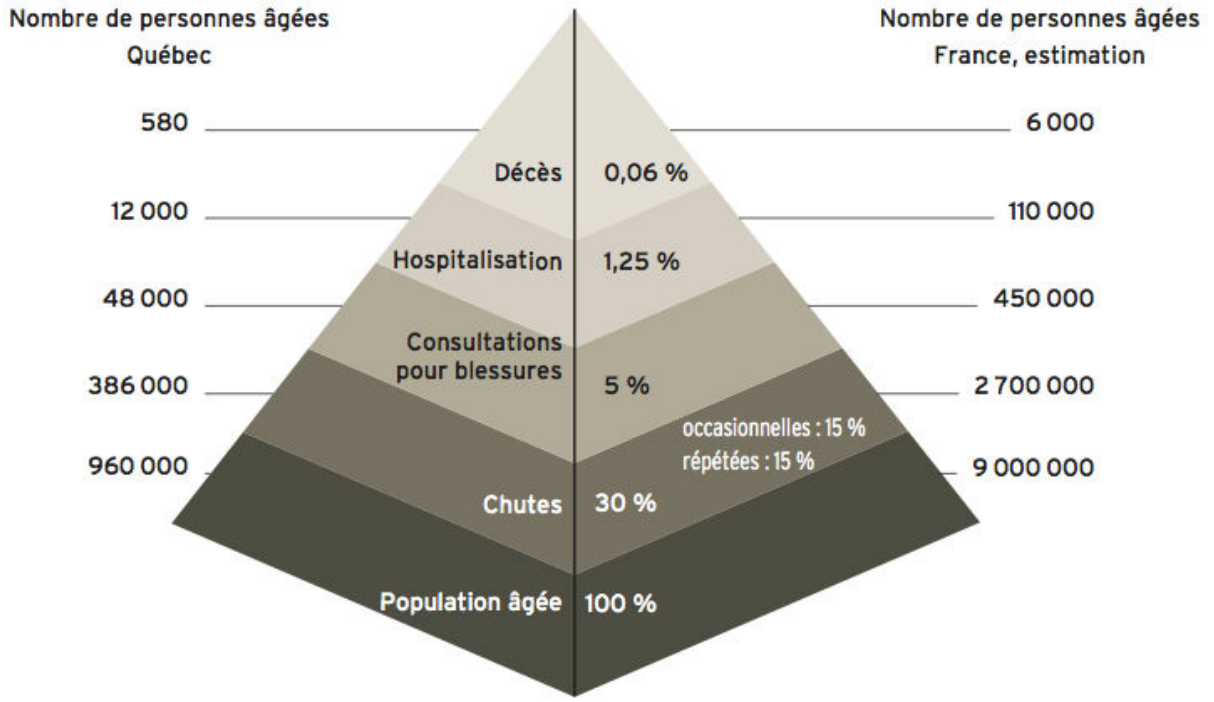


Figure 5. L'importance des chutes et de leurs conséquences chez les personnes âgées (65 ans et plus), France et Québec (Source : Prévention des chutes chez les personnes âgées à domicile, référentiel de bonnes pratiques, INPES, 2005).Réalisé par INPES dans le cadre du référentiel de bonnes pratiques, qui propose une démarche globale de prévention de la chute, ce schéma permet de rendre compte de l'importance du phénomène au sein de la population âgée.

II.2.3 Facteurs de risque de la chute

Le mécanisme de la chute est complexe chez la personne âgée en raison de son caractère polyfactoriel. Dans la démarche de diagnostic après une chute, il convient de distinguer les facteurs prédisposants souvent multiples (facteurs de risque qui sont les conséquences des maladies chroniques et du vieillissement), des éléments précipitants (intrinsèques et extrinsèques) (cf Figure 6) :

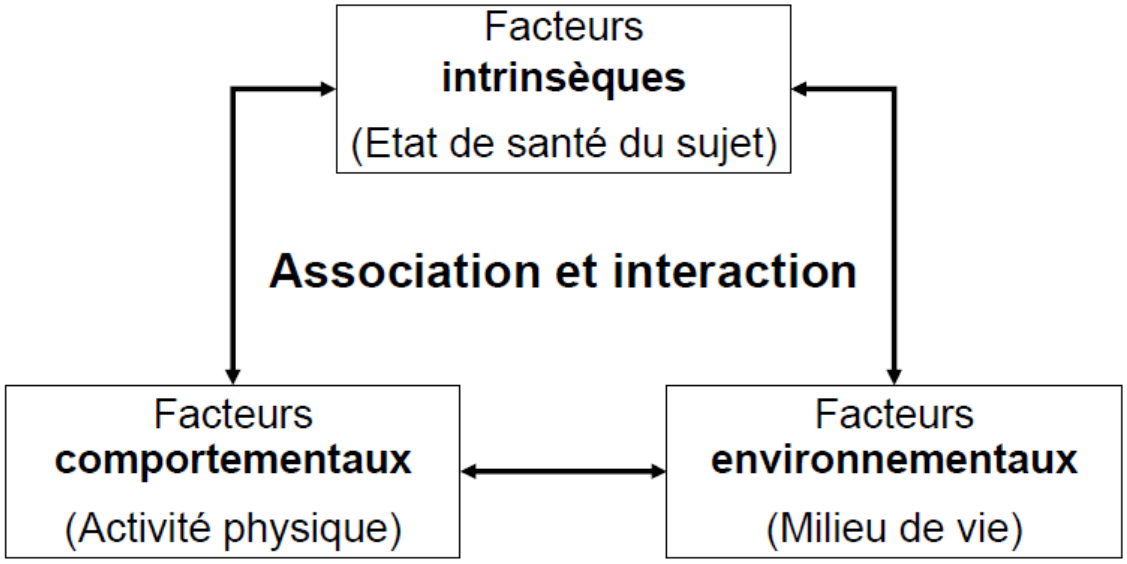


Figure 6. Classification générale des causes de chutes.

Les *facteurs intrinsèques* sont liés au vieillissement normal, à la prise de médicaments et à des processus pathologiques divers, notamment cardiovasculaires et neurologiques. Les chutes résultent souvent de l'association de plusieurs de ces facteurs, mais la plupart d'entre elles n'ont pas de cause facilement identifiable.

Les *facteurs extrinsèques* sont liés à l'environnement, essentiellement l'habitat. Le cumul de plusieurs causes conduit à franchir le seuil de défaillance provoquant la chute.

II.2.3.1 Facteurs prédisposants de la chute chez le sujet âgé

Un facteur de risque se définit comme une caractéristique individuelle ou collective endogène (individu) ou exogène (environnement) qui augmente la probabilité de survenue d'un phénomène de santé. Appliquée au domaine de la chute, cette définition a évolué vers la notion de facteurs explicatifs qui sont des facteurs de risque correspondant à des caractéristiques individuelles ou collectives intrinsèques (individu), comportementales (activité), ou extrinsèques (environnement) augmentant la probabilité de survenue de la chute.

Mais au-delà de cette définition et afin d'être plus proche de la réalité de terrain, il est aujourd'hui possible d'aborder la notion de facteur de risque via la classification complémentaire suivante qui identifie :

- Le « terrain » correspondant en pratique au cumul de **facteurs** de risque de chute, dits **intrinsèques**, quels qu'ils soient, présents chez un individu. Ils prédisposent à la survenue d'une chute en raison du déséquilibre postural qu'ils entraînent, autrement dit dépendant de l'état de santé de la personne. Certains facteurs de risque de chute sont communs à de nombreuses études, quelle que soit la catégorie de personnes âgées considérée. Les plus fréquemment retrouvés et associés à la chute sont :
  - l'âge avancé ≥ 80 ans et le sexe féminin ;
  - la prise de médicaments, en particulier sédatifs, antipsychotiques ou hypotenseurs, mais également diurétiques, digoxine et antiarythmiques de classe I ;
  - la polymédication (≥ 4 médicaments) ;
  - la mise en évidence d'un trouble de la marche et de l'équilibre avec un résultat ≥ 20 secondes au Timed Up and Go test (TUG) et/ou l'impossibilité de se maintenir sur une jambe plus de 5 secondes ;
  - l'existence d'une pathologie neurologique, rhumatismale (ostéoporose, arthrose), orthopédique ou des pieds, responsable de troubles de la marche ;
  - la diminution de la force et/ou de la puissance musculaire des membres inférieurs, avec impossibilité pour la personne âgée de se relever d'une chaise sans les mains ;
  - la présence d'une dénutrition ;
  - une baisse d'acuité visuelle ;
  - la présence d'une dépression ou d'une détérioration intellectuelle ;
  - l'insuffisance d'activité, d'exercice physique et notamment de marche ;
  - le fait de résider en institution.
- De **facteurs précipitants** (« la goutte d'eau qui fait déborder la vase») qui sont représentés par des pathologies diverses non nécessairement liées directement à la marche ou à l'équilibre

II.2.3.2 Facteurs précipitants de la chute

Sont considérés comme tels tous les agents qui déclenchent la chute. Ces facteurs sont souvent multiples et associés entre eux. Ils peuvent être mineurs lorsque les facteurs de risque chroniques prédominent.

Cinq grandes catégories d'affections sont à rechercher systématiquement :

1. **Prise de médicaments**. Les médicaments sont un des facteurs de risque de chute fréquemment retrouvés chez les personnes âgées et agissent par divers mécanismes :
   - effet sédatif : barbituriques, benzodiazépines hypnotiques ou non, anticonvulsivants ;
   - syndrome extrapyramidal : neuroleptiques incisifs ou masqués ;
   - hypotension orthostatique : antihypertenseurs, dont les bêtabloquants et les diurétiques, L-dopa et agonistes dopaminergiques, antidépresseurs ;
   - troubles de conduction et du rythme cardiaque : antiarythmiques, notamment les digitaliques, diurétiques hypokaliémiants (torsades de pointe), bêtabloquants.
2. **Causes cardiovasculaires** :
   - Les troubles de conduction auriculo-ventriculaire et les troubles du rythme cardiaque (tachycardies, bradycardies).
   - Les modifications tensionnelles : l'hypotension orthostatique peut se manifester chez les personnes âgées au lever après le repas, ou après alitement prolongé, ou du fait de prises médicamenteuses, d'anémie, de déshydratation, d'hémorragie interne. Une hypotension peut être la manifestation principale de certaines nécroses myocardiques non douloureuses du sujet âgé.
   - Les syncopes d'effort du rétrécissement aortique serré.
3. **Causes neurologiques**. La plupart des affections neurologiques entraînant des troubles de la marche et de l'équilibre peuvent être responsables de chutes :
   - troubles proprioceptifs avec ataxie ;
   - syndrome cérébelleux ;
   - troubles de l'équilibre d'origine vestibulaire ;
   - troubles de l'adaptation posturale : maladie de Parkinson évoluée ; autres syndromes parkinsoniens, en particulier la maladie de Steele-Richardson ou Paralysie Supranucléaire Progressive (PSP) qui est volontiers inaugurée par des chutes ; hydrocéphalie à pression normale ;
   - processus expansifs frontaux : méningiomes, gliomes, hématomes sous-duraux bilatéraux ;
   - syndromes démentiels et dépression.
4. **Causes mécaniques.** Les chutes au cours d'affection ou séquelle orthopédique ou rhumatologique.

5. **Autres pathologies**. On peut citer les hypoglycémies, iatrogénies, les troubles ioniques, l'anémie, etc.

II.2.4 Multifactorialité de la chute

Les chutes sont le résultat d'un ensemble de facteurs complexes et interdépendants. Depuis les années quatre-vingt, les chercheurs ont mis en lumière plus de 400 facteurs de risque de chute (Skelton et Dinan, 1999). L'interaction entre les différents facteurs de risque et l'importance relative de chacun n'est pas encore bien connues. Les études suggèrent toutefois que le rôle individuel de chaque facteur est souvent assez faible et que la chute résulte plutôt de leur effet additif (Campbell, Borrie *et al.*, 1989) : le risque de chuter durant l'année augmente ainsi de manière linéaire avec le nombre de facteurs de risque, de 8 % sans facteur de risque à 78 % pour quatre facteurs de risque ou davantage (Tinetti, Speechley *et al.*, 1988).

La littérature scientifique sur les chutes présente souvent les facteurs de risque selon trois dimensions qui interagissent entre elles ; on distingue ainsi les facteurs de risque liés à l'état de santé de la personne âgée, les facteurs comportementaux et les facteurs liés à l'environnement (cf Figure 7). Même si, afin de faciliter la lecture, ces trois dimensions sont décrites séparément dans ce référentiel, les interactions entre les différents facteurs de risque sont nombreuses : par un système de renvois, les relations entre facteurs de risque seront mentionnées le plus souvent possible, afin d'illustrer la multifactorialité de la chute.

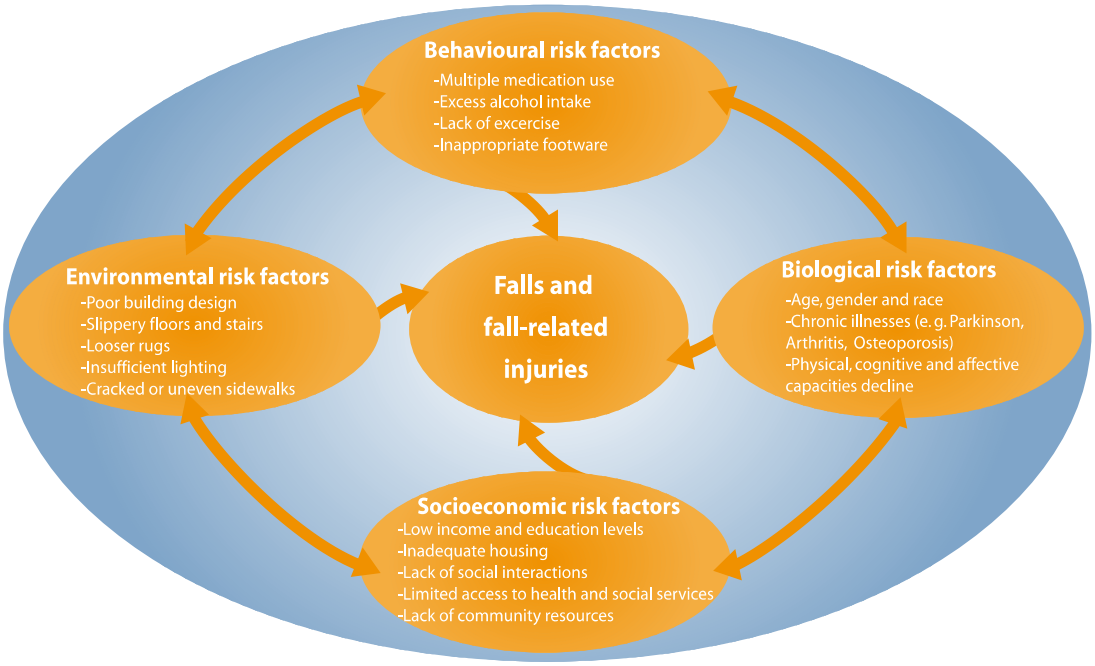


Figure 7. La multifactorialité de la chute (Source :World Health Organization. and Ageing and Life Course Unit., 2008)

Si le lien entre certains facteurs de risque et les chutes est de mieux en mieux connu, des incertitudes demeurent ; la recherche sur les facteurs comportementaux (comme les activités à risque ou la nutrition) et environnementaux est, par exemple, encore peu développé, les études étant souvent complexes à mettre en place et les effets difficiles à mesurer (Réseau francophone de prévention des traumatismes et de promotion de la sécurité. et al., 2005).

Parce qu'une cause spécifique unique de la chute ne peut souvent pas être identifiée, et parce que les chutes sont souvent d'origine multifactorielle, de nombreux chercheurs ont réalisé des études épidémiologiques prospectives et rétrospectives afin d'identifier les facteurs de risque spécifiques responsables d'une augmentation de la probabilité de chuter. Non seulement les données prospectives sont susceptibles d'être plus précises que les données provenant de l'examen des dossiers après l'événement, mais en identifiant les facteurs de risque précoces, les stratégies préventives les plus efficaces peuvent être conçues et instituées. Le tableau suivant énumère les principaux facteurs de risque de chute, et leur importance relative, mis en commun dans un grand nombre de ces études (Rubenstein, 2006). Les plus importants de ces facteurs de risque sont la faiblesse et les problèmes de marche et d'équilibre.

Tableau 2. Les facteurs de risque individuel importants de chutes: résumé de 16 études contrôlées (Source: Rubenstein, 2006).

Risk factor	Significant/ Total[b]	Mean RR–OR[c]	Range
Weakness	11/11	4.9 (8)[d]	1.9–10.3
Balance deficit	9/9	3.2 (5)	1.6–5.4
Gait deficit	8/9	3.0 (5)	1.7–4.8
Visual deficit	5/9	2.8 (9)	1.1–7.4
Mobility limitation	9/9	2.5 (8)	1.0–5.3
Cognitive impairment	4/8	2.4 (5)	2.0–4.7
Impaired functional status	5/6	2.0 (4)	1.0–3.1
Postural hypotension	2/7	1.9 (5)	1.0–3.4

[a]Adapted from [15].
[b]Number of studies with significant association/total number of studies looking at each factor.
[c]Relative risks (prospective studies) and odds ratios (retrospective studies).
[d]Number in parenthesis indicated the number of studies that reported relative risks or odds ratios.

II.2.5 Chutes récurrentes

La chute est considérée comme un événement récurrent dès qu'un sujet a rapporté au moins deux chutes dans une période de 12 mois (Hauer et al., 2006).

Les chutes répétées sont des événements fréquents chez les personnes âgées. Alors qu'un tiers des personnes âgées de plus de 65 ans et 50 % des plus de 80 ans vivant à domicile tombent au moins une fois dans l'année, on estime que la moitié de ces personnes font des chutes répétées (Réseau francophone de prévention des traumatismes et de promotion de la sécurité. et al., 2005).

Les chutes récurrentes imposent une prise en charge rapide et appropriée (c'est à dire, le diagnostic, l'évaluation et le traitement) avec comme but premier l'évaluation systématique de la gravité des chutes qui peuvent conduire à la perte d'indépendance, d'autonomie ou à la mort (Beauchet et al., 2011). Les chutes récurrentes chez les personnes âgées sont toujours des événements graves en raison des effets indésirables connexes. La gravité des chutes est liée à plusieurs composants qui peuvent être classés en quatre catégories, comprenant les blessures

liées aux chutes, l'événement médical qui a causé la chute, l'intensité des chutes récurrentes, et les conditions de comorbidité associées. Il est recommandé d'évaluer systématiquement les blessures liées aux chutes.

II.2.6 Conséquences de la chute

II.2.6.1 Conséquences traumatiques

Près de 8 % des chutes sont à l'origine de fractures. Parmi celles-ci, un tiers concerne l'extrémité supérieure du fémur. Les fractures de la tête humérale, du poignet de type Pouteau-Colles, costales ou encore du crâne avec le risque d'hématome sous-dural représentent les principales localisations à rechercher. Les plaies cutanées peuvent être à l'origine de saignements importants et nécessitent une vaccination antitétanique à jour chez ces sujets.

II.2.6.2 Les conséquences psychomotrices

Elles représentent les conséquences les plus fréquentes et les plus graves des chutes, conduisant, en l'absence de prise en charge rapide et adaptée, à la dépendance lourde et à l'installation d'un état grabataire.

En effet, la chute peut être à l'origine d'une sidération des automatismes acquis, entraînant une perte des réactions d'adaptation posturale, avec difficulté à se maintenir en orthostatisme. Cet événement est appelé "syndrome post-chute". C'est une urgence gériatrique, car, en l'absence de prise en charge adaptée, il évolue vers un syndrome de régression psychomotrice.

II.2.6.2.1 Syndrome post-chute

Le syndrome post-chute ou de désadaptation psychomotrice (SPDM) est une complication fonctionnelle aiguë des chutes à l'origine d'une incapacité motrice et/ou cognitive totale ou partielle. Il s'agit d'une urgence gériatrique car tout retard dans son diagnostic et sa prise en charge peut entraîner une cascade pathologique souvent dramatique pour la personne âgée.

La terminologie de ce syndrome a évolué au fil des années. Ce SPDM associe plus ou moins :

- Une hypertonie extrapyramidale ou oppositionnelle le plus souvent axiale ;
- Une abolition, voire une absence des réflexes de posture ;
- Un syndrome dysexécutif.

Le syndrome post-chute d'une personne âgée se définit par l'apparition dans les jours suivant une chute, d'une diminution des activités et de l'autonomie physique, alors que l'examen clinique et le bilan radiologique ne décèlent pas de cause neurologique ou mécanique ou de complication traumatique (Morisod and Coutaz, 2007). Il correspond à un ensemble de troubles psychologiques, de l'équilibre et de la marche observé après une chute : il s'agit d'une véritable sidération des automatismes de l'équilibre et de la marche.

Le syndrome post-chute associe une composante motrice et une composante psychologique. La composante motrice se définit par :

- des troubles statiques en position assise avec rétropulsion et impossibilité de passage en antépulsion ;
- une position debout non fonctionnelle, se caractérisant par une projection du tronc en arrière (rétropulsion), un appui podal postérieur et un soulèvement des orteils ;
- la marche, lorsqu'elle est possible, se fait à petits pas, avec appui talonnier antiphysiologique, élargissement du polygone de sustentation, flexion des genoux, sans temps unipodal, ni déroulement du pied au sol.

Une prise en charge trop lente peut être à l'origine d'une lourde dépendance du sujet concerné, avec une évolution rapide vers la grabatisation. Le principal risque de chute est la survenue du syndrome post-chute. Il se traduit par une sidération des automatismes acquis, une perte d'adaptation posturale, des difficultés à se tenir en position debout, une rétropulsion, une antépulsion impossible due à la peur du sujet lorsqu'il s'agit de se projeter en avant pour démarrer la marche, une marche à petits pas avec augmentation du polygone de sustentation et une flexion des genoux.

II.2.6.3 Les conséquences psychologiques

La composante psychologique, lorsqu'elle existe, se traduit par une anxiété majeure avec peur du vide antérieur qui gêne la marche et peut conduire à un refus de toute tentative de verticalisation.

À côté de ces conséquences dramatiques de syndrome post-chute, les conséquences psychologiques peuvent être plus insidieuses, mais avoir une réelle gravité. La chute est l'occasion pour le patient âgé de prendre conscience de la fragilité de son état ; le choc émotionnel qui en résulte entraîne une perte de confiance en soi, un sentiment d'insécurité et de dévalorisation, avec repli sur soi, démotivation et restriction des activités. Cet effet d'inhibition

psychomotrice doit évoquer un syndrome dépressif. Toute personne âgée qui est restée au sol sans pouvoir se relever pendant plus de 3 heures doit bénéficier d'une psychothérapie de soutien dès le premier jour d'hospitalisation.

La perte d'autonomie qui en résulte est aggravée par l'entourage qui, inquiet d'une nouvelle chute, a tendance à surprotéger la personne et refuse souvent le retour au domicile. Une négociation entre l'équipe médicale, la personne âgée et sa famille est indispensable afin de trouver un compromis entre la sécurité du patient et son désir de rester à domicile.

II.2.7 Coût économique des chutes

Comme indiqué ci-dessus, les chutes répétées sont très fréquentes et se compliquent de multiples conséquences, en particulier d'hospitalisations et de perte d'indépendance fonctionnelle qui sont des forts mobilisateurs des ressources en santé.

L'impact économique des chutes est critique sur la famille, la communauté et la société. L'impact et les coûts des chutes en vieillissant sont significativement en hausse partout dans le monde (World Health Organization. and Ageing and Life Course Unit., 2008). Les coûts des chutes sont classés en deux groupes :

1. Les coûts directs comprennent les coûts des soins de santé tels que les médicaments et les services adéquats. Il s'agit par exemple des consultations médicales, des prestations de traitement et de réadaptation.
2. Les coûts indirects sont les pertes de productivité de la société d'actifs dans laquelle les individus et leurs aidants auraient été impliqués si la personne âgée n'avait pas subi de blessure liée à une chute.

II.2.7.1 Les coûts du système de santé direct

Parmi les différents éléments de coût, les services aux patients hospitalisés ont le plus grand coût, qui représente environ 50 % du coût total de chutes (Scott et al., 2005). Le coût des services aux patients hospitalisés comprend les dépenses de service d'urgence et le coût hospitalier général des personnes admises. La deuxième grande composante de coût est le coût des soins de longue durée, ce qui constitue de 9,4 % à 41 % de tous les coûts du système de santé (While, 2014).

II.2.7.2 Les coûts indirects

En plus des coûts directs importants énoncés ci-dessus, les chutes entraînent des coûts indirects qui sont causés par les ménages, par exemple la perte de productivité des aidants. Les pertes de revenus moyens pourraient atteindre environ 36 000 € par an au Royaume-Uni (Herman M, 2006). Même lorsque les aidants naturels sont plus moralement et culturellement acceptés, les chutes demeurent un fardeau significatif à l'économie des ménages.

Néanmoins, les estimations précises sont cependant difficiles pour plusieurs raisons : il existe peu de données publiées qui rapportent le coût économique de la chute. Par ailleurs, il ne faut pas oublier que le coût de la dépendance et de la perte d'autonomie qui résulte de la chute est méconnu, et est probablement bien supérieur au coût direct (Allard et al., 1995). Deuxièmement, il est important de comprendre que les estimations du coût sont seulement appropriées au pays dans lequel elles sont étudiées. La majorité des données disponibles provient d'études américaines dont le profil de la population et la prise en charge sont difficilement comparables au contexte français en raison d'un système de soins diffèrent, rendant hasardeuse l'extrapolation de ces estimations (HAS). Enfin, en raison de l'inflation et de facteurs économiques divers, les estimations des coûts ne sont plus valables peu après leur publication.

II.3. Outils cliniques d'évaluation du risque de chute et leur qualité prédictive

L'évaluation du risque de chute est la première étape de toute prise en charge du sujet âgé à risque de chute ou ayant déjà chuté. Il existe différentes approches qui vont du simple examen clinique au remplissage d'algorithmes et d'échelles. En dehors des outils qui sont basés sur la mesure d'une performance motrice telle que la marche et/ou des capacités d'équilibre, comme cela est le cas dans le test du « Timed Up and Go » (Podsiadlo and Richardson, 1991), une approche fréquemment retrouvée est celle de la combinaison de facteurs de risque afin de prédire la survenue des chutes. Nous citons ci-dessous les principales approches décrites dans la littérature.

II.3.1 Examen clinique complet

L'examen comprend un interrogatoire détaillé sur les antécédents, le mode de vie et l'organisation au domicile ainsi qu'une revue des différents traitements. Il inclut un examen physique complet et détaillé tenant compte notamment des examens neurologiques, locomoteur et cardiovasculaire ; de la prise de la tension artérielle en position assise (ou couchée) et debout ainsi qu'une évaluation des capacités visuelles et auditives, et d'un examen des pieds.

Cet examen doit également explorer les fonctions cognitives, l'autonomie, l'état nutritionnel, les différentes maladies associées permettant de se faire une idée précise du risque de chute.

II.3.2 Tests cliniques d'évaluation de la marche et de l'équilibre

La marche humaine peut se définir comme un acte moteur volontaire dirigé vers un but qui assure le déplacement du corps dans le plan horizontal via des contraintes posturales et d'équilibre. Parce que la marche et les troubles de l'équilibre statique sont à l'origine de nombreuses chutes, de nombreux tests standardisés ont été développés afin d'apprécier les performances de marche et/ou de l'équilibre postural.

L'analyse spatio-temporelle permet de décrire le déroulement de la marche dans le temps et l'espace. Les paramètres temporels tels que le temps d'appui bipodal, le temps d'appui unipodal, et la durée du cycle de marche, permettent de calculer 3 autres paramètres qui sont : la vitesse de marche (distance totale parcourue / temps total nécessaire pour parcourir la même distance) et la vitesse instantanée du pas (longueur du pas / durée du cycle de marche) exprimées

en mètres ou centimètres par seconde, et la cadence de marche (nombre de pas pour parcourir une certaine distance / temps total pour parcourir cette même distance) exprimée en nombre de pas par minute. La plupart des études antérieures ont utilisé des valeurs moyennes de paramètres spatio-temporels de la marche et ont signalé que les paramètres de marche, y compris à faible vitesse sont associés à la chute (Peterson et al., 2015; Thaler-Kall et al., 2015).

La vitesse de marche peut être mesurée de différente manière allant du chronométrage d'un temps de parcours à l'utilisation d'outils sophistiqués tels que le tapis de marche électronique GAITRite® (GAITRite Or, CIR Systems, PA, USA). Ce système électronique est sensible à la pression et connecté à un ordinateur personnel via un câble d'interface.

II.3.2.1 Du "Get up and go" test au "Timed up and go" test

Le « Get up and Go » test est la première version décrite d'un test mis au point initialement par Mathias et collaborateurs en 1986. Il permet d'évaluer le risque de chute via la qualité de l'équilibre par l'observation de tâches motrices habituelles sollicitant largement le contrôle postural telles que le lever du fauteuil, le demi-tour et le retour en position assise. Le sujet est assis sur un siège avec accoudoirs placé à 3 mètres d'un mur. Il lui est demandé de se lever, de se maintenir en station debout immobile quelques instants, puis de marcher jusqu'au mur, de faire demi-tour sans toucher le mur, de revenir à la chaise, de se retourner et de s'asseoir.

La cotation qualitative du test s'effectue selon une échelle de 1 à 5, où 1 est dit « normal » : il n'est mis en évidence aucun risque de chute durant le test, et 5 correspond à « gravement anormal » car le risque de chute est présent à tout moment. Les grades 2, 3 et 4 témoignent d'anomalies posturales et de marche marquées, telles que lenteur anormale, hésitations, démarche titubante, mouvements anormaux du tronc ou des membres inférieurs associés à un fort risque de chute. Alors que les cotations 1 et 5 sont faciles à faire et reproductibles entre différents observateurs, les cotations de 2 à 4 sont plus difficiles et non reproductibles.

Le défaut de reproductibilité de cotation du Get Up and Go test a donc conduit à développer une version chronométrée. Cette version dénommée « Timed Up and Go » (TUG) est la plus connue et utilisée. Le « Timed Up and Go » est un test qui évalue globalement la mobilité de base de la personne âgée. Cette version a été développée par Podsiadlo et collaborateurs et mesure uniquement le temps (exprimé en secondes) mis pour réaliser le test (Podsiadlo and Richardson, 1991). Ce test simple est utilisé pour identifier les personnes à risque de chute en raison de l'équilibre ou des problèmes de démarche.

Le TUG test consiste à se lever d'une chaise à accoudoirs, marcher 3 mètres, faire demi-tour et revenir s'asseoir. Les conditions de réalisation du test sont les suivantes :

- Demander au sujet de se lever d'un fauteuil, de marcher 3 mètres (marquage au sol ou plot), de faire demi-tour, de revenir et s'asseoir ;
- Préciser que le sujet doit exécuter cette épreuve à une vitesse de déplacement la plus naturelle possible ;
- Les 2 principales conditions de réalisation du test sont : le sujet utilise ses chaussures habituelles et la pièce où le test est réalisé doit être bien éclairée, sans bruit ni stimulation extérieurs (autres personnes que l'examinateur) ;
- La réalisation du test se décompose toujours en deux étapes : 1) explication du test au sujet, 2) chronométrage du test ;

Il a été constaté que les adultes sans problèmes d'équilibre peuvent effectuer ce test en moins de 10 secondes. Par contre, les adultes ayant des difficultés de mobilité ou de dépendance selon l'échelle « Activities of daily living » (ADL) nécessitent plus de 30 secondes.

Par contre, le TUG en tant que test prédictif de la chute a été peu évalué et est de ce fait non validé (SFGG – HAS (service des bonnes pratiques professionnelles), 2009).

II.3.2.2 Test de Tinetti

L'épreuve de Tinetti ou POMA (Performance-Oriented Mobility Assessment) permet une estimation du risque de chute (Tinetti, 1986). Il s'agit d'un outil permettant d'évaluer avec précision les anomalies de l'équilibre et de la marche du sujet âgé au cours de diverses situations de la vie quotidienne. Il ne nécessite pas d'expérience particulière de l'examinateur.

Le test de Tinetti est aussi un outil pédagogique de grande qualité permettant d'évaluer avec une grande précision sémiologique les anomalies de l'équilibre et de la marche du sujet âgé. Par contre, son utilisation scientifique comme test de référence permettant d'évaluer le risque de chute doit être réalisée avec précaution en l'absence de validation pour cet aspect.

L'observation des anomalies de l'équilibre repose sur 13 situations posturales cotées selon 3 niveaux (normal, adapté et anormal) et celle de la marche sur 9 autres temps d'examen cotés selon 2 niveaux (normal et anormal). La cotation de ces items repose sur des constatations sémiologiques parfois très fines et les anomalies constatées peuvent être directement secondaires à une maladie ou liées aux mécanismes de compensation et d'adaptation posturale nécessaires lorsqu'une fragilité de l'équilibre existe. Dans une étude ultérieure, Tinetti présente

une échelle réduite à 7 items cotés selon 2 niveaux (normal, anormal) (Tinetti et al., 1988). De nombreuses versions différentes du test sont utilisées (HAS, 2005).

L'épreuve de Tinetti est un peu plus longue, mais plus précise que le "TUG". Ce test analyse l'équilibre au cours de diverses situations de la vie quotidienne, et ne nécessite pas d'expérience particulière de l'examinateur ni de matériel spécifique. Il a été validé par rapport à des épreuves de posturographie et présente une sensibilité et une fiabilité satisfaisantes. Différentes études ont pu montrer que les personnes qui présentent des anomalies au test de Tinetti ont en général un risque de chute plus élevé.

En conclusion, c'est un outil permettant d'évaluer avec précision les anomalies de l'équilibre et de la marche du sujet âgé au cours de diverses situations de la vie quotidienne. Il est cependant un peu long à réaliser et demande une bonne participation du sujet.

II.3.2.3Échelle d'équilibre de Berg

Il s'agit d'une évaluation de l'équilibre qui repose sur l'observation de la performance de 14 mouvements habituels de la vie quotidienne (« Berg Balance scale »). L'échelle évalue la capacité d'un individu à maintenir l'équilibre tout en exécutant les activités et les tâches liées à la vie quotidienne. Les composants incluent l'équilibre et la force des membres.

Cette échelle composée de 14 éléments est conçue pour mesurer l'équilibre d'un adulte dans un cadre clinique. Celle-ci nécessite de 15 à 20 minutes pour sa réalisation. Le système de cotation est une échelle à 5 niveaux : chaque item est noté de 0 (mauvais) à 4 (bon) de façon là encore assez imprécise ce qui la rend difficilement utilisable comme test de référence destiné à des études scientifiques. Il est cependant validé et sert dans les services de réadaptation, dans le suivi par exemple des patients au décours d'un accident vasculaire cérébral. Le score total est de 56. Les sujets ayant un score supérieur ou égal à 45 sont considérés comme ayant une bonne autonomie motrice.

Concernant le risque de chute, une valeur seuil de 45 pour une cotation maximale du score de 56 a été proposée (Bogle Thorbahn and Newton, 1996). Si la spécificité de cette valeur pour prédire le risque de chute est excellente, sa sensibilité reste médiocre, ce qui limite l'intérêt du test dans le dépistage des patients à risque de chute.

II.3.2.4Test de ROMBERG

Le test de Romberg est un test d'équilibre postural statique. Il s'effectue les yeux ouverts et fermés en position debout. Il permet de mettre en évidence des anomalies telles qu'une augmentation des oscillations corporelles soit dans les deux conditions (yeux ouverts et fermés) révélant un trouble cérébelleux, soit lors de la fermeture des yeux comparée à la condition des yeux ouverts et met en évidence ainsi un trouble proprioceptif, et une latéro-déviation yeux ouverts et/ou fermés témoignant d'un trouble vestibulaire.

II.3.2.5Test de l'appui unipodal

Ce test a été proposé par l'équipe du Pr. Vellas de Toulouse et correspond à la capacité ou pas de rester en appui sur un seul pied en position debout, le membre d'appui en extension, l'autre jambe en légère flexion du genou et les muscles relâchés pendant 5 secondes. Ce test permet de prédire le risque de chute traumatique chez les personnes âgées vivant à domicile (Vellas et al., 1997). Ce test rapide et facile s'avère très utile pour le dépistage systématique du risque de chute en population générale.

II.3.2.6 Test de double tâche (parler en marchant)

La marche est un comportement moteur rythmique automatique qui dépend essentiellement, comme nous l'avons précisé précédemment, d'un contrôle spinal et sous-cortical (Nutt et al., 1993). L'automaticité implique que la marche ne sollicite pas ou peu de ressources attentionnelles. Cependant, plusieurs études ont démontré que la marche du sujet âgé, comparée à celle du sujet jeune, met en jeu davantage d'attention (Woollacott et al., 2002).

Cette attention requise par la marche avec l'âge témoigne d'un niveau de contrôle cortical qui permet d'en assurer la fonctionnalité tout en la fragilisant. Depuis quelques années, des équipes de recherche tentent d'utiliser la charge attentionnelle requise par la marche pour prédire la chute via des paradigmes de double tâche (Bloem et al., 2001 ; Bloem et al., 2003 ; Lundin-Olsson et al., 1997 ; Lundin-Olsson et al., 1998 ; Verghese et al., 2002 ; Stalenhoef et al., 2002 ; Bootsma-van der Wiel et al., 2003). Le principe de ces paradigmes est de réaliser en marchant une tâche sollicitant l'attention et d'étudier les modifications de la marche qui en résultent ainsi que leur relation avec la chute.

La principale étude dans le domaine clinique est celle de Lundin-Olsson et al. en 1997 qui a établi un lien entre le fait de s'arrêter de marcher lors d'une conversation et la survenue d'une chute dans les 6 mois suivant la réalisation du test de marche. Depuis cette étude, les données

publiées sur les modifications de la marche en condition de double tâche et la chute sont rares. Si la majorité de ces études montre qu'il existe bien une relation entre les modifications de la marche sous condition de double tâche et la survenue d'une chute, leur caractère prédictif reste controversé.

II.3.2.7 Test moteur minimum

Ce test clinique simple permet d'évaluer les possibilités motrices et posturales minimales chez des sujets âgés fragiles. Il est particulièrement utilisé lorsque la réalisation du test de Tinetti devient impossible. Le temps de passation est en moyenne de 11 minutes (HAS, 2005).

Le test moteur minimum permet de poser des objectifs de rééducation chez des sujets âgés fragiles. Ce test comporte entre autres l'évaluation des aptitudes posturales et des réactions de protection aux membres supérieurs et inférieurs. La cotation appelle une réponse affirmative ou négative. À chaque réponse est affectée une note : si la réponse est en faveur d'une capacité motrice conservée, la note est de 1, alors que cette note est de 0 si la réponse s'apparente à une aptitude motrice anormale. On établit ainsi un score global sur 20.

Le Test Moteur Minimum comporte 20 items répartis en 4 thèmes : la mobilité en décubitus, la position assise, la position debout, la marche. Deux items hors cotation (antécédents de chute, capacité à se relever seul) permettent d'affiner le score final.

Son interprétation ne comporte donc pas de score seuil, mais permet de déterminer une note motrice sur 20. Cette note ne permet pas une interprétation informatisée et automatisée, mais permet, après quelques utilisations, d'avoir une image globale de l'autonomie locomotrice (note sur 20) satisfaisante, et de dépister et quantifier les risques de chute.

II.3.3 Évaluation spatio-temporelle de la marche et risque de chute

L'évaluation des troubles de la marche du sujet âgé est difficile, car basée essentiellement sur l'examen du clinicien et est, en conséquence, subjective et imprécise lorsque ce dernier a peu d'expérience dans le domaine. Si les tests cliniques standardisés comme ceux décrits ci- dessus ont permis un meilleur contrôle de ces paramètres, ils ne permettent pas de rendre compte de certaines anomalies pertinentes, en termes de diagnostic étiologique, car inaccessible à l'œil du clinicien. C'est par exemple le cas d'une augmentation de la variabilité du pas, qui est un marqueur sensible et spécifique de la chute à domicile du sujet âgé (Beauchet et al., 2009).

La marche résulte de la combinaison dans le temps et dans l'espace de mouvements plus ou moins complexes de différents segments du corps aboutissant à un déplacement (Nutt, Marsden et al. 1993). Les paramètres spatio-temporels permettent de décrire le déroulement de la marche en la décomposant en cycles unitaires. Chaque cycle est déterminé à partir de deux repères temporels que sont l'attaque du talon au sol et le décollement du gros orteil du sol. Un cycle est constitué de l'alternance d'une phase d'appui et d'oscillation. Les paramètres recueillis sont spatiaux avec la longueur, la largeur du pas et l'angle du pas ; et temporels avec le temps d'appui (uni et bipodal) et de balancement, et la durée du cycle de marche.

La variabilité des paramètres spatio-temporels au cours des cycles de marche est moins bien connue. Pourtant, de récents travaux de la littérature ont montré qu'il s'agit d'un marqueur sensible et spécifique de la chute à domicile de la personne âgée. Hausdorff et al. (Hausdorff, Rios et al. 2001) ont observé dans une population de personnes âgées (âge moyen : 82 ans) vivant à domicile que les personnes aux antécédents de chutes se distinguaient des non- chuteurs par une plus forte variabilité de la durée du cycle, et de la phase d'appui uni et bipodal. De manière prospective, Maki et al. ont par ailleurs démontré dans une population de 183 personnes âgées (âge moyen 82 ans) suivie sur une période d'un an que les chuteurs étaient les personnes qui avaient une plus grande variabilité de la longueur et de la vitesse du pas, ainsi que du temps d'appui bipodal (Maki 1997). À titre d'exemple, les auteurs ont pu établir qu'une variation de 2 cm de la longueur du pas d'un cycle de marche à l'autre multipliait par 2 le risque de chuter.

II.3.4 Le cas particulier de l'évaluation du risque de chute en milieu hospitalier

La liste suivante résume les outils de dépistage validés des risques de chute pour le milieu hospitalier :

1. Score **STRATIFY** : STRATIFY (St. Thomas Risk Assessment Tool in Falling elderly inpatients) se compose de cinq éléments portant sur les facteurs de risque de chute, y compris les antécédents de chute, l'agitation du patient, la déficience visuelle, le besoin de la toilette fréquente, et le transfert de capacité et la mobilité (Oliver et al., 2008, 1997). Vassallo et al. a rapporté que STRATIFY a une meilleure sensibilité que le jugement clinique, mais qu'il avait une spécificité plus basse que le jugement clinique, ce qui rend l'utilité de cet outil de prédiction des chutes douteuse (da Costa et al., 2012).

2. **CAREFALL** (The Combined Amsterdam and Rotterdam Evaluation of Falls) Triage Instrument (CTI) est composée de 44 questions pour déterminer les caractéristiques des patients, les caractéristiques et causes possibles de la chute, et les facteurs de risque de chute. Le CTI a été conçu pour identifier les facteurs de risque modifiables pour des chutes récurrentes dans la population âgée. Il a été démontré due l'instrument CAREFALL est suffisamment valide et fiable pour évaluer les facteurs de risque chez les patients âgés (Boele van Hensbroek et al., 2009). C'est un instrument auto-administré valide et fiable pour le dépistage des patients à un risque accru de chute.
3. Le score de **FRAX** (WHO Fracture Assessment Fracture tool) a été proposé par l'Organisation Mondiale de la Santé pour calculer la probabilité sur dix ans de fracture ostéoporotique en intégrant divers facteurs de risque d'ostéoporose (Fujiwara et al., 2008). Ces facteurs de risque comprennent l'âge, la fragilité antérieure, les antécédents familiaux de fracture de la hanche, le tabagisme, l'utilisation de corticostéroïdes systémiques, la consommation excessive d'alcool et la polyarthrite rhumatoïde. Il a été montré que ce score est significativement associé à de graves blessures liées aux chutes (Toyabe, 2014).
4. Un outil d'identification du risque de la chute **DOWNTON** a été constitué sur la base des antécédents de chutes, de médicaments, des déficits sensoriels (déficience visuelle, déficience auditive), anomalies des membres (comme hémiparésie), la confusion et une marche dangereuse (avec ou sans aides). Chacun de ces facteurs marque un point, et un score de trois ou plus identifie les patients à risque. Il a été rapporté que le DOWNTON a une haute sensibilité, ce qui n'est pas le cas pour de la spécificité (Vassallo et al., 2008).
5. **Frop-Com** est un outil de dépistage à trois éléments, développé sur la base de la recherche en utilisant l'outil d'évaluation Frop-Com dans un échantillon de personnes âgées qui se présentent à un service d'urgence après une chute. Les trois éléments sont les suivants : la stabilité lors de la marche, des antécédents de chutes au cours des 12 derniers mois, et la nécessité de l'aide aux activités de la vie quotidienne avant la chute (Russell et al., 2009).
6. Essai de Prévention des chutes chez les personnes âgées (**PROFET**) : les quatre premières questions de l'essai PROFET comprennent l'évaluation de l'histoire de chutes, les antécédents médicaux, les circonstances sociales et un examen physique (Close et al., 2003).

Pour élaborer un plan individualisé pour les soins quotidiens sur la prévention des chutes, les facteurs qui contribuent à l'augmentation des risques de chute nécessitent d'être identifiés de manière systématique et exhaustive. Une évaluation des risques de chute doit être faite pour les patients qui dépassent le seuil de l'outil de dépistage des risques de chute, qui sont admis pour les chutes, ou qui sont considérés comme ayant un risque élevé de chute (par exemple, un accident vasculaire cérébral en unité de réadaptation). Donc dans le cadre de la réhabilitation ou des soins de suite, les outils suivants sont recommandés :

1. Le **FRAT** (Peninsula Health Falls Risk Assessment Tool) comporte trois sections: Partie 1 - statut de risque des chutes, Partie 2 - liste de contrôle des facteurs de risque et Partie 3 - plan d'action. L'outil complet (y compris les instructions d'utilisation) est un outil d'évaluation complet des risques de chute. Toutefois, la partie 1 peut être utilisée comme un outil d'évaluation de risque de chute.
2. Le **FRHOP** (Falls Risk for Hospitalised Older People) est un outil d'évaluation des risques qui comprend un large éventail de facteurs de risque de chute, dont la plupart sont classés de 0 à 3 (élevé). L'outil a des stratégies d'accompagnement qui peuvent être utilisées pour développer une liste d'actions. Il comporte également des actions supplémentaires pour réduire au minimum le risque global (Collins et al., 2004).
3. Le **PJC-FRAT** (Peter James Centre Falls Risk Assessment Tool) est un outil multidisciplinaire d'évaluation des risques de chute, qui a été utilisé comme base pour l'élaboration de programmes d'intervention dans un essai randomisé au sein d'un service de soins de suite hospitalier qui a réduit avec succès le nombre des chutes chez ses patients ou résidents. Quatre interventions principales sont liées à l'évaluation : carte d'alerte des risques de chute, exercices supplémentaires, éducation à la prévention des chutes, et les prothèses de hanche (Haines et al., 2006).

II.4. Outils statistiques d'évaluation du risque de chute chez les personnes âgées

II.4.1 Dépistage et instruments d'évaluation

En raison des conséquences des chutes, autant à l'échelle individuelle que collective, une énergie considérable a été consacrée à l'élaboration de programmes de prévention des chutes. Bien qu'il existe, à l'heure actuelle, de nombreuses interventions proposées pour la prévention des chutes, la première étape dans la quasi-totalité de ces programmes d'intervention est l'identification initiale des personnes à haut risque de chute.

L'utilisation d'outil de dépistage et d'évaluation rapide, fiable et qualitatif pour identifier les individus à risque de chute élevé doit aider à déterminer la nécessité de nouvelles interventions liées aux chutes dans la population âgée. Ainsi, l'utilisation de ces outils d'évaluation est une première étape cruciale dans la mise en œuvre des programmes de prévention des chutes. Tout le problème est qu'il n'existe pas d'outil possédant les qualités de prédiction suffisamment bonnes pour rendre ces programmes de prévention efficaces.

En choisissant un outil de dépistage ou d'évaluation approprié, Perell et al. (2001) recommandent les critères suivants :

- Une haute sensibilité, spécificité et fiabilité
- Une population similaire à celle dans laquelle l'outil a été développé ou étudié;
- Des procédures normalisées écrites qui décrivent explicitement l'utilisation appropriée de l'outil;
- Un délai raisonnable nécessaire pour administrer l'outil ;
- Une identification qui permet de savoir quand déclencher des interventions établies.

Ces critères sont importants pour chaque outil avant l'utilisation et l'application indépendamment du réglage des paramètres. L'instrument spécifique choisi peut varier en fonction du paramétrage et de jugement professionnel afin d'obtenir l'information la plus adaptée.

L'identification des personnes âgées à risque de chute peut être aussi facile que de poser quelques questions simples à un patient. Le temps pour administrer un outil est d'une importance capitale dans certains contextes. Cependant, dans le cadre des soins, les personnes âgées devraient au minimum être questionnées sur de précédentes chutes au moins une fois par

an (“Guideline for the prevention of falls in older persons. American Geriatrics Society, British Geriatrics Society, and American Academy of Orthopaedic Surgeons Panel on Falls Prevention,” 2001), sur la prise de médicaments (par ordonnance et les médicaments en vente libre) et sur la consommation de thérapies alternatives (à base de plantes). Gerdhem, et al. (2005) ont déterminé qu’une chute signalée était le facteur prédictif le plus important pour la prédiction des chutes chez les femmes âgées, et que la chute rétrospective et la consommation de médicaments psychoactifs peuvent prédire les chutes futures. En outre, l'incapacité de se tenir debout sur une jambe et une estimation subjective de l’âge biologique sont importantes pour déterminer les risques de chute (Gerdhem et al., 2005). Les personnes qui ont des difficultés observables au cours d’un simple examen clinique doivent passer d'autres évaluations plus détaillées.

II.4.2 Fondements statistiques des méthodes d’étude des chutes

Cette partie examine les approches statistiques et les fondements des méthodes utilisées dans les études sur les chutes, expose les notions de covariables dépendantes du temps et de récurrence des événements, et analyse les méthodes statistiques courantes qui ont recours à ces notions.

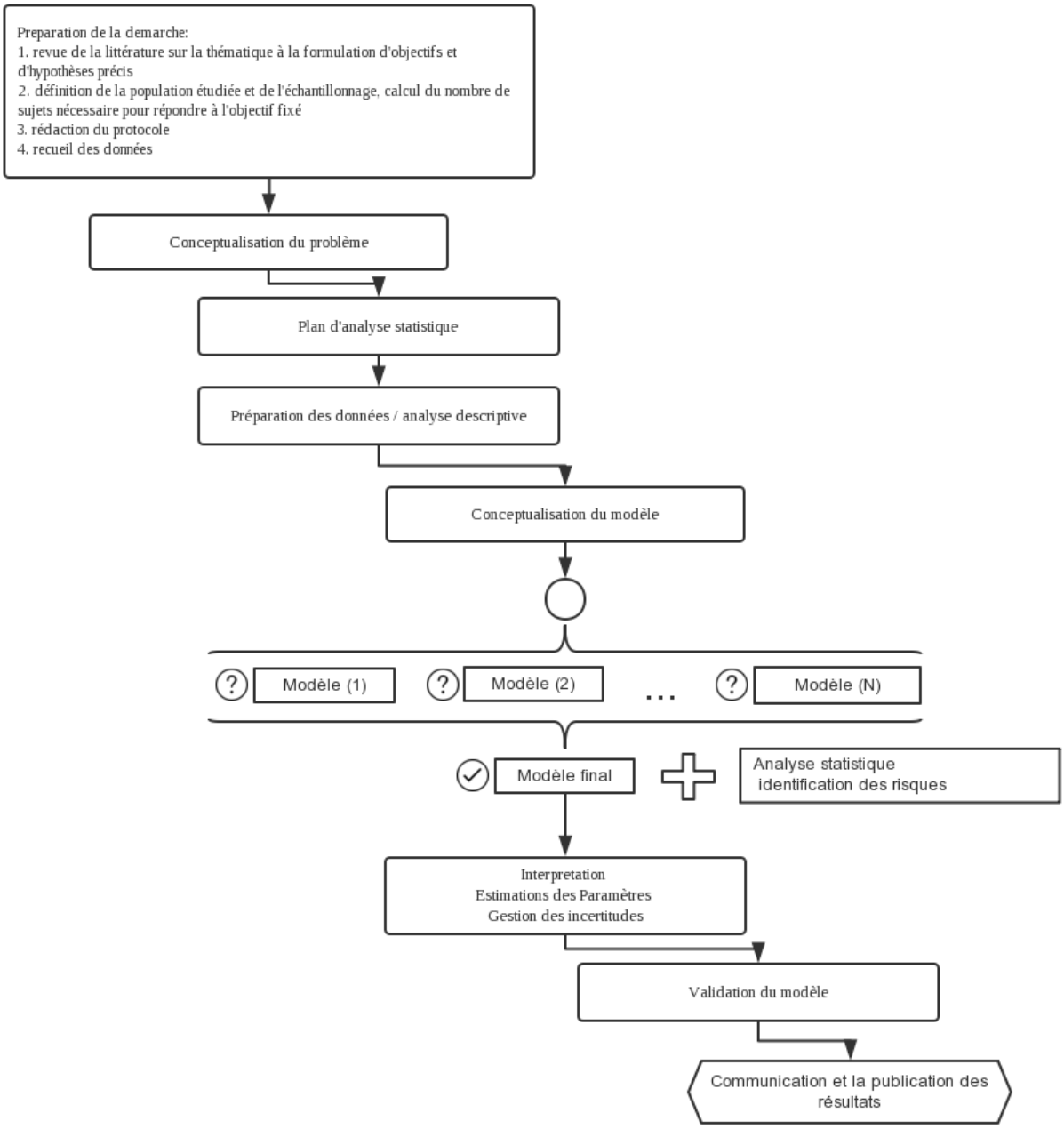


Figure 8. Les étapes clés d'une démarche de prévention.

II.4.3 Introduction à l'analyse décisionnelle et prédictive

II.4.3.1 Apprentissage à partir de données déséquilibrées

En raison de l'existence d'une prévalence élevée, les données des patients à haut coût de dépenses de santé sont très asymétriques. En conséquence, il est essentiel de faire attention au déséquilibre de données lorsqu'il s'agit de leur analyse. Ce phénomène de données déséquilibrées n'est pas rare. Par exemple, il été observé dans des applications telles que la détection des fraudes à la carte de crédit, la détection d'intrusion réseau, la gestion des risques d'assurance, la classification de texte, et surtout dans le diagnostic médical. Les problèmes de traitement des données déséquilibrées de classification ont été largement étudiés par la communauté d'exploration de *Data Mining* et *Machine Learning*. La plupart des algorithmes de classification supposent que la distribution des classes dans les données est uniforme. Quand la métrique de la classification (*accuracy*) est basée sur cette hypothèse, les algorithmes essaient souvent d'améliorer cette mesure défectueuse pendant l'apprentissage (Moturu et al., 2009).

Les deux solutions les plus courantes de ce problème comprennent :

1. l'échantillonnage non aléatoire (sous-échantillonnage, sur-échantillonnage et une combinaison des deux) ;
2. l'apprentissage sensible aux coûts.

Ces deux solutions ont néanmoins quelques inconvénients, entre autres le sous-échantillonnage qui peut négliger quelques cas clés alors que le sur-échantillonnage pourrait causer un sur-apprentissage (*overfitting*). Cependant, ces solutions ont montré une amélioration en terme de détection comparée aux techniques conventionnelles (McCarthy et al., 2005).

Diverses études ont comparé le sur-échantillonnage, le sous-échantillonnage et l'apprentissage sensible aux coûts. Alors que certaines ont trouvé qu'il y avait peu de différence dans les résultats de ces différentes méthodes, d'autres ont montré que l'une d'entre elles était la meilleur, sans qu'il soit possible de déterminer avec précision qu'elle est la meilleure (Batista et al., 2004; Drummond and Holte, 2003; Maloof, 2003;. McCarthy et al., 2005). L'utilisation d'une combinaison de sous-échantillonnage et de sur-échantillonnage a fourni également des résultats meilleurs que l'utilisation individuelle de ces techniques. En outre, en utilisant des proportions variables des classes minoritaires et majoritaires, il a été trouvé que les meilleurs résultats sont généralement obtenus lorsque la classe minoritaire a été surreprésentée dans les données d'apprentissage (Estabrooks, 2004; Weiss and Provost, 2001).

II.4.3.2 Définitions

II.4.3.2.1 Analyse décisionnelle

Une *analyse* est définie comme la séparation d'un ensemble en ses parties constitutives. Une *analyse de décision* ou analyse décisionnelle, est le processus de séparation d'une décision complexe en ses composants et, en utilisant une formulation mathématique, permettant la reconstitution d'ensemble de la décision de ses parties. C'est une méthode qui aide les décideurs à réaliser le meilleur choix alternatif, grâce à la restructuration des problèmes complexes en questions plus simples. Typiquement un analyste fait un modèle mathématique pour la prise de décision (Alemi and Gustafson, 2007).

La prise de décision dans la pratique clinique implique souvent la nécessité de prendre les décisions complexes avec des conséquences importantes à long terme. L'analyse de décision est un outil qui permet aux utilisateurs d'appliquer les modèles pour prendre des décisions cliniques éclairées face aux situations complexes (Aleem et al., 2008).

II.4.3.2.2 Modèle

Un **modèle** est une abstraction des événements et des relations influençant sur une décision. Il implique généralement une formule mathématique reliant les divers concepts ensemble. Un modèle suit la relation entre les différentes parties d'une décision et aide le décideur à voir toute la problématique dans son ensemble.

II.4.3.2.3 Data Mining

Le Data Mining (DM) est un processus analytique conçu pour explorer les données (généralement de grandes quantités de données, aussi connues comme "Big Data") à la recherche de modèles cohérents et/ou des relations systématiques entre les variables, puis valider les résultats en appliquant les modèles détectés à de nouveaux sous-ensembles de données. Le but global de Data Mining est d'extraire des informations à partir d'un ensemble de données et de les transformer en une structure compréhensible pour une utilisation ultérieure. Le processus d'extraction de données se compose de trois étapes :

1. L'exploration initiale ;
2. La construction de modèles ou un motif d'identification par la validation / vérification ;
3. Le déploiement : l'application du modèle à de nouvelles données afin de générer des prédictions.

La différence la plus importante entre le Data Mining (DM) et l'analyse traditionnelle d'exploitation des données est que le DM est plus orienté vers les applications. Il se concentre plus sur la vérification des hypothèses requises pour l'ajustement du modèle, sur le testing approprié, ainsi que sur le traitement des valeurs manquantes et de transformations de variables si nécessaire. En d'autres termes, l'exploration de données est relativement moins préoccupée par l'identification des relations spécifiques entre les variables concernées. Le DM englobe l'analyse initiale des données (Chatfield, 1995). Par exemple, la découverte de la nature des liens indirects ou les types spécifiques d'interactions, de dépendances multidimensionnelles entre les variables, font partie des objectifs du Data Mining. En outre, l'accent est mis sur la production d'une solution qui peut générer des prévisions utiles. Par conséquent, le Data Mining entre autres peut étudier les données d'une «boîte noire», et il utilise non seulement les analyses exploratoires des techniques traditionnelles, mais aussi des techniques telles que les réseaux de neurones qui peuvent générer des prédictions valides, mais ne sont pas capables d'identifier la nature spécifique des interrelations entre les variables sur lesquelles les prévisions sont fondées.

Le Data Mining est souvent considéré comme « un mélange de statistiques, Intelligence Artificielle (IA), et la recherche sur la base de données » (Pregibon, 1997), qui jusqu'à très récemment n'était pas communément reconnu comme un domaine d'intérêt pour les statisticiens, et a même été considéré par certains comme "un mot inapproprié dans les Statistiques" (Pregibon, 1997). Cependant, en raison de son importance, ce champ d'application apparaît comme un domaine en croissance rapide et importante (également dans les statistiques) où de grands progrès théoriques sont réalisés.

II.4.3.3Techniques et prédicteurs

Les ensembles de données médicales ont été utilisés précédemment pour prédire l'utilisation des soins de santé des patients, évoluant de la prédiction les dépenses individuelles jusqu'à la prédiction de la totalité des dépenses de santé. Typiquement, diverses techniques de régression ont été utilisées dans le passé pour ces tâches, mais les hypothèses d'indépendance, de normalité et d'homoscédasticité n'étaient pas satisfaisantes principalement en raison d'une répartition inégale des données (Moturu et al., 2009).

Les techniques de régression ont généralement une tendance à prévoir la valeur moyenne pour un groupe de patients. Cependant, sur une base individuelle, les prévisions ne sont pas précises. D'autres approches incluent la transformation de la distribution pour correspondre aux

hypothèses de la technique d'analyse et l'utilisation du modèle de Cox pour les risques proportionnels (Diehr et al., 1999 ; Moturu et al., 2009).

En dehors de ces méthodes statistiques, plusieurs modèles d'ajustement du risque des prédictions individuelles en santé sont actuellement disponibles. Ceux-ci peuvent être utilisés pour prédire les patients à coût élevé en fixant un seuil de coût, ainsi que les patients à risque élevé, etc. Les modèles utilisés, y compris les méthodes d'intelligence artificielle, montrent des performances comparables (Moturu et al., 2007).

II.4.4 Modélisation prédictive des risques de chute

L'utilisation de l'apprentissage pour prédire un événement en utilisant les techniques de Data Mining exige une compréhension claire de la problématique considérée et des données. En outre, l'analyse est composée de trois étapes principales (cf Figure 8). La première étape est le prétraitement des données. Elle est considérée comme l'une des parties les plus importantes de l'exploration de données. Elle est suivie par l'application de techniques d'exploration de données pour appliquer ensuite un modèle approprié. Enfin, ce modèle est évalué sur des données dites de test, en utilisant des paramètres d'évaluation appropriés.

Les ensembles de données dits de l'entraînement (*training* en anglais) et de test (*testing*) sont créés en étape de prétraitement. La création d'un ensemble de données de l'entraînement est un défi majeur. La grande taille des données rend la tâche d'apprentissage compliquée et nécessite l'échantillonnage des cas en taille réduite. La nature des ensembles de données déséquilibrés, qui entraînent toujours de mauvaises performances tout en utilisant des techniques classiques d'analyse, doit être prise en considération pour la sélection des échantillons de l'entraînement appropriés. Pour relever ce défi, l'échantillonnage non aléatoire doit être utilisé comme une combinaison de sur-échantillonnage de la classe minoritaire et de sous-échantillonnage de la classe majoritaire, afin de créer un échantillon de l'apprentissage. Bien que l'utilisation d'un nombre égal d'événements de formation de deux classes semble intuitive, il a été suggéré qu'un nombre plus élevé de cas de la classe minoritaire pourrait améliorer la sensibilité (Weiss and Provost, 2001).

L'étape suivante est la création de modèles prédictifs. Les sections ci-dessous décrivent préalablement une variété d'algorithmes utilisés ou qui peuvent être utilisés pour l'identification et la prédiction des chutes.

II.4.5 Méthodes élémentaires pour l'étude des chutes et récurrence des événements

Différentes méthodes mathématiques sont utilisées pour étudier les facteurs de risque de chutes récurrentes. Les chutes ont une distribution asymétrique de probabilité dite *discrète*, qui se caractérise par une grande proportion de valeurs égales à zéro avec les valeurs restantes étant fortement inclinées vers la droite. Leur analyse est compliquée par la corrélation intrasujet. En d'autres mots, la survenue d'un événement influe sur le risque de survenue du prochain événement. Le fait de ne pas tenir compte de cette corrélation dans les données résulte en une sous-estimation de la variance ordinaire, ce qui se traduit par des intervalles de confiance trop étroits et des tests de significativité favorisant outre mesure le rejet de l'hypothèse nulle (Glynn et Buring, 2001; Goodman et coll., 2001; Moulton et Dibley, 1997; Ullah, Finch et Day, 2010).

Le

Tableau 3 présente un résumé des modèles analysés dans la présente thèse. Une méthode élémentaire pour l'étude du phénomène de la chute chez les personnes âgées consiste à indiquer tout simplement la proportion des personnes ayant fait une chute (les sujets qui sont tombés au moins une fois durant une période définie arbitrairement) ou le temps écoulé jusqu'à la première chute (Robertson, Campbell et Herbison, 2005). Ces variables dépendantes sont analysées respectivement par la régression logistique ordinaire. Dans un cas comme dans l'autre, on fait l'économie de l'hypothèse fondamentale de l'indépendance des événements. Il n'empêche que l'on pourrait utiliser plus efficacement toutes les données disponibles sur chaque individu (Muir et coll., 2010; Robertson, Campbell et Herbison, 2005; Wang et coll., 2002).

Tableau 3. Modèles prédictifs utilisés dans les travaux présentés.

Modèle de Régression	Régression Logistique
Analyse factorielle	Analyse Discriminante
Modèle probabiliste	Réseau bayésien
	Decision Tree

Modèles de classification basés sur les Arbres de Décision	Random Forest
	Boosted Trees
Modèles d'apprentissage de type probabiliste (IA)	ANN Multilayer Perceptron
	Genetic algorithm
	NEAT
	Adaptive-Network-Based Fuzzy System

II.4.5.1 Modèles de Régression

Pour les modèles de régression prédisant un résultat numérique, un certain degré de précision est généralement utilisé pour évaluer l'efficacité du modèle. Cependant, il y a différentes façons de mesurer la précision, chacune avec sa propre nuance. Les visualisations de l'ajustement du modèle sont essentielles pour comprendre si le modèle de régression est adapté à l'usage. Ces techniques sont abordées dans ce chapitre.

II.4.5.1.1 Régression logistique

La régression logistique est une approche à la prédiction, comme les moindres carrés ordinaires (MCO). Cependant, avec la régression logistique, le chercheur prédit un résultat dichotomique. Cette situation pose le problème que, comme pour les hypothèses de MCO, les variances d'erreur (résidus) sont normalement distribuées. Au lieu de cela, ils sont plus susceptibles de suivre une distribution logistique. Lorsqu'on utilise la distribution logistique, nous avons besoin de faire une conversion algébrique pour arriver à notre équation de régression linéaire habituelle (cf. Figure 9).

Avec la régression logistique, il n'y a pas de solution standardisée. Et pour rendre les choses plus compliquées, la solution non normalisée n'a pas la même interprétation directe comme il se fait avec une régression linéaire (MCO).

En statistique, le coefficient de détermination, noté R^2, est un nombre qui indique la façon dont les données correspondent au modèle statistique (régression linéaire). Une autre différence entre les MCO et la régression logistique est qu'il n'y a pas de R^2 pour évaluer la variance prise

en compte dans le modèle global. Au lieu de cela, un test du χ^2 est utilisé pour indiquer la façon dont le modèle de régression logistique correspond aux données.

Parce que la variable dépendante n'est pas un processus continu, l'objectif de la régression logistique est un peu différent. En effet elle prédit la probabilité que Y soit égal à 1 (plutôt que 0) compte tenu de certaines valeurs de X. Si X et Y ont une relation linéaire positive, la probabilité qu'une personne ait un score de $Y = 1$ augmentera à mesure que les valeurs de X augmentent. Donc, nous sommes plutôt dans le cas de la prévision des probabilités que celui de la détermination des scores de la variable dépendante.

II.4.5.1.2 Équation logistique

En régression logistique, une formule complexe est nécessaire pour convertir l'équation logistique et revenir à une équation de type MCO. Les formules logistiques sont exprimées en termes de probabilité, qui se réfère à $\hat{p}$. La probabilité que $Y = 0$ est $1 - \hat{p}$.

$$\ln\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = B_0 + B_1 X$$

Aussi, $\hat{p}$ peut être calculée à partir de l'équation de régression. Donc, si nous connaissons l'équation de régression, nous pourrions, en théorie, calculer la probabilité attendue que $Y = 1$ pour une valeur donnée de X.

$$\hat{p} = \frac{\exp(B_0 + B_1 X)}{1 + \exp(B_0 + B_1 X)}$$

II.4.5.1.3 Logistic Tree with Unbiased Selection (LOTUS)

L'algorithme de l'arbre logistique avec sélection sans biais (the Logistic Tree with Unbiased Selection) ou méthode de l'arbre de régression logistique est utilisé pour identifier les groupes d'individus à risque et pour s'adapter à une meilleure régression logistique simple (ou régression logistique avec une variable prédictive unique) pour chaque sous-groupe défini comme nœuds de l'arbre (Chan et Loh, 2004; Hosmer et Lemeshow, 2004, Takashi Yamashita et al., 2012).

LOTUS peut être considéré comme un hybride entre deux autres techniques générales utilisées pour modéliser une variable de réponse à deux niveaux : la régression logistique binaire et la classification arborescente (par exemple, Kolyshkina, Steinberg, et Cardell, 2003). Dans une régression logistique, les risques d'une chute sont considérés comme une fonction linéaire d'un ensemble de variables prédictives. Bien que l'étude des effets d'interaction dans un modèle de

régression logistique soit possible, il s'agit souvent d'une tâche difficile car ces interactions doivent être pré-spécifiées sur la base des études antérieures et des théories existantes. Identifier les interactions pertinentes peut être particulièrement difficile lorsque l'on se concentre sur les populations peu étudiées et/ou l'évaluation des interactions complexes (par exemple, à quatre voies d'interactions) en raison du manque de théorie. À ce jour, dans le contexte des facteurs de risque de chute, les effets d'interaction complexes n'ont pas été explicitement étudiés.

LOTUS fusionne les caractéristiques souhaitables de ces deux méthodes : classification et prédiction. La procédure récursive dans LOTUS est modifiée à partir de méthodes couramment utilisées à base d'arbres de classification (par exemple, CART) d'une manière qui optimise les performances des modèles de régression logistique à chaque sous-groupe (Pham, 2006). Ainsi, LOTUS conserve la détection automatique d'interaction et la facilité d'interprétation des classificateurs basés sur les arbres tout en s'appuyant sur la puissance prédictive potentielle de régression logistique.

L'algorithme de LOTUS peut être divisé en deux grands processus interdépendants :

1. Diviser les données en sous-groupes (nœuds) de manière récursive à partir de tous les répondants de l'ensemble de données (nœud racine) ;
2. Ajuster un modèle de régression logistique simple à chaque nœud.

Le processus de sélection d'un modèle de régression logistique simple pour un nœud est intégré dans le processus de séparation d'un nœud. Parce qu'un modèle de régression logistique simple ne contient qu'une seule variable explicative, la méthode de sélection des variables est assez simple : LOTUS choisit la variable prédictive parmi l'ensemble des variables numériques, ce qui permet d'obtenir la déviance logistique minimale dans le modèle. Cette variable prédictive et la régression logistique associée ne sont utilisées que si le nœud correspond à un nœud terminal dans l'arbre final (Pham, 2006).

II.4.5.1.4 Régression de Cox (modèle à risque proportionnel)

Les risques proportionnels ou les modèles de régression de Cox peuvent être testés si plusieurs facteurs (par exemple, le groupe d'intervention, facteurs pronostiques de base) sont indépendamment liés à la fréquence d'un événement spécifique. Les modèles calculent la fonction de risque, qui est la probabilité instantanée de chuter un jour donné. L'estimation du risque relatif de la variable dans le modèle indiquant la répartition des groupes est un ratio du risque de tomber dans le groupe d'intervention et du risque de tomber dans le groupe contrôle,

tout au long d'étude (Robertson et al., 2005). Les modèles de survie étudient le temps écoulé avant qu'un événement ne survienne.

Le modèle de Cox exprime la fonction de risque instantané de décès λ (on peut aussi trouver les appellations suivantes : fonction de risque, taux de panne, taux de fiabilité, force de mortalité, taux de risque...) en fonction du temps t et des covariables $X_1, \dots, X_n$. On a alors :

$$\lambda(t, X_1, \dots, X_n) = \lambda_0(t)\ exp(\sum_{i=1}^{n} \beta_i X_i)$$

Pour un individu, la fonction $\lambda(t, X_1, \dots, X_n)$ correspond au risque instantané de décès à l'instant t sachant qu'il est vivant juste avant t. $\lambda_0(t)$ est appelé le risque de base. Il correspond au risque instantané de décès lorsque toutes les covariables sont nulles.

Le risque instantané se décompose en 2 termes dont l'un dépend du temps t et l'autre des variables X_i. Si, par exemple, les variables X_i représentent des facteurs de risque et si elles sont toutes égales à 0, $\lambda_0(t)$ est le risque instantané de sujets ne présentant aucun facteur de risque. La forme de $\lambda_0(t)$ n'étant pas précisée, c'est plutôt l'association entre les variables X_i et la survenue de l'événement considéré qui est l'intérêt central du modèle. Cela revient à déterminer les coefficients β_i.

On peut noter quelques points :

- On peut séparer la formule en deux parties, la première ($\lambda_0(t)$) est dépendante du temps contrairement à la seconde ;
- $exp(\sum_{i=1}^{n} \beta_i X_i)$ qui elle ne dépend que des covariables (le modèle de Cox peut aussi s'étendre à des covariables qui dépendent du temps) ;
- On dit que le modèle de Cox est *semi-paramétrique*. En effet, on ne cherche pas à estimer la fonction $\lambda_0(t)$, qui en fait, est la même pour tous les individus à un instant donné. Ce qui nous importe, c'est le rapport des risques instantanés de décès pour deux individus exposés à des facteurs de risques différents ;
- Il découle de cette formule une hypothèse essentielle du modèle de Cox : celle des *risques proportionnels*. Pour comprendre cette notion, prenons deux individus j_1 et j_2 qui ne diffèrent que par une seule covariable, disons la k-ième. On peut imaginer que cette covariable vaut 0 chez j_1 et 1 chez j_2 ;

On obtient alors, quel que soit t :

$$\frac{\lambda(t, j_2)}{\lambda(t, j_1)} = \frac{\lambda_0(t)\exp(\beta_1 X'_1 + \cdots + \beta_{k-1}X'_{k-1} + \beta_k * 1 + \beta_{k+1}X'_{k+1} + \cdots + \beta_n X'_n)}{\lambda_0(t)\exp(\beta_1 X'_1 + \cdots + \beta_{k-1}X'_{k-1} + \beta_k * 0 + \beta_{k+1}X'_{k+1} + \cdots + \beta_n X'_n)} = \exp(\beta_k)$$

Le rapport est donc indépendant du temps, autrement dit, quel que soit le temps t, l'individu j_2 a un risque instantané de mourir qui est exp (β_k) fois plus que celui de l'individu j_1.

En utilisant les probabilités de survie pour analyser les chutes, on suppose qu'à tout moment, les participants qui sont censurés avant la fin d'essai ont le même risque de tomber que ceux qui terminent l'essai (Bland JM, Altman DG. Survival probabilities (the Kaplan-Meier method). BMJ. 1998). Une hypothèse de modèles de risques proportionnels est que le rapport des risques des événements dans les deux groupes est constant dans le temps et que le rapport est le même pour les différents sous-groupes de données, tels que les groupes d'âge et le sexe (Kirkwood BE. Essentials of Medical Statistics. Oxford, United Kingdom: Blackwell Science Ltd.; 1988.). Ceci est connu comme la proportionnalité des risques d'hypothèse.

Le Modèle de Andersen-Gill et la régression des risques proportionnels marginaux de Cox.

L'hypothèse requise dans l'analyse de survie traditionnelle, et stipulant que les heures des événements sont indépendantes est transgressée quand il peut y avoir plusieurs événements par personne. L'extension Andersen-Gill du modèle de régression des risques proportionnels et le modèle de régression des hasards proportionnels marginal sont tous les deux recommandés pour analyser ces données (Therneau TM, Hamilton SA. rhDNase as an example of recurrent event analysis. Stat Med. 1997). Dans ces deux techniques, la dépendance entre les temps de chute est ignorée, mais les estimations robustes de la variance sont utilisées pour prendre en compte la dépendance des événements.

La principale différence entre les deux modèles est dans la façon dont les ensembles de risque sont définis pour chaque chute (Cleves M. Analysis of multiple failure-time data with Stata. Stata Technical Bulletin 1999). La méthode la plus simple à mettre en œuvre est celle de Andersen-Gill, qui suit une approche de processus de comptage et suppose que toutes les chutes sont égales ou indiscernables. En revanche, le modèle marginal est basé sur l'idée des échantillons de risque marginal. Les données sont traitées comme un ensemble de données de risques concurrents, comme si les événements de la chute étaient non ordonnés. Chaque événement a alors sa propre strate et chaque participant apparaît dans toutes les strates. Par conséquent, pour les deux modèles, les fichiers de données pour l'analyse sont mis en place de deux manières différentes.

II.4.5.2 Régression binomiale négative

Dans le cas de la régression binomiale négative, la variable dépendante est le nombre d'événements, pour un individu, ajusté en fonction de la période de suivi, c'est-à-dire le nombre de chutes subies par une personne, divisé par la durée du suivi (Mahé et Chevret, 1999; Glynn et Buring, 1996; Ullah, Finch et Day, 2010) :

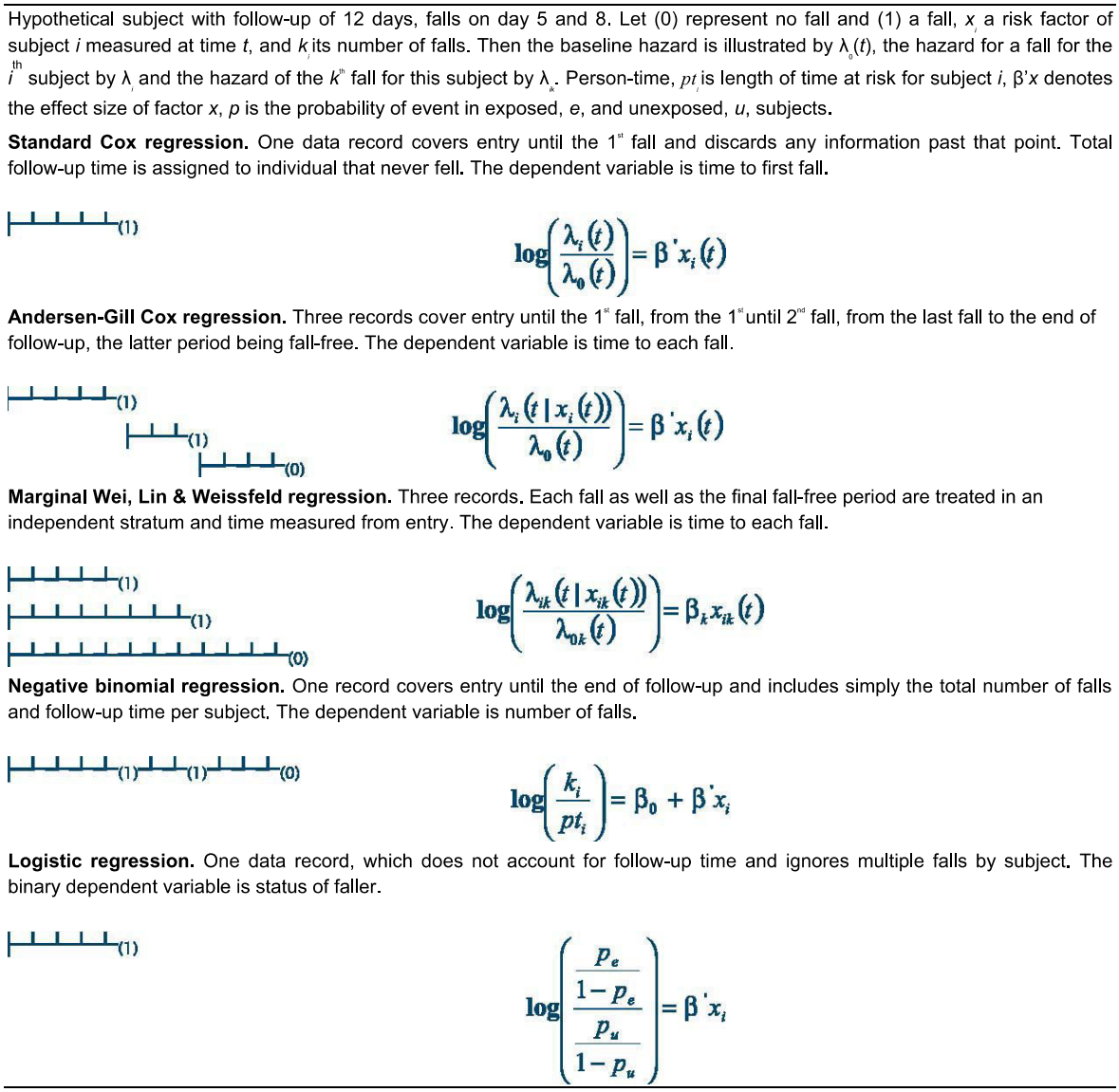


Figure 9. Représentation schématique des méthodes de régression utilisées pour les études de risque de chute.

Comme la distribution binomiale négative compte un paramètre de plus que la distribution de Poisson, elle se concilie naturellement avec la surdispersion (phénomène selon lequel la variance est supérieure à la moyenne) (Robertson, Campbell et Herbison, 2005; Ullah, Finch et Day, 2010). « Surdispersion » est un terme utilisé lorsque, comme c'est le cas avec les chutes, il y a plus de variations que celles qui seraient attendues dans un processus de Poisson, et que

cette variance de la variable de dénombrement est supérieure à la moyenne (StataCorp. Stata Statistical Software: Release 6.0. College Station, TX: Stata Corporation). Ainsi les modèles avec la surdispersion tentent de prendre en compte la dépendance des événements pour le même individu. Une alternative consiste à estimer un facteur de correction des statistiques déductives du modèle de régression de Poisson ; une autre alternative est d'utiliser le modèle de régression binomiale négative. Poisson est un cas particulier de la régression binomiale négative et correspond à un paramètre de surdispersion de zéro. Cette méthode est donc robuste pour les données qui présentent des rapports de dépendance et appropriée pour les événements récurrents et fréquents.

Une des difficultés qui se pose avec l'utilisation du nombre d'événements est que l'on doit supposer constante dans le temps la probabilité de survenue d'un événement pour un participant. Afin d'illustrer cette difficulté, considérons un nombre d'événements identique chez trois participants, qui sont suivis sur une période de trois ans et ont fait chacun trois chutes. Le premier participant est tombé une fois chaque année, le deuxième, trois fois dans la première année et le troisième, trois fois dans la dernière année. La variable étudiée fait abstraction du moment où surviennent les événements (Robertson, Campbell et Herbison, 2005). Par conséquent, la modélisation du nombre d'événements par la régression binomiale négative n'est peut-être pas la méthode la plus appropriée lorsque la valeur de covariables est importante ou que la probabilité de survenue d'un événement varie dans le temps (Moulton et Dibley, 1997).

Il est plus efficace et plus juste de modéliser la durée des intervalles entre les événements à l'aide des méthodes d'analyse du temps écoulé jusqu'à un événement (Wang et coll., 2002). Au lieu de se centrer sur le nombre de cas, les méthodes de ce type considèrent le temps écoulé entre les chutes. Si le taux d'incidence est élevé, les intervalles entre les événements seront courts, et vice-versa (Moulton et Dibley, 1997).

Le modèle de régression binomiale négative peut également être utilisé pour comparer les taux d'événements récurrents dans différents groupes. Il permet d'étudier l'effet du traitement et les variables confondantes, et il ajuste les variables pour des temps de suivi en utilisant la période à risque comme un décalage (Gardner W, Mulvey EP, Shaw EC. Regression analyses of counts and rates: Poisson, overdispersed Poisson, and negative binomial models. Psychol Bull. 1995). Ces modèles sont une généralisation du modèle plus couramment utilisé de régression de Poisson.

Les distributions de Poisson supposent que (Kirkwood BE. Essentials of Medical Statistics. Oxford, United Kingdom: Blackwell Science Ltd.; 1988.) :

a) les événements récurrents se produisent indépendamment les uns des autres de façon aléatoire dans le temps ;
b) la moyenne et la variance sont égales.

II.4.6 Modèles de classification

II.4.6.1 Arbres de décision

L'inférence inductive est le processus de construction à partir d'exemples concrets des modèles généraux, où le but est d'apprendre à classer les objets en analysant un ensemble d'instances (cas déjà résolus) dont les classes sont connues. Un arbre de décision modélise une hiérarchie de tests sur les valeurs d'un ensemble de variables appelées vecteurs d'attributs. Les données d'entrée se composent d'un ensemble de ces vecteurs, où chacun appartient à une classe connue. La sortie se compose d'un « mapping » à partir des valeurs d'attributs aux classes. Ce mapping doit classer correctement les données des attributs connus, mais aussi d'autres attributs inconnus. Un *arbre de décision* est un formalisme pour décrire un tel mapping. Il consiste en *nœuds d'attributs* ou de « tests » liés à deux ou plusieurs sous-arbres et en des *feuilles* ou des *nœuds de décisions* nommés par une classe qui répresente la décision. Un nœud de test calcule un certain résultat basé sur les valeurs des attributs, où chaque résultat possible est associé à l'un des sous-arbres. Les entrées sont classées en commençant par le nœud racine de l'arbre. Si ce nœud est un test, et dont, quand le résultat de ce nœud est déterminé, le processus se poursuit en utilisant le sous-arbre approprié. Quand une feuille est finalement rencontrée, son étiquette donne la classe prédite à cette entrée (Podgorelec et al., 2002).

La recherche d'une solution à l'aide d'arbres de décision commence par la préparation d'un ensemble de cas résolus. L'ensemble est ensuite divisé en :

1. un ensemble d'entraînement, qui est utilisé pour la construction d'un arbre de décision ;
2. un ensemble de tests, qui est utilisé pour vérifier la fiabilité d'un modèle.

Tout d'abord, tous les attributs définissant chaque cas sont décrits (données d'entrée) et parmi eux un attribut est sélectionné représentant une décision pour le problème donné (données de sortie). Pour tous les attributs d'entrée, les valeurs spécifiques de classes sont définies. Si un

attribut peut prendre une unique valeur discrète alors chaque valeur prend sa propre classe; si un attribut peut prendre différentes valeurs numériques alors certains intervalles, qui représentent différentes classes doivent être définis. Chaque attribut peut représenter un nœud interne dans un arbre de décision généré, aussi appelé un nœud d'attribut ou un nœud de test (Figure 10). Un tel nœud d'attribut a exactement autant de branches que le nombre de ses différentes classes. Les feuilles d'un arbre de décision sont des décisions et représentent les valeurs des classes de décision (Figure 10).

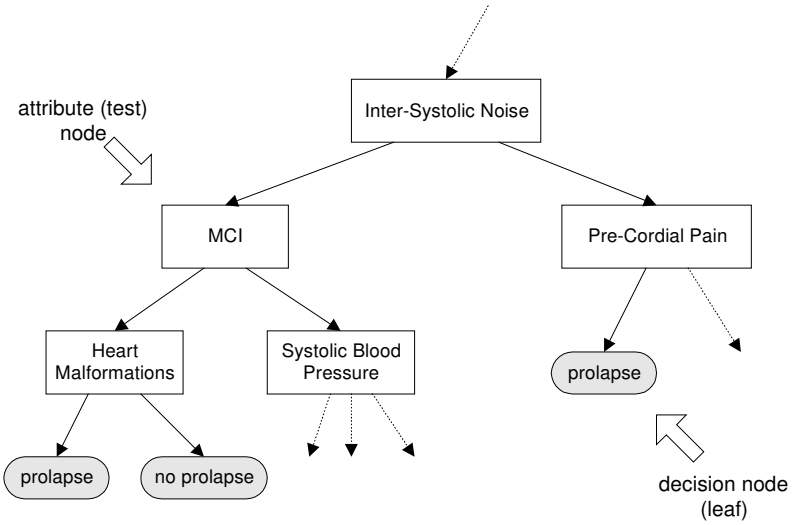
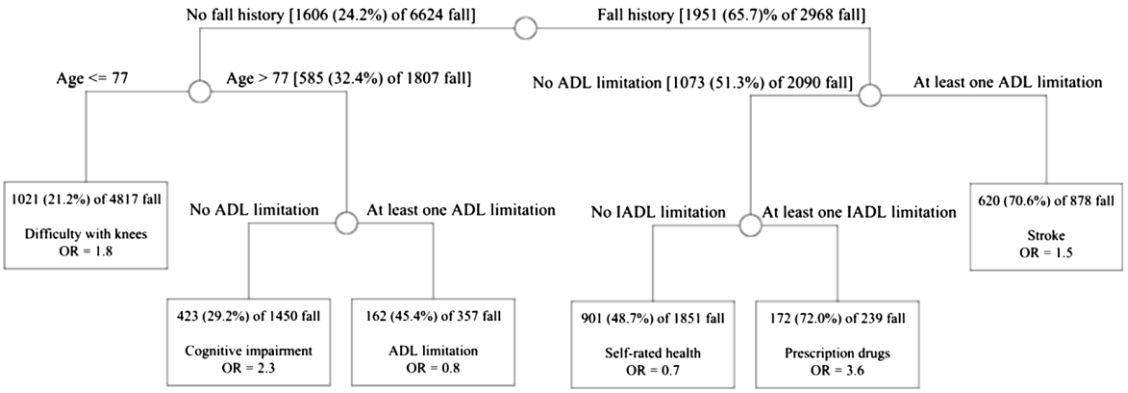


Figure 10. Un exemple (une partie) d'un arbre de décision.

Quand une décision doit être prise pour un cas de l'échantillon de test, il faudra commencer par le nœud racine de l'arbre de décision et se déplacer le long des nœuds-attributs, sélectionner les branches avec les valeurs des attributs appropriés jusqu'à la feuille-nœud qui contient la décision. Un exemple d'un arbre de décision simple pour la chute est présenté sur la figure suivante (Figure 11):



1. Total sample size (i.e., root node) = 9,592
2. OR = odds ratio.
3. Greater score of self-rated health indicates more positive health.
4. Area Under the Receiver Operating Characteristics Curve (AUC) = 0.71

Figure 11. Exemple d'arbre de décision (T. Yamashita et al., 2012).

L'arbre de décision est très facile à interpréter.

Un arbre de décision est un modèle qui est à la fois prédictif et descriptif. Les arbres de décision sont le plus souvent utilisés pour la classification d'une valeur spécifique. En conséquence, l'arbre de décision est devenu une technique d'exploration de données très populaire dans de nombreuses applications (Rafiq et al., 2014) (Chan et al., 2010). Le modèle d'arbre de décision englobe un certain nombre d'algorithmes spécifiques tels que les arbres de classification et de régression (Classification and Regression Trees, CART) (Breiman, Friedman, Olshen, & Stone, 1984), le détection d'interaction automatique Chi-carré (Chi-squared Automatic Interaction Detection, CHAID) (Kass, 1980), C4.5 et d'autres. Ces méthodes de classification peuvent être utilisées pour détecter les interactions possibles entre les variables. Les modèles d'arbre sont beaucoup employés grâce à leur facilité d'interprétation et la détection de l'interaction automatique, mais il manque souvent le pouvoir prédictif (Pham, 2006).

Il est recommandé d'identifier les personnes âgées à risque de chute, d'évaluer leur niveau de risque et de leur proposer un programme adapté. Un arbre décisionnel peut aider les professionnels de santé et du secteur médico-social dans cette phase de repérage et d'orientation des personnes âgées (cf Figure 12).

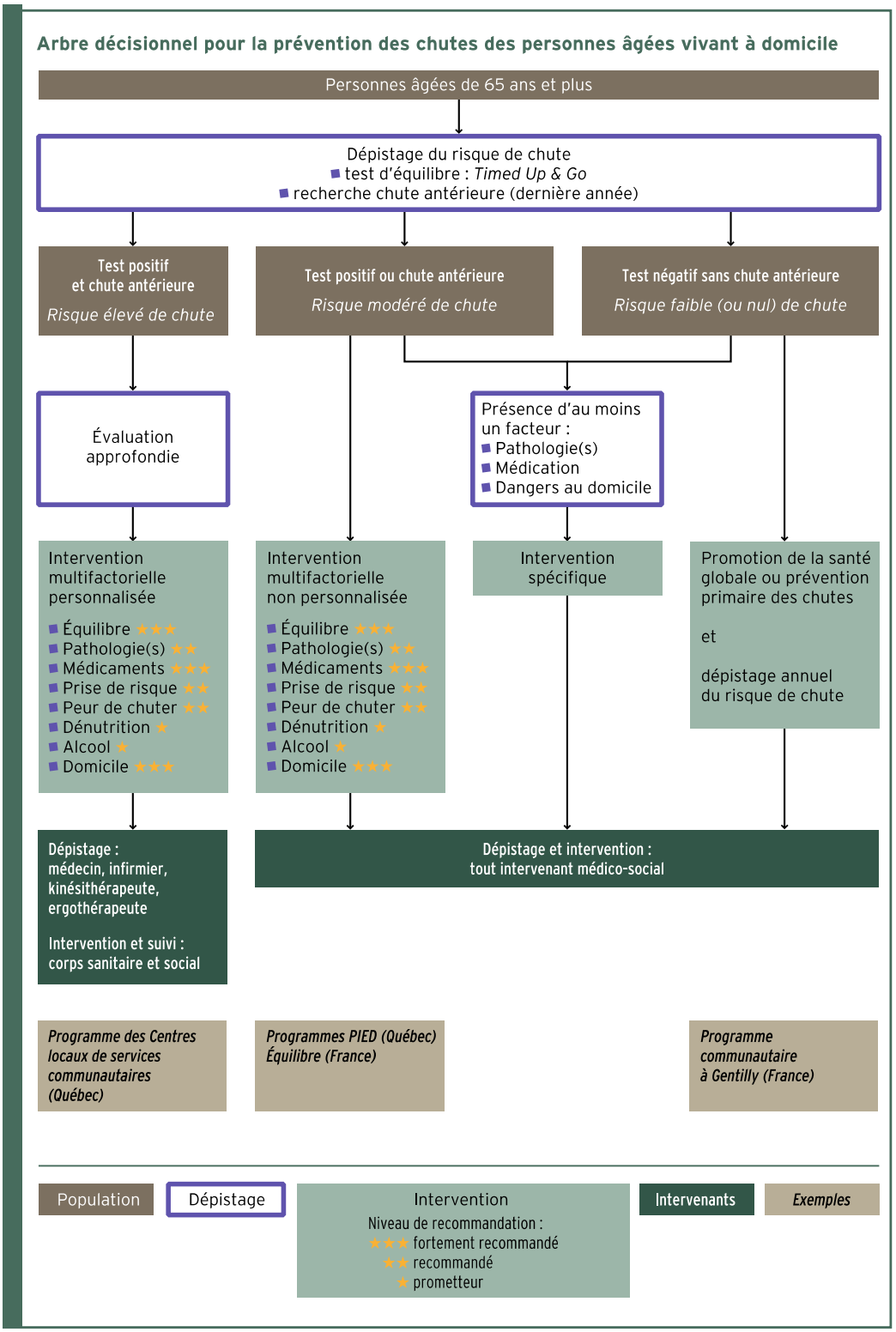


Figure 12. Un arbre décisionnel pour le repérage et l'orientation des personnes âgées à risque de chute élevé. (D'après l'Institut national de prévention et d'éducation pour la santé. Prévention des chutes chez la personne âgée à domicile. Saint-Denis: INPES; 2005. http://www.inpes.sante.fr/CFESBases/catalogue/pdf/830.pdf)

II.4.7 Intelligence artificielle : une approche cognitive

Le phénomène du vieillissement de la population mondiale aura des répercussions profondes sur la société et soulèvera des défis complexes pour tous les niveaux de gouvernement en termes de meilleure façon de soutenir la santé, l'autonomie et le bien-être des personnes âgées (InVS). La recherche a tenté de répondre à ces défis dans une perspective gérontologique par les perspectives de promotion médicale, sociale, et de la santé (Christensen et al., 2009). Il est de plus en plus reconnu que ces perspectives peuvent bénéficier de solutions innovantes, pluridisciplinaires afin de répondre à la complexité de soutien des personnes dans leur vieillissement.

L'intelligence artificielle (IA) et des techniques de modélisation mathématique sont un outil pour aider les chercheurs et les marqueurs opérationnels afin de mieux comprendre et concevoir des interventions pour répondre à ces nouveaux défis. Ces modèles fournissent les moyens pour expliquer et décrire les phénomènes du monde réel, enquêter sur des questions importantes du monde observé, tester des idées, et de faire des prévisions quant au monde réel (Sixsmith, 2013).

L'applicabilité de l'IA et des techniques mathématiques de modélisation dans le domaine des soins de santé a été démontrée dans le travail de l'Université Simon Fraser (Simon Fraser University, Complex Systems Modelling Group (CSMG), 2010), mais son potentiel dans le domaine plus spécifique de la gérontologie n’a pas encore été exploré (Issac and Israr, 2015). Alors que la gérontologie est devenue un champ académique important, la recherche est limitée par « silos » disciplinaires et faiblesses théoriques qui minent son applicabilité aux problèmes appliqués et au développement d'une politique et pratique efficace (Issac and Israr, 2015). Les approches IA peuvent être particulièrement précieuses pour aborder la complexité inhérente des problèmes de vieillissement. Dans ce chapitre, l'attention est donnée spécifiquement à la modélisation à base d'IA qui peut être utilisée pour l'identification des chuteurs chez les personnes âgées.

II.4.7.1 Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels peuvent se définir ainsi : " Les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Networks or ANNs) sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau."

Ces éléments élémentaires sont inspirés du fonctionnement des neurones biologiques. Comme dans la nature, la fonction de réseau est déterminée en grande partie par les connexions entre éléments. Un réseau neuronal a besoin de cas réels servant d'exemples pour leur apprentissage pour exécuter une fonction particulière en ajustant les valeurs des connexions (poids) entre les éléments, Figure 13 (Demuth et al., 2008).

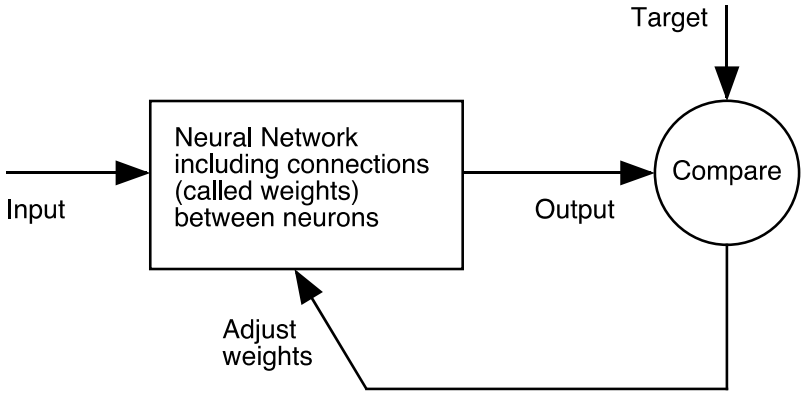


Figure 13. Fonctionnement de base du ANN

Les réseaux de neurones sont ajustés, ou formés, de sorte qu'une entrée particulière conduit à une sortie cible spécifique. Une telle situation peut être représentée comme suit : le réseau s'ajuste sur la base d'une comparaison entre la sortie et la cible jusqu'à ce que la sortie du réseau corresponde à la cible. Typiquement, beaucoup de ces paires d'entrées/cibles sont nécessaires pour former un réseau (Ben and van der Smagt, 1996; Kuhn and Johnson, 2013). Chaque type de réseau contient des nœuds appelés «neurones artificiels». Les neurones naturels reçoivent des signaux par des synapses situées sur les dendrites ou sur la membrane du neurone. Lorsque les signaux reçus sont assez forts (dépassent un certain seuil), le neurone est activé et émet un signal par l'axone. Ce signal peut être envoyé à une autre synapse, et pourrait activer d'autres neurones (Figure 14).

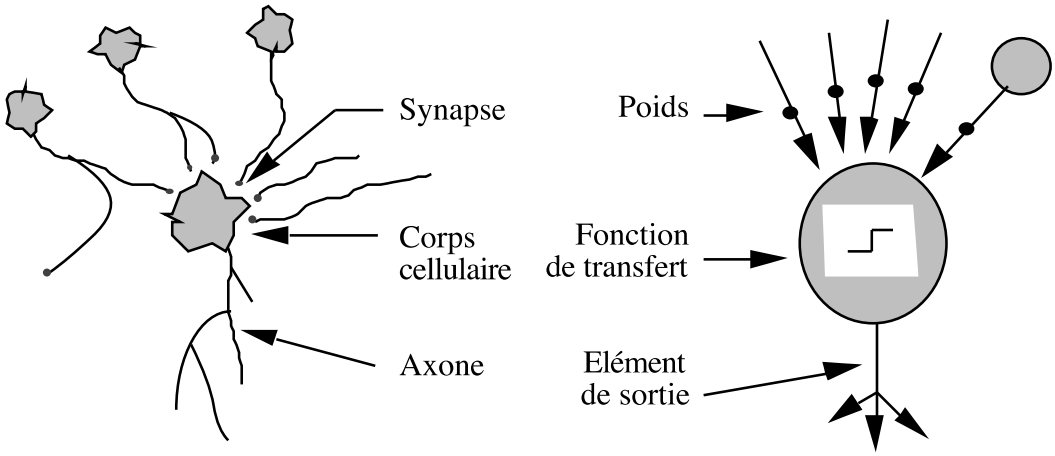


Figure 14. Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.

Le réseau représente un assemblage interconnecté d'éléments de traitement simples, unités ou nœuds, dont la fonctionnalité est inspirée du cerveau humain. La capacité de traitement du réseau est apportée par les connexions de nœuds, les poids obtenus d'après la procédure d'apprentissage et par un ensemble de données d'apprentissage (Kenji Suzuki, 2011).

Les avantages à l'utilisation du réseau de neurones peuvent être résumés comme suit (Bahaa et al., 2011) :

1. Non-linéarité : un neurone artificiel peut être linéaire ou non linéaire ; un réseau neuronal constitué d'interconnexion des neurones est en soi non linéaire. A noter que même la fonction linéaire peut être modélisée par les neurones non linéaires, tandis que l'inverse ne peut pas être fait.
2. Configuration d'entrée et de sortie : le processus d'apprentissage habituel de réseau neuronal est effectué par un paradigme populaire de l'apprentissage qu'on appelle "apprentissage supervisé". Ici la modification des poids synaptiques du réseau neuronal est réalisée en appliquant un ensemble d'échantillons d'apprentissage ; chaque échantillon se compose d'un signal d'entrée unique et d'une réponse désirée correspondante. Les échantillons peuvent être organisés de différentes manières en gardant la construction d'un réseau : entrée-sortie.
3. Adaptabilité : les réseaux de neurones sont construits avec la capacité à s'adapter. Cela pourrait se faire par le réapprentissage du modèle ou par le changement de ses poids synaptiques en temps réel.
4. Tolérance aux erreurs : un réseau de neurones artificiels a le potentiel d'être intrinsèquement tolérant aux erreurs, avec une capacité de contrôle robuste. Par exemple, si un neurone ou ses liaisons sont endommagés, ce défaut a très peu d'effet sur la productivité du réseau.

II.4.7.1.1 Architecture du réseau de neurones

Un neurone est une unité de traitement de l'information qui est fondamentale pour le fonctionnement d'un réseau de neurones. Le diagramme de la Figure 15 représente le modèle d'un neurone, qui forme la base de la conception (artificielle) d'un réseau neuronal.

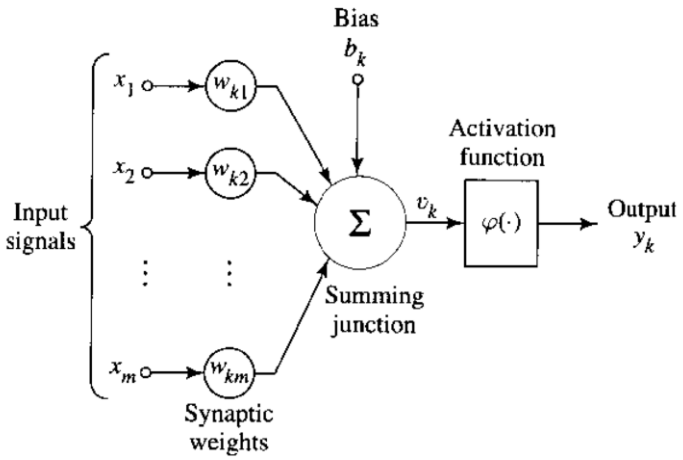


Figure 15. Modèle non linéaire d'un neurone.

En termes mathématiques, on peut décrire un neurone k en écrivant la paire d'équations suivante:

$$u_k = \sum_{j=1}^{m} w_{kj} x_j$$

et

$$y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

où $x_1, x_2, \ldots, x_m$ sont les signaux d'entrée ; $w_{k1}, w_{k2}, \ldots, w_{km}$ sont les poids synaptiques du neurone k; u_k est la sortie du combineur linéaire en fonction des signaux d'entrée; b_k est le biais; $\varphi(.)$ est la fonction d'activation; et y_k est la sortie du neurone. Le biais a pour effet d'augmenter ou d'abaisser le résultat de la fonction d'activation, selon qu'elle soit positive ou négative, respectivement. La fonction d'activation sert à limiter une amplitude de sortie du neurone. La Figure 16 montre les types communs de fonctions d'activation (Haykin, 1998).

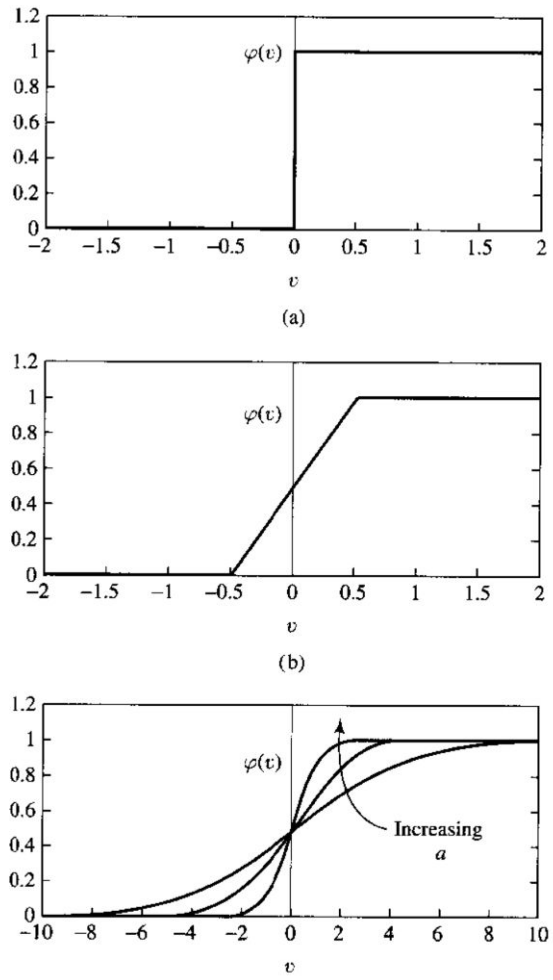


Figure 16. (a) Fonction seuil ; (b) Fonction linéaire par morceaux ; (c) Sigmoïde avec la variation du paramètre de la pente *a*

La gestion des neurones dans les couches et les connexions à l'intérieur et entre les couches sont appelées l'architecture du réseau. La manière dont les neurones d'un réseau neuronal sont structurés est intimement liée aux algorithmes d'apprentissage utilisés pour former le réseau (Haykin, 1998). La Figure 17 montre différents modèles de l'architecture de réseau.

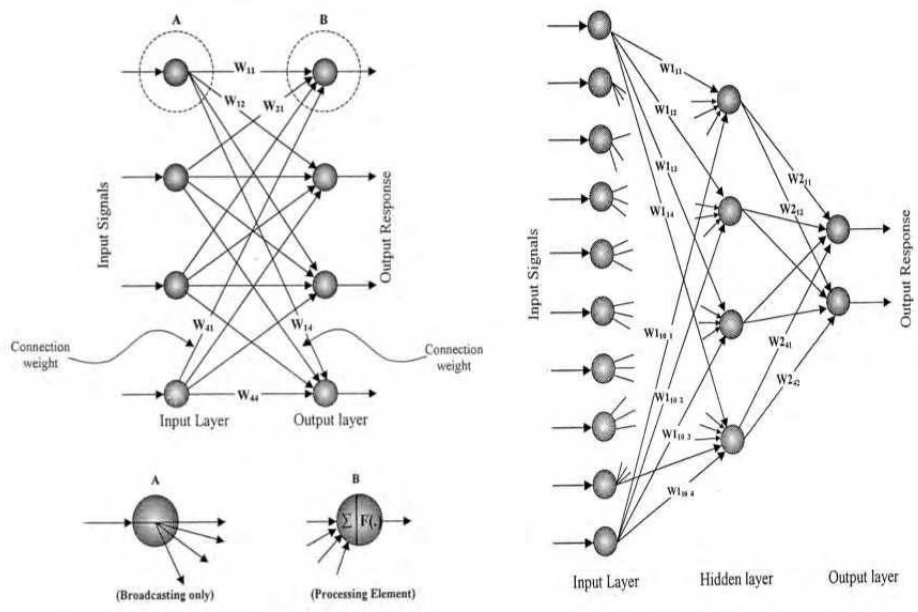


Figure 17. Réseau monocouche *vs* Réseau multicouche.

II.4.7.2 Algorithmes évolutifs

« Algorithme évolutif » est le terme général pour plusieurs techniques de calcul basé sur le processus de l'évolution naturelle qui imite le mécanisme de la sélection naturelle et la survie des plus aptes à résoudre les problèmes du monde réel. Les techniques de calcul évolutif les plus largement utilisées pour des applications médicales sont les *algorithmes génétiques* (AG), proposés par John Holland (1975). Ils forment une classe d'algorithmes stochastiques de recherche et d'optimisation basée sur l'évolution biologique naturelle.

Selon Lerman et Ngouenet (1995) un algorithme génétique est défini par :

- *Individu/chromosome/génotype* : une solution potentielle du problème ;
- *Population* : un ensemble de chromosomes ou de points de l'espace de recherche ;
- *Environnement* : l'espace de recherche ;
- *Fonction de fitness* : la fonction - positive - que nous cherchons à maximiser.

Un algorithme génétique réalise une optimisation dans un espace de données. Pour pouvoir utiliser les techniques génétiques il faut disposer de deux opérations :

- une fonction de codage de la ou des données en entrée : originellement les données étaient codées sous forme d'une séquence de bits (en tant que chaînes de 0 et de 1), d'autres formes de codages sont utilisées en pratique ;

- une fonction d'évaluation, d'adaptation ou *fitness* $U(x)$, permettant de calculer l'adaptation d'une séquence de bits x. Idéalement, cette fonction vaudra 1 si la séquence de bits est parfaitement adaptée et 0 si la séquence est inadaptée.

L'évolution commence généralement à partir d'une population d'individus générés aléatoirement qui forment les générations. Dans chaque génération, la fonction d'évaluation de chaque individu de la population est estimée, plusieurs individus sont choisis aléatoirement parmi la population actuelle (en fonction de leur forme physique), et modifiée (recombinée et éventuellement mutée au hasard) pour former une nouvelle population. La nouvelle population est ensuite utilisée dans la prochaine itération de l'algorithme. Généralement, l'algorithme se termine soit lorsqu'un nombre maximum de générations a été atteint, soit lorsqu'un niveau satisfaisant de la fonction d'évaluation a été obtenu pour la population. Si l'algorithme est terminé en raison d'un nombre maximum de générations, une solution satisfaisante n'a pas été atteinte (Yu and Gen, 2010).

Donc un algorithme génétique s'exécute en plusieurs étapes :

1 Génération aléatoire d'un certain nombre de séquences de bits pour composer la « population » initiale ;
2 Mesure de l'adaptation de chacune des séquences présentes ;
3 Reproduction de chaque séquence en fonction de son adaptation. Les séquences les mieux adaptées se reproduisent mieux que les séquences inadaptées. La nouvelle population est composée des séquences après reproduction ;
4 On remplace un certain nombre de paires de séquences tirées aléatoirement par le croisement de ces paires. Le lieu de croisement dans la séquence de bits est également choisi de façon aléatoire. Chaque nouvelle paire est alors constituée de la façon suivante :
    - une séquence est composée de la première partie de la première séquence et de la seconde partie de la seconde séquence ;
    - l'autre séquence est composée de la première partie de la seconde séquence et de la seconde partie de la première séquence.
5 Mutation d'un bit choisi aléatoirement dans une ou plusieurs séquences tirées au sort ;
6 Retour à l'étape 2.

La fonction de fitness est définie par la représentation génétique et mesure la qualité de la solution représentée. Cette fonction à optimiser dépend toujours du problème. Une fois que

nous avons la représentation génétique et la fonction de fitness définie, l'AG consiste à initialiser une population de solutions au hasard, puis l'améliorer par application répétitive des opérateurs de mutation, croisement (*crossover*), inversion et sélection comme sur la Figure 18.

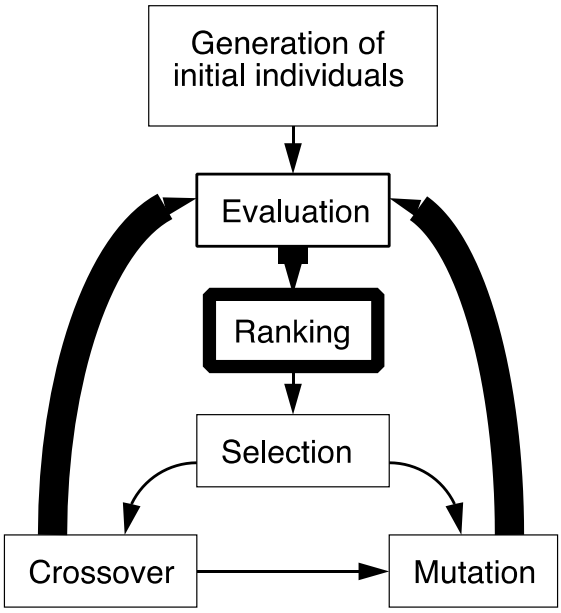


Figure 18. Structure d'un algorithme évolutionnaire de multi-population (Koehn, 1994)

II.4.7.3Systèmes intelligents hybrides

Chaque technique IA a ses propres forces et faiblesses. Les réseaux de neurones sont principalement concernés par l'apprentissage, la logique floue, avec l'imprécision et les algorithmes évolutifs de l'optimisation. Les avantages de ces technologies peuvent être combinés entre eux pour produire des systèmes hybrides intelligents qui peuvent travailler de manière complémentaire. Leur synergie permet à un système hybride d'accueillir le bon sens, la connaissance extraite des données brutes, l'utilisation des mécanismes de raisonnement humain, face à l'incertitude et imprécision, et d'apprendre à s'adapter à un environnement inconnu et à une évolution rapide (Ramesh et al., 2004). Il existe beaucoup de systèmes hybrides différents disponibles. Les plus utilisés sont l'ANN pour la conception de systèmes flous, les systèmes flous pour la conception de l'ANN, les algorithmes génétiques pour l'apprentissage et la construction des architectures de réseaux de neurones automatiques, etc. Une fois de plus, l'application de systèmes intelligents hybrides a été explorée dans de nombreux scénarios cliniques divers. Quelques exemples comprennent le diagnostic de cancer du sein, l'analyse des mammographies numériques, le diagnostic de la sténose de l'artère coronaire, l'évaluation de la

viabilité myocardique, et le contrôle de la profondeur de l'anesthésie (Allen and Smith, 2001, p. -; Gonzalez and Perez, 2001; Pena-Reyes and Sipper, 1999, p. -; Risi and Stanley, 2012).

II.4.7.3.1 Algorithme génétique des réseaux de neurones (GANN)

L'idée de combiner AG et NN est apparue à la fin des années 80, et a engendré un bond de la recherche dans ce champ dans les années 1980. Les deux approches étant des méthodes de calcul autonomes, pourquoi ne pas les combiner ? Le problème avec les réseaux de neurones est qu'un certain nombre de paramètres doit être présélectionné au départ. Cependant, il n'y a pas de règle claire expliquant comment définir ces paramètres. Pourtant, ces paramètres déterminent le succès de l'apprentissage et de la prédiction (Koehn, 1994).

En combinant ces deux algorithmes (modèle *Genetic Algorithm Neural Network*, GANN), l'AG est utilisé pour déterminer les paramètres du réseau de neurones. Cette idée a été inspirée de la nature : en réalité, la réussite d'un individu est déterminée non seulement par ses connaissances et compétences, dont il a acquis de l'expérience (l'apprentissage des réseaux de neurones), mais elle dépend aussi de son patrimoine génétique (fixé par l'algorithme génétique). On pourrait dire que le GANN applique un algorithme naturel qui est très réussi sur cette planète : il a créé l'intelligence humaine « à partir de zéro » (Koehn, 1994).

L'idée générale de la combinaison AG et ANN est illustrée sur la Figure 19.

Les informations sur le réseau de neurones sont codées dans le génome de l'algorithme génétique. A l'origine, un certain nombre d'individus choisis au hasard sont générés. Les chaînes de paramètres doivent être évaluées, ce qui signifie qu'un réseau de neurones doit être conçu en fonction des informations sur le génome. Sa performance peut être déterminée après l'apprentissage avec rétro-propagation. Certaines stratégies GANN reposent uniquement sur la AG pour trouver un réseau optimal (Bath et al., 2000).

Ensuite, ils sont évalués et classés. L'évaluation de la fonction de fitness peut prendre plus d'éléments en considération que seulement la performance de l'individu. Certaines approches prennent la taille du réseau en compte afin de générer de petits réseaux. Enfin, le croisement et la mutation créent de nouveaux individus qui remplacent les pires (ou tous) les membres de la population.

Cette procédure générale est relativement directe. Cependant, le problème de la combinaison AG et NN, réside dans le codage du réseau.

Les nouvelles idées et concepts des AG et NN apportent une nouvelle inspiration dans la recherche d'intelligence artificielle. Mais encore, nous retrouvons un vieux problème : le problème de la représentation.

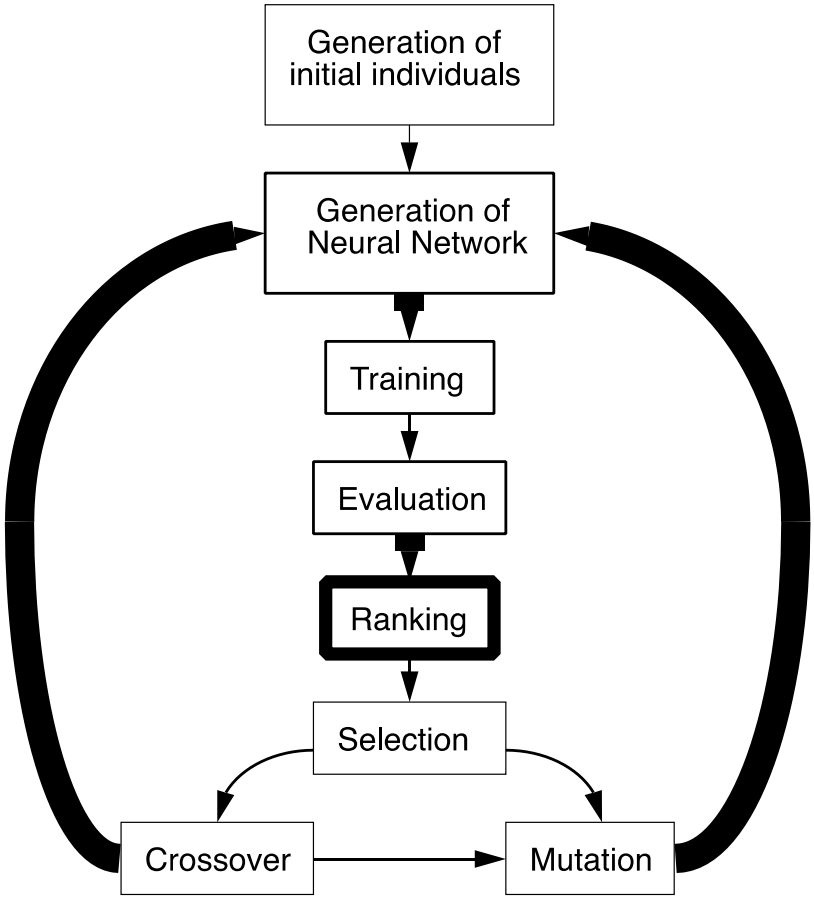


Figure 19. Structure principale du système GANN.

II.4.7.3.2 NEAT modèle

L'évolution des réseaux neuronaux à travers l'augmentation de topologies (*Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies* – NEAT – en anglais) est un algorithme hybride génétique puissant capable de trouver des solutions aux problèmes complexes où d'autres modèles sont incapables.

Dans les approches traditionnelles de Neuroévolution (NE), une topologie (ou la structure du réseau) est choisie avant le début d'apprentissage. Généralement, la topologie du réseau consiste à une seule couche de neurones cachés ; chaque neurone caché est relié à chaque neurone d'entrée de réseau et à chaque sortie du réseau. L'évolution génétique recherche l'espace des connexions de cette structure intégralement reliée en permettant aux réseaux performants de se reproduire. L'espace des connexions est exploré à travers le croisement de

vecteurs de neurones du réseau et par la mutation de connexions des réseaux simples. Ainsi, l'objectif de la NE est d'optimiser les poids et les connexions qui déterminent la fonctionnalité d'un réseau (Stanley and Miikkulainen, 2002).

Une méthode NEAT est conçue pour tirer les avantages de la structure comme un moyen de minimiser la dimension de l'espace recherché de connexions. L'amélioration des résultats de l'efficacité des topologies est minimisée au cours de l'évolution, et non plus à la toute fin.

L'algorithme arrive à de tels résultats grâce à plusieurs innovations majeures. Premièrement, NEAT commence ses recherches avec un petit réseau. Cela augmente la rapidité en début de recherches. De temps en temps, des neurones et des liens sont ajoutés aléatoirement au réseau évitant aux utilisateurs de devoir deviner la topologie à utiliser pour résoudre le problème. De plus, cette façon permet de créer des réseaux beaucoup plus petits.

II.4.7.3.2.1 Encodage Génétique

Le schéma de codage génétique de NEAT est conçu pour permettre aux gènes d'être facilement alignés lorsque deux génomes se croisent. Les génomes ont des représentations linéaires (cf. Figure 20).

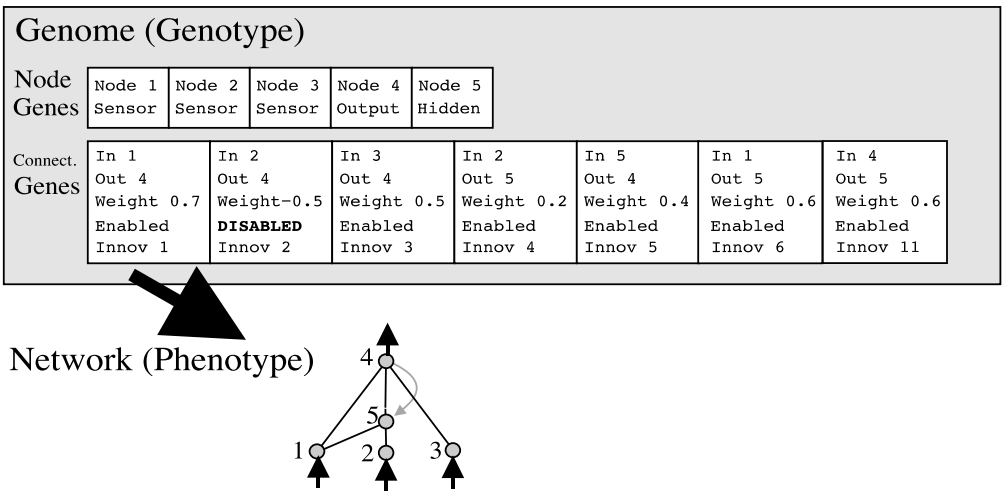


Figure 20. Un exemple de génotype. Un génotype représenté produit le phénotype indiqué sur la figure. Il existe trois nœuds d'entrée, un caché, et un nœud de sortie, et sept connexions, dont un est récurrent. Le deuxième gène est désactivé, donc la connexion spécifiée (entre les nœuds 2 et 4) n'a pas été représentée dans le phénotype.

Chaque génome comprend une liste de *gènes connectés*, dont chacun se réfère à deux nœuds-gènes connectés. Les nœud-gènes fournissent une liste des entrées, des nœuds cachés, et des sorties qui peuvent être connectés. Chaque gène connecté spécifie le nœud d'entrée, le nœud de

sortie, le poids de la connexion, et un *numéro d'innovation* unique, ce qui permet de trouver des gènes correspondants (Stanley and Miikkulainen, 2002).

La mutation dans NEAT peut changer les poids de connexion et la structure du réseau. Ces poids de connexion mutent comme dans tout système d'évolution génétique. Les mutations structurelles se produisent de deux façons (cf. Figure 21) : en ajoutant une connexion ou en ajoutant un nœud. Chaque mutation augmente la taille du génome en rajoutant un ou plusieurs gènes.

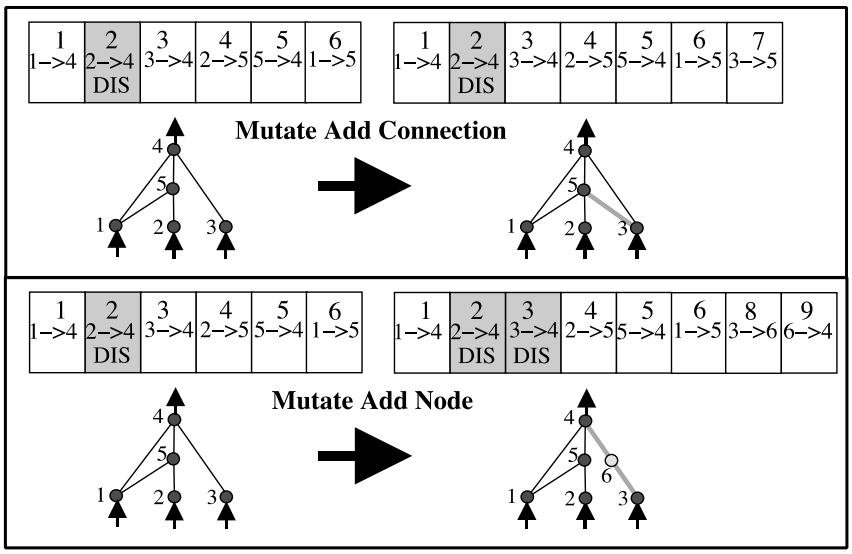


Figure 21. Deux types de mutation structurelle. L'ajout d'une connexion et l'ajout d'un nœud sont illustrés par les gènes de connexion d'un réseau de leurs phénotypes. Le numéro indiqué dans chaque génome est le numéro de l'innovation de ce gène.

II.4.7.3.2.2 Suivi des gènes à travers des marqueurs

Il existe une information inexploitée dans l'évolution qui nous indique avec exactitude la correspondance entre les gènes pour des individus de populations différentes. Cette information est à l'origine historique de chaque gène. Deux gènes avec la même origine historique doivent représenter la même structure (mais peuvent avoir des poids différents), car ils sont tous les deux issus du même gène à un certain moment dans le passé. Ainsi, tout système a besoin de garder une trace de l'origine historique de chaque gène dans le système. Chaque fois qu'un nouveau gène apparaît (par mutation structurelle), un nombre global d'innovation est incrémenté et affecté à ce gène. Les numéros d'innovation représentent donc une chronologie de l'apparition de chaque gène dans le système (exemple Figure 21).

Les marques historiques apportent à NEAT une nouvelle fonctionnalité puissante. Le système connait maintenant exactement les gènes correspondants (cf. Figure 22). Lorsque le croisement est fini, les gènes avec les mêmes numéros d'innovation dans les deux génomes sont alignés. Ces gènes sont appelés les gènes *correspondants*. Les gènes qui ne correspondent pas sont soit disjoints, soit excès, selon qu'ils se produisent à l'intérieur ou à l'extérieur de la plage des numéros d'innovation d'un parent. Ils représentent la structure unique. En composant un individu, les gènes sont choisis au hasard à partir des parents parmi les gènes correspondants, alors que tous les gènes excès ou disjoints sont toujours issus de parents plus « performants » (Stanley and Miikkulainen, 2002).

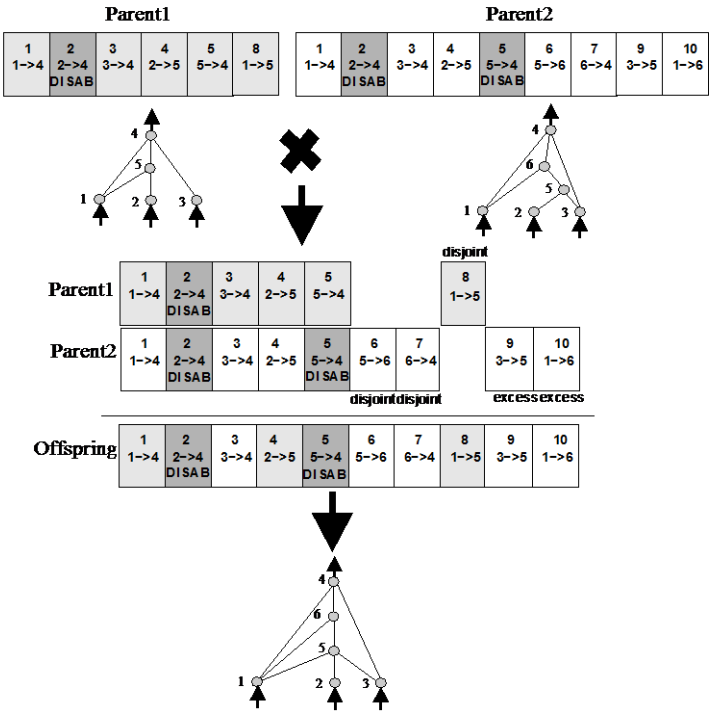


Figure 22. Alignement des génomes des différentes topologies de réseau en utilisant des numéros d'innovation.

II.4.7.3.2.3 Protection de l'innovation par la spéciation

La spéciation de la population permet aux organismes de concourir principalement au sein de leurs propres niches (espèces) mais pas avec la population générale. De cette façon, les innovations topologiques sont protégées dans une nouvelle niche où ils ont le temps d'optimiser leur structure grâce à la concurrence dans leur niche. L'idée est de diviser la population en espèces de telle façon que les topologies similaires se retrouvent dans les mêmes familles.

Le nombre de gènes en excès et disjoints entre les paires de génomes est une mesure naturelle de la distance. Ainsi, les deux génomes les plus disjoints partagent très peu d'histoire génétique, et ils sont donc peu compatibles. Par conséquent, nous pouvons mesurer la distance δ de

compatibilité des différentes structures dans NEAT : une simple combinaison linéaire du nombre de gènes disjoints (D) et excès (E) ainsi qu'une différence des poids moyens de gènes correspondants W (Stanley, 2004) est égale à :

$$\delta = c_1 E + c_2 D + c_3 W$$

II.4.7.4Logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 en se basant sur sa théorie mathématique des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. Une telle logique permet la modélisation des imperfections des données et se rapproche dans une certaine mesure de la flexibilité du raisonnement humain. (Rajasekaran & Pai, 2003). La théorie des ensembles flous étend celle des ensembles, la logique floue étend la logique binaire, la théorie des quantités floues étend celle des nombres et intervalles, la théorie des possibilités étend celle des probabilités. Elles ont toutes pour objectif de proposer des concepts, des techniques et des méthodes formellement rigoureux pour recueillir, représenter et traiter des connaissances et des données floues c'est-à-dire contenant de l'imprécision, de l'incertitude ou de la subjectivité; ces trois facettes principales du flou étant souvent coexistantes. D'autres synonymes, tels que connaissance mal spécifiée, mal décrite, imparfaite, vague, qualitative, linguistique, partielle, incomplète, approximative ou approchée, recouvrent cette même acception du flou (Bouchon-Meunier, 1990).

Un ensemble flou est défini par sa « **fonction d'appartenance** », qui correspond à la notion de « fonction caractéristique » en logique classique. Supposons que nous voulions définir l'ensemble des personnes de « taille moyenne ». En logique classique, nous conviendrons par exemple que les personnes de taille moyenne sont celles dont la taille est comprise entre 1,60 m et 1,80 m. La fonction caractéristique de l'ensemble donne « 0 » pour les tailles hors de l'intervalle [1,60 m ; 1,80 m] et « 1 » dans cet intervalle. L'ensemble flou des personnes de « taille moyenne » sera défini par une « fonction d'appartenance » qui diffère d'une fonction caractéristique par le fait qu'elle peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle [0, 1]. À chaque taille possible correspondra un « degré d'appartenance » à l'ensemble flou des «tailles moyennes» (Figure 23), compris entre 0 et 1.

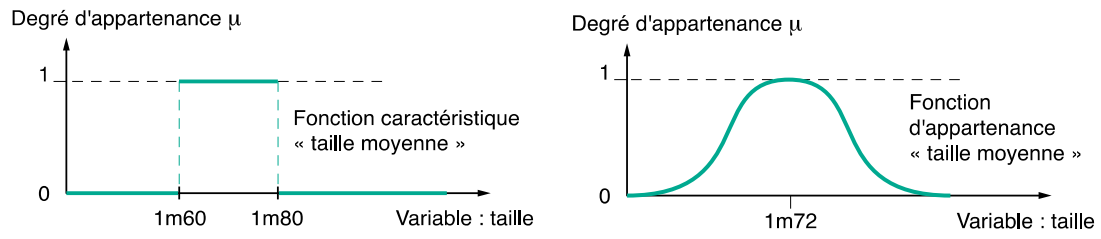


Figure 23. Fonction caractéristique et fonction d'appartenance de « taille moyenne ».

II.4.7.4.1 Fuzzification - Degré d'appartenance

L'opération de fuzzification permet de passer du domaine réel au domaine du flou. Elle consiste à déterminer le degré d'appartenance d'une valeur (mesurée par exemple) à un ensemble flou. Par exemple (cf Figure 24), si la valeur courante de la variable « entrée » est de 2, le degré d'appartenance à la fonction d'appartenance « entrée faible » est égal à 0,4 qui est le résultat de la fuzzification.

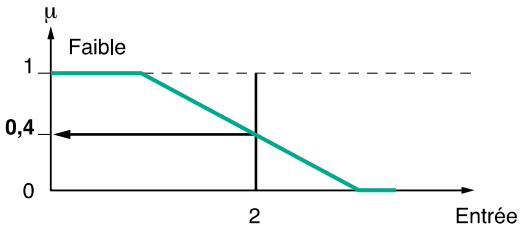


Figure 24. Fuzzification.

Les opérations sur les ensembles flous : ces opérateurs permettent d'écrire des combinaisons logiques entre notions floues, c'est-à-dire de faire des calculs sur des degrés de vérité. Comme pour les opérations sur les ensembles classiques, les opérations d'union (ET), intersection (OU) et complémentaire (négation) ont été définies sur les ensembles flous (Bouchon-Meunier, 1990).

Classification floue : La classification comprend en général deux étapes :

1. Préparatoire : détermination des classes à considérer ;
2. En ligne : affectation des éléments aux classes.

La logique floue et l'intelligence artificielle : La logique floue a pour objectif de formaliser et de mettre en œuvre la façon de raisonner d'un être humain. En cela, elle peut être classée dans le domaine de l'intelligence artificielle. L'outil le plus utilisé dans les applications de logique floue est la base de règles floues. Une base de règles floues est composée de règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchaînées dans certaines applications. Les bases de règles floues, tout comme les systèmes experts classiques

fonctionnent en s'appuyant sur une base de connaissance issue de l'expertise humaine. Il y a néanmoins de grandes différences dans les caractéristiques et le traitement de cette connaissance. Une règle floue comporte trois étapes fonctionnelles résumées dans la Figure 25:

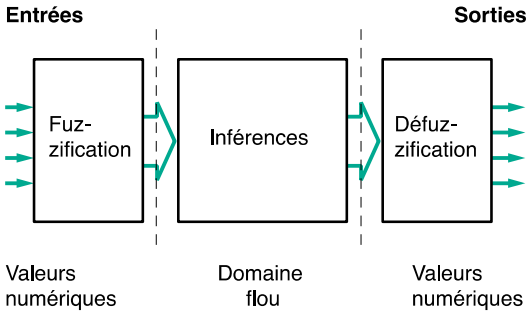


Figure 25. Traitement flou.

Les techniques de la logique floue ont été explorées dans de nombreuses applications médicales. Schneider et al.(Schneider et al., 2002) ont montré que la logique floue a fait mieux que l'analyse de régression logistique multiple dans le diagnostic de cancer du poumon en utilisant des profils de marqueurs tumoraux. De même, la logique floue a également été utilisée pour prédire la survie chez les patients atteints du cancer du sein (Seker et al., 2002). Egalement l'application de la logique floue a été explorée dans le domaine gérontologique pour l'identification des chuteurs : (Boissy et al., 2007; Brulin et al., 2012; Popescu and Mahnot, 2009).

II.5. Comparaison des modèles

II.5.1 Analyse de sensibilité : évaluation de la performance

La performance des techniques de modélisation prédictive dépend fortement des caractéristiques et des données utilisées. Un moyen de s'assurer de la confiance que l'on accorde au résultat est l'analyse de sensibilité. L'analyse de sensibilité est l'étude de la variation de la décision selon les modifications des paramètres. On peut ainsi vérifier qu'une stratégie reste la meilleure même si l'on fait varier les paramètres estimés dans des zones de valeurs importantes. Le résultat est dit « stable » et inspire confiance. À l'inverse, si la moindre modification d'une valeur change l'ordre des stratégies, l'analyse de la décision n'est guère convaincante.

Dans une phase d'évaluation, un modèle est appliqué à un groupe d'individus « chuteurs » et à un groupe d'individus « non-chuteurs ». La présence de la chute est établie à l'aide d'un test de référence (gold standard) dont le résultat est considéré comme sûr. Pour chaque individu, on s'intéresse donc aux caractères suivants :

- Chute+ = être un chuteur
- Chute- = ne pas être un chuteur
- Modèle+ = avoir un résultat positif d'après le modèle
- Modèle- = avoir un résultat négatif d'après le modèle

Pour mesurer la performance de classification, la matrice de confusion est utilisée, un tableau de contingence particulier qui compte les occurrences des événements conjoints :

	Modèle-	Modèle+
Chute-	VN	FP
Chute+	FN	VP

Dans ce tableau un nombre VP représente le nombre d'individus « chuteurs » avec un résultat du modèle positif, FN représente le nombre d'individus « chuteurs » avec une prédiction du modèle négatif. Alors que VN représente le nombre d'individus « non-chuteurs » avec un résultat négatif, et FP représente le nombre d'individus « non-chuteurs » avec une sortie du modèle positif.

II.5.1.1 Sensibilité et spécificité

L'évaluation des performances prend la forme de l'analyse exploratoire de cette matrice de confusion ou de la distribution conjointe. Par exemple, la visualisation de performance pour les classes binaires est le Receiver Operating Characteristic (**ROC**), mais sa généralisation à des numéros de classe supérieure n'est pas aussi efficace (Valverde-Albacete and Peláez-Moreno, 2014).

Les mesures d'évaluation suivantes peuvent être utilisées (Kuhn and Johnson, 2013) :

- **Sensibilité** : la sensibilité correspond à la proportion de chuteurs correctement prédits par rapport à tous les individus de la classe des vrais chuteurs. Elle est égale au nombre de vrais positifs sur la somme des vrais positifs et des faux négatifs :

  $Sensibilité = \frac{VP}{VP+FN}$.

- **Spécificité** : la spécificité correspond à la proportion d'individus correctement prédits de la classe des non-chuteurs à l'égard de tous les sujets de cette classe. Elle est égale au nombre de vrais négatifs sur la somme des vrais négatifs et des faux positifs : $Spécificité = \frac{VN}{VN+FP}$.
- **Accuracy** : l'accuracy est également utilisé comme une mesure statistique d'évaluation de performance du test de classification binaire. L'accuracy est la proportion de vrais résultats (vrais positifs et vrais négatifs) parmi le nombre total de sujets examinés :

$$Accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Mais quand les données sont fortement biaisées, les mesures traditionnelles comme l'accuracy ne sont pas utiles (Moturu et al., 2007). Le paradoxe de la précision « *accuracy paradox* » pour l'analyse prédictive indique que les modèles prédictifs avec un niveau donné de précision peuvent avoir un plus grand pouvoir prédictif que les modèles avec une plus grande précision (Valverde-Albacete and Peláez-Moreno, 2014). Donc il peut être préférable d'éviter l'utilisation de la métrique d'accuracy en faveur d'autres mesures telles que *balanced accuracy* par exemple:

- **Balanced accuracy** : permet d'éviter les estimations de performances gonflées sur les ensembles de données déséquilibrées. Il est défini comme la moyenne arithmétique de la sensibilité et de la spécificité ou la précision moyenne obtenue de chaque catégorie:

$$Balanced\ Accuracy = \frac{Sensibilité + Spécificité}{2} = \frac{0.5 * VP}{VP + FN} + \frac{0.5 * VN}{VN + FP}$$

II.5.1.2 Un test, doit-il être plutôt sensible ou plutôt spécifique ?

La performance du modèle est considérée comme élevée si les deux valeurs sont proches de 100 %. Cependant, les modèles qui ont à la fois une sensibilité et une spécificité très élevées sont rares. On sera donc conduit à sélectionner un modèle dont les caractéristiques sont appropriées à la situation clinique.

Plus le test du modèle est sensible, moins il comportera de faux négatifs, et mieux il permettra, s'il est négatif, d'exclure un chuteur. Plus le test est spécifique, moins il occasionnera de faux positifs, et mieux il permettra, s'il est positif, de confirmer un chuteur potentiel.

Dans des conditions de dépistage des chuteurs, on choisira de préférence un test très sensible, puisque l'objectif est la détection du plus grand nombre possible de sujets chuteurs. En revanche, on exigera du test de confirmation effectué chez les sujets dont le test de dépistage s'est révélé positif une spécificité très élevée, afin de minimiser le risque de faux positifs. De

même, il est fréquent de devoir combiner plusieurs tests aux propriétés complémentaires dans une stratégie diagnostique.

Sensibilité et spécificité décrivent les caractéristiques d'un outil diagnostic et sont dérivées de populations de patients dont on connaît l'antécédent de chute.

En pratique, quand un médecin reçoit le résultat d'un examen complémentaire, positif ou négatif, il ne sait pas si le patient souffre de l'affection qu'il cherche à diagnostiquer ou non, et les probabilités qui l'intéressent s'expriment de la manière suivante : quelle est la probabilité de présence de la maladie chez ce patient, sachant que l'examen a donné un résultat positif (ou négatif) ? Ces probabilités sont appelées valeurs prédictives. Plus précisément, on a :

- **Valeur prédictive positive (VPP)** : la probabilité d'être un chuteur en cas de test positif. D'autre part, la valeur prédictive positive est définie comme la proportion de vrais positifs contre tous les résultats positifs (de vrais positifs et de faux positifs) :

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP}$$

- **Valeur prédictive négative (VPN)** : la probabilité de ne pas être un chuteur en cas de test négatif est définie comme suite :

$$VPN = \frac{VN}{VN + FN}$$

- **Rapport de vraisemblance** : il est parfois utilisé pour évaluer l'utilité des tests. Ceci est défini comme : est-il plus probable qu'un patient avec le test positif a la maladie par rapport à celui avec le test négatif :

$$Likelihood\ ratio = \frac{Sensibilité}{1 - Spécificité}$$

Contrairement à la sensibilité et spécificité, les VPP et VPN sont dépendantes de la population de l'échantillon et sont influencées par la prévalence de l'événement étudié (Lalkhen and McCluskey, 2008).

On peut représenter de façon générique les notions vues jusqu'ici en construisant le tableau suivant (Fletcher et al., 2013):

Tableau 4. Résumé des notions de sensibilité, spécificité, valeur prédictive positive et valeur prédictive négative.

	Test de référence	

Résultat du test	Maladie présente	Maladie absente	
Test positif	Vrais positifs (VP)	Faux positifs (FP)	**VPP** = VP/(VP+FP)
Test négatif	Faux négatifs (FN)	Vrais négatifs (VN)	**VPN** = VN/(FN+VN)
	Sensibilité = VP/(VP+FN)	**Spécificité** = VN/(VN+FP)	**Accuracy** = (VP+VN) / (VP+FP+FN+VN)

En résumé, les notions de sensibilité et spécificité sont déterminées sur une population dont on connaît la présence ou l'absence de l'événement recherché et représentent donc les caractéristiques intrinsèques d'un test donné. Les valeurs prédictives positive et négative, en revanche, fournissent la probabilité qu'un patient soit un chuteur ou pas chuteur en fonction du résultat positif ou négatif du test.

II.5.2 Choix d'une méthode pour l'étude des chutes

Le choix de l'un ou l'autre des modèles d'analyse doit être fondé sur des a priori concernant le type de rapports qui existent entre les covariables et le risque de chute. La régression logistique et les modèles de classification n'établissent pas une distinction entre les divers événements qui se succèdent, ce qui limite le risque de base ; en outre, les coefficients de régression ne varient pas selon l'ordre de récurrence. Il est largement reconnu que l'existence de chutes antérieures est un prédicteur des chutes à venir (Gates et coll., 2008; Gama et Gómez-Conesa, 2008; Hartikainen, Lönnroos et Louhivuori, 2007; Morris, 2007; Muir et coll., 2009; Tinetti et Kumar, 2010; Woolcott et coll., 2009).

Nous pourrions nous attendre à ce que la cause profonde d'une première chute diffère dans bien des cas de celles des chutes subséquentes. Les prédicteurs de la chute qui survient accidentellement peuvent être différents de ceux des chutes récurrentes liées à la condition physique de la personne (Chan et al., 2010; Fletcher et al., 2009; Rossat et al., 2010), d'où le fait que les chercheurs et les praticiens voudraient connaître non seulement l'effet global des

covariables sur le risque d'épisodes multiples confondus, mais aussi l'effet de chacune des variables indépendantes sur le risque de survenue d'un premier événement, d'un deuxième événement, etc. Contrairement aux méthodes de l'IA, la régression logistique et d'autres algorithmes classiques ne nous éclairent pas sur ces questions.

CHAPITRE III : PROBLÉMATIQUE, HYPOTHÈSE ET OBJECTIF

Problématique : pourquoi faut-il encore s'intéresser au risque de chute de la personne âgée ?

La chute reste une problématique de premier plan en raison de sa forte prévalence et incidence couplée aux multiples conséquences délétères qu'elle entraîne, et cela quelle que soit la personne considérée, qu'il s'agisse du chuteur lui-même ou du décideur de santé publique (Beauchet et al., 2011). Aujourd'hui, l'événement chute est devenu pandémique dans les pays développés, au sens où il affecte toutes les catégories de personnes âgées de 65 ans et plus, quel que soit leur lieu de vie (Vlaeyen et al., 2015).

En 2015, l'ensemble des professionnels du secteur médical, médico-social et chercheurs vit une situation paradoxale vis-à-vis de l'événement dit « *chute de la personne âgée* » qui génère de la culpabilité et un certain degré d'impuissance, et qui par conséquent souligne la nécessité de repenser en partie le paradigme de prise en charge des personnes âgées qui chutent. Le paradoxe auquel nous sommes confrontés repose sur le fait que la connaissance de la chute n'a pas cessé de progresser au cours des trente dernières années depuis les premières publications de Mary Tinetti (Tinetti, 1986), et que malgré cette accumulation de connaissances couplée à une amélioration des moyens et des techniques de prise en charge, les personnes âgées chutent toujours autant (Cameron et al., 2012).

L'explication de ce paradoxe est probablement liée à un profil des chuteurs qui a changé avec le temps en raison de l'allongement de la durée de la vie et des progrès médicaux. Aujourd'hui, le chuteur âgé est une personne cumulant plus de pathologies chroniques que ses prédécesseurs, le rendant plus fragile… ou plutôt plus à risque (Rockwood and Bergman, 2012). Cette transition, dite épidémiologique, surpasse de très loin nos capacités de prise en charge. Le malaise, qui repose sur ce sentiment de culpabilité et d'impuissance, est d'autant plus grand que les malades et leurs familles ont les exigences de leur temps, basées sur la croyance dans une médecine curatrice de haute technologie, alors que dans la majorité des cas, il n'est possible de fournir qu'une réponse « low-tech ». Cette situation est d'autant plus désagréable que bien souvent, elle subit une pression institutionnelle, liée à une juste demande d'amélioration de la qualité des soins prodigués. En effet, la chute et sa prise en charge sont devenues des marqueurs de certification de la qualité des soins fournis par les établissements. Le corps médical se retrouve donc "pris entre le marteau et l'enclume" et chargé de trouver les solutions les plus adaptées.

Cette situation bien trop souvent inconfortable est, par ailleurs, renforcée par des croyances dans l'existence d'outils ou d'interventions permettant respectivement d'identifier à coup sûr le futur chuteur et de lui fournir la meilleure intervention. Pour illustrer ce propos, voici l'exemple caricatural de la prédiction de la chute à partir d'un paradigme de double tâche tel que le fameux « stops walking while talking » de Madame Lundin-Olson publié en 1997 dans la revue Lancet (Lundin-Olsson et al., 1997). En résumé, après de nombreuses années d'études sur la meilleure façon de prédire la chute, tout le monde a cru au « Saint Graal » lorsque ce type de paradigme simple d'utilisation en pratique clinique est apparu. Cependant, après quasiment 20 années écoulées qu'en est-il réellement ? Utilisez-vous des tests basés sur ce type paradigme dans votre pratique ? Existe-t-il un test meilleur que les autres ? N'y a-t-il pas aujourd'hui qu'une seule réponse à toutes ces questions, qui est « non ». Toutes les méta-analyses réalisées ont montré que les modifications de la marche étaient bien en relation avec un risque plus élevé de chute, qu'il était préférable d'utiliser des tâches cognitives plutôt que motrices lors de la marche, et qu'utiliser une tâche attentionnelle complexe n'était pas utile (O. Beauchet et al., 2009; Chu et al., 2013).

Il faudra également faire face à un afflux croissant et continu de connaissances, qu'elles soient scientifiques ou issues d'organismes publiques tels que la HAS. Ces nouveautés sont difficiles à « ingérer » et cela ne fait paradoxalement qu'accroître de manière relative l'ignorance globale sur les bonnes interventions à mettre en place pour prévenir les chutes (les connaissances acquises ne pouvant progresser aussi vite que la rapidité à laquelle les connaissances théoriques s'accumulent).

En contrepartie, de nouvelles opportunités se présentent en raison de l'implantation de l'informatisation des données médicales et de la recherche qui offrent la possibilité d'appréhender la prédiction de la chute sous un autre angle. Comme écrit dans la première partie du document, il n'existe toujours pas d'outil ou d'algorithme permettant d'identifier un risque de chute élevé avec précision, cette incapacité pouvant être liée à la complexité du mécanisme qui doit être considérée comme un événement dit « chaotique ». Or, aujourd'hui, l'informatisation des données couplée à de nouvelles approches telles que les réseaux neuronaux permettent d'explorer de nouvelles approches de prédiction de la chute.

Hypothèse

Il a été émis l'hypothèse que seuls des modèles basés sur une approche mathématique non-linéaire pouvaient déboucher sur une prédiction de la chute de meilleure qualité. À partir de

cette hypothèse, il a alors été fait le choix d'étudier la qualité (c'est-à-dire la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive et négative, le rapport de vraisemblance et l'aire sous la courbe) de la prédiction des chutes en utilisant des données de l'assurance maladie, et plus précisément issues de l'examen périodique de santé réalisé en Centre d'Examen de Santé, à partir des réseaux neuronaux.

Objectifs

Le travail de recherche présenté ici a pour objectif global d'étudier la qualité de l'identification et/ou de la prédiction de la chute, récurrente ou non, chez les personnes âgées de 65 ans et plus, en utilisant les réseaux neuronaux, et en les comparant, soit entre eux soit avec des modèles classiques linéaires utilisés dans la littérature.

Ce travail s'articule autour de quatre objectifs spécifiques :

1. Estimer la prévalence des variables cliniques correspondant à des facteurs de risque de chute précédemment identifiés dans la littérature chez des personnes âgées de 65 ans et plus vivant à domicile ;
2. Identifier de façon longitudinale, de manière rétrospective ou prospective, les variables cliniques effectivement associées à la survenue de la chute, tous types confondus ;
3. Comparer les résultats produits par différentes méthodes statistiques d'identification du risque de chute à partir des variables cliniques étudiées ci-dessus, selon que des notions de covariables dépendantes du temps et de récurrence des événements soient prises en compte ou non ;
4. Identifier des profils types de personne âgée à haut risque de chute, qu'elle soit récurrente ou pas.

CHAPITRE IV : MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

Ce travail de thèse a fait l'objet de 3 travaux complémentaires dont les deux premiers sont publiés et le dernier est en révision :

Étude 1. *A regression tree for identifying combinations of fall risk factors associated to recurrent falling: a cross-sectional elderly population-based study.*

Étude 2*. Artificial Neural Network and Falls in Community-Dwellers: A New Approach to Identify the Risk of Recurrent Falling?*

Étude 3. *Which statistical models should be used for falls prediction in the elderly? Results from two large population-based studies.*

L'originalité du traitement des données réside dans l'utilisation de méthodologies statistiques innovantes pour l'étude des chutes. Il a été examiné des méthodes plus conventionnelles en usage actuellement et de nouvelles ont été proposées.

IV.1. Types et plan d'études

Les **études 1 et 2** sont basées sur un plan d'étude transversale, prospective et monocentrique effectuée au centre d'examen de santé de Lyon intitulé « **P**révention des **C**hutes – Réseau 4 » (**PCR4**).

Une étude transversale est une étude d'observation épidémiologique qui examine une photographie à un instant donné d'une population avec ses caractéristiques morbides et ses facteurs de risques (Greenland et al., 1999). Ce type de schéma d'étude est une étude descriptive dont le principe est essentiellement de recueillir simultanément des informations concernant les expositions et les événements de santé sur un échantillon représentatif de la population cible : celle à laquelle on souhaite pouvoir extrapoler les résultats. Ces études transversales sont limitées par l'absence de description temporelle des expositions (et des événements), mais peuvent permettre d'identifier des relations entre événement de santé et exposition lorsque celles-ci sont invariables dans le temps (Greenland et al., 1999).

Les enquêtes de prévalence sont un exemple typique de ces études transversales, dans lesquelles est évalué le nombre de malades présents à un instant dans la population, et qui identifient les facteurs associés aux variations de prévalence. Néanmoins, le schéma d'étude transversale n'a pas permis de déterminer la séquence temporelle des causes et de leurs effets, ni le lien de causalité de la chute. L'**étude 3** est également issue en partie de l'étude PCR4, mais elle a combiné les données d'une deuxième étude de cohorte, prospective et longitudinale dénommée « **P**révention des **C**hutes chez les **P**ersonnes **A**gées » (**PCPA)**. L'étude s'est déroulée en deux

phases : une phase d'inclusion et d'évaluation initiale associée à une phase de suivi mensuel téléphonique sur une période d'un an. Ce plan d'étude de cohorte, à la différence du plan transversal de PCR4, a été choisi car il permettait d'appréhender la notion de causalité entre les caractéristiques cliniques étudiées et la survenue des chutes. Par conséquent, PCR4 était une étude transversale avec une collecte de données rétrospective de l'histoire des chutes antérieures au cours des 12 derniers mois de l'inclusion. PCPA était une étude de cohorte observationnelle avec collecte de données prospectives sur les chutes au cours d'une période de suivi de 12 mois.

IV.2. Population étudiée

Cette recherche a concerné des personnes âgées de plus de 65 ans, vivant à domicile ou en institution non médicalisée et qui venaient passer un examen périodique de santé (EPS) dans un centre d'examen de santé. L'EPS est un bilan de santé médical ouvert aux assurés sociaux du régime général et à leurs ayants droit. Les assurés des autres régimes peuvent bénéficier de cet examen sous certaines conditions.

La période, le lieu et les critères de sélection pour PCR4 et PCPA étaient les suivants :

Tableau 5. Caractéristiques comparatives d'études.

	PCR4	**PCPA**
Type d'étude	étude transversale rétrospective	étude de cohorte prospective
Période inclusion	Juillet 2008 – Janvier 2010	Janvier 2007 – Mai 2007
Lieux inclusion	Le réseau IV est un regroupement de Centres d'Examens de Santé de la Région Rhône-Alpes, Bourgogne et Auvergne	8 centres d'examens de santé (CES) de l'Assurance Maladie de Toulon, Nîmes, Rennes, Reims, Lille, Colmar, Mulhouse, Lyon; avec 10 sites d'investigations
Critères d'inclusion	- Personnes âgées de plus de 65 ans ; - Personnes vivant à domicile ou en institution non médicalisée ; - Personnes ayant bénéficié d'un EPS.	
Critères d'exclusion et de non-inclusion	- Etre incapable de répondre aux questionnaires (inclusion et suivi) ; - Vivre en résidence médicalisée, foyer résidence ou en long séjour ; - Avoir des maladies neurologiques telles que la maladie de Parkinson, la maladie cérébelleuse, une myélopathie, une neuropathie périphérique ;	

- Des principaux diagnostics orthopédiques impliquant la vertèbre lombaire, du bassin ou des extrémités inférieures ; - Une maladie médicale aiguë dans les 3 derniers mois.	

IV.2.1 Nombre de sujets

Étude 1 : Sur la base des critères d'exclusion, 2 135 personnes étaient potentiellement admissibles. Trois cent quarante-cinq sujets ont refusé de participer, et finalement 1 790 sujets ont été inclus après avoir donné leur consentement (Bongue et al., 2011).

Étude 2 : Entre Janvier 2007 et Juin 2008, 3 289 volontaires vivant dans la communauté âgés de 65 ans et plus ont été recrutés dans les 8 Centres d'Examens de Santé (CES) d'assurance maladie française, lors d'un examen médical gratuit.

Étude 3 : Les participants de deux études ont été regroupés dans le même ensemble de données composé de 3 525 sujets âgés de 65 ans et plus vivant dans la communauté : respectivement 1 760 et 1 765 participants des études PCR4 et PCPA respectivement. Les deux études ont recueilli les mêmes variables cliniques et ont été effectuées auprès des habitants âgés vivant dans la communauté dans la même zone de France, mais ces études n'impliquent pas les mêmes participants.

IV.3. Critères de jugement principal : la chute

Pour les trois études, le critère principal de jugement était la survenue d'une chute. Sur les bases de la littérature (Beauchet et al., 2011), il a été décidé de retenir le diagnostic de chute sur la combinaison des critères « se retrouver dans une position de niveau inférieur par rapport à la position de départ » et « le caractère involontaire », l'association du critère « anomalie ou absence de réflexes posturaux adaptés » étant optionnelle et non nécessaire. Les chutes liées à un accident de circulation ou à un évènement intrinsèque majeur (type accident vasculaire cérébral) sont exclues de cette définition. La date, le nombre, les caractéristiques et les conséquences des chutes ont été également demandés à l'aide d'un questionnaire standardisé (Rossat et al, 2010 ; Bongue et al, 2011).

L‘étude PCPA fait l’hypothèse d’évaluer le risque de chute en construisant un score à partir de quelques variables identifiables par tout professionnel de santé et pour lesquels un lien avec la chute a été largement démontré : l’âge du sujet, le nombre de médicaments, la prise de psychotropes, le score du TUG, la présence d’un trouble de la sensibilité proprioceptive des membres inférieurs évalué par une cotation au diapason gradué, la présence d’une baisse de l’acuité visuelle de loin évaluée par l’échelle de Monoyer, la présence d’un déclin intellectuel évalué par l’échelle de détection Mini-cog et l’antécédent de chute dans les 6 derniers mois (Rossat, 2010).

IV.3.1 Les antécédents de chutes

Les participants de l’étude **PCR4** ont été interrogés à l'aide d'un questionnaire standardisé (cf **Erreur ! Source du renvoi introuvable.**) pour collecter les informations sur les chutes au cours de l'année passée (Rossat et al., 2010). Cet interrogatoire en face-à-face a été basé sur 22 questions normalisées explorant le nombre, les délais et les lieux de chutes (i.e., à l'intérieur ou à l'extérieur de la maison), les causes et les circonstances évoquées par la chute (par exemple, la syncope ou un autre événement médical aigu, le mouvement du corps de la position assise, la marche ou d'autres activités physiques comme le vélo), et tous les traumatismes physiques, et l'incapacité de se lever du sol après une chute.

Tableau 6. Questionnaire d'évaluation de l'antécédent de chutes.

QUESTIONNAIRE CHUTE			
	OUI NON	Signes de gravité de la chute :	**OUI NON**
➢ Êtes-vous déjà tombé(e) ?	❑ ❑		
➢ Si réponse OUI :		- fracture	❑ ❑
➢ Il y a combien de temps ?	❑ < 1 mois ❑ 1 – 3 mois ❑ 3–6 mois ❑ 6–12 mois ❑ >1an	- traumatisme crânien	❑ ❑
		- plaie cutanée importante (points sutures)	❑ ❑
Où ? - à l'intérieur du domicile	❑ ❑	- impossibilité de se relever	❑ ❑
- à l'extérieur du domicile	❑ ❑	- hospitalisation	❑ ❑
Avez-vous fait un malaise ?	❑ ❑	Des mesures préventives ont-elles été instaurées pour éviter une nouvelle chute ?	❑ ❑
•Comment ? - en marchant	❑ ❑		
- en se levant	❑ ❑		
- autres :	❑ ❑		
▪ Combien de fois êtes-vous tombé(e) dans les 12 derniers mois ?	❑1 fois ❑ 2 fois ❑ ≥3 fois		

Dans l'étude **PCPA**, des informations sur les incidents de chutes au cours des 12 mois de suivi ont été recueillies par téléphone chaque mois en utilisant la même définition de la chute (Bongue et al., 2011). Une chute a été définie comme un événement faisant qu'une personne se retrouve sans le vouloir sur le sol ou à un autre niveau inférieur. Les chutes récurrentes ont été définies comme deux ou plusieurs chutes dans une période de 12 mois.

IV.4. Facteurs étudiés

Tous les participants ont subi un examen médical complet qui a permis de recueillir les facteurs étudiés.

IV.4.1.1 Données recueillies à l'inclusion

À l'inclusion, une consultation gériatrique avec questionnaire « PCR4 » sur les antécédents de chutes, les prises médicamenteuses et des tests spécifiques, a été effectuée comportant :

- La réalisation du « Timed Up & Go » ;
- Une quantification de la sensibilité proprioceptive ;
- Un examen de l'acuité visuelle de loin testée par l'échelle de Monoyer avec le port éventuel de lunettes ;
- La réalisation du Grip Hand ;
- La réalisation de la Mini-GDS ;
- La réalisation du test de l'horloge simplifié.

Le recueil d'informations a été réalisé grâce aux différents questionnaires :

- la FICHE PCR4 à l'inclusion des patients (cf Annexe 1)
- le questionnaire de suivi (cf Annexe 2).

Les données sociodémographiques telles que l'âge, le sexe et le statut marital (marié ou veuf) ont été enregistrées. L'indice de masse corporelle (IMC, en kg / m²) a été calculé sur la base des mesures anthropométriques avec le poids en kilogramme, et la taille en mètre. Le nombre de médicaments pris par jour et l'utilisation de substances psychoactives (ie, les benzodiazépines, les antidépresseurs, neuroleptiques ou hypnotiques) ont également été notés. Le codage anatomique-thérapeutique-chimique et système de catégorisation pour le médicament ont été utilisés pour classer les médicaments. Les médicaments psychoactifs ont été définis comme tous les médicaments correspondant à ce qui suit (Bongue et al., 2011) :

- Classe N05A (antipsychotiques) ;
- Classe N05B (anxiolytiques) ;
- Classe N05C (hypnotiques / sédatifs) ;
- Classe N06A (antidépresseurs) ;
- Classe N06B (psychostimulants et les médicaments Nootropiques) ;

– Clonazepam (N03AE01) et Tetrazepam (M03BX07).

L'utilisation de biphosphonates, de calcium et de vitamine D ont également été enregistrées à partir de la prescription du médecin de soins primaires, quel que soit le schéma posologique, la voie d'administration et la date d'apparition. L'utilisation régulière d'aide à la marche, quel que soit le type d'aide, a été enregistrée comme une variable binaire (« oui » ou « non »). La peur de tomber a été aussi évaluée à l'aide d'une seule question : « Avez-vous peur de tomber ? » avec une réponse binaire (« oui » ou « non »). La vision binoculaire de loin a été mesurée à 5 m avec une échelle de Monoyer (Lord et al., 1994). La vision a été évaluée avec des verres correcteurs dans le cas où ils étaient habituellement utilisés par le participant. La mobilité de base a été évaluée avec le « Timed Up & Go » (TUG) (cf. II.3.2). La proprioception des membres inférieurs a été évaluée avec un diapason (64 Hz) gradué, placé sur la tubérosité tibiale et noté de 0 (i.e., le pire) à 8 (i.e., le meilleur). La valeur moyenne obtenue pour les côtés gauche et droit a été utilisée dans la présente analyse (Beauchet et al., 2011). Les symptômes de dépression ont été évalués avec le score obtenu à l'échelle de dépression gériatrique à 4 points (GDS) (Shah et al., 1997). Un score supérieur à 1 indique les symptômes de dépression. Les troubles cognitifs ont été définis par un test d'horloge anormal (i.e. si une ou plusieurs erreurs ont été faites dans la réalisation du dessin de la face de l'horloge et /ou les aiguilles de l'horloge) (Cahn et al., 1996). Les données spécifiques à l'étude étaient recueillies par un (e) infirmier (e) et un médecin formés à la passation du questionnaire et à la réalisation des tests cliniques.

Au final, un nombre limité de 16 facteurs de risque de chute a été sélectionné (cf. Tableau 7) dans les travaux présentés, car il sont les plus fréquemment rapportés dans la littérature et parce qu'ils étaient facilement enregistrables lors d'un examen médical gratuit (Beauchet et al., 2011; Rossat et al., 2010; T. Yamashita et al., 2012).

Tableau 7. Liste des facteurs de risque de chute sélectionnés.

Facteurs de risque de chute
Sexe féminine
Age ≥ 75 ans
Indexe de masse corporelle < 21 kg/m^2
Nombre de médicaments par jour > 4
Utilisation de Vitamine D
Utilisation de psychotropes
Utilisation de diphosphonate
Utilisation de calcium

Utilisations d'aide à la marche
Peur de tomber
Score de la vision binoculaire < 8/10
Score de « Timed "Up & Go" » test > 9 seconds
Valeur moyenne de la proprioception des membres inférieurs ≤ 5/10
Valeur moyenne pour les côtés gauche et droit de la force de contraction des membres inférieurs ≤ 29 (Newton)
Symptômes de dépression
Troubles cognitifs

IV.4.1.2 Données recueillies lors du suivi dans PCPA

Il est rappelé que seuls les participants de l'étude PCPA ont été suivis pendant 12 mois.

Des plateformes téléphoniques ont été mises en place pour la durée du suivi dans chaque site investigateur. L'enquêteur en charge de l'étude dans chaque CES transcrivait le contenu de son entretien téléphonique sur une Fiche de Suivi Standard Mensuelle anonymisée sous forme papier. Le contenu de la fiche de suivi était ensuite saisi dans une page WEB de la plateforme PREV'CHUTE et transmis par voie électronique au centre de coordination à Saint-Etienne. Les données recueillies lors du suivi concernaient essentiellement la chute :

- La date du recueil ;
- Le nombre de chutes au cours du mois ;
- Le lieu (environnement) de la chute ;
- Les circonstances ;
- Les conséquences (fractures, blessures, hospitalisation et durée, etc.)

IV.5. Méthodes statistiques utilisées

Les grandes lignes du plan d'analyse sont les suivantes :

– L'analyse descriptive a précédé toutes les modélisations statistiques réalisées dans le cadre des études 1, 2 et 3.
– Pour répondre aux objectifs de cette recherche dans l'étude 1, un arbre de décision a été appliqué pour trouver les profils et les facteurs de risque de chuteurs récurrents.

- Ensuite, pour améliorer la qualité prédictive du modèle mathématique, les réseaux des neurones artificiels ont été appliqués comme une approche évolutive.
- Et finalement la troisième étude a pour objectif de comparer les modèles d'Intelligence Artificielle avec d'autres méthodes habituellement utilisées pour l'identification des chuteurs.

IV.6. Considérations éthiques

Les participants ont été inclus dans l'étude PCR4 après avoir donné leur consentement écrit pour la recherche.

Les protocoles d'études PCR4 et PCPA ont été en conformité avec les principes éthiques établis par la 18ème Assemblée Médicale Mondiale (Helsinki 1964) et par les amendements établis lors des 29ème (Tokyo 1975), 35ème (Venise 1983), 41ème (Hong Kong 1989) et 48ème assemblée (Somerset West 1996) de l'Association Médicale Mondiale.

Le Comité d'éthique local de Lyon en France a approuvé PCR4 et PCPA.

CHAPITRE V : RÉSULTATS

Les résultats de cette thèse sont présentés au travers des 3 études suivantes :

Étude 1

Anastasiia Kabeshova, Cédric Annweiler, Bruno Fantino, T. Philip, Vasilii A Gromov, Cyril P. Launay, Olivier Beauchet

Résumé

Par rapport aux modèles de régression logistique, les modelés des arbres de régression (AR) sont particulièrement adaptés pour explorer le risque de récidive de chute selon diverses combinaisons de facteurs de risque de chute. Les objectifs de cette étude étaient de déterminer les combinaisons de facteurs de risque de chute qui sont associés à la chute récurrente chez les personnes âgées, et de comparer l'efficacité d'identification des chutes récurrentes de l'AR avec le modèle de régression logistique multiple. Un total de 1760 personnes âgées vivant dans la communauté (âge moyen de 71,0 ans; 49,4% de femmes) ont été recrutés de façon prospective dans cette étude transversale. L'âge, le sexe, la polymédication, l'utilisation de traitements psychoactifs, la peur de tomber (FOF), les troubles cognitifs et l'humeur triste ont été enregistrés. En outre, les antécédents de la chute durant l'année passée ont été enregistrés à l'aide d'un questionnaire standardisé. Parmi les participants 19,7% (n = 346) étaient les chuteurs récurrents. L'AR a identifié 8 nœuds finals avec variable de peur de tombe en première division majeure. Parmi les participants avec la peur, ceux qui avaient l'humeur triste et la polymédication forment le nœud de fin avec le plus grand OR pour les chutes récurrentes (OR = 6,06 avec p <0,001). Parmi les participants sans FOF, ceux qui étaient des hommes et pas tristes avaient le plus bas OR des chutes récurrentes (OR = 0,25 avec p <0,001). L'AR avait correctement classé 1356 sur 1414 chuteurs non-récurrents (spécificité = 95,6%), et 65 sur 346 chuteurs récurrents (sensibilité = 18,8%). La régression logistique multiple a correctement classé 1 372 sur 1414 chuteurs non-récurrents (spécificité = 97,0%), et 61 sur 346 chuteurs récurrents (sensibilité = 17,6%). Les résultats de cette étude montrent qu'AR peut identifier des combinaisons spécifiques de facteurs de risque de chutes récurrentes. La combinaison la plus associée à des chutes récurrentes implique la peur de tomber, l'humeur triste et la polymédication. En outre, l'AR et la régression logistique multiple ne sont pas assez sensibles pour identifier la totalité des chuteurs récurrents, mais ils sont efficaces pour détecter les individus qui ne risquent pas d'avoir une chute récurrente.

A regression tree for identifying combinations of fall risk factors associated to recurrent falling: a cross-sectional elderly population-based study

A. Kabeshova, MS [1,2]

C. Annweiler, MD, PhD [1,3]

B. Fantino, MD, PhD [1]

T. Philip, MD [4]

V.A. Gromov [5]

C. Launay, MD, MS [1,2]

O. Beauchet, MD, PhD [1]

1: Department of Neuroscience, Division of Geriatric Medicine, Angers University Hospital, Angers, France

2: UPRES EA 4336, UNAM, Angers University Hospital, Angers, France

3: Robarts Research Institute, Department of Medical Biophysics, Schulich School of Medicine and Dentistry, the University of Western Ontario, London, Ontario, Canada

4: Department of Primary Care, Angers Medical School, University of Angers, France

5: Computational Mathematics and Mathematical Cybernetics Department, Faculty of Applied Mathematics, Oles Honchar Dnepropetrovsk National University Dnepropetrovsk, Ukraine

Key words: Recurrent falls; older adults; community-dwelling; risk factor

Abstract

Background. Regression tree (RT) analyses are particularly adapted to explore the risk of recurrent falling according to various combinations of fall risk factors compared to logistic regression models. The aims of this study were 1) to determine which combinations of fall risk factors were associated with the occurrence of recurrent falls in older community-dwellers, and to 2) to compare the efficacy of RT and multiple logistic regression model for the identification of recurrent falls.

Methods. A total of 1760 community-dwelling volunteers (mean age±standard deviation, 71.0±5.1 years; 49.4% female) were recruited prospectively in this cross-sectional study. Age, gender, polypharmacy, use of psychoactive drugs, fear of falling (FOF), cognitive disorders and sad mood were recorded. Additionally, the history of falls within the past year was recorded using a standardized questionnaire.

Results. Among 1760 participants, 19.7% (n=346) were recurrent fallers. The RT identified 14 nodes groups and 8 end nodes with FOF as the first major split. Among participants with FOF, those who had sad mood and polypharmacy formed the end node with the greatest OR for recurrent falls (OR=6.06 with $p<0.001$). Among participants without FOF, those who were male and not sad had the lowest OR for recurrent falls (OR=0.25 with $p<0.001$). The RT correctly classified 1356 from 1414 non-recurrent fallers (specificity=95.6%), and 65 from 346 recurrent fallers (sensitivity=18.8%). The overall classification accuracy was 81.0%. The multiple logistic regression correctly classified 1372 from 1414 non-recurrent fallers (specificity=97.0%), and 61 from 346 recurrent fallers (sensitivity=17.6%). The overall classification accuracy was 81.4%.

Conclusions. Our results show that RT may identify specific combinations of risk factors for recurrent falls, the combination most associated with recurrent falls involving FOF, sad mood and polypharmacy. The FOF emerged as the risk factor stronger associated with recurrent falls. In addition, RT and multiple logistic regression were not sensitive enough to identify the majority of recurrent fallers but appeared efficient in detecting individuals not at risk of recurrent falls.

Introduction

Recurrent falls, defined as two or more falls in a 12-month period, have a high prevalence calculated around 25% in older adults and are a major cause of morbi-mortality (1,2). Reported recurrent falls rate and odds of falling are especially high among older adults with cumulated fall risk factors such as age ≥85years, male gender, use of psychoactive drugs, polypharmacy, fear of falling (FOF), sad mood and cognitive decline (1-4). Due to interplay between fall risk factors, the identification of fall risk is yet complex and depends on the exact combination of fall risk factors (4-6). Risk profiles to identify older adults at high risk of recurrent falls are usually developed using multiple logistic regression models (1,2). Their major disadvantage is that, although reporting an increase of the risk of recurrent falls with the accumulation of fall

risk factors, they do not provide information on which combinations of risk factors raise the highest risk of recurrent falls (1-4).

Regression tree (RT) approach is a method commonly used in data mining with the aim to create a model that identifies the value of a target variable based on several input variables (5). It is a non-parametric approach that may calculate risk of falls in subgroups within a sample, each with its own set of fall risk factors. The analysis starts with the entire cohort and sequentially divides it into different subgroups, thus generating a tree model. As a consequence, RT analyses, which have been thus far mainly used as an exploratory tool to identify the effect of various combinations of fall risk factors (5-7), appear particularly adapted to determine the profile of older adults who are the most at risk of recurrent falls. We hypothesized that RT could better identify the older adults who are at high risk of recurrent falls compared to logistic regression models. The aims of this study were 1) to determine which combinations of risk factors for recurrent falls were associated with the occurrence of recurrent falls in older community-dwellers, and to 2) to compare the efficacy of RT and multiple logistic regression model for the identification of recurrent falls.

Methods

Participants

Between July 2008 and December 2009, 1760 community-dwelling volunteers (mean age±standard deviation, 71.0±5.1 years; 49.4% female) were prospectively recruited during a standardized free medical examination in Health Examination Center (HEC) of Lyon, France, which is public primary health care centre of the French health insurance system. Participants were invited to participate in this study by a mail sent to their address obtained from the electoral lists of Lyon, France. Exclusion criteria were aged 64 and younger, acute medical illness in the past 3 months, and inability to understand and speak French. Full data were available for all the 1760 participants recruited during the inclusion period.

Clinical Assessment

Participants underwent a standardized full medical examination. Age (categorized into two groups based on the cut-off value of 85 years) and gender were recorded. The number of drugs daily taken and the use of psychoactive drugs including benzodiazepines, antidepressants or neuroleptics, were recorded. Polypharmacy was defined as number of drugs daily taken >4. FOF was assessed using a single question: "Are you afraid of falling?" with a binary answer (i.e., yes versus no) (8). Cognitive disorders defined as Short Mini-Mental Status Examination

(S-MMSE) score ≤4 (9), and sad mood (answer 'Yes' to the question "Do you feel sad?") were also assessed. Additionally, the history of falls within the past year was recorded using a standardized questionnaire. A fall was defined as unintentionally coming to rest on the ground, floor, or other lower level (1). The recurrence of falls was defined as ≥2 falls in the past 12 months (1).

Standard Protocol Approvals, Registrations, and Participant Consents

Participants in the study were included after having given their written informed consent for research. All older adults examined during the period of inclusion were agreed to participate in this study because it used data of the standardized free medical examination of Lyon Health Examination Center (HEC). The entire study protocol was approved by the Ethical Committee of Lyon, France.

Statistical analysis

Participants' characteristics were summarized using frequencies and percentages. Participants were separated into 2 groups based on the number of falls reported during the past 12 months: ≤ 1 fall (i.e., non-recurrent fallers) and ≥ 2 falls (i.e., recurrent fallers).

First, between-group comparison was performed using Chi-squared test. Second, a RT (CHAID algorithm) was performed. A Bonferroni adjustment that implies to divide the usual p-value threshold set at 0.05 by the number of comparisons performed, here set to 7, was used. Thus, p-values <0.007 were considered statistically significant. RT was used to identify the patterns of covariables (i.e., selected risk factor for falls in the study) associated with outcome (i.e., recurrence of falls in this study). This binary recursive partitioning splits a parent group into two subgroups (called "nodes") within which covariates are homogenous and between which outcome is distinct. The partitioning algorithm starts with the covariate and splits threshold that best maximizes the difference in the outcome between the two subgroups. Thus, each parent node can give rise to two child nodes and, in turn, each of these child nodes may themselves be split, forming additional children. The term "recursive" refers to the fact that the binary partitioning process can be applied over and over again. Thus, the process was repeated until the first occurrence of either: no covariate significantly dichotomized the nodes further nor did any subgroup reach a minimum specified size. As a result, an overview of correct classification of non-recurrent fallers and recurrent faller may be provided by the RT. A cross-validation, which separated our sample in 5 subsets, was performed. Misclassifying a participant was similar in different subsets and calculated at 20%. Third, logistic regression analyses were

performed to specify the association between the six combinations of risk factors identified by each end node (independent variables) and the recurrence of falls (dependent variable). Fourth, a multiple logistic regression model was used to examine the association between each risk factor (independent variable) and the recurrence of falls (dependent variable). Fifth, sensitivity, specificity, positive predictive value (PPV), negative predictive value (NPV) and accuracy for recurrent falls were calculated from results of the RT and multiple logistic regression model. P-values<0.05 were considered statistically significant for logistic regression models. All statistics were performed using SPSS (version 19.0; SPSS, Inc., Chicago, IL).

Results

Among 1760 participants, 19.7% (n=346) were recurrent fallers. A shown in Table 1, recurrent fallers were more frequently female (p<0.001). They had more frequently polypharmacy (p<0.001), sad mood (p<0.001), psychoactive drugs (p<0.001) and FOF (p<0.001). There were no significant differences regarding the proportion of oldest-old participants (p=0.086) and the rate of cognitive disorders (p=0.338).

The RT identified a total of 14 nodes groups and 8 end nodes with the FOF as the first major split (Figure 1). Among participants with FOF as reported in Figure 2, those who had sad mood and polypharmacy formed the end node n°14 with the greatest OR for recurrent falls (odds ratio [OR]=6.06 with p<0.001). Among participants without FOF, those who were male and not sad (node n°9) had the lowest OR for recurrent falls (OR=0.25 with p<0.001). The RT correctly classified 1356 of 1414 non-recurrent fallers (specificity=95.6%; PPV=52.9%), and 65 of 346 recurrent fallers (sensitivity=18.8%; NPV=82.8%). The overall classification accuracy was 81.0%. As shown in Figure 2, multiple logistic regression model revealed that FOF (OR=2.67 with p<0.001), gender female (OR=1.91 with p<0.001), sad mood (OR=1.88 with p<0.001) and polypharmacy (OR=1.51 with p=0.003) were associated with recurrent falls, while cognitive decline was not (OR=0.74 with p<0.020). No significant association was found with age 85 and older (p=0.484) and psychoactive drugs (p=0.912). In addition, multiple logistic regression correctly classified 1372 of 1414 non-recurrent fallers (specificity=97.0%; PPV=59.2%), and 61 of 346 recurrent fallers (sensitivity=17.6%; NPV=82.8%). The overall classification accuracy was 81.4%.

Discussion

Our results show that RT may identify specific combinations of risk factors for recurrent falls, the combination most associated with recurrent falls involving FOF, sad mood and

polypharmacy. The FOF emerged as the strongest risk factor associated with recurrent falls and thus the primary predictor of recurrent falls. In addition, RT and multiple logistic regression were not sensitive enough to identify the majority of recurrent fallers but appeared efficient in detecting individuals not at risk of recurrent falls.

FOF was strongly associated with recurrent falls in our study, regardless of the statistical analysis used. Changes in gait have been associated with FOF and are usually classified as highest-level gait disorders related to cortical gait control impairments (10,11). Most of previous studies reported low gait performance with slower gait speed, shorter stride length and increased double support or stride width (10-13). FOF-related changes in gait lead to unsafe gait and subsequent higher fall risk (1-3). The second predictor of recurrent falls in our RT was sad mood. The association between gait and mood is long-known (14,15). For instance, individuals with positive mood are less likely to develop a slow walking speed compared to those with sad mood, which may increase the risk of falls (15). The third predictor of recurrent falls was the polypharmacy, which is a surrogate measure of poor older adults' health status characterized by an accumulation of morbidities leading to an increased fall risk (16). Increased age is usually associated with an increased risk of falls in previous literature (1-4). The fact that age 85 and older was not a risk factor included in our study is explained by the low proportion of this subgroup (2%) in the studied sample. In addition, cognitive decline did not differentiate between recurrent and non-recurrent fallers ($p=0.338$), which could be explained by the lack of sensitivity of the neuropsychological examination limited to S-MMSE (9). Our results also show that the risk of recurrent falls was higher when combining risk factors, the most appropriate combination of risk factors identified by RT being FOF, sad mood and polypharmacy with an odds ratio for recurrent falls reaching 6.

The results of our study underscore that RT and multiple logistic regression were not sensitive to identify recurrent fallers. In contrast, both approaches had a good specificity and thus correctly detect individuals not at risk of recurrent falls. This last aspect is central for fall prevention strategy in general elderly population (17-19). Indeed, excluding individuals who are not at risk of falls may reduce the cost of interventions programs.

Our study has some limitations. First, the study cohort was restricted to community-dwelling elderly volunteers who were probably healthier and more motivated in health issues than the general population of older adults. Second, our findings should take into account the limitation of the study design. The cross-sectional design of the present study may represent a limitation to the exploration of the association between fall risk factors and the recurrence of falls,

compared to a prospective cohort study design. Third, limitations of this study include a potential recall bias since falls are usually underreported in older adults (20). Prospective registration systems, shorter recall period or the use of fall diaries have proven their superiority to the other methods of data collection, and could lead to a substantial increase in reported falls. Four, although we were able to control for the main characteristics that may modify the relationship between fall risk factors and recurrent falls, residual potential confounders like multimorbidity might still be present.

In conclusion, RT identified specific combinations of risk factors for recurrent falls, the combination most associated with recurrent falls being FOF, sad mood, polypharmacy. Thanks to its high specificity, this approach appeared particularly efficient in detecting individuals not at risk of recurrent falls.

Acknowledgments

We acknowledge for their contribution to this study C. Nitenberg from HEC of Lyon, and B Bongue, A Colvez and N Deville from CETAF Saint-Etienne. We are also grateful to the participants for their cooperation.

Conflict of interest and disclosures:

- Miss A. Kabeshova reports no conflicts of interest
- Dr. Annweiler: has served as an unpaid consultant for Ipsen Pharma company, and serves as an associate editor for Gériatrie, Psychologie et Neuropsychiatrie du Vieillissement and for the Journal of Alzheimer's Disease. He has no relevant financial interest in this manuscript.
- Dr Fantino reports no conflicts of interest
- Dr Phillip reports no conflicts of interest
- Dr Launay reports no conflicts of interest
- Dr Gromov reports no conflicts of interest

Prof. Beauchet: has served as an unpaid consultant for Ipsen Pharma company, and serves as an associate editor for Gériatrie, Psychologie et Neuropsychiatrie du Vieillissement. He has no relevant financial interest in this manuscript.

Authors Contribution:

- Kabeshova has full access to the data in the study.

- Study concept and design: Beauchet, Annweiler and Launay.
- Acquisition of data: Launay, Philip and Fantino.
- Analysis and interpretation of data: Launay, Philip, Fantino, Kabeshova, Annweiler, Gromov and Beauchet.
- Drafting of the manuscript: Annweiler and Kabeshova.
- Critical revision of the manuscript for important intellectual content: Beauchet, Gromov.
- Obtained funding: Not applicable.
- Statistical expertise: Kabeshova.
- Administrative, technical, or material support: Annweiler.
- ***Study supervision: Beauchet.***

References

1. Beauchet O, Dubost V, Revel Delhom C, Berrut G, Belmin J; French Society of Geriatrics and Gerontology. How to manage recurrent falls in clinical practice: guidelines of the French Society of Geriatrics and Gerontology. J Nutr Health Aging. 2011;15:79-84.
2. American Geriatrics Society, British Geriatrics Society, and American Academy of Orthopedic Surgeons panel on falls prevention. Guideline for the prevention of falls in older persons. J Am Geriatr Soc 2001;49: 664-772.
3. Panel on Prevention of Falls in Older Persons, American Geriatrics Society and British Geriatrics Society. Summary of the Updated American Geriatrics Society/British Geriatrics Society clinical practice guideline for prevention of falls in older persons. J Am Geriatr Soc. 2011;59:148-157.
4. Rubenstein LZ. Falls in older people: epidemiology, risk factors and strategies for prevention. Age Ageing. 2006;35 Suppl 2:ii37-ii41.
5. Lemon SC, Roy J, Clark MA, Friedmann PD, Rakowski W. Classification and regression tree analysis in public health: methodological review and comparison with logistic regression. Ann Behav Med. 2003;26:172-181.
6. Tinetti M. Preventing falls in elderly persons. N Engl J Med 2003;348:42-49.
7. Delbaere K, Close JC, Heim J, Sachdev PS, Brodaty H, Slavin MJ, Kochan NA, Lord SR. A multifactorial approach to understanding fall risk in older people. J Am Geriatr Soc. 2010;58:1679-1685.

8. Ayoubi F, Launay C, Annweiler C, Fantino B, Kabeshova A, Beauchet O. Fear of falling, falls, and gait variability in older community-dwelling individuals: is there an association? J Am Geriatr Soc. 2013;61:1236-1368.
9. Haubois G, de Decker L, Annweiler C, Launay C, Allali G, R Herrmann F, Beauchet O. Derivation and validation of a Short form of the Mini-Mental State Examination for the screening of dementia in older adults with a memory complaint. Eur J Neurol. 2012 [Epub ahead of print]
10. Reelick MF, van Iersel MB, Kessels RP, Rikkert MG. The influence of fear of falling on gait and balance in older people. Age Ageing. 2009;38:435-40.
11. Rochat S, Büla CJ, Martin E, Seematter-Bagnoud L, Karmaniola A, Aminian K, Piot-Ziegler C, Santos-Eggimann B. What is the relationship between fear of falling and gait in well-functioning older persons aged 65 to 70 years? Arch Phys Med Rehabil. 2010;9:879-84.
12. Maki BE. Gait changes in older adults: predictors of falls or indicators of fear. J Am Geriatr Soc. 1997;45:313-20.
13. Hausdorff JM, Rios DA, Edelberg HK. Gait variability and fall risk in community-living older adults: a 1-year prospective study. Arch Phys Med Rehabil. 2001;82:1050-6.
14. Penninx BW. A happy person, a healthy person? J Am Geriatr Soc. 2000;48:590-592.
15. Ostir GV, Markides KS, Black SA, Goodwin JS. Emotional well-being predicts subsequent functional independence and survival. J Am Geriatr Soc. 2000;48:473-478.
16. Fried LP, Tangen CM, Walston J, Newman AB, Hirsch C, Gottdiener J, Seeman T, Tracy R, Kop WJ, Burke G, McBurnie MA; Cardiovascular Health Study Collaborative Research Group. Frailty in older adults: evidence for a phenotype. J Gerontol A Biol Sci Med Sci. 2001;56:M146-156.
17. Vellas BJ, Wayne SJ, Romero L et al. One-leg balance is an important predictor of injurious falls in older persons. J Am Geriatr Soc. 1997;45:735-8.
18. Beauchet O, Annweiler C, Allali G et al. Recurrent falls and dual task-related decrease in walking speed: is there a relationship? J Am Geriatr Soc. 2008;56:1265-9.
19. Beauchet O, Rossat A, Bongue B, Dupré C, Colvez A, Fantino B, Fantino B. Change in arm position during one-leg balance test: a predictor of recurrent falls in community-dwelling older adults. J Am Geriatr Soc. 2010;58:1598-1600.
20. Cummings SR, Nevitt MC, Kidd S. Forgetting falls. The limited accuracy of recall of falls in the elderly. J Am Geriatr Soc 1988;36: 613-616.

Table 1 Comparison of participants' baseline characteristics according to the occurrence of recurrent falls (n=1760)

Characteristics	Total population (n=1760)	Falls		p-value*
		≤ 1 (n=1414)	≥ 2 (n=346)	
Age ≥ 85 years, n (%)	35 (2.0)	24 (1.7)	11 (3.2)	0.086
Female gender, n (%)	869 (49.4)	625 (44.2)	244 (70.5)	**<0.001**
Polypharmacy †, n (%)	646 (36.7)	466 (33.0)	180 (52.0)	**<0.001**
Use of psychoactive drugs ‡, n (%)	337 (19.1)	241 (17.0)	96 (27.7)	**<0.001**
Cognitive decline ‖, n (%)	875 (49.7)	711 (50.3)	164 (47.4)	0.338
Sad mood §, n (%)	415 (23.6)	276 (19.5)	139 (40.2)	**<0.001**
Fear of falling ¶, n (%)	444 (25.2)	276 (19.5)	168 (48.6)	**<0.001**

SD: standard deviation

*: Based on Chi-square test

†: Number of drugs daily taken >4

‡: Use of benzodiazepines or antidepressants or neuroleptics

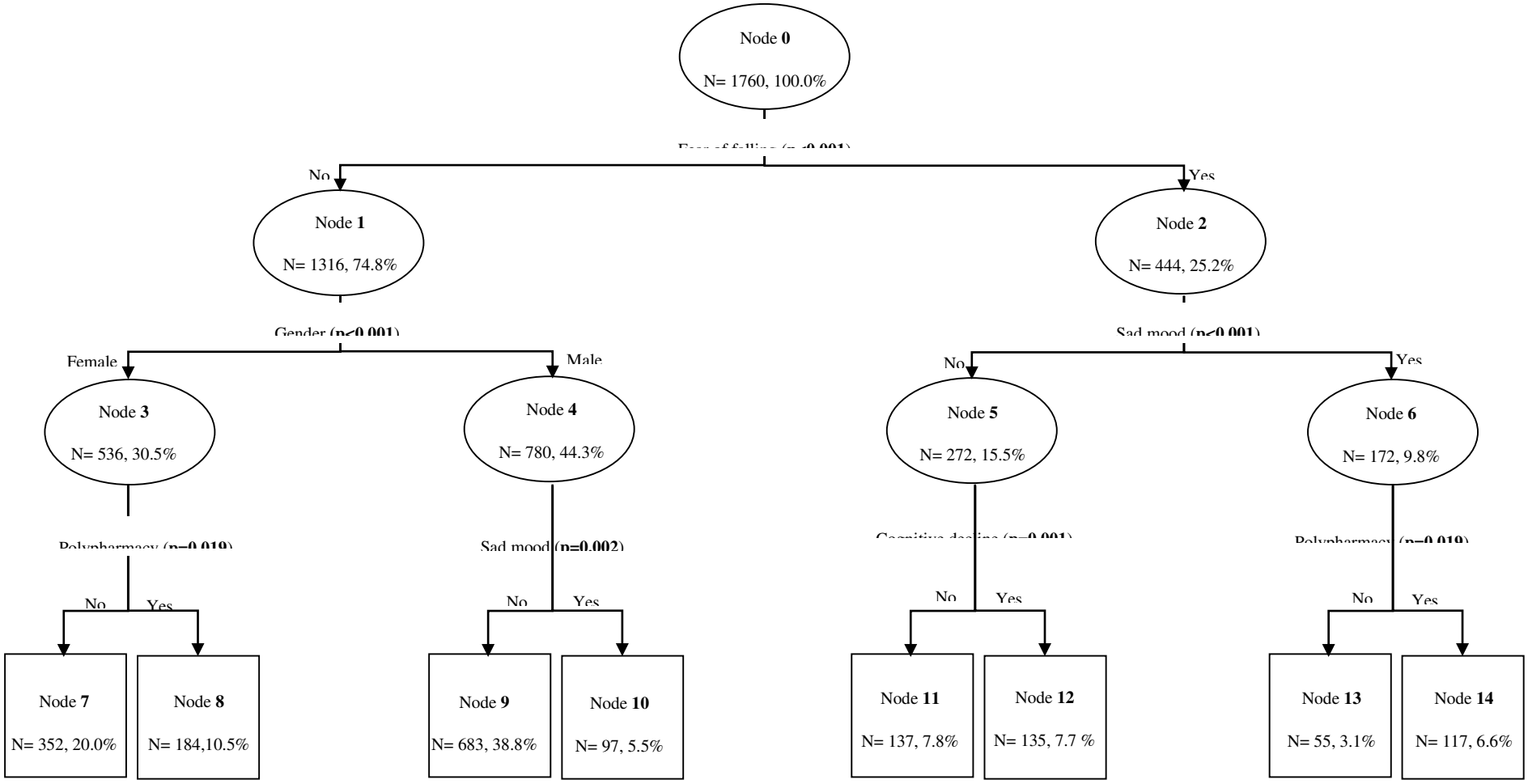
‖: Short Mini-Mental Status Examination (S-MMSE) score ≤4

§: Self-reported with the answer yes to the question "Do you feel sad?"

¶: Self-reported with the answer yes to the question "Are you afraid of falling?"

p significant (i.e., <0.007 for multiple comparisons) indicated in bold.

Figure 1. Regression tree for the combination of risk factors of recurrent falls among studied community-dwellers (n=1760)



Circles: intermediate nodes; Squares: end nodes; the circles and squares contain the group size (N) and the proportion of participants, the number

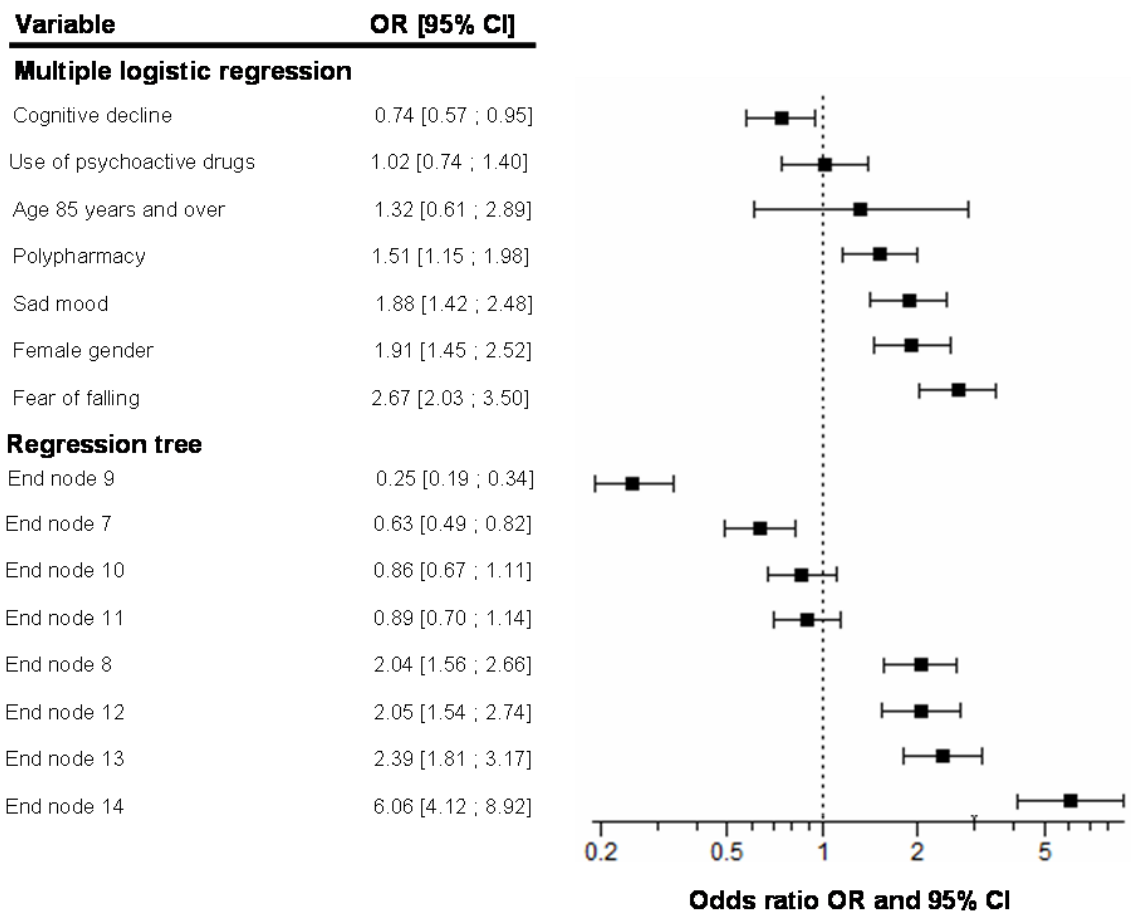


Figure 2. Association [95% confidence interval] of fall risk factors and combinations of risk factors (independent variables) with recurrent falls (dependent variable) (n=1760)

End node 9: No fear of falling + male + no sad mood; End node 7: No fear of falling + female + no polypharmacy (i.e., number of drugs daily taken <4); End node 10: No fear of falling + male + sad mood; End node 11: Fear of falling + no sad mood + no cognitive decline; End node 8: No fear of falling + female + polypharmacy (i.e., number of drugs daily taken >4); End node 12: Fear of falling + no sad mood + cognitive decline; End node 13: Fear of falling + sad mood + no polypharmacy (i.e., number of drugs daily taken <4); End node 13: Fear of falling + sad mood + polypharmacy (i.e., number of drugs daily taken >4)

Etude 2

Anastasiia Kabeshova MS, Cyrille P. Launay MD, PhD, Vasilii A. Gromov PhD, Cédric Annweiler MD, PhD, Bruno Fantino MD, PhD, Olivier Beauchet MD, PhD

Résumé

Identification du risque de chutes récurrentes est très complexe chez les personnes âgées. Le but de cette étude était d'examiner l'efficacité de trois réseaux de neurones artificiels (ANN: perceptron multicouche [MLP], MLP modifié et modèle de Neuroevolution avec l'augmentation des topologies [NEAT]) pour la classification des chuteurs récurrents et non-récurrents en utilisant un ensemble de caractéristiques cliniques correspondant aux facteurs de chutes chez les personnes âgées vivant dans la communauté.

Il s'agit de l'étude transversale de 3.289 bénévoles vivants dans la communauté âgés de 65 ans et plus. L'Âge, le sexe, l'indice de masse corporelle (IMC), le nombre de médicaments pris par jour, la consommation de substances psychoactives, de diphosphonate, de calcium, de vitamine D et l'aide à la marche, la peur de tomber, le score de la vision de loin, le score Timed Up & Go (TUG), la proprioception de membres inférieurs, la force musculaire, les symptômes dépressifs, les troubles cognitifs et l'histoire des chutes ont été enregistrées. Les participants ont été séparés en 2 groupes en fonction du nombre de chutes qui ont eu lieu au cours de l'année écoulée: ≤ 1 chute et ≥ 2 chutes. En outre, la population totale a été séparée en deux sous-groupes d'apprentissage et de test pour les modèles de RNA.

Parmi 3.289 participants, 18,9% (n = 622) étaient les chuteurs récurrents. En utilisant 15 caractéristiques cliniques enregistrées, le modèle NEAT a montré la meilleure efficacité pour l'identification des chuteurs récurrents par rapport aux modèles MLP: la sensibilité de 80,42%, la spécificité de 92,54%, la valeur prédictive positive de 84.38%, la valeur prédictive négative de 90.34%, l'accuracy de 88.39% et le kappa de Cohen de 0,74.

Artificial Neural Network and Falls in Community-Dwellers: A New Approach to Identify the Risk of Recurrent Falling?

Anastasiia Kabeshova [1,2,3]

Cyrille P Launay [1,2]

Vasilii A Gromov [3]

Cédric Annweiler [1,4]

Bruno Fantino [1]

Olivier Beauchet [1]

Institutions: 1: Department of Neuroscience, Division of Geriatric Medicine, Angers University Hospital, Angers, France; 2: UPRES EA 4336, UNAM, Angers University Hospital, Angers, France; 3: Computational Mathematics and Mathematical Cybernetics Department, Faculty of Applied Mathematics, Oles Honchar Dnepropetrovsk National University Dnepropetrovsk, Ukraine; 4: Robarts Research Institute, Department of Medical Biophysics, Schulich School of Medicine and Dentistry, the University of Western Ontario, London, Ontario, Canada

Key words: Recurrent fall, elderly, artificial neural network.

Abstract

Background. Identification of the risk of recurrent falls is complex in older adults. The aim of this study was to examine the efficiency of three artificial neural networks (ANNs: multilayer perceptron [MLP], modified MLP and neuroevolution of augmenting topologies [NEAT]) for the classification of recurrent fallers and non-recurrent fallers using a set of clinical characteristics corresponding to risk factors of falls measured among community-dwelling older adults.

Methods. Based on a cross-sectional design, 3,289 community-dwelling volunteers aged 65 and older were recruited. Age, gender, body mass index (BMI), number of drugs daily taken, use of psychoactive drugs, diphosphonate, calcium, vitamin D supplements and walking aid, fear of falling, distance vision score, Timed Up&Go (TUG) score, lower-limb proprioception, handgrip strength, depressive symptoms, cognitive disorders and history of falls were recorded. Participants were separated into 2 groups based on the number of falls occurred over the past

year: ≤ 1 fall and ≥ 2 falls. In addition, total population was separated into training and testing subgroups for ANNs analyzes.

Results. Among 3,289 participants, 18.9% (n=622) were recurrent fallers. NEAT using 15 clinical characteristics (i.e., use of walking aid, fear of falling, use of calcium, depression, use of vitamin D supplements, female, cognitive disorders, BMI <21kg/m^2, number of drugs daily taken >4, vision score <8, use of psychoactive drugs, lower-limb proprioception score ≤5, TUG score >9seconds, handgrip strength score ≤ 29(N), and age ≥ 75 years) showed the best efficiency for recurrent fallers identification: sensitivity (80.42%), specificity (92.54%), positive predictive value (84.38), negative predictive value (90.34), accuracy (88.39) and Cohen's kappa (0.74) compared to MLP and modified MLP.

Conclusions. NEAT using a set of 15 clinical characteristics was an efficient ANN for the identification of recurrent fallers in older community-dwellers.

Introduction

Recurrent falls, defined as two or more falls in a 12-month period, is highly prevalent among adults aged 65 years and over, with prevalence estimated around 25% (1,2). Recurrent falls lead to injuries, hospitalization, loss of independence and social disability, which impose high costs to public health and social services (1-3). Identification of recurrent fallers, which is the first step of falls prevention strategies in older community-dwellers, is therefore crucial for their efficiency and cost-effectiveness (1,4).

There are complex interactions between host-related motor behaviors and environmental characteristics for the mechanism of falls (2-5). Due to the interplay between risk factors of falls, the prediction of falls recurrence remains difficult and depends on combinations of risk factors of falls. This suggests that recurrent falls are the manifestation of chaotic motor behaviors that have been thus far poorly understood by the classical linear statistical methods previously used for the identification of recurrent fallers (1-5). Exploring new statistical methods to improve the identification of recurrent fallers is an objective to reach.

There are uncertainties on the importance of risk factors of recurrent falls and/or their combinations. First, there are numerous assessment tools exploring the risk of falls in the literature based on classical linear statistical methods but their validation and usefulness remain obscure (1,6). Second, identification of recurrent fallers using linear models assumes that data belong to the Bayesian models (i.e., normal distribution) and that there is a linear association of each variable with recurrent falls (3,7,8). The main obstacle with this approach is that these

models are invalidated when this assumption is disturbed. Furthermore, only a limited number of risk factors of falls can be explored with linear models that lead to exclude potential variables influencing them and resulting in low power of identification of individuals at risk of recurrent falls (6). Third, many traditional statistical methods do not learn incrementally as new input data arrive.

Artificial neural networks (ANNs) are data analysis tools that have been developed to overcome limitations of linear models. ANNs are computational models, which are capable of machine learning and pattern recognition (9). Because they apply non-linear statistic to pattern recognition, ANNs are particularly adapted to "chaotic" mechanism of recurrent falls. Inspired by animals' brain, they are usually presented as interconnected systems, which are organized in several layers. These layers are made up of a number of interconnected nodes that contain activation function. Data are presented to the network via the input layer, which communicates to one or more hidden layers where the processing is done via a system of weighted connections. In final, the hidden layers are related to an output layer that provides the result (10,11).

Nowadays, the advance of ANNs combined with improvement of computers technology open new perspectives in useful and widely application of ANNs in diagnostic support aids for physician while they must take the best decision for their patients (12). ANNs have already been used for the identification of the several adverse health events such as myocardial infarction or cancer and prediction of length-of-stay (13-16). Few studies have used them to determine the risk of falls (17-19). These studies showed mixed results, as some reported a high efficiency for falls prediction (18,19) although others did not (17), suggesting that ANNs required a specific development to improve their efficiency in terms of identification of risk of falls (17-19). Furthermore, these previous studies did not examine specifically the identification of recurrent fallers.

Multilayer perceptron (MLP) is one of the most ANNS (18,19,20-24). By developing specific ANNs devoted to the identification of risk of recurrent falls, such as the modified MLP and the NEAT (neuroevolution of augmenting topologies) (20-25), we hypothesized that these ANNs could identify recurrent and non-recurrent fallers with a great efficiency. More precisely, we suggested that by analyzing a set of clinical characteristics corresponding to risk factors of falls among older recurrent and non-recurrent fallers, they could select variables that form the best combination for identifying the risk of falls in older community-dwellers. A large amount of input data is required by ANNs to provide valid results (10,11). We had access to a database composed by a large sample of French older community-dwellers where the information on the

occurrence of falls over the past year was recorded during a full clinical assessment screening specifically the main risk factors of falls in older adults, making it possible to test our research hypothesis. The aim of this study was to examine the efficiency of three ANNs (i.e., MLP, modified MLP, and NEAT) for the classification of recurrent fallers and non-recurrent fallers using a set of clinical characteristics measured among community-dwelling older adults.

Methods

Participants

Between 17 July 2008 and 12 January 2010, 3,289 community-dwelling volunteers aged 65 and older were recruited during a free medical examination in Health Examination Centers (HEC) of French health insurance of Lyon, France, and included in the "Prévention des Chutes, Réseau 4" (PCR4) study, which was based on a cross-sectional design with retrospective data collection of history of falls during past 12 months (26). Exclusion criteria were acute medical illness in the past 3 months, and inability to understand and speak French. Of the 3289 recruited participants during the inclusion period, full data were available in 3289 participants (100%) and were used in the analyses.

Clinical Assessment

Participants underwent a full medical examination. Age (categorized into two groups based on the cut-off value of 75 years) and gender were recorded. Body mass index (BMI, in kg/m^2) was calculated based on anthropometric measurements (i.e., weight in kg, and height in m). The number of drugs daily taken and the use of psychoactive drugs including benzodiazepines, antidepressants or neuroleptics, were recorded. Use of diphosphonate, calcium and vitamin D supplements were also noted from the primary care physician's prescription, whatever the dosage schedule or route of administration and regardless of the date of commencement. Regular use of walking aid was recorded, and fear of falling (FOF) was assessed using a single question: "Are you afraid of falling?" with a binary answer (i.e., yes versus no) (27). Distance binocular vision was measured at 5 m with a standard Monoyer letter chart (28). Vision was assessed with corrective lenses on if usually used by the participant. Basic mobility was assessed with the Timed Up & Go (TUG) test (29). Lower-limb proprioception was evaluated with a with a 64 Hz graduated tuning fork placed on the tibial tuberosity and scored from 0 (worst) to 8 (best) (26). The mean value obtained for the left and right sides was used in the present data analysis. The maximal isometric voluntary contraction (MVC) strength of handgrip was measured with computerized hydraulic dynamometers (Martin Vigorimeter, Medizin

Tecnik, Tutlingen, Germany) (26). The test was performed once on each side. The highest MVC value recorded was used in the present analysis. Depression was evaluated with the 4-item Geriatric Depression Scale (GDS) score (30). A score ≥1 indicated the presence of depressive symptoms. Cognitive disorders were defined by an abnormal clock-drawing test (CDT) (31). We selected a limited number of risk factors for falling (n=16) in our study because there are the most commonly reported ones in the literature and because they were easily recordable during a free medical examination (1-8).

The participants were also interviewed using a standardized questionnaire, gathering information on the history of falls over the past year. This face-to-face interview was based on 22 standardized questions exploring the number, delay and place of falls (i.e., inside or outside the participant's house), the evoked causes and circumstances of falls (i.e., syncope or other acute medical event, body transfer from sit position, walking, or other physical activities such as cycling), and all physical traumatisms, and inability to get up from ground after a fall (26). A fall was defined as an event resulting in a person coming to rest unintentionally on the ground or at other lower level, not as the result of a major intrinsic event or an overwhelming hazard. Thus, falls resulting from acute medical events and/or external force were excluded from the analysis. Recurrent falls were defined as two or more falls in a 12-month period.

Standard Protocol Approvals, Registrations, and Participant Consents

Participants in the study were included after having given their written informed consent for research. The study was conducted in accordance with the ethical standards set forth in the Helsinki Declaration (1983). The Ethics Committee of Lyon, France, approved the entire study protocol.

Statistical analysis

Participants' baseline characteristics were summarized using frequencies and percentages. Participants were separated into 2 groups based on the number of falls reported during the past 12 months: ≤ 1 falls (i.e., non-recurrent fallers) and ≥ 2 falls (i.e., recurrent fallers). Quantitative variables (i.e., vision, TUG, lower-limb propioception and handgrip strength) were categorized based on the tertilization of their mean values and the percentage of participants in the lowest and intermediate tertiles was presented. Between-group comparisons were performed using the Chi-square test. Description of ANNs analysis is provided in Appendix 1 (please, see supplementary data). The percent of correct classification of recurrent and non-recurrent-fallers were calculated for each ANN model. The efficiency of each ANN was evaluated using

different criteria (28): sensitivity, specificity, positive predictive value (PPV), negative predictive value (NPV), the accuracy (ACC) and the Cohen's kappa (k). A Bonferroni adjustment that implies to divide the usual P-value threshold set at 0.05 by the number of comparisons performed was used, here set to 16. Thus, new P-value threshold used was <0.05. All statistics were performed using R 3.1.0 and NetBeans IDE 8.0.

Results

Among 3,289 included participants, 18.9% (n=622) were recurrent fallers. As shown in Table 1, comparisons of characteristics between non-recurrent and recurrent fallers were significant in most of cases (P<0.001), except for the lower-limb proprioception (P=0.313), BMI (P=0.178) and cognitive disorders (P=0.003). In summarize, recurrent fallers were more frequently women, older, with a lower BMI, and took more drugs. They used more frequently a walking aid. They had also more frequently FOF, and lower basic mobility, vision and hang grip performance. In addition, an abnormal 4-item GDS score was more prevalent in recurrent fallers compared to non-recurrent fallers.

The combinations of clinical characteristics sorted by their relative importance (i.e., strength of association with recurrent falls) are shown in Table 2. A total of 14 combinations involving from 16 to 3 clinical characteristics were therefore identified. To obtain this number of combinations, the variable with the lowest value of importance (i.e., 0.00) was eliminated step by step.

Table 3 shows that 4 combinations of variables in MLP (i.e., combination of clinical characteristics n°1, n°2, n°3 and n°4) provided the best classification in tem of recurrent fallers and non-recurrent fallers. Furthermore with modified MLP, 3 sets of variables (i.e., combination of clinical characteristics n°4, n°7 and n°9) provided also a good value in terms of identification. In addition, NEAT showed the best sensitivity (combination of clinical characteristics n°2 = 80.42%), PPV (combination of clinical characteristics n°2 = 84.38), NPV (combination of clinical characteristic n°3 = 90.34) and ACC (combination of clinical characteristics n°2 = 88.39) compared to MLP and modified MLP (Table 3). However, NEAT had the lowest specificity (combination of clinical characteristics n°2 = 92.54%). In final, as shown in Figure 1, NEAT had the highest value of Cohen's Kappa calculated at 0.74 for the combination n°2. Thus, the best efficiency in terms of identification of recurrent fallers while comparing sensibility, specificity, VPP, VPN, ACC and Cohen's kappa, was shown with NEAT which correctly classified 2465 from 2667 non-recurrent fallers and 500 from 622 recurrent

fallers while using a combination of 15 following baseline characteristics: use of walking aid, FOF, use of calcium, depression, use of vitamin D supplements, female gender, cognitive disorders, BMI < 21 kg/m^2, number of drugs daily taken >4, distance vision score <8, use of psychoactive drugs, lower-limb proprioception ≤5, TUG score >9 seconds, handgrip strength score ≤ 29N, and age ≥ 75 years. Modified MLP using the same combination of characteristics correctly classified 2379 from 2667 non-recurrent fallers (specificity=95.7%; PPV=73.18%), and 292 from 622 recurrent fallers (sensitivity=50.17%; NPV=89.13%), whereas MLP using a combination of 13 characteristics (combination n°4, Table 2) classified 2345 from 2667 non-recurrent fallers (specificity=87.96%; PPV=46.22%), and 276 from 622 recurrent fallers (sensitivity=44.37%; NPV=87.15%).

Discussion

Our results show that NEAT and modified MLP are both efficient ANNs for the identification of recurrent fallers, the most effective ANN being NEAT.

There is a limited number of studies that used ANNs to determine the risk of falls. One study used clinical variables (17), although two other studies used quantitative body movements information while performing daily living activities from small wearable inertial-sensors-based systems (18,19). Like the MLP used in our study, Bath et al. have showed in a prospective cohort study that an ANN, and more specially the Genetic algorithm neural networks combining 16 clinical characteristics, was an accurate tool to identify non-fallers with a high level of correct classification calculated at 92% (17). In addition and as we reported with MLP, they also found a poor level of accuracy for the detection of fallers with a correct classification rate calculated at only 31%. In contrast, Giansanti et al. published two studies using a retrospective collection of falls combined with a physical assessment using body inertial sensors (18,19). These authors showed that information from theses sensors analyzed with MLP correctly identified fallers with a specificity ranged from 88 to 97, a sensitivity ranged from 89.4 to 98.0 and an accuracy ranged from 88 to 97 (18,19). Recently, a systematic review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors underscored that ANNs provided the best results in term of correct classification of fallers (32). NEAT used in our study had the same efficiency than the Giansanti's studies. However, compared to these authors we used combinations of a set of clinical characteristics, which are easily measurable compared to body movement measured with inertial sensors.

Risk of falls is usually based on a clinical fall risk assessment (33-35). In their systematic literature review based on Cochrane methodology, Oliver et al. (6) reported that only a small

number of significant risk factors of falls emerged consistently. This point was confirmed by our and Bath's studies where the best combination of clinical characteristics used to identify faller was composed by respectively 15 and 16 characteristics involving information on age, gender, BMI, number and type of drugs daily taken, use of walking aid, fear of falling, vision and lower-limb proprioception, handgrip strength, basic mobility performance, and depressive symptoms and cognitive performance (17). Risk assessment tools constructed with similar variables and using classical linear statistical methods have been shown to predict falls with sensitivity and specificity in excess of 70% (6). In contrast, our study shows for the first time to the best of our knowledge that a clinical fall risk assessment combined with ANN analysis, and more specifically NEAT, have a high efficiency in term of correct classification of recurrent fallers. Currently, ANNs have a clinical impact in different specific medical areas, notably in early detection of acute myocardial infarction (13-16). The range of prototypes already reported in the medical literature is evidence of the potential of intelligent medical instruments for multivariate prognostic or diagnostic inference. In the global context of healthcare as a commodity, a decision supported by ANN is likely to become a necessity rather than an optional extra.

Furthermore, our results showed that recurrent fallers differed from non-recurrent fallers. Indeed, we reported that female gender, age, polypharmacy, use of psychoactive drugs, abnormal basic mobility, poor vision, muscle weakness, fear of falling and depressive symptoms were associated with the recurrence of falls, which is in concordance with previous published studies (3-9,36,37). Compared to age, the role of female gender in the recurrence of falls remains yet not fully elucidated. It has been suggested that the effects of chronic diseases and physiologic decline could be different between females and males and, thus, lead to more gait and balance disorders (3). Similarly to our findings, previous studies have showed that impaired performance in vision and proprioception were related to falls and their recurrence (3, 4). In addition, the FOF has been also associated with unsafe gait (37). In contrast, we reported that low BMI, poor lower-limb proprioception and cognitive disorders were not associated with the recurrence of falls, which is consistent with previous literature (for proprioception (2-4) or could be explained by the low prevalence of denutrition in the studied sample (for BMI) or by the lack of sensitivity of the neuropsychological examination limited to a CDT (for cognitive disorders).

Our study has some limitations. First, the study cohort was restricted to community-dwelling older adults who were probably healthier more motivated and also showed greater interest in

health issues than the general population of older adults. Second, our findings should take into account the limitation of the study design. The cross-sectional design of the present study may represent a limitation to the exploration of the association between risk factors for falls and their recurrence, compared to a prospective cohort study design. Third, limitations of this study include a potential recall bias since falls are usually underreported in older adults (38). Prospective registration systems, shorter recall period or the use of fall diaries have proven their superiority on the other methods of data collection, and could lead to a substantial increase in reported falls. Fourth, another limitation related to the ANN technic may be the problem of over-fitting while training ANN. This problem is more important in MLPs trained with backpropagation compared to NEAT (12). To limit over-fitting effect, we applied data splitting, repeated training/test splits and weight decay. In addition, the selection of ANNs was based on the degrees of freedom that aim to prevent overtraining too (39).

To conclude, in our study, we assessed the ability of ANNs to identify the recurrent and non-recurrent fallers using a set of clinical characteristics corresponding to risk factors of falls recorded during a full medical examination. The results underlined that modified MLP and especially NEAT were effective for the identification of recurrent fallers, whereas MLP is more effective for non-recurrent fallers classification. These result seems likely useful for fall prevention strategies in general population. The next step should be the comparison of the efficiency of ANNs with classical linear statistical approaches using data from prospective cohort studies.

Funding

The study was supported by Biomathics. The sponsors had no role in the design and conduct of the study, in the collection, management, analysis, and interpretation of the data, or in the preparation, review, or approval of the manuscript.

Competing interests

The authors have declared that no competing interests exist.

References

1. Beauchet O, Dubost V, Revel Delhom C, Berrut G, Belmin J; French Society of Geriatrics and Gerontology. How to manage recurrent falls in clinical practice: guidelines of the French Society of Geriatrics and Gerontology. J Nutr Health Aging 2011; 15: 79-84.

2. de Decker L, Annweiler C, Yvain F, Leroux P, Lermite P, Berrut G, Hily S, Beauchet O. How to manage gait and balance disorders among older adults aged 65 years and older with mild to moderate dementia in clinical practice? Geriatr Psychol Neuropsychiatr Vieil 2011; 9: 269-276.

3. Rossat A, Fantino B, Nitenberg C, Annweiler C, Poujol L, Herrmann FR, Beauchet O. Risk factors for falling in community-dwelling older adults: which of them are associated with the recurrence of falls? J Nutr Health Aging 2010 14: 787-791.

4. Kelsey JL, Procter-Gray E, Berry SD, Hannan MT, Kiel DP, Lipsitz LA, Li W. Reevaluating the implications of recurrent falls in older adults: location changes the inference. J Am Geriatr Soc 2012;60: 517-524.

5. Oliver D, Britton M, Seed P, Martin FC, Hopper AH. Development and evaluation of evidence based risk assessment tool (STRATIFY) to predict which elderly inpatients will fall: case-control and cohort studies. BMJ 1997;315: 1049-1053.

6. Oliver D, Daly F, Martin FC, McMurdo ME. Risk factors and risk assessment tools for falls in hospital in-patients: a systematic review. Age Ageing 2004;33: 122-130.

7. Bongue B, Dupré C, Beauchet O, Rossat A, Fantino B, Colvez A. A screening tool with five risk factors was developed for fall-risk prediction in community-dwelling elderly. J Clin Epidemiol 2011;64: 1152-1160.

8. Rossat A, Fantino B, Bongue B, Colvez A, Nitenberg C, Annweiler C, Beauchet O. Association between benzodiazepines and recurrent falls: a cross-sectional elderly population-based study. J Nutr Health Aging 2011;15: 72-77.

9. Akl A., Ghoneim M. Forcasting the Clinical Outcome: Artificial Neural Networks or Multivariate Statistical Models?, Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications, Prof. Kenji Suzuki (Ed.), 2011;InTech, ISBN: 978-953-307-243-2.

10. Baxt WG. Application of artificial neural networks to clinical medicine. Lancet 1995;346: 1135-1138.

11. Baxt WG, Skora J. Prospective validation of artificial neural network trained to identify acute myocardial infarction. Lancet 1996;347: 12-15.

12. Kuhn M, Johnson K. Applied Predictive Modeling. Springer London 2013.

13. Patel JL, Goyal RK. Applications of Artificial Neural Networks in Medical Science. Current Clinical Pharmacology 2007;10: 217-226.

14. Lei S. Artificial neural networks: Current applications in modern medicine, Inf. Sci. & Technol. Coll., Dalian Maritime Univ., 2010;Dalian, China vol.2:383-387.
15. Lisboa PJ. A review of evidence of health benefit from artificial neural networks in medical intervention, Neural Netw 2002;15: 11-39.
16. Lisboa PJ. Neural networks in medical journals: current trends and implications for BioPattern, Proc. 1st European Workshop on Assessment of Diagnostic Performance (EWADP), 2004;7-9 July, Milan 99-112.
17. Bath P, Pendleton N, Morgan K. New Approach to Risk Determination: Development of Risk Profile for New Falls Among Community-Dwelling Older People by Use of a Genetic Algorithm Neural Network (GANN). J Gerontol A Biol Sci Med Sci 2000;55: M17-M21.
18. Giansanti D, Maccioni G, Cesinaro S, Benvenuti F, Macellari V. Assessment of fall-risk by means of a neural network based on parameters assessed by a wearable device during posturography. Med Eng Phys. 2008;30: 367-372.
19. Giansanti D, Macellari V, Maccioni G. New neural network classifier of fall-risk based on the Mahalanobis distance and kinematic parameters assessed by a wearable device. Physiol Meas. 2008;29: N11-19.
20. Özesmi SL, Tan CO, Özesmi U. Methodological issues in building, training, and testing artificial neural networks in ecological applications. Ecol. Model., Selected Papers from the Third Conference of the International Society for Ecological Informatics (ISEI), Rome, Italy 2006;195: 83–93.
21. Fritsch S, Guenther F, Suling, following earlier work by M. neuralnet: Training of neural networks, 2012.
22. Yáñez A, Barro S, Bugarin A. Backpropagation multilayer perceptron: A modular implementation. Artificial Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science. Springer Berlin Heidelberg, 1991; 285–295.
23. Witten IH, Frank E, Trigg LE, Hall MA, Holmes G, Cunningham SJ. Weka: Practical machine learning tools and techniques with Java implementations, 1999.
24. Stanley KO, Miikkulainen R. Evolving neural networks through augmenting topologies. Evol. Comput. 2002; 10: 99–127.

25. Dedecker AP, Goethals PL, Gabriels W, De Pauw N. Optimization of Artificial Neural Network (ANN) model design for prediction of macroinvertebrates in the Zwalm river basin (Flanders, Belgium). Ecol. Model. 2004; 174: 161–173.

26. Rossat A, Fantino B, Nitenberg C, Annweiler C, Poujol L, Herrmann FR, Beauchet O. Risk factors for falling in community-dwelling older adults: which of them are associated with the recurrence of falls? J Nutr Health Aging. 2010;14: 787-791.

27. Rossat A, Beauchet O, Nitenberg C, Annweiler C, Fantino B. Risk factors for fear of falling: a cross-sectional population-based study. J Am Geriatr Soc 2009;57: 1304-1306.

28. Lord SR, Ward JA, Williams P. Physiological factors associated with falls in older community-dwelling women. J Am Geriatr Soc 1994;42: 1110-1117.

29. Podsiadlo D, Richardson S. "The Timed Up & Go": A test of basic functional mobility for frail elderly persons. J Am Geriatr Soc 1991;39: 142-149.

30. Shah A, Herbert R, Lewis S, Mahendran R, Platt J, Bhattacharyya B. Screening for depression among acutely ill geriatric inpatients with a short Geriatric Depression Scale. Age Ageing 1997;26 :217-221.

31. Cahn DA, Salmon DP, Monsch AU, Butters N, Wiederholt WC, Corey-Bloom J, Barrett-Connor E. Screening for dementia of the alzheimer type in the community: the utility of the Clock Drawing Test. Arch Clin Neuropsychol 1996;11: 529-539.

32. Howcroft J, Kofman J, Lemaire ED. Review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors. J Neuroeng Rehabil. 2013;10: 91

33. Lord SR, Sherrington C, Cameron ID, Close JC. Implementing falls prevention research into policy and practice in Australia: past, present and future. J Safety Res. 2011;42: 517-520.

34. Jones TS, Ghosh TS, Horn K, Smith J, Vogt RL. Primary care physicians perceptions and practices regarding fall prevention in adult's 65 years and over. Accid Anal Prev 2011;43: 1605-1609.

35. Panel on Prevention of Falls in Older Persons. American Geriatrics Society and British Geriatrics Society. Summary of the Updated American Geriatrics Society/British Geriatrics Society clinical practice guideline for prevention of falls in older persons. J Am Geriatr Soc 2011;59: 148-157.

36. Beauchet O, Rossat A, Bongue B, Dupré C, Colvez A, Fantino B, Fantino B. Change in arm position during one-leg balance test: a predictor of recurrent falls in community-dwelling older adults. J Am Geriatr Soc 2010;58: 1598-1600.

37. Scheffer AC, Schuurmans MJ, van Dijk N, van der Hooft T, de Rooij SE. Fear of falling: measurement strategy, prevalence, risk factors and consequences among older persons. Age Ageing 2008;37: 19-24.

38. Cummings SR, Nevitt MC, Kidd S. Forgetting falls. The limited accuracy of recall of falls in the elderly. J Am Geriatr Soc1988; 36: 613-616.

39. Lawrence S, Giles CL, Tsoi AC, 1997. Lessons in neural network training: Overfitting may be harder than expected. In: AAAI/IAAI. Citeseer; 540–545.

Table 1 Comparison of participants' baseline characteristics according to the occurrence of recurrent falls (n=3,289)

Characteristics	Total (n=3,289)	Falls		P-value*
		≤ 1 (n=2,667)	> 1 (n=622)	
Female gender, n (%)	1,640 (49.9)	1,226 (46.0)	414 (66.6)	**<0.001**
Age ≥ 75 years, n (%)	951 (28.9)	734 (27.5)	217 (34.9)	**<0.001**
Body mass index < 21 kg/m^2, n (%)	237 (7.2)	200 (7.5)	37 (5.9)	0.178
Number of drugs daily taken > 4, n (%)	839 (25.5)	603 (22.6)	236 (37.9)	**<0.001**
Use of vitamin D supplements †, n (%)	349 (10.6)	233 (8.7)	116 (18.6)	**<0.001**
Use of psychoactive drugs ‡, n (%)	635 (19.3)	453 (17.0)	182 (29.3)	**<0.001**
Use of diphosphonate, n (%)	112 (3.4)	73 (2.7)	39 (6.3)	**<0.001**
Use of calcium, n (%)	378 (11.5)	256 (9.6)	112 (19.6)	**<0.001**
Use of walking aids ‖, n (%)	92 (2.8)	52 (1.9)	40 (6.4)	**<0.001**
Fear of falling §, n (%)	870 (26.5)	575 (21.6)	295 (47.4)	**<0.001**
Vision score ¶ < 8/10, n(%)	1,498 (45.6)	1169 (43.8)	329 (52.9)	**<0.001**
Timed "Up & Go" score > 9 seconds, n (%)	1,241 (37.8)	946 (35.6)	295 (47.6)	**<0.001**
Lower-limb proprioception # ≤ 5/10, n (%)	1,228 (37.5)	1,007 (37.9)	221 (35.8)	0.313
Handgrip strength ** ≤ 29 (Newton), n (%)	1,706 (55.1)	1,283 (51.2)	423 (71.8)	**<0.001**
Depressive symptoms ††, n (%)	937 (28.5)	670 (25.1)	267 (42.9)	**<0.001**
Cognitive disorders ‡‡, n (%)	885 (27.0)	688 (25.8)	197 (31.8)	0.003

SD: standard deviation

*: Based on Chi-square test

†: Vitamin D supplementation noted from the primary care physician's prescription, whatever the dosage schedule or route of administration, and regardless of the date of commencement

‡: Use of benzodiazepines or antidepressants or neuroleptics

‖: Use a walking stick

§: Self-reported from the question "Are you afraid of falling?"

¶: Binocular vision acuity at distance of 5 m with a Monoyer letter test chart

#: Mean value of left and right side and based on a 64 Hz graduated tuning fork placed on the tibial tuberosity

**: Mean value of the highest value of maximal isometric voluntary contraction strength measured with computerized dynamometers expressed in Newton

††: Geriatric Depression Scale 4-items score (/4) > 1

‡‡: Abnormal clock drawing test

P significant (i.e., <0.003 for multiple comparisons) indicated in bold.

Table 2.Color map of values of relative importance of clinical characteristics determined with modified multilayer perceptron model (n=3,289)

Variables	Values of relative importance of clinical characteristics													
	n°1	n°2	n°3	n°4	n°5	n°6	n°7	n°8	n°9	n°10	n°11	n°12	n°13	n°14
Use of walking aid ‖	0.02	0.05	0.79	0.71	-0.20	1.00	0.38	0.28	-1.00	-0.58	0.87	0.31	0.567	0.786
Fear of falling §	0.89	0.93	0.61	0.61	0.66	0.08	-0.94	1.00	1.00	0.96	0.39	1.00	0.879	-0.123
Use of calcium	0.36	0.74	-0.04	0.92	0.67	0.57	1.00	-0.16	0.56	1.00	0.38	0.10	-0.402	0.00
Depression ††	0.56	-0.23	0.44	0.22	0.44	0.30	-0.08	-0.34	-0.85	-0.02	1.00	-0.18	0.081	
Use of vitamin D supplements †	-0.20	0.45	0.16	0.07	0.14	0.36	-0.84	-0.04	0.29	-0.14	0.36	0.00		
Female gender	0.74	1.00	0.11	0.37	0.33	0.47	0.02	-0.23	0.37	0.93	0.00			
Cognitive disorders ‡‡	0.46	0.21	0.46	0.70	0.27	1.00	0.03	0.65	-0.18	0.00				
Body mass index < 21 kg/m^2	1.00	0.41	0.65	0.32	0.56	0.42	0.67	0.49	0.00					
Number of drugs daily taken > 4	-0.60	0.13	0.11	0.43	-0.34	-0.16	-0.09	0.00						
Vision score ¶ < 8/10	0.07	0.95	0.72	0.69	0.05	-0.62	0.00							
Use of psychoactive drugs ‡	0.22	-0.47	-0.45	0.02	-0.73	0.00								
Lower-limb proprioception # ≤ 5/10	-0.03	-0.11	0.24	-0.36	0.00									
Timed “Up & Go” score > 9	0.21	-0.48	-0.04	0.00										
Handgrip strength score ** ≤ 29 N	-0.13	-0.39	0.00											
Age ≥ 75 years	0.18	0.00												
Use of diphosphonate	0.00													

-1.00 ; -0.75	-0.74 ; -0.50	-0.51 ; -0.25	-026 ; 0.26	0.25 ; 0.51	0.50 ; 0.76	0.75 ; 1.00

Color scale showing values of the relative importance of clinical characteristics ranged between -1.00 (strong negative association with recurrent falls) and 1.00 (strong positive association with recurrent falls).

‖: Use a walking stick

§: Self-reported from the question "Are you afraid of falling?"

††: Geriatric Depression Scale 4-items score (/4) > 1

†: Vitamin D supplementation noted from the primary care physician's prescription, whatever the dosage schedule or route of administration, and regardless of the date of commencement

‡‡: Abnormal clock drawing test

¶: Binocular vision acuity at distance of 5 m with a Monoyer letter test chart

‡: Use of benzodiazepines or antidepressants or neuroleptics

#: Mean value of left and right side and based on graduated diapason placed on the tibial tuberosity

**: Mean value of the highest value of maximal isometric voluntary contraction strength measured with computerized dynamometers expressed in Newton

Percentage of classification for the best ANN model is indicated in bold**.**

Table 3. Sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value and accuracy of multilayer perceptron models and neuro evolution of augmenting topologies model for the identification of recurrent fallers among the different combinations of clinical characteristics introduced in artificial neural network (i.e., from 16 to 3)

		Combinations of clinical characteristics used in ANNs													
		n°1	n°2	n°3	n°4	n°5	n°6	n°7	n°8	n°9	n°10	n°11	n°12	n°13	n°14
Sensitivity	MLP	31,83	43.40	30.02	**44.37**	40.26	22.51	20.75	20.27	13.64	15.39	2.57	7.71	8.68	0.00
	Modified MLP	49.66	**50.17**	47.08	41.24	36.94	29.73	23.37	22.51	16.84	17.01	9.62	9.28	8.69	8.59
	NEAT	79.95	**80.42**	78.47	76.42	67.38	64.53	58.57	50.04	47.49	40.19	38.37	34.93	32.04	31.09
Specificity	MLP	88.75	82.49	89.50	87.96	88.50	89.99	93.05	97.08	98.12	97.72	99.66	98.46	98.16	**100.00**
	Modified MLP	95.94	95.70	94.53	96.26	96.02	96.62	97.43	96.78	97.18	97.02	98.47	98.51	98.60	**98.61**
	NEAT	92.19	92.43	**92.54**	90.40	84.73	80.29	83.66	75.78	82.57	88.77	86.19	81.54	80.06	81.21
Positive predictive value	MLP	39.75	36.63	40.00	46.22	44.95	34.40	41.05	61.82	**62.85**	61.15	63.81	53.87	52.39	-
	Modified MLP	**74.10**	73.18	66.83	72.07	68.47	67.32	68.00	62.09	58.33	57.23	59.57	59.34	58.33	57.83
	NEAT	83.95	**84.38**	82.87	79.10	69.72	64.80	66.67	57.67	56.92	66.90	64.42	53.09	51.19	49.65
Negative predictive value	MLP	84.81	86.21	84.58	**87.15**	86.40	83.28	83.43	83.93	82.97	83.20	81.43	82.06	82.17	81.09

	Modified MLP	89.06	**89.13**	88.41	87.50	86.67	85.45	84.45	84.21	83.31	83.32	82.31	82.26	82.74	82.88
	NEAT	90.00	90.28	**90.34**	88.96	83.27	80.09	78.35	69.70	76.43	72.44	68.20	67.69	67.59	69.08
Accuracy	MLP	77.99	75.10	78.25	**79.72**	79.38	77.23	79.38	82.55	82.14	82.15	81.30	81.30	81.24	81.09
	Modified MLP	**87.16**	87.06	85.53	85.82	84.81	83.93	83.38	82.69	81.94	81.84	81.62	81.58	82.07	82.20
	NEAT	88.05	**88.39**	88.11	85.89	78.78	74.61	74.67	65.55	71.12	71.24	67.32	64.09	63.61	64.85

MLP: multilayer perceptron model

NEAT: neuroevolution of augmenting topologies

Best value indicated in bold

Appendices 1.

Because input variables for ANNs analyses had different magnitudes, they were rescaled for being included within the interval [−1, 1] by using the following equation: $V_n = 2 * \frac{V_o - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} - 1$in which V_o and V_n are respectively the old and new values of the variable for a sampling point, and V_{min} and V_{max} are the minimum and maximum values of the variable in the original dataset. A matrix of inter-correlations using coefficient of correlation of Pearson between all variables was performed to avoid co-linearity and thus to reduce the number of variables when possible. Because this analysis showed no significant correlation, all variables were introduced in ANNs (Please see Figure 1). Three feed forward ANNs were tested: MLP, modified MLP and NEAT. First, we used the "*neuralnet: Training of neural networks*" R package for MLP (21). Second, we developed an algorithm to find the best MLP architecture. This algorithm identified a modified MLP with 4 layers: one input layer, 2 hidden layers and one output layer. As shown in Figure 2, nodes from one layer are connected to all nodes in the following layer, but there were no lateral connections within layer. Selected MLP topology contained 16 neurons on the input layer, 8 neurons on each hidden layer and 2 neurons on the output layer, indicating the presence or absence of a recurrent fall.

The output value or the activation was calculated from the net input using a sigmoid function: $y(v_i) = (1 + e^{-v_i})^{-1}$. There was a linear function that maps the weighted inputs to the output of each neuron. Learning occurs in the perceptron by changing connection weights after each record of data is processed, based on the amount of error in the output compared to the expected result (i.e., backpropagation) (22). Using a generalization of the least mean squares algorithm we make corrections to the weights of the nodes based on corrections: $e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$, which minimizes the error in the entire output, given by $\varepsilon(n) = \frac{1}{2}\sum_j e_j^2(n)\ e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)\varepsilon(n) = \frac{1}{2}\sum_j e_j^2(n)$. Using standard numerical optimization (i.e., conjugate gradient descent), we find our change in each weight to be: $\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_i(n)} y_i(n)\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_i(n)} y_i(n)$. The model validation was based on stratified cross-validation (23). The different numbers of hidden layers were tested and 2-hidden layer model was retained. Third, to resolve the problems of nonlinearity and of complexity of recurrent fall, we developed also a neuro evolution of augmenting topologies (NEAT) model that contains genetic algorithm for generation of evolving ANNs, which outperforms the best fixed-topology method on a

challenging benchmark reinforcement learning task (24,25). For the three ANNs described above, 16 input neurons were used, each representing a baseline characteristic.

The parameter setting for NEAT model was a population of 50 NEAT networks. The coefficients for measuring compatibility were $c_1 = 1.0$, $c_2 = 1.0$, and $c_3 = 0.4$ (24). The champion of each species with more than five networks was copied into the next generation unchanged. There was 80% chance of a genome having its connection weights mutated, and each weight had 90% chance of being uniformly perturbed and 10% chance of being assigned a new random value. There was 75% chance that an inherited gene was disabled if it was disabled in either parent. In each generation, 25% of offspring resulted from mutation without crossover. We used a modified sigmoidal transfer function. To compute fitness, the distance of the output from the correct answer was summed for all four input patterns. The initial generation consisted of networks with no hidden units. The networks had 16 inputs, and 2 outputs. There were three connection genes in each genome in the initial population. Each connection gene received a random connection weight. On 100 runs, the experiment shows that the NEAT system finds a structure in an average of 500 generations (5,205 networks evaluated). On average a solution network had 35 hidden nodes.

To perform ANNs analyzes, the sample of participants was split into two subgroups (i.e., a training group and a testing group). There was no significant difference between groups for clinical characteristics and prevalence of falls (Table 1). The choice of number of clinical characteristics retained for each ANN (i.e., MLP, modified MLP and NEAT) was determined using the relative importance of each characteristic with modified MLP because this ANN was specially adapted for this analysis. The relative importance value ranged between -1.00 (strong negative association) and 1.00 (strong positive association) has been calculated from all weights connecting each characteristic that pass through the hidden layers to the specific response variable (i.e., recurrent falls).

Table. Characteristics of training (n=2302) and testing (n=987) populations.

Characteristics	Training subgroup				Testing subgroup			
	Total (n=2302)	Fallers		P-value*	Total (n=987)	Fallers		P-value*
		≤1 (n=1858)	>1 (n=444)			≤1 (n=809)	>1 (n=178)	
Female gender, n (%)	1129 (49.0)	830 (44.7)	299 (67.3)	**<0.001**	511 (51.8)	396 (48.9)	115 (64.6)	**<0.001**
Age ≥ 75 years, n (%)	672 (29.2)	517 (27.8)	155 (34.9)	**0.004**	279 (28.3)	217 (26.8)	62 (34.8)	**0.040**
Body mass index < 21 kg/m2, n (%)	168 (7.3)	140 (7.5)	28 (6.3)	0.428	69 (7.0)	60 (7.4)	9 (5.1)	0.339
Number of drugs daily taken > 4, n (%)	590 (25.6)	491 (26.4)	99 (22.3)	**<0.001**	249 (25.2)	214 (26.5)	35 (19.7)	**<0.001**
Use of vitamin D supplements †, n (%)	254 (11.0)	176 (9.5)	78 (17.6)	**<0.001**	95 (9.6)	57 (7.0)	38 (21.3)	**<0.001**
Use of psychoactive drugs ‡, n (%)	441 (19.2)	308 (16.6)	133 (30.0)	**<0.001**	194 (19.7)	145 (17.9)	49 (27.5)	**0.005**
Use of diphosphonate, n (%)	77 (3.3)	53 (2.9)	24 (5.4)	**0.011**	35 (3.5)	20 (2.5)	15 (8.4)	**<0.001**
Use of calcium, n (%)	261 (11.3)	183 (9.8)	78 (17.6)	**<0.001**	117 (11.9)	73 (9.0)	44 (24.7)	**<0.001**
Use of walking aid ǁ, n (%)	65 (2.8)	36 (1.9)	29 (6.5)	**<0.001**	27 (2.7)	16 (2.0)	11 (6.2)	**0.004**
Fear of falling §, n (%)	613 (26.6)	397 (21.4)	216 (48.6)	**<0.001**	257 (26.0)	178 (22.0)	79 (44.4)	**<0.001**
Vision score ¶ < 8/10, n(%)	1065 (46.3)	832 (44.8)	233 (52.5)	**0.004**	433 (43.9)	337 (41.7)	96 (53.9)	**0.004**
Timed “Up & Go” score > 9 seconds, n (%)	881 (38.3)	667 (35.9)	214 (48.2)	**<0.001**	360 (36.5)	279 (34.5)	81 (45.5)	**0.008**

Lower-limb proprioception # ≤ 5/10, n (%)	841 (36.5)	679 (36.5)	162 (36.5)	0.989	387 (39.2)	328 (40.5)	59 (33.1)	0.104
Handgrip strength ** ≤ 29 (Newton), n (%)	1187 (51.6)	887 (47.7)	300 (67.6)	**<0.001**	519 (52.6)	396 (48.9)	123 (69.1)	**<0.001**
Depressive symptoms ††, n (%)	682 (29.6)	487 (26.2)	195 (43.9)	**<0.001**	255 (25.8)	183 (22.6)	72 (40.4)	**<0.001**
Cognitive disorders ‡‡, n (%)	619 (26.9)	481 (25.9)	138 (31.1)	**0.029**	266 (27.0)	207 (25.6)	59 (33.1)	**0.049**

SD: standard deviation

*: Based on Chi-square test

†: Vitamin D supplementation noted from the primary care physician's prescription, whatever the dosage schedule or route of administration, and regardless of the date of commencement

‡: Use of benzodiazepines or antidepressants or neuroleptics

ǁ: Use a walking stick

§: Self-reported from the question "Are you afraid of falling?"

¶: Binocular vision acuity at distance of 5 m with a Monoyer letter test chart

#: Mean value of left and right side and based on graduated diapason placed on the tibial tuberosity

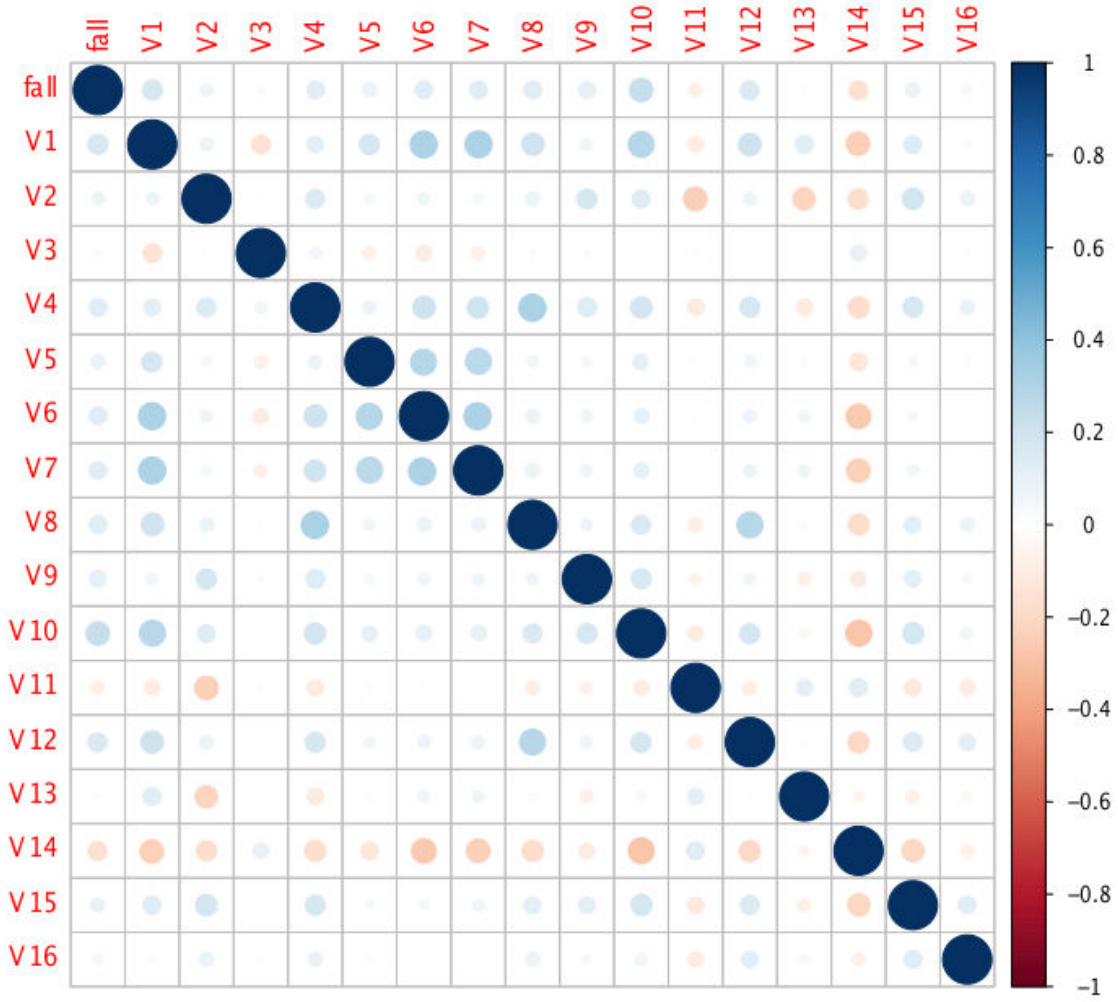
**: Mean value of the highest value of maximal isometric voluntary contraction strength measured with computerized dynamometers expressed in Newton

††: Geriatric Depression Scale 4-items score (/4) > 1

‡‡: Abnormal clock drawing test

P-value significant (c.-à-d., <0.003 for multiple comparisons) indicated in bold.

Figure 1. Pearson correlation matrix of participants' clinical characteristics (n=3,289).



On the right hand the scale is coloured from red (negative correlation) to blue (positive correlation). The colour follows a gradient according to the strength of the correlation. Circle dimension leads to visualize the importance of correlation coefficient.

Fall: History of recurrent falls (i.e., ≥2 falls) over the past year

V1: Female gender

V2: Age ≥ 75 years

V3: Body mass index < 21 kg/m2

V4: Number of drugs daily taken > 4

V5: Use of diphosphonate

V6: Use of calcium

V7: Use of vitamin D supplements

V8: Use of psychoactive drugs

V9: Use of walking aid

V10: Fear of falling

V11: Vision score < 8/10

V12: Depressive symptoms

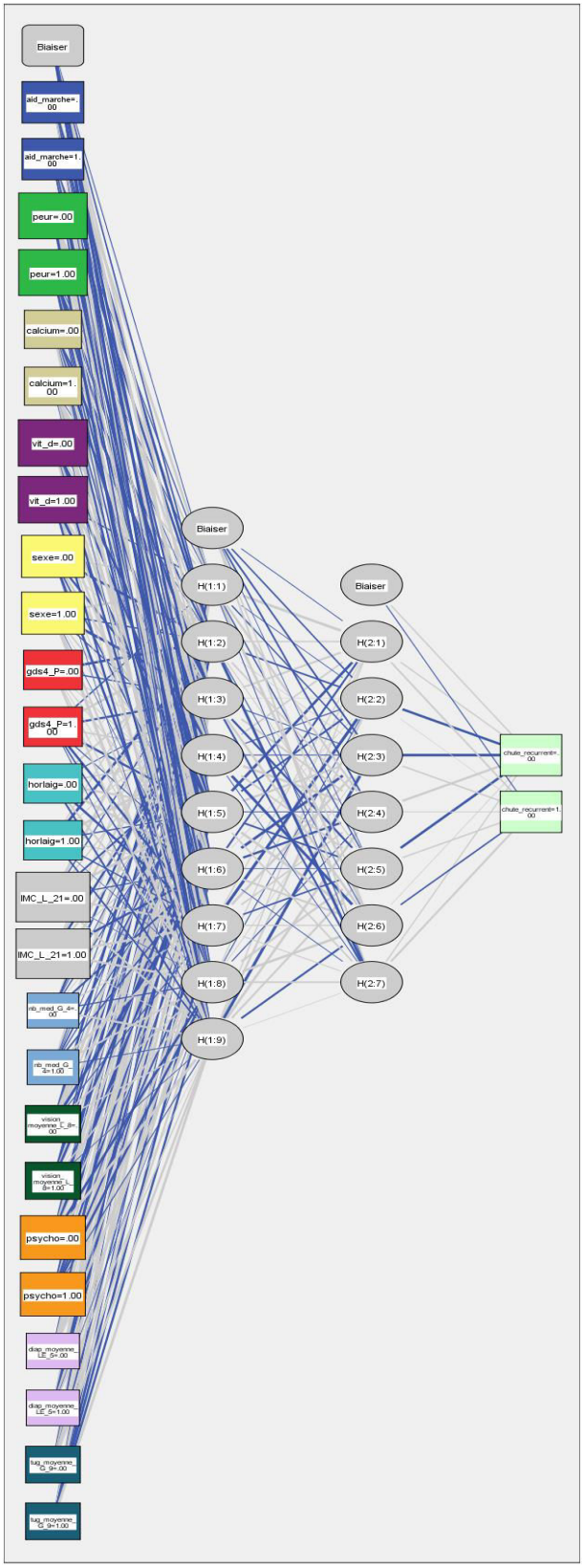
V13: Lower-limb proprioception ≤ 5/10

V14: Handgrip strength ≤ 29 (Newton)

V15: Timed “Up & Go” score > 9 seconds

V16: Cognitive disorders

Figure 2. Modified multilayer perceptron structure involing 13 input baseline characteristics and 2 hidden layers



Etude 3

Anastasiia Kabeshova, MS; Cyrille P. Launay, MD, PhD; Vasilii A Gromov, PhD; Bruno Fantino MD, PhD; Gilles Allali, MD, PhD; Olivier Beauchet, MD, PhD

Résumé

L'objectif de cette étude était de comparer les critères de performance (telles que la sensibilité, la spécificité, la valeur prédictive positive, la valeur prédictive négative, l'aire sous la courbe ROC, l'accuracy) les modèles linéaires et non-linéaires sur l'identification des risques de chute chez les personnes âgées vivantes en communauté.

Les participants ont été ressemblés de deux grandes études : la «Prévention des Chutes, Réseau 4" (PCR4, n = 1760, conception transversale, collection rétrospective des chutes) et «Prévention des Chutes Personnes Agées" (PCPA, n = 1765, étude de cohorte, collection de chutes prospective). Six modèles statistiques linéaires (c.-à-d., régression logistique, analyse discriminante, algorithme de réseau de Bayes, arbre de décision, forêt aléatoire, arbres stimulés), trois modèles non-linéaires (perceptron multicouche, algorithme génétique et neuroevolution d'augmentation des topologies [NEAT]) et le système neuro-adaptatif d'interférence floue (ANFIS) ont été utilisés. Les chuteurs (nombre de chutes > 1) et les chuteurs récurrents (chutes > 2) ont été utilisés comme des variables de sortie.

Les modèles NEAT et ANFIS ont montré les meilleurs critères de performance par rapport aux autres modèles. Les valeurs les plus élevées ont été obtenues avec l'utilisation de NEAT sur la base de données PCR4 et chute > 1 ; et à la fois NEAT et ANFIS lorsque les données des deux bases sont combinées pour la chute > 2. La sensibilité et la spécificité étaient déséquilibrées : la sensibilité étant plus élevée que la spécificité lors de l'identification des chuteurs, mais ce bilan était inversé lors de la prédiction des chuteurs récurrents.

Les résultats ont montré que NEAT et ANFIS sont les modèles non-linéaires avec les meilleurs critères de performance pour la prévision des chutes, mais la sensibilité et la spécificité sont déséquilibrées, soulignant que les deux modèles devraient être utilisés pour le dépistage des chuteurs et le diagnostic de chuteurs récurrents.

Falling in the elderly: do statistical models matter for performance criteria of falls prediction? Results from two large population-based studies

Anastasiia Kabeshova, MS[1,2,3]

Cyrille P. Launay, MD, MS[1,2]

Vasilii A Gromov, PhD[3]

Bruno Fantino MD, PhD[1]

Gilles Allali, MD[4,5], PhD

Olivier Beauchet, MD, PhD[1,6]

Institutions: 1: Department of Neuroscience, Division of Geriatric Medicine, Angers University Hospital, Angers, France; 2: UPRES EA 4638, UNAM, Angers University Hospital, Angers, France; 3: Computational Mathematics and Mathematical Cybernetics Department, Faculty of Applied Mathematics, Oles Honchar Dnepropetrovsk National University Dnepropetrovsk, Ukraine; 4: Department of Neurology, Division of Cognitive & Motor Aging, Albert Einstein College of Medicine, Yeshiva University, Bronx, New York, USA; 5: Department of Neurology, Geneva University Hospital and University of Geneva, Switzerland; 6: Department of Medicine, Division of Geriatric Medicine, Jewish General hospital, McGill University, Montreal, Canada

ABSTRACT

Objective: To compare performance criteria (i.e., sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value , area under receiver operating characteristic curve , accuracy) of linear and non-linear statistical models for falls risk in older community-dwellers.

Methods: Participants were recruited in two large population-based studies, “Prévention des Chutes, Réseau 4” (PCR4, n=1760, cross-sectional design, retrospective collection of falls) and "Prévention des Chutes Personnes Agées" (PCPA, n=1765, cohort design, prospective collection of falls). Six linear statistical models (i.e., logistic regression, discriminant analysis, Bayes network algorithm, decision tree, random forest, boosted trees), three non-linear statistical models corresponding to artificial neural networks (multilayer perceptron, genetic algorithm and neuroevolution of augmenting topologies [NEAT]) and the adaptive neuro fuzzy interference system (ANFIS) were used. Falls $\geq$ 1 characterizing fallers and falls $\geq$ 2 characterizing recurrent fallers were used as outcomes. Data of studies were analyzed separately and together.

Results: NEAT and ANFIS had better performance criteria compared to other models. The highest values were reported with NEAT when using PCR4 database and falls $\geq$1, and with both NEAT and ANFIS when pooling data together and using falls $\geq$2. Sensitivity and specificity were unbalanced, sensitivity being higher than specificity when identifying fallers, whereas this balance has reversed when predicting recurrent fallers.

Conclusions: Our results showed that NEAT, and ANFIS were non-linear statistical models with the best performance criteria for the prediction of falls but sensitivity and specificity were unbalanced, underscoring that both models should be used for the screening of fallers and the diagnosis of recurrent fallers.

Key words: Accidental fall; aged, 80 and over; artificial neural network; prediction

Abbreviations

ACC: Accuracy

AI: artificial intelligence

ANFIS: adaptive neuro fuzzy interference system

ANNS: artificial neural networks

AUROC: area under receiver operating characteristic curve

CHAID: Chi-squared Automatic Interaction Detector

MLP: multilayer perceptron

MICE: Multivariate Imputation via Chained Equations

NPV: negative predictive value

ANOVA: one-way analysis of variance

PCR4: Prévention des chutes réseau 4

PCPA : Prévention des chutes personnes âgées

PPV: positive predictive value

1. Introduction

An efficient falls risk prediction in the elderly is difficult to achieve, performance criteria (i.e., sensitivity, specificity, positive predictive value (PPV), negative predictive value (NPV), area under receiver operating characteristic curve [AUROC] and accuracy [ACC]) being usually poor and/or unbalanced, and consequently leading to misclassification risk (1-4). Because identification of fall-prone individuals improves falls prevention by guiding implementation of adapted interventions, numerous efforts to improve falls prediction have been done in the field of fall risk assessment (1). In particular, the past decade has been characterized by the development of devices and sensors that allow objective body movements measurement (4-7). This choice has been done because gait and balance disorders are consistently identified as key components of falls, and the initial trade-off between the accuracy of body movements measuring systems and their clinical use due to their expensive cost, labor-intensive and time-consuming has disappeared (1,4). Recently, a systematic review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors underscored that performance criteria of falls prediction could be influenced by statistical models used (4). For instance in this review, artificial neural networks (ANNs) provided better results in terms of classification of fallers and non-fallers compared to classical linear statistical methods such as binary regression, discriminant analysis or decision tree (4). More recently, it has been reported that 'neuroevolution of augmenting topologies' (NEAT), using a set of clinical characteristics corresponding to the most commonly reported risk factors for falling, was an efficient ANN for the identification of recurrent fallers in older community-dwellers (8). Thus, these previous results suggest that ANNs could improve performance criteria of the tools designed to predict falls.

Fall is a complex event involving numerous factors that interact together (1-3,8). Because ANNs apply non-linear statistics to pattern recognition, they seem to be particularly adapted to predict a chaotic event such as fall (8,9). However, they have been few used to determine falls risk, and available data showed mixed results (8, 10-12). Two studies using a retrospective collection of falls combined with a physical assessment using body inertial sensors reported that ANNs correctly identified fallers with a high specificity, sensitivity, and accuracy above 88% (10,12). In contrast, results from ANNs using clinical characteristics were more contrasted, as one study showed great performance for fall prediction (8), while the other did not (11). This divergence could be due to the design of falls collection (i.e., retrospective or prospective), the number of falls occurring during the follow-up, and the amount of data

available, which is of prime importance while considering ANNs. The amount of clinical data accessible is usually lower than that provided by body inertial sensors, which questions the ability of ANNs to provide accurate information on falls prediction when using individuals' clinical characteristics.

Over ANNs, various artificial intelligence (AI) techniques have been studied for the prediction of health events (13). One of the most powerful among these AI techniques is the fuzzy logic, which combined a clustering algorithm and fuzzy system identification (13-15). Fuzzy logic improves performance criteria of prediction (14). Indeed, it was showed that fuzzy logic performed better than other AI systems (15). Fuzzy models have been used in different medical applications (16,17) but never for falls prediction to the best of our knowledge.

To improve falls prediction when using individuals' clinical characteristics, a a comparison of performance criteria (i.e., sensitivity, specificity, PPV, NPV, AUROC and ACC) of linear and non-linear statistical models used in previous literature should be done. Because ANNs and fuzzy logic seem to be adapted models to predict chaotic events like falls and because large database are nowadays easily accessible, we hypothesized that these both models of AI could be the best non-linear models for falls prediction in older adults compared to linear models. We had the opportunity to test this hypothesis in two large representative French population-based studies ("Prévention des Chutes, Réseau 4" [PCR4] and "Prévention des Chutes Personnes Agées" [PCPA]; Rossat et al., 2010a; Bongue et al., 2011). The aim of the study was to compare performance criteria (i.e., sensitivity, specificity, PPV, NPV, AUROC and ACC) of linear statistical models (i.e., binary regression, discriminant analysis, Bayes network algorithm, decision tree Chi-squared Automatic Interaction Detector [CHAID] algorithm, random forest and boosted trees) and non-linear statistical models corresponding to three ANNs (multilayer perceptron [MLP], genetic algorithm and NEAT) and the adaptive neuro fuzzy interference system (ANFIS) for falls risk in participants recruited in PRC4 and PCPA studies.

2. Materials and methods

2.1 Participants

Both PCR4 and PCPA studies have recorded the same clinical variables and were performed in older community-dwellers living in the same French area but did not involve the same participants. Sampling and data collection procedures of the PCR4 and PCPA studies have been described elsewhere in detail (18,19). In summary, PCR4 was a cross-sectional study with retrospective data collection of history of previous falls during the past 12 months of inclusion (18). Between January 2007 to June 2008, 1760 community-dwelling volunteers aged 65 and

older were recruited, in 8 health examination centers (HEC) for the French health insurance localized in Eastern France, during a free medical examination. The exclusion criteria were an acute medical illness in the past 3 months; neurological diseases such as Parkinson's disease, cerebellar disease, myelopathy, peripheral neuropathy; major orthopedic diagnoses involving the lumbar vertebra, pelvis or lower extremities. Compared to PCR4 study, PCPA was an observational cohort study with prospective data collection on falls during a 12-month follow-up period (19). Between January 2007 to May 2007, 1765 community-dwelling volunteers aged 65 and older were recruited in 10 HEC during a free medical examination. The exclusion criteria were living in the nursing home; neurological disease such as dementia, Parkinson's disease, cerebellar disease, myelopathy, peripheral neuropathy; unable to understand French or follow simple commands. Both studies used the same definition of fall corresponding to the fact to unintentionally coming to rest on the ground, floor, or other lower level (1). Thus, falls resulting from acute medical events and/or external force were excluded from the analysis. The date, the number, the features, and consequences of falls were also asked using a standardized questionnaire (18-20). Missing data were imputed applying the Multivariate Imputation via Chained Equations (MICE) method (21,22).

2.2 Clinical Assessment

All participants underwent a full medical examination. Age (mean age and standard deviation, and a categorization in two groups based on the cut-off value of 75 years), marital status (i.e., married or widower) and gender were recorded. Body mass index (BMI, in kg/m^2) was calculated based on anthropometric measurements (i.e., weight in kg, and height in m). The number of drugs daily taken and the use of psychoactive drugs (i.e., benzodiazepines, antidepressants or neuroleptics) were noted. Use of biphosphonates, calcium and vitamin D supplements were also recorded from the primary care physician's prescription, *whatever the dosage* schedule, the *route of administration and the date of onset*. Regular use of walking aid, whatever the type of aid, was recorded as a binary variable (i.e., yes versus no). Distance binocular vision was measured at 5 m with a standard Monoyer letter chart (23). Vision was assessed with corrective lenses on if usually used by the participant. Basic mobility was assessed with the Timed Up & Go (TUG) test (24). Lower-limb proprioception was evaluated with a 64 Hz graduated tuning fork placed on the tibial tuberosity and scored from 0 (i.e., worst) to 8 (i.e., best). The mean value obtained for the left and right sides was used in the present data analysis (25). Depression symptoms was evaluated with the 4-item Geriatric Depression Scale (GDS) score (26). A score $\geq$1 indicated depression symptoms. Cognitive disorders were defined

by an abnormal (i.e., one or more errors were made in the execution of drawing the face of the clock and/or the hands of the clock) clock-drawing test (CDT) (27).

In PCR4 study, the participants were also interviewed using a standardized questionnaire, gathering information on the history of falls over the past year (18,20). This face-to-face interview was based on 22 standardized questions exploring the number, delay and place of falls (i.e., inside or outside the participant's house), the evoked causes and circumstances of falls (i.e., syncope or other acute medical event, body transfer from sit position, walking, or other physical activities such as cycling), and all physical traumatisms, and inability to get up from ground after a fall. In PCPA study, information on the incident of falls during the 12-months follow-up was collected by phone each month using the same definition of fall (19).

For all analysis, falls were considered as a dichotomous variable (i.e., single fall and recurrent falls defined as 2 or more falls in a 12-month period). Continuous clinical characteristics were tertilized and dichotomised (i.e., worst tertile versus intermediate combined with best tertile). Thus, threshold values were as follow: height $\geq$ 164 cm, weight $\geq$ 71 kg, BMI > 25kg/m^2, number of prescription medications $\geq$ 4, vision score $\leq$ 8 and TUG $\geq$ 9 seconds.

2.3 Standard Protocol Approvals, Registrations, and Participant Consents

Participants in the study were included after having given their written informed consent for research. PCR4 and PCPA studies were conducted in accordance with the ethical standards set forth in the Helsinki Declaration (1983). The local Ethical Committee of Lyon, France approved both entire studies protocols.

2.4 Statistical analysis

Participants were separated into three groups based on the number of falls reported during the 12-month follow-up period: no falls, ≥1 fall (i.e., fallers) and ≥ 2 falls (i.e., recurrent fallers). Data of PCR4 and PCPA were analyzed separately and together. Between-group comparisons were performed using one-way analysis of variance (ANOVA) with Bonferroni corrections or Chi-square test, as appropriate. Univariate logistic or Cox regression models were performed to specify the association between falls (≥1 fall and ≥2 falls used as dependent variables) and individuals' clinical characteristics (independent variables). Six different linear statistical models (i.e., logistic regression, discriminant analysis, Bayes network algorithm, decision tree, random forest, boosted trees), three different non-linear statistical models corresponding to ANNS (MLP, genetic algorithm and NEAT) and the ANFIS were used.

Each model was trained and tested separately on retrospective database (i.e., PCR4), than on prospective database (i.e., PCPA) and finaly on pooled database (i.e., PCR4 plus PCPA). The repartition of individuals in training and testing group was randomized as following in analysis: training (80%) and testing (or validation) (20%) samples. There was no significant difference between groups in all cases examines (data not shown). In addition, two categories of analyses were performed using separately falls ≥1 and ≥2 as outcomes.

To estimate the parameters of each model, resampling method was used on training set. This method is a cross-validation method. In summarize, a sets of modified data were built from the training sample. Each data set had a corresponding set of testing samples. For each candidate tuning parameter combination, each model was fit to each resampled data set and was used to predict the corresponding held out testing samples. The resampling performance was estimated by aggregating the results of each hold-out sample set. These performance estimates are used to evaluate which combinations of the tuning parameters were appropriate (Kuhn, 2008). Once the final tuning values were assigned, the final model is evaluated using the validation set (hold-out method). For each model, the criteria performance used were: sensitivity, specificity, PPV, NPV, AUROC and accuracy.

3. Results

Among the 3,525 participants when pooling databases, 35.3% (n=1245) were fallers (i.e. ≥1 fall) and 16.2% (n=570) were recurrent fallers (i.e. ≥2 falls). There were 38.5% (n=678) fallers and 19.7% (n=346) recurrent fallers in PCR4 study, and 32.1% (n=567) fallers and 12.7% (n=224) recurrent fallers in PCPA study. Table 1 shows baseline characteristics according to number of falls and univariate regression exploring the association between falls (≥1 fall and ≥2 falls used as dependent variable) and participants' baseline characteristics (independent variables). In PCR4 study, the univariate logistic regression underscored that increased age (i.e. ≥75 years) was associated with falls (P<0.001). Marital status showed mixed results because being married was associated with a decreased falls risk (P<0.001), whereas being widower was associated with an increased falls risk (P<0.001). Gender female was associated with an increased falls risk (P<0.001). A high size and weight were associated with a low falls risk (P<0.001). A high number of drugs taken daily (P<0.001), the use of psychoactive drugs (P<0.001) and vitamin D supplementation (P<0.001) were associated with falls and recurrent falls. All items of 4-item GDS were associated with a high falls risk (P<0.005), except the item 'happy' which was associated with a low falls risk (P<0.001). A lower vision score and a longer TUG were associated with falls and recurrent falls (P<0.001). For PCPA participants, similar results were reported with univariate Cox regression model, except for the following conditions: marital status and vision were not associated with recurrent falls (P>0.175). In pooled database (i.e., PCR4 + PCPA) all participants' baseline characteristics were associated the occurrence of falls (i.e., ≥1 and ≥2), except BMI even there was a trend with P-values, respectively 0.052 and 0.068, and item "living alone".

Table 2 displays the predictive performance of linear and non-linear statistical models for falls ≥1. When considering retrospective collection of data (i.e., PCR4), NEAT had the best performance, the highest value being showed for sensitivity (92.89%). Best performances were unbalanced between NEAT and ANFIS for data from PCPA, NEAT having the highest sensitivity (87.97%), PPV (65.06), whereas ANFIS had the highest specificity (54.46%) and NPV (80.31), ACC (76.20) and AUROC (0.69). When pooling all data together, ANFIS showed the highest values for all criteria performance, expect for AUROC which was higher in NEAT (0.77).

Table 3 shows the predictive performance of linear and non-linear statistical models for falls ≥2. ANFIS had the best performance when considering data from PCR4, but highest specificity

was shown with boosted trees (100.00%), PPV with Bayes network algorithm and logistic regression (54.55). In PCPA, the results were more balanced between models which showed a high specificity (100%) but a low sensitivity (< 12%). For the other performance criteria, ANFIS had the highest values for NPV (89.37) and ACC (89.52), and NEAT the highest AUROC (0.67). Finally, when pooling data together, best performances were reported in NEAT (specificity [97.40%], PPV [57.89], ACC [88.16]) and ANFIS (sensitivity [27.23%], NPV [90.07] and AUROC [0.70])

4. Discussion

Our results showed that ANNs, in particular NEAT and ANFIS, were non-linear statistical models with best performance criteria for falls prediction. However, the magnitude of improvement in terms of performance criteria compared to linear statistical models was slight. Furthermore, sensitivity and specificity were unbalanced, sensitivity being highest than specificity when using the outcome falls $\geq$1, whereas this balance has reversed when predicting recurrent fallers. In addition, retrospective collection of data provided better performance criteria than prospective for identifying fallers, whereas it was the opposite for recurrent fallers. The results also confirmed that falling in older adults is associated with numerous individuals' clinical characteristics, whatever the type of data collection on falls (i.e., retrospective or prospective) and the number of falls, with a stronger association in case of recurrent falls.

Our study confirms our initial hypothesis that non-linear statistical models, and in particular ANNs and fuzzy logic, were best models (i.e., greater performance criteria) to predict falls. Whatever the database used (i.e., retrospective or prospective collection of data, or pooled data), NEAT and ANFIS showed greater values than linear models. This result is consistent with a recent study showing that ANNs, in particular NEAT and MLP, were both efficient ANNs for the identification of recurrent fallers, the most effective being NEAT (8). However and in contrast to this previous conclusive result, the difference with non-linear models in terms of performance gain was slight and sensitivity and specificity were unbalanced, which represent two main limitations.

Results show that unbalance between sensitivity and specificity depended on the number of falls predicted. For the prediction of falls $\geq$1, sensitivity was high (i.e., above 86%), whereas specificity was low and ranged from 40.7% to 54.46%. This characteristic was not specific of ANN because a similar balance between sensitivity and specificity was report with other statistical models. This balance has reversed when predicting recurrent fallers. In this last case, specificity was high and sensitivity was low. This unbalance is in discordance with previous studies (11,12). Recently, it has been reported that NEAT using a set of clinical characteristics, similar to those used in our study, predicted with a high ACC the recurrence of falls (11). Furthermore, Giansanti et al. (11,12) studies showed that information from sensors analyzed with MLP correctly identified fallers with a specificity ranged from 88 to 97%, a sensitivity ranging from 89.4 to 98.0% and an ACC ranging from 88 to 97% (11,12). The divergence between our present and previous results cannot be explained by the nature of data collected (i.e., clinical variables versus variables from body inertial sensors), the number of falls, the

studied population or the amount of data. Indeed, compared to previous publications, we used a similar set of clinical characteristic and we have also examined the prediction of recurrent falls in a similar sample size of older community-dwellers (3,525 versus 3,289) (8). Thus, the remaining explanation of this divergence could be related to the data collection of falls. Indeed, retrospective data collection provided better performance than prospective for identifying fallers, whereas it was the opposite for identifying recurrent fallers. This result seem to be in contradiction with previous literature, which reported that better results in terms of falls prediction were reported with prospective collection of data (1). The higher prevalence of falls in retrospective data collection compared to prospective collection could be explanation.

Unbalance between sensitivity and specificity was also a characteristic of all statistical models examined. The opposite relation between prediction of fallers and of recurrent fallers may be explained by a decreased number of events in the last case which altered the quality of prediction. Indeed, the quality of prediction of recurrent fallers was lowest than this of fallers because even if the specificity was at 100%, the sensitivity was very low and under 12%. In contrast, the balance between sensitivity and specificity was relatively better when predicting fallers. But in this last case, this unbalance between sensitivity and specificity exposes to classify an individual at risk of falls while s/he is not and will not be a faller. Thus, a test with a high sensitivity and a low specificity is often used with screening rather than diagnosis purpose. The main risk of such a positive test is to start an intervention in non-fallers. Because physical exercises are a key intervention for falls prediction and because physical activity is usually considered to be good for health (1-3), falsely concluding to a great risk of falls would not expose individuals to negative side effects. However, physical exercises are expensive when applied at a population level and because falling is a highly prevalent and incident event in elderly population, excluding individuals not at risk seem to be important to reduce the costs of fall prevention (1,2). Thus, we assume that it is unreasonable to use a sensitive but not specific test in the field of fall prevention.

As previously reported, our results showed that older age, a high number of drugs taken per day, psychoactive drugs, depressive symptoms and a low distance vision were associated with falls (1-3, 28-30). These associations may be explained by adverse effects of these characteristics on postural and/or gait stability, leading to an increased falls risk. Ageing has been associated with physiological decline in several systems (e.g., proprioception, vision, muscle), which leads to postural instability (1,19). An efficient dynamic stability, defined as the ability to control the whole body position during motor activities in which the body's center

of mass is displaced outside the base of support (31-33), is required during these daily motor activities. Human postural stability depends on the interaction of multiple sensory, motor and integrative systems (31,32). It has been shown that the sensory system, in particular vision and proprioception, are important to keep the control of body position (31-33). The number of drugs taken per day and the use of psychoactive drugs are surrogate measures of comorbidities responsible for a reduced functioning of one or several sensory systems, which also leads to a greater instability and a greater fall risk (1, 34, 35). In addition, the relationship shown in our study with the 4-item GDS score may be explained by depression-related inability to maintain a stable walking pattern, which may lead to gait unsteadiness and thus to a greater fall risk (29). Compared to the other parameters, the role of gender and in particular the fact that women are at higher risk of falls than men is less clear. It has been suggested that the effects of chronic diseases and physiologic decline could be different between women and men, notably the greater loss of fat-free mass with ageing (35). This may, therefore, contribute to a vicious circle, with an increased risk of falls in women compared to men, particularly since a functional decline and a high level of motor impairment are considered as risk factors for falls. In final, the effect of social isolation on the risk of falls remains unclear. We underscore that the widower status and living alone at home were both significant risk factors, whereas being married was a protector. One explanation could be related to a higher prevalence of depressive mood in isolated individuals exposing them to a higher risk of falls (1,29). Another explanation could be in relation with a more frequent poor physical health in isolated individuals compared to non-isolated disturbing their mobility and increasing their risk of falls (35).

The results also highlight that most of associations of participants' characteristics with falls was still present whatever the collection of data (i.e., retrospective or prospective) and the recurrence or not of falls. This result was in part in discordance with a previous study which show that age, a high number of drugs taken per day, psychoactive drugs, abnormal basic mobility, were separately related to fall but not to its recurrence; while female gender, poor vision and lower-limb proprioception, were specific markers of the recurrence of falls (19). This divergence with our result remains obscure.

Some limitations need to be noted in our study. First, the cross-sectional design of the first part of the present study may represent a limitation to the exploration of the association between fall risk factors and falls, compared to a prospective cohort study design. Second, although we were able to control for the main participants' characteristics, potential confounders can still be present. In contrast, our study has a number of strengths including the largest population-based

study in older adults to examine the risk of falls. The results of this study should be generalizable to community-dwelling older adults, which improves the knowledge translation potential of the study results.

Although NEAT and ANFIS had better performance criteria for falls prediction compared to linear models, sensitivity and specificity were unbalanced, just like with linear models. When predicting fallers, a high sensitivity was combined with a low specificity that may lead to falsely consider an individual at high risk of falls and thus should limit the use of the tool to screening purposes. Reversed unbalance was reported between these criteria for recurrent falls prediction, suggesting that NEAT and ANFIS were more adapted for the development of a diagnosis test predicting recurrent fallers.

Learning points

- An efficient falls prediction in older adults remains a challenge because performance criteria of existent tools are usually poor and/or unbalanced, and consequently lead to a high misclassification risk.
- A limited number of studies has attempted to use the Artificial Neural Networks to examine if this computerized method would be helpful to predict falls.
- Neuroevolution of augmenting topologies (NEAT) and adaptive neuro fuzzy interference system (ANFIS) were two non-linear statistical models with the greater performance criteria for the prediction of falls.
- Sensitivity and specificity of NEAT and ANFIS were unbalanced, underscoring that both models should be used for the screening of fallers and the diagnosis of recurrent fallers.

References

1. Beauchet O, Dubost V, Revel Delhom C, Berrut G, Belmin J; French Society of Geriatrics and Gerontology. How to manage recurrent falls in clinical practice: guidelines of the French Society of Geriatrics and Gerontology. J Nutr Health Aging. 2011; 15: 79-84.
2. Hempel S, Newberry S, Wang Z, Booth M, Shanman R, Johnsen B, Shier V, Saliba D, Spector WD, Ganz DA. Hospital fall prevention: a systematic review of implementation, components, adherence, and effectiveness. J Am Geriatr Soc. 2013; 61:483-94.

3. Tromp AM, Pluijm SM, Smit JH, Deeg DJ, Bouter LM, Lips P. Fall-risk screening test: a prospective study on predictors for falls in community-dwelling elderly. J Clin Epidemiol. 2001 54:837-44.
4. Howcroft J, Kofman J, Lemaire ED. Review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors. J Neuroeng Rehabil. 2013; 10: 91.
5. Marschollek M, Rehwald A, Wolf KH, Gietzelt M, Nemitz G, zu Schwabedissen HM, Schulze M. Sensors vs. experts - a performance comparison of sensor-based fall risk assessment vs. conventional assessment in a sample of geriatric patients. BMC Med Inform Decis Mak. 2011;11:48.
6. Marschollek M, Rehwald A, Wolf KH, Gietzelt M, Nemitz G, Meyer Zu Schwabedissen H, Haux R. Sensor-based fall risk assessment-an expert 'to go'. Methods Inf Med. 2011;50:420-6.
7. van Schooten KS, Pijnappels M, Rispens SM, Elders PJ, Lips P, van Dieën JH. Ambulatory fall-risk assessment: amount and quality of daily-life gait predict falls in older adults. J Gerontol A Biol Sci Med Sci. 2015;70: 608-15.
8. Kabeshova A, Launay CP, Gromov VA, Annweiler C, Fantino B, Beauchet O. Artificial neural network and falls in community-dwellers: a new approach to identify the risk of recurrent falling? J Am Med Dir Assoc. 2015;16:536.e8-19.
9. Akl A, Ghoneim M. Forcasting the Clinical Outcome: Artificial Neural Networks or Multivariate Statistical Models? Artificial Neural Networks - Methodological Advances and Biomedical Applications, Prof. Kenji Suzuki (Ed.) 2011; InTech, ISBN
10. Bath P, Pendleton N, Morgan K. New Approach to Risk Determination: Development of Risk Profile for New Falls Among Community-Dwelling Older People by Use of a Genetic Algorithm Neural Network (GANN). J Gerontol A Biol Sci Med Sci. 2000;55: M17-M21.

11. Giansanti D, Maccioni G, Cesinaro S, Benvenuti F, Macellari V. Assessment of fall-risk by means of a neural network based on parameters assessed by a wearable device during posturography. Med Eng Phys. 2008;30: 367-72.
12. Giansanti D, Macellari V, Maccioni G. New neural network classifier of fall-risk based on the Mahalanobis distance and kinematic parameters assessed by a wearable device. Physiol Meas. 2008;29: N11-9.
13. Bahaa, K., Noor, G., Yousif, Y. The Artificial Intelligence Approach for Diagnosis, Treatment and Modelling in Orthodontic. 2011; INTECH Open Access Publisher.
14. Ao, S.I., International Association of Engineers (Eds.) World Congress on Engineering and Computer Science, WCECS 2008, San Francisco, USA, 22 - 24 October, 2008, Lecture notes in engineering and computer science. IAENG International Association of Engineers, Hong Kong.
15. Schneider, J., Bitterlich, N., Velcovsky, H.-G., Morr, H., Katz, N., Eigenbrodt, E. Fuzzy logic-based tumor-marker profiles improved sensitivity in the diagnosis of lung cancer. Int. J. Clin. Oncol. 2002;7:145-51.
16. Abraham, A. Adaptation of fuzzy inference system using neural learning. In: Fuzzy Systems Engineering. Springer. 2005;pp. 53–83.
17. Korenevskiy, N.A. Use of fuzzy logic decision making in medical expert systems]. Med. Tekh. 2015:33-5.
18. Rossat A, Fantino B, Nitenberg C, Annweiler C, Poujol L, Herrmann FR, Beauchet O. Risk factors for falling in community-dwelling older adults: which of them are associated with the recurrence of falls? J Nutr Health Aging. 2010;14:787-91.
19. Bongue B, Dupré C, Beauchet O, Rossat A, Fantino B, Colvez A. A screening tool with five risk factors was developed for fall-risk prediction in community-dwelling elderly. J Clin Epidemiol.2011; 64: 1152-60.

20. Rossat A, Fantino B, Nitenberg C, Annweiler C, Poujol L, Herrmann FR, Beauchet O. Risk factors for falling in community-dwelling older adults: which of them are associated with the recurrence of falls? J Nutr Health Aging. 2010;14:787-91.
21. Little RJA, Rubin DB. Statistical analysis with missing data. 2002; Wiley.
22. Buuren S van, Groothuis-Oudshoorn K. MICE: Multivariate Imputation by Chained Equations in R. J Stat Softw:1-68Cahn DA, Salmon DP, Monsch AU, Butters N, Wiederholt WC, Corey-Bloom J (1996) Screening for dementia of the alzheimer type in the community: the utility of the Clock Drawing Test. Arch Clin Neuropsychol. 2010;11:529-39.
23. Lord SR, Ward JA, Williams P, Anstey KJ. Physiological factors associated with falls in older community-dwelling women. J Am Geriatr Soc. 1994;42:1110-7.
24. Podsiadlo D, Richardson S. The timed “Up & Go”: a test of basic functional mobility for frail elderly persons. J Am Geriatr Soc. 1991;39:142-8.
25. Beauchet O, Annweiler C, Verghese J, Fantino B, Herrmann FR, Allali G. Biology of gait control: vitamin D involvement. Neurology. 2011;76:1617-22.
26. Shah A, Herbert R, Lewis S, Mahendran R, Platt J, Bhattacharyya B. Screening for depression among acutely ill geriatric inpatients with a short Geriatric Depression Scale. Age Ageing.1997; 26:217-21.
27. Sunderland T, Hill JL, Mellow AM, Lawlor BA, Gundersheimer J, Newhouse PA, Grafman JH. Clock drawing in Alzheimer's disease. A novel measure of dementia severity. J Am Geriatr Soc. 1989; 37:725-9.
28. Beauchet O, Fantino B, Allali G, Muir SW, Montero-Odasso M, Annweiler C. Timed Up and Go test and risk of falls in older adults: a systematic review. J Nutr Health Aging. 2011; 15:933-8.

29. Launay C, De Decker L, Annweiler C, Kabeshova A, Fantino B, Beauchet O. Association of depressive symptoms with recurrent falls: a cross-sectional elderly population based study and a systematic review. J Nutr Health Aging.2013;17:152-7.
30. Hsiao ET, Robinovitch SN. Common protective movements govern unexpected falls from standing height. J Biomech. 1998;31:1-9.
31. Pai Y-C, Wening JD, Runtz EF, Iqbal K, Pavol MJ. Role of feedforward control of movement stability in reducing slip-related balance loss and falls among older adults. J Neurophysiol. 2003;90:755-62.
32. Covinsky KE, Kahana E, Kahana B, Kercher K, Schumacher JG, Justice AC. History and mobility exam index to identify community-dwelling elderly persons at risk of falling. J Gerontol A Biol Sci Med Sci. 2001;56:M253-9.
33. Glab KL, Wooding FG, Tuiskula KA. Medication-related falls in the elderly: mechanisms and prevention strategies. Consult Pharm. 2014;29:413-7.
34. Helgadóttir B, Laflamme L, Monárrez-Espino J, Möller J. Medication and fall injury in the elderly population; do individual demographics, health status and lifestyle matter? BMC Geriatr. 2014; 14:92.
35. Fried LP, Bandeen-Roche K, Kasper JD, Guralnik JM. Association of comorbidity with disability in older women: the Women's Health and Aging Study. J Clin Epidemiol. 1999;52:27-37.

Acknowledgments

We acknowledge for their contribution to this project: Dr P. Lancien and V. Stoffel (HEC, Colmar), D. Bonte and O. Her (HEC, Lille), C. Nitenberg (HEC, Lyon), P. Gomez and MD. Harmel (HEC, Toulon), E. Maggia and C. Poujol (HEC, Nimes), MP. Dossot and I. Lebrun (HEC, Reims), E. Etechami and M. Pouchard (HEC, Rennes), J. Baugratz and X. Pagnon (HEC, Mulhouse), JP Convers, R Guéguen, JJ Moulin and A. Delorme (CETAF Saint-Etienne), and all participants included in the present study.

Author contributions

The authors had access to all the study data, take responsibility for the accuracy of the analysis, and had authority over manuscript preparation and the decision to submit the manuscript for publication.

- A. Kabeshova has full access to the data in the study and takes responsibility for the integrity of the data and the accuracy of the data analyses.
- Study concept and design: O. Beauchet.
- Acquisition of data: B Fantino and O Beauchet.
- Analysis and interpretation of data: A Kabeshova, CP Launay, G Allali.
- Drafting of the manuscript: A Kabeshova, CP Launay, and O. Beauchet.
- Critical revision of the manuscript for important intellectual content: VA Gromov, B Fantino and G Allali.
- Statistical expertise: A Kabeshova and VA Gromov.
- Administrative, technical, or material support: O. Beauchet and B Fantino.
- Study supervision: O. Beauchet.

The authors have no relevant financial interest in this manuscript.

Funding

None

Competing interests

The authors have declared that no competing interests exist. Biomathics supported the study. The sponsors had no role in the design and conduct of the study, in the collection, management, analysis, and interpretation of the data, or in the preparation, review, or approval of the manuscript.

Table 1. Participant's baseline characteristics according to history of falls (i.e., single or recurrent) and univariate regression models exploring the association between falls (≥1 and ≥2 used as dependent variables) and participants' baseline characteristics (independent variables)

A) Retrospective collection of data (PCR4 study, n = 1760)

	No falls (n = 1082)	Falls		Univariate Odds ratio	
		≥1 (n = 678)	≥2 (n = 346)	No falls versus ≥1 fall OR [95%CI] (P-value)	No falls versus ≥2 falls OR [95%CI] (P-value)
Age (years),					
Mean ± SD	70.6 ± 4.9	71.7 ± 5.3	71.9 ± 5.5	-	-
≥ 75, n (%)	199 (18.4)	193 (28.5)	99 (28.6)	1.8 [1.4 - 2.2] (**<0.001**)	1.8 [1.4 – 2.4] (**<0.001**)
Marital status, n (%)					
Widower	327 (30.2)	299 (44.1)	167 (48.3)	1.8 [1.5 – 2.2] (**<0.001**)	2.154 [1.7 - 2.8] (**<0.001**)
Married	715 (66.1)	346 (51.0)	160 (46.2)	0.5 [0.4 - 0.7] (**<0.001**)	0.4 [0.3 - 0.6] (**<0.001**)
Living alone at home, n (%)	40 (3.7)	35 (5.2)	19 (5.5)	1.2 [0.6 - 2.1] (0.665)	1.5 [0.9 – 2.7] (0.145)
Female, n (%)	443 (40.9)	426 (62.8)	244 (70.5)	2.4 [2.0 – 3.0] (**<0.001**)	3.51 [2.7 – 4.5] (**<0.001**)
Height (cm)					
Mean ± SD	164.3 ± 9.3	161.4 ± 9.1	160.6 ± 9.2	-	-
≥ 164, n (%)	579 (53.5)	249 (36.7)	111 (32.1)	0.5 [0.4 - 0.6] (**<0.001**)	0.4 [0.3 – 0.5] (**<0.001**)
Weight (kg)					

Mean ± SD	71.1 ± 13.4	68.5 ± 13.3	67.7 ±12.7	-	-
≥ 71, n (%)	549 (50.7)	278 (41.0)	137 (39.6)	0.7 [0.6 - 0.8] (**<0.001**)	0.6 [0.5 – 0.8] (**<0.001**)
Body mass index (kg/m^2)					
Mean ± SD	26.2 ± 3.9	26.3 ± 4.3	26.2 ± 4.2	-	-
> 25, n (%]	637 (58.9]	380 (56.0)	198 (57.2]	0.9 [0.7 - 1.1] (0.243)	0.9 [0.7 – 1.2] (0.589)
Number of drugs daily taken, mean ± SD					
Mean ± SD	2.6 ± 2.4	3.6 ± 2.7	3.8 ± 2.8	-	-
≥ 4, n (%)	326 (30.1)	320 (47.2)	180 (52.0)	2.1 [1.7 - 2.5] (**<0.001**)	2.5 [2.0 – 3.2] (**<0.001**)
Use of Vitamin D†, n (%)	104 (9.6)	130 (19.2)	81 (23.4)	2.2 [1.7 – 3.0] (**<0.001**)	2.9 [2.1 – 4.0] (**<0.001**)
Use of psychoactive drugs‡. n (%)	155 (14.3)	182 (26.8)	96 (27.7)	2.2 [1.7 - 2.8] (**<0.001**)	2.3 [1.7 – 3.1] (**<0.001**)
Depression§, n (%)					
Items sad	188 (17.4)	227 (33.5)	139 (40.2)	2.4 [1.9 – 3.0] (**<0.001**)	3.2 [2.5 – 4.2] (**<0.001**)
Item empty life	84 (7.8)	93 (13.7)	58 (16.8)	1.9 [1.4 - 2.6] (**<0.001**)	2.4 [1.7 – 3.4] (**<0.001**)
Item happy	993 (91.8)	574 (84.7)	295 (85.3)	0.5 [0.4 - 0.7] (**<0.001**)	0.5 [0.4 – 0.8] (**<0.001**)
Item despaired	8 (0.7)	26 (3.8)	17 (4.9)	5.4 [2.5 – 12.7] (**0.004**)	6.9 [3.0 – 16.2] (**<0.001**)
Score ≥1	230 (21.3)	258 (38.1)	154 (44.5)	2.7 [1.8 - 2.8] (**<0.001**)	3.0 [2.3 – 3.8] (**<0.001**)
Vision score (/10)¶					
Mean ± SD	7.9 ± 2.3	7.5 ± 2.4	7.4 ± 2.5	-	-
≤ 8, n (%)	496 (45.8)	307 (54.6)	202 (58.4)	1.4 [1.2- 1.7] ((**<0.001**)	1.7 [1.3 – 2.1] (**<0.001**)

Timed “Up & Go”					
Mean ± SD (seconds)	8.8 ± 2.41	9.3 ± 2.9	9.6 ± 3.2	-	-
≥ 9 seconds, n (%)	408 (37.7)	304 (48.8)	163 (47.1)	1.3 [1.1 - 1.6] (**0.003**)	1.5 [1.2 – 1.9] (**0.002**)

B) Prospective collection of data (PCPA study, n = 1765)

	No Falls (n = 1198)	Falls		Survival analysis over time of falls	
		≥1 (n = 567)	≥2 (n = 224)	No falls versus ≥1 falls HR [95%CI] (P-value)	No falls versus ≥2 falls HR [95%CI] (P-value)
Age (years)					
Mean ± SD	70.5 ± 4.4	71.2 ± 4.9	71.6 ± 5.6	-	-
≥ 75, n (%)	226 (18.9)	139 (24.5)	61 (27.2)	1.4 [1.1 – 1.8] (**0.006**)	1.5 [1.10 – 2.0] (**0.009**)
Civility, n (%)					
Widower	253 (21.1)	170 (30.0)	72 (32.1)	1.6 [1.3 – 2.0] (**<0.001**)	1.1 [0.8 – 1.4] (0.719)
Married	872 (72.8)	341 (60.1)	127 (56.7)	0.6 [0.5 – 0.7] (**<0.001**)	0.9 [0.7 – 1.2] (0.556)
Living alone at home, n (%)	54 (4.5)	52 (9.2)	23 (10.3)	1.0 [0.7 – 1.6] (0.463)	1.1 [0.7 – 1.7] (0.759)
Female, n (%)	523 (43.7)	374 (66.0)	156 (69.6)	2.5 [2.0 – 3.1] (**<0.001**)	2.5 [1.9 – 3.3] (**<0.001**)
Height (cm)					
Mean ± SD	164.73± 9.1	161. 7 ± 8.8	160.7 ± 8.6	-	-

≥ 164, n (%)	670 (55.9)	215 (37.9)	76 (33.9)	0.5 [0.4 – 0.6] (**<0.001**)	0.5 [0.4 – 0.6] (**<0.001**)
Weight (kg)					
Mean ± SD	72.8 ± 13.6	69.9 ± 13.1	68.3 ± 13.2	-	-
≥ 71, n (%)	643 (53.7)	261 (46.0)	89 (39.7)	0.7 [0.6 – 0.9] (**0.003**)	0.6 [0.5 – 0.8] (**<0.001**)
Body mass index (kg/m^2)					
Mean ± SD	26.7 ± 4.1	26.7 ± 4.3	26.3 ± 4.1	-	-
> 25, n (%)	776 (64.8)	350 (61.7)	129 (57.6)	0.9 [0.7 – 1.1] (0.214)	0.8 [0.6 – 1.0] (0.060)
Number of drugs daily taken, mean ± SD					
Mean ± SD	3.5 ± 2.0	4.1 ± 2.5	4.5 ± 2.5	-	-
≥ 4, n (%)	410 (34.2)	266 (54.7)	138 (61.6)	1.9 [1.5 – 2.4] (**<0.001**)	2.6 [2.0 – 3.4] (**<0.001**)
Use of Vitamin D†, n (%)	54 (4.5)	50 (8.8)	22 (9.8)	2.0 [1.4 – 3.1] (**<0.001**)	1.9 [1.2 – 3.0] (**0.003**)
Use of psychoactive drugs‡, n (%)	167 (13.9)	136 (24.0)	72 (32.1)	1.9 [1.5 – 2.5] (**<0.001**)	2.4 [1.8 – 3.1] (**<0.001**)
Depression§, n (%)					
Items sad	239 (19.9)	150 (26.5)	75 (33.5)	1.4 [1.1 – 1.8] (**0.002**)	1.8 [1.4 – 2.3] (**<0.001**)
Item empty life	129 (10.8)	100 (17.6)	43 (19.2)	1.8 [1.4 – 2.4] (**<0.001**)	1.7 [1.2 – 2.4] (**0.001**)
Item happy	1050 (87.6)	469 (82.7)	167 (74.6)	0.7 [0.5 – 0.9] (**0.005**)	0.5 [0.4 – 0.7] (**<0.001**)
Item despaired	26 (2.2)	23 (4.1)	13 (5.8)	1.9 [1.1 – 3.4] (**0.027**)	2.2 [1.3 – 3.8] (**0.006**)
Score ≥1	324 (27.0)	199 (35.1)	97 (43.3)	1.5 [1.2 – 1.8] (**0.001**)	1.8 [1.4 – 2.4] (**<0.001**)
Vision score (/10)¶					

Mean ± SD	7.5 ± 2.1	7.3 ± 2.1	7.1 ± 2.3	-	-
≤ 8, n (%)	707 (59.0)	371 (65.4)	144 (64.3)	1.3 [1.1 – 1.6] (**0.010**)	1.2 [0.9 – 1.6] (0.176)
Timed “Up & Go”					
Mean ± SD (seconds)	8.8 ± 4.5	9.2 ± 3.7	9.7 ± 4.4	-	-
≥ 9, n (%)	427 (35.6)	230 (40.6)	109 (48.7)	1.2 [1.0 – 1.5] (**0.050**)	1.6 [1.2 – 2.0] (**0.001**)

C) Polled Retrospective and prospective collection of data (n = 3525)

	No Falls (n = 2280)	Falls		Univariate Odds ratio	
		≥1 (n = 1245)	≥2 (n = 570)	No falls versus ≥1 falls OR [95%CI] (P-value)	No falls versus ≥2 falls OR [95%CI] (P-value)
Age (years)					
Mean ± SD	70.5 ± 4.7	71.5 ± 5.2	71.8± 5.5	-	-
≥ 75, n (%)	425 (18.6)	332 (26.7)	160 (28.1)	1.6[1.3 – 1.9] (**<0.001**)	1.5[1.3 – 1.9] (<0.001)
Civility, n (%)					
Widower	580 (25.4)	469 (37.7)	239 (41.9)	1.8 [1.5 – 2.1] (**<0.001**)	1.2[1.4 – 1.1] (<0.001)
Married	1587 (69.6)	687 (55.2)	287 (50.4)	0.5[0.5 – 0.6] (**<0.001**)	0.7[0.6 – 0.8] (<0.001)
Living alone at home, n (%)	54 (2.4)	50 (4.0)	42 (7.4)	1.1 [0.7 – 1.9] (0.465)	1.2[0.9 – 2.0] (0.098)
Female, n (%)	966 (42.4)	800 (64.3)	400 (70.2)	2.4[2.1 – 2.8] (**<0.001**)	2.7[2.3 – 3.3] (<0.001)
Height (cm)					
Mean ± SD	164.5 ± 9.2	161.6 ± 9.0	160.6± 8.9	-	-
≥ 164, n (%)	1249 (54.8)	464 (37.3)	187 (32.8)	0.5[0.4 – 0.6] (**<0.001**)	0.5[0.4 – 0.6] (<0.001)
Weight (kg)					
Mean ± SD	72.0 ± 13.5	69.1 ± 13.2	67.9 ± 12.9	-	-
≥ 71, n (%)	1192 (52.3)	539 (43.4)	226 (39.6)	0.7[0.6 – 0.8] (**<0.001**)	0.6[0.5 – 0.8] (<0.001)
Body mass index (kg/m^2)					

Mean ± SD	26.5 ± 4.0	26.4 ± 4.3	26.2 ± 4.1	-	-
> 25, n (%)	1413 (62.0)	730 (58.6)	327 (57.4)	0.9[0.8 – 1.0] (0.052)	0.8[0.7 – 1.0] (0.068)
Number of drugs daily taken, mean ± SD					
Mean ± SD	3.0 ± 2.3	3.8 ± 2.6	4.1 ± 2.8	**-**	-
≥ 4, n (%)	717 (34.4)	586 (50.3)	298 (54.9)	1.9[1.7 – 2.2] (**<0.001**)	2.1[1.7 – 2.5] (<0.001)
Use of Vitamin D†, n (%)	158 (6.9)	180 (14.5)	103 (18.1)	2.3[1.8 – 2.8] (**<0.001**)	2.6[2.0 – 3.3] (<0.001)
Use of psychoactive drugs‡, n (%)	322 (14.1)	318 (25.5)	168 (29.5)	2.1[1.8 – 2.5] (**<0.001**)	2.2[1.8 – 2.7] (<0.001)
Depression§, n (%)					
Items sad	427 (18.7)	377 (30.3)	214 (37.5)	1.9[1.6 – 2.2] (**<0.001**)	2.5[2.0 – 2.9] (<0.001)
Item empty life	213 (9.3)	193 (15.5)	101 (17.7)	1.8[1.4 – 2.2] (**<0.001**)	1.9[1.5 – 2.4] (<0.001)
Item happy	2043 (89.6)	1043 (83.8)	462 (81.1)	0.6[0.5 – 0.7] (**<0.001**)	0.5[0.4 – 0.7] (<0.001)
Item despaired	34 (1.5)	49 (3.9)	30 (5.3)	2.7[1.7 – 4.2] (**<0.001**)	3.0[1.9 – 4.8] (<0.001)
Score ≥1	554 (24.3)	457 (36.7)	251 (44.0)	1.8[1.6 – 2.1] (**<0.001**)	2.3[1.9 – 2.7] (<0.001)
Vision score (/10)¶					
Mean ± SD	7.7 ± 2.2	7.4 ± 2.3	7.3 ± 2.4	**-**	-
≤ 8, n (%)	1203 (52.8)	741 (59.5)	346 (60.7)	1.3[1.1 – 1.5] (**<0.001**)	1.3[1.1 – 1.6] (0.004)
Timed “Up & Go”					
Mean ± SD (seconds)	8.8 ± 3.7	9.3 ± 3.3	9.6 ± 3.7	**-**	-
≥ 9, n (%)	835 (36.6)	534 (42.9)	272 (47.7)	1.3[1.1 – 1.5] (**<0.001**)	1.5[1.3 – 1.9] (<0.001)

OR: Odds ratio

HR: Hazard ratio

CI: Confidence interval

SD: standard deviation

PCR4: “Prévention des Chutes, Réseau 4”

PCPA: “Prévention des Chutes Personnes Agées”

†: Vitamin D supplementation noted from the primary care physician's prescription, *whatever the dosage* schedule or *route of administration, and regardless of the date of commencement*

‡: Use of benzodiazepines or antidepressants or neuroleptics

§: 4-items Geriatric Depression Scale

¶: Binocular vision acuity at distance of 5 m with a Snellen letter test chart

P-value significant (c.-à-d., $P < 0.05$) indicated in bold.

Table 2. Criteria performance (i.e., sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value, area under receiver operating characteristic curve, accuracy) and repartition of individuals of linear and non-linear statistical models for risk of falls (≥ 1 fall).

A) Retrospective collection of data (PCR4 study, n = 1760).

	Logistic Regression	Discriminant Analysis	Bayes Network Algorithm	Tree-Based Algorithms			Adaptive learning systems			
				Decision Tree	Random Forest	Boosted Trees	MLP	Genetic Algorithm	NEAT	ANFIS
Sensitivity	86.26%	88.15%	86.26%	90.05%	89.10%	91.47%	84.83%	87.68%	**92.89**%	91.00%
Specificity	38.30%	36.88%	38.30%	27.66%	34.75%	26.24%	43.26%	48.94%	**57.45**%	53.90%
PPV	65.06	67.53	65.06	65.00	68.06	67.27	65.59	72.63	**84.38**	80.00
NPV	67.66	67.64	67.66	65.07	67.14	64.98	69.11	71.98	**76.56**	74.71
Accuracy	67.05	67.61	67.05	65.06	67.33	65.34	68.18	72.16	**78.69**	76.14
AUROC*	0.66	0.66	0.66	0.60	0.64	0.65	0.65	0.67	**0.76**	0.74
TN	182	186	182	190	188	193	179	185	196	192
TP	54	52	54	39	49	37	61	69	81	76
FN	87	89	87	102	92	104	80	72	60	65
FP	29	25	29	21	23	18	32	26	15	19

B) Prospective collection of data (PCPA study, n = 1765).

	Logistic Regression	Discriminant Analysis	Bayes Network Algorithm	Tree-Based Algorithms			Adaptive learning systems			
				Decision Tree	Random Forest	Boosted Trees	MLP	Genetic Algorithm	NEAT	ANFIS
Sensitivity	95..02%	96.27%	95.44%	83.82%	96.27%	100.00%	94.19%	75.83%	**87.97%**	86.31%
Specificity	11.61%	12.50%	11.61%	35.71%	8.93%	0.00%	14.29%	43.97%	48.21%	**54.46%**
PPV	52.00	60.87	54.17	50.63	52.63	-	53.33	54.87	**65.06**	64.89
NPV	69.82	70.30	69.91	73.72	69.46	68.27	70.28	66.95	78.52	**80.31**
Accuracy	68.56	69.69	68.84	68.56	68.56	68.27	68.84	63.07	75.35	**76.20**
AUROC*	0.64	0.63	0.64	0.63	0.59	0.62	0.62	0.56	0.65	**0.69**
TN	229	232	230	202	232	241	227	160	212	208
TP	13	14	13	40	10	0	16	62	54	61
FN	99	98	99	72	102	112	96	79	58	51
FP	12	9	11	39	9	0	14	51	29	33

C) Pooled retrospective and prospective collection of data (n = 3525)

	Logistic Regression	Discriminant Analysis	Bayes Network Algorithm	Tree-based algorithms			Adaptive learning systems			
				Decision Tree	Random Forest	Boosted Trees	MLP	Genetic Algorithm	NEAT	ANFIS
Sensitivity	83.22%	82.64%	83.22%	81.47%	86.81%	88.73%	83.97%	79.55%	87.98%	**91.90%**

Specificity	35.27%	35.98%	35.27%	37.57%	27.69%	25.57%	34.39%	32.98%	40.74%	**43.92**%
PPV	49.88	49.51	49.8	48.97	49.84	51.79	50.39	43.29	61.60	**71.97**
NPV	73.09	73.17	73.09	73.38	71.72	71.58	73.00	71.49	75.83	**77.59**
Accuracy	67.82	67.65	67.82	67.37	67.82	68.44	68.05	64.59	72.80	**76.49**
AUROC	0.66	0.66	0.66	0.63	0.67	0.66	0.65	0.62	**0.77**	0.72
TN	997	990	997	976	1040	1063	1006	953	1054	1101
TP	200	204	200	213	157	145	195	187	231	249
FN	367	363	367	354	410	422	372	380	336	318
FP	201	208	201	222	158	135	192	245	144	97

PCR4: “Prévention des Chutes, Réseau 4”

PCPA: “Prévention des Chutes Personnes Agées”

MLP: Multilayer Perceptron

NEAT: NeuroEvolution of Augmenting Topologies

ANFIS: Adaptive Neuro Fuzzy Interference System

PPV: positive predictive value

NPV: negative predictive value

AUROC: area under receiver operating characteristic curve

TP: True positive

FP: False positive

TN: True negative

FN: False negative

Highest values of criteria performance indicated in bold

All statistics has been performed among training groups

Table 3. Criteria performance (i.e., sensitivity, specificity, positive predictive value, negative predictive value, area under receiver operating characteristic curve, accuracy) and repartition of individuals of linear and non-linear statistical models for risk of recurrent falls (≥ 2 falls).

A) Retrospective collection of data (PCR4 study, n = 1760).

	Logistic Regression	Discriminant Analysis	Bayes Network Algorithm	Tree-Based Algorithms			Adaptive learning systems			
				Decision Tree	Random Forest	Boosted Trees	MLP	Genetic Algorithm	NEAT	ANFIS
Sensitivity	7.41%	7.41%	7.41%	12.35%	3.70%	0.00%	11.11%	16.05%	20.99%	**23.46**%
Specificity	98.15%	97.05%	98.15%	93.73%	98.89%	**100.00**%	96.31%	93.73%	91.88%	92.99%
PPV	**54.55**	42.86	**54.55**	37.04	50.00	-	47.37	43.33	43.59	50.00
NPV	78.01	77.81	78.01	78.15	77.46	76.99	78.38	78.88	79.55	**80.25**
Accuracy	77.27	76.42	77.27	75.00	76.99	76.99	76.70	75.85	75.57	**76.99**
AUROC	0.70	0.70	0.70	0.66	0.68	0.71	0.64	0.70	0.71	**0.72**
TN	266	263	266	254	268	271	261	254	249	252
TP	6	6	6	10	3	0	9	13	17	19
FN	75	75	75	71	78	81	72	68	64	62
FP	5	8	5	17	3	0	10	17	22	19

B) Prospective collection of data (PCPA study, n = 1765).

	Logistic Regression	Discriminant Analysis	Bayes Network Algorithm	Tree-Based Algorithms			Adaptive learning systems			
				Decision Tree	Random Forest	Boosted Trees	MLP	Genetic Algorithm	NEAT	ANFIS
Sensitivity	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	4.76%	0.00%	4.76%	11.90%	9.52%	**11.9**%
Specificity	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
PPV	-	-	-	-	-	-	100.00	100.00	100.00	100.00%
NPV	88.1	88.1	88.1	88.1	88.6	88.1	88.6	89.37	89.11	**89.37**
Accuracy	88.10	88.10	88.10	88.10	88.67	88.10	88.67	89.52	89.24	**89.52**
AUROC*	0.65	0.62	0.64	0.50	0.60	0.55	0.56	0.62	**0.67**	0.66
TN	311	311	311	311	311	311	311	311	311	311
TP	0	0	0	0	2	0	2	5	4	5
FN	42	42	42	42	40	42	40	37	38	37
FP	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

C) Pooled retrospective and prospective collection of data (n = 3525)

	Logistic Regression	Discriminant Analysis	Bayes Network Algorithm	Tree-Based Algorithms			Adaptive learning systems			
				Decision Tree	Random Forest	Boosted Trees	MLP	Genetic Algorithm	NEAT	ANFIS
Sensitivity	1.34%	2.23%	1.34%	12.95%	2.23%	0.00%	6.25%	20.54%	24.55%	**27.23%**
Specificity	99.35%	99.03%	99.35%	95.52%	99.29%	100.00%	97.99%	91.30%	**97.40%**	95.91%
PPV	23.08	25.00	23.08	29.59	31.25	-	31.11	25.56	**57.89**	49.19
NPV	87.39	87.45	87.39	88.30	87.48	87.31	87.79	88.77	89.88	**90.07**
Accuracy	86.91%	86.74%	86.91%	85.04	86.97	87.31	86.35	82.32	**88.16**	87.20
AUROC	0.68	0.68	0.68	0.63	0.66	0.68	0.64	0.67	0.65	**0.70**
TN	1531	1526	1531	1472	1530	1541	1510	1407	1501	1478
TP	3	5	3	29	5	0	14	46	55	61
FN	221	219	221	195	219	224	210	178	69	163
FP	10	15	10	69	11	0	31	134	40	63

PCR4: “Prévention des Chutes, Réseau 4”

PCPA: “Prévention des Chutes Personnes Agées”

MLP: Multilayer Perceptron

NEAT: NeuroEvolution of Augmenting Topologies

ANFIS: Adaptive Neuro Fuzzy Interference System

PPV: positive predictive value

NPV: negative predictive value

AUROC: area under receiver operating characteristic curve

TP: True positive

FP: False positive

TN: True negative

FN: False negative

Highest values of criteria performance indicated in bold

All statistics has been performed among training groups

CHAPITRE VI : DISCUSSION GENERALE

Synthèse des résultats obtenus

Les trois études conduites confirment l'hypothèse que le choix du modèle mathématique influence la qualité de la prédiction de la chute, les modèles non-linéaires, et notamment les réseaux neuronaux, étant plus performants que les modèles linéaires pour la prédiction des chutes surtout lorsqu'elles sont récurrentes.

Dans l'étude 1, les deux modèles mathématiques utilisés étaient linéaires et correspondaient à la régression logistique classique et un modèle bien moins connu qui était l'arbre de décision, avec pour objectif d'identifier le chuteur récurrent. Cette étude a permis d'identifier l'existence des combinaisons spécifiques de facteurs de risque, la meilleure étant celle réunissant la peur de tomber, l'humeur triste et la polymédication. La peur de tomber est apparue comme un facteur de risque le plus associé aux chutes récurrentes et donc le principal prédicteur de chutes récurrentes. Néanmoins, les résultats ont montré que les deux approches utilisées (l'arbre de décision et la régression logistique multiple) n'étaient pas assez sensibles pour identifier les chuteurs récurrents. L'étude 2 a par contre mis en évidence que les réseaux neuronaux artificiels étaient des modèles sensibles et efficaces pour l'identification des chuteurs récurrents, le plus efficace étant le modèle NEAT. Enfin, l'utilisation des différents modèles dans l'étude 3 a montré que les réseaux neuronaux artificiels, et en particulier NEAT et ANFIS, étaient des modèles statistiques qui avaient une qualité de prédiction pour la prédiction des chutes sans jamais atteindre le niveau de l'étude 2. Nos résultats ont également confirmé que la survenue des chutes était associée aux nombreuses caractéristiques cliniques, quel que soit le type de collecte de données (rétrospectives ou prospectives) et le nombre de chutes, avec une association plus forte en cas de chutes récurrentes.

Le réseau neuronal artificiel NEAT a donc permis, à partir d'un petit nombre de variables clinique dans l'étude 2, d'atteindre une qualité de prédiction rarement atteinte dans la littérature avec des critères de performances tels que la sensibilité, la spécificité, la VPP et la VPN supérieures à 80 %. Cependant, l'étude 3, qui a été la seule étude avec un recueil prospectif de la chute, a montré des résultats d'une qualité moindre alors que les variables cliniques étaient très proches de l'étude 2, suggérant une grande sensibilité des réseaux pour la prédiction de la chute et la nécessité de construire des réseaux spécifiques et/ou aller explorer de nouvelles voies telles que la logique floue.

Comparaison des résultats sur la prédiction de la chute selon la méthode statistique utilisée

L'originalité de nos travaux tient au fait qu'ils montrent que l'identification des facteurs de risque de chute et l'efficacité de la prédiction dépendent du choix du modèle mathématique employé.

Ce travail de thèse avait pour objectif de déterminer la méthode la plus convenable pour identifier et/ou prédire, au sein d'une population de personnes âgées, celles qui avaient ou allaient chuter à partir de variables cliniques facilement mesurables au cours d'un examen clinique tel que l'examen périodique de santé de l'assurance maladie. Puisque la chute peut être considérée comme un événement chaotique en raison de son mécanisme complexe, il semblait logique de tester des méthodes statistiques adaptées à la prédiction de ce type d'événement tel que les réseaux neuronaux artificiels. Il est évident qu'aucune méthode statistique ne peut évidemment reproduire parfaitement le comportement humain. Cependant, dans la communauté de la recherche en IA depuis les années 1970, des applications fascinantes ont été élaborées pour le monde médical, notamment dans le domaine des maladies cardio-vasculaires. Paradoxalement, alors que la chute est un événement très prévalent aux multiples conséquences, cette approche a été très peu utilisée pour sa prédiction. On retrouve dans la littérature sur ce thème une thèse de doctorat intitulée « Facteurs de risque de chutes chez les aînés vivant dans la communauté et ayant recours aux services de soutien à domicile » déposée en 2010 (Leclerc, 2010) et une publication de Bath et al. décrivant une nouvelle approche d'identification des risques de chute chez les personnes âgées vivant en communauté utilisant un réseau neuronal génétique (Bath et al., 2000). Dans cette dernière étude, le modèle de réseau neuronal (GANN) a utilisé une combinaison de 16 variables, sur 253, permettant de prédire les personnes à risque élevé de chute. La combinaison choisie de 16 variables prédisait correctement 35 sur 114 nouveaux chuteurs (sensibilité = 31 %; valeur prédictive positive = 57 %) et 295 sur 321 non-chuteurs (spécificité 92 %; valeur prédictive négative = 79 %), accuracy = 76 %. Ces premiers résultats étaient donc très prometteurs, mais ils sont étrangement passés inaperçus.

Aujourd'hui, la modélisation a fait des progrès, autant en termes de modélisation que de puissance de calcul. En effet, il existe désormais des logiciels qui permettent de traiter les données avec une approche non-linéaire. Les méthodes contenues dans ces progiciels ont fait l'objet de nombreux ouvrages statistiques, mais elles sont encore peu utilisées dans les études portant sur les chutes, car les progrès réalisés en statistique tardent souvent à se manifester dans

le domaine clinique et le domaine de la santé publique (Bahaa et al., 2011). Il était donc logique de reprendre les travaux débutés sur ce sujet.

L'évaluation du risque et l'utilisation des résultats représentent des éléments cruciaux pour la prise de décision médicale, autant pour la qualité de prise en charge de la personne âgée que pour les décideurs de santé publique qui doivent trouver le juste équilibre entre un soin de qualité et un coût le plus bas, afin de préserver notre système de santé. Si notre santé n'a pas de prix, elle a un coût qui croit de manière exponentielle avec le cumul des maladies observées avec le vieillissement. Cette transition épidémiologique aboutie à la constitution de groupes d'individus très hétérogènes à l'échelle d'une population dont le recours aux soins est variable, mais croissant, notamment via l'événement chute. Notre pratique doit donc s'adapter à cette transition en allant explorer de nouvelles voies telles que celle de l'IA en raison du nombre grandissant des nouvelles technologies informatiques accessibles. Ce fait est d'autant plus important que, les professionnels de terrain subissent chaque jour des pressions, allant des chuteurs eux-mêmes aux institutions. Ces pressions sont liées à une juste demande d'amélioration de la qualité des soins prodigués, la chute et sa prise en charge devenant un marqueur de certification de la qualité des soins. Il est donc courant d'être « pris entre le marteau et l'enclume », et chargé de trouver la meilleure réponse.

Ce travail a tout d'abord débuté par l'utilisation de l'approche classique linéaire, mais en utilisant et comparant deux modèles : l'un très utilisé dans le domaine de la recherche médicale et qui était la régression logistique, l'autre moins connu et correspondant à l'arbre de classification, cette dernière approche permettant d'appréhender le concept de l'identification des combinaisons de variables. Morris et al. ont trouvé que les modèles actuels utilisés dans la prédiction de chutes sont construits sur des méthodologies statistiques utilisant la régression logistique, qui ne parviennent pas à rendre compte de l'ampleur et la profondeur de ces associations des facteurs dans les populations des personnes à risque de chute (Morris et al., 2007). En outre, il a souligné que les approches statistiques plus conformes avec modélisation complexe nécessaire à la conception des essais d'évaluation de risque de chute, comme les techniques de classification des arbres, peuvent fournir de meilleurs résultats dans les futures études qui visent à trouver les prédicteurs précis de chutes. Cette méthode avait été qualifiée de prometteuse par Morris (Morris et al., 2007). À la différence de Morris, les résultats obtenus et présentés lors de ces travaux ont souligné que l'arbre de classification n'était pas un modèle sensible pour la prédiction des chuteurs récurrents. Ils ont, par contre, confirmé que la

régression était tout aussi mauvaise que l'arbre de classification pour cet objectif. En revanche, il a été possible de montrer que ces deux approches avaient une bonne spécificité supérieure à 95 % permettant ainsi de détecter correctement les individus qui ne risquent pas d'avoir des chutes récurrentes. Ce dernier aspect est important pour la stratégie de prévention des chutes dans la population âgée, car l'exclusion des personnes qui ne sont pas à risque de chute peut réduire le coût des programmes d'interventions (Beauchet et al., 2008; Vellas et al., 1997). Il est classique de dire dans le champ de la prévention de la chute que puisque les interventions n'ont que très peu de risque d'exposer les sujets à des complications, une faible sensibilité d'un test, c'est-à-dire son incapacité à identifier correctement les chuteurs dans notre cas et donc de considérer des personnes comme à haut risque de chute alors qu'elle en le sont pas, n'est pas un problème. Cependant, si cela est vrai à l'échelle individuelle, ce n'est pas le cas à l'échelle d'une population croissante telle que celle des personnes âgées et du système de santé qui les prend en charge. Aujourd'hui, traiter des personnes non à risque est un luxe qu'il ne devrait plus être permis, car même si les interventions se révèlent peu couteuses à l'échelle individuelle, elles le sont à l'échelle populationnelle.

Comme il a été mis en lumière précédemment, seul un nombre limité d'études a utilisé l'IA, et plus précisément les réseaux neuronaux artificiels pour déterminer le risque de chute. De la même manière que le MLP utilisé lors de l'étude 2 présenté auparavant, Bath et al. (Bath et al., 2000) ont montré dans une étude de cohorte prospective qu'un réseau neuronal artificiel combinant 16 caractéristiques cliniques, était un outil précis pour identifier les non-chuteurs avec un haut niveau de classification correcte calculée à 92 %. Ce résultat est similaire à l'étude 1, mais a plusieurs limites comme nous l'avons expliqué dans le paragraphe précédent. En outre et de la même façon qu'avec le MLP employé lors de la seconde étude, ils ont également trouvé un faible niveau de précision pour la détection des chuteurs avec un taux de classification de seulement 31 %. Ces résultats ne semblaient donc pas aller en faveur de notre hypothèse de travail.

Cependant, Giansanti et al. ont publié deux études utilisant une collection rétrospective des chutes combinées à une évaluation physique en utilisant des capteurs inertiels du corps (Giansanti et al., 2008). Ces auteurs ont montré que les informations provenant des capteurs analysés avec MLP identifiaient les chuteurs correctement avec une spécificité élevée qui allait de 88 % à 97 %, associée à une sensibilité et une précision elle aussi élevée dépassant les 88 %. Enfin, plus récemment une revue systématique de l'évaluation des risques de chute dans les populations gériatriques utilisant des capteurs inertiels a souligné que les réseaux neuronaux

artificiels fournissaient les meilleurs résultats en termes de classification correcte des chuteurs (Howcroft et al., 2013). Ces dernières études confortaient l'hypothèse émise ici quant à la supériorité des réseaux neuronaux artificiels pour la prédiction de la chute. Toute la question était alors de déterminer si des résultats similaires pouvaient être obtenus en utilisant des variables cliniques. Ce dernier point nous semblait important pour la diffusion à l'échelle de la population en cas de résultats positifs. En effet, malgré un développement exponentiel des nouvelles technologies embarquées qui vont faire des téléphones les véritables plateformes d'enregistrements de notre santé dans un avenir proche, il est apparu important d'apporter une réponse immédiate qui aidera, par ailleurs, à faire la transition technologique à laquelle il faudra faire face demain.

Il a été montré que le modèle NEAT, utilisé dans l'étude 2, avait eu la même efficacité que dans les études menées par Giansanti et al. Cependant, dans cette étude les biais devaient être considérés et étaient de deux ordres. Premièrement, il y avait des « biais d'analyse », puisqu'ils émergeaient de l'utilisation de méthodes statistiques utilisées (van Walraven et coll., 2004). Deuxièmement, il y avait des biais liés à la méthode du recueil de la chute. L'étude 2, tout comme l'étude 1, était basée sur un recueil rétrospectif de la chute. En effet, l'un des principaux problèmes pour définir le caractère répétitif de la chute est de recueillir une information fiable sur la survenue de la chute. Ce recueil peut être direct. Dans ce cas, il peut se faire soit en interrogeant le chuteur lui-même, soit par un examen clinique à la recherche de stigmates cutanés de type hématomes ou excoriations cutanées d'âge et de sites corporels différents. Si l'interrogatoire de la personne est la méthode la plus utilisée (Hauer, Lamb *et al.* 2006), il ne faut pas omettre les données de l'examen clinique, même s'il n'a pas fait l'objet d'études ni de validation pour identifier les chutes. En effet, son intérêt est de pouvoir s'affranchir d'un défaut de rappel lié à un déclin mnésique ou langagier (Hauer, Lamb *et al.* 2006), ou à la prise de sédatifs qui rendent non fiable, voire impossible, l'interrogatoire (Tinetti, Speechley *et al.* 1988; Ganz, Higashi *et al.* 2005). De la même façon, l'interrogatoire de l'entourage de la personne peut aussi être une contribution importante pour identifier les chutes lorsque l'interrogatoire de la personne connaît des limitations. Par ailleurs, quelle que soit la personne âgée considérée et ses pathologies, le rappel de l'événement chute est toujours source d'incertitude quant à la validité de l'information recueillie. Dans les travaux de la littérature, le recueil de la chute peut être rétrospectif ou prospectif (Society 2001; Hauer, Lamb *et al.* 2006). Il peut se faire lors d'un contact téléphonique, d'un entretien en face à face ou grâce à un questionnaire papier (Hauer, Lamb *et al.* 2006). Dans ce dernier cas plus fiable, le renvoi du questionnaire peut être réalisé immédiatement après la survenue d'une chute ou se faire systématiquement à période fixe. Il a

été observé que le recueil rétrospectif est moins fiable par rapport au recueil prospectif (Hauer, Lamb *et al.* 2006). Par ailleurs, Cummings *et al.* (Cummings, Nevitt *et al.* 1988) ont montré, dans une étude de cohorte prospective portant sur 304 personnes âgées de 60 ans et plus, qu'il y avait une faible corrélation (r = 0,28 à 0,59) entre le nombre de chutes documenté objectivement par un questionnaire standardisé, posé régulièrement semaine par semaine sur une période de 12 mois par un professionnel de santé, et le nombre de chutes rapporté spontanément par les personnes âgées à la fin de la période de suivi. Ce déficit de rappel a été attribué le plus souvent à un oubli ou à un déni de la chute et est particulièrement fréquent chez les personnes qui n'ont pas eu de traumatisme physique suite à la chute (Cummings, Nevitt *et al.* 1988). La relation inverse a pu être observée, c'est-à-dire que les personnes avec des traumatismes sévères se rappellent plus facilement la survenue de l'événement chute (Cummings, Nevitt *et al.* 1988; Peel 2000; Ganz, Higashi *et al.* 2005). Enfin, le rappel de la chute est plus fiable lorsque la période considérée est de 12 mois comparée à 3 ou 6 mois (Hale, Delaney *et al.* 1993).

Par conséquent, pour éviter ces biais et afin d'étudier la qualité d'autres modèles prédictifs et de les comparer aux réseaux neuronaux artificiels, nous avons fait dans l'étude 3 la comparaison de diverses méthodes statistiques d'analyse de la prédiction de la chute, via les caractéristiques cliniques, en tenant compte du type de recueil de la chute.

L'étude 3 a donc comparé l'efficacité des réseaux neuronaux artificiels avec des modèles statistiques linéaires classiques utilisant des données provenant de deux études : la première basée sur un plan d'étude transversale avec un recueil rétrospectif de la chute (Prévention des chutes réseau 4) et la seconde correspondant à une étude de cohorte avec un recueil prospectif de l'information (Prévention des chutes réseau 4). Par ailleurs, une autre approche que celle des réseaux neuronaux artificiels a été utilisée, en testant l'approche de la logique floue qui n'avait jamais été utilisée auparavant pour la prédiction de la chute. Cette troisième étude a montré que les résultats confirmaient en partie l'hypothèse de départ, les modèles statistiques non-linéaires, et en particulier les réseaux neuronaux artificiels et la logique floue, étant plus efficaces que les méthodes usuelles d'analyse telles que la régression logistique, pour prédire les chutes chez les personnes âgées. En effet, quelle que soit la base de données utilisée, NEAT et ANFIS avaient les meilleures performances de classification par rapport aux modèles linéaires. Ce résultat était cohérent avec l'étude 2, mais la qualité de prédiction obtenue était moins bonne que précédemment, avec tout comme dans l'étude 1, un déséquilibre entre la sensibilité et la

spécificité. Mais cette fois-ci et à l'inverse de l'étude 1, la sensibilité était plus élevée que la spécificité.

Ce déséquilibre avec une sensibilité plus élevée que la spécificité caractérisait tous les modèles testés de l'étude 3. Cette relation inverse de l'étude 3 peut être expliquée par une diminution du nombre d'événements qui a modifié la qualité de la prédiction. En effet, la qualité de la prédiction des chuteurs récurrents était plus basse que celui des chuteurs. Ce déséquilibre entre la sensibilité et la spécificité expose au problème de classer un individu dans la catégorie « à risque de chute » alors qu'il n'est pas un chuteur. Ainsi, un test avec une haute sensibilité et une faible spécificité est souvent utilisé pour le dépistage plutôt que pour le diagnostic. Le risque principal d'un tel test positif est de commencer une intervention chez les non-chuteurs.

Facteurs associés à l'augmentation du risque de chute

Les résultats de trois études en termes de liens entre survenue des chutes et variables clinique sont dans la majorité des cas en cohérence avec la littérature (Fletcher et Hirdes, 2002a ; Beauchet et al., 2011; Rossat et al., 2010). Cependant, des divergences ont pu être notées :

Tout d'abord, dans l'étude 1, l'âge supérieur à 85 ans n'a pas été retenu par l'arbre de décision, alors que dans la littérature, l'augmentation de l'âge est généralement associée à un risque important de chute (Beauchet et al., 2011; Panel on Prevention of Falls in Older Persons, American Geriatrics Society and British Geriatrics Society, 2011; Rubenstein, 2006). La proportion faible de ce sous-groupe de participants (2 %) dans l'échantillon étudié peut en être la raison. Par ailleurs, toujours dans la même étude, le déclin cognitif n'était pas une variable qui caractérisait les chuteurs, alors qu'il est constamment retrouvé comme l'une des variables les plus associées à la survenue de la chute chez le sujet âgé. Une interprétation possible de ce résultat pourrait être liée au test utilisé pour caractériser le déclin cognitif. Ce test qui était la version courte du Mimi-Mental Status Examination est un test de criblage du déclin cognitif (Haubois et al., 2013). Une seconde explication possible est l'hypothèse que la déficience cognitive est liée uniquement à la première chute, mais pas à sa récurrence.

L'étude 2 et l'étude 3 n'ont pas montré de divergences comparées à l'étude 1. Cependant, il est important de noter que les résultats de l'étude 3 ont mis en évidence que la plupart des associations entre les variables de caractéristiques des participants avec des chutes étaient toujours présentes quelle que soit la collecte de données (c.à.d. rétrospectives ou prospectives)

et la récurrence ou non des chutes. Ce résultat est en partie en discordance avec les études précédentes qui montrent que l'âge, le nombre élevé de médicaments pris par jour, les drogues psychoactives et la mobilité anormale, ont été séparément liées à la chute, mais pas à la chute récurrente ; tandis que le sexe féminin, une mauvaise vision et la proprioception des membres inférieurs, étaient des marqueurs spécifiques de la récurrence des chutes (Rossat et al., 2010b).

Les résultats obtenus montrent également que le risque de chutes récurrentes était plus élevé lorsqu'il y avait une combinaison des variables cliniques. À titre d'exemple, la combinaison la plus appropriée pour identifier un risque de chute récurrente était l'association de la peur de tomber, l'humeur triste et la polymédication. L'Odds Ratio atteignait en effet la valeur de 6.

Ces résultats sont cohérents avec le fait que d'autres chercheurs, en revue systématique (Howcroft et al., 2013; Oliver et al., 2008; Stubbs et al., 2014), ont montré l'existence de profils de risque de chute différents parmi différentes populations d'aînés. Par « profil », il est entendu une présentation clinique particulière qui caractérise une population de personnes âgées par rapport à une autre. Ce profil, de nature descriptive, constitue un jugement posé par le chercheur après avoir rassemblé et analysé un ensemble d'études portant sur le sujet, puis à en faire la synthèse. Cette notion diffère de celle à laquelle se réfère le même terme, dans le contexte de l'analyse de classification et de régression. Ce dernier « profil », de nature prédictive, constitue alors une combinaison particulière de facteurs de risque associés à un risque de chute donné au sein d'une même population de personnes âgées.

En outre, le profil des personnes âgées plus actives vivant dans la communauté tendrait à être davantage lié à la motricité, aux environnements dangereux et aux comportements à risque. Les personnes qui ont besoin de soutien pour vivre en communauté auraient plutôt tendance à chuter en raison des conséquences fonctionnelles de problèmes de santé et de maladies chroniques, comme l'arthrite, la dépression et l'usage de psychotropes. Les résultats de ces trois études concernent plus les personnes âgées vivant au sein d'une communauté.

Au fur et à mesure que le nombre de facteurs de risque augmente, les risques de chute deviennent plus élevés. Le nombre d'éléments de risque et l'historique des chutes sont des prédicteurs importants et stables des chutes de personnes âgées, quels que soient le numéro d'ordre ou le mode de combinaison des chutes. Le fait qu'une personne ait déjà chuté par le passé accroît le risque de chute dans l'avenir, ce qui donne à penser que si on ne supprime pas les causes des chutes antérieures, la personne courra plus de risques de subir d'autres chutes causées par les mêmes facteurs (Beauchet et al., 2011).

Parmi les autres facteurs de risque, il a été démontré que les chutes sont plus fréquentes chez les sujets de sexe féminin que chez les sujets de sexe masculin (Bloem et al., 2003; Rubenstein, 2006). Dans l'étude 1 plus précisément il a été établi que les chutes récurrentes étaient également plus fréquentes chez les sujets de sexe féminin. Ce qui a amené à suggérer que les effets des maladies chroniques pourraient être différents entre les femmes et les hommes (Lord et al., 1994). Cela peut donc contribuer à un cercle vicieux, avec un risque accru de chutes chez les femmes par rapport aux hommes, en particulier quand un niveau élevé de déficience motrice est considéré comme un des facteurs de risque pour les chutes récurrentes. En outre, il a été suggéré que les circonstances et le mécanisme de chutes chez les femmes et les hommes peuvent différer, ce qui pourrait expliquer une récidive plus élevée de chutes chez les femmes par rapport aux hommes (Fried et al., 1999; Rossat et al., 2010; Rubenstein, 2006).

Une grande proportion des chutes chez les personnes âgées se produit tout en marchant ou en se levant et s'asseyant (Panel on Prevention of Falls in Older Persons, American Geriatrics Society and British Geriatrics Society, 2011). Une stabilité dynamique efficace, définie comme la capacité à contrôler la position du corps pendant toute activité motrice, dans lesquelles le centre de masse du corps est déplacé en dehors de la base de support, est nécessaire au cours de ces activités quotidiennes (Covinsky et al., 2001; Hsiao and Robinovitch, 1998; Pai et al., 2003). La stabilité posturale humaine dépend de l'interaction de plusieurs systèmes sensoriels, moteurs et systèmes d'intégration (Pai et al., 2003). Il a été montré que le système sensoriel et en particulier la vision et de la proprioception sont importants pour garder le contrôle de la position du corps (Lord et al., 1994; Rossat et al., 2010). D'autre part, une moins bonne performance de vision et de proprioception ont été observées chez les chuteurs récurrents par rapport aux chuteurs uniques et non-chuteurs.

Limites des études

Certaines limites doivent être mentionnées. Tout d'abord, les personnes ayant participé aux études présentées ici sont des volontaires âgés vivant dans la communauté et qui étaient sans doute plus sains et plus motivés par les questions de santé que la population générale des personnes âgées. Deuxièmement, nos résultats devraient tenir compte de la limitation de la conception de l'étude pour les études 1 et 2. En effet, il s'agit dans les deux cas d'études basées sur un plan transversal ; et l'étude 1 qui ne fournit qu'une information ponctuelle (photographie à un instant donnée) en comparaison des études basées sur des plans d'étude de type de cohorte

observationnelle et prospective. Cette limitation représente un défaut important lorsque l'on s'intéresse à la prédiction de chute et à l'exploration de l'association entre la chute, facteurs de risque et la récurrence des chutes. Il est également important de noter que les résultats de l'étude 3 ont mis en évidence que la plupart des associations entre les variables de caractéristiques des participants avec des chutes étaient toujours présentes quelle que soit la collecte de données (c.à.d. rétrospectives ou prospectives) et la récurrence ou non des chutes. Ce résultat est en partie en discordance avec les études précédentes qui montrent que l'âge, le nombre élevé de médicaments pris par jour, les drogues psychoactives et la mobilité de base anormale, ont été séparément liés à la chute, mais pas à la chute récurrente; tandis que le sexe féminin, une mauvaise vision et la proprioception des membres inférieurs étaient des marqueurs spécifiques de la récurrence des chutes (Rossat et al., 2010b). Troisièmement, et comme il a été écrit plus haut lorsque que le recueil des chutes a été rétrospectif, un biais de rappel a pu être présent (Cummings et al., 1988). Enfin, bien que des variables cliniques, reconnues comme les principaux facteurs de risque de chute, ont été enregistrées, des variables et /ou des facteurs de confusion ont pu être oubliés.

CHAPITRE VII : CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les résultats présentés dans cette thèse ouvrent de nouvelles perspectives tout en soulignant qu'une méthodologie rigoureuse d'identification des facteurs de risque est essentielle pour une bonne prédiction de la chute. En effet, une approche du traitement de données basée sur les mathématiques non-linéaires dans le domaine de l'identification et/ou la prédiction du risque de chute de la personne âgée vivant à domicile permet d'obtenir de meilleurs résultats que l'approche linéaire, surtout lorsque la chute est récurrente. En particulier, les réseaux neuronaux et la logique floue semblent être des approches prometteuses. Cependant, la difficulté à reproduire des résultats similaires entre les études, et le déséquilibre entre sensibilité et spécifié en outre, soulignent une inconstance des résultats obtenus et la nécessité de poursuivre dans cette voie.

Hormis les modèles testés, plusieurs autres techniques issues de l'IA sont disponibles et pourraient être appliquées à la problématique de la prédiction de la chute. Cependant, les méthodes d'IA n'ont toujours pas été adoptées avec enthousiasme dans le domaine médical. Une raison à cela est l'attitude des cliniciens à l'égard de la technologie utilisée dans le processus de prise de décision. La nécessité d'entreprendre des études contrôlées randomisées pour prouver l'efficacité des systèmes d'IA pour la prédiction de chutes est donc vitale. En effet, il existe aujourd'hui des preuves convaincantes que l'IA, dont les résultats des trois études présentées dans ce travail de thèse, peut jouer un rôle essentiel en aidant le clinicien à faire le bon choix.

Il faut donc désormais développer des réseaux neuronaux artificiels spécifiquement dédiés à la prédiction de la chute en travaillant notamment sur l'amélioration des sous-couches en parallèle du choix des variables à introduire dans le modèle. Il a été choisi de se limiter aux variables cliniques lors des études réalisées, alors que des informations recueillies de manière prospective et basées sur des mesures d'activité physique semblent plus adaptées comme l'ont montré Giansanti et al. Aujourd'hui, la révolution numérique est en cours et bouscule les pratiques. La miniaturisation des capteurs couplés au boom des nouvelles technologies de communication et de l'information, va faire des dispositifs portables de véritables centrales de mesure de notre santé. Si des algorithmes intelligents basés sur les réseaux neuronaux et la logique floue pour traiter des informations combinant variables cliniques et mesures d'activité sont développés, alors il est fort à parier que la prédiction d'un événement tel que la chute sera améliorée. Ceci permettra ainsi de répondre à cette demande de faire du « sur-mesure de masse » dans le domaine de la prévention des chutes en utilisant tous les atouts de ce monde numérique en pleine effervescence.

Aujourd'hui, le monde numérique fait partie du quotidien. En l'espace d'une génération, il a changé les activités et la manière d'entrer en relation avec le milieu environnant et de communiquer avec les autres. Le développement exponentiel des nouvelles technologies liées au numérique, associé à la diminution des coûts financiers des produits de consommation qui y sont liés, ont démocratisé l'accès et l'utilisation de ces technologies. Avec Internet, l'accessibilité à l'information par tout individu est désormais possible et devient un fait de société. Appliqué au monde de la santé, cet accès à l'information a modifié le comportement de l'individu : aujourd'hui, chacun peut et veut être un acteur de sa santé. Prenant en compte le souhait des individus de devenir acteurs de leur santé, de nombreux outils liés aux nouvelles technologies de communication et d'information voient le jour et connaissent un succès grandissant : sites médicaux, réseaux sociaux orientés vers des thématiques de santé sur mobiles et Internet...

Les individus, qu'ils soient jeunes ou âgés, accèdent désormais à ces outils et sont en demande de conseils, d'avis et d'informations en lien avec leur état de santé pour en devenir des acteurs véritables, impliqués, concernés et pro-actifs. Ce phénomène est d'autant plus marqué qu'aujourd'hui, le bien-être devient une priorité pour tous. Et puisqu'accéder à ce bien-être passe par la santé, il y a un souhait grandissant "d'agir pour sa santé" et un besoin croissant de mesurer soi-même sa santé. En quelques années, ce mouvement de masse a créé et structuré un nouveau comportement : le "quantified-self". Cette notion regroupe les outils, les principes et les méthodes permettant à chaque personne de mesurer ses données personnelles, de les analyser et de les partager. Les outils du quantified-self peuvent être des capteurs, des appareils de mesure connectés, des applications mobiles ou des applications Web.

Ainsi avisés, éduqués, préparés, et disposant d'outils de plus en plus pertinents, les individus ne seront désormais plus de simples patients, mais deviendront des acteurs de leur santé et de leur bien-être, participant ainsi de fait à l'amélioration de la qualité de leur propre prise en charge médicale.

BIBLIOGRAPHIE

1. Adler, R.A., Tran, M.T., Petkov, V.I., 2003. Performance of the Osteoporosis Self-assessment Screening Tool for osteoporosis in American men. Mayo Clin. Proc. 78, 723–727. doi:10.4065/78.6.723
2. Aleem, I.S., Schemitsch, E.H., Hanson, B.P., 2008. What is a clinical decision analysis study? Indian J. Orthop. 42, 137–139. doi:10.4103/0019-5413.40248
3. Alemi, F., Gustafson, D.H., 2007. Decision analysis for healthcare managers. Health Administration Press ; AUPHA Press, Chicago; Washington, DC.
4. Allard, M., ANDRIEUX, J.M., WESTERLOPPE, J., 1995. Le coût économique de la chute peut-il être estimé ?, in: Du Vieillissement Réussi à La Perte D'autonomie. Les Troubles de La Posture et Les Risques de Chute. Serdi, Paris, pp. 171–183.
5. Allen, R., Smith, D., 2001. Neuro-fuzzy closed-loop control of depth of anaesthesia. Artif. Intell. Med. 21, 185–191.
6. Bahaa, K., Noor, G., Yousif, Y., 2011. The Artificial Intelligence Approach for Diagnosis, Treatment and Modelling in Orthodontic. INTECH Open Access Publisher.
7. Bath, P.A., Pendleton, N., Morgan, K., Clague, J.E., Horan, M.A., Lucas, S.B., 2000. New approach to risk determination: development of risk profile for new falls among community-dwelling older people by use of a Genetic Algorithm Neural Network (GANN). J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci. 55, M17–21.
8. Batista, G.E.A.P.A., Prati, R.C., Monard, M.C., 2004. A Study of the Behavior of Several Methods for Balancing Machine Learning Training Data. SIGKDD Explor Newsl 6, 20–29. doi:10.1145/1007730.1007735
9. Beauchet, O., Annweiler, C., Allali, G., Berrut, G., Herrmann, F.R., Dubost, V., 2008. Recurrent falls and dual task-related decrease in walking speed: is there a relationship? J. Am. Geriatr. Soc. 56, 1265–1269. doi:10.1111/j.1532-5415.2008.01766.x
10. Beauchet, O., Annweiler, C., Dubost, V., Allali, G., Kressig, R.W., Bridenbaugh, S., Berrut, G., Assal, F., Herrmann, F.R., 2009. Stops walking when talking: a predictor of falls in older adults? Eur. J. Neurol. Off. J. Eur. Fed. Neurol. Soc. 16, 786–795. doi:10.1111/j.1468-1331.2009.02612.x
11. Beauchet, O., Dubost, V., Allali, G., Lleonart, S., Annweiler, C., Herrmann, F., Berrut, G., 2009. « Stops walking when talking » : 12 ans après. Ann. Gérontologie 2, 17–25. doi:10.1684/age.2009.0019
12. Beauchet, O., Dubost, V., Revel Delhom, C., Berrut, G., Belmin, J., French Society of

Geriatrics and Gerontology, 2011. How to manage recurrent falls in clinical practice: guidelines of the French Society of Geriatrics and Gerontology. J. Nutr. Health Aging 15, 79–84.

13. Bellamy, V., Beaumel, C., 2014. Bilan démographique 2013: trois mariages pour deux Pacs. Insee Prem. 1482.
14. Ben, K., van der Smagt, P., 1996. An Introduktion to Neural Networks.
15. Blanpain, N., Chardon, O., 2010. Projections de population à l'horizon 2060. Un tiers de la population âgé de plus de 60 ans. Insee Prem. 1320.
16. Bloem, B.R., Steijns, J.A.G., Smits-Engelsman, B.C., 2003. An update on falls. Curr. Opin. Neurol. 16, 15–26. doi:10.1097/01.wco.0000053580.70044.70
17. Boele van Hensbroek, P., van Dijk, N., van Breda, G.F., Scheffer, A.C., van der Cammen, T.J., Lips, P., Goslings, J.C., de Rooij, S.E., 2009. The CAREFALL Triage instrument identifying risk factors for recurrent falls in elderly patients. Am. J. Emerg. Med. 27, 23–36. doi:10.1016/j.ajem.2008.01.029
18. Bogle Thorbahn, L.D., Newton, R.A., 1996. Use of the Berg Balance Test to predict falls in elderly persons. Phys. Ther. 76, 576–583; discussion 584–585.
19. Boissy, P., Choquette, S., Hamel, M., Noury, N., 2007. User-based motion sensing and fuzzy logic for automated fall detection in older adults. Telemed. J. E-Health Off. J. Am. Telemed. Assoc. 13, 683–693. doi:10.1089/tmj.2007.0007
20. Bongue, B., Dupré, C., Beauchet, O., Rossat, A., Fantino, B., Colvez, A., 2011. A screening tool with five risk factors was developed for fall-risk prediction in community-dwelling elderly. J. Clin. Epidemiol. 64, 1152–1160. doi:10.1016/j.jclinepi.2010.12.014
21. Bouchon-Meunier, B., 1990. La logique floue et ses applications. Addison-Wesley France, Paris.
22. Brulin, D., Benezeth, Y., Courtial, E., 2012. Posture recognition based on fuzzy logic for home monitoring of the elderly. IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed. Publ. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. 16, 974–982. doi:10.1109/TITB.2012.2208757
23. Cahn, D.A., Salmon, D.P., Monsch, A.U., Butters, N., Wiederholt, W.C., Corey-Bloom, J., Barrett-Connor, E., 1996. Screening for dementia of the alzheimer type in the community: the utility of the Clock Drawing Test. Arch. Clin. Neuropsychol. Off. J. Natl. Acad. Neuropsychol. 11, 529–539.
24. Cameron, I.D., Gillespie, L.D., Robertson, M.C., Murray, G.R., Hill, K.D., Cumming, R.G., Kerse, N., 2012. Interventions for preventing falls in older people in care facilities

and hospitals. Cochrane Database Syst. Rev. 12, CD005465. doi:10.1002/14651858.CD005465.pub3

25. Chan, C.-L., Chen, Y.-J., Chen, K.-P., Chiu, S.-J., 2010. Elderly inpatient fall risk factors: A study of decision tree and logistic regression, in: 2010 40th International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE). Presented at the 2010 40th International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE), pp. 1–6. doi:10.1109/ICCIE.2010.5668424
26. Chatfield, C., 1995. Problem Solving: A statistician's guide, Second edition. CRC Press.
27. Christensen, K., Doblhammer, G., Rau, R., Vaupel, J.W., 2009. Ageing populations: the challenges ahead. The Lancet 374, 1196–1208.
28. Chu, Y.-H., Tang, P.-F., Peng, Y.-C., Chen, H.-Y., 2013. Meta-analysis of type and complexity of a secondary task during walking on the prediction of elderly falls. Geriatr. Gerontol. Int. 13, 289–297. doi:10.1111/j.1447-0594.2012.00893.x
29. Close, J., Hooper, R., Glucksman, E., Jackson, S., Swift, C., 2003. Predictors of falls in a high risk population: results from the prevention of falls in the elderly trial (PROFET). Emerg. Med. J. EMJ 20, 421–425. doi:10.1136/emj.20.5.421
30. Collins, T., McGann, A., Jessup, R., Vrantsidis, F., Hill, K.D., Pearce, J., 2004. Validation of a falls risk assessment tool in the sub-acute hospital setting : a pilot study.
31. Covinsky, K.E., Kahana, E., Kahana, B., Kercher, K., Schumacher, J.G., Justice, A.C., 2001. History and mobility exam index to identify community-dwelling elderly persons at risk of falling. J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci. 56, M253–259.
32. ct191.pdf, n.d.
33. Cummings, S.R., Nevitt, M.C., Kidd, S., 1988. Forgetting falls. The limited accuracy of recall of falls in the elderly. J. Am. Geriatr. Soc. 36, 613–616.
34. da Costa, B.R., Rutjes, A.W.S., Mendy, A., Freund-Heritage, R., Vieira, E.R., 2012. Can Falls Risk Prediction Tools Correctly Identify Fall-Prone Elderly Rehabilitation Inpatients? A Systematic Review and Meta-Analysis. PLoS ONE 7, e41061. doi:10.1371/journal.pone.0041061
35. Demuth, H., Beale, M., Hagan, M., 2008. Neural network toolbox^{TM} 6. User's Guide.
36. Diehr, P., Yanez, D., Ash, A., Hornbrook, M., Lin, D.Y., 1999. Methods for analyzing health care utilization and costs. Annu. Rev. Public Health 20, 125–144. doi:10.1146/annurev.publhealth.20.1.125
37. Drummond, C., Holte, R.C., 2003. C4.5, Class Imbalance, and Cost Sensitivity: Why Under-sampling beats Over-sampling. pp. 1–8.

38. Eggerickx, T., Tabutin, D., others, 2001. Le vieillissement démographique dans le monde.
39. Espace, populations, sociétés, 2000-3. Le vieillissement dans le monde., 2000. . Espace Popul. Sociétés 18.
40. Estabrooks, A., 2004. A multiple resampling method for learning from imbalanced data sets. Comput. Intell. 18–36.
41. Ferrucci, L., Giallauria, F., Guralnik, J.M., 2008. Epidemiology of aging. Radiol. Clin. North Am. 46, 643–652, v. doi:10.1016/j.rcl.2008.07.005
42. Fletcher, P.C., Berg, K., Dalby, D.M., Hirdes, J.P., 2009. Risk factors for falling among community-based seniors. J. Patient Saf. 5, 61–66. doi:10.1097/PTS.0b013e3181a551ed
43. Fletcher, R., Msc, R.F., MD, Fletcher, S.W., 2013. Clinical Epidemiology: The Essentials. Lippincott Williams & Wilkins.
44. Fried, L.P., Bandeen-Roche, K., Kasper, J.D., Guralnik, J.M., 1999. Association of comorbidity with disability in older women: the Women's Health and Aging Study. J. Clin. Epidemiol. 52, 27–37.
45. Fujiwara, S., Nakamura, T., Orimo, H., Hosoi, T., Gorai, I., Oden, A., Johansson, H., Kanis, J.A., 2008. Development and application of a Japanese model of the WHO fracture risk assessment tool (FRAX). Osteoporos. Int. J. Establ. Result Coop. Eur. Found. Osteoporos. Natl. Osteoporos. Found. USA 19, 429–435. doi:10.1007/s00198-007-0544-4
46. Gauthier, H., Gaymu, J., 2003. Le vieillissement démographique. Gérontologie Société 107, 13. doi:10.3917/gs.107.0013
47. Giansanti, D., Macellari, V., Maccioni, G., 2008. New neural network classifier of fall-risk based on the Mahalanobis distance and kinematic parameters assessed by a wearable device. Physiol. Meas. 29, N11–19. doi:10.1088/0967-3334/29/3/N01
48. Gonzalez, A., Perez, R., 2001. Selection of relevant features in a fuzzy genetic learning algorithm. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern. Publ. IEEE Syst. Man Cybern. Soc. 31, 417–425. doi:10.1109/3477.931534
49. Greenland, S., Pearl, J., Robins, J.M., 1999. Causal diagrams for epidemiologic research. Epidemiol. Camb. Mass 10, 37–48.
50. Guideline for the prevention of falls in older persons. American Geriatrics Society, British Geriatrics Society, and American Academy of Orthopaedic Surgeons Panel on Falls Prevention, 2001. . J. Am. Geriatr. Soc. 49, 664–672.

51. Haines, T.P., Bennell, K.L., Osborne, R.H., Hill, K.D., 2006. A new instrument for targeting falls prevention interventions was accurate and clinically applicable in a hospital setting. J. Clin. Epidemiol. 59, 168–175. doi:10.1016/j.jclinepi.2005.07.017
52. HAS, A., 2005. Recommandations pour la pratique clinique : Masso-kinésithérapie dans la conservation des capacités motrices de la personne âgée fragile à domicile.
53. Haubois, G., de Decker, L., Annweiler, C., Launay, C., Allali, G., Herrmann, F.R., Beauchet, O., 2013. Derivation and validation of a Short Form of the Mini-Mental State Examination for the screening of dementia in older adults with a memory complaint. Eur. J. Neurol. Off. J. Eur. Fed. Neurol. Soc. 20, 588–590. doi:10.1111/j.1468-1331.2012.03830.x
54. Hauer, K., Lamb, S.E., Jorstad, E.C., Todd, C., Becker, C., PROFANE-Group, 2006. Systematic review of definitions and methods of measuring falls in randomised controlled fall prevention trials. Age Ageing 35, 5–10. doi:10.1093/ageing/afi218
55. Haykin, S., 1998. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, 2nd ed. MacMillan Publishing Company.
56. Howcroft, J., Kofman, J., Lemaire, E.D., 2013. Review of fall risk assessment in geriatric populations using inertial sensors. J. Neuroengineering Rehabil. 10, 91. doi:10.1186/1743-0003-10-91
57. Hsiao, E.T., Robinovitch, S.N., 1998. Common protective movements govern unexpected falls from standing height. J. Biomech. 31, 1–9.
58. Hubert, H.B., Bloch, D.A., Oehlert, J.W., Fries, J.F., 2002. Lifestyle habits and compression of morbidity. J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci. 57, M347–351.
59. Issac, B., Israr, N., 2015. Case Studies in Intelligent Computing: Achievements and Trends. CRC Press.
60. Kalache, A., 2002. Gender-specific health care in the 21st century: a focus on developing countries. Aging Male Off. J. Int. Soc. Study Aging Male 5, 129–138.
61. Kenji Suzuki, 2011. Artificial Neural Networks- Methodological Advances and Biomedical Applications. INTECH Open Access Publisher.
62. Khaw, K.-T., 1997. Epidemiological aspects of ageing. Philos. Trans. R. Soc. Lond. B. Biol. Sci. 352, 1829–1835.
63. Kinsella, K.G., Velkoff, V.A., 2001. An Aging World: 2001. U.S. Department of Commerce, Economics and Statistics Administration, U.S. Census Bureau.
64. Koehn, P., 1994. Combining genetic algorithms and neural networks: The encoding problem.

65. Kuhn, M., Johnson, K., 2013. Applied Predictive Modeling. Springer London, Limited.
66. Lalkhen, A.G., McCluskey, A., 2008. Clinical tests: sensitivity and specificity. Contin. Educ. Anaesth. Crit. Care Pain 8, 221–223. doi:10.1093/bjaceaccp/mkn041
67. Lawrence, S., Giles, C.L., Tsoi, A.C., 1997. Lessons in neural network training: Overfitting may be harder than expected, in: AAAI/IAAI. Citeseer, pp. 540–545.
68. Leclerc, B.-S., 2010. Facteurs de risque de chutes chez les aînés vivant dans la communauté et ayant recours aux services de soutien à domicile: covariables dépendantes du temps et événements récurrents.
69. Lemarcis-De Decker, L., 2012. Limitation de traitement, comorbidités et personnes âgées. Nantes.
70. Le Roux, H.-O., 2011. Vieillissement de la population française (enjeux et réflexions autour de la filière gérontologique) [WWW Document].
71. Lord, S.R., Ward, J.A., Williams, P., Anstey, K.J., 1994. Physiological factors associated with falls in older community-dwelling women. J. Am. Geriatr. Soc. 42, 1110–1117.
72. Lord, S.R., Ward, J.A., Williams, P., Anstey, K.J., 1993. An epidemiological study of falls in older community-dwelling women: the Randwick falls and fractures study. Aust. J. Public Health 17, 240–245.
73. Lundin-Olsson, L., Nyberg, L., Gustafson, Y., 1997. "Stops walking when talking" as a predictor of falls in elderly people. Lancet Lond. Engl. 349, 617. doi:10.1016/S0140-6736(97)24009-2
74. Maloof, M., 2003. Learning when data sets are Imbalanced and when costs are unequal and unknown. Presented at the International Conf. on Machine Learning.
75. McCarthy, K., Zabar, B., Weiss, G., 2005. Does Cost-sensitive Learning Beat Sampling for Classifying Rare Classes?, in: Proceedings of the 1st International Workshop on Utility-Based Data Mining, UBDM '05. ACM, New York, NY, USA, pp. 69–77. doi:10.1145/1089827.1089836
76. Morel, A., 2011. Société et vieillissement.
77. Morisod, J., Coutaz, M., 2007. [Post-fall syndrome: how to recognize and treat it?]. Rev. Médicale Suisse 3, 2531–2532, 2534, 2536.
78. Morris, R., Harwood, R.H., Baker, R., Sahota, O., Armstrong, S., Masud, T., 2007. A comparison of different balance tests in the prediction of falls in older women with vertebral fractures: a cohort study. Age Ageing 36, 78–83. doi:10.1093/ageing/afl147
79. Moturu, S.T., Johnson, W.G., Liu, H., 2007. Predicting future high-cost patients: A real-

world risk modeling application, in: Bioinformatics and Biomedicine, 2007. BIBM 2007. IEEE International Conference on. IEEE, pp. 202–208.

80. Moturu, S.T., Liu, H., Johnson, W.G., 2009. Understanding the effects of sampling on healthcare risk modeling for the prediction of future high-cost patients, in: Biomedical Engineering Systems and Technologies. Springer, pp. 493–506.
81. Muller, F., Denis, B., Valentin, C., Teillet, L., 2004. Vieillissement humain : évolution démographique et implications médicales. Nutr. Clin. Métabolisme 18, 171–174. doi:10.1016/j.nupar.2004.10.004
82. Oliver, D., Britton, M., Seed, P., Martin, F.C., Hopper, A.H., 1997. Development and evaluation of evidence based risk assessment tool (STRATIFY) to predict which elderly inpatients will fall: case-control and cohort studies. BMJ 315, 1049–1053.
83. Oliver, D., Papaioannou, A., Giangregorio, L., Thabane, L., Reizgys, K., Foster, G., 2008. A systematic review and meta-analysis of studies using the STRATIFY tool for prediction of falls in hospital patients: how well does it work? Age Ageing 37, 621–627. doi:10.1093/ageing/afn203
84. Pai, Y.-C., Wening, J.D., Runtz, E.F., Iqbal, K., Pavol, M.J., 2003. Role of feedforward control of movement stability in reducing slip-related balance loss and falls among older adults. J. Neurophysiol. 90, 755–762. doi:10.1152/jn.01118.2002
85. Panel on Prevention of Falls in Older Persons, American Geriatrics Society and British Geriatrics Society, 2011. Summary of the Updated American Geriatrics Society/British Geriatrics Society clinical practice guideline for prevention of falls in older persons. J. Am. Geriatr. Soc. 59, 148–157. doi:10.1111/j.1532-5415.2010.03234.x
86. Parant, A., 2000. Le vieillissement démographique. Anti-hasard et défaut de prospective. Espace Popul. Sociétés 18, 339–361. doi:10.3406/espos.2000.1956
87. Pena-Reyes, C.A., Sipper, M., 1999. A fuzzy-genetic approach to breast cancer diagnosis. Artif. Intell. Med. 17, 131–155.
88. Peterson, M.J., Jongprasithporn, M., Carey, S.L., 2015. Evaluation of Fall Recovery and Gait Adaptation to Medial and Lateral Gait Perturbations. Biomed. Sci. Instrum. 51, 198–205.
89. Pham, H., 2006. Springer Handbook of Engineering Statistics. Springer Science & Business Media.
90. Pison, G., 2014. 1914-2014 : un siècle d'évolution de la pyramide des âges en France. INED Popul. Sociétés.
91. Podgorelec, V., Kokol, P., Stiglic, B., Rozman, I., 2002. Decision trees: an overview

and their use in medicine. J. Med. Syst. 26, 445–463.

92. Podsiadlo, D., Richardson, S., 1991. The timed “Up & Go”: a test of basic functional mobility for frail elderly persons. J. Am. Geriatr. Soc. 39, 142–148.

93. Popescu, M., Mahnot, A., 2009. Acoustic fall detection using one-class classifiers. Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Conf. 2009, 3505–3508. doi:10.1109/IEMBS.2009.5334521

94. Pregibon, D., 1997. Data Mining. Statistical Computing and Graphics.

95. Rafiq, M., McGovern, A., Jones, S., Harris, K., Tomson, C., Gallagher, H., de Lusignan, S., 2014. Falls in the elderly were predicted opportunistically using a decision tree and systematically using a database-driven screening tool. J. Clin. Epidemiol. 67, 877–886. doi:10.1016/j.jclinepi.2014.03.008

96. RAJASEKARAN, S., PAI, G.A.V., 2003. NEURAL NETWORKS, FUZZY LOGIC AND GENETIC ALGORITHM: SYNTHESIS AND APPLICATIONS (WITH CD). PHI Learning Pvt. Ltd.

97. Ramesh, A., Kambhampati, C., Monson, J., Drew, P., 2004. Artificial intelligence in medicine. Ann. R. Coll. Surg. Engl. 86, 334–338. doi:10.1308/147870804290

98. Réseau francophone de prévention des traumatismes et de promotion de la sécurité., Bourdessol, H., Pin, S., Institut national de prévention et d’éducation pour la santé., 2005. Prévention des chutes chez les personnes âgées à domicile: référentiel de bonnes pratiques. Éditions Inpes, Saint Denis, France.

99. Rigaud, S.A., Bayle, C., Latour, F., Lenoir, H., Seux, M.L., Hanon, O., Péquignot, R., Bert, P., Bouchacourt, P., Moulin, F., Cantegreil, I., Wenisch, E., Batouche, F., de Rotrou, J., 2005. Troubles psychiques des personnes âgées. EMC-Psychiatr. 2, 259–281.

100. Risi, S., Stanley, K.O., 2012. An enhanced hypercube-based encoding for evolving the placement, density, and connectivity of neurons. Artif. Life 18, 331–363. doi:10.1162/ARTL_a_00071

101. Robert-Bobée, I., 2006. principal: Projections de population pour la France métropolitaine à l’horizon 2050: la population continue de croître et le vieillissement se poursuit.

102. Robert, L., Miquel, P.-A., 2004. Bio-logiques du vieillissement. Editions Kimé.

103. Robertson, M.C., Campbell, A.J., Herbison, P., 2005. Statistical Analysis of Efficacy in Falls Prevention Trials. J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci. 60, 530–534. doi:10.1093/gerona/60.4.530

104. Robine, J.-M., Mormiche, P., Sermet, C., 1998. Examination of the Causes and Mechanisms of the Increase in Disability-Free Life Expectancy. J. Aging Health 10, 171–191. doi:10.1177/089826439801000204

105. Rockwood, K., Bergman, H., 2012. FRAILTY: A Report from the 3(rd) Joint Workshop of IAGG/WHO/SFGG, Athens, January 2012. Can. Geriatr. J. CGJ 15, 31–36. doi:10.5770/cgj.15.35

106. Rossat, A., 2010. Politique de prévention des chutes chez les plus de 65 ans: ciblage de la population, efficacité et efficience des interventions et contribution spécifique des Centres d'Examen de Santé de l'Assurance Maladie (CES). Université Claude Bernard-Lyon I.

107. Rossat, A., Fantino, B., Nitenberg, C., Annweiler, C., Poujol, L., Herrmann, F.R., Beauchet, O., 2010. Risk factors for falling in community-dwelling older adults: which of them are associated with the recurrence of falls? J. Nutr. Health Aging 14, 787–791.

108. Rubenstein, L.Z., 2006. Falls in older people: epidemiology, risk factors and strategies for prevention. Age Ageing 35 Suppl 2, ii37–ii41. doi:10.1093/ageing/afl084

109. Russell, M.A., Hill, K.D., Day, L.M., Blackberry, I., Gurrin, L.C., Dharmage, S.C., 2009. Development of the Falls Risk for Older People in the Community (FROP-Com) screening tool*. Age Ageing 38, 40–46. doi:10.1093/ageing/afn196

110. Sardon, J.-P., G.calot, 1999. Les facteurs du vieillissement démographique. Population 54, 509–552. doi:10.2307/1534988

111. Schneider, J., Bitterlich, N., Velcovsky, H.-G., Morr, H., Katz, N., Eigenbrodt, E., 2002. Fuzzy logic-based tumor-marker profiles improved sensitivity in the diagnosis of lung cancer. Int. J. Clin. Oncol. 7, 145–151. doi:10.1007/s101470200021

112. Scott, V., Pearce, M., Pengelly, C., 2005. Technical report: Injury resulting from falls among Canadians age 65 and over. Age 3, 180–353.

113. Seker, H., Odetayo, M.O., Petrovic, D., Naguib, R.N.G., Bartoli, C., Alasio, L., Lakshmi, M.S., Sherbet, G.V., 2002. Assessment of nodal involvement and survival analysis in breast cancer patients using image cytometric data: statistical, neural network and fuzzy approaches. Anticancer Res. 22, 433–438.

114. SFGG – HAS (service des bonnes pratiques professionnelles), 2009. Évaluation et prise en charge des personnes âgées faisant des chutes répétées.

115. Shah, A., Herbert, R., Lewis, S., Mahendran, R., Platt, J., Bhattacharyya, B., 1997. Screening for depression among acutely ill geriatric inpatients with a short Geriatric Depression Scale. Age Ageing 26, 217–221.

116. Simon Fraser University, Complex Systems Modelling Group (CSMG), 2010. Modeling in Healthcare. Am. Math. Soc.
117. Sixsmith, A., 2013. Technology and the Challenge of Aging, in: Sixsmith, A., Gutman, G. (Eds.), Technologies for Active Aging, International Perspectives on Aging. Springer US, pp. 7–25.
118. Stanley, K.O., 2004. Efficient Evolution of Neural Networks Through Complexification. The University of Texas at Austin.
119. Stanley, K.O., Miikkulainen, R., 2002. Evolving neural networks through augmenting topologies. Evol. Comput. 10, 99–127. doi:10.1162/106365602320169811
120. Stubbs, B., Binnekade, T., Eggermont, L., Sepehry, A.A., Patchay, S., Schofield, P., 2014. Pain and the risk for falls in community-dwelling older adults: systematic review and meta-analysis. Arch. Phys. Med. Rehabil. 95, 175–187.e9. doi:10.1016/j.apmr.2013.08.241
121. Thaler-Kall, K., Peters, A., Thorand, B., Grill, E., Autenrieth, C.S., Horsch, A., Meisinger, C., 2015. Description of spatio-temporal gait parameters in elderly people and their association with history of falls: results of the population-based cross-sectional KORA-Age study. BMC Geriatr. 15, 32. doi:10.1186/s12877-015-0032-1
122. The Epidemiology of Aging, n.d.
123. Thumerelle, P.-J., 2000. Vieillissement et longue vie. Espace Popul. Sociétés 18, 363–378. doi:10.3406/espos.2000.1957
124. Tinetti, M.E., 1986. Performance-oriented assessment of mobility problems in elderly patients. J. Am. Geriatr. Soc. 34, 119–126.
125. Tinetti, M.E., Speechley, M., Ginter, S.F., 1988. Risk factors for falls among elderly persons living in the community. N. Engl. J. Med. 319, 1701–1707. doi:10.1056/NEJM198812293192604
126. Toyabe, S., 2014. Development of a Risk Assessment Tool to Predict Fall-Related Severe Injuries Occurring in a Hospital. Glob. J. Health Sci. 6. doi:10.5539/gjhs.v6n5p70
127. United Nations Population Fund, 2011. Population dynamics in the least developed countries challenges and opportunities for development and poverty reduction. United Nations Population Fund, New York, NY.
128. Valverde-Albacete, F.J., Peláez-Moreno, C., 2014. 100% Classification Accuracy Considered Harmful: The Normalized Information Transfer Factor Explains the Accuracy Paradox. PLoS ONE 9, e84217. doi:10.1371/journal.pone.0084217

129. Vassallo, M., Poynter, L., Sharma, J.C., Kwan, J., Allen, S.C., 2008. Fall risk-assessment tools compared with clinical judgment: an evaluation in a rehabilitation ward. Age Ageing 37, 277–281. doi:10.1093/ageing/afn062

130. Vellas, B.J., Wayne, S.J., Romero, L., Baumgartner, R.N., Rubenstein, L.Z., Garry, P.J., 1997. One-leg balance is an important predictor of injurious falls in older persons. J. Am. Geriatr. Soc. 45, 735–738.

131. Vlaeyen, E., Coussement, J., Leysens, G., Van der Elst, E., Delbaere, K., Cambier, D., Denhaerynck, K., Goemaere, S., Wertelaers, A., Dobbels, F., Dejaeger, E., Milisen, K., Center of Expertise for Fall and Fracture Prevention Flanders, 2015. Characteristics and effectiveness of fall prevention programs in nursing homes: a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials. J. Am. Geriatr. Soc. 63, 211–221. doi:10.1111/jgs.13254

132. Weiss, G., Provost, F., 2001. The Effect of Class Distribution on Classifier Learning: An Empirical Study.

133. While, A., 2014. Minimising the cost of falls. Br. J. Community Nurs. 19, 414. doi:10.12968/bjcn.2014.19.8.414

134. World Health Organization., Ageing and Life Course Unit., 2008. WHO global report on falls prevention in older age. World Health Organization, Geneva, Switzerland.

135. Yamashita, T., Noe, D.A., Bailer, A.J., 2012. Risk Factors of Falls in Community-Dwelling Older Adults: Logistic Regression Tree Analysis. The Gerontologist gns043. doi:10.1093/geront/gns043

136. Yamashita, T., Noe, D.A., Bailer, A.J., 2012. Risk Factors of Falls in Community-Dwelling Older Adults: Logistic Regression Tree Analysis. The Gerontologist 52, 822–832. doi:10.1093/geront/gns043

137. Yu, X., Gen, M., 2010. Introduction to Evolutionary Algorithms, 2010 edition. ed. Springer, London ; New York.

ANNEXES

Annexe 1. Questionnaire PCR4

<table>
<tr><th>IDENTIFICATION</th><th colspan="2">INFORMATIONS CLINIQUES</th></tr>
<tr>
<td>Etiquette SAGES (Nom, prénom, date de naissance)

NUMERO DU CES : |__|__|__|

NUMERO SUJET : |__|__|__|

Vivez vous ?
En couple ❑ en famille ❑ Seul

SCORE EPICES : |__|__| |__|</td>
<td>SEXE : ❑ Homme ❑ Femme

LIEU DE VIE : ❑ Domicile ❑ Institution

TAILLE (cm) : |__|__|__| TAILLE à 20 ans : |__|__|__|

POIDS (kg) : |__|__|__|

TEST DES 3 MOTS (clé, ballon, citron) : ❑ correct ❑ incorrect

PRISE DE MEDICAMENTS :
Nombre de médicaments pris par jour |__|__|__|
Classes thérapeutiques différentes : |__|__|__|
Diphosphonate ❑ Ranélate de strontium❑
SUPLEMENTATION : CA+ ❑ VIT D ❑
PRISE DE PSYCHOTROPES : ❑ OUI ❑ NON
(Neuroleptiques ou somnifères ou antidépresseurs ou anxiolytiques)</td>
<td>VISION DE LOIN (/10)

Œil Droit : |__|__|
Œil gauche : |__|__|
TIMED UP & GO : |__|__|__|
TUG Imaginé : |__|__|__|
COTATION DIAPASON (Malléole externe cheville, score/ 8) :
Droite : |__|
Gauche : |__|

Utilisation aide à la marche : |__|
Si oui, type d'aide : |__|

N°1 N°2 N°3
Grip Hand : |__|__| |__|__| |__|__|</td>
</tr>
<tr><th colspan="3">QUESTIONNAIRE CHUTE</th></tr>
</table>

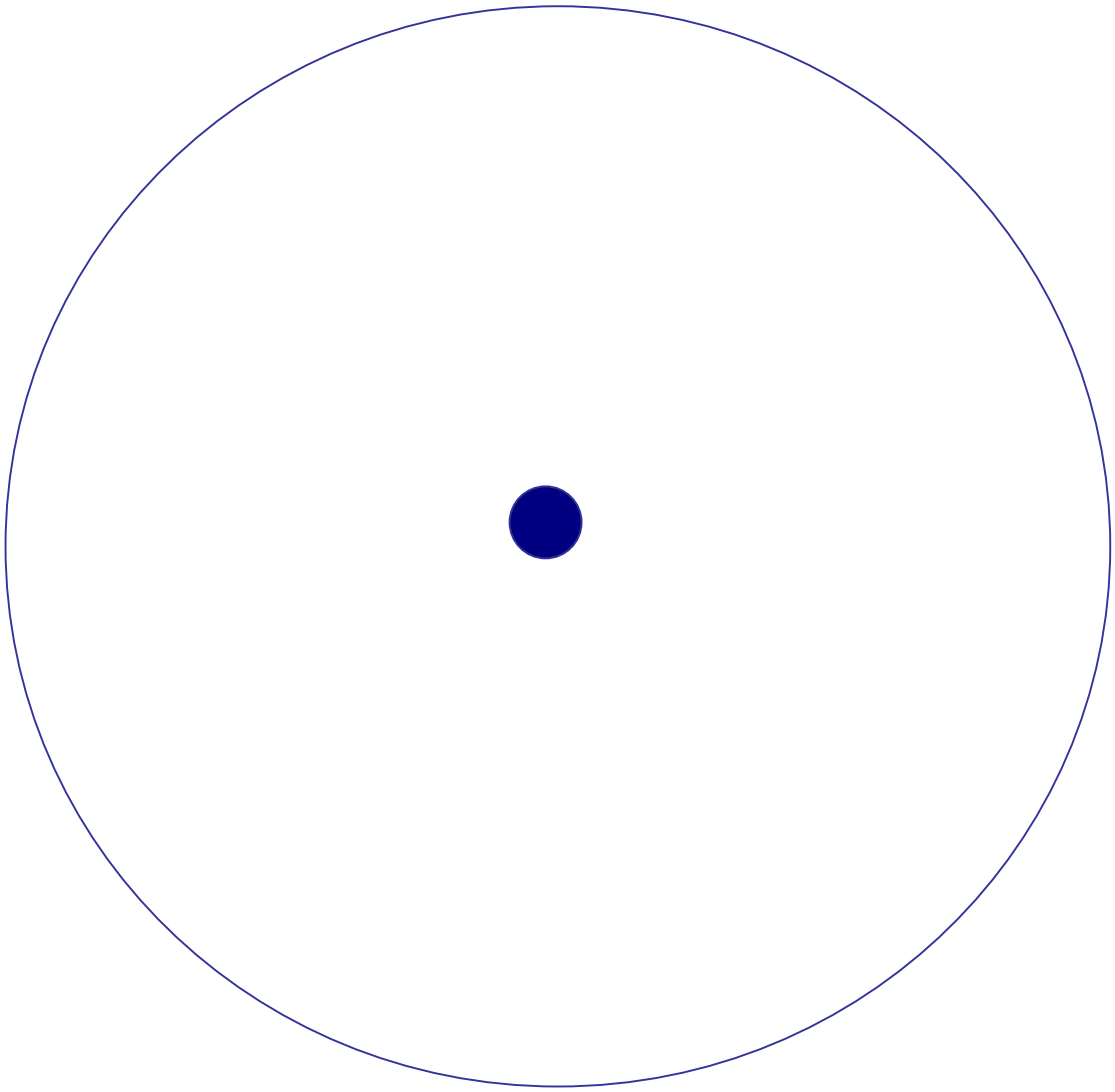
	OUI	NON
➢ Avez-vous peur de chuter ?	❑	❑
➢ Etes-vous déjà tombé(e), c'est-à-dire vous êtes-vous déjà retrouvé(e) au sol involontairement ?	❑	❑
➢ Si réponse OUI :		
➢ Il y a combien de temps ?	❑ < 1 mois ❑ 1 – 3 mois ❑ 3 – 6 mois ❑ 6 – 12 mois ❑ > 1an	
Où ? - à l'intérieur du domicile	❑	❑
- à l'extérieur du domicile	❑	❑
Avez-vous fait un malaise ?	❑	❑
• Comment ? - en marchant	❑	❑
- en se levant	❑	❑
- autres : escabeau	❑	❑
vélo	❑	❑
sport	❑	❑
• Combien de fois êtes-vous tombé(e) dans les 12 derniers mois ?	❑ 1 fois ❑ 2 fois ❑ ≥ 3 fois	

	OUI	NON
Signes de gravité de la chute :		
- fracture	❑	❑
- traumatisme crânien	❑	❑
- plaie cutanée importante (points)	❑	❑
- impossibilité de se relever	❑	❑
- hospitalisation	❑	❑
Des mesures préventives ont-elles été instaurées pour éviter une nouvelle chute ?	❑	❑
Lesquelles ?	.....	
	.....	

MINI GDS

	OUI	NON
- Vous sentez-vous souvent découragé(e) et triste ?	❑	❑
- Avez-vous le sentiment que votre vie est vide ?	❑	❑
- Etes-vous heureux(se) (bien) la plupart du temps ?	❑	❑
- Avez-vous l'impression que votre situation est désespérée ?	❑	❑

	Correct	Incorrect
▪ Indication des heures sur le cadran horloge ▪ Placement des aiguilles à 11h10	❑ ❑	❑ ❑



Test de l'horloge simplifiée

Annexe 2. Questionnaire de suivie téléphonique

ETUDE EVATELEQ

Questionnaire téléphonique de suivi

Date : ……./……./……

MESSAGE TELEPHONIQUE

Nous vous proposons le questionnaire suivant pour nous aider à améliorer la qualité de nos services.

Il n'y a ni bonnes, ni mauvaises réponses, et votre sincérité nous permettra de mieux vous connaître.

Nous vous remercions par avance du temps que vous y consacrerez et restons à votre disposition pour tous renseignements complémentaires.

Informations médicales

1. Au cours des 3 derniers mois, avez-vous revu votre médecin traitant ?

❑ Oui ❑ Non

2. Nombre de médicaments que vous prenez actuellement par jour : ______\

3. Prenez-vous actuellement des psychotropes (somnifères, antidépresseurs, anxiolytiques) ?

❑ Oui ❑ Non

4. Prenez vous actuellement de la vitamine D ? ❑ Oui ❑ Non

La Chute

5. Avez-vous chuté ces 3 derniers mois ? ❑ Oui ❑ Non

6. Si oui, combien de fois 1 ❑

2 ❑

3 et plus ❑

7. Si oui,

- lors d'un malaise ❑ Oui ❑ Non
- à l'extérieur domicile ❑ Oui ❑ Non
- à l'intérieur domicile ❑ Oui ❑ Non
- en pratiquant une activité physique ❑ Oui ❑ Non
  - si oui laquelle : marche ❑ Oui ❑ Non
  - se lever – s'assoire ❑ Oui ❑ Non
  - autre ❑ Oui ❑ Non

8. Y a-t-il eu des signes de gravité ?

❑ Oui ❑ Non

Lesquels :

Fracture : ❑ Oui ❑ Non

Plaie : ❑ Oui ❑ Non

Hospitalisation ❑ Oui ❑ Non

L'activité physique

9. Depuis notre dernier entretien, il y a 3 mois, pratiquez-vous :

- La marche (sortez-vous acheter votre pain ou votre journal à pied ?) :

❑ Oui ❑ Non

- Le jardinage :

❑ Oui ❑ Non

- Des activités physiques en club (ex : Aquagym) :

❑ Oui ❑ Non

- Vous considérez vous plutôt comme sédentaire ? (Vous sortez peu de chez vous) :

❑ Oui ❑ Non

- Autres (précisez) :

L'aménagement de votre lieu de vie

10. Après notre dernier entretien, au cours des 3 derniers mois, avez-vous fait des modifications dans l'aménagement de votre intérieur ?

❑ Oui ❑ Non

Si oui,

- Mise en place de tapis / pastilles antidérapants dans la salle de bain ?

  ❑ Oui ❑ Non

- Mise en place de barres d'appui ?

  ❑ Oui ❑ Non

- Mise en place d'un meilleur éclairage (lampe de poche, veilleuse la nuit, multiplication des luminaires) ?

  ❑ Oui ❑ Non

- Meilleur accès au téléphone et à la porte d'entrée (Enlever les plantes vertes, chaise, les fils de la télévision, etc.) ?

  ❑ Oui ❑ Non

- Mettre les objets à portée de main (ustensiles de cuisine, outils de bricolage, etc.) ?

  ❑ Oui ❑ Non

- Autres :

❑ Oui ❑ Non

- Si oui lesquels ……

La prise de risque et la prévention

Depuis notre dernier entretien il y a 3 mois :

11. Vous arrive t-il de monter sur un escabeau / une chaise que ce soit pour faire votre ménage ou attraper des objets ?

❑ Oui ❑ Non

12. Portez-vous des chaussures adaptées (chaussures à talon bas et semelles fines) ?

❑ Oui ❑ Non

13. Portez-vous des lunettes adaptées à votre vue (même pour des usages occasionnels) ? :

❑ Oui ❑ Non

l'évaluation des ateliers

Depuis notre dernier entretien il y a 3 mois :

14. Refaites-vous chez vous les exercices préconisés ?

❑ Oui ❑ Non

Si oui :

- L'ensemble de exercices préconisées ❑ Oui ❑ Non
- Régulièrement ❑ Oui ❑ Non
- Lesquels ……

15. Avez-vous trouvé que les cours :

- Ont améliorer votre équilibre

❑ Pas du tout ❑ un peu ❑ moyennement ❑ Beaucoup

- Ont modifié votre comportement

❑ Pas du tout ❑ un peu ❑ moyennement ❑ Beaucoup

16. Nous aimerions connaître votre avis sur ce programme (commentaires, remarques, suggestions) :

GUIDE ENQUETEUR

Ce guide est destiné à la personne qui recueillera les différentes informations sur la **fiche PCR4**

Les numéros des CES :

- Annecy = 1
- Auxerre = 2
- Bourg en Bresse = 3
- Chalon sur Saône = 4,
- Chambéry = 5
- Clermont = 6
- Lyon = 7
- Dijon = 8
- Moulin = 9
- Roanne = 10
- Saint-Etienne = 11

La fiche PCR4 comporte **4 parties** :

- La première porte sur l'identification du consultant : le jour d'évaluation et les identifiants sujet, le n° du CES, le score EPICES et ses conditions de vie (en couple, en famille, seul)
- La seconde porte sur les informations cliniques recueillies :
    - **Test des trois mots :**

Il faut que le sujet répète et retienne trois mots **clé, ballon, citron**. Cette étape se décompose en plusieurs phases qui sont les suivantes :

« Je vais vous citer trois mots vous allez répéter après moi et que vous allez retenir, car je vous la redemanderais dans moins de cinq minutes »

« Avez-vous compris ce que je vous ai dit ? »

Si réponse OUI continuer, si réponse NON répéter la consigne ci-dessus

« Les trois mots à répéter et retenir sont **clé, ballon, citron**

« Allez-y répéter ces trois mots» (le sujet doit répète les mots)

Lorsque que le sujet a répété ces mots, il faut une nouvelle fois lui répéter la consigne suivante : *« Maintenant retenez bien ces trois mots »*

- **Evaluation de l'acuité visuelle de loin avec l'échelle de Monnoyer**

Il faut :

- Des conditions d'éclairage optimales
- Placer le sujet à une distance de 5 mètres
- Faire séparément l'œil droit et gauche
- Le score noté correspond à la ligne de lettres lue par la personne testée. Une ligne est correcte si la personne fait moins de 2 erreurs.

- **Timed Up and Go test :**

Le Timed Up and Go est un test qui évalue globalement la mobilité de base de la personne âgée. Ce test a été mis au point initialement par Mathias et collaborateurs en 1986. La version actuelle a été développée par Podsiadlo et collaborateurs et mesure uniquement le temps (exprimé en secondes) mis pour réaliser le test.

Le Timed « Up and Go » test consiste à se lever d'une chaise à accoudoirs, marcher 3 mètres, faire demi-tour et revenir s'asseoir. Les conditions de réalisation du test sont les suivantes :

- Demander au sujet de se lever d'un fauteuil, de marcher 3 mètres (marquage au sol ou plot), de faire demi-tour, de revenir et se s'asseoir.
- Préciser que le sujet doit exécuter cette épreuve à une vitesse de déplacement la plus naturelle possible.
- Les 2 principales conditions de réalisation du test sont : Le sujet utilise ses chaussures habituelles et la pièce où le test est réalisé doit être bien éclairé, sans bruit ni stimulation extérieures (autres personnes que l'examinateur….).
- **La réalisation du test se décompose toujours en deux étapes : 1) explication du test au sujet, 2) puis chronométrage du test.**

- **Timed Up and Go test imaginé :**

Explication du déroulement de la seconde partie du test au sujet :

- Très bien ! restez assis sur la chaise (le dos doit être droit et toucher le dossier de la chaise),
- Maintenant nous allons passer à la deuxième partie du test.
- Je souhaiterais étudier la manière dont vous pensez vous déplacer.
- Pour cela, je vais vous demander de vous imaginer en train de faire le parcours que vous venez de faire. C'est-à-dire que vous allez imaginer que vous vous levez de la chaise, que vous marchez à votre vitesse naturelle vers la marque au sol, puis que vous faites demi-tour et que vous revenez vous asseoir sur la chaise.
- Lorsque vous vous imaginerez en train de faire ce parcours vous pouvez garder les yeux ouverts ou fermés.
- Afin que je puisse chronométrer votre temps, comme tout à l'heure, vous allez commencer à mon signal qui est toujours le mot « partez », mais cette fois ci vous n'allez pas bouger de la chaise, car vous allez vous imaginez en train de bouger.
- Lorsque vous pensez que vous êtes revenu vous asseoir sur la chaise, vous me direz « stop » pour que je puisse arrêter mon chronomètre.
- Avez-vous bien compris ?
- Avez-vous des questions ? (répondre aux questions, si nécessaire répéter la démonstration entièrement ou partiellement).
- Très bien. Installez-vous bien sur la chaise.
- Etes-vous prêt ?
- Partez !

- **Test du diapason**

les conditions sont les suivantes :

  - Le sujet est assis sur une chaise
  - L'examinateur est en face du sujet
  - Le diapason est placé sur la malléole externe de la cheville droite après l'avoir fait vibrer en la frappant dans la paume de sa main.
  - Le score se note de la façon suivante : la diminution des vibrations fait apparaître par un effet d'optique un triangle dont la pointe s'allonge progressivement. Lorsque que le sujet dit ne plus ressentir de vibration le niveau de la pointe fixe sur l'échelle gradué le score. Attention il est important de bien signaler au sujet

que les vibrations vont diminuer et qu'il doit signaler le moment ou il ne sent plus ces vibrations. Par sécurité, il faut constamment (toutes les 10 secondes) demander au sujet s'il sent toujours les vibrations. Afin d'avoir un rétro contrôle des vibrations la personne qui fait le test doit placer la pulpe de son index sur la malléole interne de la cheville testée. Ce retro contrôle permet de vérifier que le diapason est bien placé et provoque des vibrations sur la cheville.

- **Pour l'utilisation d'une aide à la marche** les codes sont les suivants :
  - Code 1 = canne ordinaire
  - Codes 2 = canne anglaise
  - Code 3 = canne tripode
  - Codes 4 = tricycle
  - Codes 5 = cadre de marche
  - Code 6 = autre

- **Grip hand qui teste la force de préhension de la main**

Il faut :

  - Que le sujet soit assis sur une chaise
  - Expliquer au sujet que l'appareil permet de mesurer sa force
  - Donner au sujet la consigne suivante : « je vous demande de serrer le plus fort possible et le plus rapidement la main ».
  - Faire le test avec la main dominante
  - Répéter le test 3 fois
  - Pour chaque mesure enregistrer la cotation donnée par l'appareil

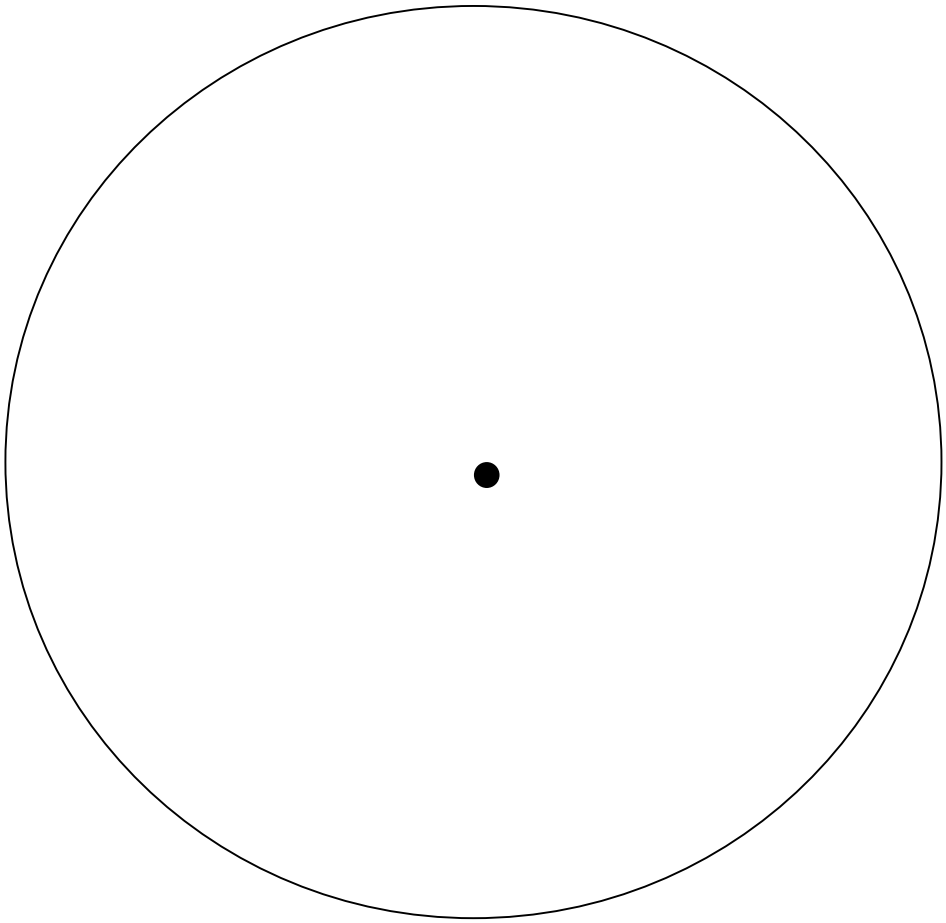
- **Test de l'horloge simplifié**

Le sujet doit dans un premier temps indiquer les heures sur le cadran dessiné sur la feuille : « pouvez-vous, s'il vous plait, placer les heures sur ce cadran d'horloge ? ». Une bonne réponse correspond au placement correcte des chiffres 12, 3, 6 et 9, et la présence de tous les autres chiffres (1, 2, 4, 5, 7, 8, 10, 11).

Puis dans un deuxième temps de sujet doit indiqué l'heure 11h10 : « « pouvez-vous, s'il vous plait, placer les aiguilles pour indiquer 11h10 ? » Une réponse correcte est un bon

placement des aiguilles, quel que soit leur taille (la petite et la grande aiguille pouvant être inversées).

- La troisième partie porte sur l'évaluation de l'état thymique
    - **Mini GDS** - Geriatric Depression Scale-
- La quatrième étape porte sur les ATCD de chute
    - **questionnaire chute 1 et chute 2**



Thèse de Doctorat

Anastasiia KABESHOVA

Prédire la chute de la personne âgée : apports des modèles mathématiques non-linéaires

Predicting of falls in the elderly: using of non-linear mathematical models

Résumé

En 2015, la chute de la personne âgée reste toujours un événement majeur, quel que soit l'angle de vue considéré. Elle est toujours associée à une forte morbi-mortalité, nombreuses incapacités, altération la qualité de vie du chuteur, mais aussi, en raison du vieillissement de la population, avec le nombre croissant de chuteurs requérant une prise en charge médicale. Cette situation repose en bonne partie sur notre incapacité à identifier la personne âgée qui est le plus à risque de chute, cette étape étant la première de toute stratégie d'intervention efficace et efficiente. Il est donc nécessaire voir obligatoire aujourd'hui de redoubler nos efforts sur l'amélioration de la prédiction de la chute. En contrepartie de nouvelles opportunités s'ouvrent à nous en raison de l'implantation et de l'informatisation des données médicales. La chute doit être considérée comme un événement chaotique et sa prédiction doit se faire via de nouveaux modèles mathématiques intégrant la particularité de ce comportement. C'est pour cette raison que des méthodes d'analyse basée sur l'intelligence artificielle semblent être une solution appropriée.

C'est à partir de ce constat que nous avons émis l'hypothèse que les modèles mathématiques issus de l'intelligence artificielle devaient permettre d'atteindre une qualité de la prédiction meilleure. L'objectif principal de cette thèse est d'étudier la qualité de la prédiction de la chute, récurrente ou non, chez des personnes âgées de 65 ans et plus, en utilisant les réseaux neuronaux et un modèle de logique floue, en les comparant avec des modèles mathématiques linéaires utilisés classiquement dans la littérature. L'ensemble de nos résultats confirme notre hypothèse de départ en montrant que le choix du modèle mathématique influence la qualité de la prédiction de la chute, les modèles non linéaires, et notamment les réseaux neuronaux et les systèmes de logique flous, étant plus performants que les modèles linéaires pour la prédiction des chutes surtout lorsqu'elles sont récurrentes.

Mots clés
Chute, personne âgée, prédiction, réseau des neurones artificiels, logique flous, intelligence artificielle

Abstract

Falls in the elderly are still a major issue in 2015 because they are associated with high rate of morbidity, mortality and disability, which affect the quality of life. The number of fallers requiring medical and/or social care is growing up due to aging population. This is largely based on our inability to predict correctly the risk of falling among the elderly, knowing that this is the first step of any efficient and effective intervention strategies. Therefore, it is necessary today to double our efforts in improving the prediction of falls. New opportunities and advanced technologies provide to us the possibility of computerizing of medical data and research, and to improve prediction of falls using new approaches. A fall should be considered as a chaotic event, and its prediction should be done via new mathematical models incorporating the feature of this behaviour. Thus, the methods of artificial intelligence-based analysis seem to be an appropriate solution to analyse complex medical data.

Based on this observation we have formulated the hypothesis that non-linear mathematical models using artificial intelligence are the models which are the most likely to achieve the best quality of the prediction. The main objective of thesis is to study the quality of the prediction of falls, recurrent or not, among the adults aged 65 years and over, using neural networks and fuzzy logic models, and comparing them either among themselves or with the linear mathematical models conventionally employed in the literature for fall prediction. The results confirm our hypothesis showing that the choice of the mathematical model affects the quality of fall prediction. Nonlinear models, such as neural networks and fuzzy logic systems, are more efficient than linear models for the prediction of falls especially for recurrent falls.

Key Words
Fall, elderly, prediction, artificial neural network, fuzzy logic model, artificial intelligence