



HAL
open science

Transformation numérique en santé et enjeux de la santé connectée : évaluation d'un accompagnement personnalisé et à distance de patientes dans l'après cancer du sein

Meysa Beddar

► To cite this version:

Meysa Beddar. Transformation numérique en santé et enjeux de la santé connectée : évaluation d'un accompagnement personnalisé et à distance de patientes dans l'après cancer du sein. domain_shs.info.docu. 2022. mem_03847418

HAL Id: mem_03847418

https://memsic.ccsd.cnrs.fr/mem_03847418

Submitted on 10 Nov 2022

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

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



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License



le cnam
intd

Mémoire pour l'obtention du
Master Sciences humaines et sociales
mention humanités numériques
Parcours Mégadonnées et analyse sociale (MEDAS)

Transformation numérique en santé et enjeux
de la santé connectée – Evaluation d'un
accompagnement personnalisé et à distance de
patientes dans l'après cancer du sein

Meyssa BEDDAR

Date et lieu de la soutenance

- 08/09/2022
- CFA CNAM IDF – 61 rue du landy – 93210 – Saint-Denis

Membres du jury

- Ghislaine Chartron, présidente du jury
- Gérald Kembellec, tuteur de mémoire
- Marc-Antoine Brochard, maître d'apprentissage

Promotion (2020-2022)



Paternité Pas d'Utilisation Commerciale - Pas de Modification

BEDDAR Meyssa. Transformation numérique en santé et enjeux de la santé connectée – Evaluation d'un accompagnement personnalisé et à distance de patientes dans l'après cancer du sein. Mémoire professionnel INTD, Titre I, Data analyst. Conservatoire national des arts et métiers. Promotion 5.

Ce mémoire dresse un état des lieux de la e-santé en France en 2022, tout en interrogeant l'impact de la rapidité de la transformation numérique dans le secteur sanitaire. Les valeurs ajoutées et perspectives, mais également les enjeux sociétaux, éthiques et juridiques de la numérisation du champ de la santé sont par conséquent largement discutés.

Ces éléments sont par la suite illustrés à partir de l'évaluation préliminaire de l'impact d'un programme d'éducation thérapeutique du patient numérisé et portant sur l'activité physique et sportive auprès de patientes dans l'après cancer du sein. En particulier, ce sont l'évolution des métriques biologiques et de capacités physiques ainsi que la posture des patientes vis-à-vis de l'application mobile de coaching et des objets connectés qui sont investigués. Une prédiction de la réussite au programme est enfin proposée à partir de la comparaison de plusieurs algorithmes de machine learning.

Descripteurs

E-santé
Santé mobile
Objet connecté
Application de coaching
Données de santé
Statistiques
Fouille de données
Machine Learning
Activité physique
Régression multiple
Arbres de décision
Bagging
Forêts aléatoires

This master thesis provides an inventory of e-health in France in 2022, while questioning the impact of the speed of digital transformation in the health sector. The added values and perspectives, but also the societal, ethical and legal issues of the digitization of the health field are therefore widely discussed.

These elements are then illustrated on the basis of the preliminary evaluation of the impact of a digitized therapeutic patient education program on physical and sporting activity for post-breast cancer patients. In particular, the evolution of biological metrics and physical capacities as well as the posture of patients vis-à-vis the mobile coaching application and connected objects that are investigated.

A prediction of success in the program is finally proposed from the comparison of several machine learning algorithms.

Keywords

E-health
Mobile health
Connected object
Coaching app
Health data
Statistics
Datamining
Machine Learning
Physical activity
Regression analysis
Decision tree
Bagging
Random forests

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier mon maître d'apprentissage, Marc-Antoine Brochard, pour les commentaires enrichissants dont il m'a fait part tout au long de l'élaboration de l'étude.

De la même façon, je tiens à adresser ma gratitude à mon tuteur de mémoire, Gérard Kembellec, ainsi qu'à ma directrice de master, Ghislaine Chartron, pour leurs conseils avisés et le soutien moral qu'ils m'ont apportés lorsque j'ai fait face à des difficultés.

Je tenais également à remercier ma mère, mes sœurs et mon frère, mais aussi Coralie et Mélanie pour leurs confiance et soutien sans faille. Un remerciement tout particulier envers Nassima, pour tout ce qu'elle m'a apporté.

Table des matières

Liste des tableaux	7
Liste des figures	7
Liste des annexes	8
1 Introduction	9
2 Etat de l'art de la transformation numérique du champ sanitaire et des enjeux de l'e-santé....	12
2.1 Transformation numérique en santé : contexte et base conceptuelle	12
2.1.1 Mutation numérique du monde.....	12
2.1.2 Métamorphose numérique en santé : notre système de santé d'ici 2030	13
2.1.3 Définitions et bases technologiques	14
2.1.4 Les producteurs de e-santé	22
2.2 Perspectives, attentes et valeur ajoutée de la e-santé	24
2.2.1 Attentes des patients, des professionnels de santé et du système de santé	24
2.2.2 L'e-santé en tant que facteur d'encapacitation du patient	25
2.2.3 Perspectives de l'intelligence artificielle en santé	26
2.2.4 La e-santé dans le cadre des maladies chroniques et en oncologie.....	28
2.3 Risques et limites de la e-santé	29
2.3.1 Risques et limites socio-culturels.....	29
2.3.2 Limites techniques	31
2.3.3 Enjeux juridiques et réglementaires – La question de la sécurité et de la protection des données.....	33
3 Présentation de l'entreprise Stimulab	36
3.1 Historique.....	36
3.2 Les activités et solutions de Stimulab.....	37
3.3 Secteur et concurrence	39
3.4 Organisation de l'entreprise	39
3.5 Enjeux de la donnée à Stimulab	40
3.5.1 Sécurisation et protection des données à caractère personnel.....	40
3.5.2 Service data	42
4 Présentation de l'étude éMouvoir et des objectifs du projet mené dans le cadre du mémoire ...	46
4.1 Présentation de l'étude éMouvoir	46
4.1.1 Contexte et objectifs de l'étude éMouvoir	46
4.1.2 Le suivi des patientes du groupe expérimental	49
4.2 Objectifs du projet mené dans le cadre du mémoire	50
5 Evaluation préliminaire de l'accompagnement : Evolution des métriques de capacités physiques et biologiques.....	52
5.1 Définition des données.....	52
5.1.1 Tests de capacités physiques.....	52

5.1.2	Données biométriques	53
5.2	Méthodologie de préparation des données	54
5.2.1	Nettoyage des données.....	54
5.2.2	Enrichissement des données.....	56
5.3	Méthodologie et méthodes de l'analyse des données	57
5.3.1	Méthodologie de l'analyse des données.....	57
5.3.2	Définition des méthodes appliquées	59
5.4	Résultats	64
5.4.1	Evaluation de l'évolution brute des métriques.....	64
5.4.2	Evaluation de l'évolution des métriques en termes de réussites et échecs	72
6	Etude des profils et comportements des patientes accompagnées – Analyse de l'engagement et de l'adhésion au programme	77
6.1	Définition des données.....	77
6.1.1	Profil	77
6.1.2	Actions et échanges sur la plateforme.....	79
6.1.3	Adhésion	80
6.1.4	Activité physique	81
6.2	Méthodologie de préparation et d'analyse des données	82
6.2.1	Méthodologie de préparation des données	82
6.2.2	Méthodologie d'analyse des données	85
6.3	Résultats	85
6.3.1	Profil	85
6.3.2	Actions et échanges sur la plateforme.....	89
6.3.3	Adhésion	91
6.3.4	Activité physique	93
7	Analyse et prédiction de la réussite au programme.....	96
7.1	Méthodologie et méthodes employées	96
7.1.1	Méthodologie de fouille de données.....	96
7.1.2	Définition des méthodes appliquées	99
7.2	Construction et analyse du modèle de régression multiple.....	104
7.2.1	Sélection des variables et du jeu de données	105
7.2.2	Etude de la validité et amélioration du modèle	113
7.2.3	Résultats	115
7.3	Prédiction de la réussite totale – Comparaison de modèles	117
7.3.1	Régression multiple	118
7.3.2	Arbres de décision	119
7.3.3	Bagging.....	120
7.3.4	Forêts aléatoires.....	121

8 Conclusion et perspectives.....	123
Annexes	128
Bibliographie.....	145

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Définition des tests de capacités physiques.....	52
Tableau 2 : Définition des mesures biométriques.....	52
Tableau 3 : Scores aux tests de capacités physiques des patientes selon leur groupe d'appartenance et le temps de mesure.....	65
Tableau 4 : Différences de scores aux tests de capacités physiques entre M0 et M4 (M4-M0) selon les groupes.....	67
Tableau 5 : Mesures biométriques des patientes selon leur groupe d'appartenance et le temps de mesure.....	68
Tableau 6 : Différences de mesures biométriques entre M0 et M4 (M4-M0) selon les groupes.....	70
Tableau 7 : Répartition des échecs et réussites aux tests de capacités physiques selon les groupes d'inclusion.....	72
Tableau 8 : Répartition des échecs et réussites pour chaque mesure biométrique selon les groupes d'inclusion.....	74
Tableau 9 : Répartition de la réussite globale selon les groupes d'inclusion.....	75
Tableau 10 : Définition des données de profil.....	77
Tableau 11 : Définition des données d'action et d'échanges sur la plateforme.....	79
Tableau 12 : Définition des données d'observance.....	80
Tableau 13 : Définition des données d'activité physique.....	81
Tableau 14 : Statistiques descriptives des données de profil des patientes du groupe expérimental	85
Tableau 15 : Statistiques descriptives des données d'actions et d'échanges.....	88
Tableau 16 : Statistiques descriptives des données d'observance.....	91
Tableau 17 : Distribution des variables liées à l'activité physique.....	93
Tableau 18 : Coefficients de corrélation de Pearson des variables les plus liées à la réussite totale	106
Tableau 19 : Comparaison des résultats des modèles avec et sans imputation de données.....	110
Tableau 20 : Résultats de la régression sur les variables sélectionnées à partir de la méthode pas à pas.....	111
Tableau 21 : Résumé statistique des patientes identifiées par les résidus standardisés et studentisés	113
Tableau 22 : Résumé statistique des patientes identifiées par les points leviers.....	113
Tableau 23 : Comparaison des modèles selon les indicateurs utilisés (résidus et/ou points leviers)	113
Tableau 24 : Résultats obtenus par la régression multiple optimisée.....	115
Tableau 25 : Répartition de la variable cible selon les échantillons global, d'entraînement et de test	118

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Représentation schématique de la e-santé (Brouard et al., 2014)	15
Figure 2 : Taxonomie des méthodes d'analyse - schéma de Bringay (2015)	19
Figure 3 : Benchmark des concurrents de Stimulab	39
Figure 4 : Exemple de statistiques hebdomadaires partagées relatives aux comportements utilisateurs	42
Figure 5 : Illustration de la procédure de validation d'activité sur la plateforme.....	49
Figure 6 : Boîtes à moustaches des résultats aux tests de capacités physiques selon les groupes et le temps de mesure	64
Figure 7 : Boîtes à moustaches des mesures biométriques selon les groupes et le temps de mesure	70
Figure 8 : Illustration des premiers traitements de nettoyage et d'agrégation de données à l'aide de la table relative aux comptes rendus alimentaires.....	84
Figure 9 : Représentation graphique des données de profil des patientes suivies	87
Figure 10 : Répartition du nombre de jours de données au global et de sommeil.....	92
Figure 11 : Matrice de corrélation des variables présélectionnées.....	108
Figure 12 : Vérification des hypothèses de la régression multiple	115
Figure 13 : Diagrammes des variables ajoutées.....	117
Figure 14 : Représentation de l'arbre de décision.....	119
Figure 15 : Importance des variables dans la construction du bagging	121
Figure 16 : RMSE - Méthode de bagging	121
Figure 17 : Représentation graphique des MSE en fonction des arbres.....	122
Figure 18 : RMSE - Forêts aléatoires	122

LISTE DES ANNEXES

Annexe 1 : Définition des réussites.....	128
Annexe 2 : Définition des données – Partie 1 de l'analyse	131
Annexe 3 : Exemple de questionnaire de démarrage	141
Annexe 4 : Représentation graphique de la validité du modèle avant prise en compte des résidus standardisés et studentisés	143
Annexe 5 : Résultats des régressions non retenues excluant les patientes identifiées selon les indicateurs retenus	144

1 INTRODUCTION

Face à l'augmentation des dépenses de santé, aux inégalités territoriales d'accès aux soins, à la prévalence¹ en hausse des maladies chroniques ou encore au vieillissement de la population, la e-santé, également appelée santé numérique, apparaît de plus en plus comme une potentielle solution pour relever ces défis (Safon, 2016).

Déjà en 2015, la e-santé représentait « une promesse, celle d'un marché florissant, dynamique et innovant, au bénéfice de l'amélioration des services rendus à la population et aux professionnels de santé, offrant de nouveaux métiers et un relai de croissance à notre économie »². Par ailleurs, près de 8 européens sur 10 considèrent que les solutions numériques amélioreront la qualité du système de santé de leur pays (Mercier & Barea, 2019). Les applications mobiles et objets connectés en santé inondent désormais le marché et sont porteurs de promesses tant pour les patients que pour les professionnels de santé (Perroy, 2016). Effectivement, les innovations apportées par la santé connectée sont amenées à modifier les modes de communication et d'informations échangées entre les différents acteurs, que ce soient des organisations du secteur de la santé, d'industriels ou d'associations de patients (Becuwe et Thebaut, 2020).

Le contexte de la crise sanitaire liée à la pandémie de COVID 19 a mis en lumière le fait que l'accélération¹ de la transition numérique de notre système de santé, débutée depuis une quinzaine d'années, semble nécessaire pour sa progression. La pandémie a alors accentué la modification de la pratique des soins ainsi que de la médecine clinique, avec notamment l'utilisation de la télémédecine avec les téléconsultations et la télé-rééducation qui étaient jusqu'alors marginales dans la pratique (Leung et al., 2020) et démocratisé certaines pratiques comme la collecte dématérialisée de documentation ou l'organisation interne des établissements (Seguin et Tassy, 2022). Ainsi, le gouvernement, souhaitant rattraper le retard français en matière de santé numérique, a détaillé en octobre 2021 dans le cadre du programme « Ma santé 2022 » (Ministère des Solidarités et de la Santé, 2021) sa stratégie d'accélération du virage du numérique en cinq axes, dont l'objectif premier est le développement accéléré de différents pans de l'e-santé, avec notamment le financement des innovations dans la médecine « 5 P » (Personnalisée, Préventive, Prédicative, Participative et Preuves).

¹ Défini selon l'Institut National d'Etudes Démographiques (INED) comme le « Nombre de cas de maladies enregistrés pour une population déterminée et englobant aussi bien les nouveaux cas que les anciens cas. »

² Note de synthèse - Pipame - Étude « E-santé : faire émerger l'offre française en répondant aux besoins présents et futurs des acteurs de santé » https://www.entreprises.gouv.fr/files/files/directions_services/etudes-et-statistiques/prospective/Numerique/2016-02-Pipame-e-santesynthese.pdf

Toutefois, elle peut également être source de questionnements, voire d'inquiétudes, en raison notamment du traitement par la littérature et du cinéma de science-fiction donnant à voir des dystopies sources de fortes interrogations. L'opinion oscille alors entre enthousiasme, par l'avènement d'une nouvelle ère de la prévention, et crainte face au détournement potentiel par des acteurs digitaux de la Silicon Valley par exemple (Normand, 2017).

Pour autant, selon le Comité Consultatif National d'Éthique (CCNE) et notamment le groupe de travail étudiant les enjeux éthiques du numérique et de l'intelligence artificielle, le risque serait justement de refuser l'innovation numérique, dans le sens où elle permettrait entre autres un meilleur suivi des patients, et donc de répondre aux problématiques de sous-efficience ou de non-qualité de la prise en charge actuelle de notre système de santé, dont certains traitements se font encore à retardement (Grison, 2019).

Ainsi ont émergé différents concepts centraux comme ceux de l'éthique en santé, du patient virtuel et de l'informatique médicale, ou encore la question des données sensibles, leur dématérialisation ainsi que leur hébergement.

Il apparaît donc important de s'interroger sur l'impact de la rapidité de la transformation numérique de notre système de santé, et plus particulièrement sur l'acceptabilité, les attentes, les atouts, les dangers, la fiabilité, la sécurité et l'efficacité des projets en e-santé ayant recours à des applications mobiles et/ou à des objets connectés. Aussi, les confusions liées à la multiplication des termes utilisés dans le domaine des technologies de l'information et de la communication étant importantes, nous définirons avant toute chose les différentes expressions consacrées à la santé numérique, telles que l'e-santé, la m-santé, les *serious game*, le big data en santé ou encore la télémédecine. Les enjeux sociétaux, éthiques et juridiques de la numérisation du champ de la santé seront par la suite abordés, en posant notamment les questions de la protection et de la sécurisation des données de santé. Tous ces éléments seront ainsi discutés dans une première partie afin de faire un état des lieux de l'e-santé en 2022.

Ces interrogations seront enfin illustrées par l'utilisation du numérique au sein de l'entreprise Stimulab, startup dans le secteur de l'e-santé et spécialisée dans la création de programmes d'éducation à la santé et d'éducation thérapeutique auprès de populations ayant des maladies chroniques et des facteurs de risque pour leur santé.

Effectivement, Stimulab propose des dispositifs de prise en charge à distance ayant pour objectifs :

- Le maintien du lien entre les patients et les professionnels,

- L'engagement des patients dans une démarche d'actions quotidiennes afin d'atteindre l'autonomie,
- La prévention et l'anticipation des rechutes ou hospitalisations grâce au suivi à distance,
- L'amélioration de la qualité de vie ainsi que de l'observance aux soins.

En d'autres termes, l'objectif est de « rendre accessible au plus grand nombre l'éducation thérapeutique du patient en la faisant sortir du lieu physique de l'hôpital pour l'adresser aux populations qui en ont le plus besoin (« A propos de Stimulab », s. d.). Chargée de l'accompagnement des patientes du groupe expérimental, l'entreprise Stimulab prend part dans l'étude multicentrique financée par l'Institut National du Cancer dans le cadre d'un Programme Hospitalier de Recherche Clinique (PHRC) et par la région Hauts-de-France, dont l'objectif est l'évaluation de l'impact d'un accompagnement personnalisé et à distance (en ligne ou par téléphone) portant sur l'activité physique et sportive et l'utilisation d'une montre connectée auprès de patientes dans l'après cancer du sein pendant 4 mois sur la qualité de vie.

Nous interrogerons ainsi, par l'évaluation préliminaire de ce cas pratique, l'impact d'un programme d'éducation thérapeutique du patient numérisé, intégrant une application mobile ainsi que des objets connectés, en comparant la réussite au programme – déterminée notamment par l'évolution des métriques biologiques et des capacités physiques – des patientes selon qu'elles aient été accompagnées ou non. Nous tenterons également de déterminer des indicateurs pertinents à suivre dans l'objectif à terme de proposer un meilleur suivi aux bénéficiaires des programmes de santé numérique de Stimulab.

2 ÉTAT DE L'ART DE LA TRANSFORMATION NUMERIQUE DU CHAMP SANITAIRE ET DES ENJEUX DE L'E-SANTE

2.1 TRANSFORMATION NUMERIQUE EN SANTE : CONTEXTE ET BASE CONCEPTUELLE

2.1.1 Mutation numérique du monde

L'émergence du concept de santé numérique, ou *e-santé*, témoigne de la révolution du numérique en santé, qui s'inscrit elle-même dans le cadre de la métamorphose numérique globale de la société (Benhamou, 2017). Pour bien comprendre l'émergence de cette transformation du numérique en santé, il apparaît donc important de la situer en premier lieu par rapport à la mutation du numérique dans le monde, et notamment par l'évolution de l'informatique et du web.

La révolution numérique a été permise d'abord par l'émergence des grands ordinateurs, apparus entre les années 1950 et 1990 et principalement utilisés au sein des grandes institutions, puis par la création des micro-ordinateurs personnels en 1977 (Histoire des Ordinateurs, s. d.). Tim Berners-Lee et Robert Cailliau, quelques années à la suite d'internet, inventèrent le Web en 1989, ce qui a permis l'intérêt des grands médias publics pour Internet et progressivement la confusion entre l'Internet et le Web (Benhamou, 2017).

Selon Benhamou (2017), Internet a connu jusqu'à présent 4 grandes périodes d'évolution :

- le « web 1.0, dit des documents », entre 1990 et 2000, qui a permis l'échange entre ordinateurs d'informations par le biais de documents de plus en plus lourds et sophistiqués;
- le « web 2.0, dit du web social », entre 2000 et 2010, marqué par la communication des personnes entre elles par le biais des ordinateurs mobiles, des smartphones, des tablettes et des réseaux sociaux;
- le « web 3.0 », entre 2010 et 2020, avec l'émergence des objets connectés, du web sémantique et des savoirs connectés;
- le « web 4.0, de l'ADN ou généticien », le plus actuel puisqu'il débute en 2020, qui sera notamment caractérisé par les robots et les agents personnels intelligents.

Selon Benhamou (2017), l'avènement du numérique est considéré comme une « étape aussi importante et aussi lourde de conséquences et de mutations que la première révolution industrielle, voire que l'invention de l'écriture ou que celle de l'imprimerie ». Toutefois, cette mutation est duale, à la fois source de progrès et porteuse d'inquiétudes.

2.1.2 Métamorphose numérique en santé : notre système de santé d'ici 2030

L'évolution du numérique peut être qualifiée de mutation numérique de la société par l'impact qu'elle opère sur la vie de millions, voire de milliards, de personnes. Effectivement, les perspectives apportées par le numérique sont sans limites et concernent chaque domaine, que ce soit l'habitation, la finance, le commerce, l'énergie, l'éducation ou encore la santé. A titre d'exemple, le Web 4.0 s'applique déjà au champ sanitaire, et en particulier dans les domaines des maladies chroniques et en oncologie avec l'utilisation de la domotique, de l'enseignement robotisé ou encore de la chirurgie à distance robotisée (Benhamou, 2017).

La transposition de la transformation numérique dans le champ de la santé a été notamment permise par l'évolution des outils numériques au service des professionnels de santé et des patients, et en particulier par l'utilisation du modèle Saas (*Software As A Service*) par de plus en plus de solutions, dont la spécificité est qu'il ne requière pas de téléchargement ou d'installation. Aussi, en France, l'environnement autour de l'e-santé est de plus en plus favorable, que ce soit par le contexte technologique, mais aussi réglementaire et économique (Seguin et Tassy, 2022).

Selon Babinet et Bagnis (2020), la France aura d'ici à 2030 finalisé sa transformation numérique haut débit par le déploiement de la fibre optique sur l'ensemble du territoire et le remplacement des réseaux 3G et 4G par le réseau 5G. Ce dernier aura alors un impact sur le système de santé français puisqu'il impactera les établissements de santé, qui deviendront plus technologiques, facilitera la communication entre professionnels de santé et l'utilisation de certains services numériques en santé comme la télémédecine (Babinet et Bagnis, 2020).

Le parcours de santé en serait également impacté, puisque la porte d'entrée privilégiée sera numérique et dématérialisée. Depuis leur espace personnalisé, les patients bénéficieront de dispositifs digitalisés de prévention et pourront recourir à tout moment à des plateformes d'orientation. On assistera également, toujours selon Babinet et Bagnis (2020), à la normalisation

de l'hospitalisation à domicile « augmentée » et l'hôpital de demain sera entièrement numérisé, les diagnostics établis grâce à l'intelligence artificielle, et les robots chirurgicaux surreprésentés.

2.1.3 Définitions et bases technologiques

2.1.3.1 Décomposition des éléments techniques constitutifs des solutions en santé

Le terme « e-santé », apparu en 1999, au cours d'un congrès international de télémédecine en Australie³, est défini selon l'Organisation Mondiale de la Santé comme un ensemble d'activités et de composantes (applications mobiles, objets connectés, dossier médical partagé...) usant de moyens électroniques afin de mettre à disposition des informations, des ressources et des services liés à la santé (OMS, 2016). L'OMS définit par ailleurs depuis 1945 la santé comme un « état de complet bien-être physique, mental et social, et ne consiste pas seulement en une absence de maladie ou d'infirmité ».

Gunther Eysenbach, chercheur spécialisé en soins de santé et plus particulièrement en politiques de santé, cyber santé et informatique de santé, définit la e-santé comme « un ensemble d'outils communicants qui renforcent la possibilité pour le patient d'accéder à des soins de qualité et d'être un acteur éclairé de la gestion de sa santé », ce qui permettrait alors d'améliorer l'accès à des informations fiables, que ce soit pour les patients mais également les soignants (Dupagne, 2011). Elle intègre ainsi :

- Les systèmes d'information en santé permettant une meilleure coordination des soins,
- Les technologies de communication à distance permettant la pratique de la télésanté dont la télémédecine et le télésoin,
- L'utilisation d'outils numériques au service du parcours patient, qu'ils soient à visée organisationnelle, préventive, diagnostique ou thérapeutique.

Il s'agit donc d'un concept extrêmement large, contenant une nébuleuse de domaines d'applications et ayant fait émerger en une quinzaine d'années un lexique tout aussi riche.

Effectivement, la e-santé, également appelée santé numérique, regroupe un nombre très conséquents de termes associés tels que la santé mobile, la télémédecine, la télésanté, le télésoin, la téléconsultation, le télésuivi ou encore les objets connectés parmi les plus connus (Babinet et Bagnis, 2020).

³ « E-santé : la médecine à l'ère du numérique », *Science & Santé*, no 29, janvier-février 2016.

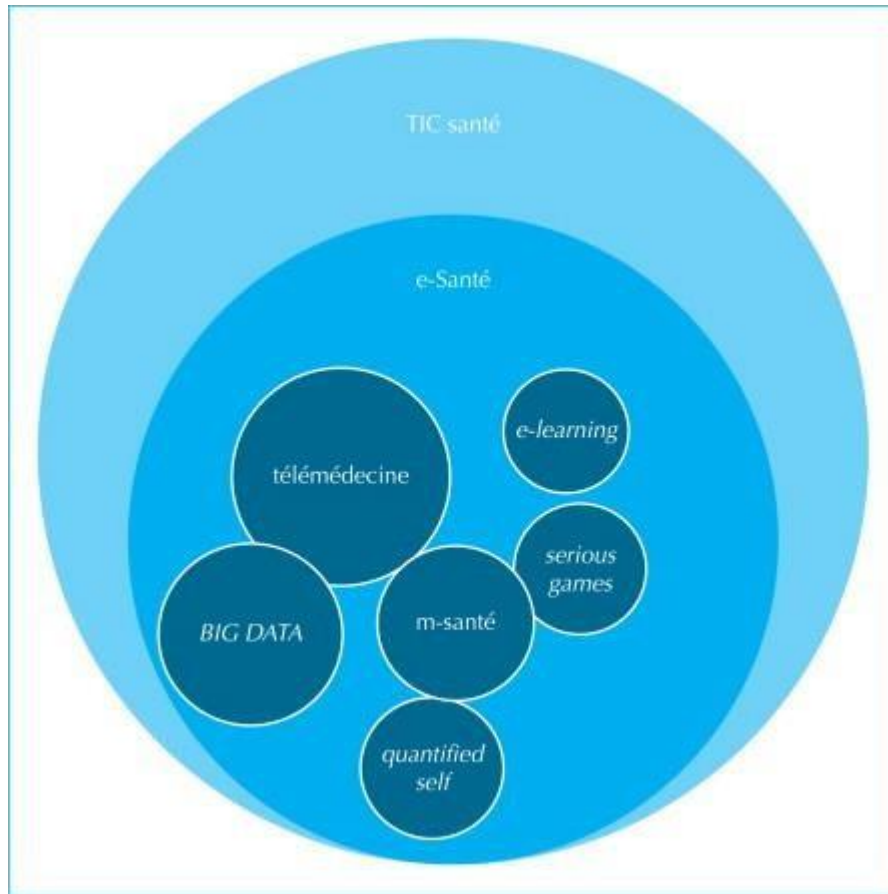


Figure 1. Représentation schématique de la e-santé (Brouard et al., 2014)

La e-santé, s’inscrivant dans le domaine plus large des TIC⁴ en santé, comprend ainsi différentes composantes, dont la plus connue est la télémédecine. Cette dernière est définie par l’OMS comme étant « a partie de la médecine qui utilise la transmission par télécommunication d’informations médicales (images, compte-rendu, enregistrements, etc.), en vue d’obtenir à distance un diagnostic, un avis spécialisé, une surveillance continue d’un malade, ou une décision thérapeutique ». Elle est partie intégrante de la télésanté, et se distingue des autres services liés à la santé et utilisant les NTIC⁵ par sa limitation aux actions curatives et cliniques de la médecine (Brouard et al., 2014).

La e-santé comprend également le « *e-learning* appliqué à la santé », qui permet quant à lui de former les professionnels de la santé ou d’éduquer les patients à distance, notamment grâce à Internet. Il peut prendre la forme de « *serious-game* », ou “jeux sérieux”, qui désignent les jeux

⁴ TIC : Technologies de l’Information et de la Communication

⁵ Les NTIC, ou Nouvelles Technologies de l’Information et de la Communication, désignent l’ensemble des technologies permettant de traiter des informations numériques et de les transmettre.

vidéos dont l'objectif est d'informer en intégrant la dimension ludique et l'interactivité des jeux vidéos (Brouard et al., 2014).

Une autre composante non négligeable de la e-santé et dont l'évolution dans le marché est très rapide, favorisée par l'apparition des *smartphones* et des *stores* d'applications mobiles mais aussi des objets connectés, est la santé connectée ou santé mobile. La HAS la définit comme « les pratiques médicales et de santé publique supportées par des appareils mobiles, tels que les téléphones mobiles, les *personal digital assistant* (PDA) et autres appareils sans fil ». Le terme OCAS, pour Objets Connectés et Applications de Santé, est également utilisé par différents auteurs pour se référer à la santé connectée. Il convient toutefois de distinguer les applications de santé des objets connectés car bien que ces derniers soient fréquemment liés à une application mobile, il s'agit pour autant de deux éléments différents. Les objets connectés sont définis par la Haute Autorité de Santé (HAS) comme des « dispositifs connectés à l'Internet pouvant collecter, stocker, traiter et diffuser des données ou pouvant accomplir des actions spécifiques en fonction des informations reçues ».

En 2020, selon la HAS, pas moins de 350 000 applications de santé étaient disponibles sur les différents magasins en ligne tels que l'App Store ou Google Play Store. Le contenu médical de ces applications peut prendre la forme de contenu d'informations générales ou d'éducation à la santé, ou alors être issus de l'utilisation d'objets connectés, de questionnaires ou de capteurs disponibles dans le téléphone (HAS).

Pour les applications mobiles, le contenu médical revêt différentes formes. Soit il s'agit de contenu d'informations générales ou d'éducation à la santé, soit de contenu produit par l'utilisateur via des objets connectés, des questionnaires ou des capteurs disponibles dans le téléphone.

Pratique de plus en plus prégnante au sein de l'e-santé, on peut également citer le phénomène de l'« automesure de soi » également appelé « *quantified self* », qui consiste à mesurer des données relatives à notre organisme ou à nos activités physiques (Brouard et al., 2014). Par ailleurs, elle ne se cantonne pas aux patients présentant des problèmes de santé puisqu'elle concerne surtout les individus en bonne santé, se situant ainsi à la croisée de la e-santé et des technologies du bien-être (del Río Carral, 2019). Les principaux acteurs de ce domaine sont FitBit® et Withings®, proposant des appareils connectés et s'inscrivant dans l'« *Internet of Things* ». En 2020, le cabinet d'étude Grand View Research a estimé à 161 millions le nombre d'objets connectés dans le monde (Babinet et Bagnis, 2020).

L'usage intensif de la santé connectée et notamment des objets connectés et des applications mobiles de santé, via la collecte et la conservation des données simplifiées et automatiques mais

aussi l'accélération des débits de connexion, génère une quantité de données de santé sans précédent (Brouard et al., 2014) que l'on peut aisément qualifier de « *big data* », « données massives » ou « mégadonnées » de santé. Le terme de « *big data* », apparu pour la première fois en 2000 au cours d'un congrès de *l'Econometric Society* (Lutun, 2021), est défini selon la Commission générale de terminologie et de néologie comme les « données structurées ou non dont le très grand volume requiert des outils d'analyse adaptés ». Généralement, des données sont qualifiées de massives lorsqu'elles remplissent le principe des « 3V », soit des « données collectées en gros volume, à haute vitesse et d'une large variété qui exigent des traitements innovants permettant de mieux les analyser » (Gartner, s. d.). D'autres mots en « V » sont parfois également ajoutés afin de définir les données massives, tels que la « véracité », renvoyant à la qualité des données, leur « visualisation » leur « viabilité » ou encore leur « vulnérabilité » (Holmes, 2017).

Effectivement, ces dernières années, le nombre de données de santé a littéralement explosé et croît encore de façon exponentielle (Benhamou, 2017). Outre les données produites par les objets en santé, les images satellitaires, les données de consommation d'énergie, du Web et des réseaux sociaux trouvent également des applications épidémiologiques et sont ainsi collectées et intégrées à des fins d'extraction de connaissance (Zins et al., 2021).

Ainsi, les « données de santé » ne concernent plus uniquement des données médicales ou biologiques, mais comprennent désormais également des données associées telles que les informations sociodémographiques, administratives, cliniques, environnementales, comportementales et même textuelles issues des réseaux sociaux (Ali, 2021).

Ces multiplicités de données et dimensionnalité croissante introduisant de nouveaux défis notamment en termes d'inférences statistiques faussées, certains statisticiens influents, parmi lesquels figure Jeff Leek, estiment que les méthodes statistiques traditionnelles ne sont plus adaptées pour traiter de tels ensembles de données sans automatisation (Leek et al., 2017).

Plus précisément, par opposition à l'approche hypothético-déductive traditionnelle des statistiques, le processus inductif de la « Fouille de données » (ou « *Data mining* »), guidé par les données (massives ou non), est de plus en plus plébiscité dans le cadre de l'exploitation des données de santé et les revues de la littérature tendent à montrer leur utilité dans le domaine de la santé (Wasan et al., 2006, Khajehei et Etemady, 2010, El-Sappagh et al., 2013, Koh and Tan, 2005). Ce terme, apparu dans les années 1990, désigne les méthodes permettant de découvrir des relations et des structures utiles dans des données qui n'étaient pas connues auparavant.

Les algorithmes⁶ de fouille de données, visant à apprendre à effectuer une tâche automatiquement à partir des données, sont multiples et difficilement répertoriables de manière exhaustive. On peut toutefois les classer dans deux grandes catégories : les algorithmes d'apprentissage supervisé pour des tâches de classification et de régression⁷, et les algorithmes d'apprentissage non supervisé, regroupant notamment les algorithmes de partitionnement, d'association ou de réduction de dimensionnalité.

Parmi les algorithmes les plus populaires, on peut relever :

- les algorithmes de régularisation tels que les régressions LASSO, Ridge et Elastic net qui sont une extension des algorithmes de régression ;
- les arbres de décision, représentés par des arbres, qui reposent sur un partitionnement récursif des individus et permettent de produire des classifications compréhensibles. Ils peuvent être utilisés pour prédire une variable continue ou catégorielle ordonnée (arbres de régression) ou catégorielle non ordonnée (arbres de classification) ;
- les algorithmes d'agrégation qui sont des méta-modèles composés de plusieurs algorithmes entraînés indépendamment et dont les résultats sont combinés pour faire une prédiction globale. On retrouve en particulier les descentes de gradient stochastique (SGD) ou encore les forêts aléatoires (RF) ;
- les algorithmes de réduction de la dimensionnalité, tels que l'Analyse en Composantes Principales (ACP) ou l'analyse discriminante linéaire, qui permettent de résumer les informations ou de simplifier les données dans le but de les intégrer par la suite dans un modèle de prédiction ;
- les algorithmes de clusterisation, telles que la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH) ou la méthode des K-means, permettant d'organiser les données en groupes aussi homogènes que possible. Ces derniers font pour la majorité d'entre eux partie des algorithmes d'apprentissage non supervisé.

Selon Michael Wu (2013), scientifique en chef de *Lithium Technologies*, il existe trois grandes familles d'analyses de données permettant de répondre à des questions différentes :

- L'analyse descriptive, répondant à la question « que s'est-il passé ? » et visant à résumer les événements passés ou présents. Les types les plus courants d'analyse réalisée sont la

⁶ Un algorithme est défini par la CNIL comme une suite finie et non ambiguë d'opérations permettant d'obtenir, à partir d'éléments fournis en entrée, un résultat utile pour résoudre un problème donné.

⁷ L'entraînement est effectué à partir d'un échantillon « d'apprentissage » et la prédiction est évaluée sur un échantillon « test » et/ou par une validation croisée.

découverte de motifs dans les données – qui pourront par la suite être intégrés sous la forme d'indicateurs dans des tableaux de bord par exemple – et le clustering ;

- l'analyse prédictive, répondant à la question « que pourrait-il se passer ? » et visant à anticiper des scénarios afin d'adapter les futures actions ;
- et l'analyse prescriptive, répondant à la question « que devrions-nous faire ? ». A partir de l'exploration d'un ensemble d'actions possible, une recommandation d'actions est proposée en montrant les conséquences envisageables de chaque action.

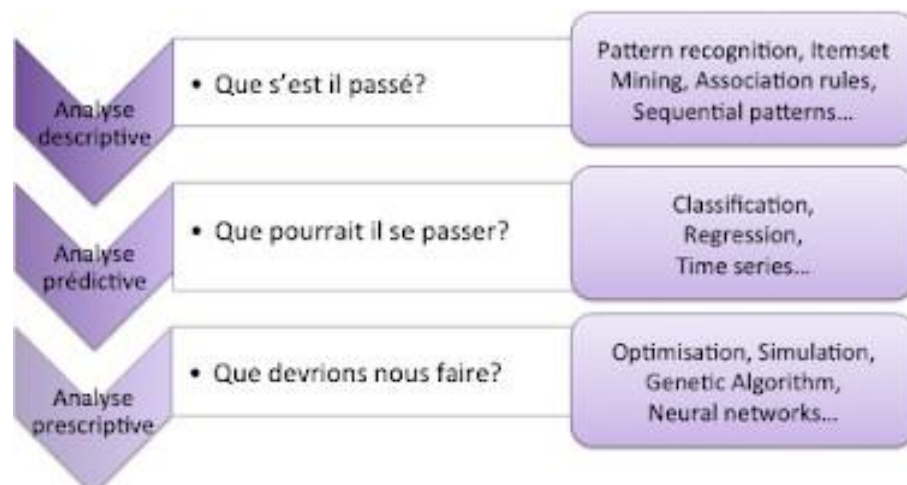


Figure 2 : Taxonomie des méthodes d'analyse - schéma de Bringay (2015)

Dans le cadre spécifique de la santé, Koh et Tan (2005) ont répertorié les méthodes d'analyse selon quatre catégories d'application spécifiques :

- L'efficacité des traitements par la comparaison des causes, symptômes, résultats des traitements et effets secondaires ;
- la gestion des soins par l'appréhension des maladies chroniques et des patients à haut risque ;
- la gestion de la relation « patients-clients » via la détermination de leur préférence, leur profil d'utilisation, leurs besoins ;
- la fraude et les abus par le repérage de prescriptions inappropriées ou des réclamations abusives de patients.

Ainsi, de nombreux acteurs peuvent être concernés par l'apport de ces analyses de données de santé, avec en particulier les médecins, les hôpitaux, les patients et les assureurs. Toutefois, selon Bringay (2015), cette taxonomie de référence est loin d'être exhaustive et ne permet pas de rendre compte de l'ensemble des applications possibles.

2.1.3.2 Décomposition des éléments techniques constitutifs des solutions en santé – Approche prospective

Dans le rapport CGE, l'approche prospective décompose les éléments techniques des solutions en santé en 3 catégories :

- La catégorie « faits et gestes », comprenant les objets connectés, les capteurs, les robots chirurgicaux ou encore les systèmes d'acquisition de données qui interagissent avec le corps sans intervention volontaire du patient. Ces technologies permettent donc le recueil de données et l'accompagnement voire la réalisation des actes de façon automatisée ;
- la catégorie « représentations », comprenant le big data, la fouille de données et les algorithmes entre autres, qui permet le développement de connaissances par le traitement et la codification des données ainsi que le développement de modèles ;
- et la catégorie « intersubjectivité et émotions », comprenant les applications de coaching, les forums et outils collaboratifs, les *serious games*, les réseaux sociaux..., qui explore les interactions entre la technique et l'humain.

2.1.3.3 Décomposition des éléments techniques constitutifs des solutions en santé – Approche selon les usages et usagers

Selon Babinet et Bagnis (2020), on peut dissocier les applications de la e-santé selon qu'elles bénéficient aux patients ou aux professionnels de santé.

Les professionnels de santé bénéficieraient de la numérisation progressive des données, permise notamment par les systèmes d'information hospitaliers (SIH) avec les dossiers patients informatisés (DPI), pour réduire le temps consacré à la gestion administrative d'une quantité massive de documents papiers et faire le lien entre la partie clinique et la partie administrative. Divers autres outils numériques sont également à la disposition des établissements de santé, de la gestion des blocs opératoires à l'orientation inter-établissement des patients, avec en moyenne entre 80 et 300 applications par établissement (Babinet et Bagnis, 2020).

Du point de vue des patients, à travers la télésanté et le carnet de santé numérique, ces derniers ont désormais accès à la santé à distance. Ils peuvent également utiliser des plateformes en ligne de prise de rendez-vous médicaux, tels que Doctolib ou DocAvenue, et y intégrer et recevoir des

documents administratifs nécessaires au suivi et la continuité des soins. Ainsi, l'accès aux soins se voit largement facilité et simplifié.

Mais surtout, la e-santé permet l'éducation et la prévention en santé. Effectivement, le numérique tient une place privilégiée dans l'accès à l'information, permise notamment par les réseaux sociaux, MOOCs en santé (*Massive Open Online Courses*) et le *Quantified Self* avec les objets connectés, qu'ils soient de mesure, de recherche ou d'analyse des besoins (Babinet et Bagnis, 2020).

2.1.3.4 La complexité de définition de la e-santé

Ainsi, il apparaît difficile de définir précisément la e-santé en raison de la grande hétérogénéité des outils numériques, qui se distinguent à la fois par leur statut, leur processus d'évaluation, leur prise en charge ou non par l'Assurance maladie, leur nature technologique, leurs fonctionnalités ou le public auxquels ils s'adressent.

Les frontières entre les solutions sont de plus en plus brouillées, et il est de fait complexe de distinguer de manière absolue les dispositifs, applications de santé mobile et objets connectés (Seguin et Tassy, 2022). Il apparaît ainsi intéressant de remarquer que la segmentation des différentes solutions de e-santé proposée dans la section définissant les termes en santé numérique n'est pas commune à l'ensemble des auteurs. Effectivement, à titre d'exemple, Fan et Zhao (2022) intègrent au sein de la m-santé les médias sociaux ou encore les services de télécommunications, également appelés télémédecine, qui ont été dissociés de la santé connectée dans notre présentation – discutable – des différentes applications de la santé numérique. La Haute Autorité de Santé, en 2021, a alors proposé une première classification des solutions numériques de santé selon la finalité d'usage, la capacité à proposer une réponse personnalisée et le degré d'autonomie dans la décision (HAS, 2021). Ces dernières sont donc désormais segmentées en onze catégories à 4 niveaux qui sont les suivants :

- Niveau A : « Services support aux patients, aux aidants ou aux professionnels dans le cadre de soins ou d'optimisation du parcours de soins ou de gestion médico/socio-administrative sans action directe sur la santé des patients : dossier médical partagé (DMP), logiciel de prise de rendez-vous en ligne, application de géolocalisation à des fins de santé publique... ».

- Niveau B : « Information générale de l'utilisateur non personnalisée sur les conditions de vie, les règles hygiéno-diététiques, les pathologies/handicaps ou tout état de santé (au sens large du terme), les parcours de santé, de soins ou de vie, etc. Fournit également des supports ou outils de formation aux professionnels de santé. ».
- Niveau C : « Aide à la vie, à la prévention, au dépistage, au diagnostic, à l'observance, à la surveillance ou au traitement d'une pathologie, d'un état de santé ou dans le cadre d'une situation de handicap, sans autonomie de la solution numérique dans la gestion de la décision thérapeutique. Ce niveau comporte, à lui seul, 8 catégories selon les diverses fonctionnalités des solutions de ce niveau. Quelques exemples concrets : application d'audiodescription pour les non-voyants ; application permettant à des personnes en situation de handicap de solliciter une assistance pour résoudre un problème ponctuel auprès d'aidants bénévoles connectés ; système de télésurveillance qui permet à un professionnel de santé d'interpréter et gérer à distance les données du patient; bracelet connecté d'alerte des secours pour les personnes âgées, outil de prédiction de période d'ovulation ; solution de gamification appliquées au traitement des pathologies psychiatriques ; tensiomètre de poignet connecté au téléphone portable du patient, logiciel associé à une bande thoracique pour détecter les pauses respiratoires afin de diagnostiquer une apnée du sommeil... »
- Niveau D : « Gestion autonome de la décision après analyse des données et diagnostic afin d'ajuster automatiquement, le traitement à administrer, sans intervention humaine : par exemple système qui analyse les données issues d'un moniteur de glucose en continu utilisé par un patient diabétique et qui va automatiquement ajuster le débit basal ou administrer une dose bolus sans que le patient intervienne (pancréas artificiel) ; défibrillateur cardiaque implanté avec une solution de télésurveillance qui analyse les données issues d'un moniteur cardiaque, délivre un choc en cas d'arrêt cardiaque et peut transmettre les alertes au professionnel qui suit le patient... »

2.1.4 Les producteurs de e-santé

Le développement de l'e-santé nécessite non seulement le réseau pour fonctionner, mais également des acteurs qui vont « produire du contenu et concevoir les infrastructures nécessaires » (Brouard et al., 2014).

L'Etat joue un rôle prépondérant pour réglementer et organiser le développement de l'e-santé. En France, la volonté de transformation numérique du système de santé a été officialisée politiquement à plusieurs reprises, notamment par la production de la feuille de route « Accélérer le virage numérique » du plan « Ma santé 2022 », publiée en 2019 par le ministère des solidarités et de la santé. L'objectif était notamment de dépasser le manque de lisibilité et de cohérence de la stratégie nationale par la définition claire de cinq orientations qui permettront à terme d'accélérer le virage numérique en santé. Ces orientations comprennent ainsi le renforcement de la gouvernance du numérique en santé, l'intensification de la sécurité ainsi que de l'interopérabilité des systèmes d'information en santé, le déploiement accentué des services numériques socles, mais aussi le déploiement des plateformes numériques de santé et surtout le soutien de l'innovation et de l'engagement des acteurs. Ce soutien prend notamment forme grâce à l'Agence du Numérique en Santé (ANS), anciennement Agence des systèmes d'information partagés de santé ou ASIP-Santé, qui est une agence gouvernementale française chargée de la santé numérique, et des appels à projet. Par ailleurs, un des objectifs à venir de l'ANS est de créer un *store* des applications numériques en santé, fiables et respectant le Règlement général de protection des données (RGPD) (Seguin et Tassy, 2022).

L'industrie pharmaceutique est également un acteur majeur de la santé qui réoriente progressivement son offre par le développement de programmes de e-santé et de dispositifs médicaux connectés, tels que iBGStar, glucomètre connecté développé par le laboratoire Sanofi (Brouard et al., 2014).

Les entreprises des technologies de l'information et de la communication permettent également de disposer des infrastructures nécessaires à la circulation des données à l'échelle mondiale et de développer des nouvelles technologies, comme les montres connectées ou les lunettes connectées *Google Glass* qui avaient par exemple permis la retransmission d'une opération telle que vue par le chirurgien opérant son patient (Brouard et al., 2014).

Les professionnels de santé, par la réalisation de programmes de e-santé ou la rédaction de contenus numériques en lien avec la santé, participent également à la transformation numérique du secteur sanitaire.

Enfin, par le développement d'applications – pouvant être mobiles – afin de diffuser du contenu, les éditeurs de contenu de santé tels que les sites Internet, journaux professionnels ou grand public, prennent également part au développement de la e-santé.

2.2 PERSPECTIVES, ATTENTES ET VALEUR AJOUTEE DE LA E-SANTE

2.2.1 Attentes des patients, des professionnels de santé et du système de santé

Par les promesses qu'elle porte, la m-santé, et plus globalement la e-santé semble de plus en plus plébiscitée par les patients qui en seraient les premiers demandeurs (Perroy, 2016).

Selon un sondage IPSOS⁸, en 2016, 68% des français recherchaient des informations relatives à leur santé sur internet et 50% évoquaient ces recherches auprès de leur médecin. Aussi, selon le baromètre numérique du Centre de Recherche pour l'Étude et l'Observation des Conditions de Vie (CREDOC), 60% des français en 2018 utilisaient les réseaux sociaux, et plus de 80% citaient au moins un bénéfice de l'utilisation de ces réseaux au sujet de la santé. En particulier, ce sont une meilleure connaissance de la maladie ainsi que l'amélioration du quotidien avec la maladie qui découleraient de cet usage selon les répondants. Mais encore, selon Babinet et Bagnis (2020), les médias sociaux permettraient également le changement des comportements de santé et l'accompagnement de ces derniers par les soignants.

A l'instar des médias sociaux, les outils d'auto-évaluation ou de mesure de soi, les services numériques permettant le diagnostic précoce de pathologies chroniques mais aussi les outils d'auto-motivation ou d'accompagnement à distance seraient également populaires auprès d'une partie du grand public (Perroy, 2016). Effectivement, près de 50% des répondants à une enquête menée par *l'Economist Intelligence Unit* sur la santé mobile considèrent que cette dernière améliorera la commodité, le coût, la qualité des soins et leur santé en générale.

Selon Perroy (2016), les professionnels de santé attendent de la santé connectée qu'elle facilite le décloisonnement de la prise en charge ainsi que la mobilité, qu'elle améliore la coopération, qu'elle permette un gain de temps pour les professionnels et davantage d'autonomie pour les patients. Aussi, grâce à ses recommandations, ses outils d'aide à la décision ou encore ses algorithmes diagnostiques, les professionnels attendraient de la m-santé qu'elle propose une aide à la prise en charge des patients.

⁸ A la recherche du ePatient, Les Français et l'Internet Santé Maladie Chronique et Numérique Attitude (2013) ; IPSOS Mai 2016 Les Français et l'information santé sur le Web.

Enfin, le système de santé y voit une possibilité d'amélioration de la prévention, de l'analyse des pratiques, de l'efficience ainsi que du contrôle du bon usage, à condition qu'ils soient bien intégrés et qu'ils provoquent le changement comportemental (Perroy, 2016).

Ainsi, les atouts de la m-santé pourraient être multiples : elle contribuerait à une meilleure connaissance et favoriserait l'observance des patients, permettrait d'anticiper les risques de complications, de dégager du temps soignant et même d'obtenir de meilleurs résultats de santé tout au long du parcours de santé du patient (Brouard et al., 2014, Fan et Zhao, 2022).

2.2.2 L'e-santé en tant que facteur d'encapacitation du patient

Avec la santé numérique, on assiste à l'ouverture d'une ère au sein de laquelle le patient devient acteur de sa santé, également appelée « ère du e-patient » (Babinet et Bagnis, 2020), qui marque une rupture avec le temps du patient « ignorant » consultant son patient « omniscient ». Effectivement, le patient participe désormais activement à la prise en charge de sa maladie, que ce soit par la recherche d'informations concernant sa santé, la production d'informations au sein de e-communautés, l'auto-évaluation par l'utilisation d'applications ou d'objets connectés de santé et l'auto-mesure de soi (Dupagne, 2011), ce qui entraînerait sensiblement l'amélioration de son autonomie.

Cette réduction de l'asymétrie d'information et de la connaissance contribuerait selon Cases (2017) au développement de la « démocratie sanitaire », avec de nouveaux droits en faveur du patient ayant vus le jour notamment par l'action d'associations ayant milité pour la reconnaissance du savoir profane comme une forme d'expertise et pour une médecine centrée sur le patient.

Avec cet avènement d'une nouvelle vision du rôle du système de santé, visant l'autonomie des personnes face à leurs vulnérabilités de santé, émergent des concepts tels que l'« encapacitation », également appelé *empowerment*, désignant « la faculté du patient à prendre la main sur sa santé », ou encore « littératie », qui fait quant à elle référence à une forme d'instruction sur les choses de la santé (Picard, 2019).

Effectivement, le numérique représente un facteur d'*empowerment* du patient, par la facilitation de l'agir et de la participation, en particulier dans le contexte de maladies chroniques. Certains professionnels de santé mettent alors à disposition des patients atteints de pathologies de longue durée des dispositifs numériques tels que des applications ou objets connectés afin de réaliser un suivi médical permanent et leur proposer une autosurveillance en temps réel. L'état de santé des

patients peut alors être suivi de façon documentée par la participation du patient dans le processus de soin. On parle alors de *selfcare*.

On distingue actuellement différentes dimensions d'*empowerment* du patient connecté. Premièrement, on peut appréhender *l'empowerment* du patient selon la personne qui en est à l'initiative. D'un côté, elle pourrait émerger du côté du patient par sa capacité à agir et interagir avec les professionnels de santé, ou, d'un autre côté, elle peut découler du professionnel de santé qui va faciliter l'accès à l'information pour le patient et donc renforcer son éducation. Certains auteurs qualifient alors la première forme comme un « *empowerment* informationnel » et la deuxième comme un « empowerment décisionnel » (Cases, 2017). La littérature évoque également les notions d'*empowerment* psychologique perçu par l'individu, relative à l'utilisation du numérique par le patient, et d'*empowerment* structurel, lorsque cette utilisation est promue par l'organisation.

2.2.3 Perspectives de l'intelligence artificielle en santé

2.2.3.1 L'IA en santé

Selon LeCun (2016), l'intelligence artificielle correspond à un « ensemble de techniques permettant à des machines d'accomplir des tâches et de résoudre des problèmes normalement réservés aux humains et à certains animaux ». Cela peut concerner la reconnaissance ou la localisation d'objets dans une image, la planification des mouvements d'un robot pour attraper un objet ou encore la traduction d'un texte. La plupart des approches conçoivent un cerveau artificiel comme un « système suivant les règles d'un algorithme » (Linden, 2020). Plus précisément, il reçoit en entrée un ensemble de signaux, qui peuvent correspondre à une base de données, des données issues d'un formulaire, des capteurs d'un robot, ou encore des lumières, couleurs ou températures, et propose en sortie une réponse qui peut être une ou plusieurs actions ou informations.

L'intelligence artificielle a pu faire irruption dans l'écosystème numérique notamment par le développement majeur du traitement de l'information, que ce soit par les communications multipliant les réseaux, la puissance de calcul des processeurs, les moyens de collecte et de stockage permettant de disposer de données de masse et les algorithmes capables de valoriser ces données, notamment par des méthodes d'apprentissage profond. Le marché de l'IA appliquée au secteur sanitaire est actuellement en phase de développement exponentiel (Callegarin et Callier).

La Commission Européenne a par ailleurs publié en 2019 un rapport établissant les règles concernant les données et l'IA et annoncé l'investissement de 20 milliards d'euros annuels dans ce secteur (European Commission, 2020), favorisant alors entre autres le développement du projet européen Desiree qui vise à améliorer la prise en charge de patientes atteintes d'un cancer du sein (Callegarin et Callier, 2021).

En France, dans un rapport paru en 2018, Cédric Villani a explicité son point de vue par rapport à l'intelligence artificielle en santé, qui ouvrirait selon lui « des perspectives très prometteuses pour améliorer la qualité des soins au bénéfice du patient et réduire les coûts, mais également leur sécurité, grâce à un appui renforcé à la décision médicale et une meilleure traçabilité ». Elle pourrait également, toujours selon Villani, contribuer à améliorer l'accès aux soins des citoyens grâce à des dispositifs de pré-diagnostic médicaux ou d'aide à l'orientation dans le parcours de soin. Il a alors proposé des pistes permettant le développement de l'intelligence artificielle dans cinq principaux secteurs et notamment celui de la santé, et, la même année, l'actuel président Emmanuel Macron a également annoncé l'investissement d'1,5 milliard d'euros jusqu'en 2022 dans ce domaine et la création du « *Health Data Hub* » qui limiterait les risques de sécurité des données grâce à l'interconnexion des bases de données (Discours du Président de la République sur l'intelligence artificielle, 2018). Le CNOM⁹ s'est également exprimé dans ce sens et publié en 2018 un livre blanc dans lequel il écrivait que « les algorithmes et l'intelligence artificielle seront nos alliés, comme un apport essentiel pour l'aide à la décision et à la stratégie thérapeutique, ainsi qu'à la recherche médicale ».

2.2.3.2 Applications et perspectives de l'IA en santé

Actuellement, l'intelligence artificielle en santé, permise notamment grâce au développement des « *big data* » de santé liées à l'utilisation massive de la santé, répond à de nombreux défis tels que l'amélioration des soins et du suivi de patients, le développement des traitements personnalisés, la détection précoce de pathologies ou encore la lutte contre les déserts médicaux. Aussi, elle représenterait une opportunité de rationaliser les coûts et de gagner en productivité pour les structures de soin (Callegarin et Callier, 2021).

En oncologie, le diagnostic et le pronostic se voient améliorés, en cardiologie les résultats sont prédits avec une plus grande précision, en pharmacie, des alertes sont générées concernant la consommation des médicaments, en génétique, la synthèse d'ADN est désormais rendue possible,

⁹ Conseil National de l'Ordre des Médecins

en dermatologie et en ophtalmologie, la détection et le dépistage d'anomalies sont facilités, la chirurgie se voit assistée par l'ordinateur et le corps humain suppléé voire augmenté par des membres ou organes artificiels, et en gériatrie, des robots d'assistance aux personnes âgées sont développés (Callegarin et Callier, 2021).

Ainsi, les champs d'application de l'intelligence artificielle en santé sont très vastes, et vont impliquer un gain de temps et d'argent ainsi qu'une réduction de tâches répétitives non négligeables. Aussi, elle aidera les professionnels de santé dans leurs prises de décision, optimisera les parcours de soins par une meilleure orientation et secondera les médecins dans le cadre de la surveillance des patients. Elle prendra donc une place de plus en plus importante dans le secteur sanitaire sans pour autant remplacer les praticiens.

2.2.4 La e-santé dans le cadre des maladies chroniques et en oncologie

Les maladies chroniques représentent actuellement 70% des décès dans le monde et sont en grande partie causées par nos modes de consommation et de vie modernes, nous exposant à de nombreux facteurs de risque (Babinet et Bagnis, 2020). Le patient atteint d'une maladie chronique vit avec elle en permanence ; cependant, son parcours de santé est souvent complexe, du fait d'un nombre important d'intervenants et de lieux multiples, ce qui amène dans de nombreux cas de l'anxiété et du morcellement (Picard, 2019).

Le mouvement d'urbanisation allant de pair avec le délaissement de certains territoires, un enjeu réside alors en l'accès à la santé de certaines zones qui regroupent des populations âgées à fort besoin de soins et des ressources limitées. Il faudrait alors, selon Babinet et Bagnis (2020), totalement repenser les prises en charge actuelles.

Les objets et dispositifs connectés sont souvent sollicités pour la facilitation du suivi médical des patients qu'ils proposent, notamment dans le cadre des maladies chroniques et en particulier du cancer (Steinhubl et al., 2013) et du diabète (Brouard et al., 2014).

Par ailleurs, à partir de 65 revues systématiques fréquemment citées et des essais contrôlés randomisés (ECR) étudiant l'efficacité des technologies mobiles dans le cadre entre autres de maladies cardiovasculaires, de maladies respiratoires chroniques ou de cancer, Fan et Zhao (2022) ont conclu à une tendance positive de ces dernières pour la gestion des maladies chroniques, notamment pour les populations rurales et mal desservies. Ils notent également, qu'à ce jour, « aucune des technologies mHealth [...] n'est inférieure aux soins traditionnels ».

Pour les patients atteints de cancer, les auteurs ont en particulier relevé davantage d'amélioration dans la gestion de la maladie, la qualité de vie et le bien-être émotionnel grâce aux interventions de télésanté, aux interventions en ligne et aux applications mobiles.

La e-santé permettrait ainsi selon Seguin et Tassy (2022) d'optimiser les soins de supports oncologiques, entre autres grâce à l'amélioration de la communication entre le patient et le professionnel de santé et l'optimisation de l'engagement du patient. Aussi, en réduisant l'implication des professionnels de santé dans certains procédés organisationnels, ces derniers pourraient alors consacrer plus de temps aux patients qui en ont le plus besoin.

2.3 RISQUES ET LIMITES DE LA E-SANTE

2.3.1 Risques et limites socio-culturels

2.3.1.1 Posture du citoyen

La littérature scientifique met en exergue la posture ambivalente des citoyens, voire la réticence de certains, vis-à-vis de la santé connectée (Schüll, 2016). Selon une étude de del Río Carral et al. en 2019, la majorité des répondants ne possède pas d'application mobile de santé ou d'objet connecté et un tiers des non usagers ne souhaite pas en avoir. En revanche, les nouvelles générations semblent être les plus enclines à utiliser ces technologies et ont des degrés de satisfaction élevés concernant ces solutions, notamment pour suivre son activité physique et son alimentation. Selon del Río Carral et al. (2019), il existerait alors deux segments de la population concernant cet usage : les réticents, et les utilisateurs durables.

Aussi, selon Ledger et McCaffrey (2014), un tiers des usagers arrêterait d'utiliser ces outils après 6 mois et 50% après une année.

2.3.1.2 La question de la mesure

La santé connectée implique nécessairement la notion de mesure par la collecte d'informations sur la santé du patient. Selon Picard (2019), mesurer, « c'est comparer une grandeur physique inconnue avec une grandeur de même nature prise comme référence à l'aide d'un instrument ».

La capture d'un signal biologique ou comportemental peut être réalisée de deux façons distinctes :

- sans intervention humaine et le plus souvent sous forme numérique,

- par l'intervention d'une personne avec la saisie ou la validation d'une donnée.

Cela peut concerner des éléments subjectifs, des ressentis ou encore des émotions. L'objet de cette mesure est notamment de permettre des comparaisons ou de projeter des situations dans des espaces comparables, soit avec d'autres patients, soit avec le même sujet mais à des moments différents (Picard, 2019).

Toutefois, lorsqu'elle est collectée par l'intervention humaine, cette information n'est pas neutre et peut modifier considérablement le comportement d'une personne.

Lorsque les dispositifs sont actionnés par les patients, le temps de la mesure est à prendre fortement en considération. Effectivement, les pratiques de mesure tendent à décliner dans le temps, d'autant plus lorsqu'il existe une pénibilité de la mesure significative pour le patient. On privilégie alors un temps court dans ce dernier cas de figure, notamment lorsque la contribution du patient doit être quotidienne. Le temps de la mesure constitue ainsi un « compromis entre le temps souhaité pour le professionnel de santé, le temps supportable pour le patient [et] la capacité du patient à apporter la contribution attendue » (Picard, 2019). La pénibilité doit alors être contrebalancée par les bénéfices ressentis par le patient.

Aussi, selon Picard, il est important de questionner l'intégration du dispositif de mesure dans l'écosystème de la personne puisque ce dernier peut constituer une contrainte sociale et qu'il peut être perturbé par l'action des visiteurs, aidants, proches etc.

2.3.1.3 La question de la fiabilité des informations issues de la santé numérique

Si la production des ressources numériques donne accès aux connaissances scientifiques en santé, mises à la disposition de tous, il existe toutefois un risque concernant la qualité des informations qui circulent.

Effectivement, Internet permet d'accéder à des documents produits en dehors de l'Europe, non assujettis à la législation européenne, et les communautés de patients en ligne au travers des réseaux sociaux peuvent être infiltrées par certains acteurs pouvant y introduire des données fausses ou manipulées dans un but de marketing ou d'endoctrinement sectaire. On peut également évoquer la manière dont l'intelligence artificielle peut favoriser la rétention de l'information et l'inductance en erreur. Par exemple, en cherchant « guérir le cancer par », l'IA d'auto-complétion de Google peut fournir des réponses comme « jeûne », « pensée positive » ou « alimentation et désintoxication du corps » et rediriger l'internaute vers des liens de malinformation (Hoang et Mhamdi, 2019).

Si en France les instances réglementaires nationales, le ministère de la santé, la Haute Autorité de santé, la CNIL tentent de s'assurer du respect de certaines directives, leur application demeure toutefois délicate (Benhamou, 2017).

2.3.2 Limites techniques

2.3.2.1 La question de la qualité et de la quantité de données

De nombreuses applications comportent des algorithmes à base d'intelligence artificielle, elle-même basée sur des données par exemple issues de mesures via des objets connectés ou une saisie manuelle.

Selon Picard (2019), ces données abondantes peuvent alors permettre de réagir à des situations ou événements, ce qui donne généralement lieu à deux types d'actions :

- les alertes, dont l'objectif est curatif avec une intervention immédiate et est activée par le dépassement d'un seuil,
- les alarmes, dont l'objectif est préventif et se base sur une tendance dont la temporalité est plus longue.

Cette mesure n'est toutefois pas à l'abri d'erreurs, que ce soit en raison d'une mauvaise définition, de variation dans le temps et/ou l'espace ou de défauts issus des capteurs et instruments utilisés, pas assez fiables ou performants. (Picard, 2019).

Aussi, pour fonctionner de manière optimale et être performants, les algorithmes doivent être élaborés à partir d'un nombre important de données, et ces dernières doivent être de qualité. (Denis, 2021). Par ailleurs, on nomme « apprentissage » le fait que la valeur du système algorithmique s'accroisse dans le temps si le volume de données qui lui est soumis ont certaines caractéristiques qualitatives et est suffisamment important (Picard, 2019).

Aussi, les données de santé sont à l'heure actuelle difficiles à nettoyer, et leur appariement complexe en raison d'une faible interopérabilité des bases de données.

2.3.2.2 Limites des algorithmes et de l'IA en santé

Tout d'abord, si l'on attend des algorithmes de la neutralité par rapport au problème qu'ils doivent résoudre, cela n'est pas possible. Effectivement, le propriétaire introduit nécessairement des biais qui créent de la valeur pour lui (Picard, 2019).

Aussi, les algorithmes, bien que capables d'apprentissages, se basent sur des représentations incomplètes du monde, des paramètres bien définis pour lesquels ils sont programmés, ce qui implique que les modèles seront toujours partiels (Linden, 2020).

Mais encore, l'IA apprenant les comportements les plus fréquents, elle peut avoir tendance à apprendre des stéréotypes et mener à des inexactitudes. Elle peut alors produire des résultats discriminatoires. C'est d'ailleurs pour cette raison que, dans le domaine médical, son rôle consiste en une simple aide au diagnostic et non pas à une prise de décision.

Le prospectiviste américain Eric Topol (Topol, 2017) rappelle que pour le moment l'IA n'a « aucune capacité d'explication des causes de ce qu'elle observe », et Ganascia précise son propos par le fait que l'apprentissage profond ne détecte que des corrélations. Ainsi, actuellement, on soulève au sujet des algorithmes la question de leur intelligibilité. En effet, un algorithme d'intelligence artificielle peut amener à prendre une décision sans fournir d'éléments d'explication ou expliciter les critères ayant été pris en compte. Ainsi, de plus en plus d'équipes qui travaillent sur des applications de ce type tentent de rendre « intelligibles » ces algorithmes en mettant à la disposition des professionnels de santé les critères ayant conduit à la proposition.

On peut ainsi noter que l'utilisation d'algorithmes plus complexes ne coïncide pas avec les besoins de transparence dans la recherche scientifique. Nozha Boujemaa, directrice de recherche à l'INRIA, a par ailleurs recommandé lors d'un atelier consacré à l'IA et organisé par Futuribles International d'utiliser des algorithmes « transparents par construction ». Villani (2018) insiste également sur le fait d'ouvrir « les boîtes noires, mais également de réfléchir en amont aux enjeux éthiques que les algorithmes d'IA peuvent soulever ».

Par conséquent, les résultats et prises de décisions issus de l'intelligence artificielle doivent être considérés avec beaucoup de prudence et son utilisation ne doit pas retirer la responsabilité aux décideurs humains.

2.3.2.3 Limites des études évaluant l'utilité et les effets de la e-santé

De nombreuses études portant sur les interventions de e-santé ont été réalisées au cours de la dernière décennie, toutefois il existe plusieurs limites concernant ces dernières. Premièrement, on peut relever le fait que la plupart aient été réalisées dans des pays développés et, par contraste, très peu concernaient des pays à revenu faible ou intermédiaire (Fan et Zhao, 2022). Deuxièmement, étant donné la variabilité des données et des populations étudiées, les connaissances sur l'impact de ces interventions sont limitées. Enfin, la plupart des revues systématiques ont relevé la faiblesse

méthodologique des études ayant été réalisées, que ce soit à cause d'une courte période de suivi, une mauvaise conception de l'étude, une taille d'échantillon trop petite ou un risque de biais trop élevé (Piras et Miele, 2017). Effectivement, il est important de remarquer qu'à l'heure actuelle, il n'existe pas de standard pour les études cliniques menées sur les solutions numériques, comme c'est le cas pour les essais portant sur les médicaments (Garnier & Collet, 2020).

Aussi, certains auteurs soulignent que la recherche scientifique à ce sujet en est à un stade initial (Adapa et al., 2017) en raison de la focalisation des études sur l'évaluation des objets connectés et applications mobiles, au détriment d'autres éléments tels que les perceptions et pratiques des utilisateurs (Schull, 2016). Ainsi, il s'avère difficile de tirer des conclusions significatives et de déterminer la réelle valeur de ces solutions.

2.3.3 Enjeux juridiques et réglementaires – La question de la sécurité et de la protection des données

Les objets connectés et les applications mobiles foisonnant dans le secteur de la santé, l'encadrement légal et réglementaire a dû s'adapter et connaître de fortes évolutions en raison de l'impact potentiel de l'usage de ces derniers sur la protection de la vie privée et des données sensibles (Babinet et Bagnis, 2020).

En Europe, une réglementation abondante existe, avec la volonté de protéger le citoyen « dans l'usage de solutions agissant sur [...] le corps humain [et] potentiellement dangereuses ». Ainsi, en 1993, la réglementation n°9/42/CEE des dispositifs médicaux (DM), concernant notamment les dispositifs aidant à la prise de décision médicale ou pouvant présenter un risque pour la santé du patient, a vu le jour. Cette dernière, obligatoire depuis 1998 et devenue un règlement en 2017, consiste en un marquage CE qui garantit que les exigences fondamentales de sécurité et de performance sont respectées (Picard, 2019).

En matière de protection des données à caractère personnel¹⁰ voire sensibles comme le sont les données de santé¹¹, le Règlement Général sur la Protection des Données, ou RGPD, qui concerne à la fois le secteur privé et le secteur public, le responsable de traitement¹² et le sous-traitant¹³,

¹⁰ Selon la CNIL, une donnée à caractère personnel concerne « toute information se rapportant à une personne physique identifiée ou identifiable directement ou indirectement ».

¹¹ Selon l'article 4 du RGPD, une donnée de santé est une donnée relative à la santé physique ou mentale, passée présente ou future, d'une personne physique qui relève des informations sur l'état de santé de cette personne.

¹² Défini dans l'article 4 du RGPD, comme « la personne physique ou morale, l'autorité publique, le service ou un autre organisme qui, seul ou conjointement avec d'autres, détermine les finalités et les moyens du traitement »

¹³ « Personne physique ou morale, l'autorité publique, le service ou un autre organisme qui traite des données à caractère personnel pour le compte du responsable de traitement » (Article 4 du RGPD).

renforce et unifie la protection des données des citoyens de l'Union Européenne. Il permet également d'impacter les processus de développement des produits et services de santé.

Aussi, la protection des données est encadrée en France, en plus du RGPD et d'autres dispositions légales (code pénal, code de la santé publique, code civil...), par la loi Informatique et Libertés de 1978, qui détermine les conditions de collecte et de conservation des données et les droits des personnes concernées, que ce soient leur droit à l'information, leur droit d'opposition, leur droit d'accès ou encore leur droit de rectification. Ainsi, cette loi interdit qu'une machine puisse prendre sans intervention humaine des décisions impactant crucialement les personnes et assure le droit d'avoir accès aux informations concernant la logique des algorithmes ayant mené à la décision auprès des responsables. D'autres lois existent également en France, telles que la n°2016-41 du 26 janvier 2016, concernant la modernisation de notre système de santé ou encore la loi plus récente n°2019-774 du 24 juillet, relative à l'organisation et la transformation du système de santé, et complètent le droit applicable à la protection des données.

Ce cadre légal permet de dégager une liste de 7 règles d'or en matière de protection des données (Garnier & Collet, 2020) :

- Licéité, loyauté et transparence du traitement
- Finalité déterminée, explicite et légitime
- Minimisation des données
- Exactitude des données collectées
- Durée de conservation limitée
- Intégrité Confidentialité Disponibilité
- Respect des droits des personnes

Par ailleurs, le principe en matière de données de santé est l'interdiction de traiter des données relatives à la santé (article 9-I du RGPD et article 6 LIL), à moins de justifier de l'une des exceptions de l'article 9.2 du RGPD ou de l'article 6 et 44 de la loi « informatique et libertés ».

Ces dernières concernent :

- le consentement explicite,
- l'obligation liées au droit du travail, la protection sociale, la sécurité sociale,
- la sauvegarde des intérêts vitaux de la personne,
- les traitements mis en œuvre par une association ou autre organisme à but non lucratif si certaines conditions sont remplies,
- les données rendues publiques par la personne concernée,
- la constatation, la défense ou l'exercice d'un droit en justice,
- les motifs d'intérêt public important ou dans le domaine de la santé publique,

- la médecine préventive, les diagnostics médicaux, la prise en charge sanitaire ou sociale ou la gestion des systèmes et services de soins en santé,
- la recherche scientifique, les fins archivistiques ou statistiques.

En France, la Haute Autorité de la Santé suit l'application et l'évolution de la réglementation face à l'émergence des nouvelles solutions numériques en santé via l'élaboration de travaux réguliers qui ont progressivement abouti à un référentiel de bonnes pratiques. Ce dernier vise en particulier non seulement la protection des bénéficiaires – par la fiabilité médicale, la protection des données et la cyber sécurité – mais aussi l'apport de la preuve d'un bénéfice pour l'utilisateur.

Toutefois, certains auteurs soulignent les limites de la réglementation actuelle. Ainsi, selon Bernelin et Desmoulin-Canselier (2021), il existerait une limite dans le champ d'application du droit des données personnelles. Effectivement, certains systèmes ne relèvent à l'heure actuelle pas des dispositions du RGPD, comme ceux qui fonctionnent en analysant les données anonymisées qui ne sont pas reconnues comme des données personnelles. Cela concerne également la majeure partie des systèmes d'aide à la décision, soit ceux qui ne produisent pas des décisions automatisées qui entrent dans le champ des dispositions citées. Par exemple, dans le cas où un médecin intervient pour prendre la décision en dernier ressort (diagnostic, choix du traitement), les articles 13, 15 et 22 du RGPD ne couvrent pas cette décision, faute d'être automatisée, et le responsable du traitement n'est alors pas obligé d'informer la personne concernée de la logique du traitement et de ses conséquences (Bernelin et Desmoulin-Canselier, 2021).

3 PRESENTATION DE L'ENTREPRISE STIMULAB

3.1 HISTORIQUE

Stimulab est né en 2014 à la suite de plusieurs années de conception et d'études dans des hôpitaux. L'idée de départ de Marc- Antoine Brochard et Etienne Dormeuil, co-fondateurs de Stimulab, était de rendre accessible l'éducation thérapeutique du patient au plus grand nombre en se basant sur les programmes d'éducation à la santé ayant prouvé leur efficacité avec un enjeu principal : l'autonomie du patient.

En réalisant des études et recherches académiques sur le phénomène du *quantified-self* et de la psychologie du changement comportemental, les fondateurs de Stimulab ont développé l'hypothèse selon laquelle la création d'habitudes est nécessaire pour l'atteinte de l'autonomie. Ils ont alors mis en place leurs programmes non-médicamenteux basés sur la nutrition, l'activité physique sans omettre la dimension psycho-sociale à partir de cette idée, en plaçant le mobile et les objets connectés au cœur de ces programmes. Effectivement, les chiffres issus de ces nouveaux usages permettraient d'objectiver les informations relatives aux comportements des patients tout en prenant en compte leurs caractéristiques propres pour offrir des prises en charges individualisées, adaptées à la situation et efficaces. En relais des recommandations d'un professionnel de santé, ces dernières sont délivrées à distance par une plateforme accessible sur mobile ou ordinateur et des éducateurs formés accompagnant les bénéficiaires dans ce changement comportemental.

Cette plateforme numérique a été conceptualisée initialement à l'aide de personnes – patients ou autres en prévention – intéressées et prêtes à tester la solution en échange de retours d'expérience. Depuis, de nouvelles fonctionnalités sont implémentées au fil de l'eau à partir de la vision de l'entreprise concernant les apports potentiels pour les professionnels de santé, coachs ou patients, mais aussi grâce aux retours des professionnels, des clients proxy des professionnels (Addictions France), des éducateurs/coachs et des patients. Ces remontées de besoins par les utilisateurs et clients sont systématiquement pondérées et classées selon l'ordre de priorité, la fonction proposée est envisagée selon la réponse qu'elle apporterait aux besoins et la manière dont elle pourrait être intégrée.

Les améliorations et adaptations selon le profil des patientes des coachings sont également continues, et se basent essentiellement sur les retours et attentes des patientes suivies dans le cadre d'un accompagnement, qu'ils soient communiqués directement (à l'oral, en visioconférence ou par écrit) ou par le biais de questionnaires (de démarrage, de bilan, de suivi de douleurs etc.).

Depuis sa création, Stimulab opère auprès de deux types d'acteurs :

- Les entreprises pour l'intervention sur sites sur la santé au travail autour de prestations de formation et de programmes de prévention santé et de qualité de vie au travail. Stimulab compte notamment en références des grandes entreprises dont des banques, des entreprises du médico-social, des coopératives agricoles, des industries agro-alimentaires, des entreprises de transports, des administrations, etc... (Groupe BPCE, SNCF, FM Logistic, Sodebo, Derichebourg, BPI Group, Veolia IDF, Agirc-Arrco...).
- Les établissements de santé, les institutions publiques notamment l'Assurance Maladie, les établissements de santé, les ARS, l'Assurance Maladie sur les sujets d'éducation thérapeutique à travers des programmes santé et de prise en charge thérapeutique. Stimulab œuvre auprès de plusieurs dizaines d'établissements dans le cadre de parcours de soin (CHU Nantes, HEGP-AP-HP, CHIC Créteil, Centre Oscar Lambret Lille, CHU de Montpellier, CHRU de Lille...) et est opérateur pour l'Assurance Maladie.

3.2 LES ACTIVITES ET SOLUTIONS DE STIMULAB

En partenariats avec l'Assurance maladie et des établissements de santé et de recherche, Stimulab développe des programmes d'éducation thérapeutique du patient (ETP) autour de thématiques diverses telles que le diabète (« Dites non au diabète »), la télésurveillance de la douleur dans le cadre du cancer du sein (« eMouvoir »), les addictions (« Pulsio Santé ») ou encore l'activité physique pour des patients porteurs de cardiopathies congénitales (« QualiRehab »).

Divers outils permettant le suivi de ces programmes ont également été développés et prennent en compte le dossier ETP et son suivi, l'organisation et la collaboration, les visio-conférences, l'ETP numérique et la relation avec les patients, les forfaits pathologies chroniques ainsi que la réglementation du programme et la sécurité des données.

L'entreprise mène également des études scientifiques visant à évaluer l'impact de leurs programmes et de leurs suivis personnalisés. Par ailleurs, Stimulab propose des interventions à destination des entreprises à travers des ateliers de sensibilisation comme sur les troubles musculo-squelettiques (TMS), des sessions de formation, des diagnostics sur site par des professionnels de santé ou encore des programmes de maintien et de retour à l'emploi.

Outre le développement de programmes d'engagement santé, d'un réseau d'éducateurs et de professionnels intervenant dans les programmes et d'une démarche de communication en

prévention santé, Stimulab déploie également la plateforme technologique « Stimul » pour les patients et équipes soignantes sur les thématiques de maladies chroniques. Les patients peuvent intégrer cette dernière de trois manières différentes selon le contexte :

- en recevant un code de l'Assurance maladie ou de l'hôpital,
- en étant inscrit par un professionnel de l'établissement de santé
- ou encore en participant à un programme d'ETP en présentiel.

Une fois connecté à la plateforme, l'utilisateur a accès à différentes optionalités.

D'abord, l'utilisateur bénéficie d'un « agenda », où sont fixés ses objectifs à accomplir. Ces derniers sont définis par le patient et le professionnel ou générés automatiquement selon la situation. L'agenda comporte également quatre onglets :

- un onglet « activité » qui permet au patient d'indiquer dans l'application les activités qu'il réalise (activités physiques d'endurance, de renforcement, étirements, activités de relaxation / méditation...),
- un onglet « repas » dans lequel les repas du patient ainsi que leurs compositions sont détaillés,
- un onglet « questionnaires » permettant la passation de différentes échelles validées scientifiquement catégorisées selon différentes thématiques tels que le sommeil ou encore le stress,
- et un dernier onglet « suivi » dans lequel le patient indique ses métriques et comportements en rapport avec diverses problématiques (consommation de cigarettes, alcool, médicaments, fatigue, fréquence cardiaque au repos...).

Ce dernier onglet se distingue de l'onglet relatif aux questionnaires dans la mesure où la personne indique une donnée chiffrée relative au jour-même et que cette métrique doit permettre un suivi journalier.

Un espace de « leçons » à distance est également proposé aux patients. Il comporte des vidéos asynchrones et ludiques développées chaque semaine dont la durée varie de 5 à 6 minutes. L'acquisition des connaissances immédiates sont ensuite évaluées à partir de courts tests.

Deux espaces d'échanges sont par ailleurs accessibles aux patients. Ainsi, l'utilisateur peut contacter le professionnel éducateur qui le suit dès qu'il en ressent l'utilité ou communiquer avec ses pairs pour partager conseils, questions entre autres. L'espace d'échange entre pairs est supervisé par les éducateurs afin d'assurer une modération du contenu.

Les professionnels ont de leur côté un espace dédié à leurs pratiques, que ce soit pour favoriser les relations entre les acteurs de la ville et de l'hôpital suivant un même patient via un espace collaboratif, ou pour suivre les pratiques et avancées des patients suivi grâce à un espace de suivi.

Stimul contient également de nombreux algorithmes conçus pour optimiser le suivi du patient, que ce soit en intervenant directement sur la plateforme du patient (rappels, objectifs, etc.) que sur celle des professionnels (relances à effectuer, suivis, etc.).

3.3 SECTEUR ET CONCURRENCE

En tant qu'entreprise innovante indépendante créant des programmes d'éducation à la santé et d'éducation thérapeutique du patient, Stimulab différencie 3 catégories de concurrents :

- Les concurrents à la branche Stimul relative aux programmes d'éducation thérapeutique du patient, que ce soit dans le cadre d'appels à projets en e-santé (Medialane, Direct Medica, BePatient) ou par la proposition de dispositifs innovants (Vicoptim, Nouveal e-santé),
- Les concurrents proposant des programmes de formation ou des prestations et services RH, qualité de vie et santé en entreprise (Inside Board, Concilio, Previa, MédecinDirect...),
- Et enfin les concurrents proposant des parcours dans la filière addictologie tels que Medicitus.

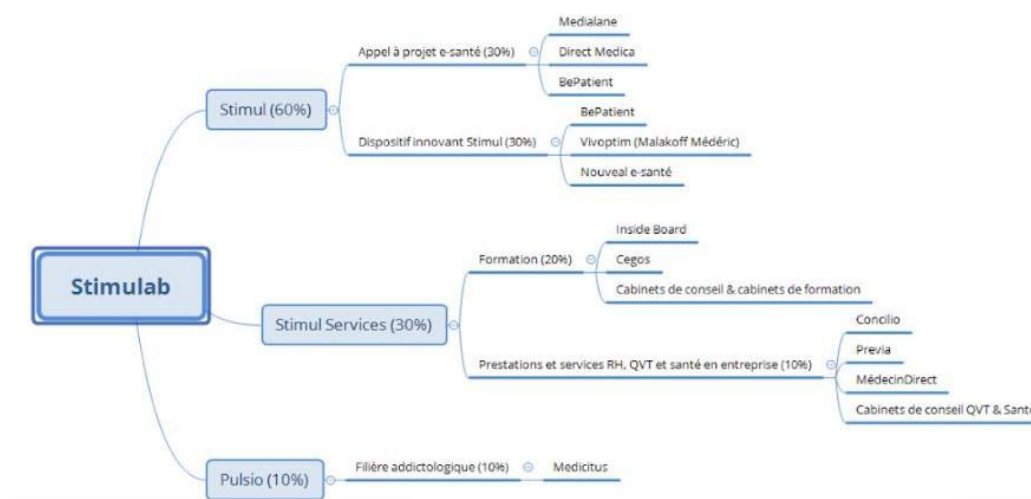


Figure 3 : Benchmark des concurrents de Stimulab

3.4 ORGANISATION DE L'ENTREPRISE

Entreprise à taille humaine, Stimulab compte à l'heure actuelle 10 salariés que l'on peut regrouper dans les pôles suivants :

- Pôle direction et stratégie opérationnelle : composé de Marc-Antoine Brochard et Etienne Dormeuil tous deux co-fondateurs de l'entreprise ;
- Pôle commercial : composé notamment d'un directeur des partenariats santé et entreprises et supervisé par Etienne Dormeuil ;
- Pôle juridique : composé du DPO (Délégué à la Protection des Données) ;
- Service informatique et ingénierie : avec à la tête un lead developer et deux développeurs full-stack ;
- Activités physiques adaptées et éducation thérapeutique : composé d'une responsable pédagogique du réseau de coach externes et enseignante en activités physiques adaptées ainsi que d'une enseignante APA – éducatrice thérapeutique ;
- Un pôle design – UX : composé d'une *graphic designer* – UX designer ;
- Un pôle data dont je suis la *data analyst* supervisée par Marc-Antoine Brochard.

3.5 ENJEUX DE LA DONNEE A STIMULAB

3.5.1 Sécurisation et protection des données à caractère personnel

L'entreprise Stimulab se conforme aux règles déontologiques édictées par les instances ordinales représentatives des professions médicales présentes sur son service. L'entreprise est également en conformité avec la réglementation en vigueur et les recommandations de la HAS et de la CNIL. Ainsi, les règles du RGDP et les dispositions réglementaires et législatives françaises et européennes relatives à la protection des données personnelles et de santé sont respectées par la mise en place de différentes mesures, exigences et processus.

Stimulab applique une politique stricte pour assurer la protection des données personnelles et des données sensibles de santé de ses utilisateurs. Les données à caractère personnel concernant la santé des utilisateurs sont hébergées auprès de la société Coreye, hébergeur de données de santé agréé par le Ministère de la Santé (HADS) en application des dispositions de l'article L.1111-8 du Code de la santé publique. Cela signifie que la plateforme met en œuvre un protocole de sécurité régit par l'ASIP, l'agence numérique en santé, intégrant des notions de sécurité informatique (datacenter, VPN, firewall, cryptage...) et de procédures humaines (environnement de préproduction et de production, protocole de mise en production, protocole d'accès au code, protocole de gestion des ressources humaines).

Ainsi, l'hébergeur du site Coreye agit en qualité de sous-traitant de Stimulab, au sens de la loi n°

78-17 du 6 janvier 1978, seulement sur instruction écrite de Stimulab, et ne dispose pas du droit d'utiliser les données à caractère personnel des utilisateurs auxquelles il est susceptible d'avoir accès, sauf aux fins d'exécution des prestations techniques d'hébergement et de gestion des bases de données et seulement dans les conditions contractuelles signées entre l'hébergeur et Stimulab.

Le responsable du traitement des données est Stimulab. Ont seuls accès aux données à caractère personnel de Stimulab les éducateurs spécialisés Stimulab qui accompagnent les utilisateurs au travers de la plateforme Stimulab dans le cadre du Projet.

Il n'y a pas de transfert des données collectées au sein de la plateforme Stimulab à des acteurs extérieurs à Stimulab. Aussi, aucune donnée Stimulab n'est transférée ni hébergée à l'étranger. Il n'y a pas d'interconnexion de fichiers. Le site Stimulab fonctionne en « standalone ».

Au sein de Stimulab, seul l'administrateur Stimulab, et en dehors de Stimulab, le professionnel de santé du patient, traitent les données de l'utilisateur dédié.

Les accès sont nominatifs et l'accès à la plateforme se fait en deux étapes pour les utilisateurs :

- création de compte et demande d'autorisation d'accès,
- modération par les administrateurs Stimulab.

Les utilisateurs sont informés par le droit d'interroger le responsable Stimulab du traitement des données via :

- les mentions légales,
- les mentions sur le site internet sous forme de vidéo,
- la communication orale par le professionnel de santé au Patient.

Par ailleurs, le recueil du consentement est éclairé auprès des patients intégrant un programme ou une étude lors de l'entretien d'engagement par la signature du formulaire de consentement.

- Le participant est informé de la possibilité de sortir du programme à tout moment.

- Les procédures permettant de garantir au participant du programme que les informations transmises à ses interlocuteurs ne seront pas partagées, sans son accord, avec d'autres interlocuteurs, y compris au sein du programme, sont décrites dans le formulaire de consentement.

- L'exploitation des données individuelles respecte les dispositions de la loi n° 2004-801 du 6 août 2004 relative à la protection des personnes physiques à l'égard des traitements de données à caractère personnel et modifiant la loi n° 78-17 du 6 janvier 1978 modifiée relative à l'informatique, aux fichiers et aux libertés. Cette exploitation de données fait l'objet des autorisations et déclarations prévues notamment par ces dispositions légales.

Les personnels techniques affectés aux tâches de développement et de gestion/administration sont

distincts.

Pour les développeurs informatiques du site Stimulab, l'accès aux serveurs HADS se fait depuis un poste informatique nominatif dans des bureaux accessibles nominativement avec badge et gardiennage.

3.5.2 Service data

Les enjeux data au sein de Stimulab sont multiples.

Un premier enjeu est de faire émerger une culture data à l'entreprise. Des statistiques hebdomadaires étaient alors partagées à l'ensemble de l'équipe relativement aux missions que je pouvais mener afin d'entamer des discussions autour de résultats et encourager un processus *data-driven*.



Figure 4 : Exemple de statistiques hebdomadaires partagées relatives aux comportements utilisateurs

Un autre enjeu réside dans la valorisation du patrimoine data de l'entreprise.

Cette valorisation prend d'une part la forme de la proposition de services data aux professionnels intervenant dans les programmes d'éducation thérapeutique. Cela passe notamment par la réalisation d'analyses de données et de leur présentation.

Ces dernières peuvent être effectuées à partir de données issues de questionnaires dont la passation

s'effectue majoritairement sur la plateforme Stimul, des objets connectés (notamment la montre Garmin dont les bénéficiaires disposent pour leur suivi), ou encore de données de l'application Stimul.

Les résultats d'analyses sont ensuite restitués sous la forme de rapports, de documents HTML issus des Jupyter Notebooks et/ou de présentations Powerpoint ou Google Slides à destination de Stimulab et/ou des partenaires.

A titre d'exemples, pour l'Institut Supérieur de Rééducation Psychomotrice, à partir d'un questionnaire, j'ai pu analyser les profils des répondants ainsi que les *persona* qui se dégagent. L'objectif était d'évaluer les niveaux de stress, santé physique et de façon plus générale la qualité de vie de ces derniers ainsi que leurs stratégies pour identifier les solutions pertinentes selon leur profil (*persona*, genre, tranche d'âge etc.).

Outre les analyses de données, de nombreux tableaux de bords sont créés et partagés pour les partenaires de Stimulab grâce au logiciel Grafana qui permet la visualisation de données à partir de plusieurs sources de données dont des bases de données temporelles. L'objectif est de permettre aux coordonnateurs, chefs de services d'hôpitaux et autres professionnels (de santé ou non) intervenant dans les programmes d'ETP le suivi de ces derniers.

Aussi, puisque ces derniers sont basés sur les index Elasticsearch et que la création des graphiques sur Grafana se fait à l'aide de la syntaxe de requête Lucene, une première étape fut de monter en compétences sur Elasticsearch et le langage de requête Lucene.

D'autre part, les données sont exploitées afin de participer à une meilleure compréhension des comportements et attentes des bénéficiaires de Stimulab en prenant en compte leurs spécificités dans le but d'atteindre les objectifs fixés et ainsi améliorer l'accompagnement. Cela s'effectue majoritairement grâce aux analyses de données, mais des tableaux de bord ont également été déployés en interne afin de suivre des cohortes de patients dans le suivi de leur coaching d'éducation thérapeutique (suivi de la réalisation des séances d'APA, de l'observance quant au port de la montre connectée etc.).

J'ai également pu effectuer une analyse temporelle des points d'engagement quotidiens des coachés Stimul selon leur profil, notamment en prenant en compte leurs pathologie, âge ou encore sexe. L'objectif était de déterminer les comportements utilisateurs selon leur profil, leur évolution dans le temps, et déterminer les comportements prédictifs d'autonomie.

Mais encore, j'ai été amenée à évaluer l'adéquation des indicateurs de suivi des coachings selon les programmes avec ceux de l'évaluation de la réussite des programmes, étudier l'impact des

discussions entre patientes et entre les patientes et le coach sur la réalisation des séances d'activité physique adaptée, ou encore analyser les réponses à un questionnaire pour l'étude Confluent dont l'objectif était de prédire l'évolution des douleurs dans le cadre d'un cancer.

Par ailleurs, l'objet de ce mémoire s'inscrit parfaitement dans cette dynamique. En effet, le projet mené, explicité dans la partie suivante, interroge non seulement l'impact du coaching proposé par Stimulab sur les métriques relatives à la santé et les capacités physiques des patientes, mais a également pour objectif d'évaluer préliminairement l'observance et l'engagement aux programmes que propose l'entreprise à travers l'étude éMouvoir. Aussi, l'exploration de facteurs impactant l'amélioration des métriques est étudiée afin d'adapter l'accompagnement selon les profils et de suivre des indicateurs pertinents quant à l'atteinte des objectifs du programme. Enfin, la prédiction de la réussite totale, telle que nous la définissons en annexe 1, est expérimentée dans le but d'identifier les personnes les plus à risque et agir en conséquence.

4 PRESENTATION DE L'ETUDE éMOUVOIR ET DES OBJECTIFS DU PROJET MENE DANS LE CADRE DU MEMOIRE

4.1 PRESENTATION DE L'ETUDE éMOUVOIR

4.1.1 Contexte et objectifs de l'étude éMouvoir

Une étude multicentrique, dans laquelle plus de 25 centres prennent part, tels que le CLCC, le centre Oscar Lambret, des CHU ou encore des cliniques, est actuellement réalisée et 1380 patientes sont attendues. Cette étude, nommée éMOUVOIR et financée par l'Institut National du Cancer dans le cadre d'un Programme Hospitalier de Recherche Clinique (PHRC) et par la région Hauts-de-France, a pour objectif l'évaluation de l'impact d'un accompagnement personnalisé et à distance (en ligne ou par téléphone) portant sur l'activité physique et sportive et l'utilisation d'une montre connectée auprès de patientes dans l'après cancer du sein pendant 4 mois sur la qualité de vie.

Effectivement, les patientes traitées pour un cancer du sein peuvent éprouver des difficultés physiques et psychologiques secondaires à la maladie et/ou aux traitements, altérant ainsi leur qualité de vie, et il a été démontré par de nombreuses études que la pratique d'activité physique et sportive, notamment lorsqu'elle est soutenue et poursuivie dans le temps, permet de réduire les effets secondaires du cancer sur la qualité de vie.

De nombreuses patientes diminuant leur pratique d'activité physique à la suite du diagnostic, il apparaît donc pertinent de les accompagner dans leur changement de comportements par des interventions éducatives.

Ainsi, pour évaluer le bénéfice du coaching personnalisé, ce dernier est comparé à une prise en charge standard avec recommandations simples d'activité physique et sportive, en termes de qualité de vie mesurée à 12 mois par le questionnaire *Short-Form-36* (SF-36)¹⁵ (composante physique et mentale), chez des patientes traitées en situation adjuvante ou néo-adjuvante et en rémission d'un cancer du sein non métastatique.

¹⁵ Le test SF-36 est une échelle de qualité de vie liée à la santé souvent utilisée dans la recherche clinique et évaluant 8 dimensions (l'activité physique, la vie et les relations avec les autres, les douleurs physiques, la santé générale perçue, la vitalité, les limitations liées à l'état psychique et physique, et la santé psychique).

En plus de cet objectif principal, l'étude sera également évaluée à partir de :

- L'impact de l'activité physique et sportive sur chacune des dimensions du SF 36 à 12 mois, d'un point de vue quantitatif,
- l'impact du programme sportif du point de vue qualitatif sur les données de la composante physique et de la composante mentale (en termes de succès / échec),
- l'impact de ce programme sportif sur la relation entre qualité de vie et santé à tous les temps de l'étude,
- l'impact de ce programme sur la qualité de vie en fonction des patientes et de leurs caractéristiques personnelles,
- l'impact de ce programme sur la pratique d'une activité physique et sportive tel que recommandé (30 min d'activité modérée, 5 jours / semaine),
- l'impact de ce programme sportif sur la fatigue, la douleur, la dépression, le sommeil, les mesures de poids (dont proportions de masses grasse et maigre), l'occurrence des événements indésirables, la vie professionnelle (pour les patientes actives), la prise de médicaments (psychotropes ou analgésiques),
- l'impact de ce programme en termes de survie sans maladie invasive.

Les critères d'inclusion de l'étude comprennent :

- Un âge supérieur ou égal à 18 ans,
- un diagnostic de cancer du sein invasif non métastatique,
- être en période post-cancer à 5 mois (+/- 3 mois) après la fin du traitement par chirurgie et / ou radiothérapie et / ou chimiothérapie; la poursuite de l'hormonothérapie et du trastuzumab ou TDM1 est possible pendant la période d'étude,
- la complétion du questionnaire SF36,
- un certificat médical validant la pratique du sport délivré par un professionnel de santé,
- un accord pour venir aux visites de suivis à M4¹⁶ et M12¹⁷,
- la capacité à s'exprimer (lire et écrire) en français pour comprendre le protocole et consentir,

¹⁶ 4 mois suite à l'inclusion

¹⁷ 12 mois suite à l'inclusion

- le consentement éclairé signé,
- la prise en charge par la Sécurité Sociale.

A contrario, les critères de non-inclusion comportent :

- Une rechute de cancer invasif du sein (rechute locale ou régionale, rechute controlatérale),
- une incapacité à pratiquer du sport (ex : handicap ou vulnérabilité), l'évaluation de ce critère est laissée à la discrétion du médecin qui prendra en charge la patiente
- un cancer métastatique,
- le fait d'exprimer le désir d'être dans l'un des groupes de randomisation,
- une impossibilité à se présenter aux visites de suivi de M4 et M12 (raison sociale, médicale, géographique),
- être sous tutelle ou sous curatelle.

Si tous les critères sont respectés, la patiente pourra être incluse.

Pour la comparaison des bras « contrôle » et « expérimental », cette étude est randomisée par tirage au sort. La randomisation est faite de manière centralisée, et équilibrée avec un ratio 1:1 entre les deux groupes de traitement (groupe expérimental avec pratique sportive avec coaching) et groupe contrôle avec recommandation de pratique sportive sans coaching.

Un programme de minimisation est utilisé pour équilibrer la randomisation sur les facteurs de stratification suivants :

- Type de traitement anti-tumoral¹⁸ ;
- Pratique sportive antérieure et actuelle (suivi d'une activité pendant le traitement oncologique, ou pratique sportive antérieure mais arrêtée au début du traitement, ou pas de pratique sportive) ;
- Résultat du SF36 à l'inclusion suivant (score faible : <50 pour au moins 1 dimension, ou score bon : ≥ 70 pour les 2 dimensions, ou score intermédiaire : toutes les autres combinaisons) ;
- Age (<40, ou 40-60, ou 60-80, ou >80 ans) ;
- Accès internet au moins 1 fois par semaine (oui, ou non) ;

¹⁸ chimiothérapie seule, ou chimiothérapie + trastuzumab/TDM1, ou chimiothérapie + trastuzumab/TDM1 + hormonothérapie, ou hormonothérapie seule, ou chimiothérapie + hormonothérapie

4.1.2 Le suivi des patientes du groupe expérimental

L'entreprise Stimulab est particulièrement concernée par cette étude puisqu'elle est chargée de l'accompagnement des patientes du groupe expérimental.

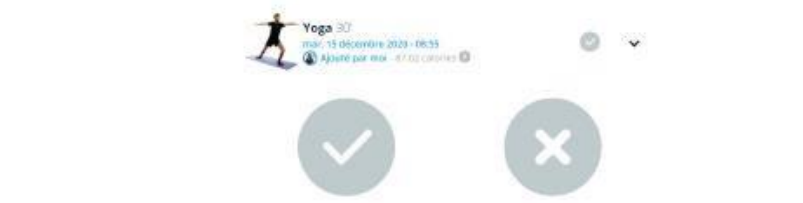
Le parcours des patientes suivies est le suivant :

- En début de coaching, les patientes débutent par une phase d'installation du matériel et une série de tests physiques. Ainsi, une fois le matériel reçu par les patientes, l'éducatrice médico-sportive de Stimulab prend contact avec celles-ci afin de les accompagner dans la création de leur compte utilisateur Stimul, de comprendre leurs attentes par rapport au suivi et de définir l'accompagnement personnalisé (coaching, sessions d'apprentissages interactives) dont elles bénéficieront.
- Durant 4 mois, elles sont accompagnées par un coach Stimul à distance. Le coaching comprend 3 séances d'activité physique à réaliser par semaine, la possibilité d'échanger par écrit en illimité avec l'enseignant d'activité physique adaptée de Stimulab (dans la rubrique « mon coach » du compte Stimul) et au sein d'un groupe de discussion avec les autres patientes (dans la rubrique « mon groupe de discussion » du compte Stimul). Un entretien téléphonique d'évaluation et de motivation est également passé, d'une durée de 20 minutes environ, une fois par mois durant les 4 mois d'accompagnement et des visios collectives via la plateforme sont régulièrement proposées aux participantes de l'étude.
- Une phase d'autonomie à la suite du coaching de 4 mois durant laquelle les patientes bénéficient d'une séance hebdomadaire de maintien des acquis, d'un programme d'activité physique libre et de l'espace d'échange.

En participant au programme et en acceptant d'être suivies par Stimulab, les patientes s'engagent alors à réaliser 4 actions par semaine.

Tout d'abord, elles sont encouragées à porter la montre connectée afin d'être en mesure de suivre leur nombre de pas quotidien dans la rubrique « Mes suivis » de la plateforme Stimul. Mais encore, elles sont invitées à échanger au moins deux messages par semaine avec leur coach et à consulter les contenus et ressources dans l'onglet « Discussions » partagés par leurs pairs. Enfin, les séances d'activité physique, accessibles au sein de la rubrique « Mon agenda » de la plateforme Stimul, doivent également être validées (ou invalidées) afin d'informer l'éducateur sur le suivi des activités. La procédure est donc la suivante :

1 J'ouvre cette activité pour y avoir accès (la flèche vers le bas)



2 Je valide ou invalide en ajoutant un commentaire

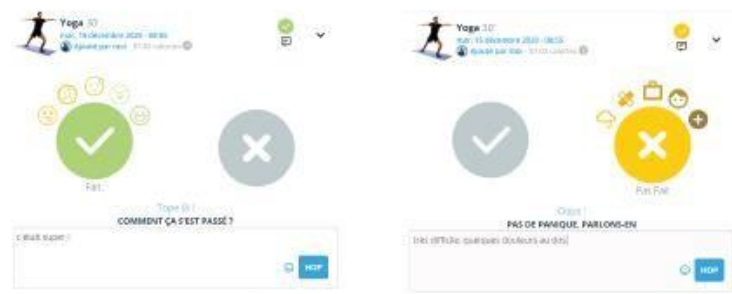


Figure 5 : Illustration de la procédure de validation d'activité sur la plateforme - Stimulab
En fonction des retours de chaque participante, ces séances sont alors adaptées, personnalisées ou revues à la baisse.

Toutefois, il est important de préciser que la participation au programme étant volontaire, les patientes sont libres de mettre fin à leur participation à tout moment.

4.2 OBJECTIFS DU PROJET MENE DANS LE CADRE DU MEMOIRE

L'objectif du projet mené dans le cadre de ce mémoire diffère de l'évaluation finale du programme prévue par les parties prenantes de l'étude éMOUVOIR.

En effet, le projet mené est avant tout une évaluation préliminaire du programme, réalisée avant que l'étude n'arrive à son terme et se focalisant sur les patientes ayant bénéficié à minima du suivi de 4 mois proposé par l'entreprise Stimulab. Par conséquent, elle ne comprend pas l'ensemble des patientes intégrées et à intégrer dans l'étude. Ce choix a notamment été opéré en raison de l'intégration au fil de l'eau des patientes à l'étude et de la faible quantité de personnes ayant eu un parcours complet de 12 mois à l'heure des analyses.

Aussi, bien que le critère primaire de l'évaluation du programme se porte sur l'amélioration de la qualité de vie, nous ne disposons pas de cette information avant la fin du programme et nous concentrons donc sur l'impact du programme sur les capacités physiques et mesures biologiques des patientes.

A travers cette évaluation préliminaire, nous tenons plutôt à investiguer trois ensembles de questions fondamentales :

- Les patientes du groupe expérimental améliorent-elles davantage leurs capacités physiques et caractéristiques biologiques que celles du groupe contrôle ?
- Quels sont les comportements, actions, attitudes des patientes du groupe expérimental au cours des 4 premiers mois de l'étude ? Existe-t-il des tendances ?
- Existe-t-il un lien entre l'engagement numérique et la réussite au programme telle que nous l'avons définie ? Y-a-t-il des indicateurs permettant de prédire la réussite au programme ?

Le projet se décompose donc en trois analyses distinctes mais complémentaires, dont l'élaboration et les principaux résultats sont présentés respectivement en sections 5, 6 et 7.

5 EVALUATION PRELIMINAIRE DE L'ACCOMPAGNEMENT : EVOLUTION DES METRIQUES DE CAPACITES PHYSIQUES ET BIOLOGIQUES

5.1 DEFINITION DES DONNEES

La première partie du projet porte d'une part sur l'analyse descriptive des données biométriques et des résultats aux tests de capacités physiques et d'autre part sur l'évaluation de l'évolution de ces métriques à 4 mois selon le groupe d'appartenance (expérimental ou contrôle).

Ainsi, elle a été réalisée à partir de différentes données que l'on peut répertorier en deux catégories :

- les résultats aux tests de capacités physiques,
- les mesures biométriques.

A ces deux catégories de données s'ajoutent les données concernant les informations générales des patientes, soit l'identifiant de l'étude attribué à chaque patiente ainsi que le groupe d'appartenance (contrôle ou expérimental) des participantes à l'étude éMOUVOIR.

Ces données, anonymisées, ont été collectées à partir du tableur en ligne *Google Sheet* depuis un compte professionnel où elles sont insérées de manière progressive par la responsable pédagogique du réseau de coach externes.

5.1.1 Tests de capacités physiques

Les informations concernant les tests de capacités physiques sont diverses et présentées dans le tableau 1.

Test	Définition du test	Score minimum défini à priori	Score maximum défini à priori
Test de 6 minutes	Test de 6 minutes de marche (score en mètres)	0	non défini
Test de la chaise	Mesure de la résistance des membres inférieurs (jambes droite et gauche) par la durée de maintien d'une position (en secondes)	0	90

Test du goniomètre	Mesure de la souplesse des membres supérieurs droit et gauche (en degrés)	0	non défini
Test du poids	Mesure de la résistance des membres supérieurs (bras droit et gauche) évaluée par le temps de maintien à l'horizontal (en secondes)	0	90
Test de force isométrique du bras	Force de pression au dynamomètre (en kilos)	0	non défini
Test de soutien unipodal	Durée d'équilibre (en secondes)	0	31

Tableau 1 : Définition des tests de capacités physiques

5.1.2 Données biométriques

Les mesures biométriques utilisées dans le cadre de cette étude sont répertoriées dans le tableau 2.

Mesure	Définition de la mesure
Poids	Poids (en kilos)
Masse grasse	Masse grasse (en kilos et en pourcentage)
Masse musculaire	Masse musculaire (en kilos et en pourcentage)
IMC	Indice de masse corporelle calculée à partir du poids par rapport à la taille (en kg/m ²)
Tour de taille	Tour de taille (en cm)
Tour de hanche	Tour de hanche (en cm)

Tableau 2 : Définition des mesures biométriques

5.2 METHODOLOGIE DE PREPARATION DES DONNEES

Un travail important a été mené en amont de l'analyse pour préparer les données. Effectivement, des étapes de nettoyage des données, de standardisation des formats de données, d'enrichissement des données, de vérification de la fiabilité des données, de correction des données ou encore de suppression des données aberrantes étaient nécessaires avant le traitement proprement dit.

Cette section présente les différentes étapes ayant été réalisées afin d'obtenir un jeu de données prêt pour l'analyse. Ces dernières ont été effectuées à l'aide de Spyder, environnement de développement intégré (EDI) pour Python.

5.2.1 Nettoyage des données

Le jeu de données initial comportait de nombreuses informations textuelles indiquant les raisons pour lesquelles une mesure n'était pas répertoriée dans le fichier. Ainsi, une première étape de suppression de ces commentaires textuels a été menée après avoir exporté les données dans un fichier csv et avoir importé ce dernier dans l'EDI Spyder.

Ce traitement a été effectué à l'aide des expressions régulières (notées RE ou motifs regex) qui sont un petit langage de programmation hautement spécialisé embarqué dans Python et dont la manipulation est rendue possible par l'utilisation de la méthode *replace* de la librairie *Pandas*¹⁹. Elles ont notamment permis de repérer les cellules des colonnes relatives aux mesures comprenant des caractères autres que chiffres ou des points « . » et de les remplacer par des valeurs manquantes.

La présence de cellules contenant des données textuelles au sein de certaines colonnes impliquait que ces colonnes étaient considérées comme de type *string*, soit des chaînes de caractères. Il a alors fallu les convertir en type *float*, soit de type numérique à virgule flottante (nombres réels) grâce à la méthode *astype*²⁰ de la librairie *Pandas*.

Par souci de cohérence avec la conversion en valeur manquante des données textuelles indiquant une incapacité à effectuer un exercice, chaque mesure égale à zéro a été remplacée par une valeur

¹⁹ La documentation de la fonction *replace* est consultable à l'adresse <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.replace.html>

²⁰ La documentation de la fonction *astype* est consultable à l'adresse <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.astype.html>

manquante. Effectivement, lorsqu'un coach externe indique un score égal à 0 lors d'un test, il exprime une incapacité de la patiente à réaliser ce test.

Le fichier de données importé dans l'EDI Spyder comprenait l'ensemble des résultats ayant été communiqués par les coaches externes effectuant la passation des tests. Par conséquent, nous disposons des résultats de patientes ayant seulement des résultats au temps M0, ou encore des résultats aux temps M12 de certaines patientes.

Ayant décidé de nous concentrer uniquement sur la comparaison des résultats aux temps M0 et M4, nous avons alors filtré les données sur les patientes ayant à minima des résultats à M4 (les patientes n'ayant des résultats qu'au temps M0 sont donc exclues de l'analyse) et gardé uniquement leurs résultats aux temps M0 et M4 (les patientes ayant des résultats aux temps M0, M4 et M12 sont retenues pour l'analyse, mais leurs résultats à M12 ne sont pas pris en compte).²¹

La cohérence des données a été vérifiée pour chaque type de mesure biométrique à partir d'algorithmes conçus en étroite collaboration avec le pôle des enseignants en activité physique adaptée. Effectivement, il a fallu déterminer dans quelle mesure une donnée pouvait être considérée comme aberrante au regard d'une donnée similaire à un temps différent, relativement à d'autres données et dans l'absolu.

Les données relevées comme aberrantes ont ensuite été rapportées à la responsable du pôle des enseignants en activité physique adaptée, qui a vérifié la véracité de chacune d'entre elles à partir des tickets imprimés par la balance.

Une donnée de masse maigre a été considérée comme à vérifier lorsqu'elle différait d'au moins 10% de la valeur de la mesure de masse maigre à un temps différent mais que le poids variait de moins de 5% de sa valeur à un autre temps.

Au total, 13 patientes ont été identifiées comme ayant des données de masse maigre à vérifier. Parmi ces 13 patientes, il y avait 3 patientes ayant des erreurs de saisie qui ont été par la suite corrigées, 6 patientes pour lesquelles les données étaient validées par deux tickets de balance, et 4 patientes dont les données n'étaient pas validées par des tickets ou indiquées comme des erreurs de balance. Ainsi, les données de masse maigre de 4 patientes ont été transformées en données manquantes.

²¹ Note : Une patiente ayant des résultats au temps M4 a nécessairement des résultats au temps M0, mais pas forcément des résultats au temps M12 au moment de l'analyse. En revanche, une patiente ayant des résultats au temps M12 a nécessairement des résultats aux temps M0 et M4.

Une donnée de masse grasse a été considérée comme à vérifier lorsqu'elle différait d'au moins 10% de la valeur de la mesure de masse grasse à un temps différent mais que le poids variait de moins de 5% de sa valeur à un autre temps.

Au total, 30 patientes ont été identifiées comme ayant des données de masse grasse à vérifier et deux ont vu leurs données de masse grasse transformées en données manquantes en raison de la non-fiabilité de la mesure.

Une donnée de poids a été considérée comme à vérifier lorsqu'elle différait d'au moins 8 kilos de la valeur du poids à un temps différent.

Aucune patiente n'a connu de différence de poids entre M0 et M4 de 8 kilos ou plus.

Une donnée de tour de taille a été considérée comme à vérifier lorsqu'elle différait d'au moins 10 centimètres de la valeur du tour de taille à un temps différent et que le poids évoluait de moins de 3 kilos.

Au total, 30 patientes ont été identifiées comme ayant des données de tour de taille à vérifier. 2 erreurs de saisie ont été corrigées et 28 patientes ont vu leurs données de tour de taille transformées en données manquantes en raison de l'incohérence des mesures.

La vérification de la fiabilité des données aux tests de capacités physiques a été effectuée en amont par la responsable des coachs externes puis a été validée via le script python en tenant compte des intervalles de scores possibles.

5.2.2 Enrichissement des données

En vue des analyses, il a également été nécessaire de compléter les données en créant de nouvelles variables de manière à dégager des connaissances approfondies.

La première étape a été de créer pour chaque test et mesure biométrique une variable mesurant l'écart entre la valeur à M4 et la valeur à M0.

La deuxième étape a été de créer deux nouvelles variables mesurant le rapport entre les masses maigre et grasse et le poids de chaque patiente. Ainsi, nous avons divisé la masse maigre par le poids total afin d'obtenir le pourcentage de masse maigre pour chaque participante et avons procédé de la même manière pour le pourcentage de masse grasse.

En se basant sur le nomogramme de l'indice de masse corporelle, nous avons également ajouté une variable indiquant la classification de l'IMC pour chaque personne de l'étude.

Cette classification a été simplifiée pour obtenir deux catégories distinctes :

- la classe « maigre ou normal » correspondant aux IMC inférieurs à 25 kg/m²,
- la classe « surpoids ou obésité » correspondant aux IMC supérieurs ou égaux à 25 kg/m².

Les tests de soutien unipodal, de force isométrique, de goniomètre et de poids étaient à réaliser aux temps M0 et M4 deux fois afin d'évaluer les capacités physiques des membres gauches et des membres droits. Ainsi, il nous a paru intéressant de calculer la moyenne des scores des côtés droit et gauche pour chacun de ces tests afin d'avoir un seul score global par test et par temps (M0 et M4).

Aussi, afin d'évaluer l'évolution des métriques entre M0 et M4, nous souhaitons analyser non seulement les différences brutes de scores, mais également les évolutions de scores en termes d'échec/réussite. Ainsi, nous avons défini pour chaque test et mesure biométrique la réussite selon des critères particuliers explicités ci-après.

Nous obtenons alors pour chacune des mesures un score binaire égalant 0 lorsque l'objectif n'est pas atteint et valant 1 lorsque la réussite est atteinte. Les tests de capacités physiques évaluant les membres supérieurs ou inférieurs ont également une seconde variable de réussite à 3 modalités ("0", "0.5", "1") étant donné qu'une passation en deux temps est réalisée pour ces derniers (une première pour le membre droit, une seconde pour le membre gauche).

L'ensemble des réussites est défini en annexe 1.

5.3 METHODOLOGIE ET METHODES DE L'ANALYSE DES DONNEES

5.3.1 Méthodologie de l'analyse des données

À la suite de la préparation des données, nous obtenons un jeu de données comprenant 99 variables et 221 observations, chaque observation correspondant à une patiente. Les variables sont répertoriées et définies dans le dictionnaire des données en annexe 2.

L'analyse des résultats à partir de ce jeu de données a été réalisée, comme pour la préparation des données, sur l'environnement Spyder.

Dans un premier temps, nous avons appréhendé l'évolution brute des métriques des patientes selon leur groupe d'inclusion.

Tout d'abord, des représentations graphiques adaptées aux types de variables ont été réalisées afin d'avoir une idée de la répartition des données selon les groupes expérimental et contrôle et du temps de mesure (M0 et M4). Ainsi, les données étant majoritairement de type quantitatives, des boîtes à moustaches ont principalement été utilisés afin de visualiser la distribution des variables. Ces visualisations ont été réalisées à l'aide de la fonctionnalité *boxplot*²² de la librairie *Seaborn*.

Les mesures de position (moyenne, médiane et quartiles) et de dispersion (écarts-types) selon les groupes et temps de mesure ont été calculées et regroupées au sein de tableaux à l'aide de la fonction *describe*²³ de la librairie *pandas*.

Aussi, des tests statistiques de Student pour échantillons appariés ont été réalisés afin de comparer les mesures au temps M0 aux mesure au temps M4 pour chaque patiente et pour chacun des tests de capacité physique ou biologiques.

On se trouve alors dans le cadre d'échantillons appariés, étant donné que nous comparons des paires de valeurs.

Afin de déterminer si nous obtenons des résultats différents selon le groupe d'inclusion, pour chacun des tests de capacité physique et biologiques, les tests statistiques de Student sont réalisés en deux temps :

- D'une part pour le groupe témoin,
- D'autre part pour le groupe expérimental.

Des tests de Student pour échantillons indépendants ont également été effectués dans le but de comparer l'évolution brute de chaque mesure de capacité physique et biologique selon les groupes d'inclusion.

Plus précisément, nos variables d'intérêt sont les variables calculant la différence de mesure entre M0 et M4 pour chaque patiente. Une variable d'intérêt concerne un test de capacité physique ou biologique, par exemple une variable d'intérêt peut-être une variable mesurant la différence de score au test de marche selon les temps de mesure M4 et M0 pour chaque patiente. On a ainsi autant de variables d'intérêt qu'il y a de tests de capacité physique et biologique dans l'étude.

²² La documentation de la fonction *boxplot* est consultable à l'adresse suivante : <https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.boxplot.html>

²³ La documentation de la fonction *describe* est consultable à l'adresse suivante : <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.describe.html>

On teste alors, pour chaque variable d'intérêt, l'hypothèse selon laquelle la différence moyenne de mesure entre M0 et M4 pour les patientes du groupe témoin est égale à la différence moyenne de mesure entre M0 et M4 pour les patientes du groupe contrôle.

En amont, des tests de Levene, qui comparent les variances, ont été réalisés puisque les calculs du test statistique de Student pour échantillons indépendants diffèrent selon les hypothèses relatives aux variances conditionnelles. Aussi, le test de Levene a été choisi car il représente une alternative intéressante, grâce à sa robustesse, aux tests de Fisher et de Bartlett comparant également les variances. Plus précisément, lorsque la distribution de la variable d'intérêt X n'est pas gaussienne, le test de Levene aura moins tendance à détecter des faux positifs et sera plus apte à détecter les vrais positifs.

Dans un second temps, l'évolution des métriques en termes d'échec et de réussite selon les groupes a été étudiée.

Des tableaux croisés de fréquence des facteurs ont été créés afin de connaître les effectifs et pourcentages d'échec et de réussite. Aussi, les pourcentages de réussite pour l'ensemble des tests de capacités physiques, les mesures biométriques mais aussi au global (définis en annexe 1) ont été analysés à l'aide de mesures de position et de dispersion.

Enfin, pour déterminer si la répartition des échecs et réussites diffère selon les groupes, des tests statistiques du χ^2 pour grands effectifs ainsi que des tests de Student pour groupes indépendants ont été réalisés.

Les tests statistiques ont été réalisés à l'aide des fonctions *levene*, *ttest_ind*, *ttest_rel*, *chi2_contingency* du module *stats*²⁴ de la librairie *Scipy*.

5.3.2 Définition des méthodes appliquées

5.3.2.1 Statistiques descriptives

Nous définissons ici les effectifs et fréquences lorsque les variables sont de type qualitatif et les mesures de position et de dispersion dans le cas de variables quantitatives continues. Ce choix a été fait en raison des types de variable pour lesquelles ces notions descriptives ont été appliquées dans la partie 5.

²⁴ Les différentes fonctions statistiques du module *stats* de la librairie *Scipy* sont définies à l'adresse suivante : <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/stats.html>

5.3.2.1.1 Effectif et fréquence relative

Pour décrire statistiquement une variable qualitative, il est usuel de déterminer pour chacune des modalités, son effectif (ou fréquence absolue) et sa fréquence relative (ou simplement fréquence).

Soit P une population de taille N pour laquelle nous étudions une variable X qualitative, m_1, \dots, m_p les modalités de cette variable X .

Soit $i \in \{1, \dots, p\}$.

Le nombre n_i d'individus pour lesquels la modalité de la variable X est m_i est appelé l'effectif associé à la modalité m_i :

$$n_i = \text{card}\{u \in P \mid X(u) = m_i\}$$

La fréquence relative associée à la modalité m_i , notée f_i , est le quotient de son effectif par la taille de la population :

$$f_i = \frac{n_i}{N}$$

5.3.2.1.2 Mesures de positions

La moyenne arithmétique représente le barycentre de la série statistique, autour de laquelle sont ensuite calculés les paramètres de dispersion.

Lorsque la variable X est quantitative continue, on regroupe la série selon les classes de X , naturellement ordonnées $[a_0, a_1[$, \dots , $[a_{p-1}, a_p]$.

Pour $i \in \{1, \dots, p\}$, on note $x = \frac{a_{i-1} + a_i}{2}$ le centre de la classe $[a_{i-1}, a_i[$. La moyenne arithmétique se calcule alors de la façon suivante :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^p n_i x_i$$

La médiane d'une variable continue X , notée m , est la plus petite solution de l'équation

$$F_X(x) = \frac{1}{2}$$

où F_X est la fonction de répartition empirique de X . On obtient alors :

$$m = \min\{x \in [a_0, a_p] \mid F_X(x) = \frac{1}{2}\}$$

La médiane découpe ainsi le jeu d'observations en deux parts égales.

On peut généraliser le principe de définition de la médiane, ce qui donne la notion de quantile. Le quantile d'ordre r , noté Q_r , est la plus petite solution de l'équation $F_X = r$,

$$Q_r = \min\{x \in [a_0, a_p] \mid F_X(x) = r\}$$

avec $r \in]0, 1]$.

Pour $n \in \{1, 2, 3\}$, le n -ième quartile est $Q_{\frac{n}{4}}$, le quantile d'ordre $n/4$. Les quartiles sont aussi notés q_1, q_2, q_3 .

La différence entre le premier quartile q_1 et le troisième quartile q_3 est appelé écart interquartile. La boîte à moustache, ou diagramme en boîte, est une visualisation en forme de rectangle et de pattes se basant sur le calcul des quartiles (premier quartile, médiane, troisième quartile) ainsi que du minimum et du maximum d'une série statistique. Effectivement, elle est obtenue par le placement sur un axe (horizontal ou vertical) des valeurs de ces cinq paramètres. Le rectangle est délimité par les premier et troisième quartiles. Deux pattes, ou moustaches, complètent ce rectangle. La première relie le minimum de la série au premier quartile, et la seconde le maximum au troisième quartile.

5.3.2.1.3 Mesures de dispersion

La variance de la variable continue X , notée $Var(X)$, est la moyenne des écarts quadratiques des centres des classes de X à sa moyenne :

$$Var(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^p n_i (x_i - \bar{x})^2$$

L'écart-type de X , noté σ_X , est la racine carrée de la variance :

$$\sigma_X = \sqrt{Var(X)}$$

Si la variable a une distribution normale, l'intervalle qui contient la moyenne moins l'écart-type jusqu'à la moyenne plus l'écart-type représente approximativement les 2/3 des données.

5.3.2.2 Statistiques inférentielles : Comparaison de populations

Les tests de comparaisons de populations cherchent à déterminer si K ($K \geq 2$) échantillons proviennent de la même population relativement à la variable d'intérêt. Nous sommes ici dans le cadre de la statistique inférentielle, nous tirons des conclusions sur la population.

5.3.2.2.1 Tests de Student – Comparaison des moyennes pour échantillons indépendants

Lorsque nous souhaitons comparer la moyenne de notre variable d'intérêt X dans deux sous populations indépendantes, le test d'hypothèse s'écrit :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$$

Soient Ω_1 et Ω_2 deux échantillons prélevés à partir de 2 sous populations. Nous formons les moyennes conditionnelles empiriques :

$$\bar{x}_k = \frac{1}{n_k} \sum_{i=1}^{n_k} x_{ik}, k = 1, 2$$

Le test de comparaison de 2 moyennes consiste à confronter les quantités estimées \bar{x}_1 et \bar{x}_2 en tenant compte de la variance dans chaque sous-groupe.

Lorsqu'on fait l'hypothèse que les variances sont identiques dans les sous-groupes, nous pouvons produire un estimateur synthétique de la variance

$$s^2 = \frac{(n_1-1)s_1^2 + (n_2-1)s_2^2}{n_1+n_2-2}, \text{ avec } s_k^2 = \frac{1}{n_k-1} \sum_{i=1}^{n_k} (x_{ik} - \bar{x}_k)^2$$

La statistique du test devient :

$$T = \frac{D}{\sigma_D} = \frac{X_1 - X_2}{s \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}}$$

Sous H_0 , elle suit une loi de Student $\mathcal{T}(v)$ à $v = (n_1 + n_2 - 2)$ degrés de liberté.

Pour un test bilatéral, la région critique est la suivante :

$$R.C. : |T| \geq t_{1 - \frac{\alpha}{2}}(v)$$

avec $t_{1 - \frac{\alpha}{2}}(v)$ le quantile d'ordre $1 - \frac{\alpha}{2}(v)$ de la loi de Student.

5.3.2.2.2 Tests de Student – Comparaison des moyennes pour échantillons appariés

Dans le cadre d'échantillons appariés, on dispose d'un échantillon de n observations, où chacune est constituée d'une paire de valeurs. On peut alors former une nouvelle variable aléatoire D gaussienne dont les valeurs d_i sont obtenues par les différences des paires de valeurs :

$$d_i = x_{i1} - x_{i2}$$

Le test d'hypothèse s'écrit de la façon suivante :

$$H_0 : \mu_D = 0$$

$$H_1 : \mu_D \neq 0$$

L'estimation de la variance de D à partir d'un échantillon s'écrit :

$$s^2_D = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2$$

Avec $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i$ la distance moyenne empirique.

Sous H_0 , la statistique du test s'écrit :

$$t = \frac{\bar{d}}{s_D / \sqrt{n}}$$

Elle suit une loi de Student à $(n-1)$ degrés de liberté. La région critique est définie de la façon suivante :

$$R.C. : |t| \geq t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-1)$$

5.3.2.2.3 Tests de Levene – Comparaison des variances pour échantillons indépendants

Le test de Levene, comparant les variances de K groupes, procède en deux temps. Une transformation des variables est tout d'abord opérée, nous calculons

$$z_{ik} = |x_{ik} - \bar{x}_k|$$

Avec \bar{x}_k la moyenne des valeurs dans le sous échantillon Ω_k .

Ensuite, la statistique W est calculée :

$$W = \frac{(n-K) \sum_{k=1}^K n_k (\bar{z}_k - \bar{z})^2}{(K-1) \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} (z_{ik} - \bar{z}_k)^2}$$

Sous H_0 , W suit une loi de Fisher à $(K-1, n-K)$ degrés de liberté. La région critique au risque α est définie de la manière suivante :

$$R. C. : W \geq F_{1-\alpha}(K - 1, n - K)$$

Avec $F_{1-\alpha}(K - 1, n - K)$ le quantile d'ordre $(1 - \alpha)$ de la loi de Fisher.

5.3.2.2.4 Tests de χ^2 – Comparaison des proportions

Le test d'homogénéité du χ^2 pour deux populations est une généralisation du test de proportion et permet de vérifier si la distribution d'une variable discrète est la même dans deux sous populations. Considérons une variable X discrète prenant R valeurs, et $p_{r/k}$ la probabilité d'obtenir $X = r$ dans la population k .

L'hypothèse nulle du test s'écrit :

$$H_0 : p_{r/1} = p_{r/2} \forall r$$

Soient Ω_1 et Ω_2 deux échantillons des deux sous populations. On note o_{rk} le nombre d'observation $X = r$ dans l'échantillon Ω_k . La statistique du test s'écrit :

$$\chi^2_{obs} = n_1 n_2 \sum_{r=1}^R \frac{\left(\frac{o_{r1}}{n_1} - \frac{o_{r2}}{n_2}\right)^2}{\frac{o_{r1}}{n_1} + \frac{o_{r2}}{n_2}}$$

Sous H_0 , χ^2_{obs} suit asymptotiquement une loi du χ^2 à $(R - 1)$ degrés de liberté. La région critique du test s'écrit :

$$R. C. : \chi^2_{obs} \geq \chi^2_{1-\alpha}(R - 1),$$

Avec $\chi^2_{1-\alpha}(R - 1)$ le quantile d'ordre $1 - \alpha$ de la loi $\chi^2(R - 1)$.

5.4 RESULTATS

5.4.1 Evaluation de l'évolution brute des métriques

5.4.1.1 Tests de capacités physiques

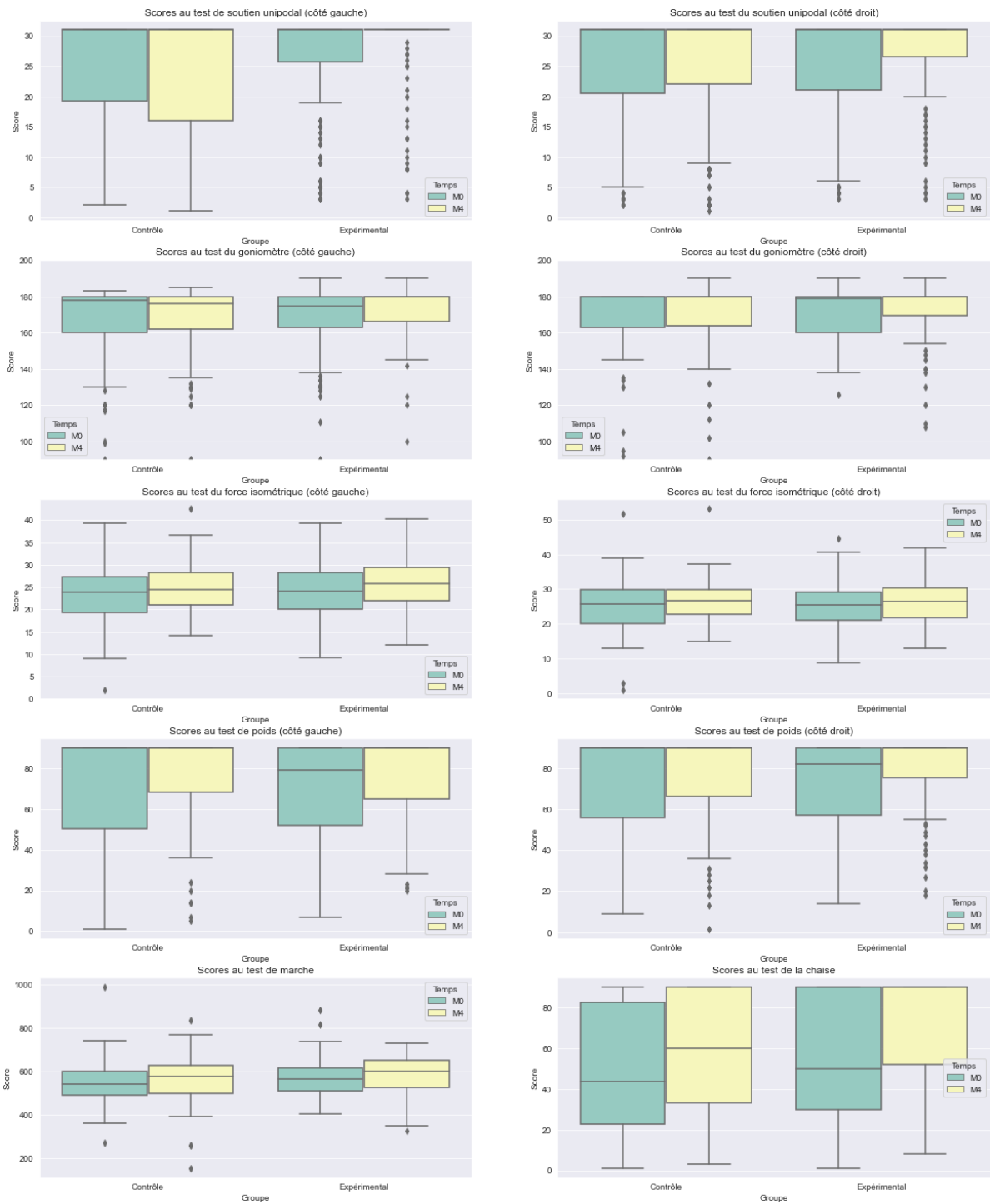


Figure 6 : Boîtes à moustaches des résultats aux tests de capacités physiques selon les groupes et le temps de mesure

	<i>GROUPE CONTRÔLE</i>			<i>GROUPE EXPERIMENTAL</i>		
	<i>Statistiques descriptives* (n=109)</i>		<i>Statistiques inférentielles</i>	<i>Statistiques descriptives* (n=109)</i>		<i>Statistiques inférentielles</i>
TEST	<i>Temps de mesure M0</i>	<i>Temps de mesure M4</i>	<i>p-value</i>	<i>Temps de mesure M0</i>	<i>Temps de mesure M4</i>	<i>p-value</i>
Chaise	49.8 ± 29.1 43.5 [22.8;82.5]	58.9 ± 29.1 60 [33.3;90]	<0.0001	52.4 ± 29.1 50 [30;90]	70.6 ± 24.6 90 [52;90]	<0.0001
Marche	548 ± 97 544 [494;599]	563 ± 104 578 [500;630]	0.08	562 ± 86 563 [507;612]	578 ± 86 600 [524;647]	0.08
Force isométrique						
Droite	25 ± 7.2 25.8 [20;29.8]	26.5 ± 5.7 26.6 [22.9;29.9]	0.01	25.4 ± 6.3 25.5 [21.1;29.3]	26.7 ± 6.4 26.5 [21.8;30.3]	0.01
Gauche	23.5 ± 6.1 23.9 [19.3;27.3]	24.7 ± 5.4 24.4 [21;28.3]	0.04	24.3 ± 6.1 24.1 [20.1;28.4]	25.7 ± 6 25.7 [22;29.5]	<0.01
Goniomètre						
Droit	167.6 ± 20.7 180 [163;180]	169.9 ± 17 180 [164;180]	0.05	168.1 ± 19.1 179 [160;180]	171.3 ± 17.4 180 [169.5;180]	0.02
Gauche	166.1 ± 20.8 178 [160;180]	168.1 ± 17.7 174.5 [162.8;180]	0.82	166.4 ± 20.8 176 [162;180]	170.9 ± 16.5 180 [166;180]	0.06
Test du poids						
Droit	72.3 ± 23.9 90 [56;90]	76.1 ± 21 90 [66.5;90]	0.06	72.2 ± 22.3 82 [57;90]	79.7 ± 18.3 90 [75.5;90]	<0.001
Gauche	69.3 ± 26.3 90 [50.5;90]	74.8 ± 22.4 90 [68.3;90]	0.07	69 ± 25.5 79 [52;90]	76.3 ± 20.8 90 [64.8;90]	<0.001
Soutien unipodal						
Droit	25.2 ± 9.9 31 [20.5;31]	25 ± 9.9 31 [22;31]	0.56	25.6 ± 8.9 31 [21;31]	27 ± 7.6 31 [26.5;31]	0.02
Gauche	24.8 ± 9.6 31 [19.3;31]	23.8 ± 10.5 31 [16;31]	0.17	25.8 ± 9.1 31 [25.8;31]	27.6 ± 7.3 31 [31;31]	0.09

Tableau 3 : Scores aux tests de capacités physiques des patientes selon leur groupe d'appartenance et le temps de mesure

La figure 6 représente, à partir de boîtes à moustaches, la répartition des scores aux tests de capacités physiques des participantes aux temps M0 (couleur verte) et M4 (couleur jaune) selon leur groupe (groupe contrôle ou expérimental). Elle permet en particulier de se faire une première idée concernant l'évolution des métriques des patientes dans le temps et selon leur groupe d'appartenance.

Le tableau 3, quant à lui, décrit les scores des patientes selon leur groupe d'appartenance et le

temps de mesure (M0 et M4) à l'aide de statistiques descriptives.

Ces dernières sont présentées sous la forme moyennes \pm écart-types et médianes [écart interquartiles]. Les p-value pour chaque test ont été obtenues par la réalisation de tests statistiques de Student pour groupes appariés.

Les boîtes à moustaches permettent d'appréhender le fait que les scores à M0 selon les groupes semblent relativement homogènes, hormis pour le test de soutien unipodal gauche, les patientes du groupe expérimental ayant des scores relativement plus élevés. Toutefois, des tests de Student pour groupes indépendants ont été réalisés sur l'ensemble des tests afin d'estimer si les moyennes populationnelles sont égales et leurs résultats ne permettaient pas de rejeter l'hypothèse alternative selon laquelle il existe une différence entre les moyennes de scores des deux groupes à M0.

Aussi, on peut ajouter que des augmentations de scores entre M0 et M4 pour les patientes du groupe expérimental sont visuellement notables pour le test de la chaise, mais aussi pour les tests de soutien unipodal et de poids droits et gauches. Des augmentations de scores semblent également présentes au sein du groupe contrôle pour le test de la chaise.

Le tableau 3 permet d'ajouter que, bien que les patientes du groupe contrôle n'aient pas bénéficié d'un accompagnement personnalisé, leurs métriques diffèrent significativement entre M0 et M4 au seuil de 5% aux tests de la chaise et de force isométrique droite. Au seuil de 10%, ce sont seulement les tests de soutien unipodal et de goniomètre droit qui ne voient pas d'évolution statistiquement significative.

Concernant les patientes du groupe expérimental, au seuil de 5%, on observe une évolution statistiquement significative pour les tests de la chaise, de force isométrique droite et gauche, de goniomètre droit, de poids droit et gauche et de soutien unipodal droit. En revanche, au seuil de 10%, les évolutions de scores sont significatives pour l'ensemble des tests de capacités physiques.

TEST	<i>Différence de score M4-M0 Groupe contrôle</i>	<i>Différence de score M4-M0 Groupe expérimental</i>	<i>p-value</i>
Chaise	9.1 ± 22.6 3 [0;18.5]	17.2 ± 21.3 17 [0;32.3]	<0.01
Marche	14.4 ± 82 20 [-19.3;57]	12.4 ± 69.6 26.8 [-20.75;52.2]	0.85
Force isométrique			
Droite	1.3 ± 5.4 1.3 [-1;3.9]	1.4 ± 5.8 1.3 [-2.3;4.1]	0.97
Gauche	1.1 ± 5.5 0.8 [-1;3.7]	1.5 ± 5.2 1 [-1.3;3.7]	0.55
Goniomètre			
Droit	2.4 ± 12.7 0 [0;8]	3.3 ± 15 0 [0;8]	0.62
Gauche	0.3 ± 16.3 0 [-2;5]	2.8 ± 15.7 0 [0;8.3]	0.24
Test du poids			
Droit	4.3 ± 22 0 [0;9.5]	7.6 ± 20.8 0 [0;17]	0.27
Gauche	4.7 ± 25.7 0 [0;12]	7.2 ± 18.3 0 [0;16.3]	0.42
Soutien unipodal			
Droit	0.3 ± 5.9 0 [0;0]	1.4 ± 6.1 0 [0;0]	0.19
Gauche	-0.8 ± 6 0 [-1;0]	1.4 ± 8.4 0 [0;0]	0.03

Tableau 4 : Différences de scores aux tests de capacités physiques entre M0 et M4 (M4 - M0) selon les groupes

Le tableau 4 présente les différences de scores entre M4 et M0 des patientes selon leur groupe d'appartenance. Ainsi, une différence positive indique une augmentation de score, et inversement, une différence négative indique une baisse de score.

Tout comme le premier tableau, ces statistiques descriptives sont présentées sous la forme moyennes ± écart-types et médianes [écarts interquartiles].

Tout d'abord, les différences moyennes et médianes de scores sont pour l'ensemble des tests positives ou nulles, ce qui indique une amélioration globale au à minima une stagnation des mesures, à l'exclusion du test de soutien unipodal droit pour le groupe contrôle. Il paraît toutefois intéressant de rappeler que pour ce test, le premier tableau a indiqué une différence de score non significative au seuil de 5% pour le groupe contrôle.

En revanche, lorsqu'on prend également en compte les quartiles, on remarque des premiers

quartiles négatifs pour les tests de marche et de force isométrique, quel que soit le groupe. Ainsi, un quart des participantes ont vu leurs mesures diminuer pour ces tests. Seulement, le tableau 3 a indiqué une différence non significative de score pour le test de marche. Les résultats de ce dernier sont donc à interpréter avec prudence.

Selon les groupes, nous observons des différences significatives d'évolution de scores au seuil de 5% pour les tests de la chaise et de soutien unipodal gauche en faveur du groupe expérimental, les différences de scores étant plus élevées au sein de ce groupe.

5.4.1.2 Mesures biométriques

MESURE	GROUPE CONTRÔLE			GROUPE EXPÉRIMENTAL		
	Statistiques descriptives* (n=109)		Statistiques inférentielles	Statistiques descriptives* (n=112)		Statistiques inférentielles
	Temps de mesure M0	Temps de mesure M4	p-value	Temps de mesure M0	Temps de mesure M4	p-value
Masse grasse (kg)	26 ± 10.8 24.8 [18.2;33]	25.7 ± 10.3 24.9 [18;33.6]	0.63	25.1 ± 11.2 22.8 [17.9;29.7]	24.5 ± 10.8 21.8 [17.3;27.8]	<0.01
Masse grasse (%)	34.2 ± 7.8 34.5 [30.1;39.7]	34.1 ± 7.4 34.5 [29.6;38.9]	0.86	33.5 ± 7.6 33.7 [28;38.3]	32.9 ± 7.3 32.7 [27.5;37.7]	<0.01
Masse musculaire (kg)	44.7 ± 5.9 44.3 [40.7;47.9]	44.5 ± 5.7 43.7 [40.9;48]	0.70	44.5 ± 5.6 44.2 [40.6;47.3]	44.6 ± 5.3 44.6 [41.2;47.7]	0.85
Masse musculaire (%)	62.2 ± 7.4 62 [57.2;66]	62.4 ± 6.9 62.2 [58.1;66.5]	0.84	63 ± 7.1 63 [58.6;67.6]	63.2 ± 7.1 63.8 [58.9;67.9]	0.15
Tour de taille (cm)	91.4 ± 14.4 92 [80;101]	90.4 ± 14.1 90.5 [80;101]	0.07	89.8 ± 14.3 88 [79;100]	88.8 ± 15 86 [77;99]	0.03
Tour de hanche (cm)	106 ± 13 104 [97;114]	103.9 ± 13.2 103 [94.5;114]	<0.01	105.2 ± 14.1 103.5 [95;114.5]	102.8 ± 12.8 102 [94;109]	<0.001
Poids (kg)	73 ± 15.7 71.7 [60.3;85.2]	72.8 ± 15.4 71.4 [60.1;82.9]	0.37	72 ± 15.6 69.6 [61.7;78]	71.9 ± 15.5 69.1 [61.4;79.1]	0.18
IMC (kg/m ²)	27 ± 5.5 26.2 [23;30.8]	27 ± 5.3 26.3 [23;30.7]	0.65	26.5 ± 5.4 25.3 [22.4;29.8]	26.5 ± 5.4 25 [22.4;29.6]	0.12

Tableau 5 : Mesures biométriques des patientes selon leur groupe d'appartenance et le temps de mesure

Le tableau 5 décrit les mesures biologiques des patientes selon leur groupe d'appartenance et le temps de mesure (M0 et M4) à l'aide de statistiques descriptives.

Ces dernières sont présentées sous la forme moyennes \pm écart-types et médianes [écart interquartiles].

Les p-value pour chaque test ont été obtenues par la réalisation de tests statistiques de Student pour groupes appariés.

Au sein du groupe contrôle, il apparaît qu'aucune mesure biologique n'a vu d'évolution statistiquement significative au seuil de 5%, à l'exception du tour de hanche (p -value <0.01). Au seuil de 10%, ce sont les tours de taille et de hanche qui observent des différences significatives. Concernant les patientes du groupe expérimental, ce sont en particulier les mesures de masse grasse (en kilos et pourcentage) ainsi que les tours de taille et de hanche qui observent des évolutions statistiquement significatives au seuil de 5%.

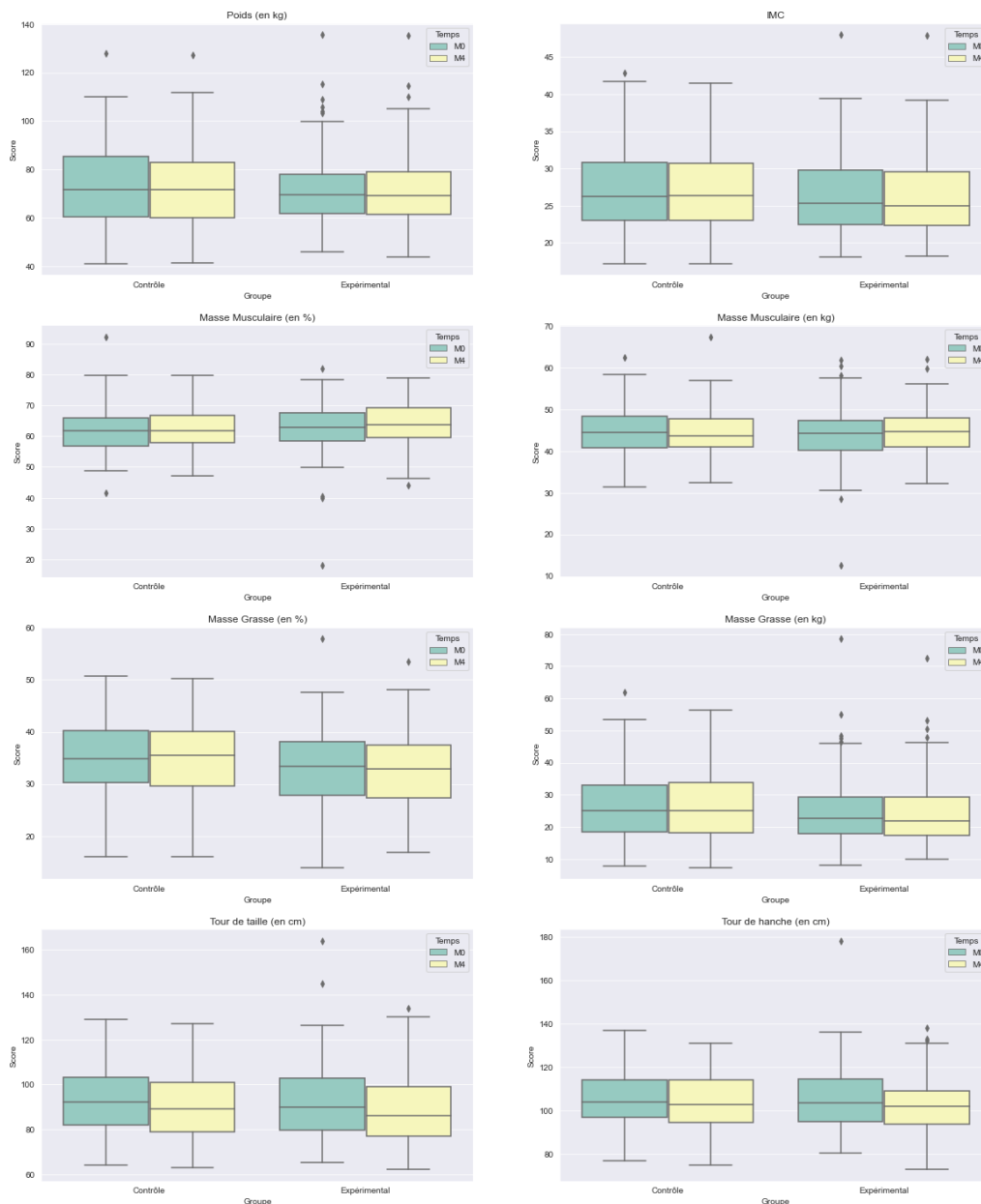


Figure 7 : Boîtes à moustaches des mesures biométriques selon les groupes et le temps de mesure

MESURE	<i>Différence de mesure M4-M0 Groupe contrôle</i>	<i>Différence de mesure M4-M0 Groupe expérimental</i>	<i>p-value</i>
Masse grasse (kg)	-0.12 + 2.5 -0.1 [-1.1;1.4]	-0.7 + 2.3 -0.8 [-1.8;0.5]	0.09
Masse grasse (%)	0 + 2.6 -0.5 [-1.5;0.3]	-0.7 + 2.4 -0.5 [-1.9;0.3]	0.02
Masse musculaire (kg)	-0.1 + 1.9 0 [-0.8;1.1]	0 + 2.2 0.3 [-0.6;1.1]	0.69
Masse musculaire (%)	0.1 + 2.6 -0.1 [-1.4;1.4]	0.4 + 2.9 0.6 [-0.6;1.8]	0.35
Tour de taille (cm)	-1 + 5.3 0 [-4;2]	-1.6 + 6.8 -2 [-5.1;1]	0.55
Tour de hanche (cm)	-2.1 + 7.3 -1 [-6;1.5]	-2.7 + 7.6 -2 [-5;0.9]	0.53
Poids (kg)	-0.2 + 2.5 0 [-0.9;1.1]	-0.3 + 2.5 -0.3 [-1.4;1.2]	0.76
IMC (kg/m ²)	-0.1 + 1.2 0 [-0.4;0.6]	-0.1 + 0.9 -0.1 [-0.6;0.4]	0.55

Tableau 6 : Différences de mesures biométriques entre M0 et M4 (M4 -M0) selon les groupes²⁵

Tout d’abord, si l’on se concentre sur les mesures dont les évolutions sont indiquées statistiquement significatives par le tableau 5, nous remarquons que ces dernières vont majoritairement dans le sens d’une diminution pour les tours de taille et de hanche, mais aussi pour les mesures de masse grasse, que ce soit en kilos ou en pourcentage pour le groupe expérimental. Ainsi, la masse grasse diminue en moyenne de 0.7 kg, et les tours de taille et de hanche diminuent en moyenne de respectivement 1,6 et 2,7 centimètres.

Pour les patientes du groupe contrôle, les tours de hanche semblent également majoritairement diminuer au vu des moyenne, médiane et premier quartile négatifs.

Aussi, il apparaît que seule l’évolution du pourcentage de masse grasse entre M4 et M0 diffère significativement selon les groupes au seuil de 5%. Au seuil de 10%, ce sont une fois encore les mesures concernant les masses grasses des patientes qui diffèrent selon leur groupe d’inclusion, qu’elles soient considérées relativement au poids des patientes (pourcentage de masse grasse) ou de façon brute (masse grasse en kilos).

²⁵ La méthodologie appliquée pour réaliser ce quatrième tableau est similaire à celle utilisée pour effectuer le tableau 2 concernant les mesures aux tests de capacités physiques. La seule différence réside dans le fait que le tableau 2 est relatif aux tests de capacités physiques et le tableau 4 concerne les mesures biométriques.

Plus précisément, lorsque l'on observe les statistiques descriptives des évolutions de la masse grasse, on remarque des disparités selon les patientes au sein du groupe contrôle. Effectivement, les médianes et moyennes décrivant les mesures de masse grasse, que ce soit en termes de pourcentage ou de kilos, sont distinctes de respectivement 0.11 et 0.5 points, ce qui indique que certaines patientes influent fortement sur les moyennes calculées en raison de leur fluctuation de masse grasse plus importante.

5.4.2 Evaluation de l'évolution des métriques en termes de réussites et échecs

5.4.2.1 Tests de capacités physiques

Variable	Groupe contrôle (n=109)	Groupe expérimental (n=112)	<i>p-value</i>
Chaise Succès Echec	83 (78 %) 24 (22 %)	99 (92 %) 9 (8 %)	<0.01
Marche Succès Echec	69 (66 %) 36 (34 %)	67 (66 %) 35 (34 %)	1.0
Force isométrique			
Droite Succès Echec	68 (64 %) 38 (36 %)	64 (58 %) 47 (42 %)	0.33
Gauche Succès Echec	67 (63 %) 40 (37 %)	68 (62 %) 42 (38 %)	1.0
Goniomètre			
Droit Succès Echec	84 (85 %) 25 (15 %)	93 (88 %) 19 (12 %)	0.30
Gauche Succès Echec	78 (72 %) 31 (28 %)	89 (79 %) 23 (21 %)	0.20
Test du poids			

Droit Succès Echec	77 (77 %) 23 (23 %)	89 (86 %) 14 (14 %)	0.10
Gauche Succès Echec	80 (79 %) 21 (21 %)	85 (82 %) 19 (18 %)	0.73
Soutien unipodal			
Droit Succès Echec	84 (79 %) 22 (21)	96 (86 %) 15 (14 %)	0.21
Gauche Succès Echec	74 (69 %) 34 (31 %)	93 (85 %) 16 (15 %)	<0.01
Ensemble des tests de capacité physique Pourcentage de réussite	0.72 ± 0.21 0.75 [0.58;0.92]	0.78 ± 0.17 0.83 [0.68;0.92]	0.02

Tableau 7 : Répartition des échecs et réussites aux tests de capacités physiques selon les groupes d'inclusion

Ce septième tableau décrit la répartition des réussites et échecs tels que définis en annexe 1 selon leur groupe d'appartenance à l'aide de statistiques descriptives.

Ces dernières, lorsqu'elles sont catégorielles, sont présentées sous la forme effectifs (pourcentages) et sous la forme moyennes + écarts-types et médianes [écart interquartiles] lorsqu'elles sont de type quantitatif.

Les p-value pour chaque test ont été obtenues par la réalisation de tests statistiques du χ^2 pour grands effectifs et par le test de Student pour groupes indépendants à grands effectifs pour le pourcentage de réussite à l'ensemble des tests de capacité physique.

Tout d'abord, il apparaît important de noter que pour l'ensemble des tests et quel que soit le groupe, on observe davantage de succès que d'échecs concernant l'évolution des métriques des patientes. Autrement dit, la majorité des patientes voit une amélioration ou à minima une stagnation de ses métriques pour la majorité des tests de capacité physique.

Les succès sont très importants pour les tests de soutien unipodal, de la chaise – notamment au sein du groupe expérimental – et de poids. A contrario, les succès sont moins prononcés pour les tests de marche et de force isométrique droit et gauche.

Des différences intergroupes au seuil de 1% ont été relevées pour les tests de la chaise ainsi que le test de soutien unipodal gauche. Plus précisément, pour ces deux tests, il apparaît que les réussites sont davantage présentes au sein du groupe expérimental qu’au sein du groupe contrôle.

Toutefois, lorsqu’on dénombre les réussites par patiente en prenant en compte l’ensemble des tests, on obtient une différence statistiquement significative au seuil de 5% en faveur du groupe expérimental (p-value = 0.02). Effectivement, les moyenne, médiane et premier quartile observés pour les patientes accompagnées apparaissent plus élevés que ceux des patientes du groupe contrôle.

Ainsi, les patientes du groupe expérimental réussissent globalement davantage à améliorer leurs scores, ou tout du moins à les maintenir, que celles du groupe contrôle.

5.4.2.2 Mesures biométriques

Mesure	Groupe contrôle (n=109)	Groupe expérimental (n=112)	p-value
Masse grasse (kg) Succès Echec	53 (50 %) 52 (50 %)	66 (61 %) 43 (39 %)	0.18
Masse grasse (%) Succès Echec	74 (70 %) 31 (30 %)	90 (83 %) 19 (17 %)	0.05
Masse musculaire (kg) Succès Echec	49 (47 %) 56 (53 %)	65 (61 %) 42 (39 %)	0.06
Masse musculaire (%) Succès Echec	76 (72 %) 29 (18 %)	86 (80 %) 21 (20 %)	0.23
Tour de taille Succès Echec	52 (58 %) 37 (42 %)	69 (75 %) 23 (25 %)	0.03
Poids Succès Echec	52 (48 %) 57 (52 %)	49 (44 %) 62 (56 %)	0.69
IMC Succès Echec	67 (61 %) 42 (39 %)	85 (77 %) 25 (23 %)	0.02

Ensemble des mesures biométriques - Pourcentage de réussite	0.65 ± 0.36 0.75 [0.33;1]	0.79 ± 0.32 1 [0.75;1]	<0.01

Tableau 8 : Répartition des échecs et réussites pour chaque mesure biométrique selon les groupes d'inclusion

Le tableau 8 décrit la répartition des réussites et échecs aux mesures biométriques tels que définis en annexe 1 selon leur groupe d'appartenance à l'aide de statistiques descriptives.

Ainsi on note que l'on observe davantage de réussite globalement pour l'ensemble des mesures, quel que soit le groupe.

Effectivement, au sein du groupe contrôle, le nombre de patientes observant un échec est supérieur au nombre de patientes observant une réussite seulement pour la mesure de masse musculaire brute (49 patientes en situation de réussite contre 56 en situation d'échec).

Concernant le groupe expérimental, le même phénomène est observable à la différence qu'il apparaît pour la mesure relative au poids (49 patientes en situation de réussite contre 62 en situation d'échec).

Lorsque l'on compare les groupes en termes de réussite et échec, on remarque que les patientes du groupe expérimental observent davantage de réussite que le groupe contrôle pour l'ensemble des mesures à l'exception de celle du poids (48% de réussite pour les patientes du groupe contrôle contre 44% de réussite pour le groupe expérimental pour la mesure du poids).

Lorsqu'on regarde les mesures une à une, les différences en termes de réussite sont cependant significatives au seuil de 5% seulement pour les mesures relatives à l'IMC et au tour de taille (p-value respectivement de 0.02 et 0.03).

En revanche, lorsqu'on calcule le pourcentage de réussite par patiente pour l'ensemble des mesures biométriques, le nombre total de réussite apparaît significativement différent selon les groupes en faveur du groupe expérimental (p-value < 0.01). Effectivement, on remarque que les moyenne, médiane et premier quartile des patientes du groupe expérimental sont supérieurs à ceux obtenus pour le groupe contrôle.

5.4.2.3 Ensemble des mesures

Mesure	Groupe contrôle (n=109)	Groupe expérimental (n=112)	<i>p-value</i>
Ensemble des mesures - Pourcentage de réussite total	0.69 ± 0.21 0.72 [0.55;0.85]	0.78 ± 0.17 0.81 [0.69;0.9]	<0.001

Tableau 9 : Répartition de la réussite globale selon les groupes d'inclusion

Le tableau 9 permet d'appréhender qu'il existe une différence statistiquement significative au seuil de 1% en termes de réussite globale sur l'ensemble des tests ($p\text{-value} < 0.001$).

Cette différence, tout comme les pourcentages de réussite aux mesures biométriques et aux tests de capacités physiques pris séparément, indique de meilleurs résultats au sein du groupe expérimental au vu des moyenne et médiane mais aussi des premier et troisième quartiles tous supérieurs pour le groupe des patientes suivies. Autrement dit, les patientes du groupe expérimental améliorent plus de tests de capacités physiques et de caractéristiques biologiques que celles du groupe contrôle.

6 ÉTUDE DES PROFILS ET COMPORTEMENTS DES PATIENTES ACCOMPAGNEES – ANALYSE DE L’ENGAGEMENT ET DE L’ADHESION AU PROGRAMME

6.1 DEFINITION DES DONNEES

La deuxième partie du projet a pour objectif d’étudier les comportements utilisateurs et profils des patientes incluses dans le programme d’accompagnement.

Ainsi, elle a été réalisée à partir de différentes données que l’on peut répertorier en quatre catégories :

- Les données de profil, reprenant des informations sociodémographiques, de niveau d’activité initial, d’état de santé et de stade motivationnel ;
- les données d’actions et d’échanges sur la plateforme, reprenant les métadonnées des questionnaires et de rapports alimentaires mais aussi des messages échangés avec le coach ainsi que des discussions et commentaires de discussions de groupe créés ;
- les données d’observance du port de la montre, des séances et des leçons hebdomadaires à effectuer ;
- les données d’activité physique remontées par la montre connectée.

Ces données proviennent donc à la fois de l’application, que ce soient des données issues des questionnaires ou des actions effectuées sur la plateforme, mais aussi de l’objet connecté fourni aux participantes.

6.1.1 Profil

Avoir une idée du profil des patientes nous paraît pertinent non seulement pour déterminer si les patientes se ressemblent au regard de certaines caractéristiques mais également pour discuter en aval de leur comportement tout au long de l’accompagnement.

Effectivement, des patientes plus âgées pourraient potentiellement être moins à l’aise avec le numérique, et ainsi moins fréquenter l’application que des patientes plus jeunes. Des personnes déclarant avoir déjà mis en place des habitudes favorisant la santé pourraient quant à elles être plus propices à réaliser leurs séances d’activité physique que des patientes n’étant pas encore prêtes à modifier leurs comportements. Mais encore, les patientes déclarant une moyenne de soucis de santé plus élevée pourraient avoir plus de difficulté à réaliser de l’activité physique...

Ainsi, des informations relatives au profil des patientes du groupe expérimental, renseignées par ces dernières lors de la passation du questionnaire « Questionnaire de démarrage »²⁶ ont été extraites depuis l’outil Grafana.

Ces informations comprennent des données sociodémographiques (âge, fait d’être en poste), des données de pratique d’activité physique et de sédentarité, des données de perception de son état de santé ou encore des données de motivation au moment de l’inclusion.

Le tableau 10 ci-contre définit les informations de profil extraites à partir du questionnaire selon la dimension renseignée.

Donnée de profil	Question	Définition	Type
Socio-démographie			
Âge		Âge de la patiente	Int
En poste	Es-tu actuellement en poste ?	Fait d’être en poste au moment de l’inclusion dans l’étude 2 modalités : <ul style="list-style-type: none"> • TRUE (la patiente est initialement en poste) • FALSE (la patiente n’est pas en poste au moment de l’inclusion) 	Binaire
Activité physique			
Score d’activité physique initial	Combien de temps par semaine pratiques-tu de l’activité physique ? <i>Exemples d’activités modérées : marche, randonnée, ménage...</i> <i>Exemples d’activités intenses : footing, musculation, sports de combat...</i>	Niveau d’activité physique initial déterminé par la durée hebdomadaire d’activité physique 4 modalités : <ul style="list-style-type: none"> • 1 : 60 minutes d’activité modérée (ou 30 minutes d’activité intense) ou moins • 2 : 1h30 d’activité modérée (ou 45 minutes d’activité intense) • 3 : 2h30 d’activité modérée (ou 1h15 d’activité intense) • 4 : 4h d’activité modérée (ou 2h d’activité intense) ou plus 	Int
Score de sédentarité initial	Combien de temps, du lever au coucher, passes-tu en position assise ou allongée ?	Niveau de sédentarité initial déterminé par la durée journalière en position assise ou allongée 4 modalités : <ul style="list-style-type: none"> • 1 : Moins de 2h • 2 : Entre 2h et 5h • 3 : Entre 5h et 9h • 4 : Plus de 9h 	Int
État de santé			
Score de santé physique	Sur une échelle de 0 à 10, comment évalues-tu ta santé physique ? (de 0 à 10)	Évaluation par la patiente de sa santé physique à partir d’une échelle allant de 0 (très mauvaise) à 10 (très bonne)	Int
Score de qualité de vie	Sur une échelle de 0 à 10, comment évalues-tu ta qualité de vie ? (de 0 à 10)	Évaluation par la patiente de sa qualité de vie à partir d’une échelle allant de 0 (très mauvaise) à 10 (très bonne)	Int

²⁶ Un exemple du questionnaire de démarrage est consultable en annexe 3.

Nombre de soucis de santé	Es-tu concerné par l'un de ces soucis de santé ?	Nombre de soucis de santé (de 0 à 9) pour lesquels la patiente est concernée Question à choix multiples proposant 10 possibilités : <ul style="list-style-type: none"> ● Pas concerné ● Maladie cardio-vasculaire ● Atteinte de l'appareil respiratoire ● Diabète ● Cancer ● Traumatisme / blessure récente ● Dépression / burn-out ● Arthrose ● Autre 	Int
Stade motivationnel			
Stade de changement	Dans quelle situation je me retrouve ?	Échelle ordinale de 0 à 4 évaluant le stade de changement comportemental de la patiente. Choix d'une possibilité parmi 4 proposées : <ul style="list-style-type: none"> ● 1 : "Pour le moment, je ne souhaite pas modifier mon comportement." ● 2 : "J'envisage de changer mon comportement mais j'hésite à renoncer à ma vie actuelle." ● 3 : "Je me sens prêt à modifier mon mode de vie dans un avenir proche." ● 4 : "Je me suis engagé dans une modification de mon style de vie. Certaines choses sont déjà en place malgré les difficultés". 	Int

Tableau 10 : Définition des données de profil

6.1.2 Actions et échanges sur la plateforme

La base de données de l'entreprise Stimulab stocke la quasi-totalité des interactions que les patientes ont avec l'application web Stimul.

Ainsi, nous disposons d'informations concernant leurs connexions sur la plateforme, les actions qu'elles effectuent sur cette dernière (complétions de questionnaires, comptes-rendus alimentaires, planification et déclaration de réalisation d'activités...) ou encore concernant les échanges avec leurs pairs dans les espaces de discussion et avec leur coach dans le chat.

Les tables de la base de données semblant intéressantes pour comprendre le rapport des patientes à l'application ont été extraites, et les données qu'elles contiennent ont par la suite été nettoyées et agrégées pour pouvoir être analysées.

Ces informations, une fois retraitées, sont définies dans le tableau ci-contre :

Action	Définition	Type
Connexions	Nombre total de connexions par patiente au cours des 4 mois de suivi	Int
Rapport alimentaires	Nombre de rapport alimentaires complétés durant les 4 premiers mois de suivi par patiente	Int
Questionnaires	Nombre de questionnaires complétés durant les 4 premiers mois de suivi par patiente	Int
Activité hors activité physique ²⁷	Nombre d'activités optionnelles réalisées par patiente durant les 4 premiers mois de suivi	Int
Messages envoyés	Nombre de messages envoyés au coach durant les 4 premiers mois de suivi par patiente	Int
Messages reçus	Nombre de messages reçus du coach durant les 4 premiers mois de suivi par patiente	Int
Discussions	Nombre de discussions de groupe créées par patiente durant les 4 premiers mois de suivi	Int
Commentaires	Nombre de commentaires de discussions créées par patiente durant les 4 premiers mois de suivi	Int

Tableau 11 : Définition des données d'action et d'échanges sur la plateforme

6.1.3 Adhésion

L'adhésion thérapeutique, désignant l' « adoption par une personne d'un comportement pourvoyeur de résultats escomptés potentiellement positifs en accord avec la prescription ou le conseil d'un professionnel de santé » (Debout, 2012), est appréhendée dans le cadre du programme à partir :

- Du port de la montre connectée Garmin,
- De la réalisation des deux séances hebdomadaires d'activité physique que le coach invite à effectuer,
- Du suivi hebdomadaire d'une leçon que le coach partage aux patientes.

Si la réalisation des séances et des leçons hebdomadaires est déclarative (la patiente indique sur l'application Stimul si elle a réalisé ou non ses séances et leçons), le port de la montre est déterminé par la montre elle-même. Cette dernière collecte, dès lors qu'elle est portée, différentes informations relatives au sommeil, à l'activité physique pratiquée, à la fréquence cardiaque ou encore au stress des utilisatrices. Ces données sont ensuite insérées de façon quotidienne dans la base de données.

Ainsi, lorsque durant un jour entier (compris comme la durée cumulée d'un jour et d'une nuit consécutifs) aucune donnée n'est remontée par la montre Garmin, nous considérons que la propriétaire de l'objet ne l'a pas utilisée.

²⁷ Une activité hors activité physique est une activité parmi les suivantes : "administratif", "ajouter une visio", "hygiène de vie", "nutrition", "RDV pro, santé...", "relaxation et méditation", "stress-sommeil", "vie quotidienne".

Le port de la montre a aussi été appréhendé selon le nombre de jours pour lesquels nous avons une donnée de sommeil, ce qui serait un potentiel indicateur du port de la montre durant la nuit.

Ces données, une fois extraites et retraitées, sont définies dans le tableau 12.

Donnée	Définition	Type
Observance du port de la montre		
Jours de données total	Nombre de nombre de jours de données total par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi	Int
Jours de données de sommeil léger	Nombre de nombre de jours de données de sommeil léger par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi	Int
Jours de données de sommeil profond	Nombre de nombre de jours de données de sommeil profond par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi	Int
Jours de données de sommeil paradoxal	Nombre de nombre de jours de données de sommeil paradoxal par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi	Int
Séances d'activité physique		
Séances d'activité physique²⁸	Nombre de séances d'activité physique réalisées par patiente durant les 4 premiers mois de suivi. On attend des patientes qu'elles en aient réalisé à minima 32 au cours de cette période.	Int
Leçons		
Leçons	Nombre de leçons réalisées par patiente durant les 4 premiers mois de suivi. On attend des patientes qu'elles en aient réalisé 16 au cours de cette période.	Int

Tableau 12 : Définition des données d'observance

6.1.4 Activité physique

La pratique d'activité physique durant le suivi est non seulement évaluée à partir de la validation sur l'application des séances hebdomadaires, mais aussi à partir des données remontées par la montre Garmin dans la base de données.

La montre connectée, à partir d'algorithmes principalement basés sur les mouvements et fréquences cardiaques de son utilisatrice, détermine la pratique d'activité physique, mais aussi son type, sa durée et son intensité. Ces données d'activité physique, une fois extraites de la base de données et retraitées, sont définies dans le tableau 13.

Donnée	Définition	Type
Données de pas		
Jours de données de pas	Nombre de rapport alimentaires complétés durant les 4 premiers mois de suivi par patiente	Int

²⁸ Une séances d'activité physique est une activité parmi les suivantes : "activité physique", "activité physique - séance à suivre", "activité physique - vidéo Marco", "activié physique - avec Christine", "activité physique - élastique", "activité physique - étirements".

Moyennes quotidiennes de pas²⁹	Moyenne quotidienne de pas par patiente durant les 4 premiers mois de suivi par patiente	Int
Active time		
Active time total	Durée d'active time totale par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Int
Active time hebdomadaire	Durée d'active time moyenne hebdomadaire par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
Active time quotidien	Durée d'active time moyenne quotidienne par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
150 minutes d'Active time hebdomadaire	Atteinte de l'objectif de 150 minutes hebdomadaires d'Active time 2 modalités : <ul style="list-style-type: none"> • 0 : Objectif non atteint • 1 : Objectif atteint 	Binaire
Activité physique d'intensité modérée³⁰		
Activité d'intensité modérée total	Durée d'activité d'intensité modérée totale par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Int
Activité d'intensité modérée hebdomadaire	Durée d'activité d'intensité modérée moyenne hebdomadaire par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
Activité d'intensité modérée quotidien	Durée d'activité d'intensité modérée moyenne quotidienne par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
Jours d'activité d'intensité modérée	Nombre de jours de données d'activité physique d'intensité modérée par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi	Int
Activité physique d'intensité vigoureuse		
Activité d'intensité vigoureuse total	Durée d'activité d'intensité vigoureuse totale par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Int
Activité d'intensité vigoureuse hebdomadaire	Durée d'activité d'intensité vigoureuse moyenne hebdomadaire par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
Activité d'intensité vigoureuse quotidien	Durée d'activité d'intensité vigoureuse moyenne quotidienne par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
Jours d'activité d'intensité vigoureuse	Nombre de jours de données d'activité physique d'intensité vigoureuse par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi	Int
Activité physique d'intensité modérée ou vigoureuse		
Activité d'intensité modérée ou vigoureuse total	Durée d'activité d'intensité modérée ou vigoureuse totale par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Int
Activité d'intensité modérée ou vigoureuse hebdomadaire	Durée d'activité d'intensité modérée ou vigoureuse moyenne hebdomadaire par patiente au cours des 4 premiers mois de suivi (en secondes)	Float
150 minutes d'activité d'intensité modérée ou vigoureuse hebdomadaire	Atteinte de l'objectif de 150 minutes hebdomadaires d'Active time 2 modalités : <ul style="list-style-type: none"> • 0 : Objectif non atteint • 1 : Objectif atteint 	Binaire

Tableau 13 : Définition des données d'activité physique

6.2 METHODOLOGIE DE PREPARATION ET D'ANALYSE DES DONNEES

L'ensemble des traitements de préparation et d'analyse de données a été effectuée à l'aide de l'environnement de développement Spyder.

6.2.1 Méthodologie de préparation des données

²⁹ Pour le calcul, nous n'avons pris en compte que les jours pour lesquels nous avons une donnée de pas. Effectivement, nous sommes partis de l'hypothèse selon laquelle les jours pour lesquels nous n'avons pas de données de pas étaient des jours durant lesquels les patientes ne portaient pas leur montre.

³⁰ L'activité d'intensité modérée est une activité dont la valeur de MET est comprise entre 3 et 6.

Un travail important a été mené en amont de l'analyse pour préparer les données. Effectivement, des étapes de nettoyage, d'agrégations, d'enrichissement et de jointures des données étaient nécessaires avant le traitement proprement dit.

Cette section présente les différentes étapes ayant été réalisées afin d'obtenir un jeu de données prêt pour l'analyse.

6.2.1.1 Nettoyage et agrégation des données

Les données extraites sous forme de tables depuis la base de données Mysql et de l'outil Grafana pour cette partie 6 concernaient l'ensemble des patientes du groupe expérimental, qu'elles aient effectué les tests à un seul temps (M0), à deux temps (M0 et M4) ou à trois temps (M0, M4 et M12). Ainsi, il a d'abord fallu filtrer les données sur les patientes ayant passé les tests de capacités physiques et biologiques à au moins deux temps (M0 et M4 à minima).

Aussi, pour chacune des tables, une colonne relative à la date de passage des tests au temps M4 a été ajoutée afin de ne garder que les événements ayant eu lieu entre les temps M0 et M4.

Une fois cette première étape réalisée, des agrégations de données pour chacune des tables ont été effectuées afin d'avoir une ligne par patiente et non plus une ligne par événement.

À titre d'exemple, pour les métriques de la montre connectée relatives aux pas effectués, après avoir filtré les métriques sur la catégorie correspondant aux pas ("*steps*") à partir de la colonne "*category_id*" et regroupé ces dernières par *user_id* des patientes retenues pour l'analyse à l'aide de la fonction *groupby*³¹ de la librairie *Pandas*, le nombre de jours uniques et la moyenne des valeurs ont été calculés à partir des champs "*date*" et "*value*" à l'aide de la fonction *agg*³² de la même librairie.

Enfin, des étapes de renommage des colonnes ont été effectuées afin de faciliter les jointures ultérieures.

La figure 8 illustre les premiers traitements réalisés à l'aide de la table "Comptes rendus alimentaires".

³¹ La fonction *groupby* est définie à l'adresse suivante :
<https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.groupby.html>

³² La fonction *agg* est définie à l'adresse suivante :
<https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.agg.html>

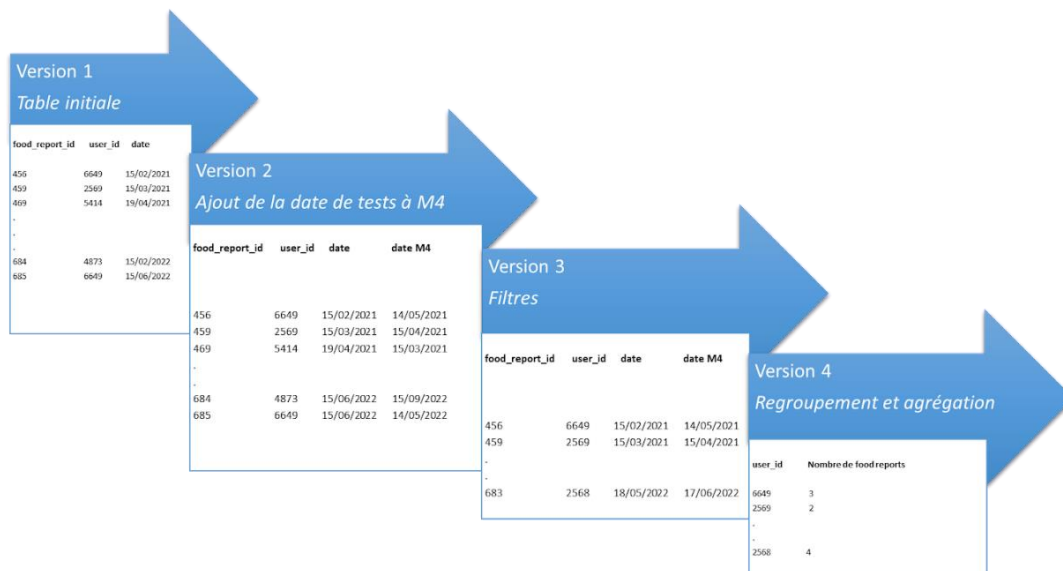


Figure 8 : Illustration des premiers traitements de nettoyage et d'agrégation de données à l'aide de la table relative aux comptes rendus alimentaires

6.2.1.2 Enrichissement des données

Pour compléter les données, de nouvelles colonnes ont été créées à partir des premières afin de disposer de davantage d'informations, notamment sur la pratique d'activité physique.

Ainsi, à partir des durées totales d'activité modérée et intense ainsi que des nombre de jours de données, nous avons pu déduire une durée approximative d'activité modérée ou intense par semaine. Nous avons de la même façon, à partir de la durée d'Active Time total et du nombre de jours de données, pu déterminer la durée moyenne d'Active Time par semaine.

Le total de séances réalisées selon qu'elles soient de l'ordre de l'activité physique ou non a également été calculé pour chaque patiente suivie.

Nous avons par la suite déterminé l'atteinte des objectifs « 150 minutes d'activité modérée ou intense par semaine » et « 150 minutes d'Active Time par semaine » pour l'ensemble des patientes. Plus précisément, lorsque la durée d'activité modérée ou intense par semaine des patientes équivaut ou est supérieure à 150 minutes, cet objectif a été indiqué comme atteint (respectivement pour la durée moyenne d'Active Time par semaine).

6.2.1.3 Jointures de données

Une étape de jointure des données, à partir de la fonctionnalité *join*³³ de la librairie *Pandas*, a également été réalisée dans le but d'obtenir toutes les données au sein d'une même table et ainsi faciliter les traitements.

Enfin, un dernier traitement permettant de remplacer les données manquantes de certaines colonnes par des valeurs nulles a été réalisé à l'aide de la fonction *fillna*³⁴ de la librairie *Pandas*. Ce traitement a concerné les colonnes relatives aux nombres de questionnaires remplis, de messages envoyés au coach, de discussions et commentaires créés, de rapports alimentaires complétés, de nombre de jours de données de port de montre ou encore de séances et leçons réalisées. Effectivement, l'absence de donnée pour ces colonnes indique que la personne n'a pas effectué ces actions tout le long de l'accompagnement.

Nous obtenons alors un jeu de données de 112 lignes – chacune correspondant à une patiente – et 56 colonnes.

6.2.2 Méthodologie d'analyse des données

Avant toute chose, de l'exploration de données a été menée afin de prendre connaissance des données et d'appréhender la répartition de ces dernières. Ainsi, de nombreuses visualisations de données – incluant des boîtes à moustache, des histogrammes et des diagrammes en bâtons entre autres – ont été créés principalement à l'aide des librairies *Matplotlib*³⁵ et *Seaborn*³⁶. Les mesures de positions et de dispersion des différentes variables d'intérêt ont également été calculées afin de préciser les résultats.

6.3 RESULTATS

6.3.1 Profil

³³ La fonction *join* de la librairie *Pandas* est définie à l'adresse suivante : <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.join.html>

³⁴ La fonction *fillna* est définie à l'adresse suivante : <https://pandas.pydata.org/docs/reference/api/pandas.DataFrame.fillna.html>

³⁵ L'ensemble des fonctionnalités proposées par la librairie *Matplotlib* est consultable à l'adresse suivante : <https://matplotlib.org/stable/api/index.html>

³⁶ L'ensemble des fonctionnalités proposées par la librairie *Seaborn* est consultable à l'adresse suivante : <https://seaborn.pydata.org/api.html>

Variable	Statistiques descriptives* (n=112)
Socio-démographie	
Âge	51 ± 9 52 [46 ;55]
En poste	
Oui	37 (34 %)
Non	73 (66 %)
Activité physique	
Score d'activité physique initial /4	2.3 ± 1.1 2 [1 ;3]
Score de sédentarité initial /4	2.7 ± 0.8 3 [2 ;3]
État de santé	
Score de santé physique /10	5.9 ± 1.6 6 [5 ;7]
Score de qualité de vie /10	6.4 ± 1.5 6.5 [5 ;7]
Nombre de soucis de santé	1.5 ± 0.9 1 [1 ;2]
Stade motivationnel	
Stade de changement	
1 ³⁷	3 (3 %)
2 ³⁸	4 (4 %)
3 ³⁹	48 (44 %)
4 ⁴⁰	55 (50 %)

Tableau 14 : Statistiques descriptives des données de profil des patientes du groupe expérimental

³⁷ « Pour le moment, je ne souhaite pas modifier mon comportement ».

³⁸ « J'envisage de changer mon comportement mais j'hésite à renoncer à ma vie actuelle ».

³⁹ « Je me sens prêt à modifier mon mode de vie dans un avenir proche ».

⁴⁰ « Je suis engagée dans une modification de mon style de vie. Certaines choses sont déjà en place malgré les difficultés ».

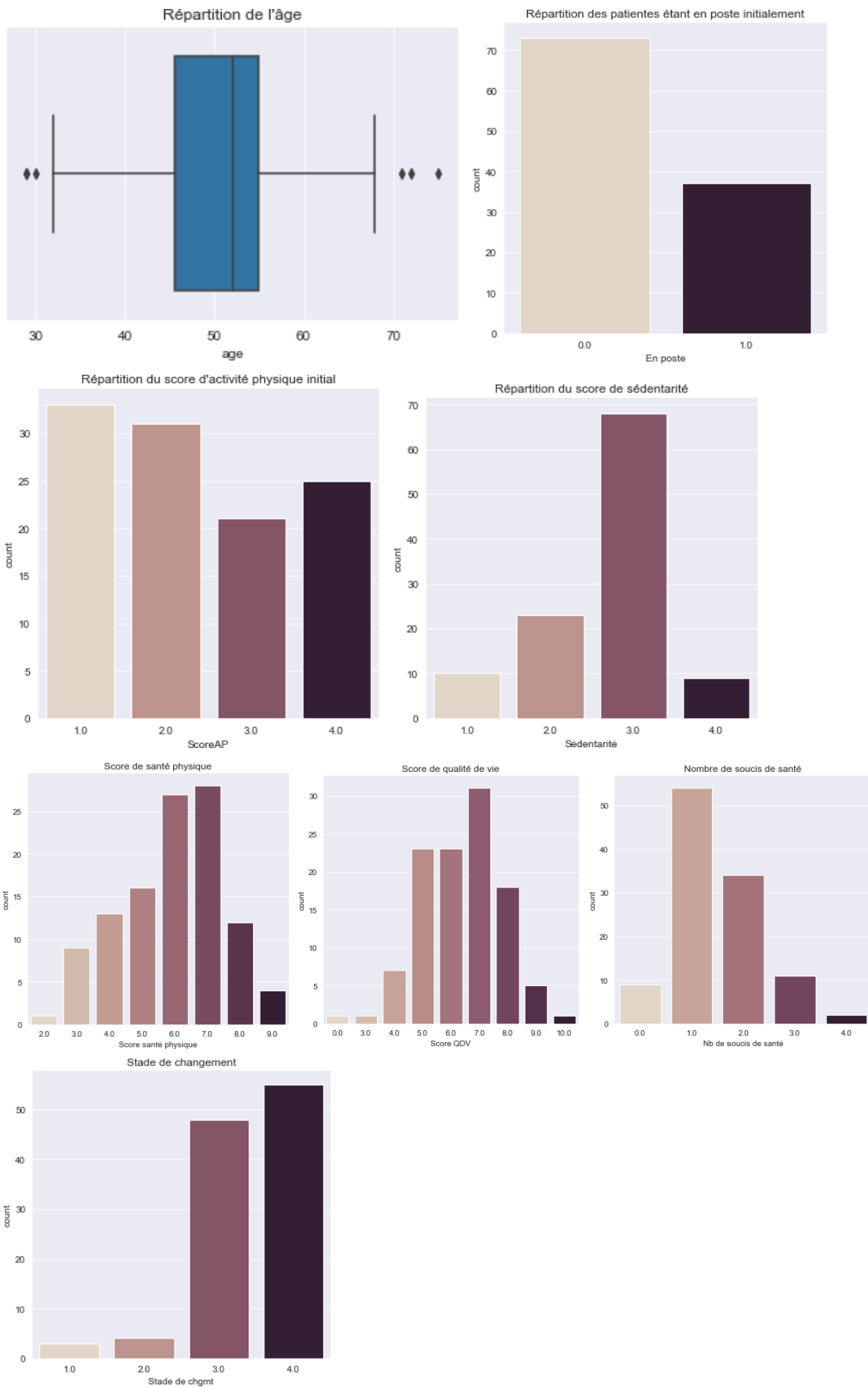


Figure 9 : Représentation graphique des données de profil des patientes suivies

Ce dernier tableau présente les statistiques descriptives des données de profil des patientes du groupe expérimental. Ces dernières sont présentées sous la forme :

- Effectifs (fréquences) pour les variables qualitatives,
- moyennes + écart-types et médianes [écarts interquartiles] pour les variables quantitatives.

La figure 9 représente graphiquement la répartition des données de profil des patientes du groupe expérimental et permet de compléter le tableau précédent.

Ainsi, on remarque que la répartition des âges est relativement hétérogène, avec des patientes dont l'âge varie d'environ 30 à 70 ans. Aussi, les patientes étant en poste au moment de l'inclusion apparaissent en minorité face aux patientes n'étant pas en poste (37 patientes étant en poste contre 73 ne travaillant pas).

Si la plupart des patientes ont obtenu un score de 3 à la sédentarité, indiquant une durée journalière comprise entre 5h et 9h en position assise ou allongée, et paraissent donc relativement similaires au regard de la sédentarité, leur pratique d'activité physique semble en revanche très disparate, avec des scores moyen et médian à 2.3 et 2.

Concernant l'état de santé des patientes suivies, si 75% estiment avoir un niveau de qualité de vie et de santé physique au moins égal à 5 sur une échelle variant de 0 à 10, 25% indiquent un score variant de 2 à 5 pour leur état de santé physique et de 3 à 5 pour leur niveau de qualité de vie. De la même façon, 25% des patientes déclarent avoir au moins 2 soucis de santé parmi ceux listés dans le questionnaire d'introduction.

Enfin, la question concernant le stade de motivation des patientes fait apparaître deux catégories de patientes :

- Celles étant « [prêtes] à modifier [leur] mode de vie dans un avenir proche » (48 patientes soit 44% de l'échantillon),
- celles étant déjà « [engagées] dans une modification de [leur] style de vie. » (55 patientes soit 50% de l'échantillon).

Seules 6% des patientes indiquent alors ne pas souhaiter changer leur comportement pour le moment (3 patientes) ou envisagent de le changer mais hésitent à renoncer à leur vie actuelle (4 patientes).

6.3.2 Actions et échanges sur la plateforme

Variable	Statistiques descriptives* (n=112)
Echanges sur la plateforme	
Messages envoyés au coach	34 ± 20 30 [21 ;44.5]
Messages reçus du coach	32.6 ± 18.6 27 [17.8 ;42.3]
Commentaires de discussions de groupe	8.8 ± 13.2 3 [1 ;12]
Créations de discussions de groupe	1.4 ± 1.5 1 [0 ;2]
Actions	
Connexions	169 ± 154 122 [79 ;194]
Rapports alimentaires	2.1 ± 4.6 1 [0 ;2]
Complétion de questionnaires	14 ± 10.6 12.5 [5 ;20]
Séances hors activité physique	
Administratif	3.6 ± 1.5 4 [3 ;4.3]
Ajouter une visio	0.5 ± 0.6 1 [0 ;1]
Hygiène de vie	65 ± 1.9 0 [0 ;1]
Nutrition	0.9 ± 5.5 0 [0 ;1]
RDV santé, pro...	3.4 ± 7.2 2 [1 ;3]
Relaxation et méditation	5.1 ± 14.8 2 [0 ;3]
Stress-Sommeil	0 ± 0.1 0 [0 ;0]
Vie quotidienne	3.4 ± 12 0 [0 ;0]
Séances hors activités physiques total	18 ± 27.1 10 [6 ;17]

Tableau 15 : Statistiques descriptives des données d'actions et d'échanges

Au cours de leur quatre mois d'accompagnement, les patientes se sont rendues sur l'application en moyenne 169 fois, avec un nombre médian de 122. Ainsi, relativement à ces 122 jours de suivi,

les patientes se sont connectées en moyenne 1.4 fois par jour, soit près de 10 fois par semaine. On remarque aussi que seules 25% des patientes se sont connectées moins de 79 fois sur l'application. On observe toutefois de fortes disparités selon les patientes, les écarts types et interquartiles étant respectivement de 154 et 115.

Actuellement, les patientes effectuent peu de rapports alimentaires sur la plateforme Stimul, avec des nombres moyen et médian de 2.1 et 1 rapport alimentaire par patiente.

Aussi, les patientes remplissent en moyenne 14 questionnaires au cours de leur suivi, soit de façon approximative 1 questionnaire par semaine en moyenne. Des disparités existent toutefois selon les patientes, puisque les premier et troisième quartiles s'élèvent respectivement à 5 et 20.

Ainsi, en termes d'actions sur la plateforme, les patientes semblent relativement impliquées. Elles se rendent sur l'application Stimul régulièrement, et complètent près d'un questionnaire par semaine en moyenne. Toutefois, la fonctionnalité de comptes-rendus alimentaires semble peu attractive à leurs yeux.

Les patientes semblent relativement homogènes concernant la création de discussions dans l'espace d'échanges conçu pour les personnes participant au programme. Effectivement, on observe un écart interquartile ainsi qu'un écart-type relativement faibles (de respectivement 2 et 1.5). On note également, aux vues des moyenne et médiane, que les patientes créent peu de discussions. Effectivement, en moyenne, une patiente crée 1.4 discussion au cours des 4 premiers mois de son suivi, et 75% d'entre elles créent de 0 à 2 discussions.

En revanche, certaines patientes semblent plus enclines à répondre à des discussions, puisque 50% d'entre elles rédigent entre 1 et 12 commentaires de discussion au cours de l'accompagnement. On remarque toutefois une grande différence entre le nombre médian, s'élevant à 3, et le nombre moyen de 8.8, ce qui indiquerait que certaines patientes répondent davantage à ces discussions, ce qui augmenterait par répercussion le score moyen de commentaires.

Enfin, on observe peu de différences de résultats entre les nombre de messages envoyés par le coach et de messages envoyés par les coachés. On peut donc supposer que les échanges sont équilibrés entre coach et coachés. Les patientes enverraient en moyenne 24 messages à leur coach durant leur suivi, soit entre 1 et 2 messages par semaine en moyenne.

Toutefois, on remarque des différences inter coachées, puisque les écarts interquartiles relatifs aux nombres de messages échangés dans le chat s'élèvent à 23.5 pour les messages envoyés et à 24.5 pour les messages reçus des patientes.

En termes d'activités non physiques, les patientes semblent en réaliser de manière ponctuelle. Effectivement, 75% d'entre elles en effectuent moins de 17 au cours de leur suivi. Aussi, étant donné que la moyenne est près de deux fois supérieure à la médiane, on peut déduire que certaines patientes sont plus extrêmes quant à la réalisation de ces activités.

On peut par ailleurs s'interroger sur le fait que les activités davantage effectuées par ces patientes dites extrêmes soient principalement de types « Relaxation et méditation » et « Vie quotidienne », au vu de leurs écart-types respectifs.

Enfin, il semblerait que les activités non physiques légèrement plus populaires que les autres soient les activités « Administratif », « RDV santé, pro... » et « Relaxation et méditation ». A contrario, les patientes semblent peu intéressées par l'activité « Stress-Sommeil », avec des moyenne, médiane, premier quartile et troisième quartile nuls.

Ainsi, en termes d'actions sur la plateforme, les patientes semblent impliquées et engagées. Elles se rendent sur l'application Stimul et échangent avec leur coach régulièrement, complètent près d'un questionnaire par semaine en moyenne et ajoutent ponctuellement des activités non physiques sur la plateforme. Toutefois, la fonctionnalité de comptes-rendus alimentaires semble peu attractive à leurs yeux et elles interagissent davantage avec leur coach qu'avec leurs pairs.

6.3.3 Adhésion

Variable	Statistiques descriptives* (n=112)
Port de la montre	
Nombre de jours de données	102 ± 30 107 [95 ;120]
Nombre de jours de données de sommeil léger	60 ± 44 64.5 [11.5 ;95]
Nombre de jours de données de sommeil profond	59 ± 44 65 [11.5 ;95]
Nombre de jours de données de sommeil paradoxal	55 ± 43 59 [7 ;90]
Leçons	
Nombre de leçons réalisées	8.9 ± 4.8 11 [5 ;12.3]
Séances d'activité physique	

Activité physique	118.8 ± 141.8 77.5 [35.8 ;163.3]
Activité physique – séance à suivre	1.3 ± 3.4 0 [0 ;1]
Activité physique – vidéo Marco	0.9 ± 4.4 0 [0 ;0]
Activité physique – avec Christine	23.2 ± 9.3 25 [18.5 ;29]
Activité physique – élastique	66 ± 0.3 0 [0 ;0]
Activité physique – étirements	5.4 ± 9.3 0 [0 ;7.3]
Activités physiques total	148.7 ± 145.8 107 [62 ;198]

Tableau 16 : Statistiques descriptives des données d'observance

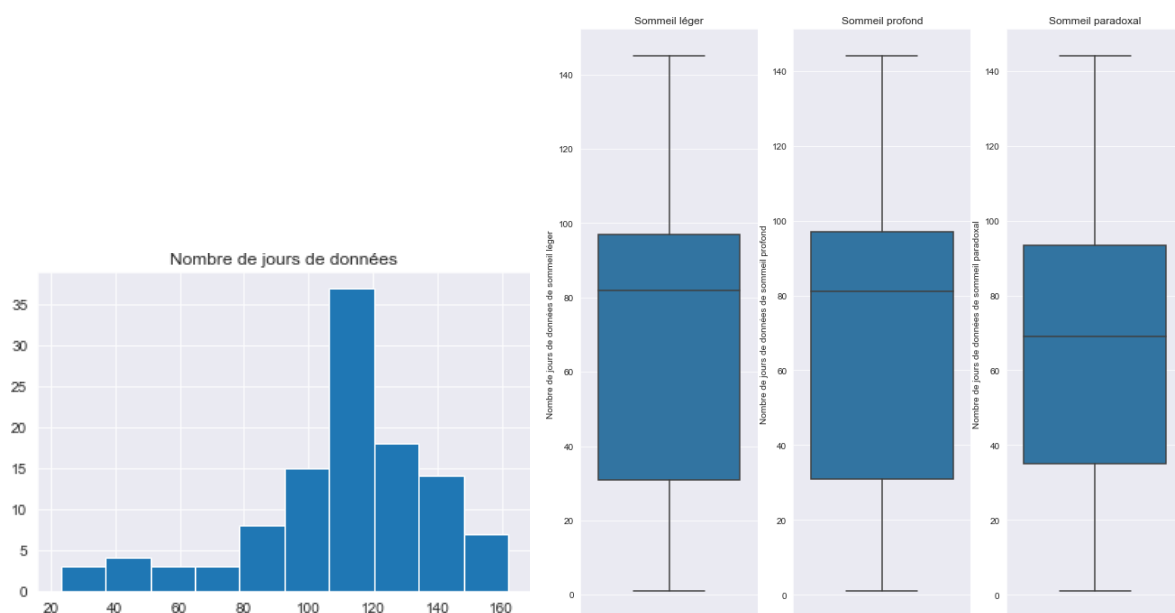


Figure 10 : Répartition du nombre de jours de données au global et de sommeil

L'observance de la montre est étudiée à partir du nombre de jours pour lesquels nous avons des données remontées par la montre Garmin et du nombre de jours pour lesquels la montre Garmin a collecté des données de sommeil (léger, profond ou paradoxal).

Ainsi, nous pouvons appréhender la fréquence du port de la montre pour chaque patiente, et savoir si ces dernières la portent également durant la nuit.

Tout d'abord, on remarque que sur les 122 jours de suivi, les patientes portent leur montre en moyenne 102 jours, avec un nombre médian de 107 jours. On peut donc en déduire que les patientes sont relativement observantes quant au port de la montre connectée.

Concernant le port de la montre durant les moments de sommeil, les nombres de jours de données sont moins importants. Les répartitions du nombre de jours de données de sommeil léger,

paradoxal et profond sont relativement similaires, et tendent en moyenne vers une soixantaine de jours de données de sommeil, soit un jour sur deux de suivi. Seulement, contrairement au nombre de jours de données global, les patientes semblent plus hétérogènes quant au port de la montre durant la nuit.

De façon hebdomadaire, les participantes bénéficiant de l'accompagnement personnalisé sont invitées à compléter une leçon sur une thématique particulière. On remarque alors que sur les 16 leçons à parcourir au cours des 4 premiers mois du programme, ce sont en moyenne 9 leçons qui sont effectivement suivies, avec un nombre médian de leçons réalisées s'élevant à 11. On peut ainsi supposer que certaines patientes ne sont pas intéressées par ces leçons, puisque 25% des personnes accompagnées effectuent 5 leçons ou moins sur les 16 attendues, soit 30% ou moins.

Tout le long du suivi, les patientes sont incitées à réaliser deux séances d' « Activité physique – avec Christine » par semaine, soit au total 32 séances. En complément de ces séances dites obligatoires, elles sont encouragées à effectuer d'autres activités physiques et de les indiquer comme réalisées sur la plateforme Stimul.

Ainsi, on remarque que 75% des patientes suivies réalisent au moins 18 séances obligatoires, soit plus de la moitié de leur séances, et une patiente sur 2 en réalise 25 ou plus. Toutefois, cela implique qu'une patiente sur quatre n'est pas réellement observante quant à ces séances.

En revanche, lorsque l'on s'intéresse à la répartition des « Activités physiques » ajoutées de façon complémentaire sur la plateforme, on remarque des réalisations bien plus importantes. Effectivement, en moyenne, ce sont 119 activités physiques par patiente qui sont indiquées comme réalisées sur l'application au cours de leur accompagnement, soit près d'une activité physique ajoutée par jour. On observe cependant une fois des distinctions importantes selon les patientes au regard des écart-type et écart interquartile.

Sur l'ensemble des activités physiques, 75% des patientes en réalisent au moins 62 au cours de leur suivi, avec une moyenne s'élevant à 149 activités et une médiane à 107. Des disparités demeurent selon les participantes, toutefois, ces résultats indiqueraient une pratique d'activité physique conséquente en adéquation avec les objectifs du programme.

Les données de la montre connectée, présentées dans la section suivante, permettent de compléter ces informations, notamment en termes de durées et d'intensité de la pratique d'activité physique.

6.3.4 Activité physique

Variable	Statistiques descriptives* (n=112)
Pas	
Moyennes quotidiennes de pas	7807 ± 2490 7627 [5751 ;9334]
Active Time	
Active Time total	17536 ± 9058 18172 [10806 ;22351]
Active Time / Semaine	1086 ± 477 1052 [773 ;1346]
Moyennes quotidiennes d'Active Time	166 ± 56 163 [123 ;202]
Réussite 150 min Active Time	
Oui	110 (98 %)
Non	2 (2 %)
Activité d'intensité modérée et/ou intense	
Nombre de jours d'activité modérée	44 ± 31.8 37 [21 ;67]
Nombre de jours d'activité intense	33 ± 30 26 [13 ;44]
Activité Modérée ou Intense / Semaine	169 ± 154 122 [79 ;194]
Réussite 150 minutes Activité Modérée ou Intense	
Oui	48 (43 %)
Non	65 (57 %)

Tableau 17 : Distribution des variables liées à l'activité physique

Tout d'abord, les patientes effectuent en moyenne près de 8000 pas quotidiens, avec une médiane à 7600 pas. Des différences inter patientes semblent exister en termes de pas quotidiens réalisés au vu des écarts type et interquartile importants.

Concernant les durées d'activité détectées par la montre connectée, on observe une durée moyenne de 166 minutes quotidiennes, soit plus de deux heures d'activité par jour. Par semaine, ce sont près de 1100 minutes d'activité qui sont comptabilisées par patiente, soit pas moins de 18 heures d'activité.

Toutefois, lorsqu'on se concentre sur les données d'activité jugée comme modérée ou intense, on remarque tout d'abord que les nombres moyens de jours de données d'activité modérée et intense s'élèvent respectivement à 44 et 33 jours. Ainsi, d'après la montre Garmin, près d'un jour sur deux, les patientes effectuent de l'activité physique d'intensité modérée et près d'un jour sur trois de

l'activité d'intensité forte.

Les durées moyenne et médiane hebdomadaires d'activité modérée ou intense par patiente s'élèvent quant à elle à 169 et 122 minutes, avec des écart-type et écart interquartile s'élevant à 154 et 115. Les patientes ne semblent donc pas être similaires dans leur pratique d'activité physique lorsque l'on se base sur les données remontées par la montre connectée, et, de manière plus précise, il apparaît que certaines participantes soient plus actives que la norme, étant donné la moyenne 1.4 fois plus élevée que la médiane. On obtient alors une atteinte de l'objectif des 150 minutes hebdomadaires d'activité physique pour une minorité de patientes, puisque seules 48 observent une réussite (soit 43% des participantes), contre 65 observant un échec (soit 24% des participantes).

7 ANALYSE ET PREDICTION DE LA REUSSITE AU PROGRAMME

La troisième partie du projet a pour objectifs d'étudier l'impact du profil, de la pratique d'activité physique et des actions des patientes sur la réussite globale, définie comme le nombre de réussite relativement à l'ensemble des mesures effectuées lors des tests (voir annexe 1), et de prédire cette dernière à l'aide de différentes méthodes. Par conséquent, cette partie, à l'instar de la partie 6, ne concerne que les patientes incluses dans le groupe expérimental.

Elle a été réalisée à partir de l'ensemble des données de la partie 6 du projet, mais aussi des données des tests de capacités physiques et biologiques à M0 de la partie 5 afin de compléter les informations de profil.

Les données ayant déjà été au préalable préparées dans le cadre des analyses précédentes, seules une sélection de données – un filtre sur les colonnes relatives aux mesures à M0 et sur le groupe expérimental – pour la base de données de la partie 5 ainsi qu'une jointure des données sélectionnées de la partie 5 avec le jeu de données de la partie 6 ont été nécessaires.

Cette analyse a été réalisée à l'aide des environnements de développement Spyder et Rstudio, un environnement de développement gratuit, libre et multiplateforme pour le langage de programmation R.

7.1 METHODOLOGIE ET METHODES EMPLOYEES

7.1.1 Méthodologie de fouille de données

L'utilisation d'une régression multiple apparaît tout à fait justifiée pour étudier l'impact de plusieurs facteurs sur un phénomène que l'on souhaite expliquer. Ainsi, afin de comprendre et d'évaluer l'impact du profil, de l'engagement et de l'observance des patientes sur la réussite au programme, la méthode de régression linéaire multiple a été privilégiée. Toutes les régressions multiples de cette analyse ont été effectuées à l'aide de la fonction *lm* du langage R.

Disposant d'un nombre conséquent de variables potentiellement pertinentes, nous avons dû procéder par différentes étapes afin de ne sélectionner que celles qui permettraient le plus d'expliquer la réussite des patientes.

D'abord, à partir de l'analyse des corrélations de Pearson entre la variable à expliquer, soit la réussite totale, et les variables explicatives, les variables ayant une corrélation absolue supérieure ou égale à 0.15 ont été présélectionnées pour expliquer la variance de la réussite globale.

Afin de limiter de potentiels problèmes de multicollinéarité, ces dernières ont par la suite été étudiées à partir des corrélations existant entre elles et de la connaissance métier des données.

Ainsi, nous avons obtenu un ensemble de variables potentiellement explicatives de la réussite globale en termes d'amélioration des métriques.

Etant donné que des données manquantes étaient présentes dans le jeu de données de présélection, il a fallu déterminer si les patientes concernées par ce phénomène devaient être exclues de la modélisation. Ainsi, un second jeu de données a été créé à partir du premier, différant dans le fait que des valeurs ont été imputées aux données manquantes à partir d'un algorithme expérimental. Ce dernier modélise chaque caractéristique avec des valeurs manquantes en fonction d'autres caractéristiques à l'aide d'une régression linéaire circulaire. A chaque itération, une colonne de caractéristiques est désignée comme sortie y , et les autres colonnes de caractéristiques sont traitées comme des entrées X . Après ajustement, le régresseur est utilisé pour prédire les valeurs manquantes de y .

Cet algorithme a été créé à partir des fonctions *IterativeImputer*⁴¹ et *fit_transform*⁴² des modules *impute* et *experimental* de la librairie *sklearn*.

Le choix du jeu de données à conserver pour l'analyse a été fait en comparant les résultats de deux régressions linéaires multiples similaires, l'une réalisée sur le jeu de données excluant les patientes ayant des données manquantes, l'autre réalisée sur le jeu de données imputant des valeurs aux données manquantes, afin de poursuivre l'analyse sur le jeu de données obtenant les meilleures performances.

Par souci de limitation de problèmes de sur-apprentissage – le jeu de données étant relativement restreint – nous avons procédé à la sélection des variables candidates à l'aide de la méthode de pas-à-pas descendant, ou « *backward* », consistant à commencer par le modèle incluant toutes les

⁴¹ La fonction *IterativeImputer* est définie à l'adresse suivante : <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.impute.IterativeImputer.html>

⁴² La fonction *fit_transform* est définie à l'adresse suivante : <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.StandardScaler.html>

variables présélectionnées, puis à éliminer celle qui a la p-value la plus grande, et à recommencer jusqu'à ce que toutes les variables restantes aient une p-value inférieure au seuil fixé à 0.05 dans notre cas.

Une fois les variables sélectionnées, la validité du modèle a été jugée graphiquement, via la fonction *check_model* de la librairie *performances*, afin de vérifier visuellement les hypothèses du modèle (normalité des résidus, normalité des effets aléatoires, hétéroscédasticité, homogénéité de la variance et multicollinéarité). Ensuite, une analyse des résidus standardisés, des résidus studentisés et des points leviers a été effectuée afin d'améliorer le modèle en réalisant de nouveau la régression sur un jeu de données excluant les individus trop extrêmes.

Le modèle de régression multiple construit, l'analyse des résultats peut alors être effectuée afin d'expliquer la réussite totale à partir des facteurs les plus pertinents.

Enfin, la prédiction de la réussite totale étant le deuxième objectif de cette partie, cette dernière a été appréhendée à partir de la comparaison des résultats obtenus par différents algorithmes de *machine learning* :

- une régression linéaire multiple,
- une méthode de bagging,
- forêts aléatoires,
- arbres de régression.

Nous avons fait appel aux librairies *ipred*⁴³ et *caret*⁴⁴ pour le bagging, *rpart*⁴⁵ pour les arbres de régression, et *randomForest*⁴⁶ pour la création des forêts aléatoires.

Pour cela, une scission aléatoire des données en un jeu de données d'entraînement, représentant 80% de la base de données et permettant l'apprentissage, et en un jeu de données de test, représentant 20% du jeu de données et permettant l'évaluation de la prédiction à partir de l'apprentissage sur les données d'entraînement, a été réalisée. Aussi, la méthode de validation croisée, consistant en la formation de plusieurs modèles d'apprentissage sur des sous-ensembles

⁴³ La documentation de la librairie *ipred* est consultable à l'adresse suivante : <https://www.rdocumentation.org/packages/ipred/versions/0.9-13>

⁴⁴ La documentation de la librairie *caret* est disponible à l'adresse suivante : <https://www.rdocumentation.org/packages/caret/versions/6.0-93>

⁴⁵ La documentation de la librairie *rpart* est consultable à l'adresse suivante : <https://www.rdocumentation.org/packages/rpart/versions/4.1.16>

⁴⁶ La documentation de la librairie *randomForest* est consultable à l'adresse suivante : <https://rdocumentation.org/packages/randomForest/versions/4.7-1.1>

des données d'entrée disponibles et leur évaluation sur le sous-ensemble complémentaire des données, a été utilisée en complément pour améliorer la prédiction sur certaines méthodes.

7.1.2 Définition des méthodes appliquées

7.1.2.1 Corrélations de Pearson

Le coefficient de Pearson, noté r , est un indice reflétant la force d'une relation linéaire entre deux variables continues. Il varie entre -1 et 1, 0 reflétant une relation nulle entre les deux variables, une valeur négative (corrélation négative) signifiant que lorsqu'une des variables augmente, l'autre diminue ; tandis qu'une valeur positive (corrélation positive) indique que les deux variables varient ensemble dans le même sens.

La formule permettant de le calculer est la suivante :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

avec X_i la valeur prise par l'individu i à la variable X , Y_i la valeur prise par l'individu i à la variable Y , \bar{X} la moyenne de la variable X , \bar{Y} la moyenne de la variable Y , et n la taille de l'échantillon.

7.1.2.2 Régression multiple

La régression multiple est un modèle linéaire multidimensionnel dans lequel une variable quantitative Y est expliquée, modélisée, par plusieurs variables quantitatives X_j ($j = 1, \dots, p$), dites explicatives. C'est un cas particulier de modèle linéaire.

Les données sont supposées provenir de l'observation d'un échantillon statistique de taille n , avec $n > p + 1$, de l'espace des réels $R^{(p+1)}$ et les $(p + 1)$ variables aléatoires vérifient la formule :

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i^1 + \beta_2 x_i^2 + \dots + \beta_p x_i^p + u_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

Certaines hypothèses sont également formulées :

- Les u_i sont des termes d'erreur, d'une variable U , non observés, indépendants et identiquement distribués ;

- Les termes x^j sont supposés déterministes (facteurs contrôlés) ou bien l'erreur U est indépendante de la distribution conjointe de X^1, \dots, X^p ;
- Les paramètres inconnus β_0, \dots, β_p sont supposés constants ;
- La variable d'erreur U suit une loi normale.

En notant les vecteurs $u = [u_1 \dots u_p]'$ et $\beta = [\beta_0 \beta_1 \dots \beta_p]'$, le modèle s'écrit matriciellement :

$$y = X\beta + u$$

Conditionnellement à la connaissance des valeurs des X^j , les paramètres inconnus du modèle : le vecteur β et σ_u^2 (paramètre de nuisance), sont estimés par minimisation du critère des moindres carrés (M.C.) ou encore, en supposant la quatrième hypothèse par maximisation de la vraisemblance (M.V.).

L'estimation par les moindres carrés revient à minimiser sur $\beta \in R^{(p+1)}$ l'expression suivante :

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i^1 - \beta_2 x_i^2 - \dots - \beta_p x_i^p)^2 \\ &= \|y - X\beta\|^2 \\ &= (y - X\beta)'(y - X\beta) \\ &= y'y - 2\beta'X'y + \beta X'X\beta \end{aligned}$$

Usuellement, la régression est évaluée à partir de plusieurs indicateurs différents, et le plus connu est le R^2 ou coefficient de détermination, calculé de la façon suivante :

$$R^2 = \frac{SSR}{SST}$$

avec SSR étant la somme des carrés de la régression et SST la somme totale des carrés.

Ce coefficient correspond donc à la part de variable cible Y expliquée par le modèle de régression.

Toutefois, dans le cadre d'une comparaison de modèles, il ne peut comparer que des modèles de même niveau c'est-à-dire avec le même nombre de variables. Une alternative est le R^2 ajusté qui lui introduit une pénalisation liée au nombre de paramètres à estimer.

Les diagnostics dans le cadre de la régression multiple sont similaires à ceux de la régression linéaire. Ainsi, la distance de Cook ou encore les études des résidus permettent d'apprécier la

validité du modèle au regard de la linéarité du modèle, de la normalité et de l'homoscédasticité des résidus.

Les résidus standards sont des mesures normalisées des erreurs dans la prévision d'une régression et sont utilisés pour comparer les erreurs réalisées sur différentes observations.

La formule suivante permet d'obtenir le résidu standard :

$$r_i = \frac{(obs - pred)}{\sqrt{\sum(obs - pred)^2 / N}}$$

avec *obs* la valeur observée et *pred* la valeur prédite.

Les résidus studentisés permettent également de détecter les valeurs aberrantes. Plus précisément, on observe dans quelle mesure l'individu pour lequel on calcule le résidu impacte la régression lorsqu'il est écarté de la construction de cette dernière. La formule des résidus studentisés est la suivante :

$$t_i = \frac{(e_i/s)}{\sqrt{(1 - \tilde{h}_i)}}$$

où e_i représente l'erreur de la i -ième observation, h_i représente le *leverage* de la i -ième observation et $\tilde{h}_i = 1/N + h_i$.

7.1.2.3 Arbres de décision

En théorie des graphes, un arbre est un graphe dont les nœuds se divisent en trois catégories :

- Le nœud racine, par lequel l'accès à l'arbre se fait,
- les nœuds internes, soient les nœuds qui ont des descendants (ou enfants) et qui sont à leur tour des nœuds,
- et les nœuds terminaux (ou feuilles), qui sont les nœuds qui n'ont pas de descendant.

Les arbres de décision sont une catégorie d'arbres employant une représentation hiérarchique de la structure des données sous forme des séquences de décisions (tests) en vue de la prédiction d'un résultat. Chaque individu, qui doit être attribué à une classe, est décrit par un ensemble de variables

qui sont testées dans les nœuds de l'arbre. Les tests s'effectuent dans les nœuds internes et les décisions sont prises dans les nœuds feuille.

Il peut ainsi permettre de répartir une population d'individus en groupes homogènes selon un ensemble de variables descriptives et en fonction d'un objectif fixé.

Chaque élément x de la base de données est représenté par un vecteur multidimensionnel (x_1, x_2, \dots, x_n) correspondant à l'ensemble de variables descriptives du point. Chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test fait sur une des variables x_i :

- Variable catégorielle : génère une branche (un descendant) par valeur de l'attribut ;
- Variable numérique : test par intervalles (tranches) de valeurs.

Les feuilles de l'arbre spécifient les classes.

Une fois l'arbre construit, classer un nouveau candidat se fait par une descente dans l'arbre, de la racine vers une des feuilles (qui encode la décision ou la classe). A chaque niveau de la descente on passe un nœud intermédiaire où une variable x_i est testée pour décider du chemin (ou sous-arbre) à choisir pour continuer la descente.

Au départ, les points de la base d'apprentissage sont tous placés dans le nœud racine. Une des variables de description des points est la classe du point (la « vérité terrain ») ; cette variable est dite « variable cible ». La variable cible peut être catégorielle (problème de classement) ou valeur réelle (problème de régression). Chaque nœud est segmenté (opération split) donnant naissance à plusieurs nœuds descendants. Un élément de la base d'apprentissage situé dans un nœud se retrouvera dans un seul de ses descendants.

L'arbre est construit par partition récursive de chaque nœud en fonction de la valeur de l'attribut testé à chaque itération. Le critère optimisé est l'homogénéité des descendants par rapport à la variable cible. La variable qui est testée dans un nœud sera celle qui maximise cette homogénéité.

Le processus s'arrête quand les éléments d'un nœud ont la même valeur pour la variable cible (homogénéité).

7.1.2.4 Bagging

Le Bagging, ou *Bootstrap Agregating*, consiste en la construction de plusieurs arbres par rééchantillonnage avec remise.

Soient des données décrites :

- par des attributs A_1, \dots, A_p ,
- une classe C ,

et des données d'apprentissage : (x_i, y_i) , $x_i \in R^p$, $y_i \in R$, $i=1, \dots, N$, avec y_i pouvant être des valeurs continues ou discrètes, et $x_i = (a_{i1}^{(i)}, \dots, a_{ip}^{(i)})$.

On considère $G(x)$ un modèle de prédiction appris sur un échantillon de données $z = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$

L'algorithme bagging est construit à partir du tirage au hasard dans la base d'apprentissage B échantillons avec remise z_i , $i=1, \dots, B$ (chaque échantillon ayant n points) — appelés échantillons bootstrap.

Pour chaque échantillon i , on calcule le modèle $G_i(x)$.

La régression est obtenue par l'agrégation à partir de la moyenne, définie comme suit :

$$G(x) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B G_i(x)$$

et le classement est un agrégation par vote, obtenu de la façon suivante :

$$G(x) = \text{Vote majoritaire}(G_1(x), \dots, G_B(x))$$

Le critère de performance pour le calcul de B est l'erreur *Out Of Bag* (OOB). Plus précisément, pour chaque échantillon x_k , on construit un prédicteur en utilisant seulement les arbres G_i tels que x_i n'appartient pas à l'échantillon de bootstrap de G_i . Les erreurs OOB obtenues pour chaque échantillon sont ensuite agrégées et on choisit B tel que l'erreur se stabilise et ne descend plus. L'apprentissage peut alors être arrêté.

7.1.2.5 Forêts aléatoires

L'algorithme des forêts aléatoires, ou forêts d'arbres décisionnels, permet quant à lui de faire des prédictions puissantes à partir de l'agrégation de plusieurs arbres de décision.

Ainsi, les forêts aléatoires sont une amélioration du bagging pour les arbres de décision dans le but de rendre les arbres utilisés plus indépendants et donc moins corrélés.

L'algorithme peut être décrit de la façon suivante :

- On tire au hasard dans la base d'apprentissage B échantillons avec remise $z_i, i=1, \dots, B$ (chaque échantillon ayant n points).

Pour chaque échantillon i on construit un arbre CART $G_i(x)$ modifié : lorsqu'un nœud doit être coupé, on tire au hasard une partie des attributs et on choisit le meilleur découpage dans ce sous-ensemble ;

- la régression est l'agrégation par la moyenne définie par :

$$G(x) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B G_i(x)$$

- et la classification est obtenue par agrégation par vote :

$$G(x) = \text{Vote majoritaire } (G_1(x), \dots, G_B(x))$$

Ainsi, l'apprentissage sur des ensembles d'attributs se recouvrant peu impliquent des arbres moins corrélés.

Comme pour le Bagging on utilise l'erreur OOB pour prévenir le sur-apprentissage (on choisit B là où l'erreur se stabilise et ne descend plus).

En pratique les valeurs « idéales » dépendent beaucoup de la base et doivent être trouvées par validation croisée.

Les attributs peuvent être évalués pour voir leur impact dans la construction de l'arbre (mesure de Gini) ou la robustesse aux erreurs de capteurs et/ou bruit sur la classification (erreur OOB) :

- Gini : Le changement dans l'impureté (ou gain d'information) dans chaque nœud où l'attribut est testé, cumulé sur tous les arbres de la forêt.
- Erreur OOB : après avoir construit l'arbre no b , tous les échantillons OOB sont évalués et l'erreur mesurée. Ensuite on permute aléatoirement les valeurs sur chaque attribut j dans les échantillons OOB et on mesure le taux d'erreur à nouveau. La valeur finale est la dégradation moyenne (changement du taux d'erreurs) sur tous les arbres ($b=1..B$).

7.2 CONSTRUCTION ET ANALYSE DU MODELE DE REGRESSION MULTIPLE

7.2.1 Sélection des variables et du jeu de données

7.2.1.1 Analyse des corrélations

7.2.1.1.1 Variable à expliquer

Variable	Coefficient de corrélation de Pearson r
IMC - Surpoids ou obésité	-0,39
IMC	-0,32
Pourcentage de masse grasse	-0,31
Âge	-0,30
Moyennes quotidiennes d'activité intense	-0,27
Tour de hanche	-0,26
Tour de taille	-0,22
Activité intense totale	-0,21
Activité Modérée ou Intense / Semaine	-0,21
Jours de données	0,16
Active Time total	0,17
Discussions	0,19
Leçons réalisées	0,20
Messages envoyés	0,21
Score d'activité physique	0,22
Moyennes quotidiennes de pas	0,24

Commentaires	0,25
Pourcentage de masse musculaire	0,28
Soutien unipodal	0,28
En poste	0.29
Marche	0,31
Chaise	0,33

Tableau 18 : Coefficients de corrélation de Pearson des variables les plus liées à la réussite totale

Le tableau 18, trié sur le coefficient de corrélation, représente les variables dont les coefficients de corrélations de Pearson avec la variable relative à la réussite sont supérieurs à 0.15 ou inférieurs à -0.15.

On observe tout d'abord que plusieurs variables liées au profil des patientes pourraient être linéairement liées à la réussite totale.

Effectivement, avec des coefficients de corrélation positifs, la réussite totale tendrait à augmenter avec les scores aux tests de la chaise, de marche et de soutien unipodal à M0, mais aussi les scores d'activité physique initiaux, les pourcentages de masse musculaire et le fait d'être en poste au moment de l'inclusion ($r=0.33$, $r=0.31$, $r=0.28$, $r=0.22$, $r=0.28$, $r=0.29$).

A contrario, lorsque la réussite est moins importante, l'IMC, le pourcentage de masse grasse, l'âge ainsi que les tours de hanche et de taille semblent plus élevés ($r=-0.32$, $r=-0.31$, $r=-0.30$, $r=-0.26$, $r=-0.22$).

Il apparaît également important de relever que la variable ayant le coefficient de Pearson le plus bas concerne le fait d'être en situation de surpoids ou d'obésité.

On peut alors s'interroger sur le fait que les patientes ayant initialement des scores aux tests de capacité physique plus élevés et des mesures biologiques moins élevées améliorent davantage leurs métriques que les patientes ayant un profil antagoniste au regard de ces éléments. On peut aussi s'interroger sur l'impact négatif de l'âge et du fait de ne pas être en poste au moment de l'inclusion sur la réussite globale du programme.

En termes de pratique d'activité physique, étonnamment, si la durée totale d'activité et la moyenne quotidienne de pas semblent liées positivement à la réussite totale ($r=0.17$, $r=0.24$), les durées totales et quotidiennes d'activité intense, mais aussi hebdomadaire d'activité modérée ou intense tendent à diminuer lorsque la réussite est plus élevée ($r=-0.21$, $r=-0.27$, $r=-0.21$). On peut alors se questionner quant à la fiabilité de la donnée relative à l'activité physique vigoureuse remontée par la montre Garmin.

Enfin, la réussite totale semble augmenter avec le nombre de discussions créées, commentées, le nombre de messages envoyés au coach et le nombre de leçons réalisées ($r=0.19$, $r=0.25$, $r=0.21$, $r=0.20$). Un plus fort engagement, que ce soit par l'échange avec son coach et ses pairs ou par le suivi des leçons fournies par le coach, pourrait donc être un facteur favorisant la réussite globale aux différentes métriques.

On peut toutefois relever que la réalisation des séances obligatoires d'activité physique n'apparaît pas parmi ces différentes variables.

7.2.1.1.2 Variables explicatives

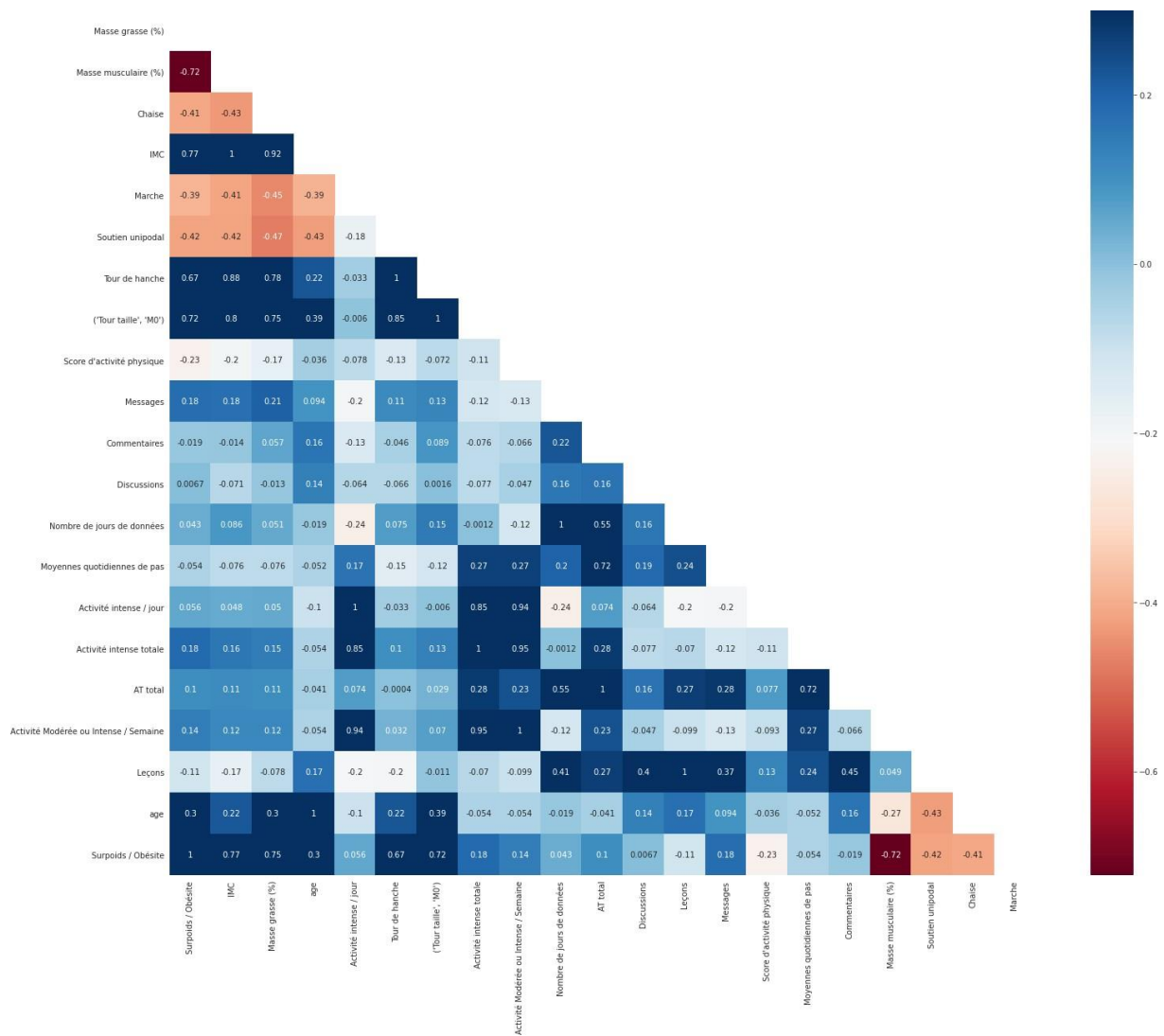


Figure 11 : Matrice de corrélation des variables présélectionnées

La matrice de corrélation permet de visualiser plusieurs éléments.

Tout d'abord, les variables relatives aux données biométriques des patientes sont toutes fortement linéairement liées entre elles (coefficients de corrélations r absolus compris entre 0.67 et 1). Dans une moindre mesure, elles semblent liées négativement⁴⁷ à certaines données de capacités physiques initiales, notamment aux tests de marche, de chaise et de soutien unipodal (r compris entre -0.35 et -0.47). Toutefois, elles n'apparaissent pas comme étant corrélées aux variables relatives aux actions sur la plateforme et à la pratique d'activité physique (r absolus compris entre 0 et 0.23).

⁴⁷ Hormis la variable relative au pourcentage de masse musculaire

Aussi, les variables liées aux capacités physiques à M0 sont corrélées positivement entre elles, toutefois la force de la liaison n'apparaît pas préoccupante (r absolus compris entre 0.30 et 0.42).

Nous avons donc gardé les trois variables liées aux tests physiques à M0 (tests de la marche, de la chaise et de soutien unipodal), la variable liée au score d'activité physique du questionnaire de démarrage, et en termes de mesures biologiques, seulement présélectionné la variable indiquant si la personne est en situation de surpoids ou obésité, étant donné qu'elle avait la valeur absolue de coefficient de corrélation la plus élevée parmi les variables liées aux mesures biométriques.

Les variables liées au fait d'être en poste au moment de l'inclusion dans l'étude et à l'âge ont également été conservées au regard des coefficients de corrélations qu'elles entretiennent avec les autres variables.

Les variables liées à la pratique d'activité physique étant fortement corrélées entre elles, nous n'avons conservé que celle ayant la liaison la plus forte avec la réussite globale, soit la moyenne de pas quotidiens.

Enfin, certaines données relatives à l'engagement et l'observance étant également liées entre elles, nous avons décidé de ne conserver que les variables relatives aux nombres de commentaires créés, de messages envoyés au coach et de jours de données.

Ainsi, les variables présélectionnées à ce stade sont les variables concernant :

- Les scores à M0 aux tests de la chaise, de soutien unipodal et de marche,
- l'âge,
- le fait d'être en poste au moment de l'inclusion,
- le fait d'être en situation de surpoids ou d'obésité,
- le score d'activité physique,
- la moyenne de pas quotidienne,
- le nombre de commentaires de discussion créés,
- le nombre de messages envoyés au coach,
- le nombre de jours de données.

7.2.1.2 Choix du jeu de données

Il est apparu, à la suite de la comparaison des modèles sur les variables présélectionnées selon que les patientes ayant des données manquantes aient été exclues ou non, que les résultats de la

régression multiple excluant ces dernières était plus pertinente que celle ayant des données imputées. Effectivement, la statistique F, les R^2 et R^2 ajusté (à maximiser) sont plus élevés et l'erreur résiduelle standard, le RMSE, les AIC et BIC (à minimiser) plus faibles pour le modèle sans valeur imputée.

Les résultats obtenus par les deux régressions sont présentés dans le tableau 19 ci-dessous.

	<i>Variable dépendante :</i>	
	Réussite totale	
	Modèle Avec Valeurs Imputées	Modèle Sans Valeurs Imputées
Chaise	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
Soutien unipodal	-0.001 (0.002)	-0.0001 (0.002)
Marche	0.00005 (0.0002)	0.00001 (0.0002)
Surpoids ou Obésité (Oui=1)	-0.098*** (0.035)	-0.113*** (0.033)
Age	-0.003* (0.002)	-0.003* (0.002)
En poste (Oui=1)	0.075** (0.032)	0.087*** (0.031)
Score d'activité physique	0.015 (0.014)	0.006 (0.014)
Moyenne de pas / jours	0.00001 (0.00001)	0.00001 (0.00001)
Commentaires	0.002* (0.001)	0.002* (0.001)
Nombre de jours de données	0.00004 (0.001)	-0.0002 (0.001)
Messages envoyés	0.002** (0.001)	0.002** (0.001)
Constant	0.754*** (0.180)	0.784*** (0.176)
Observations	110	100
R^2	0.380	0.444
Adjusted R^2	0.310	0.374
Residual Std. Error	0.146 (df = 98)	0.138 (df = 88)
F Statistic	5.454*** (df = 11 ; 98)	6.384*** (df = 11 ; 88)
<i>Note :</i>	* p<0.1 ; ** p<0.05 ; *** p<0.01	

Name	Model	AIC	AIC_wt	BIC	BIC_wt	R2	R2_adjusted	RMSE	Sigma
Avec Valeurs Imputées	lm	-98.195	0.429	-63.088	0.288	0.380	0.310	0.138	0.146
Sans Valeurs Imputées	lm	-98.764	0.571	-64.896	0.712	0.444	0.374	0.130	0.138

Tableau 19 : Comparaison des résultats des modèles avec et sans imputation de données

Tout d'abord, on remarque à l'aide des p-value que les variables les plus importantes pour cette première régression sont les suivantes :

- Le fait d'être en surpoids ou en obésité ($p < 0.01$),
- le fait d'être en poste initialement ($p < 0.01$),
- le nombre de messages envoyés au coach ($p < 0.05$),
- l'âge ($p < 0.1$),
- le nombre de commentaires ($p < 0.1$).

Les coefficients du modèle, quant à eux, permettent d'interpréter le sens de l'impact des variables sur la variable à expliquer, soit la réussite globale.

Ainsi, parmi les variables importantes de ce premier modèle, les variables relatives à l'âge et au fait d'être en situation de surpoids ou d'obésité, avec des coefficients négatifs, impacteraient négativement la réussite totale (coefficients valant respectivement -0.003 et -0.113).

A l'inverse, envoyer des messages au coach, être en poste au moment de l'inclusion dans l'étude et commenter des discussions de groupe impacteraient positivement la réussite totale calculée (coefficients évalués respectivement à 0.002, 0.087 et 0.002).

7.2.1.3 Méthode de pas à pas descendante

Par suite de l'exclusion progressive des variables n'ayant pas un impact significatif sur la variable à prédire, nous obtenons un modèle construit sur cinq variables relatives :

- Au fait d'être en situation de surpoids ou d'obésité,
- à l'âge,
- au fait d'être en poste au moment de l'inclusion,
- au nombre de messages envoyés au coach,
- au nombre de commentaires de discussions créés.

Par ailleurs, ces dernières sont désormais toutes significatives au seuil de 5%.

Nous avons donc conservé des informations concernant le profil des patientes, mais aussi relatives à leur engagement sur la plateforme. Nous perdons toutefois les variables relatives à l'activité physique pratiquée durant le suivi.

Les résultats de la régression sont décrits dans la tableau 20.

<i>Variable dépendante:</i>	
Réussite totale	
Surpoids ou Obésité (Oui=1)	-0.132*** (0.030)
Age	-0.004** (0.002)
En poste (Oui=1)	0.088*** (0.030)
Commentaires	0.002** (0.001)
Messages envoyés	0.002*** (0.001)
Constant	0.915*** (0.083)
Observations	100
R ²	0.416
Adjusted R ²	0.385
Residual Std. Error	0.137 (df = 94)
F Statistic	13.387*** (df = 5; 94)
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tableau 20 : Résultats de la régression sur les variables sélectionnées à partir de la méthode pas à pas.

Tout d'abord, on remarque que bien que le coefficient de détermination de cette régression multiple – à maximiser – soit inférieur à celui obtenu avant l'implémentation de la méthode de pas à pas (R² de 0.444 avant la méthode de pas à pas, contre un R² de 0.416 après la méthode de pas à pas), le coefficient de détermination ajusté est quant à lui légèrement plus élevé (R² ajusté de 0.374 avant contre 0.385 après).

Aussi, la statistique de Fisher du modèle relative à la significativité du modèle, à maximiser, augmente à la suite de la méthode de pas à pas, passant de 6.384 à 13.387.

On peut également remarquer que le sens de l'impact de chacune des variables demeure statique au fil des régressions.

7.2.2 Etude de la validité et amélioration du modèle

La validité du modèle construit tel quel, évaluée graphiquement à l'aide de la fonction *check_model*, est d'abord apparue peu satisfaisante. Effectivement, si les résidus semblent suivre une loi normale et s'il n'y a visiblement pas de problème de colinéarité, l'hypothèse d'homoscédasticité n'est pas respectée.⁴⁸

Afin d'améliorer le modèle, nous avons alors analysé les résidus standardisés et studentisés ainsi que les points leviers. Effectivement, l'exclusion des patientes présentant des valeurs plus extrêmes ou atypiques peut potentiellement aider dans la construction d'un modèle plus robuste.

Les résidus standardisés et studentisés ont permis d'identifier 12 patientes, qui ont notamment des scores moins élevés aux tests de capacités physiques ainsi qu'un IMC supérieur ou égal à 25 (soit en situation de surpoids ou d'obésité). On remarque également des pourcentages de réussite totale moins élevés.

Statistique	Min	Q ₁	Médiane	Q ₃	Max	Moyenne	Ecart-type
Réussite totale	0.2	0.4	0.7	0.9	1.0	0.7	0.3
Chaise	15	21	32	40.8	56	32.2	12.8
Soutien unipodal	10	17.8	24.2	29.9	31	22.9	7.3
Marche	403.0	490.9	517.5	556.0	630.0	523.8	62.5
Surpoids ou Obésité (Oui=1)	1	1	1	1	1	1.0	0.0
Score d'activité physique	1	1	2	2.2	4	2.0	1.1

Tableau 21 : Résumé statistique des patientes identifiées par les résidus standardisés et studentisés

Pour compléter ces informations, un troisième indicateur a été étudié : la mesure des points leviers. Elle indique la distance entre la valeur d'une observation et la moyenne des observations. Ce dernier indicateur a permis de mettre en évidence six patientes dont la réussite totale, le port de la montre et la communication avec le coach et les pairs est plus importante que la moyenne.

⁴⁸ Le graphique d'analyse de régression est consultable en annexe 4 et permet de se rendre facilement compte de ces éléments.

Statistique	Min	Q ₁	Médiane	Q ₃	Max	Moyenne	Ecart-type
Réussite totale	0.9	0.9	0.9	1.0	1.0	0.9	0.1
Commentaires	19	30.5	48	63.2	76	47.3	22.3
Nombre de jours de données	106	137.5	147.5	155.2	162	142.5	20.2
Messages envoyés	32	46	73.5	87.5	97	67.5	27.0

Tableau 22 : Résumé statistique des patientes identifiées par les points leviers

Afin de déterminer s'il est intéressant d'exclure ces patientes, des régressions multiples ont été réalisées sur un premier jeu de données « nettoyé », excluant les 19 patientes identifiées par les 3 indicateurs, sur un second jeu de données « nettoyé » excluant les 12 patientes identifiées par les résidus standardisés et studentisés et sur un dernier jeu de données excluant seulement les 9 patientes identifiées par les points leviers.

Indicateurs utilisés	R2	R2_adjusted	RMSE	Sigma	AIC_wt	BIC_wt	Performance Score
Résidus standardisés et studentisés	0.533	0.504	0.101	0.104	1.000	0.999	1
Résidus standardisés et studentisés + points leviers	0.501	0.468	0.104	0.108	0.0005	0.001	0.562
Points leviers	0.388	0.353	0.136	0.141	0	0	0

Tableau 23 : Comparaison des modèles selon les indicateurs utilisés (résidus et/ou points leviers)

Il apparaît que la régression présentant les meilleurs résultats est celle qui exclut seulement les patientes identifiées par les résidus. Plus précisément, le coefficient de détermination augmente, les résidus sont davantage centrés vers le 0, et l'erreur résiduelle standard ainsi que la significativité globale du modèle diminuent. Les résultats obtenus par les deux régressions non retenues sont consultables en annexe 4.

L'étape d'évaluation de la validité a été menée sur ce nouveau jeu de données nettoyé et les résultats sont désormais satisfaisants, comme en témoigne la figure 12 permettant la vérification visuelle des hypothèses du modèle.

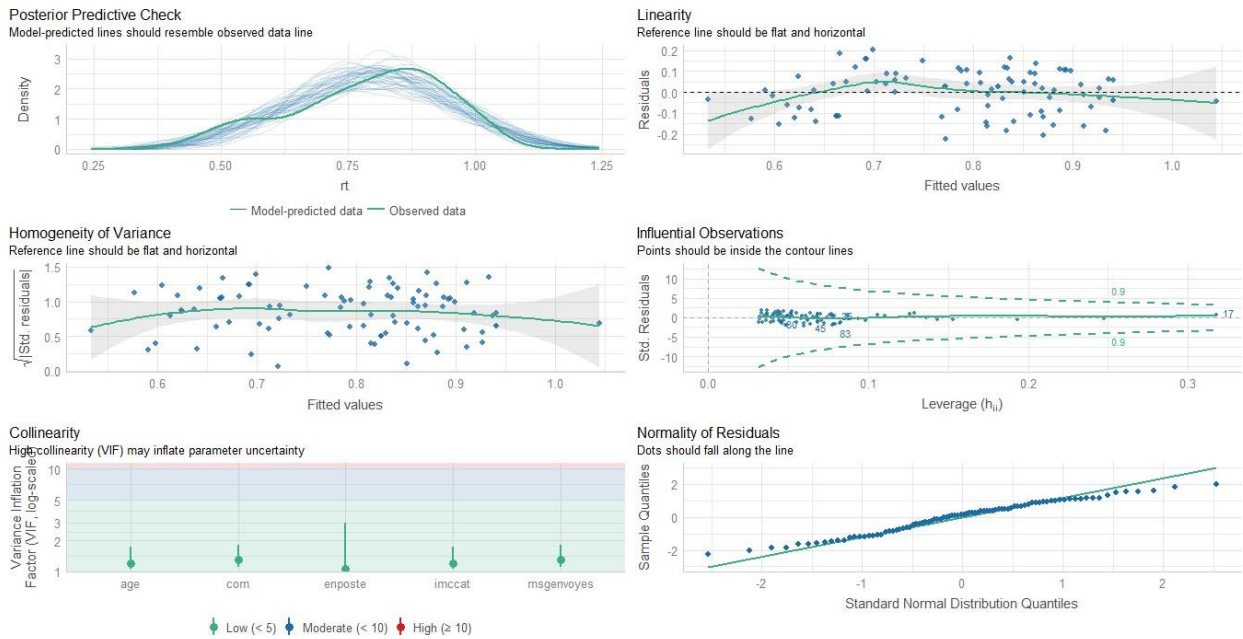


Figure 12 : Vérification des hypothèses de la régression multiple

7.2.3 Résultats

Les résultats de la régression multiple sont présentés dans le tableau 24.

	<i>Variable dépendante :</i>
	Réussite totale
Surpoids ou Obésité (Oui=1)	-0.137*** (0.024)
Age	-0.004*** (0.001)
En poste (Oui=1)	0.072*** (0.024)
Commentaires	0.002** (0.001)
Messages envoyés	0.002*** (0.001)
Constant	0.909*** (0.066)
Observations	88
R ²	0.533
Adjusted R ²	0.504
Residual Std. Error	0.104 (df = 82)
F Statistic	18.687*** (df = 5; 82)
<i>Note:</i>	* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

<i>Variable dépendante:</i>	
Réussite totale	
Surpoids ou Obésité (Oui=1)	-0.137*** (-0.177, -0.097)
Age	-0.004*** (-0.006, -0.002)
En poste (Oui=1)	0.072*** (0.032, 0.111)
Commentaires	0.002** (0.001, 0.004)
Messages envoyés	0.002*** (0.001, 0.003)
Constant	0.909*** (0.800, 1.018)
Observations	88
<i>Note:</i>	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tableau 24 : Résultats obtenus par la régression multiple optimisée

Ainsi, nous pouvons déclarer que, toutes choses étant égales par ailleurs :

- Si l'âge augmente de 1 an, le pourcentage de réussite totale diminue de 0.4% ;
- pour les patientes en situation de surpoids ou d'obésité, le pourcentage de réussite total estimé serait 13.7% de moins que celui des patientes ayant un IMC dans les catégories maigre ou normal ;
- le pourcentage de réussite total des patientes étant en poste au moment de l'inclusion serait de 7.2% supérieur à celui des autres patientes;
- si l'on augmente le nombre de messages envoyés au coach d'une unité, la réussite totale augmente de 0.2 % ;
- si l'on augmente le nombre de commentaires de discussions de groupe d'une unité, la réussite totale augmente de 0.2%.

Aussi, si l'on prend également en compte les intervalles de confiance, on peut déduire que l'impact de l'IMC pourrait être plus négatif sur la réussite pour les patientes en situation de surpoids ou d'obésité. Effectivement, avoir un IMC supérieur ou égal à 25 pourrait diminuer la réussite de 18.5 % en comparaison avec les patientes ayant un IMC inférieur à 25.

A l'inverse, le fait d'être en poste pourrait être un facteur plus favorisant que ce que nous pouvons appréhender à partir du coefficient estimé par la régression.

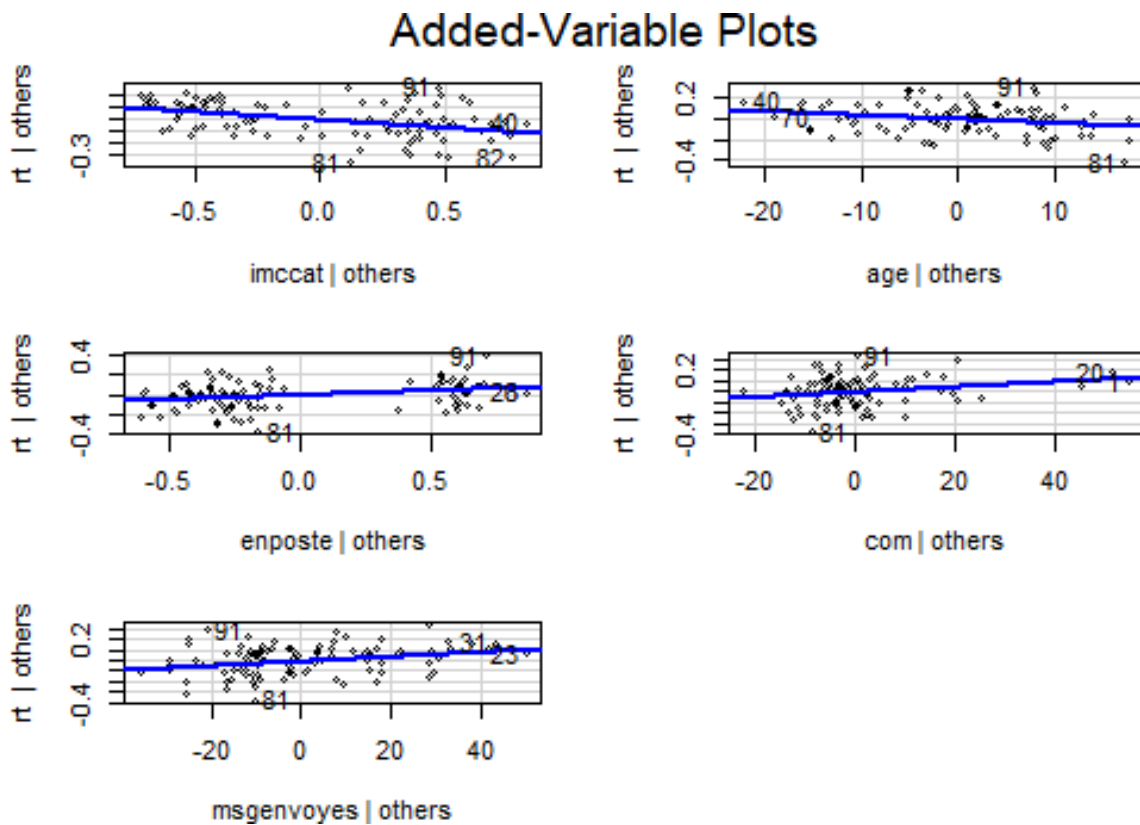


Figure 13 : Diagrammes des variables ajoutées

La figure 13 représentant les diagrammes de variables ajoutées permet de visualiser la relation entre la réussite totale et chacune des variables prédictives utilisées pour la création du modèle, en maintenant constantes les autres variables prédictives.

Les pentes ascendantes relatives aux graphiques des variables concernant les nombres de messages envoyés, de commentaires créés, et du fait d’être en poste initialement appuient le sens d’un impact positif de ces dernières sur la réussite totale.

Les pentes descendantes des variables liées à l’âge et du fait d’être en surpoids ou en obésité appuient à contrario l’hypothèse d’un impact négatif de ces dernières sur la réussite totale.

7.3 PREDICTION DE LA REUSSITE TOTALE – COMPARAISON DE MODELES

Afin d’évaluer la prédiction du modèle, nous pouvons nous baser sur plusieurs indicateurs.

Le coefficient de détermination, le carré moyen des erreurs ou *Mean Squared Error* (MSE), l'écart quadratique moyen ou *Root Mean Squared Error* (RMSE), la déviance ou encore l'erreur absolue moyenne ou *Mean Absolute Error* (MAE).

Nous avons décidé, dans le cadre de la comparaison des prédictions obtenues à partir des différentes méthodes, de nous baser sur l'écart quadratique moyen (RMSE).

Ce dernier est la racine carrée du MSE, qui est la moyenne arithmétique des carrés des écarts entre prévisions du modèle et observations. La formule du RMSE est donc la suivante :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

L'objectif est de la minimiser, ainsi, la méthode jugée la plus performante sera celle qui minimise le plus le RMSE.

7.3.1 Régression multiple

Nous avons décidé de partager les données en deux sous-échantillons : un échantillon d'entraînement, servant à entraîner le prédicteur, et un échantillon de test, permettant la mesure de l'erreur commise par le prédicteur sur les données de tests.

L'échantillon d'entraînement a été construit de sorte qu'il comprenne 80% des données, soit 63 patientes. Ainsi, l'échantillon de test comprend les 20% de données restantes.

L'homogénéité de la répartition de la variable cible a été vérifiée au sein des trois échantillons et est présentée dans le tableau 25 ci-dessous.

Échantillon	Valeur Minimale	Premier quartile	Médiane	Moyenne	Troisième quartile	Valeur Maximale
Échantillon global	0.45	0.70	0.80	0.79	0.90	1.0
Échantillon d'entraînement	0.45	0.70	0.80	0.79	0.90	1.0

Échantillon de test	0.50	0.71	0.81	0.80	0.90	1.0
---------------------	------	------	------	------	------	-----

Tableau 25: Répartition de la variable cible selon les échantillons global, d'entraînement et de test

Une fois le modèle construit sur la base de données d'entraînement et appliqué aux données de test, nous obtenons un RMSE d'une valeur de 0.0125 et un coefficient de détermination de 0.58.

7.3.2 Arbres de décision

Pour réaliser la prédiction à l'aide d'arbres de décisions, nous avons utilisé la fonction *Rpart* qui procède automatiquement à l'élagage à coût-complexité minimal de l'arbre en testant plusieurs valeurs de alpha. La comparaison des résultats est faite par validation croisée, qui partage aléatoirement les données en k sous-ensembles.

Chaque sous-ensemble sert itérativement d'échantillon test tandis que les $k - 1$ autres sous-ensembles serviront d'échantillons d'apprentissage

Les résultats de la création de l'arbre de décision à partir des données d'entraînement sont disponibles sous forme graphique dans la figure 14.

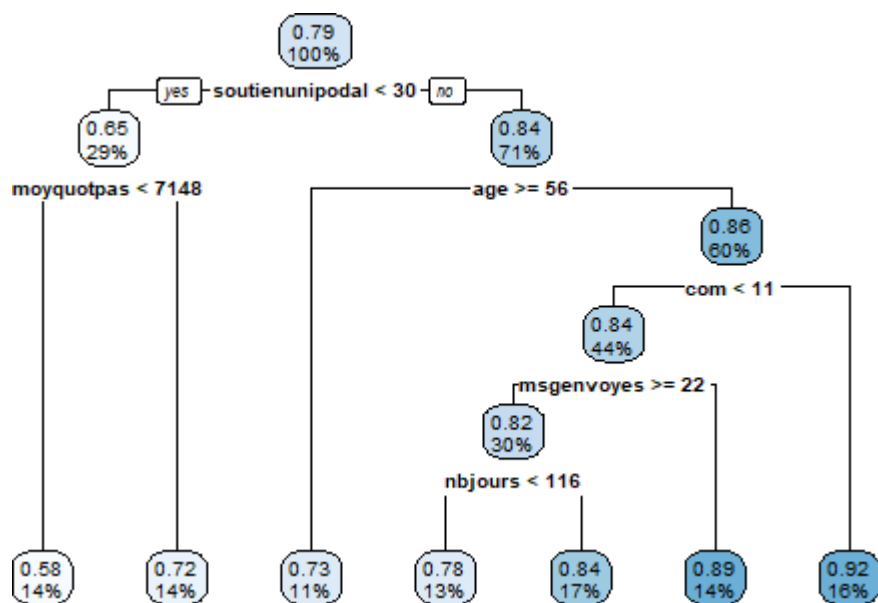


Figure 14 : Représentation de l'arbre de décision

On remarque alors que les variables permettant de prédire la réussite ne sont pas exactement similaires à celles que nous avons retenues pour la construction de notre modèle de régression multiple.

Effectivement, si les variables relatives à l'âge, au nombre de messages envoyés au coach et au nombre de commentaires de discussions créés sont présentes au sein des deux méthodes, le fait d'avoir un IMC supérieur à 25 ou le fait d'être en poste n'apparaissent pas dans la construction de l'arbre.

A contrario, au sein de l'arbre de décisions, des informations relatives à la pratique d'activité physique, qui avaient été exclues par la méthode pas à pas, sont ici identifiables. Plus précisément, il apparaît que le nombre moyen de pas quotidiens soit un facteur important pour la prédiction de la réussite à partir de la méthode des arbres de décision.

Toutefois, ce modèle, une fois appliqué aux données de test, permet d'obtenir un RMSE de 0.171, ce qui est nettement supérieur à celui que nous avons obtenu à partir du modèle de régression linéaire multiple.

7.3.3 Bagging

Deux modèles de bagging ont été construits afin d'obtenir la meilleure prédiction à partir de cette méthode.

Effectivement, nous avons effectué un premier bagging optimisant le nombre de bags à partir du RMSE de prédiction, puis un second faisant appel à une validation croisée.

Par ailleurs, cette dernière permet de connaître l'importance des variables dans la construction du modèle, représentée dans la figure 15.

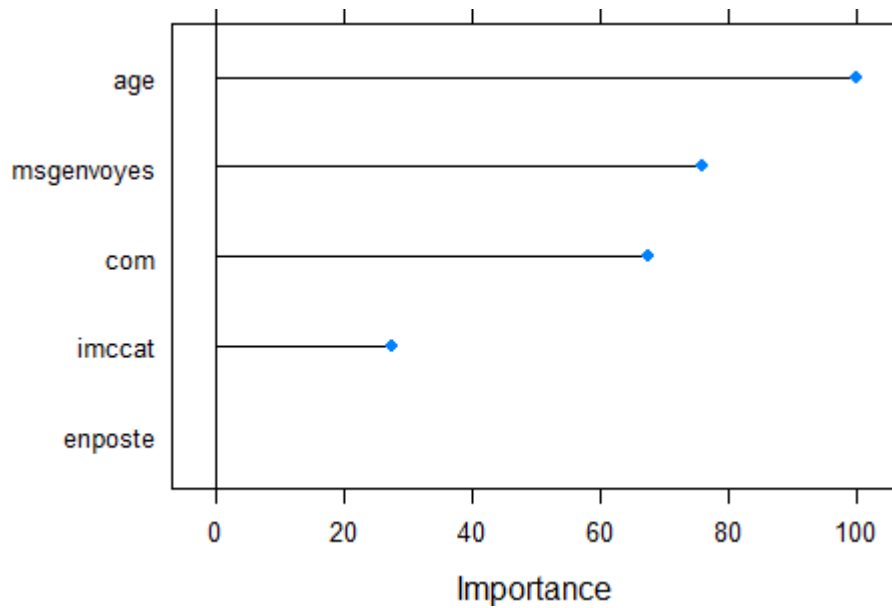


Figure 15 : Importance des variables dans la construction du bagging

Ainsi, on remarque que les variables les plus importantes sont l'âge, le nombre de messages envoyés au coach et le nombre de commentaires partagés dans l'espace de discussions.

A contrario, les faits d'être en poste au moment de l'inclusion et d'être en situation de surpoids ou d'obésité seraient moins importants dans la détermination de la réussite globale.

Aussi, la première méthode permet d'obtenir un RMSE s'élevant à 0.116, tandis que la deuxième obtient un RMSE de 0.122.

Il apparaît donc que la première méthode, optimisant le nombre de bags à 35, minimise davantage – bien que légèrement – l'écart quadratique moyen que celle faisant appel à une validation croisée.

```
> RMSE(pred35, df_test$rt)
[1] 0.1163782
> RMSE(pred, df_test$rt)
[1] 0.1224581
```

Figure 16 : RMSE - Méthode de bagging

7.3.4 Forêts aléatoires

La construction des forêts aléatoires a été réalisée à partir de la fonction *randomForest* de la librairie du même nom, qui contient un nombre agrégé d'arbres par défaut à 500.

Le recherche de l'arbre optimal pour la prédiction de la réussite a été effectuée en se basant sur l'indicateur du MSE. Autrement dit, l'arbre optimal est celui qui minimise le carré moyen des erreurs. La figure 17 suivante permet de visualiser l'évolution de l'erreur en fonction de l'arbre.

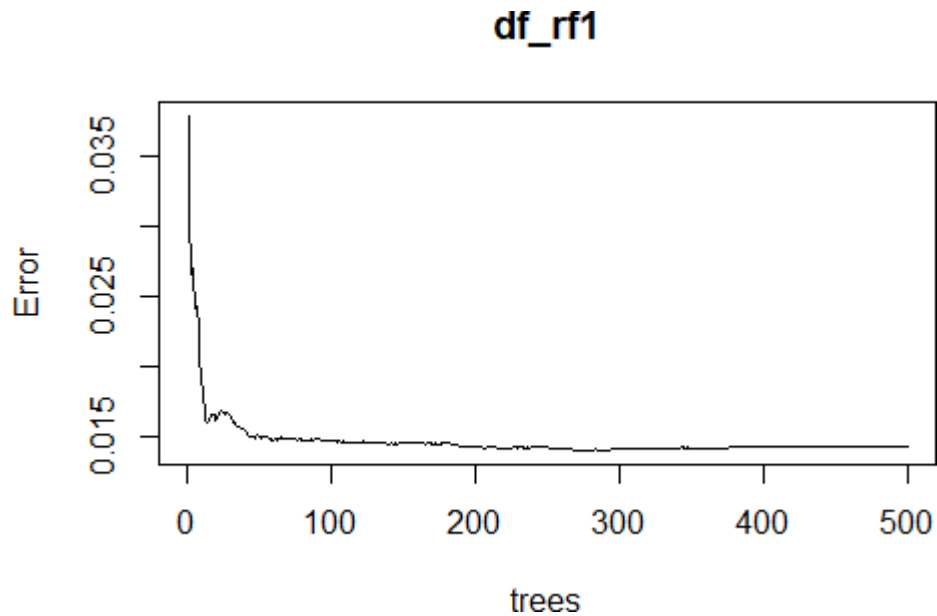


Figure 17: Représentation graphique des MSE en fonction des arbres

```
> #RMSE de cet arbre optimal  
> sqrt(df_rf1$mse[which.min(df_rf1$mse)])  
[1] 0.1186005
```

Figure 18 : RMSE - Forêts aléatoires

Une fois l'arbre optimal utilisé pour prédire les réussites des patientes de l'échantillon test, nous obtenons un RMSE de 0.118.

Ainsi, s'il est plus élevé que celui obtenu à partir des arbres de régression, il apparaît inférieur à ceux obtenus avec les méthodes de bagging et de régression multiple.

8 CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Tout d'abord, on peut estimer que l'accompagnement personnalisé proposé a un impact positif sur les patientes du groupe expérimental. Effectivement, l'analyse de l'évolution brute des métriques indique une amélioration globale pour une grande majorité des tests de capacités physiques, avec des différences notables pour les tests de la chaise, de soutien unipodal et de poids. Concernant les mesures biométriques, la majorité d'entre elles tendent à diminuer suite aux quatre mois de suivi. L'analyse des résultats en termes de réussite et échec va par ailleurs dans le sens de cette observation. Effectivement, pour l'ensemble des mesures, à l'exception de celle relative au poids, davantage de succès que d'échec est observé. Autrement dit, la majorité des patientes observe à minima une stagnation de ses métriques.

Aussi, lorsque l'on compare l'évolution des scores selon les groupes, il semblerait que le groupe expérimental soit avantagé, étant donné que les pourcentages de réussite sont significativement plus élevés pour les personnes suivies.

En termes d'engagement, bien que des disparités existent entre les patientes, elles semblent toutefois globalement impliquées dans l'accompagnement proposé.

D'abord, au regard de l'utilisation de la plateforme Stimul, leur nombre de connexions est important, avec en moyenne plus d'une connexion journalière. Elles utilisent différentes fonctionnalités proposées, que ce soit pour remplir des questionnaires, échanger avec leurs pairs au sein de l'espace dédié, communiquer avec leur coach ou indiquer la réalisation d'activités de type administratif, de relaxation et méditation ou encore pour planifier des rendez-vous.

Toutefois, certaines fonctionnalités semblent moins appréciées ou moins connues, puisque, à titre d'exemple, la complétion de rapports alimentaires semble marginale.

Aussi, l'observance quant au port de la montre est très présente, puisque la majorité des patientes produit des données presque quotidiennement.

Quant à l'observance des leçons et séances dites obligatoires, on remarque que si globalement les patientes réalisent ces activités, certaines patientes semblent plus réticentes, ou n'indiquent pas sur l'application que ces dernières ont effectivement été réalisées.

De nombreuses sessions d'activité physique supplémentaire sont ajoutées spontanément, avec en moyenne près d'une activité physique par jour et par patiente. Toutefois, cette information ne coïncide pas avec les données d'activité physique remontées par la montre connectée, puisque cette dernière indique une moyenne de 44 jours – par patiente – au cours desquels au moins une activité physique modérée a été pratiquée. On peut alors se demander si les activités physiques indiquées comme réalisées sur la plateforme sont d'intensité peu élevée, si les patientes ne portent

pas systématiquement leur montre lorsqu'elles réalisent leur activité physique, ou si la montre peine à reconnaître la réalisation d'activité physique.

L'étude des facteurs impactant la réussite totale permet par ailleurs de questionner la fiabilité des données d'activité physique provenant de la montre connectée et de l'application Stimul. Effectivement, on aurait pu s'attendre à ce que l'évolution positive des métriques soit accentuée par une pratique soutenue d'activité physique, toutefois aucune variable relative à cette dernière n'a permis de tendre vers cette conclusion.

En revanche, le fait d'échanger avec ses pairs et son coach apparaît comme un facteur favorisant la réussite totale, vue comme la réussite au maintien ou à l'amélioration de ses métriques.

Les patientes plus âgées, celles n'étant pas en poste au moment de l'inclusion et/ou celles en situation de surpoids ou obésité sont en revanche plus à risque en termes d'amélioration de leurs métriques.

Plus précisément, les facteurs impactant le plus la réussite telle que nous l'avons définie semblent être le fait d'avoir un IMC supérieur ou égal à 25 kg/m² et le nombre de messages envoyés au coach.

La connaissance de ces éléments pourrait permettre, lors des nouvelles inclusions au sein du programme, d'identifier les patientes les plus à risque au niveau de leur profil.

Ainsi, le fait d'être sans emploi, d'être en situation de surpoids ou d'obésité, et d'être plus âgée pourraient justifier une attention plus prononcée ou un ajustement de l'accompagnement personnalisé.

De la même façon, repérer les patientes qui sont moins impliquées dans les échanges – de groupe ou non – pourrait s'avérer utile afin de limiter les risques d'échec.

Le projet mené contient toutefois un certain nombre de limites que nous allons expliciter ci-après.

D'abord, l'analyse de l'évolution des métriques a été appréhendée en partie par la différence brute de scores entre M0 et M4. Toutefois, étant donné qu'il existe des scores maximaux pour certains tests, cette différence brute ne reflète pas nécessairement la réelle progression de la patiente.

Effectivement, pour le test de soutien unipodal, une patiente tenant sa position durant 31 secondes est invitée à arrêter le test étant donné qu'on estime qu'elle ne rencontre aucune difficulté d'équilibre. Ainsi, si elle obtient à M0 un score de 25, et qu'au temps M4 elle est en mesure de tenir la position durant 31 secondes, on estime qu'elle a augmenté son score de 6 secondes, bien qu'elle soit capable d'avoir un meilleur résultat. Aussi, une patiente ayant un score maximal aux

deux temps de mesure aura une différence de score de 0, bien que sa condition physique en termes d'équilibre ait pu s'améliorer ou à contrario se détériorer.

Pour contrebalancer ce phénomène, nous avons nuancé les attendus en raisonnant en termes d'échecs et de réussites, bien que les définitions que nous avons proposées et utilisées soient subjectives et sujettes à discussion.

Aussi, concernant l'étude des profils et comportements utilisateurs, nous pouvons relever que l'analyse a été avant tout univariée, et s'en voit donc grandement limitée en termes de renseignements apportés. Des méthodes de clustering et/ou de réduction de dimension auraient pu être réalisées afin de faire un résumé des informations, de comprendre les liaisons entre les différentes variables et de déterminer s'il existe des groupes homogènes de patientes au regard de certaines caractéristiques.

Mais encore, comme pour toute activité nécessitant l'exploitation de données, nous avons fait face à différents questionnements et difficultés liés aux données.

Certaines informations nécessitant de l'intervention humaine pour la saisie de mesures, nous avons rencontré des freins liés à des erreurs involontaires, que ce soient des erreurs de saisie via des outils informatiques ou non, ou encore des erreurs de jugement lors de la complétion du questionnaire d'introduction par les patientes par exemple.

Aussi, la question de la mesure produite par intervention humaine peut également être source d'omissions voire d'erreurs volontaires.

En effet, à titre d'exemple, une patiente devant déclarer une information et sachant que son coach aura accès à cette dernière pourrait volontairement mentir ou omettre de divulguer cette information, par honte, peur de décevoir ou encore pour éviter d'être ennuyée.

Les patientes pourraient également avoir des réticences à fournir des données pouvant pourtant être pertinentes dans le cadre du suivi à cause de la pénibilité de cette mesure. Ainsi, on peut se demander si les patientes étaient peu enclines à remplir par exemple des comptes-rendus alimentaires pour cette raison.

Mais surtout, des erreurs volontaires ont été commises et auraient pu compromettre la fiabilité et donc la validité de l'étude. En effet, des données transmises par les enseignants APA, dont le rôle principal est de faire la passation des tests aux différents temps de mesure, ont été faussées de manière volontaire au cours de l'étude. Bien que le problème ait été identifié et finalement sans répercussion, il nous a été durant une période impossible de connaître l'ampleur du phénomène.

La fiabilité des données obtenues à partir des outils numériques a également été interrogée au vu des incohérences relevées sur un certain nombre de mesures.

Effectivement, plusieurs données de masses grasse ou maigre calculées par la balance connectée lors de la passation des tests ont été critiquées en raison de leur caractère invraisemblable.

Mais aussi, comme explicité plus haut, les données remontées par la montre Garmin, notamment relatives à la pratique d'activité physique, ont parfois été étonnantes, et nous amènent à rappeler qu'il est primordial, pour que de l'information pertinente soit extraite de cet objet, que les patientes soient observantes quant au port de la montre.

Effectivement, si la patiente pratique de l'activité physique sans porter sa montre connectée, cette dernière ne pourra évidemment pas nous informer de la réalisation d'une séance, à moins que la patiente elle-même ne l'enregistre sur l'appareil. Ainsi, inférer certaines actions ou comportements uniquement sur la base de données recueillies depuis l'objet connecté apparaît potentiellement porteur de biais très importants.

Enfin, tout au long de l'étude, le contexte de la mesure a dû être pris en compte afin de relativiser certaines données.

Tout d'abord, certaines patientes étaient parfois mal informées concernant les rendez-vous permettant la passation des tests. Ainsi, pensant se rendre à un rendez-vous médical, elles n'étaient pas forcément en tenue adaptée (port de talons par exemple) pour de la pratique d'activité physique mesurée. Cela rend non seulement certaines mesures peu révélatrices de la capacité réelle de la patiente, mais cela implique ainsi nécessairement un biais dans l'analyse de données réalisée dans cette étude. Il apparaît toutefois important de relever que cet événement semble avoir été dans les faits relativement marginal, et qu'une fois cette information connue, les coachs ont systématiquement envoyé des rappels aux patientes reprenant les principaux renseignements à connaître avant chaque rendez-vous.

Le contexte de la mesure a également dû être pris en compte lorsque nous avons déterminé la manière de traiter des données manquantes, notamment lorsqu'elles étaient induites par une défaillance du matériel impliquant que certaines mesures ne pouvaient pas être obtenues ou par le fait qu'une patiente, à cause de douleurs ou d'une incapacité n'ayant aucun lien avec l'objet de l'étude, était en incapacité de réaliser certains tests.

Cette analyse menée dans le cadre du mémoire ne représente qu'une étude exploratoire de l'accompagnement personnalisé à distance proposé par Stimulab.

Ainsi, elle est amenée à être reproduite et améliorée, afin de répondre à différentes interrogations et de compléter les premiers résultats.

Tout d'abord, le nombre de participantes à l'heure actuelle étant peu important, il apparaît nécessaire de réaliser de nouveau certains traitements pour obtenir des résultats plus précis et fiables. L'explication ainsi que la prédiction de la réussite totale pourraient alors s'en voir grandement améliorées, et des indicateurs pertinents de suivi pourraient être élaborés et potentiellement extrapolés pour d'autres thématiques de coaching.

Il pourrait également être intéressant de réévaluer l'impact du programme non seulement en termes d'amélioration des métriques de capacités physiques et de mesures biologiques, mais également en prenant en compte cette fois-ci l'évolution de la qualité de vie des patientes à partir de la passation du questionnaire SF-36.

Aussi, l'évaluation de l'impact du programme au temps M12, soit un an après le début de l'étude, serait très intéressante pour déterminer sur un temps plus long l'évolution de l'ensemble des métriques. On pourrait alors appréhender s'il existe une amélioration de ces dernières tout au long du suivi, un effet palier, ou à l'inverse une diminution des scores.

Un temps d'étude plus long avec un nombre de données plus important permettrait également de tester le phénomène que la littérature tend à montrer quant à l'attrition concernant l'utilisation de solutions numériques à 6 mois.

Aussi, plus généralement, l'engagement ainsi que la compliance au programme et les pratiques des patientes pourraient être évaluées non plus de manière statique mais de façon dynamique par un suivi temporel des actions utilisateurs. Cela permettrait en outre de disposer de davantage d'informations quant au changement comportemental induit par le coaching.

De nouvelles données pourraient également être incluses afin de répondre à des problématiques soulevées dans le cadre de cette étude, notamment au sujet de la pratique d'activité physique.

Effectivement, l'intégration des données de fréquence cardiaque à partir de la montre Garmin permettrait de qualifier l'intensité de l'activité physique pratiquée par les patientes au cours de leur suivi, et ainsi déterminer si la non concordance des données de pratiques selon qu'elles soient d'ordre déclaratif ou récoltées de manière automatique est due à un non port de la montre lors des activités physiques ou au fait que les activités pratiquées soient d'une intensité peu élevée.

On pourrait également intégrer davantage de données d'audience, comme les durées de connexion sur l'application, afin de préciser les comportements utilisateurs.

ANNEXES

Annexe 1 : Définition des réussites

Définition de la réussite : Tests de capacités physiques

Test	Définition de la réussite
Échelle de Borg	Diminution de la difficulté ressentie (un score à M4 inférieur au score à M0)
Test des battements	Diminution du nombre de battements par minute (un score à M4 inférieur à celui à M0)
Test de 6 minutes / de marche	Amélioration du score (un score à M4 supérieur au score à M0)
Test de la chaise	- Si le score à M0 est inférieur à 90 : Augmentation du score (un score à M4 supérieur à celui à M0) - Si le score à M0 est supérieur ou égal à 90 : Maintien d'un score supérieur ou égal à 90
Test du goniomètre	- Si le score à M0 est inférieur à 180 : Augmentation du score (un score à M4 supérieur à celui à M0) - Si le score à M0 est supérieur ou égal à 180 : Maintien d'un score supérieur ou égal à 180
Test du poids	- Si le score à M0 est inférieur à 90 : augmentation du score (un score à M4 supérieur à celui à M0) - Si le score à M0 est supérieur ou égal à 90 : Maintien d'un score supérieur ou égal à 90
Test de force isométrique du bras	Augmentation du score (un score à M4 supérieur à celui à M0)
Test de soutien unipodal	- Si le score à M0 est inférieur à 31 : Augmentation du score (un score à M4 supérieur à celui à M0) - Si le score à M0 est supérieur ou égal à 31 : Maintien d'un score supérieur ou égal à 31

Définition de la réussite : Mesures biologiques

Mesure	Définition de la réussite
Masse grasse (en pourcentage)	<ul style="list-style-type: none">- Si le % de MG initial est inférieur à 34% : maintien d'un % de MG inférieur à 34%- Si le % de MG initial est supérieur ou égal à 34 : diminution du % de MG
Masse musculaire (en pourcentage)	<ul style="list-style-type: none">- Si le % de MM initial est supérieur à 62% : maintien d'un % de MM est supérieur à 62%- Si le % de MM initial est inférieur ou égal à 62% : augmentation du % de MM
Masse grasse (en kilos)	Diminution de la masse grasse brute
Masse musculaire (en kilos)	Augmentation de la masse musculaire brute
IMC	<ul style="list-style-type: none">-Si l'IMC à M0 se situe dans la « maigreur » : augmentation de l'IMC,-Si l'IMC à M0 se situe dans la « norme » : maintien d'un IMC dans la norme,-Si l'IMC à M0 se situe dans « surpoids » ou « obésité » : diminution de l'IMC
Tour de taille	<ul style="list-style-type: none">- Si l'IMC initial se situe dans la maigreur, augmentation du tour de taille,- Si IMC initial normal :<ul style="list-style-type: none">- si le tour de taille initial est inférieur à 80 cm : maintien d'un tour de taille inférieur à 80 cm- si le tour de taille initial est supérieur ou égal à 80 cm : diminution du tour de taille- Si l'IMC initial se situe dans le surpoids ou l'obésité : diminution du tour de taille

La mesure relative au tour de hanche n'a pas de définition de la réussite. Effectivement, nous avons estimé que trop de données de tour de hanche étaient incohérentes et donc manquantes pour l'inclure dans le calcul de la réussite totale.

Définition de la réussite : Pourcentages de réussite

Pourcentage de réussite	Définition de la réussite
Mesures biométriques	Pourcentage de réussite aux mesures biologiques : Nombre de réussite à l'ensemble des mesures biométriques divisé par le nombre de mesures biométriques
Capacités physiques	Pourcentage de réussite aux tests de capacités physiques : Nombre de réussite à l'ensemble des tests de capacités physiques divisé par le nombre de tests de capacités physiques
Totale	Pourcentage de réussite à l'ensemble des mesures : Nombre total de réussite divisé par le nombre de mesures et de tests de capacités physique

Annexe 2 : Dictionnaire des données - Partie 1 de l'analyse

<i>CATEGORIE</i>	<i>Donnée</i>	<i>Intitulé de la Variable</i>	<i>Définition</i>	<i>Type</i>
Information générale	Identifiant de l'étude	de Id	Identifiant du patient	String
	Groupe	(« Groupe », « »)	Bras de l'étude 2 modalités : -"Expérimental" -"Contrôle"	String
Capacités physiques	Echelle de Borg	(« Borg », « M0 »)	Score à l'échelle de Borg à M0	Int
		(« Borg », « M4 »)	Score à l'échelle de Borg à M0	Int
		(« Borg M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0.	Int
		(« Réussite Borg », « »)	Voir annexe 1	Binaire
	Test de 6-minutes	6- (« Marche », « M0 »)	Mesure au temps M0 au Test de 6-minutes	Int
		(« Marche », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test de 6-minutes	Int
	(« Marche M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au Test de 6-minutes	Int	

	(« Réussite Marche », « »)	Voir annexe 1	Binaire
Test de la chaise	(« Chaise », « M0 »)	Mesure au temps M0 au Test de la chaise	Int
	(« Chaise », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test de la chaise	Int
	(« Chaise M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au Test de la chaise	Int
	(« Réussite Chaise », « »)	Voir annexe 1	Binaire
Test du goniomètre	(« Goniomètre droit », « M0 »)	Mesure au temps M0 au Test du Goniomètre (côté droit)	Int
	(« Goniomètre droit », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test du Goniomètre (côté droit)	Int
	(« Goniomètre droit M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test du Goniomètre (côté droit)	Int
	(« Réussite Gonio Droit », « »)	Voir annexe 1	Binaire
	(« Goniomètre gauche », « M0 »)	Mesure au temps M0 au Test du Goniomètre (côté gauche)	Int

	(« Goniomètre gauche », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test du Goniomètre (côté gauche)	Int
	(« Goniomètre gauche M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test du Goniomètre (côté gauche)	Int
	(« Réussite Gonio gauche », « »)	Voir annexe 1	Binaire
	(« Gonio M0 », « »)	Moyenne de scores à M0 au test du goniomètre (côté droit et gauche)	Float
	(« Gonio M4 », « »)	Moyenne de scores à M4 au test du goniomètre (côté droit et gauche)	Float
	(« Réussite Gonio », « »)	Voir annexe 1	Float
Test du poids	(« Poids droit », « M0 »)	Mesure au temps M0 au Test du Poids (côté droit)	Int
	(« Poids droit », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test du Poids (côté droit)	Int
	(« Poids droit M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test du Poids (côté droit)	Int

	(« Réussite Droit », « »)	Poids	Voir annexe 1	Binaire
	(« Poids gauche M0 », « »)		Mesure au temps M0 au Test du Poids (côté gauche)	Int
	(« Poids gauche M4 », « »)		Mesure au temps M4 au Test du Poids (côté gauche)	Int
	(« Poids gauche M4-M0 », « »)		Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test du Poids (côté gauche)	Int
	(« Réussite gauche », « »)	Poids	Voir annexe 1	Binaire
	(« Test Poids M0 », « »)		Moyenne de scores à M0 au test du Poids (côté droit et gauche)	Float
	(« Test Poids M4 », « »)		Moyenne de scores à M4 au test du Poids (côté droit et gauche)	Float
	(« Réussite Poids », « »)	Test	Voir annexe 1	Float
Test de force isométrique	(« Iso droit », « »)	M0	Mesure au temps M0 au Test de force isométrique (côté droit)	Int

(« Iso droit », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test de force isométrique (côté droit)	Int
(« Iso droit M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test de force isométrique (côté droit)	Int
(« Réussite Iso Droit », « »)	Voir annexe 1	Binaire
(« Iso gauche », « M0 »)	Mesure au temps M0 au Test de force isométrique (côté gauche)	Int
(« Iso gauche », « M4 »)	Mesure au temps M4 au Test de force isométrique (côté gauche)	Int
(« Iso gauche M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test de force isométrique (côté gauche)	Int
(« Réussite Iso gauche », « »)	Voir annexe 1	Binaire
(« Iso M0 », « »)	Moyenne de scores à M0 au test de force isométrique (côté droit et gauche)	Float

	(« Iso M4 », « »)	Moyenne de scores à M4 au test de force isométrique (côté droit et gauche)	Float
	(« Réussite Iso », « »)	Voir annexe 1	Float
Test de soutien unipodal	(« Unipo droit M0 », « »)	Mesure au temps M0 au Test de soutien unipodal (côté droit)	Int
	(« Unipo droit M4 », « »)	Mesure au temps M4 au Test de de soutien unipodal (côté droit)	Int
	(« Unipo droit M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test de soutien unipodal (côté droit)	Int
	(« Réussite Unipo Droit », « »)	Voir annexe 1	Binaire
	(« Unipo gauche M0 », « »)	Mesure au temps M0 au Test de soutien unipodal (côté gauche)	Int
	(« Unipo gauche M4 », « »)	Mesure au temps M4 au Test de soutien unipodal (côté gauche)	Int

		(« Unipo gauche M4-M0 », « »)	Différence de score entre le temps M4 et le temps M0 au test de soutien unipodal (côté gauche)	Int
		(« Réussite Unipo gauche », « »)	Voir annexe 1	Binaire
		(« Unipo M0 », « »)	Moyenne de scores à M0 au test de soutien unipodal (côté droit et gauche)	Float
		(« Unipo M4 », « »)	Moyenne de scores à M4 au test de soutien unipodal (côté droit et gauche)	Float
		(« Réussite Unipo », « »)	Voir annexe 1	Float
Mesures biologiques	Masse Grasse	(« Masse Grasse M0 », « »)	Masse grasse en kilos à M0	Float
		(« Masse Grasse M4 », « »)	Masse grasse en kilos à M4	Float
		(« Masse Grasse M4-M0 »)	Différence de Masse grasse en kilos entre M4 et M0	Float
		(« Réussite Masse Grasse », « »)	Voir annexe 1	Binaire
	Pourcentage de Masse Grasse	(« % Masse Grasse M0 », « »)	Pourcentage de masse grasse à M0	Float

	(« % Masse Grasse », « M4 »)	Pourcentage de Masse grasse à M4	Float
	(« % Masse Grasse M4-M0 »)	Différence de pourcentage de Masse grasse entre M4 et M0	Float
	(« Réussite % Masse Grasse », « »)	Voir annexe 1	Binaire
Masse Maigre	(« Masse Musc », « M0 »)	Masse Maigre en kilos à M0	Float
	(« Masse Musc », « M4 »)	Masse Maigre en kilos à M4	Float
	(« Masse Musc M4-M0 »)	Différence de Masse Maigre en kilos entre M4 et M0	Float
	(« Réussite Masse Musc », « »)	Voir annexe 1	Binaire
Pourcentage de Masse Maigre	(« % Masse Musc », « M0 »)	Pourcentage de masse Maigre à M0	Float
	(« % Masse Musc », « M4 »)	Pourcentage de Masse Maigre à M4	Float
	(« % Masse Musc M4-M0 »)	Différence de pourcentage de Masse Maigre entre M4 et M0	Float
	(« Réussite % Masse Musc », « »)	Voir annexe 1	Binaire

	IMC	(« IMC », « M0 »)	IMC à M0	Float
		(« IMC », « M4 »)	IMC à M4	Float
		(« IMC M4-M0 »)	Différence d'IMC entre M4 et M0	Float
		(« Réussite IMC », « »)	Voir annexe 1	Binaire
		(« IMC dbt », « »)	Classe d'IMC à M0	String
		(« IMC fin », « »)	Classe d'IMC à M4	String
	Tour de taille	(« Tour taille », « M0 »)	IMC à M0	Float
		(« Tour taille », « M4 »)	IMC à M4	Float
		(« Tour taille M4- M0 »)	Différence d'IMC entre M4 et M0	Float
		(« Réussite Tour taille », « »)	Voir annexe 1	Binaire
Réussites agrégées	Réussite globale aux mesures biologiques	(« Réussite biométrique », « »)	Voir annexe 1	Float
	Réussite globale aux tests de capacité physique	(« Réussite capacités physiques », « »)	Voir annexe 1	Float

Réussite globale (« **Réussite totale** », Voir annexe 1
(mesures « »)
biologiques et
tests de capacité
physique)

Float

Annexe 3 : Exemple de questionnaire de démarrage

Explications

Pour quel cancer êtes-vous suivi au centre ?

Un cancer du sein

Chirurgie

Avez-vous eu une chirurgie ?

Oui

Quelle intervention chirurgicale avez-vous subi ?

Une mastectomie partielle gauche, puis un curage axillaire gauche

Traitements

Quels traitements avez-vous reçu (dans le passé) ?

Radiothérapie

Chimiothérapie

Quels traitements suivez-vous ACTUELLEMENT ?

Hormonothérapie

Effets secondaires

Les effets secondaires liés aux traitements : te sens-tu fatigué(e) ?

Oui

Ta fatigue a-t-elle un impact sur ta vie quotidienne ?

Un peu mais n'affectant pas les gestes de la vie quotidienne

Effets sur le poids

As-tu pris du poids ?

Non

Douleurs

Quelle est l'intensité de tes douleurs articulaires ?

Gênant pour les gestes de la vie quotidienne (exemple : faire les courses, faire à manger...)

Quelle est l'intensité de tes douleurs musculaires ?

Un peu mais n'affectant pas les gestes de la vie quotidienne

Quelle est l'intensité de tes douleurs liées à la chirurgie ?

Je n'ai pas de douleurs liées à la chirurgie

Quelle est l'intensité de tes douleurs neurologiques ?

Un peu mais n'affectant pas les gestes de la vie quotidienne

Objectif & stade motivationnel

Peux-tu me décrire ton objectif avec le plus de précision possible ?

Je suis quelqu'un « en forme », active au quotidien, mais jusqu'ici je n'ai jamais pratiqué d'activité sportive régulière (pas envie de me faire mal !) : c'est en soi un challenge pour moi que de participer à cette étude ! En premier lieu, je souhaite intégrer une activité physique régulière dans ma routine quotidienne, et améliorer la qualité de mon sommeil (très entrecoupé par les réveils nocturnes). Et puis si le coaching me permet de gagner un peu de renforcement musculaire au niveau abdominal/périnéal, j'en serai très satisfaite !

Où en es-tu de cet/ces objectif(s) ?

Je veux améliorer mes habitudes de vie

Dans quelle situation je me retrouve ?

Je me sens prêt à modifier mon mode de vie dans un futur proche

Quels éléments ont pu t'empêcher d'arriver à établir et maintenir une routine active par le passé ?

Manque d'informations

Perte de motivation

Agenda trop chargé

Manque de soutien de l'entourage

Programme suivi pas adapté

Etat de santé

Es-tu concerné par l'un de ces soucis de santé ?

Cancer

Prends-tu un traitement ou des médicaments ?

Hormonothérapie (Tamoxifene)

Combien de temps dors-tu par nuit en moyenne ?

Plus de 7h

Combien de fois par nuit te réveilles-tu en moyenne ?

2 fois ou plus

Te sens-tu stressé(e) ?

De temps en temps

Quelle est ta consommation de tabac ?

Je ne fume pas

A quelle fréquence bois-tu de l'alcool ?

Plusieurs fois par semaine

Sur une échelle de 0 à 10, comment évalues-tu ta qualité de vie ? (de 0 à 10)

8

Sur une échelle de 0 à 10, comment évalues-tu ta santé physique? (de 0 à 10)

8

Activité physique

Combien de temps, du lever au coucher, passes-tu en position assise ou allongée ?

Entre 5h et 9h

Combien de temps par semaine pratiques-tu de l'activité physique ?

4h d'activité modérée (ou 2h d'activité intense) ou plus

Quelles sont les activités physiques que tu pratiques actuellement ?

1h30 de marche hebdomadaire Grimper/descendre quotidiennement les étages de ma maison (du sous-sol au second !) Ménage de ma maison : surtout le WE Jardinage (cela va entrer bientôt dans mes habitudes, pour l'instant c'est ponctuel) Vélo elliptique (quand j'y pense)

Comment te déplaces-tu le plus souvent ?

Voiture

Comportements alimentaires

Emploi

Es-tu actuellement en poste ?

Oui

Quelles sont tes modalités de temps de travail ?

Je travaille en temps plein

Quel est ton rythme de travail ?

Horaires classiques (env. 9h-18h)

Sur quel type de poste travailles-tu ?

Bureaux

Echanges éducateur(trice)

Quelles sont tes craintes vis-à-vis de cette reprise en main avec Stimul ?

Je n'ai pas de crainte particulière

Qui est au courant de ce parcours pour toi ?

Spécialiste de la santé

Famille proche

Conjoint(e)

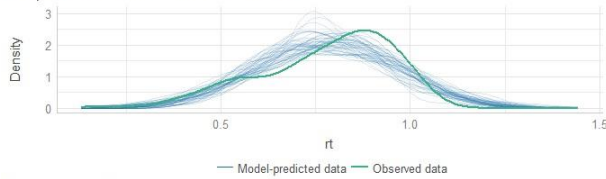
Le 1er échange avec ton éducateur(trice) se fait généralement en vidéo pour vous voir lorsque vous échangez sur ce bilan

Oui je suis d'accord et j'aimerais le faire en vidéo (recommandé)

Annexe 4 : Représentation graphique de la validité du modèle avant prise en compte des résidus standardisés et studentisés

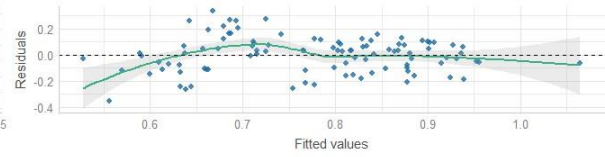
Posterior Predictive Check

Model-predicted lines should resemble observed data line



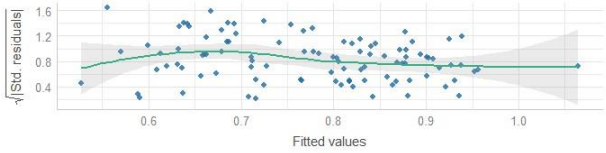
Linearity

Reference line should be flat and horizontal



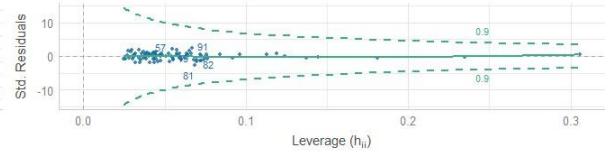
Homogeneity of Variance

Reference line should be flat and horizontal



Influential Observations

Points should be inside the contour lines



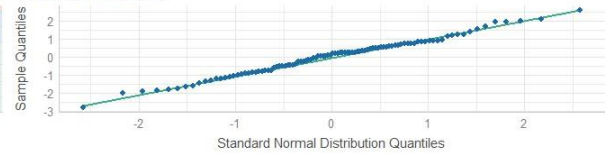
Collinearity

High collinearity (VIF) may inflate parameter uncertainty



Normality of Residuals

Dots should fall along the line



Annexe 5 : Résultats des régressions non retenues excluant les patientes identifiées selon les indicateurs

	<i>Variable dépendante:</i>	
	Réussite totale	
	<i>Exclusion résidus + points leviers</i>	<i>Exclusion points leviers</i>
Surpoids ou Obésité (Oui=1)	-0.134*** (0.026)	-0.129*** (0.032)
Age	-0.004*** (0.001)	-0.004** (0.002)
En poste (Oui=1)	0.079*** (0.026)	0.097*** (0.033)
Commentaires	0.002 (0.002)	0.003 (0.002)
Messages envoyés	0.002*** (0.001)	0.002*** (0.001)
Constant	0.915*** (0.072)	0.920*** (0.089)
Observations	82	94
R ²	0.501	0.388
Adjusted R ²	0.468	0.353
Residual Std. Error	0.108 (df = 76)	0.141 (df = 88)
F Statistic	15.247*** (df = 5; 76)	11.153*** (df = 5; 88)
<i>Note:</i>		* p<0.1; ** p<0.05; *** p<0.01

BIBLIOGRAPHIE

A propos de Stimulab. (s. d.). Sur Stimulab. *Stimulab*. Consulté le 21 février 2022, sur <https://www.stimulab.fr/a-propos-de-stimulab>

Adapa, A., Nah, F. F. H., Hall, R. H., Siau, K., & Smith, S. N. (2018). Factors influencing the adoption of smart wearable devices. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 34(5), 399-409.

Ali, A. (2021). *Méthodes de fouille de données en épidémiologie psychiatrique : Application à l'analyse des facteurs et marqueurs de risque de la symptomatologie dépressive à l'adolescence*. 186

Ancellin, R., & Gaillot-de Saintignon, J. Bénéfices de l'activité physique pendant et après cancer : des connaissances scientifiques aux repères pratiques. *Oncologie* 19, 95–107 (2017). <https://doi.org/10.1007/s10269-017-2703-3>

Babinet, O. & Isnard Bagnis, C. (2020). 1. À quoi ressemblera notre système de santé en 2030 ?. Dans : , O. Babinet & C. Isnard Bagnis (Dir), *La e-santé en question(s)* (pp. 7-20). Rennes: Presses de l'EHESP.

Babinet, O. & Isnard Bagnis, C. (2020). 10. La e-santé : nouvel outil de prévention et d'éducation à la santé ?. Dans : , O. Babinet & C. Isnard Bagnis (Dir), *La e-santé en question(s)* (pp. 123-137). Rennes: Presses de l'EHESP.

Babinet, O. & Isnard Bagnis, C. (2020). 2. La e-santé : quèsaco ?. Dans : , O. Babinet & C. Isnard Bagnis (Dir), *La e-santé en question(s)* (pp. 21-33). Rennes: Presses de l'EHESP.

Becuwe, A. & Thébaut, C. (2020). Introduction du numéro spécial : les impacts des nouvelles technologies sur les systèmes de santé. *Marché et organisations*, 38, 9-13. <https://doi-org.proxybib-pp.cnam.fr/10.3917/maorg.038.0009>

Bernelin, M. & Desmoulin-Canselier, S. (2021). Chapitre 2. L'intelligibilité des algorithmes dans les systèmes d'aide à la décision médicale. *Journal international de bioéthique et d'éthique des sciences*, 32, 19-31. <https://doi-org.proxybib-pp.cnam.fr/10.3917/jibes.322.0019>

Benhamou, A.-C. (2017). Avantages et risques du développement de la santé connectée et des universités numériques en santé. *Bulletin de l'Académie Nationale de Médecine*, 201(1), 103-120. [https://doi.org/10.1016/S0001-4079\(19\)30517-5](https://doi.org/10.1016/S0001-4079(19)30517-5)

Bringay, S. (2015). *Fouille de données de santé*. 146.

Brouard, B., Bardo, P., Vignot, M., Bonnet, C., & Vignot, S. (2014). E-santé et m-santé : État des lieux en 2014 et apports potentiels en oncologie. *Bulletin du Cancer*, 101(10), 940-950. <https://doi.org/10.1684/bdc.2014.1950>

Callegarin, D., & Callier, P. (2021). Enjeux du déploiement de l'intelligence artificielle en santé. *Actualités Pharmaceutiques*, 60(611), 21-24. <https://doi.org/10.1016/j.actpha.2021.10.006>

Cours—Arbres de décision—Cnam – UE RCP209. (s. d.). Consulté 22 août 2022, à l'adresse <http://cedric.cnam.fr/vertigo/cours/ml2/coursArbresDecision.html>

Cours—Forêts Aléatoires—Cnam – UE RCP209. (s. d.). Consulté 22 août 2022, à l'adresse <http://cedric.cnam.fr/vertigo/cours/ml2/coursForetsAleatoires.html>

De Tilière, B. & Godhino, D. (s.d.). *Statistique descriptive et probabilités* [PDF]. https://www.ceremade.dauphine.fr/~detiliere/Cours/polycop_Stat_Probas.pdf

Debout, C. (2012). Adhésion thérapeutique. Dans : Monique Formarier éd., *Les concepts en sciences infirmières: 2ème édition* (pp. 50-53). Toulouse: Association de Recherche en Soins Infirmiers. <https://doi.org/10.3917/arsi.forma.2012.01.0050>

Definition of Big Data—Gartner Information Technology Glossary. (s. d.). Gartner. Consulté 14 août 2022, à l'adresse <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/big-data>

del Río Carral, M., Schweizer, A., Papon, A., & Santiago-Delefosse, M. (2019). Les objets connectés et applications de santé : Étude exploratoire des perceptions, usages (ou non) et contextes d'usage. *Pratiques Psychologiques*, 25(1), 1-16. <https://doi.org/10.1016/j.prps.2018.05.001>

Denis, F. (2021). Critères de choix des applications e-santé. *Actualités Pharmaceutiques*, 60(611), 25-27. <https://doi.org/10.1016/j.actpha.2021.10.007>

Discours du Président de la République sur l'intelligence artificielle. (2018, mars 29). elysee.fr. <https://www.elysee.fr/emmanuel-macron/2018/03/29/discours-du-president-de-la-republique-sur-lintelligence-artificielle>

Dupagne, D. (2011). E-santé. *Communications*, 88, 57-65. <https://doi-org.proxybib-pp.cnam.fr/10.3917/commu.088.0057>

Éducation thérapeutique du patient Définition, finalités et organisation : Juin 2007. (2009). *Obésité*, 4(1), 39-43. <https://doi.org/10.1007/s11690-009-0174-4>

El-Sappagh, S. H., El-Masri, S., Riad, A. M., & Elmogy, M. (2013). Data mining and knowledge discovery : Applications, techniques, challenges and process models in healthcare. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, 3(3), 900–906.

European Commission. (2020). White Paper on Artificial Intelligence: A European approach to excellence and trust. *Com (2020) 65 Final*.

Eysenbach G. (2005). The law of attrition. *Journal of medical Internet research*, 7(1), e11. <https://doi.org/10.2196/jmir.7.1.e11>

Fan, K., & Zhao, Y. (2022). Mobile health technology : A novel tool in chronic disease management. *Intelligent Medicine*, 2(1), 41-47. <https://doi.org/10.1016/j.imed.2021.06.003>

Histoire des Ordinateurs. (s. d.). Pearltrees. Consulté 15 mai 2022, à l'adresse <http://www.pearltrees.com/askellek/histoire-des-ordinateurs/id7734238>

Holmes, D. (2017). *Big data a very short introduction.* Oxford University Press. https://books.google.com/books/about/Big_Data.html?hl=fr&id=NXw7DwAAQBAJ

Garnier C. et Collet, N. (2020). *L'intelligence artificielle dans les industries de santé.* (Rapport AEC). Consulté sur le site de l'Observatoire Compétences Industries : https://observatoire-competences-industries.fr/wp-content/uploads/2021/11/2020_sante_etude_ia-1.pdf

Gartner. (s. d.). Big data. Dans *Gartner Glossary*. Consulté le 25 août 2022 sur <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/big-data>

Gruson, D. (2019). Le numérique et l'intelligence artificielle en santé : surveillance généralisée ou avancée majeure ? *Les Tribunes de la santé*, 60, 23-29. <https://doi-org.proxybib-pp.cnam.fr/10.3917/seve1.060.0023>

Guideline, W. H. O. (2019). Recommendations on digital interventions for health system strengthening. *World Health Organization*, 2020-10.

Haute Autorité de Santé. (2021, 17 février). *La HAS propose la 1ère classification des solutions numériques utilisées en santé*. Haute Autorité de Santé. https://www.has-sante.fr/jcms/p_3238368/fr/la-has-propose-la-1ere-classification-des-solutions-numeriques-utilisees-en-sante

Hayes, S. C., Steele, M. L., Spence, R. R., Gordon, L., Battistutta, D., Bashford, J., Pyke, C., Saunders, C., & Eakin, E. (2018). Exercise following breast cancer : Exploratory survival analyses of two randomised, controlled trials. *Breast Cancer Research and Treatment*, 167(2), 505-514. <https://doi.org/10.1007/s10549-017-4541-9>

Hoang, L. & El Mhamdi, E. (2019). 3. L'IA pose déjà problème. Dans : , *Le fabuleux chantier* (pp. 37-70). Les Ulis, France: EDP Sciences.

Ibrahim, E. M., & Al-Homaidh, A. (2011). Physical activity and survival after breast cancer diagnosis : Meta-analysis of published studies. *Medical Oncology*, 28(3), 753-765. <https://doi.org/10.1007/s12032-010-9536-x>

Johnsson, A., Broberg, P., Krüger, U., Johnsson, A., Tornberg, Å. B., & Olsson, H. (2019). Physical activity and survival following breast cancer. *European Journal of Cancer Care*, 28(4), e13037. <https://doi.org/10.1111/ecc.13037>

Khajehei, M. and Etemady, F. (2010). Data mining and medical research studies. *IEEE Second International Conference on Computational Intelligence, Modeling and Simulation, CIMSiM 2010*, 119–122.

Koh, H. C. and Tan, G. (2005). Data mining applications in healthcare. *Journal of healthcare information management*, 19(2), 64–72.

Kyu, H. H., Bachman, V. F., Alexander, L. T., Mumford, J. E., Afshin, A., Estep, K., Veerman, J. L., Delwiche, K., Iannarone, M. L., Moyer, M. L., Cercy, K., Vos, T., Murray, C. J. L., & Forouzanfar, M. H. (2016). Physical activity and risk of breast cancer, colon cancer, diabetes, ischemic heart disease, and ischemic stroke events : Systematic review and dose-response meta-analysis for the Global Burden of Disease Study 2013. *BMJ*, 354, i3857. <https://doi.org/10.1136/bmj.i3857>

Lahart, I. M., Metsios, G. S., Nevill, A. M., & Carmichael, A. R. (2015). Physical activity, risk of death and recurrence in breast cancer survivors : A systematic review and meta-analysis of epidemiological studies. *Acta Oncologica*, 54(5), 635-654. <https://doi.org/10.3109/0284186X.2014.998275>

Lee, J. (2019). A Meta-analysis of the Association Between Physical Activity and Breast Cancer Mortality. *Cancer Nursing*, 42(4), 271-285. <https://doi.org/10.1097/NCC.0000000000000580>

Leek, J., McShane, B. B., Gelman, A., Colquhoun, D., Nuijten, M. B., & Goodman, S. N. (2017). Five ways to fix statistics. *Nature*, 551(7682), 557–559. <https://doi.org/10.1038/d41586-017-07522-z>

LeCun, Y. (s. d.). Les Enjeux de la Recherche en Intelligence Artificielle. 7.

Ledger, D., & McCaffrey, D. (2014). Inside wearables: How the science of human behavior change offers the secret to long-term engagement. *Endeavour Partners*, 200(93), 1.

Les Européens et la digitalisation du parcours de santé. (s. d.). Ipsos. Consulté 17 mai 2022, à l'adresse <https://www.ipsos.com/fr-fr/les-europeens-et-la-digitalisation-du-parcours-de-sante>

Leung, M. S. T., Lin, S. G., Chow, J., & Harky, A. (2020). COVID-19 and Oncology : Service transformation during pandemic. *Cancer Medicine*, 9(19), 7161-7171. <https://doi.org/10.1002/cam4.3384>

Linden, I. (2020). Entre rêves et illusions... L'intelligence artificielle en question. *Revue d'éthique et de théologie morale*, 307, 11-27. <https://doi-org.proxybibpp.cnam.fr/10.3917/retm.310.0011>

Lutun, A. (2021). *Le big data en santé, richesse et conditions d'accès* [Theses, Université de Paris]. <https://hal.archives-ouvertes.fr/tel-03499026>

Maumy, L., Salakos, E., Rocher, G., Al Mamari, T., Bonneau, C., Elies, A., Neuzillet, C., & Rouzier, R. (2020). Activité physique après diagnostic de cancer du sein et survie : Revue de la littérature. *Bulletin du Cancer*, 107(10), 1042-1055. <https://doi.org/10.1016/j.bulcan.2020.06.013>

Mercier, E., & Barea, A. (2019). *Les Européens et la digitalisation du parcours de santé.* Ipsos. <https://www.ipsos.com/fr-fr/les-europeens-et-la-digitalisation-du-parcours-de-sante>

Ministère de la santé et des solidarités. (2021). Ma santé 2022 : Un engagement collectif. Consulté sur : <https://solidarites-sante.gouv.fr/systeme-de-sante-et-medico-social/masante2022/>

Perroy, A.-C. (2016). La m-santé, à l'ère de la e-santé. Promesses, enjeux et responsabilités. *Annales Pharmaceutiques Françaises*, 74(6), 421-430. <https://doi.org/10.1016/j.pharma.2016.03.002>

Picard, R., Serveille, H., & Vial, A. (s. d.). *RAPPORT « Technologies et connaissances en santé »*. 62.

Piras, E. M., & Miele, F. (2017). Clinical self-tracking and monitoring technologies: negotiations in the ICT-mediated patient-provider relationship. *Health Sociology Review*, 26(1), 38-53.

Rakotomalala, R. (2013, 11 juin). *Comparaison de populations - Tests paramétriques* [PDF]. <https://docplayer.fr/2011326-Comparaison-de-populations.html>

Schüll, N. D. (2016). Data for life: Wearable technology and the design of self-care. *BioSocieties*, 11(3), 317-333.

Seguin, L., & Tassy, L. (2022). E-santé, digitalisation ou transformation numérique : Impact sur les soins de support en oncologie. *Bulletin du Cancer*. <https://doi.org/10.1016/j.bulcan.2021.08.015>

Steinhubl, S. R., Muse, E. D., & Topol, E. J. (2013). Can Mobile Health Technologies Transform Health Care? *JAMA*, 310(22), 2395-2396. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281078>

Sternfeld, B., Weltzien, E., Quesenberry, C. P., Castillo, A. L., Kwan, M., Slattery, M. L., & Caan, B. J. (2009). Physical Activity and Risk of Recurrence and Mortality in Breast Cancer Survivors : Findings from the LACE Study. *Cancer Epidemiology and Prevention Biomarkers*, 18(1), 87-95. <https://doi.org/10.1158/1055-9965.EPI-08-0595>

Thariat, J., Creisson, A., Chamignon, B., Dejode, M., Gastineau, M., Hébert, C., Boissin, F., Topfer, C., Gilbert, E., Grondin, B., Guennoc, H., Mari, V., Buzzo, S., Saja, D., Duboue, N., Boulahssass, R., Tosi, A., Verne, S., Ducray, J., ... Ferrero, J. M. (2016). Éducation thérapeutique du patient, concepts et mise en œuvre. *Bulletin du Cancer*, 103(7), 674-690. <https://doi.org/10.1016/j.bulcan.2016.04.007>

Une enquête de PwC sur la santé mobile révèle que les patients sont prêts à adopter la m-Santé plus rapidement que les professionnels de santé. (2012, juin 29). *Toute La Veille Acteurs de Santé, le hub de l'info du secteur santé*. <https://toute-la.veille-acteurs-sante.fr/12624/une-enquete-de->

[pwc-sur-la-sante-mobile-revele-que-les-patients-sont-prets-a-adopter-la-m-sante-plus-rapidement-que-les-professionnels-de-sante/](#)

Villani, C., Bonnet, Y., Berthet, C., Levin, F., Schoenauer, M., Cornut, A. C., & Rondepierre, B. (2018). *Donner un sens à l'intelligence artificielle: pour une stratégie nationale et européenne*. Conseil national du numérique.

Wasan, S. K., Bhatnagar, V., & Kaur, H. (2006). The impact of datamining techniques on medical diagnostics. *Data Science Journal*, 5, 119–126.

What is Artificial Intelligence (AI) & Why is it Important? | Accenture. (s. d.). Consulté 18 mai 2022, à l'adresse <https://www.accenture.com/us-en/insights/artificial-intelligence-summary-index>

WIPO Technology Trends 2019 – Artificial Intelligence. (s. d.). <https://doi.org/10.34667/tind.29084>

Wu, M. (2013, mars 14). *Big Data Reduction 1 : Descriptive Analytics*. Khoros Community. <https://community.lithium.com/t5/Science-of-Social-blog/Big-Data-Reduction-1-Descriptive-Analytics/ba-p/77766>

Wu, M. (2013, mars 25). *Big Data Reduction 2 : Understanding Predictive Analytics*. Khoros Community. <https://community.lithium.com/t5/Science-of-Social-blog/Big-Data-Reduction-2-Understanding-Predictive-Analytics/ba-p/79616>

Wu, M. (2013, avril 10). *Big Data Reduction 3 : From Descriptive to Prescriptive*. Khoros Community. <https://community.khoros.com/t5/Khoros-Communities-Blog/Big-Data-Reduction-3-From-Descriptive-to-Prescriptive/ba-p/81556>

Zins, M., Cuggia, M., & Goldberg, M. (2021). Les données de santé en France. *médecine/sciences*, 37(2), 179-184. <https://doi.org/10.1051/medsci/2021001>