



UNIVERSITÉ DE LILLE
FACULTÉ DE MÉDECINE HENRI WAREMBOURG
Année : 2024

THÈSE POUR LE DIPLÔME D'ÉTAT
DE DOCTEUR EN MÉDECINE

**Le phénotypage digital du trouble de stress aigu et post-traumatique :
une revue systématique de la littérature**

Présentée et soutenue publiquement le 9 octobre 2024 à 13h00
au Pôle Formation
par **Christiana BOINTENS**

JURY

Président :

Monsieur le Professeur *Ali AMAD*

Assesseurs :

Monsieur le Docteur *Stéphane POT*

Directeurs de thèse :

Monsieur le Professeur *Ali AMAD*

Monsieur le Docteur *Fabien D'Hondt*

Avertissement

La Faculté n'entend donner aucune approbation aux opinions émises dans les thèses : celles-ci sont propres à leurs auteurs.

Sigles

ACTH	<i>Adrenocorticotropic Hormone</i>
AMM	Autorisation de Mise sur le Marché
ARIMA	<i>Auto Regressive Integrated Moving Average models</i>
CAPS-5	<i>Clinician administered PTSD scale for the DSM-V</i>
CRH	<i>Corticotropin Releasing Hormone</i>
CV	Cross Validation
DHEA	<i>Déhydroépiandrostérone</i>
DHI	<i>Digital health intervention</i>
DSM-5	<i>Diagnostic and statistical manual of mental disorders</i>
ECG	<i>Electrocardiogram</i>
EEG	<i>Electroencephalogram</i>
FC	Fréquence cardiaque
ICD	<i>International Classification of Diseases</i>
JITAI	<i>Just-in-time-adaptive-interventions</i>
ML	<i>Machine Learning</i>
OMS	Organisation Mondiale de la Santé
PC	<i>Personal Computer</i>
PCL-5	<i>PTSD Checklist for DSM-V</i>
PHQ-2	<i>Patient Health Questionnaire-2</i>
PHQ-9	<i>Patient Health Questionnaire-9</i>
SCID	<i>Structured clinical interview for de DSM-IV</i>
SRI	<i>Serotonin Reuptake Inhibitor</i>
TCC	Thérapie cognitivo-comportementale
TICs	Technologies de l'Information et de la Communication
TSPT	Trouble de stress post-traumatique

Sommaire

Avertissement	2
Sigles	3
Sommaire	4
1. Introduction	7
1.1 Trouble du stress aigu	9
1.1.1 Critères diagnostiques	9
1.1.2 Epidémiologie	14
1.1.3 Evolution du trouble	14
1.1.4 Facteurs de risque	14
1.1.5 Traitement	14
1.2 Trouble de stress post-traumatique	15
1.2.1 Critères diagnostiques	15
1.2.2 Epidémiologie	22
1.2.3 Evolution du trouble	22
1.2.4 Facteurs de risque	23
1.2.5 Traitement	24
1.3 Hétérogénéité clinique du trouble de stress aigu et du TSPT et besoin d'objectivité	24
1.4 Développements technologiques et nouvelles possibilités :	29
1.4.1 E-Health	29

1.4.2 mHealth	30
1.4.3 mPsychiatrie	31
1.4.4 Intérêt de biomarqueurs	33
1.4.5 Données passives	38
1.4.6 Machine Learning en médecine	38
1.4.7 Phénotypage digital	39
1.4.8 Le phénotypage digital dans le trouble de stress aigu et de le TSPT	42
1.5 Objectifs	44
2. Revue de la littérature	45
2.1 Matériel et méthodes	45
2.2 Résultats	47
2.2.1 Résultats quantitatifs	47
2.2.2 Description des études	48
3. Discussion	75
3.1 Synthèse de résultats	75
3.2 Discussion des résultats au regard de la littérature	75
3.3 Capteurs utilisés	76
3.3.1 Consommation énergétique	78
3.4 Machine Learning	79
3.5 Limites	82
3.5.1 Limites méthodologiques	82
3.5.2 Limites des études sélectionnées	83
3.5.3 Limites éthiques	84
3.5.4 Limites d'acceptabilité	87
3.6 Perspectives	90
3.6.1 Perspectives pour les futures recherches	90
3.6.2 Perspectives pour l'application du phénotypage digital	

dans la pratique clinique	93
3.6.3 Perspectives pour les applications mobiles à visée thérapeutique	94
3.7 Le phénotypage digital dans les autres troubles psychiatriques	95
4. Conclusion	97
Listes de tables	98
Listes de figures	99
Bibliographie	100

Introduction

En 2022, 6,65 milliards de personnes avaient un smartphone [1] et en 2021, 23 milliards de SMS ont été envoyés chaque jour dans le monde [2]. Le pourcentage de possession de smartphone a triplé au cours des 13 dernières années aux États-Unis (97% des américains ont un smartphone en 2024, tandis que seulement 35% d'entre eux en avaient en 2011) [3]. Les chiffres montrent que les smartphones constituent un appareil indispensable dans l'organisation de notre vie quotidienne.

Ces dernières années, le concept du bracelet connecté devient également de plus en plus répandu. Il s'agit d'une invention qui est apparue au début des années 1980, mais qui est devenue célèbre vers 2010 [4]. Les individus utilisent les smartphones et les bracelets connectés pour retranscrire en chiffre un certain nombre de leurs activités, généralement dans les domaines du sport et de la santé. Par exemple, ils vont retranscrire en chiffres le nombre de pas ou de kilomètres qu'ils effectuent par jour, ils vont suivre la qualité de leur sommeil, ainsi que le temps qu'ils passent devant l'écran de leur portable... De plus, ils comparent leurs performances sportives avec celles des autres dans le but d'améliorer leur qualité de vie et leur santé [5].

Le domaine de la santé s'interroge sur l'utilisation des applications de santé (déjà disponibles pour les smartphones et les bracelets connectés) dans la prise en charge des patients. Elles peuvent contribuer à une amélioration de l'adhésion aux soins, servir comme outils de prévention et faciliter le contact entre les médecins et les patients.

Par exemple, en utilisant les données provenant des smartphones et des bracelets connectés, il a été démontré que les individus souffrant d'un épisode dépressif caractérisé présentent une diminution de l'activité physique et des déplacements, une augmentation du temps passé à domicile, une diminution du sommeil, de la vitesse de frappe sur le clavier, du nombre d'appels entrants et sortants ainsi qu'une baisse de la durée des appels. Chez les patients bipolaires, pendant un épisode maniaque ou hypomaniaque, il a été observé une augmentation des déplacements, une diminution de l'activité physique, une augmentation de l'activité sociale, une augmentation des appels sortants et manqués ainsi qu'une augmentation du nombre et de la longueur des SMS sortants [6]. Ces données peuvent être utilisées pour faciliter les diagnostics et le suivi des maladies en question.

Notre thèse s'intéresse au trouble de stress post-traumatique et au trouble de stress aigu. Les événements traumatiques qui peuvent être à l'origine d'un stress aigu ou d'un stress post-traumatique sont fréquents. Plus précisément, 55.7% des individus rapportent avoir vécu un événement traumatique durant leur vie [7]. La prévalence de trouble de stress aigu culmine entre 6 et 50% en fonction du type de l'événement traumatique qui l'a provoquée [8]. La prévalence de vie de TSPT est de 7.4% à 12.3% [7]. Le TSPT peut entraîner une invalidité de longue durée ainsi qu'une mortalité prématurée. Concernant les cas non traités, le TSPT peut provoquer des troubles d'usage des substances. Aux Etats-Unis le fardeau économique de TSPT est évalué à 232 milliards d'euros pour l'année 2018, ce qui reflète les conséquences économiques énormes du trouble. Ce coût est supérieur à celui de la maladie coronarienne et de l'épisode dépressif caractérisé. Il est d'importance majeur d'améliorer le diagnostic, le suivi et le traitement de TSPT et de faciliter l'accès aux soins [9].

Notre thèse évalue la place des smartphones et des objets connectés ainsi que leurs applications dans le diagnostic et le dépistage de trouble de TSPT et de trouble de stress aigu.

Dans un premier temps, il est indispensable de commencer par les définitions de ces deux troubles.

1.1 Trouble du stress aigu

Le trouble de stress aigu est apparu pour la première fois au DSM en 1994, à la version de DSM-4 [10].

1.1.1 Critères diagnostiques

Le trouble de stress aigu se manifeste pendant le mois qui suit un événement traumatique. Une durée de symptômes de minimum 3 jours consécutifs est indispensable pour poser le diagnostic. Le DSM-5 reconnaît 5 catégories des symptômes: les symptômes envahissants, l'humeur négative, les symptômes dissociatifs, les symptômes d'évitement et les symptômes d'éveil. Les critères diagnostiques du trouble de stress aigu pour les adultes, les adolescents et les enfants de plus de six ans selon le DSM-5 sont les suivants [8].

Nous ne citons pas les critères diagnostiques pour les enfants de moins de 6 ans parce que cela s'éloigne de l'objectif de notre étude.

Trouble de stress aigu	
Critère A	Exposition à la mort effective ou à une menace de mort, à une blessure grave ou à des violences sexuelles d'une (ou plus) des façons suivantes : <ol style="list-style-type: none">1. En étant directement exposé à un ou plusieurs événements traumatiques.2. En étant témoin direct d'un ou de plusieurs événements traumatiques survenus à d'autres personnes.

- | | |
|--|---|
| | <p>3. En apprenant qu'un ou plusieurs événements traumatiques est/sont arrivés à un membre de la famille proche ou à un ami proche.</p> <p>N.B. : Dans les cas de mort effective ou de menace de mort d'un membre de la famille ou d'un ami, le ou les événements doivent avoir été violents ou accidentels.</p> <p>4. En étant exposé de manière répétée ou extrême à des caractéristiques aversives du ou des événements traumatiques (p. ex. intervenants de première ligne rassemblant des restes humains, policiers exposés à plusieurs reprises à des faits explicites d'abus sexuels d'enfants).</p> |
|--|---|

N.B. : Cela ne s'applique pas à des expositions par l'intermédiaire de médias électroniques, télévision, films ou images, sauf quand elles surviennent dans le contexte d'une activité professionnelle.

Critère B

Présence de neuf (ou plus) des symptômes suivants de n'importe laquelle des cinq catégories suivantes : symptômes envahissants, humeur négative, symptômes dissociatifs, symptômes d'évitement et symptômes d'éveil, débutant ou s'aggravant après la survenue du ou des événements traumatiques en cause :

Symptômes envahissants

1. Souvenirs répétitifs, involontaires et envahissants du ou des événements traumatiques provoquant un sentiment de détresse.
N.B. Chez les enfants de plus de 6 ans, on peut observer un jeu répétitif exprimant des thèmes ou des aspects du traumatisme.
2. Rêves répétitifs provoquant un sentiment de détresse dans lesquels le contenu et/ou l'affect du rêve sont liés à l'événement/aux événements traumatiques.
N.B. : Chez les enfants, il peut y avoir des rêves effrayants sans contenu reconnaissable.
3. Réactions dissociatives (p. ex. flashbacks [scènes rétrospectives]) au cours desquelles l'individu se sent ou agit comme si le ou les événements traumatiques allaient se reproduire. (De telles réactions peuvent survenir sur un continuum, l'expression la plus extrême étant une abolition complète de la conscience de l'environnement.)
N.B. Chez les enfants, on peut observer des reconstitutions spécifiques du traumatisme au cours du jeu.
4. Sentiment intense ou prolongé de détresse psychique lors de l'exposition à des indices internes ou externes pouvant évoquer ou ressembler à un aspect du ou des événements traumatiques en cause.

Humeur négative

5. Incapacité persistante d'éprouver des émotions positives (p. ex. incapacité d'éprouver bonheur, satisfaction ou sentiments affectueux).

Symptômes dissociatifs

6. Altération de la perception de la réalité, de son environnement ou de soi-même (p. ex. se voir soi-même d'une manière différente, être dans un état d'hébétude ou percevoir un ralentissement de l'écoulement du temps).
7. Incapacité de se rappeler un aspect important du ou des événements traumatiques (typiquement en raison de l'amnésie dissociative et non pas en raison d'autres facteurs comme un traumatisme crânien, l'alcool ou des drogues).

Symptômes d'évitement

8. Efforts pour éviter les souvenirs, pensées ou sentiments concernant ou étroitement associés à un ou plusieurs événements traumatiques et provoquant un sentiment de détresse.
9. Efforts pour éviter les rappels externes (personnes, endroits, conversations, activités, objets, situations) qui réveillent des souvenirs, des pensées ou des sentiments associés à un ou plusieurs événements traumatiques et provoquant un sentiment de détresse.

Symptômes d'éveil

10. Perturbation du sommeil (p. ex. difficulté d'endormissement ou sommeil interrompu ou agité).
11. Comportement irritable ou accès de colère (avec peu ou pas de

	<p>provocation) qui s'expriment typiquement par une agressivité verbale ou physique envers des personnes ou des objets.</p> <p>12. Hypervigilance.</p> <p>13. Difficultés de concentration.</p> <p>14. Réaction de sursaut exagérée</p>
Critère C	La durée de la perturbation (des symptômes du critère B) est de 3 jours à 1 mois après l'exposition au traumatisme.
<p>N.B. Les symptômes débutent typiquement immédiatement après le traumatisme mais ils doivent persister pendant au moins 3 jours et jusqu'à 1 mois pour répondre aux critères diagnostiques du trouble.</p>	
Critère D	La perturbation entraîne une détresse cliniquement significative ou une altération du fonctionnement social, professionnel ou dans d'autres domaines importants.
Critère E	La perturbation n'est pas due aux effets physiologiques d'une substance (p. ex. médicament ou alcool) ou à une autre affection médicale (p. ex. lésion cérébrale traumatique légère), et n'est pas mieux expliquée par un trouble psychotique bref.

La symptomatologie varie entre les individus. Dans certains cas, il y a une prédominance des symptômes dissociatifs et chez d'autres les symptômes de colère et l'irritabilité sont en premier plan [8]. De plus, les patients ont tendance à avoir des pensées particulièrement négatives, de culpabilité et d'auto-dépréciation quant à leur rôle au déroulement de l'événement. Les événements traumatisants intentionnels sont à l'origine de symptômes plus intenses. Les attaques de panique, déclenchées par les reviviscences, sont fréquentes. Les individus présentent aussi des comportements à risque, impulsifs ou auto-destructifs. Des

symptômes somatiques comme les céphalées, les vertiges et une difficulté de concentration sont également caractéristiques du trouble [8].

1.1.2 Epidémiologie

La prévalence du trouble varie en fonction du type de l'événement traumatique. La prévalence la plus élevée est observée aux événements de nature interpersonnels comme une agression ou un viol (20-50%). La prévalence la plus basse concerne les brûlures graves (10%) et les accidents industrielles (6-12%) [8].

1.1.3 Evolution du trouble

Les symptômes peuvent s'aggraver à cause de facteurs de stress ou des nouveaux événements traumatiques [8]. La durée maximale du trouble est de 1 mois, au-delà de cette durée il faut évaluer le diagnostic d'un TSPT. Le pourcentage d'évolution vers un TSPT est de 80% [11]. Chez une partie d'individus le trouble évolue favorablement avec un affaiblissement progressive de symptômes. Néanmoins, quelques symptômes peuvent persister plusieurs mois sans remplir tous les critères de TSPT [8].

1.1.4 Facteurs de risque

Les facteurs de risques comprennent les antécédents de troubles psychiatriques, les antécédents d'autres traumatismes, le niveau de perception de danger de l'événement traumatique, une stratégie de coping de type évitant et le sexe féminin [8].

1.1.5 Traitement

La thérapie cognitive et comportementale centrée sur le trauma est le traitement de référence de trouble de stress aigu, qui diminue également la sévérité de TSPT si celui-ci se développe par la suite. La TCC comprend la psychoéducation, des stratégies de

management de l'angoisse, la thérapie d'exposition et la reconstruction cognitive [10]. Selon une étude, 3 séances de thérapie d'exposition, débutées dès la prise en charge aux urgences au moment du traumatisme, sont efficaces pour diminuer la sévérité du TSPT 12 mois après [12].

La place de la pharmacothérapie dans le trouble de stress aigu n'est pas assez étudiée. La plupart des études évaluent la diminution de risque ou de sévérité du TSPT le mois qui suit [10]. Un essai clinique randomisé comparant l'administration d'escitalopram, de placebo et de TCC aux patients avec un trouble de stress aigu a montré qu'il n'y avait pas de différence significative en ce qui concerne la sévérité de TSPT 9 mois plus tard entre le groupe qui a reçu le placebo et le groupe qui a reçu le SRI. Par contre, la sévérité de TSPT était deux fois plus élevée au groupe de SRI par rapport au groupe de TCC [13]. De plus, selon une étude contrôlée randomisée, l'hydrocortisone peut être un traitement préventif de TSPT si elle est administrée dans les 12 heures qui suivent l'événement traumatique [14]. Pourtant à l'heure actuelle aucun traitement pharmaceutique n'a reçu l'AMM en France pour le trouble de stress aigu.

1.2 Trouble de stress post-traumatique

1.2.1 Critères diagnostiques

Le trouble de stress post-traumatique constitue la manifestation d'un ensemble des symptômes qui apparaissent au moins un mois après un événement traumatique. Le DSM-5 divise les symptômes en 4 catégories: les symptômes d'intrusion, les symptômes d'évitement, les cognitions et l'humeur négative et les symptômes d'éveil. Nous allons citer les critères diagnostiques de TSPT selon le DSM-5 [8] pour les adultes, les adolescents et les enfants de plus de six ans.

Nous ne citons pas les critères diagnostiques pour les enfants de moins de 6 ans parce que cela s'éloigne de l'objectif de notre étude.

Trouble de stress post-traumatique	
N.B. Les critères suivants s'appliquent aux adultes, aux adolescents et aux enfants âgés de plus de 6 ans.	
Critère A	<p>Exposition à la mort effective ou à une menace de mort, à une blessure grave ou à des violences sexuelles d'une (ou de plusieurs) des façons suivantes :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. En étant directement exposé à un ou à plusieurs événements traumatiques. 2. En étant témoin direct d'un ou de plusieurs événements traumatiques survenus à d'autres personnes. 3. En apprenant qu'un ou plusieurs événements traumatiques sont arrivés à un membre de la famille proche ou à un ami proche. Dans les cas de mort effective ou de menace de mort d'un membre de la famille ou d'un ami, le ou les événements doivent avoir été violents ou accidentels. 4. En étant exposé de manière répétée ou extrême aux caractéristiques aversives du ou des événements traumatiques (p. ex. intervenants de première ligne rassemblant des restes humains, policiers exposés à plusieurs reprises à des faits explicites d'abus sexuels d'enfants).
N.B. : Le critère A4 ne s'applique pas à des expositions par l'intermédiaire de médias électroniques, télévision, films ou images, sauf quand elles surviennent dans le contexte d'une activité professionnelle.	

Critère B	<p>Présence d'un (ou de plusieurs) des symptômes envahissants suivants associés à un ou plusieurs événements traumatiques et ayant débuté après la survenue du ou des événements traumatiques en cause :</p> <ol style="list-style-type: none">1. Souvenirs répétitifs, involontaires et envahissants du ou des événements traumatiques provoquant un sentiment de détresse. N.B. Chez les enfants de plus de 6 ans, on peut observer un jeu répétitif exprimant des thèmes ou des aspects du traumatisme.2. Rêves répétitifs provoquant un sentiment de détresse dans lesquels le contenu et/ ou l'affect du rêve sont liés à l'événement/aux événements traumatiques. N.B. : Chez les enfants, il peut y avoir des rêves effrayants sans contenu reconnaissable.3. Réactions dissociatives (p. ex. flashbacks [scènes rétrospectives]) au cours desquelles le sujet se sent ou agit comme si le ou les événements traumatiques allaient se reproduire. (De telles réactions peuvent survenir sur un continuum, l'expression la plus extrême étant une abolition complète de la conscience de l'environnement.) N.B. Chez les enfants, on peut observer des reconstitutions spécifiques du traumatisme au cours du jeu.4. Sentiment intense ou prolongé de détresse psychique lors de l'exposition à des indices internes ou externes évoquant ou ressemblant à un aspect du ou des événements traumatiques en cause.
--------------	---

	<p>5. Réactions physiologiques marquées lors de l'exposition à des indices internes ou externes pouvant évoquer ou ressembler à un aspect du ou des événements traumatiques.</p>
<p>Critère C</p>	<p>Évitement persistant des stimuli associés à un ou plusieurs événements traumatiques, débutant après la survenue du ou des événements traumatiques, comme en témoigne la présence de l'une ou des deux manifestations suivantes :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Évitement ou efforts pour éviter les souvenirs, pensées ou sentiments concernant ou étroitement associés à un ou plusieurs événements traumatiques et provoquant un sentiment de détresse. 2. Évitement ou efforts pour éviter les rappels externes (personnes, endroits, conversations, activités, objets, situations) qui réveillent des souvenirs, des pensées ou des sentiments associés à un ou plusieurs événements traumatiques et provoquant un sentiment de détresse.

<p>Critère D</p>	<p>Altérations négatives des cognitions et de l'humeur associées à un ou plusieurs événements traumatiques, débutant ou s'aggravant après la survenue du ou des événements traumatiques, comme en témoignent deux (ou plus) des éléments suivants :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Incapacité de se rappeler un aspect important du ou des événements traumatiques (typiquement en raison de l'amnésie dissociative et non pas à cause d'autres facteurs comme un traumatisme crânien, l'alcool ou des drogues). 2. Croyances ou attentes négatives persistantes et exagérées concernant soi-même, d'autres personnes ou le monde (p. ex. : « je suis mauvais », « on ne peut faire confiance à personne », « le monde entier est dangereux », « mon système nerveux est complètement détruit pour toujours »). 3. Distorsions cognitives persistantes à propos de la cause ou des conséquences d'un ou de plusieurs événements traumatiques qui poussent le sujet à se blâmer ou à blâmer d'autres personnes. 4. État émotionnel négatif persistant (p. ex. crainte, horreur, colère, culpabilité ou honte). 5. Réduction nette de l'intérêt pour des activités importantes ou bien réduction de la participation à ces mêmes activités. 6. Sentiment de détachement d'autrui ou bien de devenir étranger par rapport aux autres. 7. Incapacité persistante d'éprouver des émotions positives (p. ex. incapacité d'éprouver bonheur, satisfaction ou sentiments affectueux).
----------------------	---

Critère E	<p>Altérations marquées de l'éveil et de la réactivité associés à un ou plusieurs événements traumatiques, débutant ou s'aggravant après la survenue du ou des événements traumatiques, comme en témoignent deux (ou plus) des éléments suivants :</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Comportement irritable ou accès de colère (avec peu ou pas de provocation) qui s'exprime typiquement par une agressivité verbale ou physique envers des personnes ou des objets. 2. Comportement irréfléchi ou autodestructeur. 3. Hypervigilance. 4. Réaction de sursaut exagérée. 5. Problèmes de concentration. 6. Perturbation du sommeil (p. ex. difficulté d'endormissement ou sommeil interrompu ou agité).
Critère F	La perturbation (symptômes des critères B, C, D et E) dure plus d'un mois
Critère G	La perturbation entraîne une souffrance cliniquement significative ou une altération du fonctionnement social, professionnel ou dans d'autres domaines importants.
Critère H	La perturbation n'est pas imputable aux effets physiologiques d'une substance (p. ex. médicament, alcool) ou à une autre affection médicale.

Spécifier le type : Avec symptômes dissociatifs : Les symptômes présentés par le sujet répondent aux critères d'un trouble stress post-traumatique ; de plus et en réponse au facteur de stress, le sujet éprouve l'un ou l'autre des symptômes persistants ou récurrents suivants

1. Dépersonnalisation: Expériences persistantes ou récurrentes de se sentir détaché de soi, comme si l'on était un observateur extérieur de ses processus mentaux ou de son corps (p. ex. sentiment d'être dans un rêve, sentiment de déréalisation de soi ou de son corps ou sentiment d'un ralentissement temporel).
2. Dérealisation: Expériences persistantes ou récurrentes d'un sentiment d'irréalité de l'environnement (p. ex. le monde autour du sujet est vécu comme irréel, onirique, éloigné, ou déformé).

N.B. : Pour retenir ce sous-type, les symptômes dissociatifs ne doivent pas être imputables aux effets physiologiques d'une substance (p. ex. période d'amnésie [blackouts], manifestations comportementales d'une intoxication alcoolique aiguë) ou à une autre affection médicale (p. ex. épilepsie partielle complexe).

Spécifier si : À expression retardée : Si l'ensemble des critères diagnostiques n'est présent que 6 mois après l'événement (alors que le début et l'expression de quelques symptômes peuvent être immédiats).

Le diagnostic de TSPT est clinique et il existe des échelles pour des entretiens cliniques structurés ainsi que des échelles d'autoévaluation. Le CAPS-5 est une échelle d'hétéroévaluation et le PCL-5 est une échelle d'autoévaluation. Les deux évaluent les 20 symptômes de TSPT du DSM-5, en attribuant des scores de 0 à 4 et leurs scores finals culminent de 0 à 80. Le CAPS-5 consiste à un entretien clinique structuré qui évalue la fréquence, l'intensité et le lien entre les symptômes et l'événement traumatique. Le PCL-5

évalue le niveau d'influence négative de chaque symptôme dans la vie quotidienne du patient [15,16].

1.2.2 Epidémiologie

Selon une revue de 2015, la prévalence de vie des événements traumatiques (selon la définition de DSM-5) à l'origine d'un TSPT varie entre 55.7% et 89.6%. Néanmoins la prévalence de vie de TSPT est de 7.4% à 12.3% [7]. Plus précisément, aux Etats-Unis la possibilité de manifestation de TSPT sur la vie entière est de 8.7% à 75 ans, et l'incidence de TSPT au cours d'une année est de 3.5% environ tandis qu'en Europe les mêmes pourcentages sont entre 0.5% et 1% [8]. Cela signifie que seulement un petit pourcentage de personnes qui ont vécu un événement traumatique, manifestent un TSPT plus tard.

Les événements traumatiques de violence physique sont les plus susceptibles de provoquer un TSPT. Plus précisément, il s'agit de la violence de combat chez les hommes et de la violence sexuelle chez les femmes. Les femmes et les jeunes adultes ont plus de possibilités de manifester un TSPT que les autres individus [7]. A noter que les taux de TSPT sont plus élevés chez certains professionnels comme les vétérans et les policiers [8]. Chez les vétérans le taux de prévalence du TSPT dépend du niveau d'exposition au violence, il est à 6% pour tous les services militaires et pays inclus et à 13% aux services d'infanterie [17–19].

1.2.3 Evolution du trouble

L'évolution du trouble diffère entre les individus. La moitié d'entre eux sont guéris dans 3 mois mais d'autres peuvent rester symptomatiques pour toute leur vie. De plus, une fois guéri, il suffit d'un rappel de l'événement traumatique pour provoquer une recrudescence de symptômes [8].

Les symptômes d'intrusion et d'hyperéveil sont prédominants au début du trouble, tandis que les symptômes d'évitement et les cognitions négatives sont prédominants surtout dans des cas chroniques. Chez les sujets âgés, il peut apparaître une aggravation de symptômes qui est à l'origine de l'isolement et la détérioration de leur santé [8].

1.2.4 Facteurs de risque

Comme nous avons déjà expliqué, la grande majorité des individus vont vivre au moins un événement traumatique au cours de leur vie. Pourtant seulement un petit pourcentage d'entre eux va manifester un trouble de stress post-traumatique. Cela suggère l'existence de facteurs de risque qui rendent certains individus plus vulnérables que d'autres à présenter un TSPT [20].

Les facteurs de risque peuvent être divisés en facteurs de risque pré-, péri- et post-traumatiques.

Les facteurs de risque prétraumatiques sont : la maltraitance durant l'enfance (pour la manifestation de TSPT suite à un traumatisme à l'âge adulte), le sexe féminin [7], l'appartenance à une minorité social [21], le niveau socio-économique bas, la comorbidité d'autres troubles mentaux, les capacités intellectuelles limitées, les antécédents psychiatriques familiaux, un âge jeune au moment de traumatisme pour les adultes [8] et certains facteurs génétiques (les polymorphismes des gènes FKBP5, SLC6A4, BDNF) [7].

Les facteurs de risque péri-traumatiques sont : la gravité de l'événement traumatique (les événements les plus graves présentent plus de risque de développement de TSPT par la suite), les menaces de mort et les traumatismes physiques [8].

Les facteurs de risque post-traumatiques sont : la manifestation d'un trouble de stress aigu, des rappels fréquents du traumatisme [8] et un manque d'étayage social [21].

Par contre, l'existence d'un entourage étayant constitue un facteur protecteur.

1.2.5 Traitement

Le traitement de TSPT comporte [22] le traitement psychothérapeutique (centrée sur le trauma ou non) et le traitement médicamenteux [7,13]. Selon une méta-analyse de 2016, la psychothérapie centrée sur le trauma présente une efficacité significativement supérieure de la psychothérapie non centrée sur le trauma et de la pharmacothérapie.

Psychothérapie centrée sur le trauma :

La thérapie d'exposition, la thérapie cognitive et l'EMDR présentent la meilleure efficacité. A noter que l'exposition prolongée et l'exposition imaginaire ont montré de meilleurs résultats sur la durée [14].

Pharmacothérapie :

Les traitements qui ont montré une efficacité sont la sertraline, la fluoxétine, la paroxétine, la venlafaxine et la néfazodone [7,13,14]. La paroxétine et la sertraline sont les seules molécules ayant une indication officielle dans le traitement du stress post-traumatique en France [15]. Le prazosine est efficace comme traitement symptomatique des cauchemars traumatiques, mais son efficacité s'arrête après 27 semaines d'administration [7,13,14].

A noter que les résultats de la psychothérapie persistent longtemps après l'arrêt des consultations, tandis que les résultats de pharmacothérapie disparaissent quand le patient arrête le traitement.

1.3 Hétérogénéité clinique de trouble de stress aigu et du TSPT et besoin d'objectivité

La manifestation clinique de TSPT varie d'un individu à l'autre. Plus précisément, un nombre des individus présente principalement un tableau dépressif (anhédonie, tristesse, cognitions négatives) et une autre partie des individus de symptômes dissociatifs, tandis que chez certains individus des réactions émotionnelles comme les reviviscences et les flashbacks

sont en premier plan. De plus, il peut y avoir une variabilité de symptômes du même individu au fur et à mesure du temps [8]. Pour souligner la variabilité clinique du trouble, Galatser-Levy et al. ont utilisé une équation binomiale selon laquelle il peut y avoir 636,120 différentes combinaisons de symptômes de TSPT selon le DSM-5 [23]. Les chercheurs sont en faveur d'une variabilité des symptômes et de leur intensité en fonction de type de l'événement traumatique déclencheur. Par exemple, les traumatismes sexuels, les agressions physiques et les morts violentes soudaines sont des types de traumatismes qui augmentent la susceptibilité à des niveaux plus sévères d'insomnie [24]. Les victimes des traumatismes interpersonnels, chroniques et précoces présentent un manque d'insight et des difficultés à adopter un comportement orienté vers un but par rapport aux victimes de traumatismes tardifs (après l'âge de 14 ans) et des traumatismes précoces non interpersonnels [25]. Les symptômes d'évitement, l'altération négative des cognitions et de l'humeur et l'hypervigilance sont plus caractéristiques aux TSPT qui concernent les accidents de la route. Les flashbacks, la perception négative de soi-même et le sentiment de culpabilité sont plus marquants à la suite des accidents de piétons. Finalement, les reviviscences, l'irritabilité et les troubles de sommeil sont fréquents après une chute de hauteur [26]. Les résultats précédents reflètent que l'expression clinique du trouble est considérablement hétérogène.

Les différences culturelles sont également à l'origine de l'hétérogénéité clinique. La culture, en tant que l'ensemble de croyances et d'idéologies d'un groupe social influence l'exposition et la réaction aux événements traumatiques ainsi que la vulnérabilité et la résistance aux traumatismes [27].

Nous allons présenter les variables culturelles qui influencent la prévalence et la sévérité de TSPT en le divisant aux variables pré-traumatiques, péri-traumatiques et post-traumatiques [28].

- les variables pré-traumatiques consistent au niveau d'acculturation et à l'exposition antérieure aux adversités traumatiques (par exemple l'immigration) et non traumatiques (par exemple la discrimination raciale) [28]
- les variables péri-traumatiques concernent la qualité de la réponse pendant le traumatisme (par exemple, il est démontré que les Américains latins présentent un niveau de dissociation péritraumatique élevé) [28]
- les variables post-traumatiques comprennent les différences d'adaptation entre les minorités ethniques (par exemple, la religion comme stratégie de coping chez les Afro-Américains), l'expression de la détresse (par exemple, la somatisation chez les Latino-Américains et les Asiatiques), le traitement (par exemple, les Indiens d'Amérique recherchent des thérapies traditionnelles plutôt que professionnelles) [28]

Un bon exemple pour comprendre l'influence des différences culturelles sur l'hétérogénéité de TSPT est celui des Américains latins. La plupart des données indiquent des taux de TSPT plus élevés chez les Américains latins que chez les Américains non latins, une différence qui ne s'explique pas par une exposition plus élevée aux traumatismes. Cela peut s'expliquer par la discrimination ethnique des groupes d'américains latins, l'utilisation de mécanismes de coping avec caractéristiques religieux et fatalistes, des taux élevés de dissociation péri-traumatique et des taux bas d'acculturation aux pays d'immigration [28]. A noter également, qu'une étude en particulier montre que les Américains latins ont plus de possibilité de développer un TSPT à expression retardée que les Américains non latins [29]. Un deuxième exemple est la recherche de Finklestein et al. qui a étudié 3 vagues de migration des réfugiés juifs éthiopiens vers Israël. Les résultats ont montré qu'il n'y avait pas d'association significative entre la gravité du traumatisme et le niveau de dissociation, un élément qui est contradictoire par rapport à la vaste majorité des études. Les auteurs ont

supposé que la dissociation constitue un schéma de défense culturel, fonctionnel et acquis chez les immigrés éthiopiens [30].

En outre, selon la théorie de conservation de ressources de Hobfoll (1989), une perte importante de ressources sociales et matérielles contribue à une plus grande détresse [31]. Cela peut expliquer le taux élevé de TSPT chez certains groupes minoritaires. En effet, comme nous avons déjà évoqué, l'étayage social est un facteur protecteur de TSPT [32] et certains groupes ethniques sont plus vulnérables au manque de ressources sociales d'autant plus parce qu'ils attribuent beaucoup d'importance aux valeurs collectivistes.

L'hétérogénéité clinique du trouble est vaste et le type d'événement traumatique ainsi que les caractéristiques culturelles influencent le tableau de symptômes. Comment les critères diagnostiques ont-ils été adaptés à ces données pour assurer le bon diagnostic?

La définition de TSPT est apparue pour la première fois au DSM-3, suite aux pressions politiques de reconnaître les séquelles sur la santé mentale de vétérans du Vietnam et de survivants de camps de concentration [23]. L'objectif était le diagnostic différentiel de TSPT d'autres maladies mentales dans le but de souligner que celui-ci nécessitait une prise en charge spécifique [23]. Par la suite les chercheurs ont donné beaucoup d'importance à la définition de l'événement traumatique (critère A du DSM) pour pouvoir inclure toutes les situations qui sont à l'origine de TSPT. Le TSPT était défini principalement comme la conséquence d'exposition à un événement en dehors de l'expérience humaine normale et considéré comme pénible par presque tout le monde [33]. Le critère A du DSM-3 avec la phrase "par presque tout le monde" manquait d'objectivité et pourrait être interprété différemment en fonction de jugement de chacun [34]. Au DSM-4 le critère A comporte deux composants 1. le sujet a vécu, a été témoin ou a été confronté à un événement ou à des événements durant lesquels des individus ont pu mourir ou être très gravement blessés ou bien ont été menacés de mort ou de grave blessure ou bien durant lesquels son intégrité

physique ou celle d'autrui a pu être menacée et 2. La réaction du sujet à l'événement s'est traduite par une peur intense, un sentiment d'impuissance ou d'horreur. Le critère devient plus objectif et plus vaste et il prend en compte le vécu subjectif du patient [33]. Finalement au DSM-5 le critère A consiste en l'exposition à la mort effective ou à une menace de mort, à une blessure grave ou à des violences sexuelles d'une (ou de plusieurs) des façons suivantes : 1. En étant directement exposé à un ou à plusieurs événements traumatiques. 2. En étant témoin direct d'un ou de plusieurs événements traumatiques survenus à d'autres personnes. 3. En apprenant qu'un ou plusieurs événements traumatiques sont arrivés à un membre de la famille proche ou à un ami proche. Dans les cas de mort effective ou de menace de mort d'un membre de la famille ou d'un ami, le ou les événements doivent avoir été violents ou accidentels. 4. En étant exposé de manière répétée ou extrême aux caractéristiques aversives du ou des événements traumatiques [8]. La deuxième composante du critère A du DSM-4 qui prend en compte le vécu suggestif du patient a été effacée de DSM-5. En outre, le nombre de symptômes de critère B a évolué également de 14 symptômes au DSM-3, au 17 symptômes au DSM-3-R [35] et au DSM-4 [33] et aux 20 symptômes au DSM-5 [8] pour répondre à l'hétérogénéité clinique du trouble.

Par contre, les critères de DSM-5 en ce qui concerne le TSPT diffèrent considérablement de la définition du trouble par l'ICD-11 (classification nationale de maladies publiée par l'Organisation mondiale de la santé). Celui-ci définit l'événement traumatique comme "une exposition à un événement ou à une série d'événements extrêmement menaçants ou terrifiants" et il comporte seulement les symptômes d'évitement, les symptômes envahissants et les symptômes d'éveil. Selon une étude de World Mental Health Survey qui a comparé les critères de TSPT de DSM-4, de DSM-5, de l'ICD-10 et de l'ICD-11, seulement 30% des patients remplissent les 4 types de critères [36]. Cela signifie, que selon les critères utilisés, les mêmes patients peuvent être diagnostiqués avec un TSPT par certains cliniciens

et non par d'autres. La lacune sur la définition du trouble pose plusieurs problèmes. Le diagnostic n'est pas précis et les patients nécessitant une thérapie risquent de ne pas être traités. De plus, dans le domaine de la recherche nous ne pouvons pas comparer les recherches qui n'ont pas utilisé la même définition du trouble. Pour conclure, il est d'importance primordiale de développer des critères objectifs pour le TSPT.

1.4 Développements technologiques et nouvelles possibilités

1.4.1 E-Health

Le terme E-Health (E-santé en français) consiste à la contribution des domaines de l'informatique et des technologies de communication dans l'amélioration du domaine de la santé. Le terme E-Health a apparue en 1999 par John Mitchell, un ingénieur informaticien australien qui a défini l'E-Health comme « l'usage combiné de l'internet et des technologies de l'information à des fins cliniques, éducationnelles et administratives, à la fois localement et à distance » [5]. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), l'E-Health est « les services du numérique au service du bien-être de la personne » [37]. En France, au fur et à mesure, le terme est utilisé pour qualifier tout ce qui contribue à la transformation numérique du système de santé y compris le médico-social [5] et le E-Health concerne la télémédecine, les systèmes d'informations des différents acteurs sanitaires, médico-sociaux et ambulatoires autour du patient, le projet TICS, les projets et les services portés par les deux plateformes régionales (Dossier médical partagé, Répertoire opérationnel des ressources) ainsi que l'ensemble des nouveaux usages s'appuyant sur le numérique (dispositifs connectés, outils numériques pour le patient) [37].

Pour ce travail de thèse, nous nous intéressons au domaine de la e-santé qui s'appelle mHealth.

1.4.2 mHealth

Le terme de mHealth ou m-santé en français est l'acronyme du terme santé mobile. Le terme est né en 2005 par Pr Robert Istepanian, un universitaire londonien, pour désigner « l'utilisation des communications mobiles émergentes en santé publique » [5]. Pourtant les premiers dispositifs de santé mobiles sont apparus vers 2000, et ils concernaient uniquement les dispositifs de téléconsultation [38]. L'OMS a donné sa propre définition du terme en 2009 qui est : « les pratiques médicales et de santé publique reposant sur des dispositifs mobiles tels que les téléphones portables, les systèmes de surveillance des patients, les assistants numériques personnels et les autres appareils sans fil ». L'OMS a catégorisé les dispositifs de la m-santé aux catégories suivants:

- communications des individus vers les services de santé (*call centers*, ligne d'aide ou d'urgence)
- communications des services de santé vers les individus (rappels de rendez-vous ou de prise de traitement, campagnes de sensibilisation et de mobilisation sur des thèmes de santé)
- communications entre professionnels de santé (télémédecine mobile, gestion des urgences intersectorielles, monitoring et surveillance des patients, collecte de données patient et constitution du dossier patient, outils d'aide au diagnostic et à la décision) [38]

En 2014, nous comptons déjà plus de 40000 applications de santé téléchargeables sur les plateformes mobiles Apple et Google dans des pays développés. En 2013, le FDA, dans une tentative de contrôler les applications de santé mobile, a publié un rapport sur la réglementation de la *mHealth* qui définit que seulement les applications utilisées comme « dispositif médical » sont couvertes par la FDA [38]. Cela signifie que le FDA se restreint

aussi à la téléconsultation comme dispositif de mHealth. Comme nous avons déjà évoqué précédemment, l’OMS conçoit la téléconsultation comme un fragment du champ de la mHealth. La Banque mondiale définit également la mHealth comme égale à la téléconsultation, mais a changé sa définition plus tard pour “toute utilisation des technologies mobiles pour répondre à des besoins de santé : accès, qualité, coûts, utilisation des ressources, normes comportementales”.

Par conclusion, il n’y a pas de consensus sur la définition de la mHealth [38].

Nous retrouvons une pléthore d'applications de santé téléchargeables à l'app store, disponibles par conséquent pour toute personne ayant un smartphone. Encore une fois, il n’y pas de consensus sur le nombre d'applications de santé disponibles, mais celui-ci semble différer significativement entre des pays développés et des pays en cours de développement. Ces derniers, ayant considérablement moins d'applications disponibles. La plupart des informations qui concernent les applications de santé proviennent des fournisseurs des technologies mobiles. Les applications de mHealth servent surtout comme outil d’information de santé (2/3 des applications) et beaucoup moins comme outils de communication entre patients et professionnels (2%) et de mesure de soi (1%). Les principaux créateurs des applications en question ne sont pas des acteurs de santé. Cela soulève également des questions quant à l’absence du discours autour de la mHealth au sein des hôpitaux, de la médecine libérale et des laboratoires d’analyses [38].

1.4.3 mPsychiatrie

La m-psychiatrie est le domaine de la m-santé qui est consacré à la santé mentale.

Les besoins de dispositifs digitaux de santé mentale ont connu un pic pendant la période de Covid. L'utilisation de téléconsultation et des applications de santé mobiles qui a augmenté

pendant le Covid s'est finalement ancrée dans la pratique clinique et constitue dorénavant une nouvelle routine.

Un grand nombre de recherches concernent les applications, ceci semble pertinent si nous considérons le manque de professionnels de santé mentale. Selon un rapport du gouvernement des Etats-Unis en Décembre 2020, l'application d'une offre de soins de santé mentale fondée sur des preuves nécessiterait davantage 4 millions de professionnels [39]. La situation est pareille en France où la psychiatrie est considérée comme une spécialité médicale sous tension.

Les applications mobiles offrent plein de possibilités. Plus précisément, elles sont en capacité de :

- être utilisés à des fins diagnostiques et de suivi via la capture, le collecte et de suivi des données moment par moment sur la santé mentale qui sont multimodales, et longitudinales.
- analyser les données et les utiliser à des fins pronostiques et prédictives
- offrir une vaste variabilité des interventions par la facilité de la communication avec les professionnels de santé, une disposition de soutien provenant de non-professionnels et des soins d'urgence

Les innovations sur la m-psychiatrie concernent aussi des chatbots, la réalité virtuelle, les réseaux sociaux [39] mais leur présentation s'éloigne de l'objectif de notre thèse.

Néanmoins, un point faible des applications mobiles de santé mentale semble être le faible pourcentage d'engagement de la part des patients, allant jusqu'à 1.5% après 15 jours d'utilisation. Le problème d'engagement restreint le développement des applications mobiles de santé. Les solutions possibles à ce problème selon les chercheurs sont :

- le développement des applications centrées autour des patients

- la création d'une sorte de clinique digitale, ou les applications font partie intégrant de la prise en charge [39]

Une méta-analyse de 2019 a examiné l'efficacité des applications mobiles autonomes de santé mentale aux adultes avec des symptômes psychiatriques sévères. Il a été prouvé que les applications mobiles ont des effets significatifs sur la dépression et les troubles d'usage du tabac. La méta-analyse n'a pas trouvé de résultats significatifs concernant l'angoisse, les idées suicidaires, les conduites d'automutilation et les troubles d'usage d'alcool. Globalement, le niveau des preuves actuel ne peut pas recommander l'utilisation des applications de santé autonomes en tant qu'interventions psychologiques [40].

Les applications de la m-psychiatrie sont prometteuses mais il y a besoin d'avantage de recherches pour les appliquer en pratique clinique. La meilleure compréhension du phénotype et des biomarqueurs de maladies mentales peut contribuer à l'amélioration des applications de m-psychiatrie.

1.4.4 Intérêt de biomarqueurs

En 2016 le Food and Drug Administration (FDA) et le National Institute of Health (NIH) ont créé la ressource "Biomarkers, EndpointS, and other Tools" (BEST). Il s'agit d'un glossaire en ligne qui comprend des définitions et des explications sur les biomarqueurs et qui est régulièrement mis à jour [41]. Le BEST définit les biomarqueurs par catégorie. Les différentes catégories sont : les biomarqueurs diagnostiques, les biomarqueurs de surveillance, les biomarqueurs pharmacodynamiques et de réponse au traitement, les biomarqueurs prédictifs, les biomarqueurs pronostics, les biomarqueurs de sécurité et les biomarqueurs de susceptibilité/ sécurité [41].

Le sujet de notre étude concerne les biomarqueurs diagnostiques et prédictifs que nous expliquerons par la suite.

“Un biomarqueur diagnostique est un biomarqueur utilisé pour détecter ou confirmer la présence d'une maladie ou d'une condition d'intérêt ou pour identifier les individus atteints d'un sous-type de la maladie” [41]. Les biomarqueurs diagnostiques sont utilisés pour établir l'atteinte d'une maladie spécifique pour laquelle un traitement existe ou au cas contraire, l'inclusion dans un essai clinique peut être envisagée. Quant aux biomarqueurs diagnostiques qui déterminent les sous-types de maladies, ils peuvent être utilisés également comme biomarqueurs pronostics et prédictifs [41].

Un biomarqueur prédictif est “un biomarqueur utilisé pour identifier les individus qui sont plus susceptibles que des individus similaires ne possédant pas le biomarqueur, d'éprouver un effet favorable ou défavorable à la suite d'une exposition à un produit médical ou à un agent environnemental” [41]. Les biomarqueurs prédictifs peuvent être applicables dans une vaste catégorie d'interventions comme un traitement médicamenteux, les dispositifs ou procédures médicaux, les modifications comportementaux ou diététiques pour le traitement ou la prévention de maladies. Plus précisément, ils peuvent déterminer quels patients peuvent bénéficier d'un traitement ou d'une intervention spécifique. Les biomarqueurs prédictifs de résultats d'une intervention proviennent de caractéristiques de la constitution biologique de l'individu, ou de l'évolution de la maladie en question ou d'autres affections médicales. Les différents phénotypes de l'enzyme de cytochrome P450 sont un exemple de biomarqueur qui est caractéristique de la constitution biologique de patient. La présence de ces biomarqueurs ne dépend pas de la présence de la maladie en question. Les mutations génétiques des tumeurs sont des exemples de biomarqueurs de l'évolution de la maladie en question ou d'autres affections médicales [41].

Nous présenterons ensuite les données actuelles sur les potentiels biomarqueurs du TSPT ainsi que les contextes pouvant être pertinents.

Il est documenté une association entre le TSPT et l'augmentation de la fréquence cardiaque de repos et de la tension artérielle. Par contre, ces résultats ne sont pas reproductibles par toutes les études, et certaines d'entre elles rapportent que l'augmentation de ces deux variables n'apparaît que dans certains moments de la journée ou comme réponse face à certaines situations anxiogènes [42]. Les réactions de sursaut est un symptôme spécifique du TSPT et pourrait être un potentiel biomarqueur. Néanmoins, concernant les réactions de sursaut qui sont un symptôme spécifique du TSPT, un nombre des études ne trouve pas de différence significative entre le groupe TSPT et le groupe contrôle [42]. En outre, le TSPT est lié à une diminution de la variabilité de la FC qui suggère une baisse de l'activité du système parasympathique, qui est responsable de la régulation de la FC [42]. La variabilité de la FC est la valeur moyenne de la fluctuation des intervalles de temps séparant deux battements cardiaques [43]. Des études de jumeaux monozygotes discordants pour le TSPT, ont montré que la diminution de la fréquence cardiaque est une caractéristique propre du TSPT et il ne s'agit pas d'une prédisposition génétique [42]. Cependant, les altérations de l'activité du système parasympathique et par conséquent, de la variabilité de la FC sont hétérogènes et leur manifestation est différente en fonction du contexte (temps de repos ou stress aigu). Leur hétérogénéité constitue un obstacle pour le moment sur leur utilisation comme biomarqueur de TSPT.

L'activité du système sympathique pourrait être un potentiel biomarqueur de TSPT. Un grand nombre d'études a documenté une augmentation de taux de norépinéphrine et de l'activité du système sympathique mais cela ne s'applique peut-être pas quand le TSPT est comorbide avec un épisode de dépression majeur [42], qui signifie que l'augmentation de l'activité du système sympathique ne pourrait pas être utilisée comme biomarqueur dans tous les cas de TSPT et surtout si nous considérons que l'épisode dépressif majeur constitue une comorbidité fréquente du TSPT.

Une diminution de cortisol de base est également associée au TSPT mais un sous-ensemble d'études rapporte le contraire. Comme dans l'exemple précédent le taux de cortisol est altéré par un état dépressif (associé à une hypercortisolémie) qui signifie que les altérations de taux de cortisol chez les individus avec un TSPT diffèrent de celles chez les individus avec une comorbidité de TSPT et dépression [42].

Autres altérations pathophysiologiques concernent l'axe hypothalamo-hypophyso-surrénalien, le taux des hormones CRH, ACTH et DHEA, l'activité et la structure de l'amygdale, l'activité et la structure de cortex préfrontal et l'activité et le volume de l'hippocampe [42]. Pour conclure, dans la littérature nous retrouvons plusieurs potentiels biomarqueurs du TSPT, mais à notre connaissance, aucun biomarqueur n'a été établi et validé pour être utilisé dans la pratique clinique ou dans la recherche. Les changements pathophysiologiques apparaissent dans des contextes spécifiques et cela empêche leur généralisation [42]. Les marqueurs présentent également une hétérogénéité, ce qui suggère l'existence de différents profils biologiques qui correspondent à différents profils de TSPT [42].

Il est évident que le domaine de biomarqueurs du TSPT nécessite une meilleure compréhension de la pathophysiologie du trouble et des altérations que celui-ci génère au niveau biologique et comportemental. Cependant, existe-t-il réellement un intérêt? A quoi peuvent servir les biomarqueurs?

Un biomarqueur qui confirme objectivement le diagnostic de TSPT peut être utile dans des contextes cliniques, médico-légaux et pour la reconnaissance d'une invalidité ou dans des contextes qui nécessitent une vérification de symptômes. Il s'agit de contextes où les individus sont en difficulté de décrire leurs symptômes (par exemple à cause d'un traumatisme crânien), à les attribuer au traumatisme, ou ils minimisent ou exagèrent leurs symptômes. Les individus peuvent avoir un intérêt à présenter un tableau de symptômes

plus sévère que la réalité dans le but d'être reconnu handicapé et toucher des allocations ou au contraire, ils peuvent minimiser les symptômes pour éviter la reconnaissance de l'handicap qui peut provoquer la perte de leur travail. En outre, le diagnostic du TSPT peut être utilisé dans des contextes judiciaires pour alléger le résultat de procédures qui concernent des actes de violences ou d'abus de substances, qui sont fréquents chez les individus qui souffrent de TSPT [44]. Les situations précédentes nécessitent des diagnostics du trouble précis et objectifs.

L'utilisation des biomarqueurs dans la pratique clinique pourrait radicalement changer le processus du diagnostic et faciliter le guidage du traitement. L'hétérogénéité clinique et l'existence de différents critères diagnostiques ne sont pas en faveur d'un diagnostic précis et objectif du trouble. De plus, il existe un chevauchement de symptômes non spécifiques (cognitions négatives, tristesse de l'humeur, aboulie, perturbation du sommeil, troubles de concentration) entre le TSPT et d'autres maladies psychiatriques comme la dépression. Il faut noter également que 75-88% des patients avec un TSPT remplissent les critères d'au moins une deuxième maladie mentale, une donnée qui complexifie davantage le processus diagnostic. Les biomarqueurs peuvent simplifier ce processus, de la même façon que les bilans biologiques sont informatifs en médecine [44].

Les biomarqueurs pourraient possiblement indiquer le risque de développement de TSPT suite à l'exposition aux événements traumatiques et guider le développement des stratégies de prévention [44]. Par exemple, il a été démontré qu'un niveau bas de cortisol juste après un traumatisme augmente le risque de développement de TSPT [45] et comme nous l'avons déjà évoqué selon une étude contrôlée randomisée, l'hydrocortisone peut être un traitement préventif de TSPT si elle est administrée dans le 12 heures qui suivent l'événement traumatique [14].

Pour conclure, les biomarqueurs pourraient être utiles sur le diagnostic, la prévention, le traitement et également dans certains contextes médico-légaux et dans la décision de niveau d'invalidité à la suite de développement de TSPT. Par conséquent, il est primordial d'établir des biomarqueurs précis. Pour ce faire, il faut une meilleure caractérisation clinique du trouble, une meilleure définition des phénotypes du TSPT. Le phénotypage digital développé via des données passives, que nous expliquerons par la suite, peut contribuer à la définition des phénotypes de TSPT.

1.4.5 Données passives

Un utilisateur de smartphone le consulte en moyenne 63 fois par jour et cela produit une quantité considérable de données digitales. Cela permet une collection passive de données, c'est-à-dire sans la participation active de l'utilisateur. Les données proviennent aussi de l'usage des ordinateurs et des objets connectés. La nature des données peut être environnementale ou personnelle [46]. Des exemples de données passives sont le nombre de pas effectués par jour, l'activité du sommeil, la fréquence cardiaque, le nombre de messages reçus ou envoyés, le nombre des appels entrants ou sortants, le contenu des messages ou des appels, le contenu des recherches sur les navigateurs web, le temps qui consacre l'utilisateur à chaque application, l'âge et la profession des utilisateurs... La collecte de données passives s'effectue via les capteurs passifs comme l'accéléromètre, le baromètre, le microphone, le GPS...

1.4.6 Machine Learning en médecine

Le machine learning ou l'apprentissage automatique en français est le domaine scientifique qui se concentre sur la manière dont les ordinateurs apprennent à partir de données. Il s'agit d'une association des statistiques qui évaluent les relations à partir des données et de

l'informatique qui offre des algorithmes de calculs efficaces. Cette approche permet aux ordinateurs de gérer d'ensembles de données massives en peu de temps. Il existe deux types d'apprentissage automatique : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

L'apprentissage supervisé consiste à prédire un résultat qui est déjà connu. Il s'agit de tâches qu'une personne qualifiée est en capacité d'accomplir. L'ordinateur tente d'imiter les performances humaines. Les tâches concernent la classification d'une donnée dans un sous-groupe qui le décrit le mieux parmi un ensemble de sous-groupes de données ou la prédiction qui consiste à estimer un paramètre inconnu. En médecine l'apprentissage supervisé concerne par exemple l'interprétation automatique des ECG ou la détection automatique d'un nodule pulmonaire à une radiographie de thorax. Comme nous l'avons expliqué, il s'agit des tâches qu'un médecin peut effectuer et la contribution de l'apprentissage automatique supervisé est de faciliter le travail de professionnels de santé.

Concernant l'apprentissage non supervisé, il n'y pas de résultat à prédire. Son rôle est de trouver des modèles naturels dans les données. La performance de ces algorithmes est évaluée par des tâches d'apprentissage supervisé par la suite. Son rôle en médecine consiste à comprendre les mécanismes pathophysiologiques de maladies hétérogènes et de distinguer de sous-types de maladies qui pourraient bénéficier d'autres types de traitement [47].

1.4.7 Phénotypage digital

Le phénotype est l'expression du génotype d'un individu. Les génotypes affectent la quantité et les types de protéines sanguins, la production des hormones, les voies hormonales etc tandis que les phénotypes sont plus facilement observables sous la forme des caractéristiques physiques, d'apparences, de signes et de symptômes de maladies. En

outre, le génotype d'un individu est relativement stable pendant sa vie mais le phénotype est dynamique, influencé à la fois par l'environnement, le génotype sous-jacent et les interactions entre eux [48].

Ces dernières années, les avancements technologiques dans le domaine numérique ont permis la collecte de données de l'activité numérique des utilisateurs. Plus précisément, un utilisateur de smartphone le consulte plusieurs fois dans la journée et cela produit passivement une quantité importante de données. L'utilisation de smartphones génère des traces digitales d'ordre comportemental, social et cognitif. Il s'agit de notre empreinte numérique. Celle-ci est utilisée par des entreprises de marketing pour définir les préférences des utilisateurs afin de leur proposer des publicités qui ont plus de chances de les intéresser. Ces dernières années, il y a un intérêt croissant pour utiliser l'empreinte numérique dans le domaine de la santé. Etant donné que les traces digitales reflètent les envies, les pensées, les préférences et les expériences vécues dans l'environnement naturel des individus, il devrait être possible de les exploiter pour définir des phénotypes et des biomarqueurs précis de maladies qui vont faciliter le diagnostic, la prédiction de rechutes et le traitement. Nous appelons ce domaine de recherche, le phénotypage digital.

Le phénotypage digital est défini comme "la quantification instant par instant du phénotype humain au niveau individuel in situ à l'aide de données provenant d'appareils numériques personnels, en particulier les smartphones" [49]. Le phénotypage digital est possible via la détection numérique qui est la capacité des appareils digitaux de collecter et stocker les données de l'activité numérique des individus. Elle consiste à une mesure écologique de collection de données passives et quantitatives en continu [50]. La mesure est dite écologique parce que de toute façon les données des appareils digitaux sont déjà stockées, et en continue, parce que chaque acte qu'on effectue avec des appareils digitaux produit momentanément de données. Par exemple, chaque interaction avec un appareil digital

comme la consultation de notre portable, la réception d'un email, nos recherches sur internet, produit automatiquement et sur le moment des données propres pour chaque interaction différente. Les données sont passives parce qu'elles ne nécessitent aucune contribution de la part de l'individu, contrairement aux données actives qui proviennent de la participation des individus comme de répondre à un questionnaire. Les activités digitales et les capteurs numériques qui peuvent être utilisées dans ce contexte sont le GPS, l'accéléromètre, le gyroscope, l'EEG, le microphone, les capteurs de lumière, le Wi-Fi, le bluetooth, le baromètre, les appels téléphoniques, l'envoi ou la réception de message écrit et vocal, le gyroscope, l'utilisation du courrier électronique, la conductance de la peau, la détection des gestes et des grimaces, et l'interaction avec les écrans comme taper ou verrouiller [50]. Les appareils digitaux qui peuvent être utilisés dans ce contexte sont les smartphones, les bracelets connectés, les EEG et ECG portables, les PC et les tablettes [50].

Les applications du phénotypage digital intéressent davantage les chercheurs dans le domaine de la psychiatrie, là où les phénotypes sociaux, cognitifs et comportementaux constituent un outil important. Le diagnostic psychiatrique est surtout un diagnostic clinique. Les entretiens cliniques, les échelles et les questionnaires qui évaluent le comportement, la thymie, d'idéations suicidaires, la qualité de sommeil etc constituent pour les psychiatres l'équivalent des bilans biologiques pour les médecins internes. Néanmoins, la définition des phénotypes sociaux et cognitivo-comportementaux semble être un vrai défi. Dans un premier temps parce que les individus ont tendance plutôt à reconstruire leur passé au lieu de le mémoriser et dans un second temps parce que les capacités cognitives sont altérées par les troubles psychiatriques. Cela signifie que les témoignages individuels des patients sont susceptibles à des biais de mémorisation non négligeables. La définition de phénotypes

sociaux, cognitifs et comportementaux via le phénotypage digital qui ne sollicite pas les individus pour la collecte de données pourrait être une solution.

L'utilisation de phénotypage digital est prometteuse sur la prédiction de rechutes ou l'exacerbation de symptômes de schizophrénie, de troubles de l'humeur et des troubles anxieux via smartphones et objets connectés [51]. Les chercheurs ont déjà fait les premiers pas vers la définition du phénotype digital de l'épisode dépressif majeur qui comprend la modification de caractéristiques de la parole comme le prosodie, du contenu de la parole, des altérations du paraverbal et des changements de mesures physiologiques comme une diminution de la variabilité de la fréquence cardiaque [52]. Les capteurs de smartphones comme le GPS, l'accéléromètre, le bluetooth et le microphone se sont avérés efficaces sur la détection des schémas comportementaux associés au stress, à l'anxiété et à la dépression légère chez des participants non cliniques [53].

1.4.8 Le phénotypage digital dans le trouble de stress aigu et de le TSPT

L'émergence de technologies de détection passive offre de nouveaux outils pour le développement de mesures objectives de dépistage, de diagnostic et de surveillance de symptômes du TSPT [54]. Tandis que la détection passive a déjà capté l'intérêt de chercheurs pour d'autres troubles psychiatriques, il y a très peu de recherches qui évaluent son utilité sur le TSPT [54].

Selon une étude de 2021, il a été démontré que la surveillance de la rythmicité circadienne par des données de l'activité physique (actimétrie) et de la variabilité de la FC qui proviennent de bracelets connectés peuvent prédire le développement du TSPT [55].

Selon une revue de la littérature de 2018, la diminution de la variabilité de la fréquence cardiaque, la mauvaise association entre l'activité de système nerveux autonome et la durée

totale de sommeil et l'augmentation de la conductance cutanée (la mesure dans laquelle la peau transmet un petit courant électrique entre deux électrodes) [56] sont de possibles candidates pour la définition de phénotype digital de TSPT qui concerne le diagnostic du trouble [57].

Selon une revue de littérature publiée en 2018, qui évalue la FC et la variabilité de FC, des changements de ces mesures ont été rapportés aux patients souffrants du TSPT et leur surveillance est possible via des capteurs passifs de smartphones et des bracelets connectés [58].

Pourtant, les applications de smartphones pour le TSPT sont centrées plutôt sur la psychoéducation, l'autoévaluation des symptômes, la TCC et pour faciliter l'accès aux soins psychiatriques de crise [58].

Le développement de nouvelles technologies de détection passive de symptômes ont permis une certaine définition du phénotypage digital de TSPT. A notre connaissance, les dernières revues de littérature sur le sujet datent de 2018. Plus précisément, une revue de la littérature de 2018 a étudié la contribution des nouvelles technologies à la prédiction, au diagnostic et au suivi de TSPT mais l'étude a inclus également des articles n'utilisant que des données actives [57]. La deuxième revue de littérature de 2018 a évalué le suivi physiologique et comportemental via des capteurs digitaux (y compris de patchs physiologiques) des certaines maladies mentales y compris le TSPT [58]. A notre connaissance, il n'existe pas à nos jours une revue de littérature centrée sur le dépistage et le diagnostic de trouble de TSPT et de trouble de stress aigu par capteurs passifs via smartphones ou objets connectés mobiles. C'est face à ce constat que notre travail de thèse a émergé.

1.5 Objectifs

En faisant une revue systématique de la littérature, nous essayerons de répondre si le phénotypage digital par les capteurs passifs via smartphones ou objets connectés mobiles peut diagnostiquer ou dépister le trouble de TSPT et le trouble de stress aigu. De plus, nous proposerons des pistes pour de futures recherches.

2.Revue de la littérature

2.1 Matériels et méthodes

Nous avons effectué une revue systématique de la littérature sur l'application de phénotypage digital par capteur passif via smartphones ou objets connectés mobiles dans le trouble de stress post-traumatique et le trouble de stress aigu. Nous avons effectué une recherche sur la base de données de Pubmed jusqu'à Janvier 2024 en utilisant les termes suivants: (trauma) OR (PTSD) OR (post-traumatic stress disorder) OR (posttraumatic stress disorder) OR (post traumatic stress disorder) OR (traumatic) OR (posttrauma) OR (post-trauma) OR (post trauma) OR (posttraumatic) OR (post-traumatic) OR (post traumatic) avec les termes suivants AND (smartphone) OR (mobile application) OR (smart phone) OR (mobile phone) OR (app) OR (apps) OR (cell phone) OR (iphone) OR (ios) OR (android phone) OR (smartphones) OR (mobile applications) OR (smart phones) OR (mobile phones) OR (cell phones) et les termes suivants AND (passive data) OR (monitoring) OR (monitor) OR (detector) OR (detection) OR (sensing) OR (sensor) OR (gps) OR (accelerometer) OR (microphone) OR (global positioning system) OR (proximity) OR (light sensor) OR (gyroscope) OR (heart rate) OR (touchscreen) OR (touch screen)

Nous avons retrouvé 951 résultats auxquels nous avons appliqué les critères suivants :

Critères d'inclusion

- Articles en anglais.

- Articles traitant du dépistage ou du diagnostic de trouble de stress post-traumatique ou de trouble de stress aigu par capteur passif via smartphones ou objets connectés mobiles, dans des populations cliniques ou non cliniques.

Critères d'exclusion

- Articles traitant la psychoéducation.
- Articles traitant uniquement de l'engagement, la compliance et l'acceptabilité de l'acquisition de données dans un contexte médical.
- Articles ne traitant que de données qualitatives.
- Articles utilisant uniquement des données actives.
- Articles ne présentant pas de résultats.
- Articles n'utilisant pas de comparateurs tels que la passation d'une échelle validée précédemment, des entretiens cliniques ou un groupe témoin.
- Articles qui sont des revues de littérature, des méta analyses, des protocoles ou des corrigendums.

5 articles ont été retenus comme le présente la figure 1. Ces articles ont bénéficié d'une analyse exhaustive.

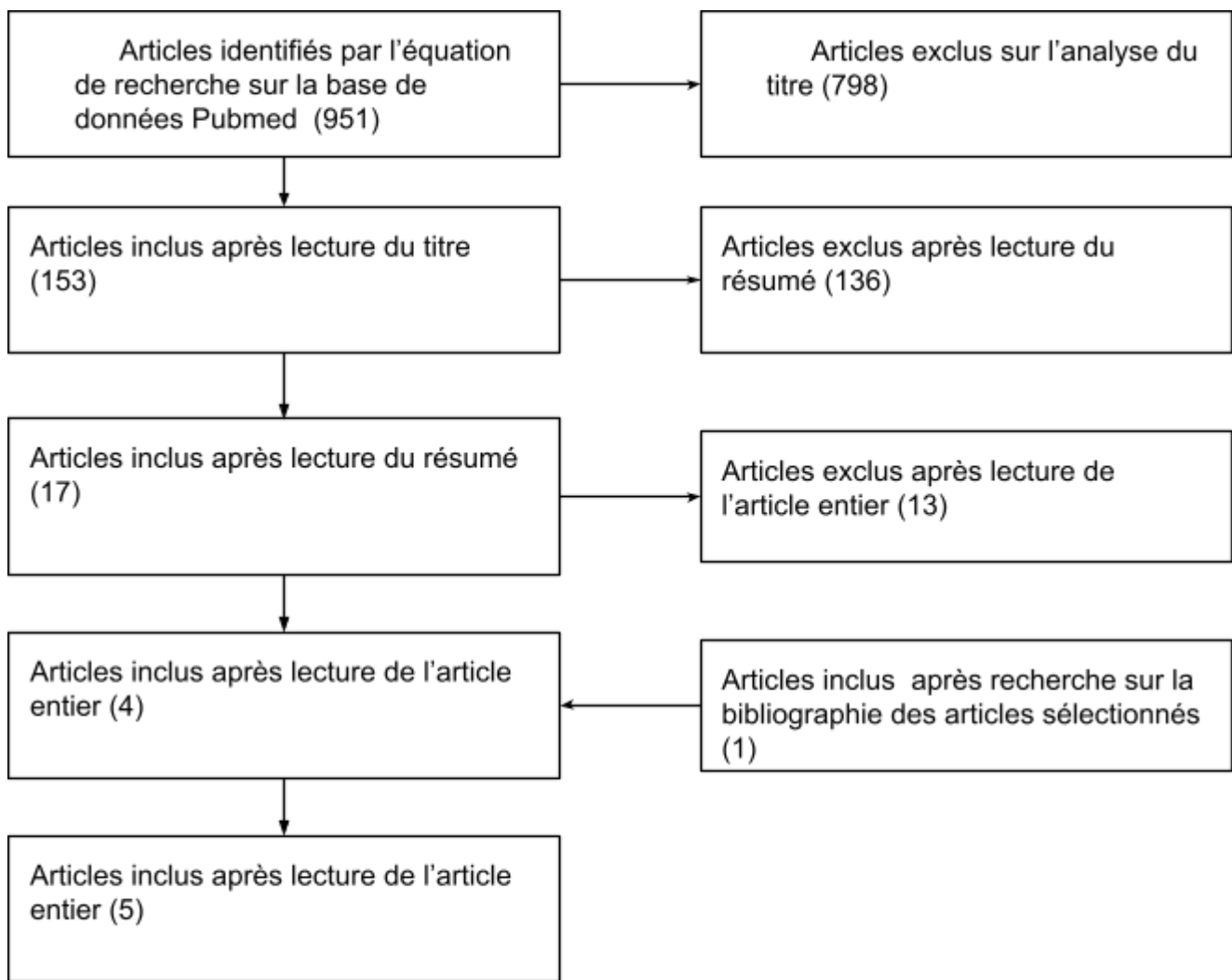


Figure 1. Flowchart

2.2 Résultats

2.2.1 Résultats quantitatifs

Cinq études correspondent aux critères d'inclusion. Deux études étudient des populations cliniques et plus précisément des populations de vétérans souffrant de trouble de stress post-traumatique [59,60]. Une étude porte sur un mélange de population cliniques et non cliniques [54], une étude évalue les personnes sans domicile fixe [61] et une étude porte sur des vétérans et la population générale [62]. Deux études évaluent le trouble de stress

post-traumatique [59,60] et trois études évaluent les symptômes de trouble de stress-post-traumatique [54,61,62]. Nous n'avons retrouvé aucune étude sur le trouble de stress aigu. Trois études se déroulent aux Etats-Unis [59–61], une étude se déroule en Allemagne [54] et une étude ne précise pas la région [62].

La moyenne de pourcentage de femmes incluses dans les études est de 47,15%. Deux études portant sur des vétérans ont inclus 17.17% de femmes [59,60]. Une étude a porté sur un public 100% féminin [54]. La moyenne de nombre de sujets est de 95, dont une étude avec 19 personnes [61]. Une étude ne précise pas la durée de période de collecte des données [60]. Pour le reste des études, la moyenne de cette période est de 76.5 jours, dont une étude qui collecte des données pour une période de 7 jours [54]. La plus ancienne étude a été publiée en 2017 [62], deux études ont été publiées en 2021 [54,60], une étude en 2022 [59] et l'étude la plus récente a été publiée en 2023 [61].

Deux études utilisent de groupes témoins comme comparateur [54,60], une étude utilise l'échelle PCL-5 [61], une étude l'échelle PC-PTSD [62] et une étude n'utilise pas de comparateur [59].

Deux études utilisent le système Android [61,62], deux études utilisent les systèmes Android et iOS en même temps [59,60] et une étude ne précise pas le système d'exploitation utilisé [54]. Deux études utilisent des bracelets connectés [59,60]. La méthode d'analyse de machine learning a été utilisée dans trois études [54,59,62], l'analyse ARIMA dans une étude [60] et la régression linéaire dans une étude [61].

En ce qui concerne les données passives, deux études ont utilisé la fréquence cardiaque et l'accélération [59,60], une étude a utilisé les données de GPS [54], une étude a utilisé le GPS et l'usage du Wi-Fi [61] et une étude a utilisé le journal d'appel, le journal des messages textes et les contacts [62].

L'ensemble de ces informations sont résumées dans les tables 1, 2 et 3.

2.2.2 Description des études

Sadeghi M et al 2022 [59]

Contexte

La plupart du temps, les symptômes de TSPT se manifestent en dehors des consultations cliniques. La détection passive de symptômes est prometteuse pour la surveillance de symptômes en temps réel pendant l'intervalle de consultations cliniques. L'étude de Sadeghi M et al. se base sur des résultats d'études précédentes. Plus précisément, dans une étude précédente Sadeghi M et al. ont retrouvé une forte corrélation entre les caractéristiques de la FC et le TSPT [60]. De plus, dans une autre étude, McDonald AD et al [63] ont développé des algorithmes de machine learning qui peuvent détecter l'apparition de symptômes d'hyperexcitation en lien avec le TSPT. Ces algorithmes utilisent des données de FC et ils ont une précision de plus de 70%. L'hyperexcitation (le sentiment d'être "à bout de nerfs"), est un état d'angoisse important durant lequel la personne a du mal à se détendre. Elle est constamment à l'affût de menaces et elle s'effraie facilement [64]. Il s'agit du critère E du DSM-5 qui comprend un ensemble de symptômes: de l'hypervigilance, des problèmes de concentration, de la réaction de sursaut exagéré, des sautes d'humeur et/ou irritabilité, des accès de colère et des troubles du sommeil [64,65]. Néanmoins, l'utilisation de données de FC seules peut être sujette à un bruit important associé au mouvement ou à l'activité physique. Dans le but de diminuer ce bruit, McDonald AD et al. [63] ont suggéré que l'intégration des données d'accélération corporelle pourrait améliorer la précision des algorithmes de ML et leur permettre de faire la distinction entre les fluctuations de la FC dues à l'activité physique et celles dues au stress mental.

Question de recherche

Par conséquent, Sadeghi M et al. ont pour objectif d'étendre l'étude de McDonald et al [63], en utilisant de données de la FC et de l'accélération corporelle pour développer des algorithmes de ML qui détectent l'apparition de symptômes d'hyperexcitation en lien avec le TSPT. En outre, pour améliorer l'interprétation des algorithmes, ils ont effectué une analyse spécifique pour reconnaître les données les plus significatives pour les résultats.

Matériel et méthodes

Le recrutement de participants a été fait via cinq événements de l'association Project Hero's United Healthcare Ride 2 Recovery (R2R). Le R2R est une association qui organise des activités pour des vétérans et des pompiers diagnostiqués de TSPT. Durant ces cinq événements, les participants ont fait 8 heures de vélo par jour. 99 vétérans ont accepté de participer à l'étude. La majorité d'entre eux fait état d'un taux d'invalidité de plus de 90 % lié au TSPT.

Les vétérans participent à des activités physiques (vélo) le temps que les données soient collectées. Les participants portent des bracelets connectés, pendant toute la durée de l'étude sur lesquels une application de collecte de données a été installée. L'application a la capacité de collecter en continu et à distance des données physiologiques (FC et accélération). Les participants sont invités à rapporter les événements d'hyperexcitation en cliquant deux fois sur l'écran du bracelet. Cette action vient créer un événement auto-rapporté horodaté. Les événements auto-rapportés sont utilisés pour tester les algorithmes.

4 algorithmes de machine learning ont été développés: Random Forest, XGBoost, Logistic Regression and non-linear SVM. Les algorithmes précédents ont montré des résultats prometteurs sur la détection du stress.

Les caractéristiques de la FC utilisées sont: la FC maximum et minimum, la FC moyenne, l'écart type de la FC (une mesure de la dispersion des valeurs d'un échantillon statistique ou d'une distribution de probabilité) et la plage de la FC (FC maximum - FC minimum).

Les caractéristiques de l'accélération corporelle utilisées sont: le vecteur de l'accélération, l'accélération corporelle maximum et minimum, l'accélération corporelle moyenne et la plage de l'accélération corporelle.

Résultats

L'algorithme XGBoost présente la meilleure performance de détection d'événements d'hyperexcitation (AUC de 0.70, soit la plus haute de 4 algorithmes et précision >81%).

De plus, pour améliorer l'interprétation de l'algorithme, une analyse spécifique a été effectuée pour identifier les facteurs les plus pertinents pour le résultat et augmenter l'interprétabilité des algorithmes. Ceux-ci sont :

- Pour l'accélération corporelle : l'accélération corporelle moyenne, l'accélération corporelle minimum et l'écart type de l'accélération corporelle.
- Pour la FC : la FC minimum, la FC maximum et l'écart type de la FC.

Conclusion

4 algorithmes de ML capables de prévoir avec plus de 81% de précision les manifestations d'hyperexcitation chez des vétérans souffrant de TSPT ont été développés.

La grande majorité des recherches antérieures sur l'évaluation du TSPT ont été menées dans des laboratoires contrôlés en provoquant des stimuli externes ou des déclencheurs pour faire manifester les symptômes.

En revanche, nous retrouvons peu d'études naturalistes sur le sujet.

L'obtention des données de caractéristiques de la FC est non intrusive et pourrait être utilisée pour la détection de symptômes de TSPT dans des études naturalistes.

Cependant, il s'agit d'une étude naturaliste caractérisée par certaines limitations. Le vécu d'un épisode de TSPT est partiellement suggestif, ce qui explique que les individus ont des seuils différents pour rapporter la survenue ou non d'un épisode d'hyperexcitation. Par conséquent, les événements d'hyperexcitation peuvent être sur ou sous-rapportés. La création d'algorithmes personnalisés pourrait dynamiser leurs performances.

En plus, une grande partie des données relatives aux FC sont perdues à cause du type naturaliste de l'étude. La technologie optique utilisée par les bracelets connectés est influencée par la proximité de bracelets avec la peau et le phototype de peau. Les chercheurs proposent les validations de résultats de cette étude avec l'utilisation de capteurs plus précis comme les sangles pectorales utilisant des pulsations électriques.

Pour conclure, l'étude met en évidence la potentialité des algorithmes de ML pour la surveillance et la détection de symptômes de TSPT. Il s'agit d'un des premiers algorithmes de détection de symptômes de stress qui sont spécifiques pour le TSPT.

Sadeghi M et al 2021 [60]

Contexte

Jusqu'à présent le diagnostic et le suivi de TSPT se base sur des échelles subjectives d'autoévaluation. Ces dernières sont susceptibles aux biais de mémorisation. Par conséquent, nous avons besoin de mesures objectives de surveillance et de diagnostic du TSPT. Pour ce faire, nous devons d'abord explorer et définir les aspects pathophysiologiques du trouble ainsi que les facteurs qui les influencent.

Un grand nombre d'études ont documenté une corrélation entre la FC et le TSPT. Plus précisément, la FC de repos d'individus diagnostiqués de TSPT est plus élevée que celle

d'individus sains. Néanmoins, on observe une lacune scientifique sur les caractéristiques spécifiques de la FC et la description de modèles de la FC associés au TSPT. En outre, la majorité des études sur le sujet se sont déroulées dans des laboratoires utilisant des facteurs déclencheurs de symptômes. Cependant, la nature sporadique de symptômes de TSPT nécessite des études naturalistes.

Selon une étude naturaliste de McDonald AD et al. [63], il a été prouvé que la FC augmente pendant la manifestation d'événements d'hyperexcitation. Pourtant, la corrélation positive entre la FC et la manifestation des événements d'hyperexcitation n'est pas suffisante pour le développement des algorithmes de suivi de TSPT. Il est primordial d'acquérir une compréhension plus approfondie de la nature du changement de la FC.

Question de recherche

L'objectif de l'étude actuelle est d'explorer les caractéristiques de FC de vétérans souffrant de TSPT, dans le but de mettre en évidence de modèles descriptifs et mathématiques de la FC associées au TSPT. Il s'agit d'une étude naturaliste qui évalue également la relation entre la FC et les facteurs démographiques et comportementaux.

Matériels et méthodes

Le recrutement de participants a été fait via les événements de Project Hero's United Healthcare Ride 2 Recovery (R2R), une association qui organise des événements sportifs pour des vétérans et des pompiers souffrant de TSPT. Les individus participent à des activités physiques (vélo) le temps que les données soient collectées. 99 individus ont participé à l'étude et 38 d'entre eux ont accepté de donner leurs informations démographiques. Dans le but d'assurer la représentativité de l'échantillon, les données cardiaques des participants ont été comparées avec celles de participants qui n'ont pas

fourni leurs informations démographiques, et aucune différence significative n'a été observée.

Les participants portaient des bracelets connectés, pendant toute la durée de l'étude sur lesquels une application de collecte de données a été installée. L'application permet de collecter en continu et à distance des données physiologiques. Les participants ont été invités à rapporter les événements d'hyperexcitation en cliquant deux fois sur l'écran du bracelet. Quatre types de données ont été collectées: la FC en temps réel, l'accélération angulaire et linéaire et la survenue des événements d'hyperexcitation.

Un algorithme validé de ML affichant une précision supérieure à 84 %, a été employé pour différencier les périodes de repos des phases d'activité physique, afin de déterminer la FC au repos.

Une analyse de corrélation de Pearson a été réalisée pour les 38 participants qui ont fourni un ensemble complet de données (données démographiques, de FC, d'accélération et ils ont rapporté des événements de stress). Les chercheurs ont effectué une analyse de régression linéaire pour évaluer si la FC au repos a été affectée par les données démographiques. Les données démographiques concernent notamment: la prise d'antidépresseurs, d'anxiolytiques ou de glucocorticoïdes, de tabac, d'alcool. Ces données démographiques concernent également la qualité de sommeil et l'activité physique.

Les données de l'ensemble de participants ont été utilisées pour définir les modèles de FC durant les événements d'hyperexcitation. Pour ce faire, les modèles d'analyse ARIMA ont été utilisés.

Résultats

91 des 99 participants ont rapporté au moins un événement d'hyperexcitation. Durant ces événements la FC était comprise entre 80bpm et 90bpm. La moyenne de FC était à 91.2

bpm quand les événements survenaient pendant le temps de repos et à 105.75 bpm quand les événements survenaient pendant le temps d'activité physique (vélo). La variance de FC au temps de repos était de 61 bpm à 121 bpm, avec une moyenne FC à 80.46 bpm.

Moins de 5% d'événements d'hyperexcitation ont été rapportés entre minuit et 6h00. A noter que la plupart des participants profitaient de cet intervalle de temps pour recharger leur appareil.

87% d'événements d'hyperexcitation sont survenus pendant le temps de repos.

Suite à l'analyse de corrélation de Pearson, il a été admis que la FC de repos chez les vétérans diagnostiqués de TSPT est significativement corrélée avec la FC moyenne durant les événements d'hyperexcitation, l'âge, la prise d'antidépresseurs, le sommeil et le tabagisme.

Pendant le temps de repos chez des individus sains, le rythme de FC est stable avec des rythmes sinusaux normaux, sans déviations significatives entre les ondes successives. Cependant, il a été prouvé lors d'événements d'hyperexcitation que le rythme cardiaque est irrégulier et sporadique. Toutefois, il n'existe pas un gradient uniforme du rythme cardiaque pendant les événements du TSPT et celui-ci présente une variabilité importante.

L'analyse de stationnarité met en évidence que le rythme cardiaque pendant la manifestation d'événements d'hyperexcitation est non stationnaire, tout comme le rythme cardiaque des individus sains. La stationnarité signifie que les propriétés statistiques d'un processus générant une série temporelle ne changent pas au fil du temps. Cela ne signifie pas que la série ne change pas au fil du temps, mais simplement que la manière dont elle change ne change pas elle-même au fil du temps [66]. Néanmoins, les données du rythme cardiaque durant la manifestation des symptômes du TSPT présentent une fluctuation plus élevée comparée à la FC des individus sains.

L'autocorrélation est une représentation mathématique du degré de similitude entre une série temporelle donnée et une version décalée d'elle-même sur des intervalles de temps successifs.

Une autocorrélation de +1 représente une corrélation positive parfaite, tandis qu'une autocorrélation de -1 représente une corrélation négative parfaite [67]. L'analyse d'autocorrélation de FC a indiqué que l'autocorrélation est positive avant l'événement d'hyperexcitation, qu'elle est zéro le temps que l'individu rapporte l'événement et qu'elle devienne négative par la suite. En revanche, la direction d'autocorrélation de la FC des individus sains fluctue plus rapidement (de positive à négative et l'inverse).

Discussion

L'objectif de l'étude est d'une part, d'évaluer l'influence de valeurs démographiques et comportementales sur la FC de vétérans diagnostiqués de TSPT et d'autre part de décrire de profils spécifiques de FC durant la manifestation des symptômes d'hyperexcitation. Il s'agit de la première étude qui évalue les modèles de la FC chez des individus diagnostiqués de TSPT dans des contextes longitudinaux et naturalistes.

La plupart des participants ne portaient pas de bracelets connectés entre 00h00 et 06h00. Cependant, 5% d'événements d'hyperexcitation ont eu lieu durant cette période. Cela suggère une possible sous-estimation des événements d'hyperexcitation pendant cette période qui est en lien avec des résultats d'études précédentes qui montrent une mauvaise qualité de sommeil chez les individus diagnostiqués de TSPT.

Il a été prouvé que les symptômes de TSPT se manifestent 7 fois plus souvent pendant le repos. Cela suggère que les technologies mobiles de surveillance de TSPT doivent être optimisées sur la détection de symptômes pendant le temps de repos. Nous avons besoin davantage de recherches pour éclaircir les caractéristiques qui entraînent ce résultat pour

comparer la fréquence de survenue d'événements d'hyperexcitation, pendant les différents types d'activités physiques.

L'étude a indiqué que la FC de repos chez les vétérans diagnostiqués de TSPT est significativement corrélée avec l'âge, la prise d'antidépresseurs, le sommeil et le tabagisme. Les auteurs suggèrent que les algorithmes de ML qui utilisent la FC pour détecter les symptômes de TSPT sont susceptibles à de bias s'ils ne prennent pas en compte le sexe, le tabagisme, l'usage de médicaments et les habitudes de sommeil. A noter qu'il s'agit de la première étude qui évalue l'influence de facteurs démographiques sur la FC chez une population diagnostiquée de TSPT.

Les modèles de la FC pendant la survenue d'événements d'hyperexcitation présentent des caractéristiques uniques de non-stationnarité et de forte fluctuation par rapport aux schémas de FC sains. La description de schémas de FC peut permettre le développement des algorithmes de ML pour la détection en distance de symptômes qui proposent des techniques d'autogestion et des thérapies digitales.

Il s'agit d'une étude naturaliste qui, même si elle a une validité externe importante, est susceptible à la subjectivité ainsi qu'aux différences entre les participants. Les individus ont des seuils différents pour rapporter la survenue ou non d'une épisode d'hyperexcitation. Par conséquent, les événements d'hyperexcitation peuvent être sur ou sous-rapportés.

En outre, un grand nombre de données ont été perdues (25%). La collecte de données a été faite durant une période d'activité physique intense. Il a été constaté que le symptôme de TSPT y est moins présent. Les résultats ne peuvent pas être généralisés aux personnes qui ne pratiquent pas autant d'activité physique.

De plus, les chercheurs n'ont pas utilisé d'appareils de différentes marques pour vérifier qu'ils fournissent des ensembles de données similaires. Les chercheurs proposent l'utilisation de bracelets connectés de marque Apple. Ces derniers se sont avérés plus

précis. L'utilisation de capteurs passifs comme les sangles thoraciques ont un pourcentage plus bas concernant la perte de données. L'étude doit être répliquée avec des participants qui ne pratiquent pas autant d'activité physique. Finalement, l'étude doit être répliquée en utilisant des capteurs passifs de FC et d'accélérométrie différents. L'étude cherche à constater des différences significatives entre les résultats de différents capteurs.

Pour conclure, l'étude actuelle a décrit des schémas spécifiques de la FC chez une population diagnostiquée de TSPT. Une fois validés, les schémas peuvent être utilisés pour le développement des algorithmes de ML qui détectent les symptômes de TSPT.

Lekkas D et al. 2021 [54]

Contexte

Un des symptômes du TSPT est celui de l'évitement. Le symptôme d'évitement décrit les comportements qui visent à éviter les rappels internes ou externes de l'expérience traumatique. Les rappels peuvent être des souvenirs, des pensées, des sentiments, des objets, des lieux, des personnes et certaines interactions. L'évitement concerne à la fois le processus cognitif, émotionnel et la localisation physique. Par conséquent, elle pourrait être décrite en termes de localisation et des endroits où le patient passe son temps. Il est raisonnable de supposer que les mouvements quotidiens peuvent définir la symptomatologie d'évitement physique (situations, lieux et/ou personnes) et être utilisé comme un biomarqueur comportemental du TSPT.

L'étude de Lekkas et al a utilisé des données provenant de l'étude de Friedmann et al [68]. L'étude de Friedmann et al [68] a utilisé des données passives de localisation (GPS) pour discerner de différences sur les patterns de mouvements entre des femmes avec TSPT (TSPT groupe), des femmes avec antécédent de trauma durant l'enfance mais sans TSPT

(HTC groupe) et d'un groupe de femmes témoins (HC groupe). L'étude de Friedmann et al [68] a indiqué que le rayon maximum autour du domicile par jour a été significativement plus bas aux groupes TSPT et HTC par rapport au groupe HC mais il n'y avait pas de différence significative entre les deux groupes. Friedmann et al. ont mis en évidence la potentialité de données de GPS comme biomarqueur digital de TSPT et d'antécédent de trauma.

Pourtant, les résultats ne reflètent pas une distinction claire entre les personnes souffrant de TSPT et celles ayant un antécédent de maltraitance durant l'enfance. Au total, leurs travaux incitent à poursuivre les recherches sur les capacités prédictives des informations de GPS, notamment en ce qui concerne la distinction entre l'antécédent du traumatisme durant l'enfance et la manifestation du TSPT.

Objectif

S'appuyant sur les recherches menées par Friedmann et al. (2020) la présente étude a utilisé les données recueillies de groupes TSPT et HTC dans le but d'examiner l'utilité des données de localisation pour la prédiction de l'état diagnostiqué du TSPT. Cette recherche a émis l'hypothèse que les modèles de machine learning seraient capables de discriminer le statut diagnostique du TSPT des témoins traumatisés.

L'objectif est d'évaluer l'utilité des données passives de localisation pour la prédiction du diagnostic de TSPT à un échantillon d'individus avec antécédents de traumas durant l'enfance.

Matériels et méthodes

Les groupes TSPT et HTC de l'étude de Friedmann et al [68] constituent la population étudiée dans cette étude. Par conséquent, le groupe témoin n'a pas été pris en compte. Les chercheurs ont développé un ensemble des algorithmes de machine learning pour enquêter

sur leur capacité de reconnaître les femmes souffrant de TSPT par un échantillon de femmes ayant subi un traumatisme d'enfance (abus sexuel ou physique avant l'âge de 18ans). Les chercheurs ont utilisé des données passives de localisation: le temps (minutes) passé hors du domicile par jour et le rayon maximum autour du domicile par jour. Les données concernent une période de 7 jours.

Résultats

Les chercheurs ont développé des algorithmes de ML qui peuvent discerner le trouble de TSPT entre de femmes avec antécédents de traumatismes durant l'enfance avec une précision à 0.806.

Discussion

Il s'agit de la première recherche dans la littérature qui utilise de données passives de GPS pour la prédiction de diagnostic du TSPT. Les résultats mettent en évidence la potentialité de données de localisation comme biomarqueurs du TSPT. Les données de localisation comme biomarqueurs numériques présentent certains avantages.

1. Les symptômes de TSPT présentent une grande fluctuation dans le temps. Les symptômes peuvent parfois être atténués et par conséquent, ils peuvent être difficilement repérables pendant les consultations cliniques. Les données passives de localisation offrent la possibilité de surveillance en continu.
2. Le délai d'attente pour un suivi de TSPT est long. En attendant, le patient peut télécharger une application qui suit et analyse ses patterns de mouvements. Cette application pourrait servir au professionnel de santé en donnant des informations importantes sur le patient.
3. Le modèle de ML actuel peut être intégré à des applications qui collectent des patterns de mouvements. Ces applications analysent ces patterns et informent les professionnels de

santé. Il s'agit d'une surveillance continue qui pourrait détecter des changements significatifs et proposer d'interventions adaptées si besoin.

L'étude présente certaines limitations. Les résultats ne peuvent pas être généralisés chez les hommes ni chez des individus qui ont vécu des traumatismes différents, peu importe leur sexe. De plus, la nature distale du traumatisme et le temps variable qui s'est écoulé depuis le traumatisme représentent des facteurs de confusion potentiels.

En outre, les prédictions diagnostiques étaient basées sur une courte fenêtre d'évaluation (une semaine), de sorte que la stabilité des performances du modèle dans des contextes longitudinaux plus robustes n'est pas connue.

Cependant, les travaux actuels n'ont pas permis de déterminer si les patterns de mouvement, détectés par le modèle, reflètent des caractéristiques comportementales découlant du syndrome de stress post-traumatique. Les auteurs ne peuvent pas vérifier que les patterns de mouvements ne sont pas à l'origine de comorbidités telles qu'un trouble de l'anxiété ou de l'humeur. La possibilité de contrôler ces comorbidités dans les futures recherches renforcera la généralisabilité et testera plus rigoureusement la spécificité diagnostique de l'algorithme en vue d'une application clinique potentielle. Des cohortes plus grandes avec une collecte plus complète de paramètres de santé mentale comorbides permettront une évaluation plus précise.

Ilyas Y. et al 2023 [61]

Contexte

Les gens sans domicile fixe affrontent des difficultés importantes dans de multiples domaines, y compris des problèmes de santé mentale. Il s'agit d'une population ayant des besoins sociaux complexes. Ils ont généralement une histoire de vie caractérisée par des événements d'adversité (marginalisation, antécédents d'abus sexuels ou physiques).

Des recherches antérieures ont montré que le traumatisme sexuel, l'appartenance à un gang, les antécédents familiaux d'abus de substance et la violence parentale constituent des facteurs de risque de sans-abrisme chez les adolescents et les jeunes adultes. Ces éléments combinés avec le fait d'être sans domicile fixe favorisent les comportements à risque, comme des troubles psychiatriques et de traumatismes.

Par conséquent, il s'agit d'une population à risque qui nécessite d'avoir un accès facile aux services de santé mentale. Pourtant, cela est loin de la réalité.

Un nombre important de recherches évalue l'utilisation d'interventions de santé digitales (DHI) pour les jeunes sans abri. Cependant, les auteurs soulignent le manque de connaissances sur le développement de DHI spécifiques pour cette population. Les interventions de santé digitales se basent sur la collecte des données passives qui informent sur la nécessité d'une intervention ou non.

La connectivité du Wi-fi (utilisation de réseaux du Wi-fi publics ou privés, la fréquence et la durée d'utilisation du Wi-fi) ainsi que les patterns de mouvements des individus sont des données passives qui peuvent être collectées facilement par les portables et sans participation de l'individu. L'accès au Wi-fi est nécessaire pour l'utilisation de DHIs.

De plus, les données passives de localisation se sont avérées capables de prédire des états dépressifs de la population ayant un logement fixe. Pourtant ces deux données ne sont pas suffisamment étudiées pour la population de jeunes sans domicile fixe.

Objectif

L'objectif de cette étude est d'explorer les modes d'utilisation du Wi-Fi de téléphones portables et les patterns de mouvement chez les jeunes sans domicile fixe. Le but est de

collecter des données qui peuvent être utiles pour le développement de services digitaux de santé mentale. En outre, les auteurs ont examiné la relation entre l'utilisation du Wi-Fi et les patterns de mouvements en corrélation avec la dépression et les symptômes du syndrome de stress post-traumatique.

Matériels et méthodes

35 participants ont été recrutés par des foyers d'hébergement à Chicago entre janvier 2016 et novembre 2017. Les participants (n=7) qui n'avaient pas complété les questionnaires d'autoévaluation, ou qui ont fourni des mesures non valides, ont été exclus.

De plus, les participants (n=9) avec moins de 14 jours de données ont été exclus également. Finalement, 19 patients ont eu des données suffisantes pour conduire l'analyse.

Les deux foyers de recrutement étaient:

1. Le foyer A qui fournissait un programme d'hébergement d'urgence jusqu'à 30 jours et un programme d'hébergement sur le long-terme.
2. Le foyer B qui fournissait un programme d'hébergement à long terme pour les jeunes femmes enceintes et les jeunes mères.

A noter que l'ensemble de données font partie d'un DHI multicomposant. Cependant, l'étude actuelle a examiné que des données d'autoévaluation collectées avant l'intervention. Au sein du DHI les participants ont reçu un mois de soutien (appels téléphoniques, SMS) en même temps qu'un smartphone préchargé avec 3 applications associées à l'intervention. La durée de collecte de données était de 180 jours.

Au début de l'étude, et 1 mois après la fin de l'intervention, les participants ont complété des mesures d'auto-évaluation de la dépression (PHQ-9) et du TSPT (PCL-5).

Pour l'évaluation de la corrélation entre les symptômes mentaux, les données de localisation et l'utilisation du Wi-Fi, les données ont été ajustées pour les jeunes qui travaillaient ou allaient à l'école, car ces facteurs affectent l'accès au Wi-Fi et les schémas de déplacement.

Résultats

Les résultats présentés concernent le TSPT. Les mesures qui concernent la dépression ne sont pas présentées parce qu'elles ne concernent pas la question de notre revue de littérature.

Usage du Wi-Fi

La durée moyenne d'utilisation du Wi-Fi a varié considérablement entre les participants allant de 1 minute jusqu'à 628 minutes par jour. A noter qu'il a été montré que la durée moyenne d'usage du Wi-fi par jour par les jeunes sans abri est considérablement plus bas que celle d'un américain avec logement fixe. Les jeunes avec un temps moyen de connexion Wi-Fi élevé dépendaient généralement d'un seul réseau Wi-Fi, ce qui suggère qu'ils disposaient d'un accès fiable à un réseau privé. Après ajustement pour tenir compte du fait que les participants étaient étudiants ou employés, le nombre moyen de minutes d'utilisation du Wi-Fi était un facteur prédictif significatif des scores PCL-5. Des niveaux plus élevés d'utilisation du Wi-Fi ont été associés à des scores plus élevés de sévérité des symptômes du TSPT.

Patterns de mouvement

Il existe également des relations significatives entre l'entropie, qui représente la variabilité du temps passé dans les différents endroits, et les scores PCL-5. Cela suggère que des valeurs d'entropie plus élevées sont associées à des scores de sévérité de TSPT plus faibles. Une entropie élevée signifie que les individus passent leur temps de façon uniforme entre les

différents endroits. Toutefois, cette relation n'a été observée que pour le foyer A et pas pour le foyer B.

Discussion

Il a été démontré que les participants qui passent leur temps de façon uniforme entre les différents endroits ont des symptômes de TSPT moins sévères. Les jeunes manifestant des symptômes de TSPT plus sévères avaient tendance à fréquenter certains endroits, possiblement dans le but de créer une routine sécurisante. Pourtant cette hypothèse n'a été validée que pour le refuge A, qui offre de séjours d'urgence courtes. Le refuge B héberge des jeunes avec des enfants. Les participants du refuge B avaient peut-être des responsabilités en lien avec leurs enfants qui pourraient expliquer la différence observée.

Les individus qui rapportent de symptômes de TSPT plus sévères, présentent une utilisation plus élevée du Wi-Fi. Il a été montré que pour chaque augmentation d'usage moyenne du Wi-Fi d'une minute, le PCL-5 augmente d'un point. Cela pourrait signifier que l'usage du Wi-fi constitue une stratégie de coping. Néanmoins, l'étude comprenait une intervention de santé digitale pendant le premier mois. Cela a pu influencer le niveau dans lequel les jeunes sans-abri ont cherché à se connecter au Wi-Fi.

Les associations retrouvées entre l'usage du Wi-Fi et les patterns de localisation peuvent indiquer quand les jeunes sans abri sont à haut risque de présenter des symptômes de TSPT. Cette corrélation peut être utilisée pour le développement des applications de santé digitale qui analysent les patterns de mouvements et l'utilisation du Wi-fi pour proposer des interventions de santé digitale aux moments où ceux-ci sont nécessaires.

De plus, l'usage diminué du Wi-fi par les jeunes sans abri, nécessite des applications de santé mobile pour lesquelles la connexion au Wi-fi n'est pas nécessaire. Les résultats

précédents peuvent guider la création des applications de santé mentale pour les jeunes sans abri.

L'étude est susceptible aux certains biais. Plus précisément, les critères d'exclusion comprennent le trouble d'usage de substances, la déficience intellectuelle, la présence d'idées suicidaires, etc. Cela veut dire que les résultats ne peuvent pas être généralisés.

De plus, le faible nombre de participants limite également la généralisabilité des résultats. En outre, l'étude a été effectuée avant la pandémie de Covid, qui pourrait avoir affecté l'usage du Wi-Fi par les jeunes.

Place S et al 2017 [62]

Contexte

Comme nous l'avons démontré précédemment, les applications mobiles de détection passive offrent la possibilité de reconnaître les symptômes cliniques des maladies mentales. Néanmoins, leur application dans la pratique clinique est limitée de nos jours. En effet, elles ne sont pas encore validées cliniquement. Plus précisément, l'institut national de santé a souligné que des preuves empiriques fondées sur la théorie sont nécessaires.

Les applications de détection mobile ont déjà montré une certaine efficacité sur le diagnostic de dépression. En outre, l'analyse des indications vocales (prosodie, intonation vocale, etc) peut promouvoir des données sur l'état mental des patients. Plus précisément, divers aspects de la prosodie vocale ont été associés à la gravité de la dépression.

Objectif

L'objectif de l'étude actuelle est l'application d'une plateforme de détection mobile qui vise à collecter, stocker et valider cliniquement des indicateurs de symptômes de dépression et de TSPT. Les auteurs ont supposé que les données de traces numériques et des signaux

auditifs provenant d'un téléphone portable peuvent identifier les symptômes du TSPT et de la dépression. De plus, la collecte de données devrait être possible dans la pratique clinique en nécessitant la moindre participation des patients. Les auteurs avaient pour objectif de faciliter l'utilisation des modèles et leur acceptabilité par des cliniciens.

Matériels et méthodes

Les participants ont été recrutés via des publicités sur internet ou via des associations de vétérans. Pour être inclus, les participants devaient présenter au moins un symptôme de dépression ou de TSPT selon le PC-PTSD ou le PHQ-2. Les participants ont eu une visite initiale pendant laquelle ils ont complété un questionnaire de base. Les participants ont également remplacé leurs portables par un portable comprenant une application de collecte de données. La collecte de données a duré 12 semaines. Par la suite, les participants ont eu une visite de suivi. Les participants ont été invités à utiliser les portables comme à leur habitude et à enregistrer un enregistrement vocal au moins une fois par semaine. Cet enregistrement vocal décrivait leur état émotionnel ainsi que le déroulement de leurs journées.

A la fin de l'étude, les participants ont réalisé un entretien clinique semi-structuré (SCID) avec un clinicien qualifié. Les participants ont rapporté également leurs données démographiques.

Les données digitales collectées par l'application sont décrites ci-dessous

- **Activité** : la manipulation physique de l'appareil. Les données proviennent de l'accéléromètre et du gyroscope.
- **Sociabilité** : l'interaction social du participant avec d'autres individus via son portable. Les données concernent le temps et le contenu crypté d'appels et des SMS sortants et entrants.

- Localisation : la localisation de l'appareil avec l'aide de GPS, le Wi-Fi et la triangulation des tours de téléphonie mobile.
- Interaction de l'appareil : les données sont des horodatages de quand l'écran est activé ou désactivé.
- Informations de l'appareil : données qui concernent l'appareil comme le niveau de la batterie. Ils ont été utilisés pour des tests de qualité.
- Enregistrements vocaux : les enregistrements vocaux ont été utilisés pour extraire des informations relatives à l'élocution, au débit, à la prosodie, à l'intonation et à la qualité de la voix. Le contenu lexical des enregistrements n'a pas été analysé.

Les chercheurs se sont concentrés sur la prédiction d'un symptôme de TSPT (l'évitement d'activités, de personnes et des endroits) et de trois symptômes dépressifs.

Finalement les données d'activité n'ont pas été utilisées à cause d'une incapacité d'extraire de caractéristiques significatives pour le développement des algorithmes. Les données d'interaction de l'appareil ont parfois été exclues en raison de l'activation de l'appareil suite aux notifications des applications. Les données d'enregistrements vocaux n'ont pas été utilisées pour les symptômes du TSPT.

Des combinaisons de données digitales ont été utilisées pour créer 10 modèles candidats par symptôme étudié. Les modèles candidats consistaient en des modèles logistiques décrivant la probabilité de présenter le symptôme correspondant. Le modèle présentant l'aire sous la courbe ROC (AUC) la plus élevée a été choisie. Il s'agit d'une analyse de type machine learning.

Résultats

95 participants ont consenti à participer à l'étude. 73 d'entre eux ont fourni des données suffisantes.

Les symptômes ont été évalués par des cliniciens via des entretiens cliniques structurés du DSM. Un seul symptôme a été évalué pour le TSPT : l'évitement de personnes, des endroits et des activités. L'algorithme développé peut prévoir le symptôme d'évitement avec un AUC de 0.83. L'algorithme utilise deux données : le nombre d'appels sortants et le nombre de contacts des SMS.

Aucune information sur les diagnostics antérieurs, les comorbidités actuelles, le mode de vie ou les caractéristiques démographiques n'a été incluse dans les modèles pour obtenir ces AUC.

Discussion

L'algorithme développé est simple, objectif et utile dans la pratique clinique. En outre, il est pertinent dans la pratique clinique étant donné que l'évaluation de symptômes repose sur des entretiens cliniques et non sur des mesures d'auto-évaluation. Les algorithmes offrent des résultats qui peuvent intéresser en tant que moyen de suivi de symptômes en temps réel.

Les algorithmes peuvent fournir automatiquement et quotidiennement des informations sur des changements comportementaux des patients. L'utilisation d'une telle application peut permettre aux cliniciens de suivre l'apparition d'un épisode, la progression des symptômes et les rechutes durant l'intervalle de consultations. La collecte passive de données n'est pas contraignante pour les patients et n'est pas sujette à des biais provenant de l'auto-évaluation de symptômes.

Actuellement, il n'existe pas de méthode objective, continue et en temps réel pour collecter, analyser, et suivre les indicateurs comportementaux associés aux symptômes de santé mentale. L'approche de détection mobile validée dans cette étude a permis de rationaliser le processus de collecte et de transmission d'indicateurs cliniquement pertinents.

L'échantillon est plus grand que celui utilisé aux études identiques antérieures. Pourtant, il s'agit d'un échantillon communautaire qui limite la généralisabilité de résultats. Les modèles doivent être validés davantage.

Auteurs	Année de publication	Pathologie étudiée	Population	Sexe Ratio	Critères diagnostiques	Région	Nombre de sujets	Durée de l'étude (en jour)
Sadeghi M et al	2022	TSPT	Vétérans de 22 à 75 ans diagnostiqués de TSPT	17.17% de femme	Non mentionnés	Etats Unis	99	35
Sadeghi M et al.	2021	TSPT	Vétérans de 22 à 75 ans diagnostiqués de TSPT	17.17% de femme	Non mentionnés	Etats Unis	99	Non précisé
Lekkas D et al.	2021	TSPT	Femmes de 18 à 65 ans.	100% de femme	TSPT selon les critères du DSM-IV à l'aide de l'entretien SCID-5	Allemagne	185	7
Ilyas Y et al.	2023	TSPT	Personnes SDF âgées de 18 à 24 ans qui parlent anglais	68.4% de femme	Aucun	Etats Unis	19	180
Place S et al.	2017	TSPT	Population général ou vétérans >18 ans présentant un symptôme de PTSD ou de dépression et qui ont vécu au moins un événement traumatique	33% de femme	Aucun	Non précisé	73	84

Table 1 : données démographiques

HTC: healthy trauma controls , HC: healthy controls, TPB: trouble de personnalité de type borderline, SCZ: schizophrénie, TBI: trouble bipolaire de type 1, IMC: indice de masse corporelle, TS: tentative de suicide, SCID-5: Entretien clinique structuré pour le DSM-5, SDF: sans domicile fixe

Auteurs	Année de publication	Fréquence cardiaque	Accélération	GPS	Usage du Wi-fi	Journal d'appel	Journal de message texte	Contacts
Sadeghi M et al.	2022	●	●					
Sadeghi M et al.	2021	●	●					
Lekkas D et al.	2021			●				
Ilyas Y et al.	2023			●	●			
Place S et al.	2017					●	●	●

Table 2 : Capteurs utilisés

Auteurs	Année de publication	Contrôle	Système d'exploitation (et wearable)	Méthode d'analyse	Principaux résultats
Sadeghi M et al	2022	Pas de comparateur utilisé	Android ou iOS, application de type mhealth dessinée par ACE-Lab d'université Texas, (bracelet connecté)	ML	Les algorithmes de ML peuvent prévoir les événements d'hyperexcitation avec une précision jusqu'à 81% en utilisant de données de FC et de l'accélération corporelle.
Sadeghi M et al	2021	Groupe témoin	Android ou iOS, application de type mhealth dessinée par ACE-Lab d'université Texas, (bracelet connecté)	ML, corrélation de Pearson, régression linéaire, analyse ARIMA, analyse de l'effet de levier	L'étude a décrit des schémas uniques de la FC chez une population diagnostiquée de TSPT. Les résultats peuvent être utilisés pour le développement des algorithmes de ML qui détectent les événements d'hyperexcitation.
Lekkas D et al.	2021	Pas de comparateur utilisé	Non précisé Application movisensXS	ML	En utilisant les données de GPS c'est possible de distinguer les femmes souffrantes de TSPT dans un groupe de femmes avec d'antécédent d'abus sexuel ou physique durant l'enfance avec une précision à 0.806

Ilyas Y et al.	2023	PCL-5	Android, Application Purple Robot	Régression linéaire	L'étude a évalué les patterns de mouvement et l'usage du Wi-fi chez les jeunes sans abri. Il est retrouvé que l'usage élevé du Wi-Fi et une entropie basse sont associés à une augmentation de symptômes de TSPT. Les résultats peuvent guider le développement des applications de santé mobile destinées aux jeunes sans abri.
Place S et al.	2017	PC-PTSD	Android	ML	L'algorithme peut prévoir la manifestation du symptôme d'évitement avec un AUC à 0.83 en utilisant le nombre d'appels sortants et le nombre de contacts avec lesquels le sujet échange de messages.

Tableau 3 : Méthodes et résultats

ML:Machine Learning, SVM : Support Vector Machine, SHAP: Shapley Additive exPlanations, atcd; antécédents, AUC: area under the curve, SCID : structured clinical interview for the DSM-IV, GAF: Global Assessment of Functioning Scale, PLS: Partial Least Squares regression, GLM: generalized linear model, RBF: Radial basis function, PC-PTCD: Primary Care PTSD Screen, PHQ-2: Patient Health Questionnaire 2, ARIMA: Auto Regressive Integrated Moving Average, DFA: Detrended fluctuation analysis

3. Discussion

3.1 Synthèse de résultats

L'objectif principal de notre travail était d'examiner la potentialité du phénotypage digital sur le diagnostic et le dépistage du TSPT et du trouble de stress aigu par des capteurs passifs via smartphones ou objets connectés mobiles. Pour ce faire, nous avons effectué une revue de littérature du sujet, sur la base de données de Pubmed jusqu'à janvier 2024. Nous avons trouvé 5 articles. L'ensemble des articles étudient le TSPT. Nous n'avons pas trouvé d'article qui étudie le trouble de stress aigu, cela s'explique probablement par la courte durée de ce trouble (1 mois). Les capteurs les plus utilisés par les chercheurs sont la fréquence cardiaque, l'accélération corporelle et les données de localisation (GPS) [54,59–61]. Une étude se centre sur la discrimination des personnes avec TSPT des personnes saines [54], deux études visent la prédiction de symptômes de TSPT [59,62] et deux autres études évaluent les patterns comportementales et physiologiques des population cliniques [60] et non cliniques [61]. Une seule étude a utilisé un groupe témoin [60].

3.2 Discussion des résultats au regard de la littérature

Les résultats de notre étude sont conformes à la littérature sur le sujet qui rapporte une bonne précision de détection de TSPT via des données passives obtenues via smartphones ou objets connectés [55].

3.3 Capteurs utilisées

Le table 4 répertorie les capteurs utilisés dans la prédiction et la surveillance de symptômes de TSPT.

Capteur	Utilisation	Avantages et inconvénients	Validité
Fréquence cardiaque	Peut prédire la survenue d'événements d'hyperexcitation [59,60].	Non intrusif et disponible dans la plupart des bracelets connectés [59]. Nécessité d'un objet connecté qui doit être utilisé le plus possible dans la journée [6].	Bonne précision quand il est utilisé en association avec l'accélération corporelle [59,60].
Accéléromètre	Utilisé en association avec la fréquence cardiaque pour diminuer le bruit, provenant de l'activité physique. Il aide à distinguer quand le stress est lié à l'activité physique ou à l'état mental [59,60].	Moyenne consommation énergétique. Données peu sensibles concernant la confidentialité [6].	Bonne précision quand il est utilisé en association avec la fréquence cardiaque [59,60].
GPS	Peut prédire le symptôme d'évitement. Il est utilisé comme indice de l'activité physique [54,61].	Les données sont facilement accessibles. La consommation de la batterie peut être importante. Les données sont sensibles sur le plan de la confidentialité [6].	Bonne précision même quand il est utilisé seul [54].
Usage du Wi-fi	L'augmentation de l'utilisation du Wi-fi est associée à une sévérité plus importante de symptômes de TSPT [61].	Pas de données.	Pas de données.

Journal d'appel	Il est utilisé pour prédire le symptôme d'évitement du TSPT [62].	Les données sont sensibles sur le plan de la confidentialité si le cryptage n'est pas utilisé. Peu de consommation énergétique [6].	La combinaison de nombre d'appels sortants et le nombre de contacts apparus au journal de messages textes présente une bonne précision [62].
Journal de message texte	Il est utilisé pour prédire le symptôme d'évitement du TSPT [62].	Les données sont sensibles sur le plan de la confidentialité si le cryptage n'est pas utilisé. Peu de consommation énergétique [6].	La combinaison de nombre d'appels sortants et le nombre de contacts apparus au journal de messages textes présente une bonne précision [62].
Contacts	Il est utilisé pour prédire le symptôme d'évitement du TSPT [62].	Les données sont sensibles sur le plan de la confidentialité si le cryptage n'est pas utilisé. Peu de consommation énergétique [6].	La combinaison de nombre d'appels sortants et le nombre de contacts apparus au journal de messages textes présente une bonne précision [62].

Table 4: Présentation de capteurs

Un objet connecté a été donné aux participants dans 2 études [59,60], un smartphone a été donné aux participants dans 2 études [61,62] et une étude ne rapporte pas si un objet connecté ou un smartphone a été utilisé et comment les participants s'en sont procurés [54].

Pourtant, les résultats d'études qui n'utilisent pas les mêmes appareils ne sont pas comparables à cause d'un manque d'équivalence de capteurs sur les différentes marques d'appareils. D'un autre côté, l'offre d'un appareil unique garantit la comparabilité entre les études mais pas la généralisabilité des résultats à la population générale (utilisation d'un grand nombre de différents appareils).

De plus, quand un appareil est offert aux participants cela peut générer de biais. En effet, cet appareil peut modifier la façon dont les participants utilisent leur portable. Nous avons besoin d'études comparatives de différents capteurs dans le but de pouvoir ajuster par la

suite les résultats en fonction du capteur utilisé. Cela permettra la comparabilité des résultats entre les études et la possibilité d'extrapoler les résultats dans la population générale.

3.3.1 Consommation énergétique

Un autre problème lié aux applications de détection passive est leur consommation énergétique importante. Selon une étude menée aux États-Unis, la durée d'une batterie est le facteur le plus important à prendre en compte lorsque nous souhaitons acheter un appareil mobile. Il est logique de déduire que la consommation énergétique des applications est un facteur essentiel pour l'adhésion des utilisateurs [69]. Il semble que l'un des principaux obstacles au développement de logiciels et de matériels pour l'efficacité énergétique est le manque de connaissances sur le sujet [69]. Pourtant, un grand nombre de chercheurs s'intéressent à la diminution de la consommation énergétique des applications et des appareils mobiles. Par exemple, le GreenHub est un ensemble de données collaboratives à grande échelle pour l'analyse de la consommation de batterie des appareils Android provenant du BatteryHub. BatteryHub est une application disponible sur Google Play Store. Une fois installée, elle peut fournir à l'utilisateur des informations sur l'état de leur appareil et des conseils personnalisés sur l'amélioration de la consommation énergétique de son appareil [69]. Un autre exemple est celui de Carat. Il s'agit d'une application désignée pour diagnostiquer les anomalies des appareils mobiles, disponible pour iOS et Android. L'application collecte et envoie des données à un serveur commun qui compare les données de plus de 500.000 d'appareils mobiles. Le serveur a pour objectif de détecter des déviations énergétiques et de proposer des solutions pour diminuer la consommation énergétique de l'appareil. Au total, il est estimé que l'application peut améliorer de 21% la durée de vie de la batterie après 1 mois d'utilisation. Une approche collaborative comme Carat qui compare les

différents appareils, logiciels, profils d'utilisateurs, etc, est nécessaire dans le but d'améliorer la consommation énergétique des appareils mobiles [70].

Comme nous l'avons déjà évoqué, les applications de phénotypage digital sont parfois très énergivores, ce qui décourage les usagers de les installer ou les utiliser sur le long terme. Une solution pourrait être de coupler les applications de phénotypage digital avec des applications comme le Carat ou le Battery Hub.

3.4 Machine Learning

Les algorithmes de machine learning ont été largement utilisés pour analyser les données issues du phénotypage digital. Leur efficacité est particulièrement intéressante dans le cadre de la détection des symptômes du TSPT. Concernant notre revue, deux études ont utilisé des algorithmes de ML [54,59]. Les algorithmes ont été choisis pour des raisons hétérogènes. Sadeghi M et al. [59] ont choisi 4 algorithmes (Random Forest, XGBoost, Logistic Regression and non-linear SVM) parce qu'ils se sont montrés prometteurs pour la détection de stress dans des études précédentes. Random Forest est largement utilisé pour l'analyse de grands ensembles de données physiologiques en raison de sa robustesse à gérer la perte de données [59]. Logistic Regression a été choisi pour son efficacité de prédiction de résultats binaires [59]. XGBoost a été choisi en raison de son efficacité, sa précision, son interprétabilité et sa facilité d'intégration avec les applications mobiles [59]. Pour leur étude Lekkas D et al. [54] ont choisi l'algorithme xgbDART (une extension de l'algorithme XGBoost) parce qu'il présente une bonne performance et vitesse d'exécution à une variété de tâches d'apprentissage automatique.

Possiblement le paramètre le plus important à prendre en compte pour la précision de l'algorithme est la taille de l'échantillon. Les modèles ML ont tendance à produire des résultats trop optimistes lorsque l'échantillon utilisé pour leur développement est petit. Plus

l'ensemble de données est grand, plus la puissance statistique pour la reconnaissance des formes (motifs) est élevée. Pourtant, les petits échantillons sont plus fréquents en raison des coûts liés à la collecte de données impliquant des participants humains [71].

Les petits échantillons sont en lien avec le risque de surapprentissage [71]. Le surapprentissage se produit lorsqu'un modèle de machine learning s'adapte trop précisément aux données d'entraînement, capturant non seulement les tendances générales mais aussi les fluctuations et le bruit spécifiques. Cela entraîne une très bonne performance sur les données d'entraînement, mais le modèle échoue à généraliser lorsqu'il est appliqué à de nouvelles données. Le surapprentissage est un signe que le modèle est trop complexe par rapport à la quantité de données ou à la diversité de celles-ci [72–74]. Dans l'apprentissage supervisé, le modèle idéal devrait à la fois approcher les régularités des données d'apprentissage et se généraliser à de nouvelles données. Les modèles trop complexes sont susceptibles de représenter le bruit dans les données d'apprentissage, plutôt que les modèles sous-jacents d'intérêt (surapprentissage). En revanche, les modèles trop simples risquent de ne pas s'adapter aux données d'apprentissage et de ne pas saisir les régularités sous-jacentes (sous-apprentissage) [71]. Le sous-apprentissage ou sous-ajustement (underfitting) désigne une situation où un modèle est trop simple pour capturer les motifs ou les relations sous-jacents dans les données d'entraînement. Cela signifie que le modèle a une capacité insuffisante, ou trop peu de paramètres, pour bien représenter la complexité des données. Un modèle qui "underfit" a tendance à avoir une faible performance non seulement sur les données de test, mais aussi sur les données d'entraînement. Il est évident que l'on cherche à construire un modèle qui s'adapte aux données d'apprentissage juste assez pour capturer un modèle représentatif de la population, mais qui ne s'adapte pas au bruit inhérent aux données d'apprentissage disponibles. Le sous-ajustement est amélioré en appliquant simplement des modèles de complexité croissante, mais le surajustement est un

problème plus difficile [71]. Pour évaluer et contrôler le surajustement, la validation du modèle est couramment utilisée. Un moyen fiable de valider les performances d'un modèle de ML consiste à entraîner un modèle avec les données disponibles et à évaluer ses performances de classification à l'aide de données nouvellement collectées ou d'un ensemble de données distinct. Une autre approche fiable, communément appelée fractionnement entraînement/test (train/test split en anglais), consiste à séparer une partie des données avant de développer un modèle de ML et de n'utiliser ces données que pour la validation [71]. L'utilisation de nouvelles données pour tester un modèle de ML permet d'obtenir une estimation non biaisée des performances du modèle lorsqu'il est déployé pour des prédictions réelles dans des situations réelles. Toutefois, ces approches nécessitent la collecte ou la conservation d'une quantité importante de données pour la validation et sont rarement utilisées dans les recherches impliquant des participants humains, où la collecte de données est généralement associée à des coûts élevés [71].

Une alternative quand les données sont limitées est la validation de type cross validation (CV). Cette méthode de validation utilise l'ensemble de données pour l'entraînement et le test de l'algorithme. Ils existent de différents types de CV. Nous nous intéressons au K-Fold Cross Validation et au Nested CV. Néanmoins, selon l'étude de Vabalas A et al. [71] le K-Fold CV produit des résultats biaisés qu'ils sont négativement corrélés avec le nombre de données (overfitting=surapprentissage). Plus l'échantillon est petit, plus le biais est important. Cela ne se produit pas avec le nested CV et le train/test split. A noter que, la précision de la train/test split et du Nested CV augmente avec la taille de l'échantillon, puis se stabilise lorsque la taille de l'échantillon atteint environ $N = 700$ [71].

L'évaluation robuste de la classification ML est impérative dans le domaine de la recherche parce qu'elle permet des comparaisons significatives entre différentes études et différentes méthodes. L'évaluation robuste est d'autant plus importante que les échantillons

d'entraînement et de test disponibles sont petits. Pour conclure, l'étude de Vabalas A et al. [71] a démontré l'importance de la séparation des données d'entraînement et de test pour éviter des estimations de performance biaisées qui sont trop optimistes. Le CV K-Fold n'a pas été suffisant pour contrôler l'overfitting. En revanche, nous avons constaté que le Nested CV donnait des estimations de performance non biaisées, quelle qu'elle soit la taille de l'échantillon [71].

Sadeghi M et al. [59] ont divisé les données pour tester et entraîner l'algorithme et ils ont utilisé une validation de type CV. A leur étude, Lekkas D et al. [54], ne précisent pas si les données ont été divisées pour entraîner et tester l'algorithme. Concernant la méthode de validation il ont utilisé la nested CV et la ten-fold, five-times-repeated cross validation.

3.5 Limites

3.5.1 Limites méthodologiques

La plupart des études qui étaient exclues étaient des études de faisabilité, des revues de littérature, des études qui ne collectent que des données actives, des études qui ne présentent pas de résultats et des études pilotes.

Il faut préciser que nous n'avons utilisé qu'un seul moteur de recherche (pubmed) , qui signifie qu'il existe possiblement d'autres articles correspondant à nos critères. De plus, nous n'avons pas réalisé une double lecture. Le phénotypage digital consiste à un phénomène récent qui manque d'une terminologie définitive. De ce fait, il est logique que l'équation de recherche ne puisse pas couvrir la totalité des articles. Par exemple, Cakman AS et al. [55] ont utilisé des données passives provenant d'un objet connecté dans le but de diagnostiquer

le TSPT. Pourtant, l'étude n'est apparue ni dans les résultats de notre équation de recherche, ni dans la bibliographie des articles sélectionnés.

3.5.2 Limites des études sélectionnées

Après avoir retrouvé 951 articles initiaux, et exclus des articles progressivement grâce à la méthodologie de référence des revues systématiques, nous avons finalement trouvé cinq articles qui correspondaient à nos critères d'inclusion. Néanmoins trois articles ne remplissent pas tous les critères mais il présentent des recherches pertinentes sur la littérature étudiée. Plus précisément, l'étude de Sadeghi M et al. [59] n'utilise pas d'échelle comparative qui est l'un des critères d'exclusion. L'étude de Sadeghi M et al. [60] ne prévoit pas de symptômes de TSPT, mais elle évalue les modèles de fréquence cardiaque durant la manifestation des symptômes de TSPT chez une population clinique. L'étude de Ilyas Y et al. [61] ne prévoit pas également de symptômes de TSPT mais elle évalue les liens entre des données passives de géolocalisation et d'utilisation du Wi-Fi et les symptômes de TSPT.

Concernant les participants, les études sélectionnées nécessitent une population qui est à l'aise avec la nouvelle technologie (smartphones, objets connectés). Cela signifie qu'une grande partie de la population est exclue et les résultats ne peuvent pas être généralisés. En plus, aucune de cinq études ne mentionne d'avoir choisi un échantillon représentatif de la population et le nombre nécessitant des participants n'a pas été compté en avance. A noter également qu'une des études mentionnées [54] ne fait pas référence aux données démographiques des participants à l'exception de pourcentage homme/femme. Par ailleurs, trois études [59–61] ne comprennent pas d'évaluation clinique des participants qui peut engendrer de biais d'information. Une étude rapporte que 25% de données sont considérées manquantes, tandis que le reste des études ne rapporte pas le pourcentage de perte de

données. La perte de données est également corrélée à des biais d'information. Finalement, nous n'avons pas trouvé d'étude qui réplique les méthodes d'une étude précédente dans le but de comparer des résultats, mais cela est probablement lié au fait que le phénotypage digital est un domaine scientifique récent.

3.5.3 Limites éthiques

Le phénotypage digital, qui combine l'intelligence artificielle et la génomique, soulève des questions importantes quant à son encadrement légal et éthique, notamment en France et en Europe. Le traitement de données personnelles sensibles est soumis à des lois strictes pour protéger les individus contre des dérives potentielles, telles que la discrimination ou l'atteinte à la vie privée [75].

Le Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD), entré en vigueur en mai 2018, constitue le principal cadre législatif européen régissant le traitement des données personnelles, y compris celles utilisées dans le cadre du phénotypage digital. Selon le RGPD, les données biométriques et génétiques sont classées comme "données sensibles" et nécessitent une protection renforcée [75].

Le RGPD impose plusieurs obligations aux entités qui souhaitent utiliser des technologies de phénotypage digital. Plus précisément, les données doivent être traitées de manière transparente au regard de la personne concernée, elles doivent être collectées pour des finalités déterminées et elles ne doivent pas être traitées ultérieurement d'une manière incompatible avec ces finalités. La collecte de données doit être limitée à ce qui est nécessaire au regard des finalités pour lesquelles elles sont traitées. Les données doivent être utilisées de façon à garantir leur sécurité, y compris la protection contre le traitement

non autorisé ou illicite. Le RGPD prévoit que la personne concernée a donné son consentement pour le traitement de ses données à caractère personnel pour une ou plusieurs finalités spécifiques et que son consentement peut être retiré à tout moment [75]. Concernant les données génétiques, les données biométriques aux fins d'identifier une personne physique de manière unique et les données concernant la santé doivent être traitées par un professionnel de la santé soumis à l'obligation de secret médical. De plus, durant la collecte des données, l'identité et les coordonnées du responsable du traitement et, le cas échéant, du représentant du responsable du traitement, doivent être fournies aux personnes concernées. La personne concernée doit être informée au cas de violation de ses données qui est susceptible d'engendrer un risque élevé pour ses droits et ses libertés [75].

En France, le cadre juridique s'appuie sur le RGPD tout en étant complété par la Loi Informatique et Libertés et les lois relatives à la bioéthique. La Loi Informatique et Libertés dans sa version modifiée en 2018 [76], concerne le traitement automatisé ou non des données à caractère personnel et elle encadre la collecte, le traitement et le stockage des données personnelles en France. Elle confère aux individus des droits spécifiques, tels que le droit d'accès, de rectification, et de suppression de leurs données, ainsi que des exigences pour les responsables de traitement de garantir la sécurité des données. La loi impose aux entreprises et institutions, utilisant des technologies comme le phénotypage digital, de déclarer leurs traitements auprès de la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL). La Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés est une autorité administrative indépendante et elle est l'autorité de contrôle nationale au sens et pour l'application du règlement RGPD [76]. En plus, en France, les technologies touchant à la génétique et à la santé sont également encadrées par les lois de bioéthique. La révision de 2021 des lois de bioéthique a renforcé les contrôles sur les technologies émergentes, telles

que le phénotypage digital, pour garantir qu'elles soient utilisées dans le respect de l'éthique médicale, avec une attention particulière aux risques de discrimination et de stigmatisation.

L'article 11 de loi relative à la bioéthique a pour objectif de garantir la bonne information du patient lorsqu'un traitement algorithmique de données massives (« intelligence artificielle ») est utilisé à l'occasion d'un acte de soins. Il décline également la garantie d'une intervention humaine. La loi porte une attention particulière aux risques de discrimination et de stigmatisation [77].

Selon une revue de littérature sur les questions éthiques de collecte de données passives et de leur utilisation dans le domaine de santé [78], la plupart des auteurs s'accordent à dire que les procédures actuelles de consentement éclairé pour les données passives sont insuffisantes. Plus précisément, ils expliquent que la plupart des gens ne lisent pas ou ne comprennent pas les formulaires de consentement. Au lieu de cela, les utilisateurs ont tendance à accepter les conditions par réflexe. Étant donné qu'il s'agit de données passives, les participants ne sont pas forcément au courant du type, de la quantité et des implications de données collectées. En outre, il n'est pas toujours possible de prévoir les connaissances tirées des données passives et les implications qui en découlent. De plus, le consentement concerne également des tiers qui interagissent avec le participant ou le patient comme ses amis, les membres de sa famille ou d'autres personnes qui utilisent le même appareil. Dans le but de diminuer le risque de violation de la vie privée des individus, les chercheurs doivent collecter le nombre minimum de données nécessaires. La procédure de consentement doit assurer l'engagement des participants et les formulaires de consentement doivent être transparents par rapport aux données collectées, les finalités de cette collecte, l'intention qui préside à l'acquisition des données et l'impact intentionnel et non intentionnel que cela peut avoir sur le participant [77].

Une autre préoccupation qui émerge par l'utilisation de données passives dans les soins est que cela intensifie les inégalités en renforçant l'offre de soins pour les individus qui ont accès à ce type de technologie (smartphones et bracelets connectés). La possession d'un smartphone ou d'un bracelet connecté dépend du statut économique, de l'âge et des déficiences physiques, liées à une maladie mentale, qui affectent les compétences requises pour utiliser et bénéficier des technologies de santé personnalisées. Dans le but de garantir un accès égal à ces nouvelles possibilités émergentes, il est primordial d'assurer que les appareils et les logiciels sont abordables et leurs paramètres compréhensibles [77].

Les données passives contiennent des informations très sensibles, ce qui fait du stockage et de la sécurité de ces données une préoccupation majeure. Elles sont collectées et transmises via smartphones et d'autres appareils personnels qui ont des performances inférieures que celles d'un ordinateur de bureau, de sorte que les méthodes de cryptage peuvent être relativement faciles à briser. Les chercheurs doivent protéger les données au moment de leur collecte et disposer de moyens standardisés et validés pour transmettre les données en toute sécurité [77].

3.5.4 Limites d'acceptabilité

Un paramètre important à prendre en compte pour le développement des projets de recherche ainsi que des applications qui se basent sur le collecte de données passives est l'acceptabilité de la part de participants ou les patients selon les cas, ainsi que de la part de psychiatres.

Patients

Ce paramètre est essentiel parce que la non-participation peut entraîner un biais si les participants qui autorisent la collecte passive de données mobiles diffèrent des non-participants en ce qui concerne les centres d'intérêt de l'étude [79]. Keusch F. et al. [79] ont évalué les circonstances dans lesquelles les utilisateurs de smartphones sont prêts à participer à la collecte passive de données. La volonté de participer dépend de l'incitation pour la participation à l'étude mais également par la sponsorisation, la durée de collecte de données, la possibilité de désactiver l'application de collecte, la protection de la vie privée et de la sécurité de données qui offre l'étude et l'aisance d'utilisation de smartphones et d'objets connectés. Des études précédentes suggèrent que la volonté de participation est directement liée à l'utilisation et aux attitudes des participants par rapport à leurs smartphones [79]. Par exemple, les utilisateurs intensifs de smartphones ont plus tendance à participer à ce genre d'études. Selon, l'étude de Keusch F. et al. [79] avec un échantillon de 1947, 35% des utilisateurs de smartphone sont susceptibles de télécharger une application de collecte de données passives. Les 3 raisons principales qui démotivent les individus à participer à une étude de collecte de données passifs sont les préoccupations en matière de protection de la vie privée et de sécurité des données (39 %), le manque d'incitation ou une incitation trop faible (17%), et un manque d'informations et de contrôle sur ce qu'il advient des données (12%). Au contraire, les 3 raisons principales qui facilitent la participation à une telle étude sont l'intérêt et la curiosité (39%), l'incitation (26%) et la volonté d'aider la recherche (18%). En outre, les individus seraient plus susceptibles de participer à une étude lorsqu'elle est sponsorisée par une université (36.9%) que quand elle est sponsorisée par une société d'étude de marché (35.6 %) ou un agence statistique (33.1%). Les gens ont tendance à participer aux études qui ne durent pas longtemps. Comme il a été déjà évoqué, le sujet de confidentialité joue un rôle important pour la participation de participants et ceux-ci

participent plus facilement aux études quand ils ont confiance que les données collectées ne sont pas partagées avec d'autres organismes [79]. Pour conclure, l'organisme qui organise l'étude, la durée de l'étude et la sécurité des données sont des facteurs importants qui affectent le taux de participation.

Psychiatres

Les psychiatres se trouvent mitigés face à la nouvelle technologie qui permet la détection passive de patterns comportementaux. Les psychiatres montrent une acceptabilité moyenne pour le phénotypage digital concernant l'utilité, la facilité d'utilisation, le risque et la fiabilité [80]. Leurs préoccupations concernent l'impact que le phénotypage digital pourrait avoir sur la relation soignant-soigné et le risque de la dépersonnalisation de cette relation étant donné que les psychiatres auront la possibilité de surveiller l'état du patient sans nécessité de le voir en consultation. Pour les personnes âgées les consultations médicales parfois constituent leur seul moyen de sociabilisation et par conséquent, la diminution de fréquence des consultations pourrait aggraver leur isolement social [78,80]. En outre, les psychiatres appréhendent les contre-réactions anxieuses qui pourraient être générées par l'utilisation des applications du phénotypage digital. Imaginons un patient qui est au courant que son psychiatre peut surveiller son activité physique, son sommeil, sa sociabilité etc et faire des conclusions. Il est possible que le patient se sente stressé avant chaque consultation. Etant donné qu'il s'agit de nouvelles technologies que leur application dans la pratique clinique n'est pas encore validée, il existe un risque important de biais qui peuvent entraîner des erreurs diagnostiques et thérapeutiques. Au niveau éthique, les professionnels semblent inquiets que l'utilisation de la détection passive puisse être considérée comme une sorte de contrôle, voire être parallélisée avec l'utilisation de bracelet électronique des prisonniers. Par

conséquent, il y a un risque de stigmatisation. Il ne faut pas négliger également que la détection passive peut être utilisée pour contrebalancer la pénurie de psychiatres, en ignorant l'importance de la relation psychiatre-patient [80].

Un autre sujet qui semble intéresser les psychiatres est celui de leur responsabilité professionnelle en lien avec le phénotypage digital. Dans le cas d'une erreur médicale à la suite d'une décision prise avec l'utilisation des applications de détection passive, est-ce que toute la responsabilité incombe au professionnel de santé? La question est la même pour la violation de données passives [80]. Pour conclure, la moitié des psychiatres déclarent être dans l'attente d'arguments scientifiquement validés pour avoir une opinion concernant l'utilisation du phénotypage digital dans la pratique clinique.

3.6 Perspectives

3.6.1 Perspectives pour les futures recherches

Les études que nous avons sélectionnées ne détaillent pas suffisamment leur matériel et méthodes pour qu'elles soient répliquées. Les futures recherches doivent donner assez d'éléments dans le but de pouvoir être répliquées ce qui permettrait la validation de leurs résultats. Il est important de donner accès aux données anonymisées des patients, car il est difficile et coûteux de recruter des participants, surtout de participants souffrants de maladies psychiques. De plus, le nombre de personnes nécessaires doit être prévu en avance et l'échantillon doit être représentatif de la population. Comme nous l'avons déjà évoqué, les études du phénotypage digital recrutent des participants qui sont à l'aise avec les nouvelles technologies qui affectent évidemment la généralisabilité des résultats. Par conséquent, il est primordial de trouver des solutions pour pouvoir recruter également des personnes plus

âgées qui ne maîtrisent pas les smartphones et les objets connectés. Cela est faisable avec l'offre d'une formation sur l'utilisation des appareils électroniques au début de l'étude.

Les études doivent présenter les données démographiques de la population ainsi que les taux de participation et de l'engagement. Des questionnaires sur l'acceptabilité peuvent être distribués aux participants et les résultats de ceux-ci peuvent être présentés dans l'objectif de participer au développement des applications pour la pratique clinique comme il a déjà été déjà effectué par une étude [62]. Il est fortement conseillé l'utilisation d'un groupe témoin et l'évaluation de la psychopathologie via des entretiens cliniques standardisées au lieu des questionnaires d'évaluation.

La plupart des études offrent aux participants des smartphones et des bracelets connectés avec une application de collecte de données. Néanmoins l'utilisation d'un appareil autre que celui que les participants utilisent dans leur vie quotidienne pourrait changer leur manière d'utilisation. Cela constitue une variable confondante. Par conséquent, il est conseillé d'adapter les matériels et les méthodes pour permettre aux individus de participer aux études avec leur propres appareils.

Benoit J et al. [81] ont proposé un cadre organisationnel de recherche sur le phénotypage digital dans le but de permettre une meilleure comparabilité et répliquabilité de résultats. Nous trouvons pertinent d'exposer le cadre organisationnel de recherche de Benoit J et al. en ajoutant également des pistes que nous trouvons essentielles. Nous avons distingué nos propositions dans deux catégories : les lignes directives (guidelines) et les données qu'il faut rapporter. Les deux cadres organisationnels se trouvent aux tables 5 et 6. L'objectif est d'enrichir ce cadre pour établir progressivement des lignes directives concernant la recherche sur le phénotypage digital. Benoit J et al. proposent également après validation du tableau, de créer une liste en ligne regroupant toutes les études qui l'ont utilisé.

Durée de collecte de données[81]	Mesures de sécurité concernant la protection de données[81]
Nombre de participants[81]	Traitement pharmaceutique ou psychothérapeutique utilisé avant ou durant l'étude[81]
Nombre de participants de groupe contrôle[81]	Données démographiques (âge, niveau d'études, nationalité, sexe, statut socioéconomique)[81]
Taux de participation et taux d'engagement	Sévérité de symptômes au début de l'étude[81]
Appareil offerte ou non[81]	Formation de participants sur la technologie utilisée
Lieu de l'étude[81]	Capteurs utilisés[81]
Incitation de participants[81]	Données collectés en lien avec l'état de l'appareil (taux de batterie, usage de Wi-Fi, usage des applications, état d'activation de l'écran, usage de données cellulaires, journal d'appels et de messages textes, usage de Bluetooth)[81]
Logiciel utilisé (Android, iOS ou autre)[81]	Explication sur le choix des algorithmes ou le type d'analyse[81]
Objectif de l'étude(surveillance, diagnostic, suivi)[81]	Taux de perte de données[81]
Outil d'évaluation de symptômes (entretiens standardisés, auto- questionnaire ou autre)[81]	Algorithmes de ML utilisés[81]
Modèle de l'appareil utilisé	Conflits d'intérêt[81]
Performance [81]	Nom d'application de collecte de données[81]
Description détaillée de matériels et méthodes utilisés	Permission de mises en jour du logiciel durant l'étude

Tableau 5: Cadre organisationnel de recherche sur le phénotypage digital (données à rapporter)

Utilisation d'échantillon représentatif de la population	Cryptage et anonymisation de données	Utilisation de propres appareils de participants
Compter en avance le nombre nécessaire de participants	Surveillance de données par un médecin responsable qui est tenu par le secret médical	Description détaillée des matériels et méthodes

Evaluation clinique avec des entretiens standardisés	Questionnaire d'acceptabilité	Accès aux données anonymisées
--	-------------------------------	-------------------------------

Tableau 6: Cadre organisationnel de recherche sur le phénotypage digital (lignes directives)

Les études sélectionnées ont exploré que peu de capteurs. Pourtant les smartphones et les objets connectés offrent une grande variabilité de capteurs et certains d'entre eux ont déjà été utilisés dans d'autres troubles psychiatriques. Le TSPT est caractérisé par un sommeil perturbé de réveils nocturnes qui sont liés à des cauchemars traumatiques. La surveillance de l'activité du sommeil pourrait se faire avec plusieurs capteurs ou une combinaison de capteurs comme les capteurs de lumière ambiante, les capteurs de son (microphone), les capteurs de fréquence respiratoire, les capteurs de fréquence cardiaque, et les capteurs de mouvement (accéléromètre et gyroscope). Les 3 derniers capteurs ont été utilisés par les études sélectionnées mais pas dans l'objectif de surveiller l'activité du sommeil. Les métadonnées qui concernent les contenus des messages textes et de recherches sur l'internet pourraient être utilisées pour l'évaluation de l'humeur. Le microphone aussi pourrait capter des mots qui sont en lien avec une tristesse de l'humeur.

3.6.2 Perspectives pour l'application du phénotypage digital dans la pratique clinique

L'outil le plus important pour le diagnostic et le suivi de troubles mentaux est la consultation médicale. Pourtant, comme nous l'avons déjà évoqué, les symptômes se manifestent assez souvent en dehors de consultations cliniques. De plus, les patients psychiatriques souffrent parfois de troubles cognitifs qui complexifient la perception, la reconnaissance et la description de leurs symptômes et même quand ils n'existent pas de troubles cognitifs, les dires des patients peuvent être biaisés à cause des oublis. Par ailleurs, les patients peuvent

avoir de l'intérêt à falsifier leur symptômes pour avoir des bénéfices secondaires (arrêt maladie, invalidité) ou au contraire éviter de conséquences comme une mise en invalidité. La surveillance passive de leur comportement peut orienter les professionnels de santé avec des informations objectives. Ils peuvent avoir également des informations sur des maladies comorbides.

L'application du phénotypage digital dans la pratique clinique pourrait aider la décision thérapeutique. Par exemple, chez un patient qui se plaint des troubles de sommeil et que la détection passive nous informe qu'il présente un rythme nyctéméral inversé ou qu'il reste devant les écrans jusqu'à tard le soir, nous pouvons lui donner une fiche avec des règles hygiéno diététiques du sommeil avant de lui proposer un traitement.

Le temps limité que les psychiatres ont à leur disposition parfois ne suffit pas pour évaluer tous les symptômes. Le phénotypage digital pourrait offrir des informations de façon rapide. Certains patients présentant des troubles anxieux comme une phobie sociale ont des difficultés à se présenter au rendez-vous. Dans ce cas, la possibilité d'une surveillance passive pourrait aider le psychiatre à soigner en distance cette catégorie de patients.

3.6.3 Perspectives pour les applications mobiles à visée thérapeutique

Les applications à visée thérapeutique offrent de nouvelles possibilités dans la pratique clinique. Les applications peuvent proposer des séances de psychoéducation, servir de journal de l'humeur ou proposer des outils thérapeutiques comme la cohérence cardiaque ou la pleine conscience. Les applications à visée thérapeutique peuvent être couplées avec des applications du phénotypage digital, des applications de la réalité virtuelle, des chatbox (robots automatisés) etc. La réalité virtuelle peut être utilisée en tant que thérapie d'exposition dans la phobie ou le TSPT [82]. Par exemple, un patient présentant une phobie

des insectes pourrait être exposé à des différents insectes qui s'approchent de plus en plus étant donné que dans la réalité virtuelle toutes les conditions peuvent être contrôlées. Fitzpatrick KK et al. [83] ont évalué la capacité d'une chatbox à délivrer de la TCC via une interface conversationnelle. Le chatbox s'est montré efficace pour améliorer les symptômes dépressifs et l'anxiété des participants.

L'utilisation de différentes applications peut être personnalisée dans le but de correspondre aux besoins de chaque patient. Nous appelons cette pratique "poly-digital" [82]. Il est supposé que même si chaque application peut avoir une performance moyenne, la combinaison des applications pourrait avoir un effet positif important sur la santé mentale des patients.

Néanmoins, même s'il existe des millions d'applications de santé en ligne, seulement une petite partie d'entre elles ont été évaluées et accréditées par des organisations telles que l'Organisation for the Review of Care and Health Apps (ORCHA) ou la M-Health Index and Navigation Database (MIND)[82]. ORCHA est une organisation qui évalue les principaux aspects des applications de santé, notamment l'expérience de l'utilisateur, la confidentialité des données et les aspects liés à l'assurance clinique de l'application. Un rapport de l'ORCHA a indiqué que seulement 32 % des applications de santé mentale disponibles franchiraient un seuil de référence en matière d'assurance qualité.

3.7 Le phénotypage digital dans les autres troubles psychiatriques

L'application du phénotypage digital semble prometteuse dans d'autres troubles psychiatriques. Le phénotypage digital a une bonne performance sur la prédiction de symptômes et surtout les variations de l'humeur dans le cadre des troubles psychotiques

[81]. Des données passives provenant de l'accéléromètre présentent également une bonne performance pour la surveillance de symptômes négatifs des patients schizophrènes [84].

Le trouble dépressif caractérisé peut être détecté avec une bonne voire très bonne précision via l'utilisation du phénotypage digital [6]. Les résultats sont pareils pour le trouble bipolaire, ou le phénotypage digital peut distinguer, avec une précision correcte, les sujets souffrant de trouble bipolaire des sujets sains [6].

Même si la technologie du phénotypage digital est encore à son début, il semble qu'elle pourrait être un outil clinique important pour le diagnostic et la surveillance des troubles psychiatriques dans les années à venir.

Conclusion

Pour conclure, le phénotypage digital via les capteurs passifs comme l'accéléromètre, le GPS, le journal d'appel etc semblent pouvoir détecter le symptôme d'hypervigilance et de l'évitement associé au TSPT. Néanmoins, les études en faveur de cette nouvelle technologie sont encore peu nombreuses. Il est important d'établir des consignes directives pour les futures recherches sur ce sujet dans le but de permettre une meilleure comparabilité des résultats. L'utilisation de la détection passive relève des questions éthiques sur la protection de la vie privée des patients et nécessite des mesures strictes concernant le transfert, le cryptage et le stockage de données. Étant donné qu'il s'agit d'une technologie qui se développe rapidement, nous trouvons nécessaire que la législation relative y afférente se reformule pour assurer la protection des patients. Finalement, il est important de continuer la recherche sur ce sujet avec des échantillons représentatifs de la population, en ayant compté le nombre nécessaire de participants en avance et avec la réalisation des entretiens cliniques standardisés surtout avant le début de la collecte de données.

Liste de tables

Table 1 : Données démographiques	71
Table 2 : Capteurs utilisés	72
Table 3 : Méthodes et résultats	73
Table 4 : Présentation de capteurs	77
Table 5 : Cadre organisationnel de recherche sur le phénotypage digital (données à rapporter)	91
Table 6 : Cadre organisationnel de recherche sur le phénotypage digital (lignes directives)	92

Liste de figures

Figure 1 : Flowchart

46

Bibliographie

- [1] 35+ Must-Know SMS Marketing Statistics in 2024 2024.
- [2] The Past, Present And Future Of Messaging 2021.
- [3] Pew research center. Mobile Fact Sheet. 2024.
- [4] Rédaction, L. (s. d.). Montre connectée : qu'est-ce que c'est ? Futura.
<https://www.futura-sciences.com/tech/definitions/montre-intelligente-montre-connectee-15456/> n.d.
- [5] SANTÉ CONNECTÉE DE LA E-SANTÉ À LA SANTÉ CONNECTÉE, Le Livre Blanc du Conseil national de l'Ordre des médecins. Conseil national de l'ordre des médecins; 2015. n.d.
- [6] Pezard, P. (2022). Phénotypage digital dans les troubles de l'humeur : une revue de la littérature [Thèse de doctorat, Université de Lille]. Pépite (2022ULILM229). n.d.
- [7] Jorge RE. Posttraumatic stress disorder. Continuum (Minneapolis Minn). 2015 Jun;21(3 Behavioral Neurology and Neuropsychiatry):789-805. doi: 10.1212/01.CON.0000466667.20403.b1. PMID: 26039855.7 n.d.
- [8] American Psychiatric Association. DSM-5 Manuel Diagnostique et Statistique de Troubles Mentaux. 5 (2013). ELSEVIER MASSON; n.d.
- [9] Davis LL, Schein J, Cloutier M, Gagnon-Sanschagrin P, Maitland J, Urganus A, Guerin A, Lefebvre P, Houle CR. The Economic Burden of Posttraumatic Stress Disorder in the United States From a Societal Perspective. J Clin Psychiatry. 2022 Apr 25;83(3):21m14116. doi: 10.4088/JCP.21m14116. PMID: 35485933. n.d.
- [10] Bryant RA. The Current Evidence for Acute Stress Disorder. Curr Psychiatry Rep. 2018 Oct 13;20(12):111. doi: 10.1007/s11920-018-0976-x. PMID: 30315408. n.d.
- [11] Bryant RA, Panasetis P: Panic symptoms during trauma and acute stress disorder.

Behav Res Ther 39(8):961–966, 2001 11480836 n.d.

- [12] Rothbaum BO, Kearns MC, Price M, Malcoun E, Davis M, Ressler KJ, et al. Early intervention may prevent the development of post-traumatic stress disorder: a randomized pilot civilian study with modified prolonged exposure. *Biol Psychiatry*. 2012;72(11):957–63. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2012.06.002> n.d.
- [13] Shalev AY, Ankri Y, Israeli-Shalev Y, Peleg T, Adessky R, Freedman S. Prevention of posttraumatic stress disorder by early treatment: results from the Jerusalem trauma outreach and prevention study. *Arch Gen Psychiatry*. 2012;69(2):166–76. <https://doi.org/10.1001/archgenpsychiatry.2011.127>. n.d.
- [14] Delahanty, D. L. et al. The efficacy of initial hydrocortisone administration at preventing posttraumatic distress in adult trauma patients: a randomized trial. *CNS Spectr*. 18, 103–111 (2013). n.d.
- [15] Lee DJ, Weathers FW, Thompson-Hollands J, Sloan DM, Marx BP. Concordance in PTSD symptom change between DSM-5 versions of the Clinician-Administered PTSD Scale (CAPS-5) and PTSD Checklist (PCL-5). *Psychol Assess*. 2022 Jun;34(6):604-609. doi: 10.1037/pas0001130. Epub 2022 Apr 7. PMID: 35389681; PMCID: PMC9437843. n.d.
- [16] Resick PA, Straud CL, Wachen JS, LoSavio ST, Peterson AL, McGeary DD, Young-McCaughan S, Taylor DJ, Mintz J; STRONG STAR Consortium and the Consortium to Alleviate PTSD. A comparison of the CAPS-5 and PCL-5 to assess PTSD in military and veteran treatment-seeking samples. *Eur J Psychotraumatol*. 2023;14(2):2222608. doi: 10.1080/20008066.2023.2222608. PMID: 37350229; PMCID: PMC10291904. n.d.
- [17] Yehuda R, Hoge CW, McFarlane AC, Vermetten E, Lanius RA, Nievergelt CM, Hobfoll SE, Koenen KC, Neylan TC, Hyman SE. Post-traumatic stress disorder. *Nat*

Rev Dis Primers. 2015 Oct 8;1:15057. doi: 10.1038/nrdp.2015.57. PMID: 27189040.
n.d.

- [18] Kok, B. C., Herrell, R. K., Thomas, J. L. & Hoge, C. W. Posttraumatic stress disorder associated with combat service in Iraq or Afghanistan: reconciling prevalence differences between studies. *J. Nerv. Mental Dis.* 200, 444–450 (2012) n.d.
- [19] Sundin, J. et al. Mental health outcomes in US and UK military personnel returning from Iraq. *Br. J. Psychiatry* 204, 200–207 (2014) n.d.
- [20] Kessler RC, Aguilar-Gaxiola S, Alonso J, Benjet C, Bromet EJ, Cardoso G, Degenhardt L, de Girolamo G, Dinolova RV, Ferry F, Florescu S, Gureje O, Haro JM, Huang Y, Karam EG, Kawakami N, Lee S, Lepine JP, Levinson D, Navarro-Mateu F, Pennell BE, Piazza M, Posada-Villa J, Scott KM, Stein DJ, Ten Have M, Torres Y, Viana MC, Petukhova MV, Sampson NA, Zaslavsky AM, Koenen KC. Trauma and PTSD in the WHO World Mental Health Surveys. *Eur J Psychotraumatol.* 2017 Oct 27;8(sup5):1353383. doi: 10.1080/20008198.2017.1353383. PMID: 29075426; PMCID: PMC5632781. n.d.
- [21] Brewin CR. Risk factor effect sizes in PTSD: what this means for intervention. *J Trauma Dissociation.* 2005;6(2):123-30. doi: 10.1300/J229v06n02_11. PMID: 16150674. n.d.
- [22] Tonti S, Marzolini B, Bulgheroni M. Smartphone-Based Passive Sensing for Behavioral and Physical Monitoring in Free-Life Conditions: Technical Usability Study. *JMIR Biomed Eng.* 2021 May 11;6(2):e15417. doi: 10.2196/15417. PMID: 38907377; PMCID: PMC11041439. n.d.
- [23] Galatzer-Levy IR, Bryant RA. 636,120 Ways to Have Posttraumatic Stress Disorder. *Perspect Psychol Sci.* 2013 Nov;8(6):651-62. doi: 10.1177/1745691613504115. PMID: 26173229. n.d.

- [24] Hall Brown TS, Akeeb A, Mellman TA. The Role of Trauma Type in the Risk for Insomnia. *J Clin Sleep Med*. 2015 Jul 15;11(7):735-9. doi: 10.5664/jcsm.4846. PMID: 25766711; PMCID: PMC4481056. n.d.
- [25] Ehring T, Quack D. Emotion regulation difficulties in trauma survivors: the role of trauma type and PTSD symptom severity. *Behav Ther*. 2010 Dec;41(4):587-98. doi: 10.1016/j.beth.2010.04.004. Epub 2010 Jun 30. PMID: 21035621. n.d.
- [26] Agarwal TM, Muneer M, Asim M, Awad M, Afzal Y, Al-Thani H, Alhassan A, Mollazehi M, El-Menyar A. Psychological trauma in different mechanisms of traumatic injury: A hospital-based cross-sectional study. *PLoS One*. 2020 Nov 30;15(11):e0242849. doi: 10.1371/journal.pone.0242849. PMID: 33253298; PMCID: PMC7703890. n.d.
- [27] Oakley LD, Kuo WC, Kowalkowski JA, Park W. Meta-Analysis of Cultural Influences in Trauma Exposure and PTSD Prevalence Rates. *J Transcult Nurs*. 2021 Jul;32(4):412-424. doi: 10.1177/1043659621993909. Epub 2021 Feb 16. PMID: 33593236. n.d.
- [28] Pole, N., Gone, J. P., & Kulkarni, M. (2008). Posttraumatic stress disorder among ethnoracial minorities in the United States. *Clinical Psychology: Science and Practice*, 15(1), 35–61. n.d.
- [29] Adams, R. E., & Boscarino, J. A. (2005). Differences in mental health outcomes among Whites, African Americans, and Hispanics following a community disaster. *Psychiatry*, 68, 250–265 n.d.
- [30] Krüger C. Culture, trauma and dissociation: A broadening perspective for our field. *J Trauma Dissociation*. 2020 Jan-Feb;21(1):1-13. doi: 10.1080/15299732.2020.1675134. PMID: 31891334. n.d.
- [31] Hobfoll, S. E. (1989). Conservation of resources: A new attempt at conceptualizing

stress. *American Journal of Community Psychology*, 9, 91–103 n.d.

- [32] Brewin, C. R., Andrews, B., & Valentine, J. D. (2000). Meta-analysis of risk factors for posttraumatic stress disorder in trauma-exposed adults. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 68, 748–766. n.d.
- [33] American Psychiatric Association. (1994). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders* (4th ed.). Washington, DC: Author. n.d.
- [34] DiMauro J, Carter S, Folk JB, Kashdan TB. A historical review of trauma-related diagnoses to reconsider the heterogeneity of PTSD. *J Anxiety Disord*. 2014 Dec;28(8):774-86. doi: 10.1016/j.janxdis.2014.09.002. Epub 2014 Sep 16. PMID: 25261838. n.d.
- [35] American Psychiatric Association. (1987). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders* (3rd ed., rev.). Washington, DC: Author. n.d.
- [36] Stein, D. J. et al. DSM-5 and ICD-11 definitions of posttraumatic stress disorder: investigating 'narrow' and 'broad' approaches. *Depress. Anxiety* 31, 494–505 (2014). n.d.
- [37] Agence régionale de santé (ARS) Bourgogne-Franche-Comté (en ligne) 2012 [publié le 20 fev 2024 ; cité le 23 Juin 2014]. Disponible : <https://www.bourgogne-franche-comte.ars.sante.fr/> n.d.
- [38] AL DAHDAH Marine, « mHealth : l'information de santé ubiqué ? », *Le Temps des médias*, 2014/2 (n° 23), p. 52-65. DOI : 10.3917/tdm.023.0052. URL : <https://www.cairn.info/revue-le-temps-des-medias-2014-2-page-52.htm> n.d.
- [39] Torous J, Bucci S, Bell IH, Kessing LV, Faurholt-Jepsen M, Whelan P, Carvalho AF, Keshavan M, Linardon J, Firth J. The growing field of digital psychiatry: current evidence and the future of apps, social media, chatbots, and virtual reality. *World Psychiatry*. 2021 Oct;20(3):318-335. doi: 10.1002/wps.20883. PMID: 34505369;

PMCID: PMC8429349. n.d.

- [40] Weisel KK, Fuhrmann LM, Berking M, Baumeister H, Cuijpers P, Ebert DD. Standalone smartphone apps for mental health-a systematic review and meta-analysis. *NPJ Digit Med*. 2019 Dec 2;2:118. doi: 10.1038/s41746-019-0188-8. PMID: 31815193; PMCID: PMC6889400. n.d.
- [41] FDA-NIH Biomarker Working Group. BEST (Biomarkers, EndpointS, and other Tools) Resource. Silver Spring (MD): Food and Drug Administration (US); Bethesda (MD): National Institutes of Health (US), www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK326791/ (2016, accessed November 2020). n.d.
- [42] Zoladz PR, Diamond DM. Current status on behavioral and biological markers of PTSD: a search for clarity in a conflicting literature. *Neurosci Biobehav Rev*. 2013 Jun;37(5):860-95. doi: 10.1016/j.neubiorev.2013.03.024. Epub 2013 Apr 5. PMID: 23567521. n.d.
- [43] Marsac J. Variabilité de la fréquence cardiaque: un marqueur de risque cardiométabolique en santé publique [Heart rate variability: a cardiometabolic risk marker with public health implications]. *Bull Acad Natl Med*. 2013 Jan;197(1):175-86. French. PMID: 24672989. n.d.
- [44] Lehrner A, Yehuda R. Biomarkers of PTSD: military applications and considerations. *Eur J Psychotraumatol*. 2014 Aug 14;5. doi: 10.3402/ejpt.v5.23797. PMID: 25206945; PMCID: PMC4138702. n.d.
- [45] Delahanty DL, Nugent NR, Christopher NC, Walsh M. Initial urinary epinephrine and cortisol levels predict acute PTSD symptoms in child trauma victims. *Psychoneuroendocrinology*. 2005 Feb;30(2):121-8. doi: 10.1016/j.psyneuen.2004.06.004. PMID: 15471610. n.d.
- [46] Girousse E, Vuillerme N. The Use of Passive Smartphone Data to Monitor Anxiety

- and Depression Among College Students in Real-World Settings: Protocol for a Systematic Review. *JMIR Res Protoc*. 2022 Dec 14;11(12):e38785. doi: 10.2196/38785. PMID: 36515983; PMCID: PMC9798267. n.d.
- [47] Deo RC. Machine Learning in Medicine. *Circulation*. 2015 Nov 17;132(20):1920-30. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.115.001593. PMID: 26572668; PMCID: PMC5831252. n.d.
- [48] Wojczynski MK, Tiwari HK. Definition of phenotype. *Adv Genet*. 2008;60:75-105. doi: 10.1016/S0065-2660(07)00404-X. PMID: 18358317. n.d.
- [49] Onnela JP. Opportunities and challenges in the collection and analysis of digital phenotyping data. *Neuropsychopharmacology*. 2021 Jan;46(1):45-54. doi: 10.1038/s41386-020-0771-3. Epub 2020 Jul 17. PMID: 32679583; PMCID: PMC7688649. n.d.
- [50] Coghlan S, D'Alfonso S. Digital Phenotyping: an Epistemic and Methodological Analysis. *Philos Technol*. 2021;34(4):1905-1928. doi: 10.1007/s13347-021-00492-1. Epub 2021 Nov 11. PMID: 34786325; PMCID: PMC8581123. n.d.
- [51] Bufano P, Laurino M, Said S, Tognetti A, Menicucci D. Digital Phenotyping for Monitoring Mental Disorders: Systematic Review. *J Med Internet Res*. 2023 Dec 13;25:e46778. doi: 10.2196/46778. PMID: 38090800; PMCID: PMC10753422. n.d.
- [52] Ettore E, Müller P, Hinze J, Riemenschneider M, Benoit M, Giordana B, Hurlemann R, Postin D, Lecomte A, Musiol M, Lindsay H, Robert P, König A. Digital Phenotyping for Differential Diagnosis of Major Depressive Episode: Narrative Review. *JMIR Ment Health*. 2023 Jan 23;10:e37225. doi: 10.2196/37225. Erratum in: *JMIR Ment Health*. 2023 Apr 12;10:e46831. doi: 10.2196/46831. PMID: 36689265; PMCID: PMC9903183. n.d.
- [53] Choi A, Ooi A, Lottridge D. Digital Phenotyping for Stress, Anxiety, and Mild

Depression: Systematic Literature Review. JMIR Mhealth Uhealth. 2024 May 23;12:e40689. doi: 10.2196/40689. PMID: 38780995; PMCID: PMC11157179. n.d.

- [54] Lekkas, D., Jacobson, N.C. Using artificial intelligence and longitudinal location data to differentiate persons who develop posttraumatic stress disorder following childhood trauma. *Sci Rep* 11, 10303 (2021).
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-89768-2> n.d.
- [55] Cakmak AS, Alday EAP, Da Poian G, Rad AB, Metzler TJ, Neylan TC, House SL, Beaudoin FL, An X, Stevens JS, Zeng D, Linnstaedt SD, Jovanovic T, Germine LT, Bollen KA, Rauch SL, Lewandowski CA, Hendry PL, Sheikh S, Storrow AB, Musey PI, Haran JP, Jones CW, Panches BE, Swor RA, Gentile NT, McGrath ME, Seamon MJ, Mohiuddin K, Chang AM, Pearson C, Domeier RM, Bruce SE, O'Neil BJ, Rathlev NK, Sanchez LD, Pietrzak RH, Joormann J, Barch DM, Pizzagalli DA, Harte SE, Elliott JM, Kessler RC, Koenen KC, Ressler KJ, Mclean SA, Li Q, Clifford GD. Classification and Prediction of Post-Trauma Outcomes Related to PTSD Using Circadian Rhythm Changes Measured via Wrist-Worn Research Watch in a Large Longitudinal Cohort. *IEEE J Biomed Health Inform.* 2021 Aug;25(8):2866-2876. doi: 10.1109/JBHI.2021.3053909. Epub 2021 Aug 6. PMID: 33481725; PMCID: PMC8395207. n.d.
- [56] APA Dictionary of Psychology. (s. d.). <https://dictionary.apa.org/skin-conductance> n.d.
- [57] Bourla A, Mouchabac S, El Hage W, Ferreri F. e-PTSD: an overview on how new technologies can improve prediction and assessment of Posttraumatic Stress Disorder (PTSD). *Eur J Psychotraumatol.* 2018 Feb 6;9(sup1):1424448. doi: 10.1080/20008198.2018.1424448. PMID: 29441154; PMCID: PMC5804808. n.d.
- [58] Reinertsen E, Clifford GD. A review of physiological and behavioral monitoring with

digital sensors for neuropsychiatric illnesses. *Physiol Meas.* 2018 May 15;39(5):05TR01. doi: 10.1088/1361-6579/aabf64. PMID: 29671754; PMCID: PMC5995114. n.d.

- [59] Sadeghi M, McDonald AD, Sasangohar F. Posttraumatic stress disorder hyperarousal event detection using smartwatch physiological and activity data. *PLoS One.* 2022 May 18;17(5):e0267749. doi: 10.1371/journal.pone.0267749. PMID: 35584096; PMCID: PMC9116643 n.d.
- [60] Sadeghi M, Sasangohar F, McDonald AD, Hegde S. Understanding Heart Rate Reactions to Post-Traumatic Stress Disorder (PTSD) Among Veterans: A Naturalistic Study. *Hum Factors.* 2022 Feb;64(1):173-187. doi: 10.1177/00187208211034024. Epub 2021 Jul 22. PMID: 34292055. n.d.
- [61] Ilyas Y, Hassanbeigi Daryani S, Kiriella D, Pachwicz P, Boley RA, Reyes KM, Smith DL, Zalta AK, Schueller SM, Karnik NS, Stiles-Shields C. Geolocation Patterns, Wi-Fi Connectivity Rates, and Psychiatric Symptoms Among Urban Homeless Youth: Mixed Methods Study Using Self-report and Smartphone Data. *JMIR Form Res.* 2023 Apr 18;7:e45309. doi: 10.2196/45309. PMID: 37071457; PMCID: PMC10155082. n.d.
- [62] Place S, Blanch-Hartigan D, Rubin C, Gorrostieta C, Mead C, Kane J, Marx BP, Feast J, Deckersbach T, Pentland AS, Nierenberg A, Azarbajani A. Behavioral Indicators on a Mobile Sensing Platform Predict Clinically Validated Psychiatric Symptoms of Mood and Anxiety Disorders. *J Med Internet Res.* 2017 Mar 16;19(3):e75. doi: 10.2196/jmir.6678. PMID: 28302595; PMCID: PMC5374272 n.d.
- [63] McDonald, A. D., Sasangohar, F., Jatav, A., & Rao, A. H. (2019). Continuous monitoring and detection of post-traumatic stress disorder (PTSD) triggers among veterans: A supervised machine learning approach. *IISE Transactions on*

Healthcare Systems Engineering, 9(3), 201–211.

<https://doi.org/10.1080/24725579.2019.1583703> n.d.

[64] Website, NHS. (2022b, mai 31). Symptoms - Post-traumatic stress disorder. nhs.uk.

<https://www.nhs.uk/mental-health/conditions/post-traumatic-stress-disorder-ptsd/symptoms/> n.d.

[65] Canada, E. E. D. S. (2011, 16 novembre). Le trouble de stress post-traumatique.

Canada.ca.

<https://www.canada.ca/fr/nouvelles/archive/2011/11/trouble-stress-post-traumatique.html> n.d.

[66] Affek, S. P. (2021, December 9). Stationarity in time series analysis - Towards Data Science. Medium.

<https://towardsdatascience.com/stationarity-in-time-series-analysis-90c94f27322> n.d.

[67] Smith, T. (2023, March 20). Autocorrelation: what it is, how it works, tests.

Investopedia.

<https://www.investopedia.com/terms/a/autocorrelation.asp#:~:text=Autocorrelation%20represents%20the%20degree%20of,value%20and%20its%20past%20values.> n.d.

[68] Friedmann F, Santangelo P, Ebner-Priemer U, et al. Life within a limited radius:

Investigating activity space in women with a history of child abuse using global positioning system tracking. PLoS ONE. 2020;15:e0232666. doi:

10.1371/journal.pone.0232666 n.d.

[69] Pereira R, Matalonga H, Couto M, Castor F, Cabral B, Carvalho P, et al. GreenHub:

a large-scale collaborative dataset to battery consumption analysis of android

devices. Empir Softw Eng 2021;26:38. <https://doi.org/10.1007/s10664-020-09925-5>

n.d.

- [70] Oliner AJ, Iyer AP, Stoica I, Lagerspetz E, Tarkoma S. Carat: collaborative energy diagnosis for mobile devices. Proc. 11th ACM Conf. Embed. Networked Sens. Syst., New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2013, p. 1–14. <https://doi.org/10.1145/2517351.2517354>. n.d.
- [71] Vabalas A, Gowen E, Poliakoff E, Casson AJ. Machine learning algorithm validation with a limited sample size. PLoS One. 2019 Nov 7;14(11):e0224365. doi: 10.1371/journal.pone.0224365. PMID: 31697686; PMCID: PMC6837442. n.d.
- [72] Bishop, C. M. (2006). Pattern Recognition and Machine Learning. Springer. n.d.
- [73] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press. n.d.
- [74] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. Springer. n.d.
- [75] Le règlement général sur la protection des données - RGPD [Internet]. CNIL. Disponible sur : <https://www.cnil.fr/fr/reglement-europeen-protection-donnees> n.d.
- [76] Loi n° 78-17 du 6 janvier 1978 relative à l'informatique, aux fichiers et aux libertés - Légifrance [Internet]. Disponible sur : <https://www.legifrance.gouv.fr/loda/id/LEGITEXT000006068624/> n.d.
- [77] LOI n° 2021-1017 du 2 août 2021 relative à la bioéthique - Exposé des motifs - Dossiers législatifs - Légifrance [Internet]. Disponible sur : https://www.legifrance.gouv.fr/dossierlegislatif/JORFDOLE000038811571/?detailType=EXPOSE_MOTIFS&detailId=#:~:text=Il%20permet%20d'interdire%20l,et%20de%20couverture%20des%20risques. n.d.
- [78] Maher NA, Senders JT, Hulsbergen AFC, Lamba N, Parker M, Onnela JP, Bredenoord AL, Smith TR, Broekman MLD. Passive data collection and use in healthcare: A systematic review of ethical issues. Int J Med Inform. 2019

Sep;129:242-247. doi: 10.1016/j.ijmedinf.2019.06.015. Epub 2019 Jun 22. PMID: 31445262. n.d.

- [79] Keusch F, Struminskaya B, Antoun C, Couper MP, Kreuter F. Willingness to Participate in Passive Mobile Data Collection. *Public Opin Q.* 2019 Jul;83(Suppl 1):210-235. doi: 10.1093/poq/nfz007. Epub 2019 Jun 6. PMID: 31337924; PMCID: PMC6639765. n.d.
- [80] Bourla A, Ferreri F, Ogorzelec L, Peretti CS, Guinchard C, Mouchabac S. Psychiatrists' Attitudes Toward Disruptive New Technologies: Mixed-Methods Study. *JMIR Ment Health.* 2018 Dec 14;5(4):e10240. doi: 10.2196/10240. PMID: 30552086; PMCID: PMC6315247. n.d.
- [81] Benoit J, Onyeaka H, Keshavan M, Torous J. Systematic Review of Digital Phenotyping and Machine Learning in Psychosis Spectrum Illnesses. *Harv Rev Psychiatry.* 2020 Sep/Oct;28(5):296-304. doi: 10.1097/HRP.0000000000000268. PMID: 32796192. n.d.
- [82] Bond RR, Mulvenna MD, Potts C, O'Neill S, Ennis E, Torous J. Digital transformation of mental health services. *Npj Ment Health Res.* 2023 Aug 22;2(1):13. doi: 10.1038/s44184-023-00033-y. PMID: 38609479; PMCID: PMC10955947. n.d.
- [83] Fitzpatrick KK, Darcy A, Vierhile M. Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults With Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial. *JMIR Ment Health.* 2017 Jun 6;4(2):e19. doi: 10.2196/mental.7785. PMID: 28588005; PMCID: PMC5478797. n.d.
- [84] Strauss GP, Raugh IM, Zhang L, Luther L, Chapman HC, Allen DN, Kirkpatrick B, Cohen AS. Validation of accelerometry as a digital phenotyping measure of negative

symptoms in schizophrenia. *Schizophrenia (Heidelb)*. 2022 Apr 15;8(1):37. doi:
10.1038/s41537-022-00241-z. PMID: 35853890; PMCID: PMC9261099. n.d.

AUTEURE : Nom : BOINTENS

Prénom : Christiana

Date de soutenance : 09/10/2024

Titre de la thèse : Le phénotypage digital du trouble de stress aigu et post-traumatique : une revue systématique de la littérature

Thèse - Médecine - Lille 2024

Cadre de classement : *Psychiatrie*

DES + FST/option : *DES Psychiatrie*

Mots-clés : Phénotypage digital, données passives, smartphone, Machine Learning, TSPT, trouble de stress post-traumatique, trouble de stress aigu, objets connectés

Résumé :

Introduction : Chaque action que nous effectuons avec un appareil mobile génère une quantité importante de données. Ces données sont déjà utilisées par des entreprises de marketing à des fins publicitaires. Ces dernières années, les chercheurs ont conclu que l'analyse de ces données révèle des schémas comportementaux des individus, c'est ce qu'on appelle le phénotypage digital. Par exemple, une personne qui présente une recrudescence anxieuse souffre souvent des troubles du sommeil. Les capteurs passifs comme le GPS et l'accéléromètre surveillent l'activité du sommeil. L'objectif des chercheurs est d'utiliser les données passives des capteurs de nos appareils pour détecter et surveiller les maladies psychiatriques.

Objectif : Notre travail a pour objectif d'évaluer la potentialité du phénotypage digital pour le dépistage et le diagnostic du trouble de stress post-traumatique et du trouble de stress aigu et de faire des propositions pour les futures recherches sur ce sujet.

Méthodes : Nous avons effectué une revue systématique de la littérature. Nous avons effectué une recherche sur la base de données de Pubmed jusqu'à Janvier 2024 et avons retrouvé 951 résultats. Au total, 5 articles ont été retenus.

Résultats : Le phénotypage digital peut détecter avec une bonne précision les événements d'hyperexcitation et le symptôme de l'évitement associés au TSPT. Les capteurs les plus utilisés sont le GPS, l'accéléromètre et le capteur de fréquence cardiaque. Nous n'avons retrouvé aucun article sur le trouble de stress aigu.

Discussion : Le phénotypage digital est prometteur pour l'amélioration du diagnostic du TSPT. Néanmoins, nous avons besoin de recherches qui correspondent à aux lignes directives communes pour permettre une comparabilité des résultats. Les futures recherches doivent inclure un plus grand nombre de personnes et assurer que les échantillons sont représentatifs de la population. Le cadre légal doit également être mis à jour pour protéger la vie privée des patients.

Composition du Jury :

Président : Monsieur le Professeur Ali AMAD

Assesseur : Monsieur le Docteur Stéphane POT

Directeurs de thèse : Monsieur le Professeur Ali AMAD et Monsieur le Docteur Fabien D'HONDT