

UNIVERSITE DE LILLE

FACULTE DE MEDECINE HENRI WAREMBOURG

Année 2022

THESE POUR LE DIPLOME D'ETAT
DE DOCTEUR EN MEDECINE

**Phénotypage digital dans les troubles de l'humeur : une revue de la
littérature**

Présentée et soutenue publiquement le 16 septembre 2022
à 17h30 au pôle formation

par Pierrick PEZARD

JURY

Président :

Monsieur le Professeur Guillaume VAIVA

Assesseur :

Monsieur le Docteur Maxime BUBROVSZKY

Directeur de thèse :

Monsieur le Docteur Ali AMAD

Avertissement

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

Sigles

AUC	Aire sous la courbe
BDI	<i>Beck depression inventory</i>
CES-D	Echelle « <i>Center for Epidemiologic Studies- Depression</i> »
DASS	Echelle de dépression d'anxiété et de stress
DSM-5	Manuel diagnostique et statistique des troubles mentaux 5 ^e édition
EDC	Episode dépressif caractérisé
EMA	<i>Ecological Momentary Assessment</i>
EVA	Echelle visuelle analogique
FAST	<i>Functioning Assessment Short Test</i>
GAFAM	Google, Apple, Facebook, Amazon et Microsoft
GMM	<i>Gaussian Mixture Model</i>
HAMD/ HDRS	Echelle de dépression de Hamilton
HAS	Haute autorité de santé

JITAI	<i>Just in time adaptive intervention</i>
KNN	<i>K-nearest neighbor</i>
MADRS	Échelle de Dépression de Montgomery et Asberg
ML	<i>Machine Learning</i>
OMS	Organisation Mondiale de la Santé
PHQ	<i>Patient Health Questionnaire</i>
RBF	<i>Radial basis fonction</i>
RF	<i>Random forest</i>
SVM	<i>Support vector machine</i>
TB	Trouble bipolaire
XGB	<i>XGboost</i>
YMRS	Echelle de manie de Young

Sommaire

Avertissement	2
Remerciements	Erreur ! Signet non défini.
Sigles	4
Sommaire.....	6
1 Introduction	9
1.1 La technologie au service de la médecine	9
1.2 Quelques définitions.....	11
1.2.1 La E-santé	11
1.2.2 La m-santé.....	11
1.2.3 M-psychiatrie	13
1.2.4 Données numériques.....	14
1.2.5 Phénotypage digital	15
1.2.6 Machine Learning : vers un diagnostic assisté par ordinateur ?	15
1.3 Les troubles de l'humeur en pratique clinique.....	17
1.3.1 Le trouble bipolaire de l'humeur.....	17
1.3.2 La dépression unipolaire.....	24
1.3.3 Autres troubles de l'humeur	27
1.3.4 Limites des définitions actuelles et besoin d'objectivité	28

1.3.5	Phénotypage digital dans les troubles de l'humeur	29
1.3.6	Objectifs.....	31
2	Revue de la littérature	32
2.1	Matériels et méthodes	32
2.2	Résultats	35
2.2.1	Résultats quantitatifs.....	35
2.2.2	Résultats qualitatifs.....	37
3	Discussion.....	58
3.1	Validité du phénotypage digital dans la dépression unipolaire	58
3.2	Validité du phénotypage digital dans le trouble bipolaire	58
3.3	Capteurs utilisables dans les troubles de l'humeur	59
3.4	Limites.....	62
3.4.1	De la revue et des études présentées.....	62
3.4.2	Cadre légal	63
3.4.3	Difficulté d'acquisition des données	65
3.4.4	Acceptabilité	66
3.5	Perspectives.....	68
3.5.1	Besoin d'une recherche plus uniforme	68
3.5.2	Capteurs à explorer dans les troubles de l'humeur	69
3.5.3	Utilisation des JITAI	69

3.5.4	Phénotypage digital dans les autres troubles psychiatriques	70
3.5.5	Applications mobiles à visée thérapeutique	71
3.5.6	Concept d'application unique	72
4	Conclusion	73
	Liste des tables	75
	Liste des figures	76
	Références.....	77

1 Introduction

1.1 La technologie au service de la médecine

La pratique de la médecine est en constante évolution et accompagne voire parfois permet des avancées technologiques. En effet, les évolutions technologiques se sont bien souvent révélées une aide précieuse afin d'améliorer nos diagnostics, nos pronostics, nos traitements, la prévention face aux maladies mais ont également permis de réduire le coût global des prises en charge. Aujourd'hui, la révolution numérique frappe de plein fouet la profession médicale. La plupart des services hospitaliers ainsi qu'ambulatoires utilisent déjà l'outil numérique au quotidien dans le cadre du dossier informatisé[1]. Celui-ci a, par exemple, permis l'amélioration de la prise en charge des patients en minimisant les erreurs médicales[2]. La nécessité d'adaptation de la pratique médicale aux nouvelles technologies, notamment depuis l'apparition d'internet, s'accroît encore ces dernières années. On peut penser à la pandémie de COVID-19, qui a obligé les médecins à s'adapter et développer leur utilisation de la télémédecine, notamment la téléconsultation, afin d'apporter des soins médicaux à des personnes ne pouvant se rendre physiquement en cabinet. Par ailleurs, des sites de prise de RDV en ligne, comme Doctolib et Mon Docteur, semblent devenir la norme avec l'organisation automatisée du planning, le rappel des RDV avec un SMS 48h avant la consultation et la nécessité de réduire les coûts dans une période d'incertitude économique.

Ces pratiques semblent vouées à perdurer étant donné la difficulté d'accès aux soins pour, par exemple, les patients vivant à la campagne et dans les déserts médicaux mais également à ceux dont l'état de santé empêche une consultation en présentiel. Ceci est d'autant plus vrai pour la psychiatrie avec un manque criant de psychiatres, dans les établissements publics de santé mentale mais également dans le libéral, ou encore la maladie psychiatrique elle-même qui est un frein à la consultation (stigmatisation, mauvaise conscience du trouble, symptômes créant un évitement etc...).

La dernière révolution technologique en date, semble être l'apparition des téléphones dits intelligents, ou « smartphone », qui ont envahi le marché en moins d'une vingtaine d'années. D'après l'union internationale des communications, les réseaux mobiles couvriraient plus de 95% de la population mondiale, et le nombre d'abonnements mobiles est passé de 2,2 milliards en 2005 à 7,1 milliards en 2015[3]. Ces téléphones, connectés à internet via ces réseaux mobiles, permettent déjà un accès rapide et en tous lieux à l'information mais également des communications instantanées via les réseaux sociaux. Bien que cette instantanéité puisse sembler délétère notamment dans la construction de notre rapport à l'autre, à la gestion de nos émotions et plus particulièrement de notre frustration, il semble aujourd'hui peu probable qu'advienne un retour en arrière. La médecine moderne devra donc compter sur cette technologie et s'adapter à elle afin de permettre la poursuite de l'amélioration de la santé des populations.

Les interventions basées sur la technologie mobile ont d'ailleurs déjà démontré leur efficacité sur l'adhésion aux soins de certaines maladies[4], ainsi que la prévention de maladie chronique[5].

1.2 Quelques définitions

Avant de pouvoir exposer l'objectif de ce travail de thèse, il est nécessaire de définir les notions suivantes.

1.2.1 La E-santé

Il n'existe aucun consensus sur l'utilisation du terme E-santé ou *E-health*[6].

Cependant d'après le conseil national de l'ordre des médecins, la E-santé permet de « qualifier tout ce qui contribue à la transformation numérique du système de santé voire, au-delà du seul secteur de la santé, le médico-social »[7]. Elle englobe les dossiers médicaux informatisés, les bases de données informatisées, la robotique, la télésanté, la surveillance informatisée des patients, les systèmes d'aide au diagnostic, le *e-learning* pour la formation des médecins, la m-santé et la télémédecine.

La E-santé peut donc désigner toute utilisation de technologie informatique pour l'amélioration de la qualité des soins. Dans cette thèse, nous nous intéressons plus particulièrement à un sous domaine de la E-santé, la m-santé.

1.2.2 La m-santé

La *mobile Health* (*m-health* ou m-santé) a été définie pour la première fois par le Pr Robert Istpanian, professeur à la faculté de médecine à l'*Imperial College* de Londres, comme « l'utilisation des communications mobiles émergentes en santé publique ». Elle recouvre actuellement, d'après l'OMS, toutes les

pratiques médicales et de santé publique, reposant sur des dispositifs mobiles, téléphones portables, systèmes de surveillance, assistants personnels et autres appareils sans fils.

La m-santé va de l'utilisation d'applications mobiles (à des fins de prise de RDV, de téléconsultation, d'éducation et de prévention, thérapeutiques etc..) à l'utilisation d'objets connectés (comme des bracelets, des tablettes voire des dispositifs tels que des holters tensionnels ou des lecteurs de glycémie) en passant par des *chats* en ligne ou encore l'acquisition de données passives ou actives à des fins médicales.

Cette stratégie de soin semble être à même de toucher plus facilement les classes populaires, qui sont des populations plus à risque de maladies notamment chroniques, d'autant qu'elles semblent avoir une appétence particulière pour ces technologies mobiles[8].

D'après l'HAS, plus de 350.000 applications concernant la santé sont disponibles sur les différents magasins en ligne (App store, Google Play etc...)[9].

C'est donc un domaine en pleine expansion, mais qui comporte déjà de nombreuses dérives comme l'absence de validité scientifique de nombre de ces applications dont la plupart sont mises sur le marché sans avoir démontré la preuve de leur efficacité.

1.2.3 M-psychiatrie

Comme son nom le laisse deviner, il s'agit d'un sous domaine de la m-santé spécialisé dans la santé mentale.

La m-psychiatrie recouvre donc l'ensemble des usages de *m-health* dans le champ de la santé mentale. Cette pratique est notamment médiée par les smartphones et a pour but d'améliorer le dépistage des pathologies psychiatriques, l'accès à la psychoéducation, aux thérapeutiques non médicamenteuses et aux soins de manière générale. Elle pourrait permettre une surveillance en temps réel de l'état psychique d'une personne.

L'*Ecological Momentary Assessment* ou *EMA* est une mesure instantanée, à un moment précis, de l'état d'un patient, dans son environnement réel. Elle permet d'éviter des biais tel que celui de mémorisation et peut être capturée à l'aide de questionnaire sur smartphone. Ce concept est d'autant plus intéressant qu'une méta-analyse datant de 2015 suggère que l'administration d'auto-questionnaires standardisés ne serait pas affectée par l'utilisation d'application mobile comme vecteur[10]. Toutefois, l'adhésion, notamment chez les patients souffrant de trouble psychiatrique comme le trouble bipolaire, semble assez médiocre[11].

Une étude de 2019, portant sur des anciens combattants souffrant de troubles psychiatriques rapportait que la plupart des participants avaient accès à des appareils permettant l'utilisation d'applications et souhaitaient utiliser celles-ci dans le cadre de leur pathologie mentale[12]. De plus, les auteurs rapportaient, comme facteurs susceptibles d'améliorer l'adoption de ces applications, une meilleure promotion des applications efficaces et des messages clairs sur l'efficacité et la confidentialité de celles-ci.

John TOUROUS, précurseur dans le domaine de la m-psychiatrie avec son groupe de recherche « *The Division of Digital Psychiatry* » a dénombré plus de 10.000 applications mobiles liées à la santé mentale. Cependant, il reste très difficile de comparer la qualité de celles-ci bien que des initiatives commencent à émerger pour évaluer la pertinence de telle ou telle application[13].

1.2.4 Données numériques

Un utilisateur de smartphone peut consulter celui-ci jusqu'à 200 fois par jour[14] et produit passivement une importante quantité de données. Ces données sont déjà utilisées par des entreprises privées à des fins politiques, de marketing, pour déterminer quand et à qui proposer une publicité ciblée ou encore pour la prise de décision stratégique (coût, type de produit, stock etc...)[15].

Les données numériques souvent appelées « *data* » sont l'ensemble des informations collectées par un biais informatique, notamment par l'utilisation d'internet. Elles peuvent être d'ordre personnel, professionnel, liées à une activité sur internet etc... Il peut par exemple s'agir de l'âge, de la profession, du nombre de contact sur le téléphone, de la localisation instantanée ou encore du nombre de pas effectués dans la journée. Ces données sont notamment acquises par le biais des smartphones et de leurs capteurs intégrés mais aussi par les « *wearable* » à savoir les objets connectés et portables (montre, casque etc..).

On appelle « *big data* » des données numériques brutes collectées en très grande quantité et souvent ininterprétables sans l'utilisation d'algorithmes dédiés. Ces données se caractérisent par un volume très important, avec une variabilité conséquente et sont créées à une vitesse considérable.

1.2.5 Phénotypage digital

Le phénotypage digital ou phénotypage numérique est défini par J. TOUROUS comme « la quantification en temps réel, dans son environnement écologique, du phénotype humain, à l'aide de données provenant de smartphones et d'autres appareils numériques personnels »[16]. Plus concrètement, il s'agit d'utiliser les données issues des plateformes numériques mobiles afin d'en déduire le comportement et d'éventuelles altérations de celui. Cela pourrait permettre de repérer les comportements « anormaux » qui pourraient être traduits comme des symptômes de telle ou telle maladie. Par exemple, l'accélération de la vitesse de frappe sur son téléphone pourrait traduire une accélération psychomotrice ou bien encore une accélération du rythme cardiaque pourrait traduire une anxiété. Cette technique, utilisant des données produites passivement par un utilisateur de smartphone, ne nécessite donc pas d'intervention de la part du patient.

1.2.6 Machine Learning : vers un diagnostic assisté par ordinateur ?

L'apprentissage machine ou *machine learning* (ML) est un domaine de l'informatique appartenant aux intelligences artificielles. Il consiste en la création d'algorithmes « autonomes » dont le but est de découvrir des récurrences dans un ensemble de données connues afin d'en tirer un modèle de prédiction. Ils sont souvent créés en deux phases, l'une pour « entraîner » l'algorithme avec un jeu de données initiales soigneusement sélectionnées puis une seconde phase où l'algorithme va trier des jeux de données automatiquement. La phase d'apprentissage peut être supervisée ou non, cela conditionnera l'algorithme à utiliser.

Cette technologie est déjà largement utilisée notamment chez les GAFAM (recommandation de vidéos Youtube, de produits Amazon, de fil d'actualité Facebook en fonction des données connues par ces sites : localisation, précédents achats/vidéos regardées, sexe, âge etc...). Ces modèles permettent principalement d'automatiser une tâche : traduction automatique, réponses automatiques voire même conduite autonome. Ils peuvent également, dans le cas du « *big data* » identifier des tendances impossibles à quantifier par l'homme. Cette utilisation pourrait donc s'avérer particulièrement utile dans le cadre du diagnostic médical. Des études ont déjà utilisé le ML afin de reconnaître des cancers de la peau[17], des dégénérescences maculaires liées à l'âge[18] en fonction d'images présentées à l'algorithme ou encore des métastases de cancer du sein en fonction de coupes histologiques[19] . Le ML s'avère d'autant plus intéressant en psychiatrie que le diagnostic n'est pas aussi binaire que dans d'autres domaines médicaux. Cependant, la variabilité des présentations cliniques rend également l'utilisation du ML plus difficile et nécessite des évaluations cliniques standardisées[20] qui sont d'autant plus coûteuses en psychiatrie.

1.3 Les troubles de l'humeur en pratique clinique

1.3.1 Le trouble bipolaire de l'humeur

La prévalence à un an du trouble bipolaire se situerait entre 0,1 et 1,7% avec un ratio homme/femme de 1. Il affecterait plus souvent les populations urbaines et les sujets célibataires ou divorcés[21]. Certains auteurs rapportent une prévalence supérieure à 3% en comptant l'ensemble des types de trouble bipolaire. En effet, il existe plusieurs types de trouble bipolaire de l'humeur selon le DSM-5.

C'est une pathologie chronique puisque plus de 90 % des sujets ayant présentés un épisode maniaque, présenteront une récurrence. C'est également une maladie mortelle puisque le risque suicidaire est augmenté d'environ 15 fois par rapport à la population générale.

Le trouble bipolaire de type 1 est défini par la présence d'au moins un épisode maniaque. Il peut être suivi ou précédé d'épisode hypomaniaque et/ou d'épisode dépressif caractérisé.

Le trouble bipolaire de type 2 est, quant à lui, défini par la présence d'au moins un épisode hypomaniaque et au moins un épisode dépressif caractérisé, sans épisode maniaque.

Le trouble bipolaire peut être induit par une substance ou un médicament. Il s'agit en général d'épisode maniaque ou hypomaniaque apparaissant à l'introduction d'une substance et disparaissant à l'arrêt de celle-ci. Si les symptômes perdurent au-delà

des effets physiologiques de cette substance, il s'agit alors d'un trouble bipolaire de type 1 ou 2.

Enfin, il existe le trouble bipolaire ou apparenté dû à une autre affection médicale.

Episode maniaque selon de DSM-5 :

Critère A *Une période nettement délimitée durant laquelle l'humeur est élevée, expansive ou irritable de façon anormale et persistante, avec une augmentation anormale et persistante de l'activité orientée vers un but ou de l'énergie, persistant la plupart du temps, presque tous les jours, pendant **au moins une semaine** (ou toute autre durée si une hospitalisation est nécessaire).*

Critère B *Au cours de cette période de perturbation de l'humeur et d'augmentation de l'énergie ou de l'activité, au moins **3 des symptômes suivants** (4 si l'humeur est seulement irritable) sont présents avec une intensité significative et représentent un changement notable par rapport au comportement habituel :*

- 1. Augmentation de l'estime de soi ou idées de grandeur.*
- 2. Réduction du besoin de sommeil (par exemple le sujet se sent reposé après seulement 3 heures de sommeil).*
- 3. Plus grande communicabilité que d'habitude ou désir constant de parler.*

	<p>4. <i>Fuite des idées ou sensations subjectives que les pensées défilent.</i></p> <p>5. <i>Distractibilité (c'est à dire que l'attention est trop facilement attirée par des stimuli extérieurs sans importance ou non pertinents) rapportée ou observée.</i></p> <p>6. <i>Augmentation de l'activité orientée vers un but (social, professionnel, scolaire ou sexuel) ou agitation psychomotrice (c'est à dire activité sans objectif, non orientée vers un but).</i></p> <p>7. <i>Engagement excessif dans des activités à potentiel élevé de conséquences dommageables (par exemple la personne se lance sans retenue dans des achats inconsidérés, des conduites sexuelles inconséquentes ou des investissements commerciaux déraisonnables).</i></p>
Critère C	<p><i>La perturbation de l'humeur est suffisamment grave pour entraîner une altération marquée du fonctionnement professionnel ou des activités sociales, ou pour nécessiter une hospitalisation afin de prévenir des conséquences dommageables pour le sujet ou pour autrui, ou bien il existe des caractéristiques psychotiques.</i></p>
Critère D	<p><i>L'épisode n'est pas imputable aux effets physiologiques d'une substance (par exemple substance donnant lieu à abus, médicament ou autre traitement) ou à une autre affection médicale.</i></p>
NB	<p><i>Un épisode maniaque complet qui apparaît au cours d'un traitement antidépresseur (par exemple médicament, psychothérapie) mais qui persiste et remplit les critères complets d'un épisode au-delà du simple</i></p>

effet physiologique de ce traitement doit être considéré comme un épisode maniaque et conduire, par conséquent, à un diagnostic de trouble bipolaire I.

Épisode hypomaniaque selon de DSM-5 :

Critère A *Une période nettement délimitée durant laquelle l'humeur est élevée, expansive ou irritable de façon anormale et persistante, avec une augmentation anormale et persistante de l'activité ou du niveau d'énergie, persistant la plupart du temps, presque tous les jours, pendant **au moins 4 jours** consécutifs.*

Critère B *Au cours de cette période de perturbation de l'humeur et d'augmentation de l'énergie ou de l'activité, au moins 3 des symptômes suivants (4 si l'humeur est seulement irritable) sont présents avec une intensité significative et représentent un changement notable par rapport au comportement habituel :*

- 1. Augmentation de l'estime de soi ou idées de grandeur.*
- 2. Réduction du besoin de sommeil (par exemple le sujet se sent reposé après seulement 3 heures de sommeil).*
- 3. Plus grande communicabilité que d'habitude ou désir constant de parler.*
- 4. Fuite des idées ou sensations subjectives que les pensées défilent.*

	<p>5. <i>Distractibilité (par exemple l'attention est trop facilement attirée par des stimuli extérieurs sans importance ou non pertinents) rapportée ou observée.</i></p> <p>6. <i>Augmentation de l'activité orientée vers un but (social, professionnel, scolaire ou sexuel) ou agitation psychomotrice.</i></p> <p>7. <i>Engagement excessif dans des activités à potentiel élevé de conséquences dommageables (par exemple la personne se lance sans retenue dans des achats inconsidérés, des conduites sexuelles inconséquentes ou des investissements commerciaux déraisonnables).</i></p>
Critère C	<i>L'épisode s'accompagne de modifications indiscutables du fonctionnement, qui diffère de celui du sujet hors période symptomatique.</i>
Critère D	<i>La perturbation de l'humeur et la modification du fonctionnement sont manifestes pour les autres.</i>
Critère E	<i>La sévérité de l'épisode n'est pas suffisante pour entraîner une altération marquée du fonctionnement professionnel ou social, ou pour nécessiter une hospitalisation. S'il existe des caractéristiques psychotiques, l'épisode est, par définition, maniaque.</i>
Critère F	<i>L'épisode n'est pas imputable aux effets physiologiques d'une substance (par exemple substance donnant lieu à abus, médicament ou autre traitement).</i>

NB

N.B. : Un épisode hypomaniaque complet qui apparaît au cours d'un traitement antidépresseur (par exemple médicament, psychothérapie) mais qui persiste et remplit les critères complets d'un épisode au-delà du simple effet physiologique de ce traitement doit être diagnostiqué comme un épisode hypomaniaque. Toutefois, la prudence s'impose car un ou deux symptômes (en particulier une augmentation de l'irritabilité, de la nervosité ou de l'agitation après la prise d'un antidépresseur) ne sont pas suffisants pour un diagnostic d'épisode hypomaniaque, et ne sont pas obligatoirement indicatifs d'une diathèse bipolaire.

Épisode dépressif caractérisé selon de le DSM-5 :

Critère A

***Au moins cinq des symptômes** suivants sont présents pendant une même période d'une **durée de 2 semaines** et représentent un changement par rapport au fonctionnement antérieur ; au moins un des symptômes est soit (1) une humeur dépressive, soit (2) une perte d'intérêt ou de plaisir.*

*1. Humeur dépressive présente quasiment toute la journée, presque tous les jours, signalée par la personne (par exemple se sent triste, vide ou sans espoir) ou observée par les autres (par exemple pleure).
(N.B. : Éventuellement irritabilité chez l'enfant et l'adolescent.)*

- 2. Diminution marquée de l'intérêt ou du plaisir pour toutes ou presque toutes les activités quasiment toute la journée, presque tous les jours (signalée par la personne ou observée par les autres).*
- 3. Perte ou gain de poids significatif en l'absence de régime (par exemple modification du poids corporel excédant 5 % en un mois), ou diminution ou augmentation de l'appétit presque tous les jours.*
- 4. Insomnie ou hypersomnie presque tous les jours.*
- 5. Agitation ou ralentissement psychomoteur presque tous les jours (constaté par les autres, non limité à un sentiment subjectif de fébrilité ou de ralentissement intérieur).*
- 6. Fatigue ou perte d'énergie presque tous les jours.*
- 7. Sentiment de dévalorisation ou de culpabilité excessive ou inappropriée (qui peut être délirante) presque tous les jours (pas seulement se reprocher ou se sentir coupable d'être malade).*
- 8. Diminution de l'aptitude à penser ou à se concentrer ou indécision presque tous les jours (signalée par le sujet ou observée par les autres).*
- 9. Pensées de mort récurrentes (pas seulement une peur de mourir), idées suicidaires récurrentes sans plan précis, tentative de suicide ou plan précis pour se suicider.*

Critère B	<i>Les symptômes induisent une détresse cliniquement significative ou une altération du fonctionnement social, professionnel ou dans d'autres domaines importants.</i>
Critère C	<i>L'épisode n'est pas imputable aux effets physiologiques d'une substance ou d'une autre affection médicale</i>

1.3.2 La dépression unipolaire

Le trouble dépressif caractérisé comprend les mêmes critères A, B et C que l'épisode dépressif caractérisé dans le trouble bipolaire auxquels on adjoint les critères D et E à savoir :

D : La survenue de l'épisode dépressif caractérisé n'est pas mieux expliquée par un trouble schizoaffectif, une schizophrénie, un trouble schizophréniforme, un trouble délirant ou d'autres troubles spécifiés ou non spécifiés du spectre de la schizophrénie, ou d'autres troubles psychotiques.

E : Il n'y a jamais eu auparavant d'épisode maniaque ou hypomaniaque (non imputable à une substance ou une affection médicale)

La prévalence, du trouble dépressif en France, sur les 12 derniers mois est d'environ 10%, ce qui est supérieur à la moyenne mondiale d'environ 8%[22]. Les femmes ont une prévalence 1.5 fois plus élevée après l'adolescence. Les sujets avec un sur-risque de trouble dépressif sont les 18-29 ans et les sujets âgés de plus de 60 ans.

C'est une pathologie fortement liée au suicide et entraînant un retentissement fonctionnel parfois important.

Le trouble dépressif persistant, encore appelé dysthymie est caractérisé par :

<u>Trouble dépressif persistant selon le DSM-5</u>	
Critère A	<p><i>Humeur dépressive présente quasiment toute la journée, plus d'un jour sur deux, signalée par la personne ou observée par les autres, pendant <u>au moins 2 ans</u>.</i></p> <p><i>Chez les enfants et les adolescents, l'humeur peut être irritable et la durée doit être d'au moins 1 an.</i></p>
Critère B	<p><i>Quand le sujet est déprimé, il présente <u>au moins deux</u> des symptômes suivants :</i></p> <ol style="list-style-type: none"><i>1. Perte d'appétit ou hyperphagie.</i><i>2. Insomnie ou hypersomnie.</i><i>3. Baisse d'énergie ou fatigue.</i><i>4. Faible estime de soi.</i><i>5. Difficultés de concentration ou difficultés à prendre des décisions.</i><i>6. Sentiments de perte d'espoir.</i>
Critère C	<p><i>Au cours de la période de 2 ans (1 an pour les enfants et adolescents) de perturbation thymique, la personne n'a jamais eu de période de plus</i></p>

	<i>de 2 mois consécutifs sans présenter les symptômes des critères A et B.</i>
Critère D	<i>Les critères de trouble dépressif caractérisé peuvent être présents d'une manière continue pendant 2 ans.</i>
Critère E	<i>Il n'y a jamais eu d'épisode maniaque ou hypomaniaque, et les critères du trouble cyclothymique n'ont jamais été réunis.</i>
Critère F	<i>Le trouble n'est pas mieux expliqué par un trouble schizoaffectif persistant, une schizophrénie, un trouble délirant, un autre trouble spécifié ou non spécifié du spectre de la schizophrénie, ou un autre trouble psychotique.</i>
Critère G	<i>Les symptômes ne sont pas imputables aux effets physiologiques directs d'une substance (par exemple une drogue donnant lieu à abus, un médicament) ou d'une autre affection médicale (par exemple hypothyroïdie).</i>
Critère H	<i>Les symptômes entraînent une détresse cliniquement significative ou une altération du fonctionnement social, professionnel ou dans d'autres domaines importants.</i>

Il existe également, comme pour le trouble bipolaire des troubles dépressifs induits par une substance et d'autres induits par une autre affection médicale.

1.3.3 Autres troubles de l'humeur

<u>Trouble cyclothymique : selon le DSM-5</u>	
Critère A	<i>Existence pendant au moins 2 ans (au moins 1 an chez les enfants et les adolescents) de nombreuses périodes pendant lesquelles des symptômes hypomaniaques sont présents sans que soient réunis les critères d'un épisode hypomaniaque et de nombreuses périodes pendant lesquelles des symptômes dépressifs sont présents sans que soient réunis les critères d'un épisode dépressif caractérisé.</i>
Critère B	<i>Durant la période de 2 ans décrite ci-dessus (1 an chez les enfants et les adolescents), les périodes hypomaniaques et dépressives ont été présentes pendant au moins la moitié du temps et la personne n'a pas connu de période de plus de 2 mois consécutifs sans les symptômes.</i>
Critère C	<i>Les critères pour un épisode dépressif caractérisé, maniaque ou hypomaniaque n'ont jamais été réunis.</i>
Critère D	<i>Les symptômes du critère A ne sont pas mieux expliqués par un trouble schizoaffectif, une schizophrénie, un trouble schizophréniforme, un trouble délirant ou un trouble spécifié ou non spécifié du spectre de la schizophrénie ou un autre trouble psychotique.</i>
Critère E	<i>Les symptômes ne sont pas imputables aux effets physiologiques d'une substance (par exemple substance donnant lieu à abus,</i>

	<i>médicament) ou à une autre affection médicale (par exemple hyperthyroïdie).</i>
Critère F	<i>Les symptômes entraînent une détresse cliniquement significative ou une altération du fonctionnement social, professionnel ou dans d'autres domaines importants.</i>
Prévalence vie entière	<i>Comprise entre 0,4 et 1 %</i>

1.3.4 Limites des définitions actuelles et besoin d'objectivité

Comme les définitions du sous chapitre précédent le laisse apercevoir, les troubles de l'humeur sont définis en grande partie par des symptômes subjectifs. Dans la pratique clinique, d'ailleurs, beaucoup de nos patients ne correspondent que partiellement à ces définitions. De plus, aucun biomarqueur tel que la présence d'un gène ou d'une anomalie à l'imagerie cérébrale n'est spécifique d'un diagnostic de trouble de l'humeur. Cela est probablement dû au fait que les catégories diagnostiques actuellement utilisées n'ont pas d'origine biologique unique[23] et sont une construction empirique. C'est pourquoi une partie de la communauté scientifique souhaiterait réformer l'approche catégorielle actuellement utilisée dans le DSM-5 pour une approche dimensionnelle dans laquelle les maladies mentales se chevaucheraient[24]. Il reste cependant indispensable, à l'heure actuelle, de catégoriser de manière indépendante les troubles psychiatriques afin de pouvoir évaluer l'efficacité des traitements, permettre une reconnaissance des patients et une meilleure communication entre les praticiens.

Toutefois, ces symptômes subjectifs pourraient, comme dans d'autres spécialités par le biais d'imagerie, de bilan biologique etc, être remplacés par des symptômes plus objectifs. Jusqu'à présent, le coût de mesures plus objectives des symptômes des patients semble dépasser les bénéfices attendus. Par exemple, une mesure objective du sommeil d'un patient dans le cadre d'une polysomnographie présente un coût démesuré en moyen humain, logistique et financier. Par rapport à l'approximation subjective, qu'un patient ou l'un de ses proches pourrait faire de son sommeil. Aujourd'hui, avec l'entrée dans les foyers de milliards d'appareils mobiles connectés, possédant de nombreux capteurs de données pouvant faire office de mesures impartiales, l'objectivité semble à disposition des praticiens.

Le projet *Research Domain Criteria* ou *RDoC* du *National Institute of Mental Health* vise à créer une « psychiatrie de précision où les bases biologiques et psychosociales prendraient une part plus importante dans les diagnostics psychiatriques ». Pour cela, il est indispensable de partir des diagnostics actuels afin d'identifier des caractéristiques essentielles des troubles mentaux[23]. Un des outils qui pourrait permettre cette évolution semble être le phénotypage digital.

1.3.5 Phénotypage digital dans les troubles de l'humeur

L'utilisation du phénotypage digital dans les troubles de l'humeur est apparue il y a moins d'une dizaine d'années. Elle répond à la fois à un besoin de la part des psychiatres d'appréhender avec plus de précision ces troubles mais également à une facilité d'accès aux capteurs permettant l'acquisition de données exploitables grâce aux avancées de l'intelligence artificielle. Le phénotypage numérique pourrait consister en l'utilisation d'un « dispositif passif, objectif et omniprésent »[25] qui

permettrait de raccourcir le délai de découverte du diagnostic initial et des récurrences[26].

Plusieurs études ont déjà montré l'intérêt du phénotypage digital dans les troubles de l'humeur, notamment par l'analyse informatisée de la parole[27] ou encore la géolocalisation[28].

Une revue de la littérature datant de 2018 traitant du phénotypage digital dans les maladies neuropsychiatriques retrouve des résultats intéressants concernant la dépression et le trouble bipolaire mais souligne l'absence d'essais contrôlés et randomisés prospectifs de grande ampleur, la majorité des études étant rétrospectives avec un faible nombre de sujets[29]. Une autre, traitant spécifiquement des troubles de l'humeur évoque comme principaux capteurs retrouvés dans les études : le GPS, la fréquence cardiaque, la température, les journaux d'appel et de message et la parole[30]. Des revues plus récentes, concernant notamment le trouble bipolaire, retrouvent une corrélation entre les données GPS et le trouble bipolaire, bien que les études contenaient un faible nombre de sujet et une durée relativement faible[31], ainsi que des résultats encourageant concernant la prédiction des récurrences par la surveillance électronique malgré des méthodologies hétérogènes[32].

Enfin, une méta analyse de 2022 portant sur le phénotypage digital dans la dépression, se basant sur des études publiées entre 2007 et 2019, retrouve une corrélation statistiquement significative entre la dépression et les données numériques issues du sommeil, de l'activité physique, de la localisation et de la durée de l'utilisation du téléphone[33].

Etant donné la rapidité d'évolution dans le domaine qui semble exponentielle, il est nécessaire de faire très régulièrement un point sur l'état des connaissances de celui-

ci. De plus, peu d'études ont comparé les différences entre le phénotypage digital des différents troubles de l'humeur. C'est face à ce constat que ce travail de thèse a émergé.

1.3.6 Objectifs

A l'aide d'une revue systématique de la littérature, nous tenterons de déterminer si le phénotypage digital, par le biais de capteurs intégrés aux appareils mobiles, a, à ce jour, sa place dans l'amélioration du dépistage et du diagnostic des troubles de l'humeur ainsi que de leurs récives. De plus, nous souhaitons proposer une liste des capteurs utilisables en pratique dans les années à venir et feront des propositions concernant les futures recherches.

2 Revue de la littérature

2.1 Matériels et méthodes

Nous avons effectué une revue de la littérature explorant l'utilisation du phénotypage digital via les dispositifs d'acquisitions mobiles, dans les troubles de l'humeur. Pour ce faire, nous avons interrogé la base de données Pubmed jusqu'à février 2022 avec les termes suivants [digital phenotyping] OR [digital biomarkers] OR [digital biomarker] OR [digital marker] OR [digital markers] OR [passive data] OR [personal sensing] OR [geolocalisation] OR [motor activity] OR [active data] OR [automatic detection] OR [mobile sensor] OR [mobile sensors] OR [passive sensing] OR [sensor] OR [sensors] OR [machine learning] OR [actigraphy] OR [actimetry] OR [heart rate variability] OR [electronic biomarker] OR [voice] OR [sensing] OR [monitoring] OR [respiratory rate] OR [temperature] avec les termes suivants (AND) : [mood disorder] OR [mood disorders] OR [bipolar disorder] OR [bipolar disorders] OR [depression] OR [depressive mood] OR [depressive disorder] et les termes suivants (AND) : [apps] OR [smartphone] OR [smartphone application] OR [smartphone applications] OR [digital health] OR [mHealth] OR [mhealth] OR [mobile phone] OR [smartphones] OR [smartwatch].

Nous avons retrouvé 475 résultats auxquels nous avons appliqué les critères d'inclusions suivants :

- ✓ Articles traitant du dépistage ou du diagnostic des troubles de l'humeur à l'aide du phénotypage digital par capteur passif via smartphone ou objets connectés mobiles, dans des populations cliniques ou non cliniques.
- ✓ Articles en anglais

Les critères d'exclusions étaient les suivants :

- ✓ Articles traitant uniquement d'aspect thérapeutique ou de psychoéducation.
- ✓ Articles traitant uniquement de l'engagement, la compliance, l'acceptabilité de l'acquisition de données dans un contexte médical.
- ✓ Articles utilisant uniquement des données actives, comme dans l'*EMA*.
- ✓ 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.

40 articles ont ainsi été retenus comme le présente la figure 1 et ont bénéficié d'une analyse approfondie. Ils ont été classés en fonction de la population étudiée, de la pathologie étudiée et des capteurs utilisés.

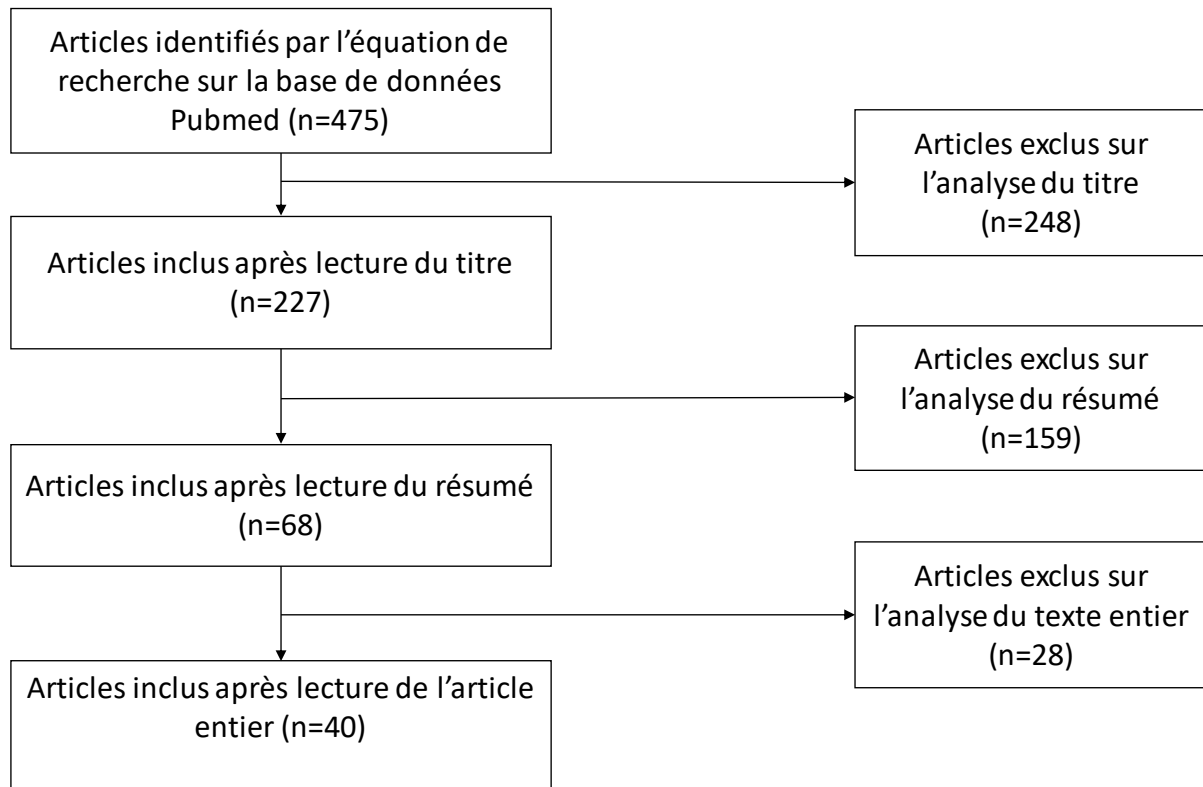


Figure 1 : Flowchart

2.2 Résultats

2.2.1 Résultats quantitatifs

Au total, 40 études correspondent aux critères d'inclusion et d'exclusion. Parmi elles, 24 étudient des populations cliniques dont 11 des sujets souffrant de trouble bipolaire, 11 des sujets souffrant de trouble dépressif unipolaire et 2 un mélange de populations cliniques et non cliniques. Les 16 restantes investiguent autour des symptômes dépressifs dans la population générale. La majorité des études se déroule en Europe ou aux États-Unis et quelques études se déroulent en Chine.

La plus ancienne étude date de 2014 et la majorité des études ont été publiées à partir de 2019. La moyenne du pourcentage de femmes dans les études est de 59,7%. La moyenne de participants dans les études est de 109,2 sujets mais 15 études comportent moins de 50 sujets, dont 6 portant sur le trouble bipolaire. La moyenne de la durée des études est de 160,2 jours. 20 études ont duré moins de 3 mois et 10 ont duré 2 semaines ou moins soit la période nécessaire à l'établissement d'un épisode dépressif caractérisé. 18 études ont utilisé comme comparateur le PHQ-9 (ou PHQ-8 soit une version de l'échelle tronquée de la question sur les idées suicidaires). La HDRS était utilisée dans 12 études, notamment celles traitant des sujets souffrant de trouble bipolaire. La YMRS a été utilisée 9 fois sur 11 pour évaluer les symptômes maniaques. Les autres échelles ont été utilisées plus marginalement : 3 fois pour la DASS, 2 fois pour la MADRS, 2 fois pour la CES-D et 1 fois pour les autres comme présenté dans le tableau 3.

Comme le montre le tableau 2, en ce qui concerne les capteurs utilisés, on retrouve :

- Les données de localisation (GPS, antenne relais etc...) dans 21 études
- Le journal d'appel dans 20 études
- Le journal des messages texte ou SMS dans 18 études
- L'accéléromètre (qui peut être utilisé comme podomètre) dans 15 études
- L'état (éteint ou allumé) de l'écran dans 14 études
- Le microphone dans 10 études
- La luminosité ambiante (via la caméra) dans 7 études
- Le journal des applications dans 6 études
- La fréquence cardiaque dans 5 études
- Plus rarement d'autres capteurs tels que des bracelets connectés, l'utilisation de métadonnées (contenu des SMS, de la navigation internet ou de la frappe sur le clavier) ou des capteurs *Bluetooth*.

12 études exploitaient les données d'un seul capteur ou appareil connecté. Les autres utilisaient une combinaison de différents capteurs.

Le système d'exploitation principalement utilisé était Android avec 35 études. On retrouve le système iOS d'Apple dans 6 études. Les auteurs incluaient des utilisateurs des deux systèmes dans 5 études. Un objet connecté était utilisé (bracelet ou anneau) dans 5 études.

Les méthodes d'analyse utilisées étaient 21 fois des régressions linéaires (dont 18 à effets mixtes), 17 fois le *Machine Learning* (dont 12 un algorithme *Random Forest*) et dans 4 cas une corrélation de Pearson.

Enfin une seule étude ne retrouvait aucune corrélation significative entre les données des capteurs et les modifications de l'humeur. Il s'agissait d'une étude portant sur le trouble bipolaire et comportant 17 patients.

2.2.2 Résultats qualitatifs

2.2.2.1 Utilisations des capteurs

Pour décrire le sommeil, il était généralement fait une extrapolation des données de l'accéléromètre[34–36], des capteurs de lumière, du microphone[37], de l'état du téléphone ou d'une combinaison de tous[38].

L'activité physique était souvent définie par une diminution des déplacements via les données de localisation et de l'accéléromètre[39,40], et parfois par la diminution de fréquentation des lieux favorisant l'exercice (salle de sport par exemple)[41] ou l'utilisation d'un bracelet (température cutanée, fréquence cardiaque, accéléromètre)[35,42].

L'activité sociale était le plus souvent extrapolée des journaux d'appel, de SMS[39] et des applications liées aux réseaux sociaux[43,44], mais aussi du volume ambiant et des voix détectées[37] ou encore du nombre de données Bluetooth environnantes[42].

L'entropie était décrite comme la variabilité du temps passé dans des « groupes d'emplacements » (comme le domicile, le travail etc...) alors que la variance était rapportée comme la variabilité de l'emplacement GPS[41,45].

L'utilisation du téléphone était définie par l'activation et la désactivation de l'écran du téléphone et l'utilisation d'applications[40,46].

2.2.2.2 Episode dépressif caractérisé

95% des études démontrent des résultats en faveur de l'utilisation du phénotypage digital dans l'épisode dépressif caractérisé que ce soit dans le cadre d'un dépistage de la population générale ou dans le cadre d'un trouble de l'humeur constitué, afin de dépister une éventuelle rechute.

Il semble possible, grâce à l'utilisation de capteurs, de prédire avec une bonne précision le niveau de dépression d'un sujet dans la population générale et ceci d'heure en heure[47]. En revanche, le niveau de dépression ne pourrait pas prédire les changements futurs des caractéristiques comportementales.

Il semblerait également que l'utilisation de plusieurs capteurs et d'algorithmes de *Machine Learning* améliorent la prédiction des niveaux de dépression, tout comme le fait d'intégrer des données épidémiologiques telles que l'âge, le sexe etc... dans l'algorithme[34,36,40,48–51]. Deux des études retrouvent une corrélation plus forte entre le niveau de dépression et les données des capteurs quand ces données proviennent du week-end[36,41].

Cependant, 20% des études ne détaillaient pas les méthodes de recrutement des participants et 25% ne précisaient pas les caractéristiques de ces populations. De plus aucune des études ne déclaraient avoir un échantillon représentatif de la population étudiée et les tailles d'échantillons nécessaires étaient rarement (12.5%) précisées à l'avance. Un nombre important de données était exclu pour des causes diverses comme des problèmes de compatibilité, de connectivité, des bugs informatiques ou

encore le fait que les sujets n'adhéraient pas à l'évaluation contrôle (clinique ou via questionnaire informatique). Pour les études qui documentaient ce pourcentage (à savoir 52,5% des études), la moyenne était de 79%, soit une perte importante de données.

Par ailleurs, une partie des études évaluait l'acceptabilité de tels dispositifs passifs de capture de données et une majorité des répondants les trouvaient au moins acceptables[40,51–54].

2.2.2.2.1 Dans la population générale :

Les affects dépressifs mesurés à l'aide d'échelles validées dans l'épisode dépressif caractérisé sont corrélés à une diminution de l'activité physique[55], des déplacements (diminution de la variabilité des lieux visités et modification du rythme circadien notamment)[35,38,41,46,55], l'augmentation du temps passé à domicile[46,56], la diminution du sommeil[35,37,38], certains types de mots présents ou non dans l'environnement[57,57], le volume sonore ambiant[37,38], la diminution de la vitesse de frappe sur le clavier[58], la durée d'utilisation du téléphone notamment le soir[44,46,49,55,57,59], la diminution des appels sortants et entrants[43,59], la diminution de la durée des appels[59], l'augmentation d'envoi de SMS[44,59], les réponses SMS plus lentes[50] et l'augmentation d'utilisation d'application sociale[43,44].

2.2.2.2.2 Chez les patients souffrants de trouble dépressif unipolaire :

Les scores plus élevés sur les échelles de dépression sont corrélés à une activité physique plus faible[34,40,48,54,60], une diminution des déplacements[60,61] avec

une entropie plus faible[48], des séjours plus longs à domicile[62], une modification de la durée et du nombre des appels[34,48,54,60,63], une diminution du nombre de SMS envoyés[48,54], une diminution du sommeil[34,36,60], une augmentation du temps passé sur le téléphone[40,63], à la conductance cutanée[40], à la variabilité du rythme cardiaque[34,40] et au nombre de personnes présentes à proximité[42].

2.2.2.2.3 Chez les patients souffrant de trouble bipolaire :

Les scores aux échelles de dépression étaient corrélés à une diminution de l'activité physique[39,45,64], une diminution des déplacements[45,65], une diminution des SMS et des appels sortants[39,52,53,65], une augmentation des appels entrants et des appels manqués[52,65], des altérations de la parole[66], une augmentation de l'utilisation du téléphone[65] et une modification de la frappe sur le clavier[64].

2.2.2.3 *Episode maniaque ou hypomaniaque*

Une augmentation des scores aux échelles de symptômes maniaques était corrélée à une augmentation des déplacements mais une plus faible entropie[45,64,65], une diminution de l'activité physique[39], une augmentation de l'activité sociale[39], une augmentation des appels sortants et manqués[52,53,65,67], une augmentation de la variabilité de la durée des appels sortants et du nombre et de la durée des appels entrants[52], une augmentation du nombre et de la longueur des SMS sortants[52,65,67], une diminution du nombre et de la longueur des SMS entrants[65], des altérations de la parole[66] et une modification de la frappe sur le clavier[64].

Il est à noter qu'une des études ne retrouve pas de bénéfices, en termes d'amélioration de la prédiction, à l'ajout de capteurs en plus du microphone[66].

De plus, la localisation à elle seule semble pouvoir discriminer avec une bonne précision (AUC : 0.83) les patients souffrant de trouble bipolaire des témoins sains[45].

Auteurs	Année de publication	Pathologie étudiée	Population	Sex Ratio	Critères diagnostiques	Région	Nombre de sujet	Durée de l'étude (en jour)
Bai et al.	2021	EDC	18 à 60 ans avec diagnostic d'EDC sans comorbidité (hormis trouble anxieux)	Non précisé	TDM selon les critères du DSM-IV. Les participants étaient exclus si ils avaient un diagnostic psychiatrique primaire de l'axe I autre que le TDM ou si ils avaient un diagnostic de toxicomanie.	Multisite : 4 hôpitaux de Pékin	334	84
Beiwinkel et al.	2016	Trouble bipolaire	> 000018 ans, diagnostic de trouble bipolaire sans comorbidité majeure	38,5% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire de type I ou II selon les critères du DSM-IV. Les critères d'exclusion étaient la nécessité d'un traitement hospitalier au moment du recrutement, la suicidalité, le diagnostic de schizophrénie ou de déficience intellectuelle, et l'abus d'alcool ou de drogues jusqu'à six mois avant l'étude.	Allemagne	13	365
Ben-Zeev et al.	2015	EDC	Etudiants de 19 à 30 ans	21% de femme	Aucun	Etats Unis	47	70
Cao et al.	2020	EDC	Adolescents de 12 à 17 ans avec diagnostic d'EDC sans grave comorbidité psychiatrique	85% de femme	Diagnostic de TDM confirmé par le MINI. Les critères d'exclusion comprenaient les patients souffrant de toxicomanie, de trouble bipolaire, de trouble grave du comportement et de trouble du spectre autistique.	Houston, au Texas	11	56
Chow et al.	2017	EDC	Etudiants de 18 à 23 ans	51% de femme	Aucun	Etats Unis	63	14
Di Matteo et al.	2020	EDC	Population générale, utilisateur du site Prolific	42% de femme	Aucun	Canada	84	14
Di Matteo et al.	janvier 2021	EDC	Population générale, utilisateur du site Prolific	43% de femme	Aucun	Canada	84	14
Di Matteo et al.	août 2021	EDC	Population générale, utilisateur du site Prolific	42 % de femme	Aucun	Canada	86	14
Dominiak et al.	2022	Trouble bipolaire	>18 ans, ayant un diagnostic de trouble bipolaire	55% de femme	Trouble bipolaire diagnostiqué par un psychiatre, avec au moins deux changements de phase au cours des 12 derniers mois, sans trouble addictif grave	Varsovie, Pologne	51	365

Faherty et al.	2017	EDC	Femmes enceintes de plus de 18 ans ayant un risque de dépression périnatale	100% de femme	PHQ9 > 5 (signifiant le risque de dépression périnatale) et <32 semaines de gestation	Etas Unis	36	56
Faurholt-Jepsen et al.	2014	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	70,6% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon la CIM-10 à l'aide de l'entretien SCAN. Les critères d'exclusion étaient les suivants : grossesse, manque de compétences linguistiques en danois et schizophrénie, troubles schizotypiques ou délirants selon l'entretien SCAN.	Copenhague , Danemark	17	90
Faurholt-Jepsen et al.	2015	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	66,1% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon la CIM-10 qui a été confirmé à l'aide du SCAN. Ont été exclus les patients qui avaient déjà utilisé le système MONARCA et les patientes enceintes.	Copenhague , Danemark	61	180
Faurholt-Jepsen et al.	juillet 2016	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	65% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon la CIM-10 en utilisant le SCAN	Copenhague , Danemark	32	84
Faurholt-Jepsen et al.	décembre 2016	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	62% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon la CIM-10 en utilisant le SCAN	Copenhague , Danemark	28	84
Faurholt-Jepsen et al.	janvier 2021	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	66% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon la CIM-10 en utilisant le SCAN	Copenhague , Danemark	76 (46 TB et 31 sujets sains)	270
Faurholt-Jepsen et al.	décembre 2021	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire, hors troubles schizophréniques	67% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon la CIM-10 en utilisant le SCAN	Danemark	207 (48 EDC, 121 patients TB et 38 sujets sains)	972
Jacobson et al.	2020	EDC	Etudiants	64,52% de femme	Aucun	Etas Unis	31	7

Laiou et al.	2022	EDC	Patients ≥18 ans avec au moins 2 EDC sans comorbidité (hormis trouble anxieux)	75% de femme	Trouble dépressif majeur (non spécifié). Les critères d'exclusion comprenaient les antécédents de trouble bipolaire, de schizophrénie, de TDM avec caractéristiques psychotiques, de troubles schizo-affectifs, de dépendance modérée à sévère aux drogues ou à l'alcool dans les 6 mois précédant le recrutement, de maladie grave pouvant affecter la capacité du participant à participer aux activités quotidiennes normales pendant plus de 2 semaines, de démence et de grossesse.	Multisite : Londres, Amsterdam et Barcelone	164	730
MacLeod et al.	2021	EDC	Jeunes âgés de 10 à 21 ans issus de population clinique	78,6% de femme	Aucun	Royaume Uni	122	14
Mastoras et al.	2019	EDC	Population générale	40% de femme	Aucun	Émirats arabes unis	25	124
Melbye et al.	2021	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire récemment diagnostiqué	72,15% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire selon le SCAN	Copenhague , Danemark	61 (40 TB et 21 sujets sains)	140
Meyerhoff et al.	2021	EDC	Population générale (adultes, hors psychose et TB)	79,1% de femme	Aucun	Etas unis	282	112
Moshe et al.	2021	EDC	Population générale	54,5% de femme	Aucun	Multisite, recrutement en ligne	55	30
Moukad-dam et al.	2019	EDC	Patients souffrant d'EDC	76% de femme	Diagnostic de trouble dépressif majeur selon les critères du DSM IV-TR	Houston, Etas Unis	22	56
Opoku Asare et al.	2021	EDC	Population générale	10,97% de femme	Aucun	56 pays	629	22
Pan et al.	2018	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	66,66% de femme	Diagnostic de trouble bipolaire avec épisode maniaque en hospitalisation (non précisé)	Shanghai, Chine	21	2

Pedrelli et al.	2020	EDC	Patients souffrant d'EDC	74% de femme	TDM actuel (selon le DSM-IV), patients de plus de 18 ans. Les critères d'exclusion étaient les suivants : trouble d'usage de substance ou autre trouble psychiatrique grave.	Etats Unis	31	63
Pellegrini et al.	2022	EDC	Patients souffrant de trouble bipolaire, de schizophrénie et de trouble schizoaffectif	63% de femme	Diagnostic primaire de chaque participant confirmé par l'entretien clinique structuré pour les modules A à D du DSM-IV (SCID)	Boston, Etas Unis	45	56
Place et al.	2017	EDC	Patients déclarant au moins un symptôme de TSPT ou d'EDC	33% de femme	Au moins un symptôme de TSPT ou de dépression (mesuré par le PC-PTSD <i>screen</i> et le PHQ)	Boston, Etas Unis	73	84
Razavi et al.	2020	EDC	Population générale (adultes), utilisateurs de Mechanical Turk	50,9% de femme	Aucun	Etas Unis	412	14
Saeb et al.	2015	EDC	Etudiants	71,4% de femme	Aucun	Etas Unis	48	70
Saeb et al.	2016	EDC	Population générale (adultes)	20,8% de femme	Aucun	Etas Unis	28	14
Tlachac et al.	2020	EDC	Population générale, utilisateurs de Mechanical Turk	non précisé	Aucun	Multisite : recrutement en ligne	68	14
Tønning et al.	2021	EDC	Patients souffrant d'EDC	52,7% de femme	Diagnostic de trouble dépressif unipolaire selon la CIM-10 en utilisant le SCAN, après sortie d'un hôpital psychiatrique pour un épisode dépressif.	Danemark	74	180
Wang et al.	2021	EDC	Population générale	39,1% de femme	Aucun	Pékin, Chine	120	30
Yue et al.	2020	EDC	Etudiants de 18 à 25 ans	73,9% de femme	À l'aide d'un entretien basé sur le DSM-V et d'une évaluation PHQ-9, un clinicien a classé un participant comme étant déprimé ou non lors du dépistage initial.	Etas Unis	79	240

Zanella-Calzada et al.	2019	EDC	Patients souffrant de TB, d'EDC et témoins sains	non précisé	non précisé	Royaume Uni	55	non précisé
Zhang et al.	avril 2021	EDC	Sujets à risque de rechute dépressive	75% de femme	Au moins 2 EDC selon DSM-5 sans comorbidité hormis trouble anxieux	Multisite : Londres, Amsterdam et Barcelone	368	730
Zhang et al.	juillet 2021	EDC	Sujets à risque de rechute dépressive	75% de femme	Trouble dépressif majeur (non spécifié).	Multisite : Londres, Amsterdam et Barcelone	316	730
Zulueta et al.	2018	Trouble bipolaire	Patients souffrant de trouble bipolaire	89% de femme	Trouble du spectre bipolaire selon les critères du DSM-IV-RT	Etats Unis	9	56

gris : la population générale, bleu : un mélange de population clinique et non clinique, vert : trouble dépressif unipolaire, rose : trouble bipolaire, SCAN : Schedules for Clinical Assessments in Neuropsychiatry, EDC : épisode dépressif caractérisé, TB : trouble bipolaire, PTSD/TSPT : trouble de stress post traumatique, TDM : Trouble dépressif majeur, PHQ : Patient Health Questionnaire, SCID : Structured Clinical Interview for Mental Disorders, MINI : Mini-international neuropsychiatric interview, DSM-IV : manuel diagnostique et statistique des troubles mentaux 4e édition, PC-PTSD : Primary Care PTSD Screen, CIM -10 : Classification internationale des maladies, version 10.

Tableau 1 : données démographiques

Auteurs	Année de publication	Capteurs étudiés									
		Localisation	Journal d'appel	Journal de message texte	Journal des applications	accéléromètre/ podomètre	Luminosité ambiante	Etat de l'écran	Microphone	Fréquence cardiaque	Autre
Bai et al.	2021	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
Beiwinkel et al.	2016	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Ben-Zeev et al.	2015	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Cao et al.	2020	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Chow et al.	2017	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Di Matteo et al.	2020	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Di Matteo et al.	janvier 2021	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Di Matteo et al.	août 2021	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Dominiak et al.	2022	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Faherty et al.	2017	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Faurholt-Jepsen et al.	2014	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Faurholt-Jepsen et al.	2015	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Faurholt-Jepsen et al.	juillet 2016	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Faurholt-Jepsen et al.	décembre 2016	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées des SMS

Auteurs	Année de publication	Capteurs étudiés									
		Localisation	Journal d'appel	Journal de message texte	Journal des applications	accéléromètre/ podomètre	Luminosité ambiante	Etat de l'écran	Microphone	Fréquence cardiaque	Autre
Faurholt-Jepsen et al.	janvier 2021	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Faurholt-Jepsen et al.	décembre 2021	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Jacobson et al.	2020	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
Laiou et al.	2022	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
MacLeod et al.	2021	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Mastoras et al.	2019	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées du clavier
Melbye et al.	2021	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Meyerhoff et al.	2021	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées du clavier
Moshe et al.	2021	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
Moukaddam et al.	2019	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Opoku Asare et al.	2021	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Connectivité internet
Pan et al.	2018	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Pedrelli et al.	2020	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Température cutanée, activité électrodermique, actigraphie
Pellegrini et al.	2022	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Place et al.	2017	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	

Auteurs	Année de publication	Capteurs étudiés									
		Localisation	Journal d'appel	Journal de message texte	Journal des applications	accéléromètre/ podomètre	Luminosité ambiante	Etat de l'écran	Microphone	Fréquence cardiaque	Autre
Razavi et al.	2020	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées du trafic internet
Saeb et al.	2015	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Saeb et al.	2016	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Tlachac et al.	2020	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées des SMS
Tønning et al.	2021	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Wang et al.	2021	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
Yue et al.	2020	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées du trafic internet
Zanella-Calzada et al.	2019	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Bracelet connecté (activité motrice)
Zhang et al.	avril 2021	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	Bracelet connecté (données du sommeil)
Zhang et al.	juillet 2021	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Capteur Bluetooth
Zulueta et al.	2018	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Métadonnées du clavier

gris : la population générale, bleu : un mélange de population clinique et non clinique, vert : trouble dépressif unipolaire, rose : trouble bipolaire.

Tableau 2 : Capteurs utilisés

Auteurs	Année de publication	Contrôle	Système d'exploitation (et wearable)	Méthode d'analyse	Principaux résultats
Bai et al.	2021	PHQ-9	Android, application mood Miroor, Mi Band 2 (bracelet connecté)	ML (SVM, RF, régression logistique, KNN, Decision Tree, Naïve Bayes)	Parmi les 6 combinaisons de types de données expérimentées, la meilleure combinaison globale était l'utilisation des journaux d'appels, des données de sommeil, des données de comptage de pas et des données de fréquence cardiaque. La précision des prédictions était globalement bonne, entre 75 et 90%.
Beiwinkel et al.	2016	YMRS,HDRS	Android, smartphone Sony Ericsson Xperia Neo V, application SIMBA	Modèles multiniveaux à coefficients aléatoires	Une augmentation des symptômes dépressifs était prédite par une baisse des SMS sortants ainsi que la réduction de l'activité physique (moins de déplacement). Une augmentation des symptômes maniaques cliniques a été prédite par une activité physique plus faible et une augmentation de l'activité sociale.
Ben-Zeev et al.	2015	PHQ-9	Android	Régression linéaire à effets mixtes	La durée de la parole ambiante, les déplacements et la durée du sommeil ont été associés à des changements dans les niveaux de dépression des participants au cours de l'étude.
Cao et al.	2020	PHQ-9, HDRS	Android, application SOLVD et Mobile Logger	Coefficient de corrélation de Pearson	Les sujets présentant des scores de dépression plus élevés ont tendance à avoir une mobilité plus faible (nombre de pas moins élevé), visitent moins d'endroits, passent du temps plus uniformément dans différents endroits, passent des appels plus courts, envoient moins de SMS. La précision la plus élevée dans la prédiction du PHQ-9 était de 90 %, ce qui a été obtenu en combinant les entrées des adolescents et des parents avec les données SMS/appels/pas/GPS.
Chow et al.	2017	DASS, EVA	Android	Régression linéaire à effets mixtes	Un affect dépressif était lié à un séjour plus long à la maison. De plus, chez les individus plus anxieux socialement, un affect très négatif ou très positif au cours d'une journée était associé à une plus grande probabilité de passer du temps à la maison le jour suivant.
Di Matteo et al.	2020	PHQ-8	Android	Coefficient de corrélation de Pearson	Le volume audio environnant est corrélé à la gravité des symptômes dépressifs. Des mesures indirectes du sommeil et de l'activité sociale sont corrélées avec la dépression.

Di Matteo et al.	janvier 2021	PHQ-8	Android	Régression logistique	Présentation d'un modèle qui a une capacité significative à prédire la dépression (AUC moyenne : 0,72, SD : 0,12). Les caractéristiques relatives aux mots liés à la mort et à l'utilisation des écrans étaient toutes deux associées à une probabilité accrue de dépistage positif du trouble d'anxiété sociale et de la dépression.
Di Matteo et al.	août 2021	PHQ-8	Android	Coefficient de corrélation de Pearson	Des taux plus élevés de mots liés à la mort et aux émotions, et des taux plus faibles de mots liés à la récompense, détectés dans l'environnement, sont associés à des symptômes de dépression autodéclarés plus importants.
Dominiak et al.	2022	HDRS et YMRS	Android, application Bdmon	Régression linéaire à effets mixtes	Les patients déprimés avaient tendance à passer moins d'appels, les appels entrants manqués étaient plus fréquents et augmentaient à mesure que les symptômes dépressifs s'intensifiaient, la fraction des appels sortants était plus élevée dans les états maniaques, la fraction des appels manqués était plus élevée dans les états maniaques/mixtes par rapport à celle de l'état euthymique et positivement corrélée à la sévérité des symptômes, la variabilité de la durée des appels sortants était plus élevée dans les états maniaques/mixtes et positivement corrélée à la sévérité des symptômes, le nombre et la longueur des messages texte envoyés étaient plus élevés dans les états maniaques/mixtes par rapport à ceux de l'état euthymique et positivement corrélés à la sévérité des symptômes maniaques.
Faherty et al.	2017	PHQ-9	Android, application Ginger.io	Régression linéaire à effets mixtes	Une diminution du rayon de déplacement était associée à une majoration des symptômes dépressifs. Par contre il n'y avait pas de corrélation entre la mobilité et les symptômes dépressifs.
Faurholt-Jepsen et al.	2014	HDRS et YMRS	Android	Régression linéaire à effets mixtes	Aucun résultat significatif concernant les données passives. Cela pourrait être en lien avec le faible nombre de décompensation. Corrélation significative entre les échelles diagnostics et le score de l'humeur auto-évalué.

Faurholt-Jepsen et al.	2015	HDRS et YMRS	Android, système MONARCA	Régression linéaire à effets mixtes	Il existe des corrélations entre la durée des appels entrants et sortants par jour et les scores de l'HDRS. Il existe également des corrélations positives significatives entre le nombre et la durée des appels entrants et sortants par jour, le nombre et la durée des appels sortants par jour, le nombre de SMS sortants par jour et les symptômes maniaques. Les données objectives générées automatiquement ont permis de discriminer les états affectifs. Enfin il existe une corrélation entre l'humeur déclarée et les échelles standardisées.
Faurholt-Jepsen et al.	juillet 2016	HDRS et YMRS	Android, système MONARCA	ML : Random Forest	Les altérations de la parole permettent de classer les états maniaques ou mixtes dans le trouble bipolaire (AUC : 0,89), mais moins précisément les états dépressifs (AUC : 0,78). La sensibilité et la spécificité n'ont pas augmenté lorsqu'ont été combinées les caractéristiques vocales avec des données objectives générées automatiquement, par rapport à l'utilisation exclusive des caractéristiques vocales. Pas de conclusion au sujet de savoir si les modèles dépendants de l'utilisateur sont supérieurs aux modèles indépendants de l'utilisateur dans la classification des états affectifs.
Faurholt-Jepsen et al.	décembre 2016	HDRS et YMRS	Android, système MONARCA	Régression linéaire à effets mixtes	Plus les symptômes maniaques étaient sévères, plus le nombre de SMS sortants par jour était élevé, plus les appels téléphoniques par jour étaient longs, moins le nombre de caractères des SMS entrants par jour était élevé, plus la durée des appels sortants par jour était faible, et plus les patients se déplaçaient entre les tours de téléphonie mobile. Plus les symptômes dépressifs étaient sévères, plus l'écran du smartphone était allumé longtemps par jour, plus d'appels entrants par jour étaient reçus, moins d'appels sortants par jour étaient passés, plus d'appels entrants étaient manqués (sans réponse) par jour et moins les patients se déplaçaient entre les tours de téléphonie mobile par jour.

Faurholt-Jepsen et al.	janvier 2021	Sujets sains et autosurveillance	Android, système MONARCA	Régression linéaire à effets mixtes et ML	Les patients atteints de troubles bipolaires pendant un état dépressif étaient moins mobiles et présentaient une entropie de localisation plus faible que dans un état euthymique. Les patients atteints de trouble bipolaire pendant un état affectif (quelle que soit la polarité) présentaient une entropie de localisation plus faible que les individus témoins sains. La localisation permet de distinguer avec une assez bonne précision (AUC : 0,83) les patients souffrant de trouble bipolaire des témoins.
Faurholt-Jepsen et al.	décembre 2021	HDRS et YMRS	iOS et Android	ML : RF	Les résultats ne permettent pas d'affirmer que les caractéristiques vocales recueillies au cours d'appels téléphoniques puissent être mises en œuvre dans la pratique clinique en tant qu'outil supplémentaire. Les caractéristiques vocales ont permis de distinguer les patients atteints de dépression des patients atteints de troubles bipolaires avec une sensibilité et une AUC faible (0,58). La distinction entre dépression unipolaire et sujet sain présente une meilleure distinction avec une AUC à 0,74.
Jacobson et al.	2020	DASS	Android, application mood Tiger	ML : XGB, pour modéliser la variabilité intra-individuelle, puis RF	L'humeur dépressive peut être prédite positivement de manière significative dans des fenêtres temporelles d'heure en heure lorsqu'elle est opérationnalisée de manière continue.
Laiou et al.	2022	PHQ-8	Android, plateforme d'application RADAR	Régression linéaire	Un séjour prolongé à domicile est associé à une plus grande sévérité des symptômes dépressifs.
MacLeod et al.	2021	CES-D	iOS et Android	Régression linéaire	Les jeunes souffrant d'une dépression plus sévère passent plus de temps immobiles, se déplacent moins, passent moins d'appels et ont une luminosité ambiante plus élevée la nuit.
Mastoras et al.	2019	PHQ-9	Android	ML : SVM, RF et Gradient Boosting Classifier	Le meilleur discriminant de l'état dépressif retrouvé est l'intervalle de temps entre la pression et le relâchement d'une touche. Les patients présentant des symptômes dépressifs plus sévères frappent plus lentement. Les métadonnées de frappe semblent pouvoir discriminer avec une AUC élevée les patients atteints de symptômes dépressifs.

Melbye et al.	2021	HDRS et YMRS et sujets sains	Android, système Monsenso	Régression linéaire à effets mixtes	Le nombre d'appels téléphoniques sortants était positivement corrélé aux symptômes maniaques. Le nombre d'appels manqués et le nombre de SMS sortants étaient positivement corrélés au niveau d'agitation psychomotrice. Les jeunes patients ayant reçu un diagnostic récent de trouble bipolaire avaient un nombre plus élevé d'appels entrants par rapport aux sujets contrôles.
Meyerhoff et al.	2021	PHQ-8	Android, application Passive Data Kit	Modèles pour données répétées	Les changements dans les caractéristiques comportementales dérivées des capteurs sont associés aux changements ultérieurs du niveau de dépression, mais pas l'inverse. Dans le groupe des comorbidités multiples, les changements de dépression étaient précédés par des changements dans les caractéristiques du GPS, la durée de l'exercice physique et l'utilisation d'applications.
Moshe et al.	2021	DASS	iOS et Oura ring	Régression linéaire	Association négative significative entre la variabilité des lieux visités et les symptômes de dépression. Association positive significative entre le temps de sommeil total, le temps passé au lit et les symptômes de dépression.
Moukaddam et al.	2019	HDRS et PHQ9	Android, application SOLVD	Coefficient de corrélation de Pearson	Les scores de dépression plus élevés étaient corrélés de manière significative avec un nombre de SMS et de pas quotidiens plus faible. La réduction de la fréquence des messages texte et des appels téléphoniques et une durée plus courte des messages texte et des appels téléphoniques étaient prédictifs d'un état dépressif. Les corrélations étaient plus élevées dans le groupe des symptômes modérés à sévères.
Opoku Asare et al.	2021	PHQ-8	Android	Régression linéaire mixte bivariée et ML : RF, SVM, XGB, RBF et KNN	Les caractéristiques de l'écran et de la connectivité Internet étaient les plus influentes pour prédire la dépression. L'inclusion du groupe d'âge et du sexe en tant que prédicteurs a amélioré les performances du ML. Les algorithmes de ML ont pu prédire les états dépressifs avec une bonne précision.
Pan et al.	2018	BRMS	Android, Samsung GALAXY Mega 6.3	ML : SVM et GMM	La précision de la détection de l'état maniaque intra-personnelle était meilleure avec la méthode SVM qu'avec la méthode GMM. La précision de détection interpersonnelle était plus élevée avec la méthode GMM qu'avec la méthode SVM.

Pedrelli et al.	2020	HDRS	Android et bracelets connectés E4 Empatica	ML : adaboost et RF	Les caractéristiques les plus prédictives des modèles étaient, le niveau d'activité physique, le temps passé sur le téléphone (état de l'écran), la conductance cutanée et à la variabilité de la fréquence cardiaque.
Pellegrini et al.	2022	MADRS et PHQ-8	iOS ou Android, application Beiwe	Régression linéaire à effets mixtes	L'inclusion de données passives comme prédicteur n'a pas amélioré la prédiction des scores MADRS en autoévaluation (erreur quadratique moyenne de 4,72 pour données passives, 4,30 pour données en autoévaluation et 4,30 pour la combinaison).
Place et al.	2017	SCID	Android	Régression logistique	Les modèles ont permis de prédire les symptômes de l'humeur dépressive (AUC = 0,75), de la fatigue, de l'intérêt pour les activités et du lien social, évalué par les cliniciens. Cette étude souligne la puissance des plateformes de détection mobiles pour recueillir et calculer les indicateurs comportementaux des symptômes des troubles de l'humeur et de l'anxiété.
Razavi et al.	2020	BDI-2	Android	ML : CART, GBM, KNN, régression linéaire, NN, RF, et SVM	Les participants souffrant de dépression se sont avérés avoir moins de contacts enregistrés sur leurs appareils, passer plus de temps sur leurs appareils mobiles pour passer et recevoir des appels moins nombreux et plus courts, et envoyer plus de messages texte que les participants sans dépression. Le meilleur modèle était un classificateur de forêt aléatoire avec une précision équilibrée ajustée à 0,81.
Saeb et al.	2015	PHQ-9	Android, application studentlife	Régression linéaire	La variance de l'emplacement, l'entropie et le mouvement circadien étaient significativement corrélées aux scores du PHQ-9. Ces relations étaient plus fortes lorsque les caractéristiques GPS étaient calculées à partir des données du week-end, par rapport à celles de la semaine.
Saeb et al.	2016	PHQ-9	Android, application Purple Robot	Régression linéaire	Les personnes présentant des symptômes dépressifs plus sévères visitent moins de lieux et sont plus susceptibles de favoriser certains lieux que d'autres. Elles ont tendance à moins se déplacer dans l'espace géographique et utilisent plus longtemps et plus fréquemment leur téléphone.
Tlachac et al.	2020	PHQ-9	Non précisé	ML : KNN, XGB et adaboost, GNB, régression logistique, SVM, RF	Les personnes déprimées répondent plus lentement et ont moins de contacts et de réponses. Les modèles de ML ont permis une bonne prédiction de l'état dépressif (AUC : 0,72 et précision équilibrée de 0,69 pour XGB).

Tønning et al.	2021	HDRS	iOS et Android	Régression linéaire à effets mixtes	Des scores totaux HDRS plus élevés étaient associés à un plus grand nombre de fois où l'écran était allumé et à une plus longue durée des appels téléphoniques, tandis que des scores plus élevés à l'item 9 de l'HDRS (agitation) étaient associés à un plus grand nombre d'appels sortants et à une plus longue durée des appels téléphoniques.
Wang et al.	2021	CES-D	Android, application MobileSens	Régression linéaire à effets mixtes	Les utilisateurs déprimés recevaient moins d'appels de leurs contacts et utilisaient plus fréquemment des applications sociales que les personnes non déprimées. L'utilisation d'applications sociales le soir est apparue comme un facteur prédictif de symptômes dépressifs pour tous les participants et l'utilisation de Weibo (réseau social) le matin est apparue comme un facteur prédictif pour les femmes.
Yue et al.	2020	PHQ-9	iOS et Android	ML : SVM et RBF	Les participants ayant des scores élevés au PHQ-9 ont tendance à passer moins de temps en ligne pendant la journée et plus de temps en ligne pendant la nuit. Les participants ayant des scores PHQ-9 plus élevés ont tendance à utiliser le téléphone plus fréquemment, à passer plus de temps sur les applications sociales et à accéder plus fréquemment à des applications consacrées aux catégories sociales, jeux et shopping. En revanche, le temps passé sur les applications de messagerie présente une corrélation négative significative avec les scores PHQ-9 des participants déprimés.
Zanella-Calzada et al.	2019	MADRS et sujets sains	Bracelet connecté Actiwatch	ML : RF	Les résultats montrent une sensibilité de 0,867 et une spécificité est de 0,919 soit une AUC de 0,893.
Zhang et al.	avril 2021	PHQ-8	bracelet Fitbit	Régression linéaire à effets mixtes	Les caractéristiques du sommeil sont significativement associées au score PHQ-8. Le sommeil de rattrapage du week-end, l'insomnie et l'hypersomnie étaient significativement corrélés positivement avec la sévérité de la dépression. Le pourcentage d'éveil, le temps d'éveil, l'insomnie, le temps moyen de décalage du sommeil et l'hypersomnie étaient les 5 caractéristiques les plus prédictives du PHQ-8.

Zhang et al.	juillet 2021	PHQ-8	Non précisé	Régression linéaire à effets mixtes et ML : LASSO et XGBOOST	La quantité de données bluetooth a diminué, la variance a diminué, la périodicité (en particulier le rythme circadien) a diminué, et la séquence de nombre de périphériques bluetooth à proximité est devenue plus irrégulière au cours des deux semaines précédents une augmentation du score PHQ-8. Les participants ayant des séquences de nombre de périphériques bluetooth à proximité plus irrégulières et chaotiques étaient susceptibles de présenter des symptômes dépressifs plus graves, tandis que ceux ayant des séquences de nombre de périphériques bluetooth à proximité périodiques et régulières pouvaient avoir des scores PHQ-8 plus faibles.
Zulueta et al.	2018	HDRS et YMRS	Android	Régression linéaire à effets mixtes	L'activité de frappe permet de prédire les symptômes de dépression et de manie. Le modèle permettant de prédire les scores de dépression a démontré une plus grande capacité explicative. L'activité accrue de l'accéléromètre s'est avérée être positivement corrélée aux scores de dépression et de manie. Le nombre total de séances de frappe était positivement corrélé à la dépression. Le taux de retour en arrière et de correction était corrélé positivement avec les symptômes de dépression et négativement avec ceux de manie.

gris : la population générale, bleu : un mélange de population clinique et non clinique, vert : trouble dépressif unipolaire, rose : trouble bipolaire, AUC : area under the curve, SD : standard derivation PHQ : Patient Health Questionnaire, YMRS : Young Mania Rating Scale, HDRS : Échelle de dépression de Hamilton, DASS : Depression, Anxiety and Stress Scale, EVA : Echelle visuelle analogique, CES-D : Center for Epidemiologic Studies Depression Scale, BRMS : Bech-Rafaelsen Mania Scale, MADRS : Échelle de dépression de Montgomery et Åsberg, SCID : Structured Clinical Interview for Mental Disorders, BDI : Beck depression inventory, ML : machine learning, SVM : Support Vector Machine, RF : Random Forest, KNN : K-nearest Neighbor, XGB : XGBoost, RBF : Radial Basis Fonction, GMM : Gaussian Mixture Model, CART : Classification And Regression Trees, GBM : Gradient Boosting Machines, NN : Neural Networks, GNB : Gaussian Native Bayes.

Tableau 3 : Méthodes et résultats

3 Discussion

3.1 Validité du phénotypage digital dans la dépression unipolaire

Les résultats de cette revue sont conformes à la littérature sur le sujet, à savoir que le phénotypage digital semble être prometteur dans la détection des troubles dépressifs caractérisés avec une bonne voire très bonne précision[30,33]. La majorité des études incluses traitaient du trouble dépressif unipolaire, cela est probablement en lien avec la prévalence plus élevée de ce trouble. L'inclusion des sujets était plus aisée, tout comme le suivi. Les capteurs les plus utilisés étaient le GPS et les journaux d'appel et de SMS.

3.2 Validité du phénotypage digital dans le trouble bipolaire

Tout comme dans le trouble dépressif unipolaire, les variations de l'humeur (épisodes dépressifs et hypo/maniaques) semblent être détectées avec une bonne sensibilité et spécificité via l'utilisation de capteurs passifs sur smartphones et appareils connectés. Les données sont moins nombreuses pour les rechutes maniaques et hypomaniaques mais restent significatives. De plus, il semble exister des différences entre l'EDC d'un patient souffrant de trouble bipolaire et celui d'un patient souffrant de trouble unipolaire. C'est ce que montre la récente étude de Fourholt-Jepsen et al[68] qui évoque une spécificité de 0.81 entre un EDC chez un patient souffrant de trouble bipolaire et un EDC chez un patient souffrant de trouble unipolaire. Cela est cohérent avec le ressenti des psychiatres et la littérature[69] bien que le DSM ne fasse pas de distinction entre ces EDC sur plan sémiologique. Toutefois, l'étude en question

retrouve une faible sensibilité. Les auteurs évoquent le fait que le modèle ait obtenu d'excellents résultats pour une partie seulement des patients (AUC autour de 0,9) ce qui pourrait laisser penser que certains symptômes diffèrent mais pas pour tous les individus. Ces résultats devraient encourager de futures recherches afin de développer des algorithmes d'aide au diagnostic[70] mais également permettre d'affiner notre compréhension de ces troubles et modifier en conséquence nos critères diagnostics.

Le phénotypage digital semble pouvoir discriminer avec une précision correcte à bonne les sujets souffrant de trouble bipolaire des sujets sains[45,67,68]. Ces données sont toutefois à relativiser car peu d'études rapportaient de tels résultats. Cela est probablement dû au fait que ce genre d'études nécessitent un plus grand nombre de sujets et notamment des sujets contrôles à des fins d'appariement mais aussi des évaluations cliniques régulières afin de s'assurer de l'absence de trouble chez les sujets contrôles.

3.3 Capteurs utilisables dans les troubles de l'humeur

Les capteurs les plus discriminants semblent être ceux traduisant l'activité du sommeil, de la parole et celle de l'activité physique dans le cadre du trouble bipolaire. Les plus utiles dans la dépression sont ceux reflétant l'activité physique et sociale.

Le tableau 4 répertorie les capteurs utilisables actuellement afin de prédire l'humeur d'un patient, avec leur avantages et inconvénients.

Capteur	Utilisation	Avantages et inconvénients	Validité
GPS	Peut permettre de surveiller le sommeil, l'activité physique voire sociale. De nombreuses données « aberrantes » peuvent fausser l'interprétation des résultats.	Souvent déjà activé. Données facilement accessibles. Consommation de la batterie qui peut être importante. Données sensibles sur le plan de la confidentialité.	Utile dans le TB et la dépression. Nombreuses études en faveur de son utilisation. Précision correcte même utilisé seul.
Journal d'appel	Peut prédire l'activité sociale.	Données potentiellement sensibles sur le plan de la confidentialité si absence de cryptage. Consomme peu de données donc peu de batterie.	Utile dans le TB et la dépression. Souvent corrélé aux altérations de l'humeur. Pas de données sur son utilisation comme capteur unique. Nombreuses études en faveur.
Journal de SMS	Peut prédire l'activité sociale.	Données potentiellement sensibles sur le plan de la confidentialité si absence de cryptage. Consomme peu de données donc peu de batterie.	Peu utile, seul, dans l'état actuel des connaissances. Nombreuse études en faveur de son utilisation conjointe avec d'autres capteurs.
Journal d'application	Peut prédire l'activité sociale, le temps passé sur le téléphone, le rythme nyctéméral.	Données peu sensibles sur le plan de la confidentialité. Consomme peu de données donc peu de batterie.	Utile notamment dans le dépistage de la dépression dans la population générale. Peu d'études explorent ce capteur.

Accéléromètre	Peut extrapoler l'activité physique.	Consommation intermédiaire de batterie. Données peu sensibles sur le plan de la confidentialité.	Utile dans le TB et la dépression unipolaire. Rarement utilisé seul. Multiples études en sa faveur.
Etat de l'écran	Reflète l'utilisation du téléphone et le rythme circadien.	Consommation de batterie très faible. Données peu sensibles.	Utile notamment dans la dépression unipolaire mais aussi dans une moindre mesure dans le TB.
Microphone	Peut refléter le sommeil et le rythme circadien. Peut permettre de repérer des groupes de mots (liés à la mort par exemple). Intérêt potentiel en tant que capteur actif.	Consommation importante de batterie. Données très sensibles.	Utile dans le trouble uni et bipolaire, dans le dépistage et le diagnostic.
Caméra	Capte la luminosité ambiante et peut refléter le sommeil et le rythme circadien. Pourrait avoir un potentiel en tant que capteur actif également.	Consommation de batterie et sensibilité des données dépendantes du « mode » d'utilisation.	Utile dans le trouble dépressif unipolaire.
Mesure de la Fréquence cardiaque	Capte la variabilité du rythme cardiaque qui est corrélée au stress et à l'humeur.	Nécessité d'un appareil connecté, de le garder au long cours. Données peu sensibles.	Plusieurs études en faveur dans la dépression unipolaire.
Clavier	Peut prédire l'activité motrice d'un sujet.	Consommation modérée de batterie. Données peu sensibles.	Une seule étude en faveur dans le trouble bipolaire et deux dans le dépistage de la dépression dans la population générale.

Métadonnées (SMS, internet)	Reflète précisément le contenu des SMS ou recherches internet.	Pas de nécessité d'extrapolation puisque données de type <i>Big Data</i> . Nécessité de ML et de matériel performant pour les utiliser. Données extrêmement sensibles. Consommation de batterie importante.	Plusieurs études en faveur dans le trouble bipolaire et la dépression unipolaire. Déjà largement utilisées dans le secteur industriel.
--	--	---	--

Tableau 4 : Capteurs utilisables pour le phénotypage digital des troubles de l'humeur

3.4 Limites

3.4.1 De la revue et des études présentées

Tout d'abord, un nombre important d'articles exclus de cette revue était des études pilotes, de faisabilité ou ne donnant aucun résultat. On peut aussi noter que plusieurs études exclues ne rapportaient pas de résultats et présentaient uniquement leur méthodologie ce qui pourrait être expliqué par le fait que ces études n'aient pas trouvées de résultats significatifs. Cela démontre le fait que cette technologie est encore jeune et que les conclusions de ce travail sont à circonstancier.

De plus, la revue est imparfaite étant donné l'utilisation d'un seul moteur de recherche, l'absence de double lecture ainsi que le fait que l'équation de recherche ne puisse couvrir la totalité des articles traitants d'un phénomène récent qui manque d'une terminologie définitive.

Concernant les participants, on peut noter des biais importants dans le recrutement de ceux-ci. Premièrement, le système d'exploitation étant très majoritairement Android, un nombre important de participants était exclu car ils n'utilisaient pas ce système

d'exploitation. Les appareils utilisant iOS étant généralement plus coûteux, il est possible que cela ait altéré la démographie des participants. De plus, les sujets étaient des personnes à l'aise avec les nouvelles technologies ce qui exclut fatalement une partie de la population. Enfin, aucune des études présentées n'affirment avoir sélectionné un échantillon représentatif de la population étudiée. 8 des études ne détaillent d'ailleurs pas la démographie de leur échantillon au-delà du pourcentage homme-femme.

On peut aussi penser que l'utilisation d'échelle via smartphone, bien que possiblement aussi efficace qu'une échelle remplie de manière usuelle, puisse engendrer des biais. En premier lieu, la non-compliance des participants à ces échelles qui entraîne une perte de données chez certains participants. Ensuite, l'absence d'évaluation clinique au moins initiale dans 47,5% des études a probablement entraîné un biais d'information.

Le nombre de données perdues ou exclues était assez important pour entraîner également un biais d'information.

Enfin, aucune des études ne se basait sur un protocole précédemment établi afin de répliquer les résultats d'une précédente étude.

3.4.2 Cadre légal

L'article L5211-1 du code de la santé publique, modifié par l'ordonnance n°2022-582 du 20 avril 2022 - art. 10, définit un dispositif médical comme « tout instrument, appareil, équipement, logiciel, implant, réactif, matière ou autre article, destiné par le fabricant à être utilisé, seul ou en association, chez l'homme pour l'une ou plusieurs des fins médicales [...] et dont l'action principale voulue dans ou sur le corps humain

n'est pas obtenue par des moyens pharmacologiques ou immunologiques ni par métabolisme, mais dont la fonction peut être assistée par de tels moyens : diagnostic, prévention, contrôle, prédiction, pronostic, traitement ou atténuation d'une maladie ... ».

D'après cet article, les logiciels (ou applications) exploitant l'utilisation de données passives recueillies par les capteurs du smartphone afin de permettre un diagnostic ou un contrôle de l'état psychique d'un patient souffrant de trouble de l'humeur, doit être considéré comme un dispositif médical.

Dans l'Union Européenne, un dispositif médical doit, pour être mis sur le marché, respecter les exigences de santé et de sécurité de la directive 93/42/CEE DU CONSEIL du 14 juin 1993 relative aux dispositifs médicaux. Ils doivent également porter le marquage CE (Conformité Européenne). D'après le site www.economie.gouv.fr, *pour apposer le marquage « CE » sur son produit, le fabricant doit réaliser, ou faire réaliser, des contrôles et essais qui assurent la conformité du produit aux exigences essentielles définies dans les textes européens concernés.*

Ces dispositifs doivent donc faire la preuve qu'ils ne présentent pas de danger pour la santé ou la sécurité des utilisateurs, ce qui inclut la sécurité des données confidentielles.

Cette certification, bien que contraignante, devrait permettre un remboursement par la sécurité sociale de tels dispositifs comme c'est déjà le cas dans d'autres pays[71].

Par ailleurs, il semble essentiel que les pouvoirs publics puissent légiférer concernant les applications mobiles à prétentions médicales ou thérapeutiques disponibles actuellement par milliers dans les différents *stores* (magasins en ligne) qui n'ont jamais eu à faire la preuve de leur efficacité ou de leur sécurité[72].

3.4.3 Difficulté d'acquisition des données

3.4.3.1 Absence de standardisation des capteurs

Une des premières difficultés dans la mise en place d'un système de phénotypage digital est la non équivalence des capteurs présents sur les différents appareils connectés. En effet, cette absence de standardisation entraîne d'une part, des risques d'incompatibilité de logiciel, et d'autre part la possibilité que les données soient « altérées » par le capteur. Dans l'idéal, ce problème pourrait être réglé par la dispensation d'un téléphone ou capteur unique[39] aux patients. Cela aurait toutefois l'inconvénient du coût et l'absence de choix pour les patients. L'autre solution est technique et nécessiterait l'adaptation du logiciel à chaque smartphone. Pour cela, il faudrait des données provenant d'un nombre conséquent d'utilisateurs, ce qui pourrait être fait dans les futures études.

3.4.3.2 Consommation énergétique

L'acquisition des données passives, bien que ne nécessitant pas d'action particulière de la part de l'utilisateur, consomme en tâche de fond, une quantité plus ou moins importante de batterie. Cette consommation est liée à la fois à l'acquisition en tâche de fond des données mais aussi aux transferts de celles-ci par les réseaux[73]. Cela pourrait encore être accentué par le cryptage des données avant leur transfert afin de limiter le risque de vol de données.

Un des moyens de lutter contre cette dépense de batterie serait de coupler le logiciel de captation de données à un logiciel permettant de réduire la consommation de batterie[74]. Il sera également important d'identifier les méthodes de captation les moins énergivores.

3.4.3.3 Collection et stockage des données

Le stockage des données est un point essentiel dans l'utilisation de telles méthodes de captation. Une étude de 2019 portant sur les 36 applications les plus populaires aux Etats-Unis et en Australie concernant la dépression et le sevrage tabagique, montre qu'une majorité de celles-ci transmettent des données à des fins commerciales ou de marketing et ce souvent sans le préciser à l'utilisateur dans les conditions générales[75]. Il paraît donc indispensable de sécuriser ces données afin que seuls les patients et l'équipe de soin les prenant en charge puissent y avoir accès. Cela est d'autant plus vrai dans le domaine de la psychiatrie étant donné les risques de stigmatisation, notamment dans le monde du travail, pour les patients souffrant de trouble psychique. Pour cela, ces données devraient être cryptées[76] avant transfert puis stockées dans des serveurs bénéficiant d'agrément de l'état[77] et supervisées par un médecin « responsable de l'information médicale »[78]. De plus, le consentement éclairé des patients serait nécessaire à cette collecte ainsi que l'autorisation de partage avec son équipe de soin. Ce consentement devrait également être révocable à tout moment. La possibilité de détruire ces données à la demande du patient devrait également être possible. Enfin, il sera nécessaire que les applications de phénotypage digital soient dotées de conditions d'utilisation claires et bénéficiant de la législation encadrant les dispositifs médicaux.

3.4.4 Acceptabilité

Un autre frein à l'utilisation du phénotypage digital en pratique clinique est l'acceptabilité de celui-ci.

3.4.4.1 Pour les patients

Comme vu dans le précédent chapitre, la question de la sécurité des données peut entraîner une réticence à l'acceptabilité du phénotypage digital[79]. Toutefois, l'acquisition de données passives semble plus acceptable que la nécessité d'un engagement actif de la part de l'utilisateur[80]. D'autres aspects augmentant l'acceptabilité des pratiques numériques sont le fait de renvoyer vers des ressources fiables et des soins médicaux, la consommation de la batterie[79], la crédibilité et l'accessibilité[81]. En effet, les études présentes dans cette revue n'incluent que des volontaires avec bien souvent une appétence pour l'informatique. Cela ne sera pas forcément le cas de nos patients en pratique clinique.

Etant donné que l'acceptation des patients pour ces nouvelles technologies sera un facteur déterminant dans leur mise en place, il sera indispensable de concevoir des applications de santé faciles à utiliser, avec un contrôle total sur l'utilisation qui sera faite des données, qui soient interopérables, attrayantes et accessibles[82].

3.4.4.2 Pour les psychiatres

De manière générale, les cliniciens semblent plus réticents que les patients à accepter la télépsychiatrie[83]. Les craintes seraient liées à la perte de contact avec le patient ainsi qu'une moins bonne alliance thérapeutique et la possibilité de perte d'informations décelables uniquement lors d'une consultation. Une autre crainte est, comme pour les patients, la sécurité et la confidentialité des données notamment via le cryptage des réseaux. De plus, les psychiatres seraient en demande de formation aux nouvelles technologies et d'assistance technique en cas de problème informatique. Les psychiatres seraient également en faveur d'un remboursement plus efficace des pratiques de télépsychiatrie. Une étude française rapporte une

acceptabilité modérée. Il est à noter que celle-ci était fortement influencée par les variables socio-épidémiologiques (culture professionnelle), telles que le sexe, l'âge et l'approche théorique[84].

3.5 Perspectives

3.5.1 Besoin d'une recherche plus uniforme

Toutes les études sélectionnées sont des études exploratoires et, même si parfois elles se basent sur de précédents résultats, elles ne détaillent pas de manière assez précise leur méthode afin de pouvoir être répliquées dans des conditions similaires.

Tout d'abord, les prochaines études devraient décrire avec précision leurs méthodes à la fois d'acquisition des données mais également les algorithmes utilisés. De plus, elles devraient prévoir à l'avance le nombre de sujets nécessaires à leur significativité mais également s'assurer que l'échantillon soit représentatif de la population à étudier avec un rapport précis sur la démographie de l'échantillon. Elles pourraient également rapporter les taux de participation, d'engagement et d'acceptabilité. Il serait aussi important, pour les études portant sur des sujets atteints de pathologie psychiatrique, d'inclure un groupe témoin présentant des caractéristiques similaires. En conséquence, il serait important de s'assurer d'un contrôle clinique plus efficient avec des entretiens psychiatriques standardisés plutôt que des échelles d'auto-évaluations. Enfin, comme cela a déjà pu être fait[85], il faudrait mettre à disposition les données anonymisées de l'étude afin de permettre une réplication et une poursuite de la recherche scientifique.

3.5.2 Capteurs à explorer dans les troubles de l'humeur

Il existe plusieurs capteurs mobiles qui n'ont pas ou peu été examinés dans les études sélectionnées.

Notamment la caméra est assez peu utilisée bien qu'elle semble avoir une efficacité en tant que capteur « fixe »[86]. Elle pourrait avoir une utilité comme capteur de « confirmation » lorsqu'une forte probabilité de rechute existerait. Il pourrait alors être demandé au patient de lire un texte face caméra. Une autre utilité pourrait advenir dans le cas d'une généralisation des appels « en visio ». Enfin son utilisation couplée à celle d'algorithme de *Machine Learning* pourrait avoir un intérêt dans le cadre de l'identification de nouvelles caractéristiques liées aux troubles de l'humeur dans des entretiens standardisés.

Les métadonnées du clavier semblent également intéressantes car celles-ci présentent peu de risques de sécurité et pourraient avoir une bonne sensibilité dans la détection des troubles de l'humeur.

Le microphone semble aussi très prometteur dans la détection des troubles de l'humeur que ce soit en tant que capteur mobile ou dans le cadre d'entretien standardisé en clinique.

3.5.3 Utilisation des JITAI

Une meilleure mesure ne signifie pas à elle seule une meilleure prise en charge[26]. C'est pour cela qu'a été développé le concept de *JITAI* ou « *just in time adaptive intervention* ». Il s'agit d'interventions personnalisées en fonction des données comportementales passives et actives, en temps réel[87]. Par exemple, si les données

retrouvent des troubles du sommeil à type de réveil précoce dans un contexte de fléchissement thymique, l'application pourrait proposer au sujet une consultation psychiatrique. Au contraire, si les données sont en faveur de troubles du sommeil liés à une mauvaise hygiène du sommeil, il pourrait être proposé de la documentation et une psychoéducation autour de l'hygiène du sommeil, voire un programme de type thérapie cognitive et comportementale. Pour aller plus loin, ces *JITAI* pourraient également prendre la forme de proposition d'hospitalisation dans des cas graves avec, par exemple, des idées suicidaires associées.

Il existe actuellement peu de preuves d'une efficacité du phénotypage digital afin de réduire les hospitalisations[88,89] et les prochaines études devraient tenter d'inclure cette dimension afin qu'un meilleur dépistage soit également associé à une meilleure prise en charge[90].

3.5.4 Phénotypage digital dans les autres troubles psychiatriques

Le phénotypage digital pourrait être d'une grande aide dans le dépistage des troubles anxieux. Il semble d'ailleurs déjà avoir fait preuve d'une certaine efficacité[35,47,91]. Il pourrait être d'autant plus efficient qu'une majorité de cette population, souffrant de trouble anxieux, peut avoir des difficultés à se rendre à des RDV. Cette technique de dépistage pourrait aisément être couplée à des RDV de téléconsultation par exemple.

Une autre population pour laquelle le phénotypage digital serait intéressant est celle des sujets souffrant de trouble schizophrénique. En effet, l'un des symptômes étant la mauvaise conscience du trouble, la détection passive de modification du comportement pourrait avoir un rôle clé dans la détection de rechute[29]. Le

phénotypage digital pourrait également avoir sa place dans l'aide au diagnostic[31] même si cela reste pour le moment expérimental. Il est également à prendre en compte le risque d'utilisation de capteurs passifs mobiles chez des patients pouvant déjà souffrir de délire de persécution.

Comme nous l'avons présenté dans l'introduction, le phénotypage digital pourrait être utilisé dans tous les troubles psychiatriques afin d'améliorer notre compréhension de ces troubles et également permettre la création de nouvelles mesures objectives de ces troubles.

3.5.5 Applications mobiles à visée thérapeutique

Afin de rendre attractif mais également plus efficient de potentielles applications de phénotypage digital, il pourrait être nécessaire de les coupler avec des applications à visée thérapeutique. Celles-ci pourraient comprendre des programmes de thérapie cognitive et comportementale[92], des *chatbots (agent conversationnel virtuel)*[93] ou bien, comme a pu en développer le ministère de la défense américaine pour les anciens combattants, des logiciels d'aide à la gestion émotionnelle voire d'accompagnement à une psychothérapie[94]. L'application pourrait également mesurer la réponse aux antidépresseurs[95]. Cela pourrait même être intégré dans des cliniques « numériques » comme à Boston où a été créé la première de ces cliniques via le programme *Digital Clinic*[96]. Ce programme vise à autonomiser les patients dans leur prise en charge via de la psychoéducation, l'acquisition de compétences dans la gestion émotionnelle et un accompagnement dans la mise en place de ces compétences.

Il semble illusoire que ces modalités de soin puissent remplacer les prises en charge en « présentiel ». Néanmoins elles pourraient être utilisées comme complément à une

prise en charge classique. De plus, pour des patients réticents à se présenter en consultation, on peut imaginer qu'une telle approche puisse avoir tout de même des effets bénéfiques voire puisse permettre dans un second temps de ramener ces patients vers les soins usuels.

3.5.6 Concept d'application unique

Pour expliquer l'absence de mise en place du phénotypage digital, au-delà des considérations éthiques, culturelles et du bénéfice lié à son utilisation, nous pensons que l'opérabilité est un facteur extrêmement important. En effet, même si de nombreuses initiatives sont développées, l'absence de modèle économique viable empêche la mise en œuvre de cette technologie dans le domaine médical. Une réponse à ce défi pourrait être la collectivisation de la dépense via le remboursement par l'assurance maladie. Toutefois, afin de minimiser ce coût, le modèle d'application unique développé par J.TOROUS semble également pertinent[97]. Il permettrait de réduire les coûts via l'utilisation d'une application unique, en open source (logiciels dont la licence respecte des critères de *l'Open Source Initiative*, c'est-à-dire la possibilité de libre redistribution, d'accès au code source et de création de travaux dérivés). Cette application pourrait bénéficier du travail des chercheurs du monde entier[98] et pourrait comprendre des modules tels que le phénotypage digital, la passation d'échelles numériques, l'accès à de la psychoéducation, de la psychothérapie numérique et des outils de gestion émotionnelle, des *chatbots*, de la télépsychiatrie, de *chat* entre pairs, etc...

L'autre avantage d'une telle application pourrait être une meilleure adhésion de la part des patients via l'absence de multiplication des applications, l'accent mis sur la validité scientifique de celle-ci, l'optimisation de l'application afin d'être compatible avec la

plupart des smartphones et le retour des utilisateurs, médecins et patients, permettant ainsi une constante évolution[99].

4 Conclusion

En définitive, la technologie basée sur l'utilisation de capteurs passifs de smartphone tels que le GPS, l'accéléromètre, le microphone etc... semble particulièrement prometteuse dans le dépistage et le diagnostic des troubles de l'humeur avec de nombreuses études en faveur de son utilisation. L'essor des smartphones et la diminution du coût lié à ces technologies rendent encore plus probable l'adoption du phénotypage digital dans les années à venir. Cela est d'autant plus vrai que de telles technologies sont déjà utilisées massivement dans le marketing avec l'utilisation du *Big Data*. Toutefois, bien que le phénotypage digital puisse améliorer notre compréhension et nos diagnostics, il sera indispensable d'évaluer la pertinence des réponses que nous pourrons offrir via les *JITA* ainsi que le rapport coût/efficacité de cette technologie. De plus, il faudra porter une attention particulière à l'aspect culturel et éthique de la collecte et de l'analyse des données. Concernant cet aspect, le législateur aura un rôle particulièrement important notamment via l'imposition de normes de cryptage et de stockage des données. Il sera également nécessaire de faire preuve de la plus grande transparence vis-à-vis de l'utilisation de ces données avec par exemple l'utilisation de logiciel libre, dont le code peut être consulté à tout moment. Enfin, il reste nécessaire de poursuivre la recherche sur le sujet avec des tailles d'échantillon plus importantes, représentatif de la population à étudier, ainsi que des protocoles fixés à priori dans le cadre d'essais cliniques randomisés. L'étape

suivante sera la conception de méthodes afin d'intégrer cette nouvelle technologie aux soins actuels.

Liste des tables

Tableau 1 : données démographiques	46
Tableau 2 : Capteurs utilisés	49
Tableau 3 : Méthodes et résultats	57
Tableau 4 : Capteurs utilisables pour le phénotypage digital des troubles de l'humeur	62

Liste des figures

Figure 1 : Flowchart.....34

Références

- [1] EMR and HIE Use Increases Among U.S. Doctors, Accenture Annual Survey Finds n.d. <https://newsroom.accenture.com/news/emr-and-hie-use-increases-among-us-doctors-accenture-annual-survey-finds.htm> (accessed May 8, 2022).
- [2] Shachak A, Hadas-Dayagi M, Ziv A, Reis S. Primary care physicians' use of an electronic medical record system: a cognitive task analysis. *J Gen Intern Med* 2009;24:341–8. <https://doi.org/10.1007/s11606-008-0892-6>.
- [3] Rapport Mesurer la société de l'information 2015 n.d.:56.
- [4] Free C, Phillips G, Galli L, Watson L, Felix L, Edwards P, et al. The effectiveness of mobile-health technology-based health behaviour change or disease management interventions for health care consumers: a systematic review. *PLoS Med* 2013;10:e1001362. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1001362>.
- [5] Quinn CC, Shardell MD, Terrin ML, Barr EA, Ballew SH, Gruber-Baldini AL. Cluster-randomized trial of a mobile phone personalized behavioral intervention for blood glucose control. *Diabetes Care* 2011;34:1934–42. <https://doi.org/10.2337/dc11-0366>.

- [6] Oh H, Rizo C, Enkin M, Jadad A. What Is eHealth (3): A Systematic Review of Published Definitions. *J Med Internet Res* 2005;7:e110.
<https://doi.org/10.2196/jmir.7.1.e1>.
- [7] 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.
- [8] Ramirez V, Johnson E, Gonzalez C, Ramirez V, Rubino B, Rossetti G. Assessing the Use of Mobile Health Technology by Patients: An Observational Study in Primary Care Clinics. *JMIR MHealth UHealth* 2016;4:e41.
<https://doi.org/10.2196/mhealth.4928>.
- [9] La e-santé & la m-santé. Haute autorité de santé; 2021.
- [10] Marcano Belisario JS, Jamsek J, Huckvale K, O'Donoghue J, Morrison CP, Car J. Comparison of self-administered survey questionnaire responses collected using mobile apps versus other methods. *Cochrane Database Syst Rev* 2015;2015:MR000042.
<https://doi.org/10.1002/14651858.MR000042.pub2>.
- [11] Gershon A, Kaufmann CN, Torous J, Depp C, Ketter TA. Electronic Ecological Momentary Assessment (EMA) in youth with bipolar disorder: Demographic and clinical predictors of electronic EMA adherence. *J Psychiatr Res* 2019;116:14–8. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2019.05.026>.
- [12] Lipschitz J, Miller CJ, Hogan TP, Burdick KE, Lippin-Foster R, Simon SR, et al. Adoption of Mobile Apps for Depression and Anxiety: Cross-Sectional

- Survey Study on Patient Interest and Barriers to Engagement. *JMIR Ment Health* 2019;6:e11334. <https://doi.org/10.2196/11334>.
- [13] Torous J, Firth J, Huckvale K, Larsen ME, Cosco TD, Carney R, et al. The Emerging Imperative for a Consensus Approach Toward the Rating and Clinical Recommendation of Mental Health Apps. *J Nerv Ment Dis* 2018;206:662–6. <https://doi.org/10.1097/NMD.0000000000000864>.
- [14] Falaki H, Mahajan R, Kandula S, Lymberopoulos D, Govindan R, Estrin D. Diversity in smartphone usage. *Proc. 8th Int. Conf. Mob. Syst. Appl. Serv.*, New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2010, p. 179–94. <https://doi.org/10.1145/1814433.1814453>.
- [15] Alam J, Sajid A, Talib R, Niaz M. A Review on the Role of Big Data in Business. *IJCSCMC* 2014;34:446–53.
- [16] Torous J, Onnela J-P, Keshavan M. New dimensions and new tools to realize the potential of RDoC: digital phenotyping via smartphones and connected devices. *Transl Psychiatry* 2017;7:e1053–e1053. <https://doi.org/10.1038/tp.2017.25>.
- [17] Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, Ko J, Swetter SM, Blau HM, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature* 2017;542:115–8. <https://doi.org/10.1038/nature21056>.
- [18] Burlina PM, Joshi N, Pekala M, Pacheco KD, Freund DE, Bressler NM. Automated Grading of Age-Related Macular Degeneration From Color Fundus Images Using Deep Convolutional Neural Networks. *JAMA Ophthalmol* 2017;135:1170–6. <https://doi.org/10.1001/jamaophthalmol.2017.3782>.

- [19] Ehteshami Bejnordi B, Veta M, Johannes van Diest P, van Ginneken B, Karssemeijer N, Litjens G, et al. Diagnostic Assessment of Deep Learning Algorithms for Detection of Lymph Node Metastases in Women With Breast Cancer. *JAMA* 2017;318:2199–210. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.14585>.
- [20] Kelly CJ, Karthikesalingam A, Suleyman M, Corrado G, King D. Key challenges for delivering clinical impact with artificial intelligence. *BMC Med* 2019;17:195. <https://doi.org/10.1186/s12916-019-1426-2>.
- [21] Rouillon F. Épidémiologie du trouble bipolaire. *Ann Méd-Psychol Rev Psychiatr* 2009;167:793–5. <https://doi.org/10.1016/j.amp.2009.09.015>.
- [22] Fond G, Lancon C, Auquier P, Boyer L. Prévalence de la dépression majeure en France en population générale et en populations spécifiques de 2000 à 2018 : une revue systématique de la littérature. *Presse Médicale* 2019;48:365–75. <https://doi.org/10.1016/j.lpm.2018.12.004>.
- [23] Insel TR. The NIMH Research Domain Criteria (RDoC) Project: Precision Medicine for Psychiatry. *Am J Psychiatry* 2014;171:395–7. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2014.14020138>.
- [24] Adam D. Mental health: On the spectrum. *Nature* 2013;496:416–8. <https://doi.org/10.1038/496416a>.
- [25] Insel TR. Digital Phenotyping: Technology for a New Science of Behavior. *JAMA* 2017;318:1215–6. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.11295>.
- [26] Insel TR. Digital phenotyping: a global tool for psychiatry. *World Psychiatry* 2018;17:276–7. <https://doi.org/10.1002/wps.20550>.

- [27] Braun S, Annovazzi C, Botella C, Bridler R, Camussi E, Delfino JP, et al. Assessing Chronic Stress, Coping Skills, and Mood Disorders through Speech Analysis: A Self-Assessment “Voice App” for Laptops, Tablets, and Smartphones. *Psychopathology* 2016;49:406–19. <https://doi.org/10.1159/000450959>.
- [28] Abdullah S, Matthews M, Frank E, Doherty G, Gay G, Choudhury T. Automatic detection of social rhythms in bipolar disorder. *J Am Med Inform Assoc JAMIA* 2016;23:538–43. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocv200>.
- [29] Reinertsen E, Clifford GD. A review of physiological and behavioral monitoring with digital sensors for neuropsychiatric illnesses. *Physiol Meas* 2018;39:05TR01. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/aabf64>.
- [30] Bourla A, Ferreri F, Ogorzelec L, Guinchard C, Mouchabac S. [Assessment of mood disorders by passive data gathering: The concept of digital phenotype versus psychiatrist’s professional culture]. *L’Encephale* 2018;44:168–75. <https://doi.org/10.1016/j.encep.2017.07.007>.
- [31] Fraccaro P, Beukenhorst A, Sperrin M, Harper S, Palmier-Claus J, Lewis S, et al. Digital biomarkers from geolocation data in bipolar disorder and schizophrenia: a systematic review. *J Am Med Inform Assoc JAMIA* 2019;26:1412–20. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocz043>.
- [32] Ortiz A, Maslej MM, Husain MI, Daskalakis ZJ, Mulsant BH. Apps and gaps in bipolar disorder: A systematic review on electronic monitoring for episode prediction. *J Affect Disord* 2021;295:1190–200. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.08.140>.

- [33] De Angel V, Lewis S, White K, Oetzmann C, Leightley D, Oprea E, et al. Digital health tools for the passive monitoring of depression: a systematic review of methods. *NPJ Digit Med* 2022;5:3. <https://doi.org/10.1038/s41746-021-00548-8>.
- [34] Bai R, Xiao L, Guo Y, Zhu X, Li N, Wang Y, et al. Tracking and Monitoring Mood Stability of Patients With Major Depressive Disorder by Machine Learning Models Using Passive Digital Data: Prospective Naturalistic Multicenter Study. *JMIR MHealth UHealth* 2021;9:e24365. <https://doi.org/10.2196/24365>.
- [35] Moshe I, Terhorst Y, Opoku Asare K, Sander LB, Ferreira D, Baumeister H, et al. Predicting Symptoms of Depression and Anxiety Using Smartphone and Wearable Data. *Front Psychiatry* 2021;12:625247. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.625247>.
- [36] Zhang Y, Folarin AA, Sun S, Cummins N, Bendayan R, Ranjan Y, et al. Relationship Between Major Depression Symptom Severity and Sleep Collected Using a Wristband Wearable Device: Multicenter Longitudinal Observational Study. *JMIR MHealth UHealth* 2021;9:e24604. <https://doi.org/10.2196/24604>.
- [37] Di Matteo D, Fotinos K, Lokuge S, Yu J, Sternat T, Katzman MA, et al. The Relationship Between Smartphone-Recorded Environmental Audio and Symptomatology of Anxiety and Depression: Exploratory Study. *JMIR Form Res* 2020;4:e18751. <https://doi.org/10.2196/18751>.
- [38] Ben-Zeev D, Scherer EA, Wang R, Xie H, Campbell AT. Next-generation psychiatric assessment: Using smartphone sensors to monitor behavior and

- mental health. *Psychiatr Rehabil J* 2015;38:218–26.
<https://doi.org/10.1037/prj0000130>.
- [39] Beiwinkel T, Kindermann S, Maier A, Kerl C, Moock J, Barbian G, et al. Using Smartphones to Monitor Bipolar Disorder Symptoms: A Pilot Study. *JMIR Ment Health* 2016;3:e2. <https://doi.org/10.2196/mental.4560>.
- [40] Pedrelli P, Fedor S, Ghandeharioun A, Howe E, Ionescu DF, Bhathena D, et al. Monitoring Changes in Depression Severity Using Wearable and Mobile Sensors. *Front Psychiatry* 2020;11:584711.
<https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.584711>.
- [41] Saeb S, Zhang M, Karr CJ, Schueller SM, Corden ME, Kording KP, et al. Mobile Phone Sensor Correlates of Depressive Symptom Severity in Daily-Life Behavior: An Exploratory Study. *J Med Internet Res* 2015;17:e175.
<https://doi.org/10.2196/jmir.4273>.
- [42] Zhang Y, Folarin AA, Sun S, Cummins N, Ranjan Y, Rashid Z, et al. Predicting Depressive Symptom Severity Through Individuals' Nearby Bluetooth Device Count Data Collected by Mobile Phones: Preliminary Longitudinal Study. *JMIR MHealth UHealth* 2021;9:e29840. <https://doi.org/10.2196/29840>.
- [43] Wang Y, Ren X, Liu X, Zhu T. Examining the Correlation Between Depression and Social Behavior on Smartphones Through Usage Metadata: Empirical Study. *JMIR MHealth UHealth* 2021;9:e19046. <https://doi.org/10.2196/19046>.
- [44] Yue C, Ware S, Morillo R, Lu J, Shang C, Bi J, et al. Automatic Depression Prediction Using Internet Traffic Characteristics on Smartphones. *Smart*

- Health Amst Neth 2020;18:100137.
<https://doi.org/10.1016/j.smhl.2020.100137>.
- [45] Faurholt-Jepsen M, Busk J, Vinberg M, Christensen EM, Helga Pórarinsdóttir null, Frost M, et al. Daily mobility patterns in patients with bipolar disorder and healthy individuals. *J Affect Disord* 2021;278:413–22.
<https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.09.087>.
- [46] Saeb S, Lattie EG, Schueller SM, Kording KP, Mohr DC. The relationship between mobile phone location sensor data and depressive symptom severity. *PeerJ* 2016;4:e2537. <https://doi.org/10.7717/peerj.2537>.
- [47] Jacobson NC, Chung YJ. Passive Sensing of Prediction of Moment-To-Moment Depressed Mood among Undergraduates with Clinical Levels of Depression Sample Using Smartphones. *Sensors* 2020;20:E3572.
<https://doi.org/10.3390/s20123572>.
- [48] Cao J, Truong AL, Banu S, Shah AA, Sabharwal A, Moukaddam N. Tracking and Predicting Depressive Symptoms of Adolescents Using Smartphone-Based Self-Reports, Parental Evaluations, and Passive Phone Sensor Data: Development and Usability Study. *JMIR Ment Health* 2020;7:e14045.
<https://doi.org/10.2196/14045>.
- [49] Opoku Asare K, Terhorst Y, Vega J, Peltonen E, Lagerspetz E, Ferreira D. Predicting Depression From Smartphone Behavioral Markers Using Machine Learning Methods, Hyperparameter Optimization, and Feature Importance Analysis: Exploratory Study. *JMIR MHealth UHealth* 2021;9:e26540.
<https://doi.org/10.2196/26540>.

- [50] Tlachac ML, Rundensteiner EA. Depression Screening from Text Message Reply Latency. *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc IEEE Eng Med Biol Soc Annu Int Conf* 2020;2020:5490–3.
<https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175690>.
- [51] Place S, Blanch-Hartigan D, Rubin C, Gorrostieta C, Mead C, Kane J, et al. Behavioral Indicators on a Mobile Sensing Platform Predict Clinically Validated Psychiatric Symptoms of Mood and Anxiety Disorders. *J Med Internet Res* 2017;19:e75. <https://doi.org/10.2196/jmir.6678>.
- [52] Dominiak M, Kaczmarek-Majer K, Antosik-Wójcińska AZ, Opara KR, Olwert A, Radziszewska W, et al. Behavioral and Self-reported Data Collected From Smartphones for the Assessment of Depressive and Manic Symptoms in Patients With Bipolar Disorder: Prospective Observational Study. *J Med Internet Res* 2022;24:e28647. <https://doi.org/10.2196/28647>.
- [53] Faurholt-Jepsen M, Vinberg M, Frost M, Christensen EM, Bardram JE, Kessing LV. Smartphone data as an electronic biomarker of illness activity in bipolar disorder. *Bipolar Disord* 2015;17:715–28.
<https://doi.org/10.1111/bdi.12332>.
- [54] Moukaddam N, Truong A, Cao J, Shah A, Sabharwal A. Findings From a Trial of the Smartphone and OnLine Usage-based eValuation for Depression (SOLVD) Application: What Do Apps Really Tell Us About Patients with Depression? Concordance Between App-Generated Data and Standard Psychiatric Questionnaires for Depression and Anxiety. *J Psychiatr Pract* 2019;25:365–73. <https://doi.org/10.1097/PRA.0000000000000420>.

- [55] Meyerhoff J, Liu T, Kording KP, Ungar LH, Kaiser SM, Karr CJ, et al. Evaluation of Changes in Depression, Anxiety, and Social Anxiety Using Smartphone Sensor Features: Longitudinal Cohort Study. *J Med Internet Res* 2021;23:e22844. <https://doi.org/10.2196/22844>.
- [56] Chow PI, Fua K, Huang Y, Bonelli W, Xiong H, Barnes LE, et al. Using Mobile Sensing to Test Clinical Models of Depression, Social Anxiety, State Affect, and Social Isolation Among College Students. *J Med Internet Res* 2017;19:e62. <https://doi.org/10.2196/jmir.6820>.
- [57] Di Matteo D, Wang W, Fotinos K, Lokuge S, Yu J, Sternat T, et al. Smartphone-Detected Ambient Speech and Self-Reported Measures of Anxiety and Depression: Exploratory Observational Study. *JMIR Form Res* 2021;5:e22723. <https://doi.org/10.2196/22723>.
- [58] Mastoras R-E, Iakovakis D, Hadjidimitriou S, Charisis V, Kassie S, Alsaadi T, et al. Touchscreen typing pattern analysis for remote detection of the depressive tendency. *Sci Rep* 2019;9:13414. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-50002-9>.
- [59] Razavi R, Gharipour A, Gharipour M. Depression screening using mobile phone usage metadata: a machine learning approach. *J Am Med Inform Assoc JAMIA* 2020;27:522–30. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocz221>.
- [60] MacLeod L, Suruliraj B, Gall D, Bessenyei K, Hamm S, Romkey I, et al. A Mobile Sensing App to Monitor Youth Mental Health: Observational Pilot Study. *JMIR MHealth UHealth* 2021;9:e20638. <https://doi.org/10.2196/20638>.

- [61] Faherty LJ, Hantsoo L, Appleby D, Sammel MD, Bennett IM, Wiebe DJ. Movement patterns in women at risk for perinatal depression: use of a mood-monitoring mobile application in pregnancy. *J Am Med Inform Assoc JAMIA* 2017;24:746–53. <https://doi.org/10.1093/jamia/ocx005>.
- [62] Laiou P, Kaliukhovich DA, Folarin AA, Ranjan Y, Rashid Z, Conde P, et al. The Association Between Home Stay and Symptom Severity in Major Depressive Disorder: Preliminary Findings From a Multicenter Observational Study Using Geolocation Data From Smartphones. *JMIR MHealth UHealth* 2022;10:e28095. <https://doi.org/10.2196/28095>.
- [63] Tønning ML, Faurholt-Jepsen M, Frost M, Bardram JE, Kessing LV. Mood and Activity Measured Using Smartphones in Unipolar Depressive Disorder. *Front Psychiatry* 2021;12:701360. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.701360>.
- [64] Zulueta J, Piscitello A, Rasic M, Easter R, Babu P, Langenecker SA, et al. Predicting Mood Disturbance Severity with Mobile Phone Keystroke Metadata: A BiAffect Digital Phenotyping Study. *J Med Internet Res* 2018;20:e241. <https://doi.org/10.2196/jmir.9775>.
- [65] Faurholt-Jepsen M, Vinberg M, Frost M, Debel S, Margrethe Christensen E, Bardram JE, et al. Behavioral activities collected through smartphones and the association with illness activity in bipolar disorder. *Int J Methods Psychiatr Res* 2016;25:309–23. <https://doi.org/10.1002/mpr.1502>.
- [66] Faurholt-Jepsen M, Busk J, Frost M, Vinberg M, Christensen EM, Winther O, et al. Voice analysis as an objective state marker in bipolar disorder. *Transl Psychiatry* 2016;6:e856. <https://doi.org/10.1038/tp.2016.123>.

- [67] Melbye S, Stanislaus S, Vinberg M, Frost M, Bardram JE, Kessing LV, et al. Automatically Generated Smartphone Data in Young Patients With Newly Diagnosed Bipolar Disorder and Healthy Controls. *Front Psychiatry* 2021;12:559954. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.559954>.
- [68] Faurholt-Jepsen M, Rohani DA, Busk J, Tønning ML, Vinberg M, Bardram JE, et al. Discriminating between patients with unipolar disorder, bipolar disorder, and healthy control individuals based on voice features collected from naturalistic smartphone calls. *Acta Psychiatr Scand* 2021. <https://doi.org/10.1111/acps.13391>.
- [69] Dakhlaoui O, Larguèche M, Elloumi H, Haffani F. Trouble unipolaire – trouble bipolaire : comparaison clinique et évolutive. *Inf Psychiatr* 2009;85:267–73. <https://doi.org/10.3917/inpsy.8503.0267>.
- [70] Faurholt-Jepsen M, Busk J, Rohani DA, Frost M, Tønning ML, Bardram JE, et al. Differences in mobility patterns according to machine learning models in patients with bipolar disorder and patients with unipolar disorder. *J Affect Disord* 2022;306:246–53. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.03.054>.
- [71] Two healthcare apps available for prescription in Germany for first time | Healthcare IT News n.d. <https://www.healthcareitnews.com/news/emea/two-healthcare-apps-available-prescription-germany-first-time> (accessed December 5, 2021).
- [72] Lagan S, D’Mello R, Vaidyam A, Bilden R, Torous J. Assessing mental health apps marketplaces with objective metrics from 29,190 data points from 278 apps. *Acta Psychiatr Scand* 2021;144:201–10. <https://doi.org/10.1111/acps.13306>.

- [73] 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>.
- [74] 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>.
- [75] Huckvale K, Torous J, Larsen ME. Assessment of the Data Sharing and Privacy Practices of Smartphone Apps for Depression and Smoking Cessation. *JAMA Netw Open* 2019;2:e192542. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2019.2542>.
- [76] Actionable digital phenotyping: a framework for the delivery of just-in-time and longitudinal interventions in clinical healthcare - Vaidyam - mHealth n.d. <https://mhealth.amegroups.com/article/view/28016/html> (accessed June 28, 2022).
- [77] Aimé X. Tour d'horizon de la m-psychiatrie. *Inf Psychiatr* 2018;94:47–52. <https://doi.org/10.1684/ipe.2018.1740>.
- [78] Lacour S. Du secret médical aux dossiers de santé électroniques. *Réflexions juridiques sur la protection des données de santé. Médecine Droit* 2016;2016:62–9. <https://doi.org/10.1016/j.meddro.2016.03.001>.
- [79] Rooksby J, Morrison A, Murray-Rust D. Student Perspectives on Digital Phenotyping: The Acceptability of Using Smartphone Data to Assess Mental

- Health. Proc. 2019 CHI Conf. Hum. Factors Comput. Syst., New York, NY, USA: Association for Computing Machinery; 2019, p. 1–14.
<https://doi.org/10.1145/3290605.3300655>.
- [80] Bot BM, Suver C, Neto EC, Kellen M, Klein A, Bare C, et al. The mPower study, Parkinson disease mobile data collected using ResearchKit. *Sci Data* 2016;3:160011. <https://doi.org/10.1038/sdata.2016.11>.
- [81] Musiat P, Goldstone P, TARRIER N. Understanding the acceptability of e-mental health - attitudes and expectations towards computerised self-help treatments for mental health problems. *BMC Psychiatry* 2014;14:109.
<https://doi.org/10.1186/1471-244X-14-109>.
- [82] Kreps GL, Neuhauser L. New directions in eHealth communication: Opportunities and challenges. *Patient Educ Couns* 2010;78:329–36.
<https://doi.org/10.1016/j.pec.2010.01.013>.
- [83] Cowan KE, McKean AJ, Gentry MT, Hilty DM. Barriers to Use of Telepsychiatry: Clinicians as Gatekeepers. *Mayo Clin Proc* 2019;94:2510–23.
<https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2019.04.018>.
- [84] Bourla A, Ferreri F, Ogorzelec L, Guinchard C, Mouchabac S. L'acceptabilité des systèmes d'aide à la décision médicale informatisés en psychiatrie : étude quantitative et qualitative sur une population de psychiatres, 2017.
- [85] Matcham F, Barattieri di San Pietro C, Bulgari V, de Girolamo G, Dobson R, Eriksson H, et al. Remote assessment of disease and relapse in major depressive disorder (RADAR-MDD): a multi-centre prospective cohort study

- protocol. *BMC Psychiatry* 2019;19:72. <https://doi.org/10.1186/s12888-019-2049-z>.
- [86] Unursaikhan B, Tanaka N, Sun G, Watanabe S, Yoshii M, Funahashi K, et al. Development of a Novel Web Camera-Based Contact-Free Major Depressive Disorder Screening System Using Autonomic Nervous Responses Induced by a Mental Task and Its Clinical Application. *Front Physiol* 2021;12:642986. <https://doi.org/10.3389/fphys.2021.642986>.
- [87] Torous J, Bucci S, Bell IH, Kessing LV, Faurholt-Jepsen M, Whelan P, et al. The growing field of digital psychiatry: current evidence and the future of apps, social media, chatbots, and virtual reality. *World Psychiatry* 2021;20:318–35. <https://doi.org/10.1002/wps.20883>.
- [88] Tønning ML, Faurholt-Jepsen M, Frost M, Martiny K, Tuxen N, Rosenberg N, et al. The effect of smartphone-based monitoring and treatment on the rate and duration of psychiatric readmission in patients with unipolar depressive disorder: The RADMIS randomized controlled trial. *J Affect Disord* 2021;282:354–63. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2020.12.141>.
- [89] Wang L, Miller LC. Just-in-the-Moment Adaptive Interventions (JITAI): A Meta-Analytical Review. *Health Commun* 2020;35:1531–44. <https://doi.org/10.1080/10410236.2019.1652388>.
- [90] Nahum-Shani I, Smith SN, Spring BJ, Collins LM, Witkiewitz K, Tewari A, et al. Just-in-Time Adaptive Interventions (JITAI) in Mobile Health: Key Components and Design Principles for Ongoing Health Behavior Support. *Ann Behav Med Publ Soc Behav Med* 2018;52:446–62. <https://doi.org/10.1007/s12160-016-9830-8>.

- [91] Jacobson NC, Summers B, Wilhelm S. Digital Biomarkers of Social Anxiety Severity: Digital Phenotyping Using Passive Smartphone Sensors. *J Med Internet Res* 2020;22:e16875. <https://doi.org/10.2196/16875>.
- [92] Prada P, Zamberg I, Bouillault G, Jimenez N, Zimmermann J, Hasler R, et al. EMOTEO: A Smartphone Application for Monitoring and Reducing Aversive Tension in Borderline Personality Disorder Patients, a Pilot Study. *Perspect Psychiatr Care* 2017;53:289–98. <https://doi.org/10.1111/ppc.12178>.
- [93] Fiske A, Henningsen P, Buyx A. Your Robot Therapist Will See You Now: Ethical Implications of Embodied Artificial Intelligence in Psychiatry, Psychology, and Psychotherapy. *J Med Internet Res* 2019;21:e13216. <https://doi.org/10.2196/13216>.
- [94] Owen JE, Kuhn E, Jaworski BK, McGee-Vincent P, Juhasz K, Hoffman JE, et al. VA mobile apps for PTSD and related problems: public health resources for veterans and those who care for them. *MHealth* 2018;4:28. <https://doi.org/10.21037/mhealth.2018.05.07>.
- [95] Abbas A, Sauder C, Yadav V, Koesmahargyo V, Aghjayan A, Marecki S, et al. Remote Digital Measurement of Facial and Vocal Markers of Major Depressive Disorder Severity and Treatment Response: A Pilot Study. *Front Digit Health* 2021;3:610006. <https://doi.org/10.3389/fgdth.2021.610006>.
- [96] Rodriguez-Villa E, Rauseo-Ricupero N, Camacho E, Wisniewski H, Keshavan M, Torous J. The digital clinic: Implementing technology and augmenting care for mental health. *Gen Hosp Psychiatry* 2020;66:59–66. <https://doi.org/10.1016/j.genhosppsy.2020.06.009>.

- [97] Torous J, Vaidyam A. Multiple uses of app instead of using multiple apps – a case for rethinking the digital health technology toolbox. *Epidemiol Psychiatr Sci* 2020;29:e100. <https://doi.org/10.1017/S2045796020000013>.
- [98] Bilden R, Torous J. Global Collaboration Around Digital Mental Health: The LAMP Consortium. *J Technol Behav Sci* 2022:1–7. <https://doi.org/10.1007/s41347-022-00240-y>.
- [99] Vaidyam A, Halamka J, Torous J. Enabling Research and Clinical Use of Patient-Generated Health Data (the mindLAMP Platform): Digital Phenotyping Study. *JMIR MHealth UHealth* 2022;10:e30557. <https://doi.org/10.2196/30557>.

AUTEUR : Nom : PEZARD **Prénom :** Pierrick
Date de Soutenance : Vendredi 16 septembre 2022
Titre de la Thèse : Phénotypage digital dans les troubles de l'humeur : une revue de la littérature
Thèse - Médecine - Lille 2022
Cadre de classement : Psychiatrie
DES + FST ou option : DES Psychiatrie
Mots-clés : Phénotypage digital, trouble de l'humeur, épisode dépressif caractérisé, trouble bipolaire, données passives, Big Data, smartphone, Machine Learning.

Résumé :

Introduction : La généralisation de l'utilisation des smartphones, de l'intelligence artificielle et du Big Data envahit progressivement tous les champs de la science. La psychiatrie ne fait pas exception à cet état de fait. Elle semble même particulièrement disposée à intégrer l'utilisation de capteurs passifs, à savoir des capteurs intégrés aux smartphones et ne nécessitant pas d'intervention de la part de l'utilisateur comme le GPS ou le microphone. Les données récupérées de cette façon pourraient permettre une mesure objective des signes cliniques qui fait actuellement défaut à la discipline. Un ralentissement psychomoteur pourrait être objectivé par un accéléromètre ou encore par la baisse de la vitesse de frappe sur le clavier. Cette méthode permettant de prédire l'état clinique d'un patient en fonction des données acquises par son smartphone est appelée phénotypage digital. Etant donné la prévalence importante et la périodicité des troubles de l'humeur, il paraît pertinent d'explorer l'utilisation de capteurs passifs dans ces pathologies.

Objectif : Notre objectif principal est de savoir si le phénotypage digital a sa place dans l'amélioration du dépistage et du diagnostic des troubles de l'humeur. Nous souhaitons également savoir quels capteurs pourraient être utilisés dans les années à venir.

Méthodes : Pour ce faire, nous avons effectué une revue systématique de la littérature en interrogeant la base de données Pubmed jusqu'à février 2022. Nous avons retrouvé 475 résultats. Au total, 40 articles ont été inclus dans cette revue.

Résultats : Le phénotypage digital permet le diagnostic et le dépistage des troubles unipolaires avec une bonne précision. Il a également un intérêt dans le diagnostic des troubles bipolaires et pour le dépistage de rechute. Les capteurs les plus étudiés sont le GPS, les journaux d'appel et de SMS, l'accéléromètre, l'état de l'écran et le microphone. L'utilisation de plusieurs capteurs associés à des algorithmes de Machine Learning permet d'augmenter encore la précision.

Discussion : Bien que l'intérêt de ces systèmes d'aide au diagnostic soit démontré, il sera nécessaire de poursuivre la recherche dans le cadre d'essais randomisés de grande ampleur. De plus, la mise en place de tels systèmes de collecte de données risque de se heurter à la réticence des patients comme des psychiatres. Il sera donc nécessaire d'encadrer législativement cette pratique et d'assurer la sécurité des données.

Composition du Jury :

Président : Monsieur le Professeur Guillaume VAIVA
Assesseur : Monsieur le Docteur Maxime BUBROVSZKY
Directeur : Monsieur le Dr Ali AMAD