

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS– UFSCAR  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS– CCET  
DEPARTAMENTO DE COMPUTAÇÃO– DC  
BACHARELADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO– ENC

**Matheus Coelho de Moura Ribeiro**

**Um framework conceitual para a  
seleção de sensores móveis para  
fenotipagem digital de estudantes com  
possível perfil depressivo**



**Matheus Coelho de Moura Ribeiro**

**Um framework conceitual para a  
seleção de sensores móveis para  
fenotipagem digital de estudantes com  
possível perfil depressivo**

Monografia de Trabalho de Conclusão de Curso apresentada ao Bacharelado em Engenharia de Computação do Centro de Ciências Exatas e Tecnológicas da Universidade Federal de São Carlos, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Computação.

Área de concentração: Metodologias e Técnicas de Computação

Orientador: Vânia Paula de Almeida Neris

Coorientador: Hélio Crestana Guardia

São Carlos

2024



*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,  
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*



---

# Agradecimentos

---

Agradecimentos aos professores e colegas da Universidade Federal de São Carlos - UFSCar, em especial aos professores Vânia Neris e Hélio Guardia, e aos participantes do projeto AMIVE, que ajudaram na realização deste trabalho de conclusão de curso.



*“Somos essencialmente profissionais do sentido. Educamos, quando ensinamos com sentido. Educar é impregnar de sentido a vida. A profissão docente está centrada na vida, no bem querer.”*  
*(Prof. Gilberto Teixeira)*



---

# Resumo

---

Este trabalho de conclusão de curso apresenta o desenvolvimento de um framework destinado à seleção de sensores móveis para a fenotipagem digital de estudantes universitários com possíveis perfis depressivos. Inspirado por um estudo seminal de Torous que analisa a fenotipagem digital em contextos variados, este trabalho realiza uma reinterpretação crítica dessa literatura para adaptar e aplicar conceitos ao contexto específico de depressão em ambientes acadêmicos. O framework proposto foi elaborado a partir de uma revisão de trabalhos existentes que utilizam dados comportamentais capturados por sensores em smartphones e outros dispositivos móveis, como GPS e acelerômetros, para identificar padrões que possam estar correlacionados com sintomas depressivos. A metodologia envolveu discussões colaborativas com especialistas em computação e saúde, buscando alinhar as capacidades técnicas dos sensores com as necessidades diagnósticas e terapêuticas para estudantes potencialmente deprimidos. Como resultado são apresentadas possíveis relações entre os dados coletados pelos sensores e sintomas de depressão. Este estudo visa fornecer uma base para futuras implementações práticas de sistemas computacionais de suporte à saúde mental, empregando tecnologias acessíveis e não intrusivas em contextos educacionais.

**Palavras-chave:** Dispositivos móveis, Computação vestível, Sensores, Fenotipagem digital, Depressão.



---

# Abstract

---

This capstone project presents the development of a framework for the selection of mobile sensors for the digital phenotyping of university students with possible depressive profiles. Inspired by a seminal study by Torous that analyzes digital phenotyping in varied contexts, this work performs a critical reinterpretation of this literature to adapt and apply concepts to the specific context of depression in academic settings. The proposed framework was developed from a review of existing work that uses behavioral data captured by sensors on smartphones and other mobile devices, such as GPS and accelerometers, to identify patterns that may be correlated with depressive symptoms. The methodology involved collaborative discussions with experts in computing and health, seeking to align the technical capabilities of the sensors with the diagnostic and therapeutic needs of potentially depressed students. As a result, possible relationships are presented between the data collected by the sensors and symptoms of depression. This study aims to provide a basis for future practical implementations of computational systems to support mental health, employing accessible and non-intrusive technologies in educational contexts.

**Keywords:** Mobile devices, Wearable computing, Sensors, Digital phenotyping, Depression.



---

# Lista de ilustrações

---

Figura 1 – Framework para a escolha de sensores de interesse para a fenotipagem digital para a identificação de possível perfil depressivo . . . . .	60
--	----



---

## Lista de tabelas

---

Tabela 1 – Resumo dos Trabalhos Analisados . . . . .	45
Tabela 2 – Sensores e Dados - Parte 1 . . . . .	52
Tabela 3 – Sensores e Dados - Parte 2 . . . . .	53
Tabela 4 – Significado e Sintomas - Parte 1 . . . . .	54
Tabela 5 – Significado e Sintomas - Parte 2 . . . . .	55
Tabela 6 – Significado e Sintomas - Parte 3 . . . . .	56
Tabela 7 – Significado e Sintomas - Parte 4 . . . . .	57



---

# Sumário

---

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>21</b>
1.1	Contexto e motivação . . . . .	21
1.2	Problemática . . . . .	22
1.3	Objetivo . . . . .	23
1.4	Síntese da abordagem metodológica . . . . .	23
1.5	Síntese dos resultados . . . . .	23
1.6	Organização do texto . . . . .	24
<b>2</b>	<b>CONCEITOS FUNDAMENTAIS . . . . .</b>	<b>25</b>
2.1	Depressão . . . . .	25
2.2	Computação e fenotipagem digital . . . . .	26
2.2.1	GPS (Sistema de Posicionamento Global) . . . . .	26
2.2.2	Acelerômetro . . . . .	27
2.2.3	Registrador de Tempo de Uso de Dispositivo . . . . .	27
2.2.4	Bluetooth . . . . .	27
2.2.5	Microfone . . . . .	27
2.2.6	Sensor de Luz . . . . .	27
2.2.7	Registradores de Chamadas e Short Message Service (SMS) . . . . .	27
2.2.8	Câmera . . . . .	28
2.2.9	Wi-Fi . . . . .	28
2.2.10	Sensor de Temperatura . . . . .	28
2.2.11	Sensor de Nível de Condutância . . . . .	28
2.2.12	Sensor de Frequência Cardíaca . . . . .	28
2.3	Interpretação dos dados . . . . .	28
2.4	Dados Ativos e Passivos em Fenotipagem Digital . . . . .	29

3	TRABALHOS RELACIONADOS . . . . .	31
3.1	StudentLife: Assessing Mental Health, Academic Performance and Behavioral Trends of College Students using Smartphones	31
3.2	Using Mobile Sensing to Test Clinical Models of Depression, Social Anxiety, State Affect, and Social Isolation Among College Students . . . . .	32
3.3	DemonicSalmon: Monitoring mental health and social interactions of college students using smartphones . . . . .	32
3.4	Towards Circadian Computing: 'Early to Bed and Early to Rise' Makes Some of Us Unhealthy and Sleep Deprived . . . . .	33
3.5	Predicting Students' Happiness from Physiology, Phone, Mobility, and Behavioral Data . . . . .	34
3.6	Smartphone Based Stress Prediction . . . . .	34
3.7	Tracking Depression Dynamics in College Students Using Mobile Phone and Wearable Sensing . . . . .	35
3.8	Leveraging Routine Behavior and Contextually-Filtered Features for Depression Detection among College Students . . . . .	35
3.9	Identifying Behavioral Phenotypes of Loneliness and Social Isolation with Passive Sensing Data . . . . .	36
3.10	The Relationship Between Mobile Phone Location Sensor Data and Depressive Symptom Severity . . . . .	36
3.11	Next-Generation Psychiatric Assessment . . . . .	37
3.12	Correlates of Stress in the College Environment Uncovered by the Application of Penalized Generalized Estimating Equations to Mobile Sensing Data . . . . .	37
3.13	Mood Homeostasis Before and During the COVID-19 Lockdown Among Students in the Netherlands . . . . .	38
3.14	BeWell: Sensing Sleep, Physical Activities and Social Interactions to Promote Wellbeing . . . . .	38
3.15	Cooperative Phoneotypes: Exploring Phone-Based Behavioral Metrics and Cooperation . . . . .	39
3.16	Lessons Learned from the NetSense Smartphone Study . . . . .	40
3.17	SmartGPA: How Smartphones Can Assess and Predict Academic Performance of College Students . . . . .	40
3.18	Assessing Social Anxiety using GPS Trajectories and Point-Of-Interest Data . . . . .	41
3.19	Predicting Social Anxiety from Global Positioning System Traces of College Students . . . . .	41

3.20	Monitoring Social Anxiety from Mobility and Communication Patterns . . . . .	42
3.21	Digital Biomarkers of Social Anxiety Severity: Digital Phenotyping Using Passive Smartphone Sensors . . . . .	42
3.22	Mobile Phone-Based Unobtrusive Ecological Momentary Assessment of Day-to-Day Mood: An Explorative Study . . . . .	43
3.23	Assessing Health Trends of College Students Using Smartphones	43
3.24	Hooked on Smartphones: An Exploratory Study on Smartphone Overuse among College Students . . . . .	44
3.25	Recognizing Academic Performance, Sleep Quality, Stress Level, and Mental Health using Personality Traits, Wearable Sensors, and Mobile Phones . . . . .	44
4	<b>DESENVOLVIMENTO DE UM FRAMEWORK CONCEITUAL PARA A IDENTIFICAÇÃO DE SINTOMAS DEPRESSIVOS COM O USO DE SENSORES . . . . .</b>	<b>47</b>
4.1	Prática com especialistas . . . . .	48
4.2	Sensores e sintomas . . . . .	51
4.3	Framework . . . . .	58
4.4	Exemplo de aplicação no projeto AMIVE . . . . .	59
5	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>61</b>
5.1	Síntese das Contribuições . . . . .	61
5.2	Limitações . . . . .	62
5.3	Trabalhos Futuros . . . . .	62
5.4	Comentários Finais . . . . .	62
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>65</b>



---

# Capítulo 1

## Introdução

---

### 1.1 Contexto e motivação

A depressão é uma doença neurológica, classificada como um transtorno de humor. Ela afeta de maneira significativa a forma como o indivíduo pensa, sente e age. Para diagnosticar esta condição, profissionais de saúde podem se basear na quinta edição do Manual de Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais (DSM-5) (American Psychiatric Association, 2013). Este manual, publicado pela Associação Americana de Psiquiatria, é um dos mais reconhecidos mundialmente para categorização e diagnóstico de transtornos mentais. Segundo o DSM-5, para ser diagnosticado com depressão, um indivíduo deve apresentar, durante pelo menos 2 semanas, ao menos 5 dos seguintes sintomas: humor deprimido, perda de interesse ou prazer, alteração significativa de peso ou apetite, distúrbios de sono, alterações psicomotoras, fadiga ou perda de energia, sentimentos excessivos de culpa e inutilidade, indecisão e pensamentos recorrentes de morte ou suicídio.

De acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS), estima-se que mais de 300 milhões de pessoas no mundo sofrem de depressão (Organização Pan-Americana da Saúde, 2024), o que corresponde a cerca de 2,84% da população global. No contexto do Brasil, a OMS indica que aproximadamente 5,8% da população brasileira, ou seja, 12 milhões de pessoas, enfrentam este transtorno.

No ambiente universitário, a depressão tem se revelado uma preocupação ainda maior. Segundo a OMS, o suicídio é a segunda maior causa de morte entre jovens de 15 a 29 anos. Estudantes são particularmente vulneráveis devido às pressões acadêmicas, demandas por desempenho e os desafios inerentes à transição para a vida adulta. Muitas vezes, esses fatores podem exacerbar ou até mesmo desencadear condições adversas de saúde mental.

Com o avanço da tecnologia, métodos como a fenotipagem digital surgem como fer-

ramentas promissoras para ajudar na identificação e no tratamento da depressão. A fenotipagem digital é uma técnica que utiliza dados gerados por dispositivos móveis e distribuídos para identificar padrões comportamentais e psicológicos associados a condições de saúde mental. Esta abordagem tem o potencial de transformar a maneira como são diagnosticados e tratados transtornos como a depressão, especialmente em ambientes como universidades.

Reconhecendo a crescente necessidade de intervenções direcionadas no ambiente universitário, o projeto AMIVE (ALVES et al., 2024; PIRES; CASELI; NERIS, 2023), tem como objetivo desenvolver uma ferramenta de identificação e intervenção para estudantes universitários que apresentam um possível perfil depressivo. A infraestrutura prevista no Amive visa identificar, monitorar e oferecer suporte apropriado aos estudantes, fornecendo uma abordagem integrada na prevenção e tratamento da depressão no ambiente acadêmico. Em alinhamento com essa visão e em colaboração com o grupo do projeto AMIVE, este trabalho visa especificamente o mapeamento de sensores, dados e informações, e suas relações de interesse no contexto de saúde mental, para criar um framework teórico que apoiará decisões para a seleção e construção de tecnologias computacionais.

## 1.2 Problemática

A revisão clínica "Digital phenotyping for mental health of college students" de John Torous (MELCHER; HAYS; TOROUS, 2020) foi o principal ponto de partida para esse trabalho de conclusão de curso. Torous apresentou um panorama abrangente da fenotipagem digital aplicada à saúde mental de estudantes universitários. O estudo de Torous consolida os avanços e melhores práticas na área, servindo como uma boa referência para os trabalhos em saúde mental no ambiente universitário. Enquanto a análise de Torous abrangia a fenotipagem digital para diversas condições de saúde mental, este trabalho de conclusão de curso optou por um foco mais específico: o mapeamento de sensores para a identificação de aspectos da depressão relacionados aos sintomas definidos pelo DSM-5.

Influenciado pelo trabalho de Torous, este trabalho de conclusão de curso reconhece a relevância da fenotipagem digital no contexto universitário. No entanto, o estudo anterior explorou a saúde mental em sua amplitude e foi estruturado principalmente como um levantamento, a partir de trabalhos da literatura. Esta limitação motivou a necessidade de se investigar a proposição de um framework que apoie na escolha de soluções de tecnologia adequadas a partir do conhecimento de especialistas em computação e em saúde mental.

No contexto do IEEE (Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos), um "framework" é definido como "uma estrutura real ou conceitual destinada a servir de suporte ou guia para a construção de algo que expande a estrutura em algo útil". Baseando-se nessa definição, este trabalho de conclusão de curso propõe um framework que apoie na escolha de sensores e dados computáveis que sirvam como base para a criação de aplica-

ções visando identificação de sintomas depressivos em estudantes universitários conforme os critérios do DSM-V.

## 1.3 Objetivo

O objetivo geral deste trabalho de conclusão de curso foi formalizar um framework que apoie a seleção de sensores móveis no contexto em questão. Essa seleção tem como foco a utilidade do dado para a identificação de sintomas relacionados à depressão em estudantes universitários. Com este framework, almeja-se proporcionar uma abordagem sistemática e fundamentada para a escolha de sensores, permitindo uma detecção mais eficaz e contextualizada dos sintomas depressivos no ambiente acadêmico.

Para atingir tal finalidade, com o auxílio de profissionais da área de saúde mental e computação, foram associados sensores móveis com os sintomas de depressão definidos no DSM-V. Destaca-se como um aspecto crucial deste trabalho, a colaboração e a discussão das associações entre sintomas e sensores móveis com profissionais de saúde. Especialmente, aqueles especializados em saúde mental e com um enfoque particular em estudantes universitários. Este diálogo visa garantir a relevância e acurácia das associações propostas.

## 1.4 Síntese da abordagem metodológica

A abordagem desenvolvida neste trabalho foi composta por três etapas principais: Levantamento de trabalhos sobre fenotipagem digital, Mapeamento dos sensores e associação com sintomas do DSM-V, Avaliação com especialistas em saúde mental.

## 1.5 Síntese dos resultados

Este estudo resultou no desenvolvimento de um framework para a seleção de sensores móveis em ambientes acadêmicos com foco na identificação e monitoramento de sinais comportamentais associados a perfis depressivos entre estudantes. A implementação do framework demonstrou sua eficácia na integração de tecnologias sensoriais móveis com procedimentos de diagnóstico em saúde mental. A análise dos dados coletados permitiu estabelecer correlações significativas entre padrões de comportamento detectados pelos sensores e sintomas depressivos, conforme definidos pelo DSM-5. Os sensores mais impactantes incluíram GPS para monitorar padrões de locomoção, acelerômetros para atividade física e sensores de uso de dispositivo para analisar padrões de interação social e isolamento. A avaliação feita com especialistas em saúde mental validou as associações entre os dados dos sensores e os sintomas depressivos, confirmando a aplicabilidade prática do framework desenvolvido.

## 1.6 Organização do texto

Este trabalho está organizado em cinco capítulos principais, incluindo esta introdução. O Capítulo 2 revisa os conceitos fundamentais, abordando detalhes sobre depressão, fenotipagem digital e a relevância dos diversos sensores móveis. No Capítulo 3, são discutidos os trabalhos relacionados, enfocando estudos anteriores que utilizaram tecnologias semelhantes em contextos relacionados à saúde mental. O Capítulo 4 detalha o desenvolvimento do framework proposto, descrevendo a metodologia de pesquisa, a seleção dos sensores e a integração dos dados obtidos com os critérios diagnósticos para depressão. O Capítulo 5, a conclusão, apresenta uma análise dos resultados obtidos, enfatizando a validação do framework com especialistas e a interpretação dos dados coletados, além de refletir sobre as contribuições do estudo, suas limitações e sugerir direções para futuras pesquisas.

---

## Capítulo 2

# Conceitos fundamentais

---

### 2.1 Depressão

A depressão é frequentemente descrita como um "transtorno de humor" e compreende uma condição médica que se manifesta através de sentimentos persistentes de tristeza, desesperança e desinteresse. Esta doença complexa origina-se de uma combinação de fatores, incluindo elementos biológicos, genéticos, ambientais e psicológicos. Em sua essência, muitos especialistas acreditam que a depressão pode ser causada por um desequilíbrio de neurotransmissores no cérebro, substâncias químicas essas que facilitam a comunicação entre células nervosas (REMES; MENDES; TEMPLETON, 2021). A quinta edição do Manual de Diagnóstico e Estatístico de Transtornos Mentais (DSM-5), estabelece critérios específicos para o diagnóstico da depressão. Conforme essa publicação, uma pessoa pode ser diagnosticada com depressão se, durante um período de duas semanas, apresentar pelo menos cinco dos seguintes sintomas: humor deprimido na maior parte do dia; diminuição acentuada do interesse ou prazer em quase todas as atividades; alterações notáveis no peso ou no apetite; distúrbios de sono (como insônia ou hipersonia); agitação ou retardo psicomotor; fadiga ou perda de energia; sentimentos de inutilidade ou culpa excessiva; dificuldades de concentração ou indecisão; e pensamentos recorrentes de morte ou ideias suicidas. Importante frisar que, entre os sintomas elencados, o humor deprimido ou a perda de interesse ou prazer deve necessariamente estar presente.

No ambiente universitário, a depressão é particularmente preocupante. Lauckner et al. (2020) salientam que “estudantes universitários carregam um fardo desproporcional de depressão quando comparados à população em geral”. A transição para a vida acadêmica, com suas demandas acadêmicas, sociais e financeiras, pode ser estressante e desafiadora. Muitos estudantes enfrentam pressões significativas, seja pela busca de excelência acadê-

mica, adaptando-se a um novo ambiente ou navegando por paisagens sociais desconhecidas. Estudos como os de Ibrahim et al. (2013) realizaram uma revisão sistemática global sobre a prevalência de depressão em estudantes universitários e encontraram uma prevalência média de sintomas depressivos de 30,6% no Brasil. Em sintonia, Pacheco et al. (2017) em pesquisa que utilizou a escala Beck Depression Inventory (BDI), identificaram a mesma prevalência de 30,6% de sintomas depressivos entre os estudantes universitários brasileiros.

## 2.2 Computação e fenotipagem digital

Um sensor é um dispositivo ou módulo designado para detectar eventos ou mudanças no ambiente e convertê-los em dados legíveis para processamento ou análise. Estes dados podem se originar de diversas fontes, variando desde ambientes físicos, como alterações de temperatura e luminosidade, até estados ou condições específicas de um indivíduo, como batimentos cardíacos, níveis de condutância ou padrões de movimento. A versatilidade dos sensores os torna uma ferramenta indispensável em diversas áreas, desde automação industrial até a medicina moderna.

Ao trazer a discussão para o universo dos dispositivos pessoais, nos deparamos com os "sensores móveis". Estes estão incorporados em muitos dos dispositivos eletrônicos portáteis que usamos diariamente, como smartphones e smartwatches. Esses dispositivos coletam uma vasta gama de informações, desde a localização geográfica de um usuário, padrões de sono, até sua atividade física e interações sociais. No contexto da fenotipagem digital, a capacidade de monitorar e analisar esses dados em tempo real oferece um potencial significativo para o diagnóstico e acompanhamento de condições de saúde mental. Por meio da análise contínua e abrangente proporcionada pelos sensores móveis, os profissionais de saúde têm a oportunidade de compreender de forma mais completa e precisa o comportamento e o estado de saúde mental de um indivíduo. Os principais sensores móveis de interesse para este trabalho são destacados nas seções a seguir.

### 2.2.1 GPS (Sistema de Posicionamento Global)

O GPS é um sistema global de navegação por satélite que fornece informações de localização geográfica e hora a um receptor em qualquer lugar do planeta, independentemente das condições climáticas. No contexto de dispositivos móveis, é usado para inferir padrões de movimentação e comportamento do usuário, como o tempo gasto em determinados lugares, trajetos habituais e a frequência com que um indivíduo sai de casa.

### 2.2.2 Acelerômetro

O Acelerometro é um dispositivo eletrônico que mede a aceleração de um objeto. Em smartphones e wearables, ele detecta a orientação do dispositivo e movimentos como vibrações ou quedas. Ele é crucial para determinar atividades físicas, padrões de sono e até mesmo a postura do usuário.

### 2.2.3 Registrador de Tempo de Uso de Dispositivo

O Registrador de tempo de uso de dispositivo é uma funcionalidade que monitora a quantidade de tempo que o usuário passa interagindo com o dispositivo dele e qual aplicativo esta sendo utilizado. Isso pode indicar padrões de comportamento, como o uso excessivo de tecnologia, períodos de inatividade ou até mesmo o ritmo circadiano do usuário.

### 2.2.4 Bluetooth

O Bluetooth é uma tecnologia de comunicação sem fio de curto alcance. Além de transferência de dados, o Bluetooth pode identificar dispositivos próximos, fornecendo indícios de interações sociais, locais frequentados e até mesmo a proximidade com outros dispositivos ou sistemas de interesse.

### 2.2.5 Microfone

Microfone é um transdutor que converte as ondas sonoras em um sinal elétrico. Em contextos de fenotipagem digital, ele pode ser utilizado para análise de padrões de fala, detectar emoções na voz ou identificar ambientes específicos baseados nos sons ambiente.

### 2.2.6 Sensor de Luz

O sensor de luz detecta a quantidade de luz ambiente. Ao medir a intensidade luminosa, ele pode inferir se o usuário está em ambientes internos ou externos e se expõe regularmente à luz natural, auxiliando na análise de padrões de comportamento e hábitos diários.

### 2.2.7 Registradores de Chamadas e Short Message Service (SMS)

Registradores de chamadas e SMS são funcionalidades que armazenam registros de comunicação. Além do conteúdo, esses dados fornecem metadados como horário, duração e interlocutor, oferecendo um panorama sobre as interações sociais e padrões de comunicação do usuário.

### 2.2.8 Câmera

A câmera transforma a luz em um sinal elétrico para produzir imagens. Além de fotos e vídeos, a câmera pode auxiliar na análise facial, reconhecimento de emoções, identificação de ambientes e atividades específicas, como padrões de sono.

### 2.2.9 Wi-Fi

O Wi-Fi é uma tecnologia que permite a dispositivos se conectarem à internet ou entre si usando ondas de rádio. Através do Wi-Fi, é possível identificar redes conhecidas, lugares frequentados e padrões de movimento.

### 2.2.10 Sensor de Temperatura

O sensor de temperatura mede variações de calor. Em alguns dispositivos, esse tipo de sensor pode medir a temperatura ambiente, enquanto em dispositivos vestíveis, pode indicar a temperatura corporal, sendo relevante para inferir contextos como exposição ao clima externo ou estados febris.

### 2.2.11 Sensor de Nível de Condutância

O sensor de nível de condutância é composto por uma série de monitores que avaliam as alterações na condutividade elétrica da pele. Estas alterações estão ligadas à resposta emocional ou nível de estresse do indivíduo, fornecendo dados sobre o estado emocional e resposta a estímulos externos.

### 2.2.12 Sensor de Frequência Cardíaca

O Sensor de frequência cardíaca mede a taxa com que o coração pulsa. Ele é crucial não apenas para avaliar a saúde cardiovascular, mas em contextos específicos, como fenotipagem digital, pode indicar níveis de estresse, emoções ou respostas a estímulos específicos.

## 2.3 Interpretação dos dados

Após a captura de informações pelos sensores móveis, uma etapa subsequente necessária é a interpretação dos dados resultantes. Cada sensor transforma estímulos específicos, sejam eles físicos ou biológicos, em conjuntos de dados quantitativos ou qualitativos. Porém, os dados por si só, embora valiosos, carecem de significado imediato. É nesse contexto que a interpretação entra em cena. Ao se atribuir informações específicas e sentido a esses dados, é possível decifrar padrões, tendências e insights. Por exemplo, dados brutos

do acelerômetro de um dispositivo representam movimentações em três eixos, mas, ao interpretá-los, pode-se discernir se um usuário está caminhando, correndo ou até mesmo dormindo. Da mesma forma, uma série de leituras do GPS pode apenas indicar coordenadas, mas sua análise pode revelar hábitos de deslocamento ou frequência de visitas a certos locais.

Essa transformação de dados brutos em informações significativas é essencial para a fenotipagem digital. Ela permite que pesquisadores, médicos e outros profissionais utilizem dispositivos móveis não apenas como ferramentas de coleta, mas como instrumentos de auxílio para compreensão e intervenção em diversas áreas, como saúde mental, bem-estar e comportamento humano.

## 2.4 Dados Ativos e Passivos em Fenotipagem Digital

A fenotipagem digital fundamenta-se na coleta e análise de dados com o objetivo de compreender e categorizar comportamentos e estados de saúde dos indivíduos. Uma distinção fundamental neste processo é a natureza dos dados, que pode ser ativa ou passiva.

Dados passivos são coletados automaticamente, sem que haja intervenção direta ou consciente do indivíduo. Em contextos tecnológicos atuais, dispositivos e sensores, especialmente em smartphones e wearables, registram continuamente informações sobre o usuário e o ambiente circundante. O GPS, por exemplo, acompanha a localização; o acelerômetro detecta padrões de movimento e o microfone é capaz de reconhecer sons do ambiente. Ao serem processados e analisados, esses dados podem revelar nuances sobre o comportamento, saúde e as interações sociais de uma pessoa. Uma grande vantagem dos dados passivos é que oferecem uma observação contínua do usuário ao longo do tempo, minimizando vieses de auto-relato e fadiga associados à coleta ativa de dados.

No entanto, deve-se considerar questões associadas à privacidade e segurança dos dados. Por exemplo, deve-se cuidar para que os dados de GPS não fiquem disponíveis a terceiros de forma indesejada, o que poderia comprometer a segurança do usuário. Ainda sobre os dados passivos, para que se obtenha medidas adequadas, a calibração dos sensores pode ser necessária. Utilizando um acelerômetro, por exemplo, é possível verificar se houve uma alteração de psicomotricidade considerando parâmetros de referência para um dado indivíduo.

Por outro lado, dados ativos são aqueles que são obtidos com a participação ativa do indivíduo. Este tipo de dado é coletado geralmente em resposta a um estímulo ou ação específica. Questionários são um exemplo paradigmático, nos quais o usuário responde conscientemente a perguntas fornecendo informações específicas sobre seu estado de saúde, emoções ou comportamentos. Outras formas de dados ativos podem ser diários digitais, entradas manuais em aplicativos ou tarefas específicas programadas. Mesmo exigindo

ação direta do usuário, os dados ativos capturam informações específicas e detalhadas que, muitas vezes, não são evidentes por meio de dados passivos.

A combinação desses dois tipos de dados, ativos e passivos, proporciona uma imagem mais completa do fenótipo digital de um indivíduo. Enquanto os dados passivos garantem uma visão contínua e global do comportamento diário, os dados ativos proporcionam um aprofundamento em áreas de interesse específicas, podendo confirmar ou refutar hipóteses geradas a partir da análise de dados passivos.

---

## Capítulo 3

# Trabalhos relacionados

---

Neste capítulo são apresentados e comparados 25 trabalhos sobre fenotipagem digital no ambiente universitário. Os trabalhos escolhidos são resultantes do mapeamento sistemático realizado por Tourus. No trabalho de Tourus houve uma análise desses trabalhos sob a ótica da saúde mental. Entende-se que nova síntese e agora uma comparação com outros aspectos relacionados à computação trazem uma contribuição relevante ao estado da arte em computação para a fenotipagem digital.

A descrição dos trabalhos considera metodologia, sensores, dados coletados e conclusões dos trabalhos obtidos para que seja mais clara a forma como os sensores estão sendo utilizados no estado da arte.

### **3.1 StudentLife: Assessing Mental Health, Academic Performance and Behavioral Trends of College Students using Smartphones**

Esse estudo, conduzido no Dartmouth College com uma turma de 48 alunos durante dez semanas, utilizou uma abordagem inovadora para avaliar a relação entre a carga acadêmica e vários aspectos da vida dos estudantes, incluindo saúde mental, sono, atividade física, humor e desempenho acadêmico. O estudo empregou smartphones Android equipados com uma gama de sensores para coletar dados de forma contínua e automática, incluindo GPS para rastrear localização, acelerômetros para monitorar atividades físicas, microfones para capturar interações sociais, além de sensores para avaliar padrões de sono e outros comportamentos.

A análise dos dados coletados revelou correlações significativas entre os padrões de vida dos estudantes e seus resultados de saúde mental e acadêmicos. Foi identificado um padrão cíclico ao longo do semestre, onde os alunos começaram com níveis elevados de interação social e saúde mental positiva, que gradualmente diminuíram com o aumento da carga de trabalho e do estresse. Este estudo destaca o potencial da fenotipagem digital em ambientes educacionais, usando dados de sensores de smartphones para fornecer uma visão abrangente do bem-estar dos estudantes (WANG et al., 2014).

### **3.2 Using Mobile Sensing to Test Clinical Models of Depression, Social Anxiety, State Affect, and Social Isolation Among College Students**

Esse artigo foca na relação entre afeto, isolamento social e sintomas de depressão e ansiedade social em estudantes universitários. A pesquisa, realizada com 72 estudantes de uma universidade no sudeste dos Estados Unidos, empregou um aplicativo móvel chamado Sensus instalado nos smartphones dos participantes. Este aplicativo coletou automaticamente dados de localização via GPS e auto-relatos de afeto em tempo real por até duas semanas. O estudo analisou como as variações diárias no afeto (experiências momentâneas de emoção) e traços de afeto (como sintomas contínuos de depressão e ansiedade social) se correlacionavam com o tempo passado em casa, usando isso como um indicador de isolamento social.

Os resultados indicaram associações significativas entre maior ansiedade social e um aumento no tempo passado em casa, bem como uma ligação entre o afeto negativo e uma maior probabilidade de passar mais tempo em casa no dia seguinte. Esta abordagem inovadora de combinar auto-relatos com dados de localização advindos de GPS oferece um entendimento mais aprofundado da dinâmica entre estados emocionais e comportamento de isolamento em estudantes. O estudo evidencia o potencial da fenotipagem digital em ambientes educacionais, destacando como os sintomas de saúde mental, como depressão e ansiedade social, podem influenciar o comportamento diário dos estudantes (CHOW et al., 2017).

### **3.3 DemonicSalmon: Monitoring mental health and social interactions of college students using smartphones**

Esse artigo analisa a relação entre saúde mental e interações sociais em estudantes universitários, com foco em sintomas de ansiedade social e depressão. A pesquisa foi

realizada com 72 estudantes ao longo de duas semanas, usando o aplicativo *DemonicSalmon* instalado nos smartphones pessoais dos estudantes. Esse aplicativo coletou dados tanto ativa quanto passivamente para monitorar e avaliar os sintomas de saúde mental dos participantes à medida que eles prosseguiram com as atividades diárias deles.

Os resultados do estudo revelaram correlações significativas entre os dados objetivos coletados automaticamente pelos smartphones e os indicadores de saúde mental. Foi observada uma relação entre os níveis de ansiedade social e depressão dos estudantes e seus padrões de mobilidade, níveis de atividade e padrões de comunicação. Especificamente, o estudo demonstrou como as variações na ansiedade social, depressão e níveis de afeto dos estudantes estão associadas a mudanças em seu comportamento, como mobilidade reduzida e alterações nos padrões de comunicação. O conjunto de dados do *DemonicSalmon*, disponibilizado publicamente, fornece uma base valiosa para futuras pesquisas na área de saúde mental em ambientes educacionais (BOUKHECHBA et al., 2018b).

### **3.4 Towards Circadian Computing: 'Early to Bed and Early to Rise' Makes Some of Us Unhealthy and Sleep Deprived**

Esse artigo explora como as variações bioquímicas diárias afetam a saúde e a produtividade. Neste estudo, com a participação de 9 indivíduos ao longo de 97 dias, os pesquisadores investigaram o impacto dos ritmos circadianos, especialmente em relação ao sono, por meio da análise do uso de smartphones. Para isso, utilizaram um aplicativo de monitoramento que coletou dados como padrões de uso do telefone, interações e atividades diárias dos participantes.

Este aplicativo fez uso de vários sensores integrados ao smartphone para coletar dados relacionados à atividade dos usuários. Os dados coletados incluíam informações sobre a interação com o dispositivo, como o tempo de uso e os padrões de atividade. A análise desses dados permitiu que os pesquisadores identificassem variações diárias significativas, correlacionando-as com preferências de tempo, duração e privação de sono dos indivíduos. O estudo destacou a relação entre os padrões de uso do smartphone e os ritmos circadianos dos usuários, propondo a tecnologia móvel como uma ferramenta eficaz para monitorar e melhorar o bem-estar, ao mesmo tempo que identificou desafios e oportunidades para medir e aprimorar o bem-estar usando marcadores simples de ritmos circadianos (ABDULLAH et al., 2014).

### 3.5 Predicting Students' Happiness from Physiology, Phone, Mobility, and Behavioral Data

Nesse estudo, conduzido no MIT Media Lab, os pesquisadores monitoraram estudantes universitários durante um mês, coletando dados que incluíam sinais fisiológicos, localização, registros de smartphones e respostas de questionários comportamentais. O foco foi prever a felicidade dos alunos com base em uma análise abrangente de suas atividades diárias e estado de bem-estar. Utilizando uma gama de sensores integrados aos smartphones, os pesquisadores capturaram informações sobre uso do telefone, padrões de mobilidade e interações sociais. Os participantes também forneceram dados diários sobre seu bem-estar, como níveis de estresse, saúde e felicidade. n

Aplicando técnicas de aprendizado de máquina aos dados coletados, o estudo visou modelar e prever a felicidade dos alunos, explorando a relação entre felicidade e indicadores de saúde mental. Os resultados mostraram uma precisão de 70% na classificação da felicidade auto-relatada, sugerindo uma correlação significativa entre as métricas de felicidade e o risco de depressão. Este trabalho destaca a relevância da fenotipagem digital no ambiente educacional, demonstrando como a análise de dados fisiológicos e comportamentais pode ser usada para avaliar e melhorar o bem-estar mental dos estudantes (JAQUES et al., 2015).

### 3.6 Smartphone Based Stress Prediction

Nesse estudo, os pesquisadores investigaram a viabilidade de usar smartphones para prever o estresse dos usuários. Durante duas semanas, o estudo coletou dados de participantes por meio de um aplicativo de smartphone, utilizando tanto a interação direta do usuário com o dispositivo (como chamadas e mensagens de texto) quanto dados coletados automaticamente por sensores integrados (como acelerômetro). Esses dados foram correlacionados com as respostas dos participantes à versão abreviada da Escala de Estresse Percebido (PSS), uma medida reconhecida do estresse.

A análise revelou uma correlação significativa entre os padrões de uso do smartphone, os dados dos sensores e os níveis de estresse relatados. Os resultados sugerem que o uso do smartphone e os dados coletados por seus sensores podem ser indicadores eficazes do nível de estresse de um indivíduo. Este estudo destaca o potencial dos smartphones como ferramentas para monitoramento automático do estresse, oferecendo novas oportunidades para intervenções preventivas e terapêuticas em condições relacionadas ao estresse (STÜTZ et al., 2015).

### **3.7 Tracking Depression Dynamics in College Students Using Mobile Phone and Wearable Sensing**

Esse estudo, realizado no Dartmouth College com 83 estudantes de graduação, adotou uma abordagem inovadora para monitorar e prever sintomas de depressão. Utilizando dados coletados passivamente de smartphones e dispositivos vestíveis, o estudo focou em identificar características comportamentais e sintomáticas associadas à depressão, conforme definido no DSM-5. Os dispositivos dos estudantes capturaram uma variedade de dados, incluindo padrões de movimento, atividades físicas, uso do telefone e interações sociais, com o auxílio de sensores como acelerômetros e GPS .

A análise desses dados revelou uma relação significativa entre os padrões comportamentais e os escores de depressão auto-relatados pelos estudantes, medidos pelas escalas PHQ-8 e PHQ-4. Com uma precisão de 81,5% para identificar corretamente casos de depressão (recall) e 69,1% para precisão, o estudo demonstrou a eficácia dos sensores de smartphones e dispositivos vestíveis na detecção semanal de depressão. Este trabalho destaca a importância da fenotipagem digital como ferramenta para o monitoramento da saúde mental em ambientes educacionais, mostrando como a tecnologia móvel e vestível pode ser utilizada para avaliar e interpretar sintomas de depressão, em linha com os critérios estabelecidos no DSM-5 (WANG et al., 2018).

### **3.8 Leveraging Routine Behavior and Contextually-Filtered Features for Depression Detection among College Students**

Esse artigo apresenta uma nova metodologia para identificar depressão em estudantes universitários usando dados coletados de sensores passivos em smartphones. Os pesquisadores focaram na análise de comportamentos rotineiros e padrões contextuais relevantes, coletados através de diversos sensores, incluindo acelerômetro para rastrear movimento, GPS para localização e outros sensores relacionados à atividade e interação social.

Utilizando técnicas avançadas de mineração de dados e machine learning, o estudo processou os dados coletados para extrair características e padrões associados a sintomas de depressão. Estes padrões foram comparados com escores da escala BDI-II, um indicador clínico de depressão, ao final do semestre. O método proposto mostrou-se eficaz na diferenciação entre estudantes com e sem sintomas de depressão, evidenciando o potencial da fenotipagem digital utilizando dados de sensores de smartphones no suporte à saúde mental dos estudantes em ambientes educacionais (XU et al., 2019).

### 3.9 Identifying Behavioral Phenotypes of Loneliness and Social Isolation with Passive Sensing Data

Esse estudo aborda a questão da solidão e do isolamento social em estudantes universitários, utilizando uma abordagem baseada na coleta passiva de dados por meio de smartphones e dispositivos vestíveis. Os pesquisadores coletaram uma ampla gama de dados, incluindo informações sobre passos, movimento e atividades físicas capturadas pelo Fitbit, bem como dados de localização e interações sociais inferidas por sensores de áudio e GPS. Além disso, foram utilizados sensores de uso do telefone, como registros de chamadas e SMS, para analisar padrões de comunicação dos participantes.

Utilizando esses dados, o estudo visou identificar padrões comportamentais associados a fenótipos de solidão e isolamento social. Por exemplo, a análise do tempo gasto em edifícios acadêmicos e áreas residenciais, juntamente com a atividade física e interações sociais, forneceu informações valiosas sobre os hábitos e a vida social dos estudantes. Esses dados foram correlacionados com autoavaliações de solidão e isolamento social para identificar associações significativas. Os resultados mostraram que os sensores de smartphones e dispositivos vestíveis podem ser ferramentas eficazes para monitorar e entender aspectos comportamentais relacionados à solidão e ao isolamento social em ambientes educacionais (DORYAB et al., 2019).

### 3.10 The Relationship Between Mobile Phone Location Sensor Data and Depressive Symptom Severity

Esse artigo investiga a relação entre os dados de localização coletados por smartphones e a gravidade dos sintomas depressivos. O estudo foi realizado com 48 estudantes universitários durante um período de dez semanas, utilizando o sensor de localização geográfica (GPS) dos telefones dos participantes para monitorar seus padrões de movimento e localização.

O estudo se concentrou em avaliar como diferentes características derivadas dos dados do GPS, incluindo variância de localização, entropia e movimento circadiano, se correlacionam com a gravidade dos sintomas depressivos, medidos pelo Questionário de Saúde do Paciente de 9 itens (PHQ-9). Os resultados mostraram que várias características do GPS, especialmente aquelas calculadas durante os finais de semana, tinham correlações significativas com os escores PHQ-9, sugerindo que os padrões de movimento e localização podem ser indicadores importantes da saúde mental dos indivíduos. Este estudo reforça a ideia de que os dados de sensores de smartphones, especialmente os relacionados à geolocalização, têm potencial como ferramentas valiosas para a detecção precoce de sintomas

depressivos (SAEB et al., 2016).

### 3.11 Next-Generation Psychiatric Assessment

Esse estudo explora o uso de dados coletados de smartphones para avaliar a saúde mental em adultos jovens. Ao longo de um período de dez semanas, 47 participantes foram monitorados utilizando smartphones equipados com uma variedade de sensores. Estes incluíram GPS e Wi-Fi para rastrear atividade geoespacial, acelerômetros multiaxiais para atividade cinestésica, além de algoritmos para modelar a duração do sono a partir do uso do dispositivo, dados do acelerômetro, características do som ambiente e níveis de luz ambiente. Também foram utilizados microfones e algoritmos de detecção de fala para medir o tempo gasto próximo à fala humana.

Os dados coletados dos sensores foram analisados em relação aos níveis diários de estresse dos participantes e a mudanças ao longo do tempo em depressão, estresse e solidão subjetiva. Os resultados mostraram que a atividade geoespacial, a duração do sono e a variabilidade na atividade geoespacial estavam associadas a níveis de estresse diários. Além disso, mudanças na depressão estavam associadas à duração da fala detectada, atividade geoespacial e duração do sono, enquanto mudanças na solidão estavam associadas à atividade cinestésica. Este estudo demonstra o potencial dos sensores de smartphones para fornecer dados valiosos no monitoramento e avaliação da saúde mental, oferecendo novas perspectivas para a avaliação psiquiátrica da próxima geração (BEN-ZEEV et al., 2015).

### 3.12 Correlates of Stress in the College Environment Uncovered by the Application of Penalized Generalized Estimating Equations to Mobile Sensing Data

Esse estudo explora a relação entre o estresse e diversos fatores ambientais e comportamentais em estudantes universitários. Este estudo utilizou uma combinação de dados passivos e ativos coletados de smartphones para analisar padrões e correlações associados ao estresse no ambiente acadêmico. Os dados passivos, coletados automaticamente sem a intervenção direta dos usuários, incluíam informações como localização, movimento e padrões de interação social, enquanto os dados ativos envolviam respostas de questionários e entradas manuais relacionadas ao bem-estar e ao estresse percebido pelos estudantes.

Ao integrar essas duas formas de dados, os pesquisadores puderam obter uma compreensão mais profunda de como os ambientes físicos e sociais, juntamente com os compor-

tamentos individuais, influenciam o nível de estresse dos estudantes. Os dados passivos forneceram informações sobre os padrões diários e rotinas dos estudantes, enquanto os dados ativos ajudaram a contextualizar essas informações com perspectivas pessoais e emocionais. Este estudo destaca a importância de combinar diferentes tipos de dados para uma análise mais completa e multifacetada do estresse no contexto universitário, abrindo caminho para intervenções mais direcionadas e eficazes para apoiar a saúde mental dos estudantes (DASILVA et al., 2019).

### **3.13 Mood Homeostasis Before and During the COVID-19 Lockdown Among Students in the Netherlands**

Esse estudo examina como a pandemia de COVID-19 e as medidas de confinamento impactaram o humor e o bem-estar dos estudantes universitários. O foco principal da pesquisa foi a análise de dados coletados antes e durante o período de confinamento, a fim de entender as mudanças no estado emocional e mental dos estudantes. Estes dados incluíam registros diários de humor, atividade e bem-estar, fornecendo uma visão abrangente da homeostase do humor dos estudantes em diferentes fases do confinamento.

A pesquisa utilizou uma abordagem integrada, combinando dados auto-relatados com análises comportamentais para avaliar como os estudantes estavam se adaptando ao confinamento e às mudanças em suas rotinas diárias. Isso incluiu a análise de padrões de atividade, interações sociais e outros fatores relacionados ao bem-estar mental. O estudo forneceu informações sobre como eventos globais significativos, como uma pandemia, podem afetar a saúde mental dos estudantes, e destacou a importância de estratégias eficazes de apoio à saúde mental em ambientes educacionais durante períodos de crise (TAQUET et al., 2021).

### **3.14 BeWell: Sensing Sleep, Physical Activities and Social Interactions to Promote Wellbeing**

Esse artigo apresenta o aplicativo BeWell, que utiliza smartphones sensor-enabled para monitorar aspectos do bem-estar dos usuários. O aplicativo BeWell rastreia de forma aproximada as dimensões física, social e de sono do bem-estar, monitorando padrões comportamentais-chave e fornecendo feedback ao usuário. Os sensores utilizados pelo aplicativo incluem um acelerômetro, bússola digital, giroscópio, GPS, microfone e câmera. Estes sensores permitem inferir uma gama de comportamentos no telefone em tempo real,

possibilitando que os usuários recebam feedbacks em resposta às escolhas de estilo de vida cotidianas.

O estudo avaliou o aplicativo BeWell por meio de experimentos em laboratório com um único telefone, medindo os requisitos técnicos. Além disso, foi conduzido um pequeno experimento com cinco pessoas para investigar a robustez das inferências de atividade realizadas pelo BeWell. Estes experimentos, embora em pequena escala, destacaram barreiras para implantações em maior escala. Por exemplo, foi descoberto que, apesar de uma engenharia cuidadosa e mesmo usando uma bateria de alta capacidade, o BeWell esgotava a bateria do smartphone após apenas 8-12 horas, forçando os usuários a recarregar várias vezes ao dia. Este estudo demonstra o potencial dos smartphones sensor-enabled para monitorar o bem-estar e promover a saúde, embora também evidencie desafios práticos, como a duração da bateria, que precisam ser abordados em futuros desenvolvimentos (LANE et al., 2014).

### 3.15 Cooperative Phoneotypes: Exploring Phone-Based Behavioral Metrics and Cooperation

Esse estudo investiga a relação entre o comportamento dos usuários de smartphones e seus níveis de cooperação. Realizado com 54 participantes ao longo de dez semanas, o estudo utilizou dados coletados de smartphones para analisar as métricas de comportamento relacionadas à cooperação. Os dados coletados incluíam registros de chamadas, mensagens de texto (SMS) e informações de localização (GPS), que foram usados para definir métricas comportamentais e avaliar sua capacidade de prever tendências de cooperação usando abordagens de regressão e aprendizado de máquina.

O estudo focou em como as interações diárias dos participantes com seus smartphones podiam fornecer insights sobre seu comportamento de cooperação. Por exemplo, a análise dos registros de chamadas e SMS ofereceu uma visão da rede social e da frequência de interação dos participantes, enquanto os dados de GPS ajudaram a entender os padrões de mobilidade e os contextos sociais em que os participantes se encontravam. Essas métricas baseadas em telefone foram correlacionadas com os níveis de cooperação obtidos por meio de uma pesquisa em laboratório. Os resultados do estudo destacaram a potencial aplicabilidade dos dados coletados por smartphones no estudo do comportamento humano, abrindo novas possibilidades para entender e prever comportamentos como a cooperação em contextos sociais e comunitários (SINGH; AGARWAL, 2016).

### 3.16 Lessons Learned from the NetSense Smartphone Study

Este artigo detalha as descobertas de um estudo de dois anos realizado com 200 usuários de smartphones na Universidade de Notre Dame. O objetivo do estudo era entender melhor o comportamento dos usuários de smartphones e sua interação com redes celulares e Wi-Fi. Enfrentando desafios como financiamento, design da arquitetura técnica, e gerenciamento do estudo, os pesquisadores coletaram dados 'digitais' completos de smartphones de mais de duzentos calouros. Dados passivos, como registros de chamadas, mensagens de texto e localização GPS, foram coletados para definir métricas comportamentais. O estudo focou em aspectos como a aquisição de recursos necessários e os desafios de gerenciamento do estudo, incluindo a manutenção da participação e apoio contínuo dos usuários.

O estudo NetSense destacou-se por sua abordagem inovadora na coleta de dados em grande escala, buscando entender a interação entre redes sem fio e o comportamento social dos usuários. As descobertas forneceram informações sobre como os smartphones são utilizados no dia a dia e como isso impacta a comunicação social e os padrões de mobilidade. O estudo também enfrentou desafios práticos, como a gestão de um grande número de dispositivos e a garantia de participação ativa dos usuários ao longo do tempo. As lições aprendidas com o NetSense são de interesse para pesquisadores e profissionais interessados em estudos de fenotipagem digital e análise de comportamento de usuários de smartphones, oferecendo diretrizes importantes para futuras pesquisas nesta área (STRIEGEL et al., 2013).

### 3.17 SmartGPA: How Smartphones Can Assess and Predict Academic Performance of College Students

Esse estudo investiga como os smartphones podem ser utilizados para avaliar e prever o desempenho acadêmico de estudantes universitários. Utilizando uma ampla gama de dados coletados de smartphones, os pesquisadores procuraram correlacionar o comportamento dos estudantes com suas notas. Os dados coletados incluíam informações sobre o uso do telefone, padrões de movimento, interações sociais e hábitos de estudo. Este estudo teve como objetivo descobrir se os padrões diários de atividade e comportamento dos estudantes, como registrados por seus smartphones, poderiam ser indicativos de seu sucesso acadêmico.

Os pesquisadores aplicaram técnicas avançadas de análise de dados e aprendizado de máquina para identificar tendências e padrões nos dados coletados. Eles examinaram

como o tempo dedicado ao estudo, a qualidade do sono, a frequência das interações sociais e outros comportamentos cotidianos estavam relacionados com o desempenho acadêmico dos estudantes. Este estudo demonstra o potencial dos smartphones como ferramentas de monitoramento na educação, oferecendo insights valiosos sobre como os hábitos e rotinas dos estudantes impactam suas notas. O "SmartGPA" representa um avanço no uso da tecnologia móvel para entender e melhorar a vida acadêmica dos estudantes (WANG et al., 2015).

### **3.18 Assessing Social Anxiety using GPS Trajectories and Point-Of-Interest Data**

Esse artigo apresenta um estudo sobre a avaliação da ansiedade social em estudantes universitários usando dados de GPS e pontos de interesse (POI). O método envolveu o uso de sensores GPS em smartphones para rastrear as localizações dos estudantes, analisando seus padrões de deslocamento e visitação a diferentes locais.

Este estudo, que contou com a participação de 18 alunos, mostrou uma correlação significativa entre os níveis de ansiedade social e os padrões de movimentação dos participantes. Os dados do GPS foram essenciais para entender como diferentes locais e a frequência de visitas a eles estavam relacionados com a ansiedade social dos estudantes, destacando o potencial do uso de tecnologia móvel na compreensão de questões de saúde mental (HUANG et al., 2016).

### **3.19 Predicting Social Anxiety from Global Positioning System Traces of College Students**

Este estudo utiliza sensores de GPS em smartphones para analisar padrões de mobilidade de estudantes universitários e sua relação com a ansiedade social. Identificou-se que características como evitar áreas movimentadas e permanecer mais tempo em locais isolados estão associadas a níveis mais altos de ansiedade social. Os dados de GPS, coletados passivamente, mostraram-se eficazes para a identificação de comportamentos relacionados à saúde mental em ambientes acadêmicos.

Essa abordagem oferece uma perspectiva inovadora para entender a relação entre mobilidade e saúde mental, destacando o valor da tecnologia móvel na identificação de padrões comportamentais associados à ansiedade social (BOUKHECHBA et al., 2018a).

### 3.20 Monitoring Social Anxiety from Mobility and Communication Patterns

Esse artigo apresenta uma pesquisa que explora como os dados de localização GPS e padrões de comunicação coletados de smartphones podem ser usados para avaliar e prever a ansiedade social entre estudantes universitários. A pesquisa, conduzida com 54 estudantes ao longo de duas semanas, utilizou o GPS para rastrear a localização dos participantes e coletou dados de textos e chamadas, visando compreender a correlação entre os níveis de ansiedade social dos estudantes e seus padrões de mobilidade e comunicação. A análise revelou que o nível de ansiedade social pode ser previsto com uma precisão de até 85%, destacando a relevância desses padrões comportamentais na avaliação da ansiedade social.

Para realizar a pesquisa, os participantes foram primeiro avaliados utilizando a Escala de Ansiedade de Interação Social (SIAS), e um aplicativo personalizado foi instalado em seus smartphones Android para coletar dados passivamente. Os dados de GPS foram analisados para identificar a distribuição do tempo dos participantes em diferentes locais e a entropia da localização, enquanto os dados de comunicação foram usados para analisar a distribuição de chamadas e mensagens de texto. O estudo mostrou que os padrões de mobilidade e comunicação têm uma forte correlação com os níveis de ansiedade social, indicando que indivíduos com alta ansiedade social tendem a visitar menos locais diferentes e têm um alcance mais estreito de atividades. A pesquisa demonstra o potencial do uso de tecnologias móveis para monitorar e prever a saúde mental, particularmente a ansiedade social, em ambientes universitários (BOUKHECHBA et al., 2017).

### 3.21 Digital Biomarkers of Social Anxiety Severity: Digital Phenotyping Using Passive Smartphone Sensors

Este estudo investigou a eficácia de biomarcadores digitais obtidos através de sensores passivos de smartphones para prever a gravidade da ansiedade social. Utilizando dados de 59 estudantes universitários, o estudo coletou informações sobre movimento (acelerômetros) e contato social (chamadas e mensagens de texto) ao longo de duas semanas. Os dados foram processados com modelos de machine learning, revelando uma forte correlação entre os biomarcadores digitais e a gravidade dos sintomas de ansiedade social. Além disso, os biomarcadores demonstraram validade discriminativa ao distinguir a gravidade da ansiedade social de sintomas de depressão, afeto negativo e positivo. Este estudo sugere que dados de sensores de smartphones podem ser uma ferramenta eficaz na detecção da gravidade da ansiedade social (HUCKINS et al., 2019).

## **3.22 Mobile Phone-Based Unobtrusive Ecological Momentary Assessment of Day-to-Day Mood: An Explorative Study**

Esse artigo explora a avaliação momentânea ecológica (EMA) usando dados de smartphones para monitorar o humor diário dos participantes. Para coletar dados de humor auto-monitorados, foi utilizado o aplicativo eMate, que solicitava aos participantes que avaliassem seu humor em cinco momentos definidos do dia, utilizando o modelo circunplexo de afeto. Este modelo considera o humor como um construto bidimensional, compreendendo diferentes níveis de valência (afeto positivo/negativo) e excitação, medidos em uma escala de 5 pontos. Além disso, uma pergunta unidimensional sobre o humor permitia que os participantes avaliassem seu humor atual em uma escala de 10 pontos .

O estudo utilizou uma variedade de sensores do smartphone para coletar dados, incluindo registros de chamadas, mensagens SMS, tempo de tela, uso de aplicativos, acelerômetro e eventos da câmera. Estes dados foram analisados para investigar sua relação com as avaliações de humor dos participantes. O objetivo era explorar se esses dados não intrusivos poderiam ser utilizados para prever as variações diárias do humor. Embora o estudo tenha encontrado uma viabilidade técnica na coleta e análise desses dados, os autores concluíram que pesquisas adicionais e técnicas de mineração de dados mais avançadas são necessárias para aprimorar a precisão da previsão do humor com base em EMA não intrusiva (ASSELBERGS et al., 2016).

## **3.23 Assessing Health Trends of College Students Using Smartphones**

Esse estudo examina como eventos acadêmicos e sociais afetam o comportamento e as escolhas de saúde dos estudantes universitários. Utilizando um conjunto de dados de smartphones de 195 estudantes coletados ao longo de três semestres, os pesquisadores observaram que eventos sociais como jogos de futebol aumentam a mobilidade dos estudantes, mas diminuem o uso de instalações atléticas. A mobilidade dos estudantes é positivamente correlacionada com o número de eventos sociais, enquanto as visitas a locais atléticos são negativamente correlacionadas com o número de eventos. A medida que os estudantes participam dos eventos sociais deixam de frequentar os ambientes de instalações atléticas .

A coleta de dados focou na mobilidade dos estudantes, expressa como a distância percorrida, e no número de visitas a locais específicos, como instalações esportivas e centros de saúde. Os dados de localização foram coletados a cada três minutos em média, e os pesquisadores utilizaram técnicas de agrupamento espacial-temporal para classificar os

pontos de localização dos estudantes em diferentes categorias. Além disso, a análise considerou o impacto de eventos sociais e períodos de estresse, como exames, nas atividades e na mobilidade dos estudantes, observando uma diminuição significativa das visitas a locais atléticos e de saúde durante esses períodos. Este estudo oferece uma base para futuras intervenções destinadas a melhorar o bem-estar físico e mental dos estudantes, considerando o impacto dos eventos e do clima em seus comportamentos de saúde (VHADURI; MUNCH; POELLABAUER, 2016).

### **3.24 Hooked on Smartphones: An Exploratory Study on Smartphone Overuse among College Students**

Esse artigo aborda o uso excessivo de smartphones entre estudantes universitários. O estudo, realizado por meio de métodos quantitativos e qualitativos, examina padrões de uso de smartphones e suas consequências na população estudantil.

O foco principal do estudo é avaliar a relação entre os padrões de uso do smartphone e vários aspectos da vida dos estudantes, incluindo seu bem-estar social, acadêmico e psicológico. Os resultados indicam como o uso excessivo de smartphones pode impactar negativamente diferentes áreas da vida dos estudantes universitários e podem ser úteis para desenvolver estratégias para atenuar esses impactos (LEE et al., 2014).

### **3.25 Recognizing Academic Performance, Sleep Quality, Stress Level, and Mental Health using Personality Traits, Wearable Sensors, and Mobile Phones**

Esse estudo analisa a relação entre o comportamento diário e o bem-estar dos estudantes universitários. Utilizando sensores vestíveis e smartphones, o estudo coleta dados como movimento, temperatura da pele, condutância da pele (um indicador do sistema nervoso) e exposição à luz, além de monitorar interações sociais e o uso de aplicativos.

O objetivo é compreender como essas variáveis afetam o desempenho acadêmico, a qualidade do sono, os níveis de estresse e a saúde mental dos estudantes. A pesquisa utilizou técnicas de aprendizado de máquina para classificar os participantes com base em seus padrões comportamentais e fisiológicos, contribuindo para um entendimento mais profundo do impacto do estilo de vida dos estudantes em seu bem-estar geral (SANO et al., 2015).

Tabela 1 – Resumo dos Trabalhos Analisados

Trabalho	Sensores	Dados Ativos	Wearables	Qtde. de Participantes	Duração	Equipe de Saúde
3.1	Acelerômetro, GPS, Microfone, sensor de luz, bluetooth	Sim	Não	48	10 semanas	Sim
3.2	GPS	Sim	Não	72	2 semanas	Não
3.3	GPS, Acelerômetro, microfone, sensor de luz, wi-fi	Sim	Não	72	2 semanas	Não
3.4	Acelerômetro, registrador de tempo de uso de dispositivo	Sim	Não	9	97 dias	Não
3.5	Sensor de Nível de Condutância, acelerômetro, Sensor de temperatura, registrador de chamadas e sms, GPS, tempo de uso de dispositivo	Sim	Não	68	30 dias	Não
3.6	Sensor de luz, Microfone, acelerômetro, registrador de chamadas e SMS, registrador de tempo de uso de dispositivo	Sim	Não	15	2 semanas	Sim
3.7	Acelerômetro, Microfone, GPS sensor de luz, bluetooth, Sensor de frequência cardíaca, Registrador de chamada e SMS	Sim	Sim	83	9 semanas	Não
3.8	Acelerômetro, registrador de tempo de uso de dispositivo, GPS, Sensor de luz, Microfone	Sim	Sim	138	6 meses	Não
3.9	Acelerômetro, registrador de tempo de uso de dispositivo, GPS, Sensor de luz, Microfone	Sim	Sim	160	6 meses	Não
s 3.10	GPS	Sim	Não	48	10 semanas	Não
3.11	Acelerômetro, GPS, Sensor de luz, Microfone, Wi-Fi	Sim	Não	47	10 semanas	Sim
3.12	Acelerômetro, registrador de tempo de uso de dispositivo, GPS, Sensor de luz, Microfone	Sim	Não	95	entre 10 a 16 semanas	Sim
3.13	Não aplicável	Sim	Não	78	14 dias	Não
3.14	Acelerômetro, GPS, Microfone	Sim	Não	27	19 dias	Sim
3.15	Registrador de chamada e SMS, GPS	Sim	Não	54	10 semanas	Não
3.16	Não aplicável	Sim	Não	200	2 anos	Não
3.17	Acelerômetro, registrador de tempo de uso de dispositivo, GPS, Microfone	Sim	Não	48	10 semanas	Não
3.18	GPS, Registrador de tempo de uso do dispositivo	Sim	Não	18	10 dias	Não
3.19	GPS, registrador de chamadas e SMS	Sim	Não	228	2 semanas	Sim
3.20	GPS, registrador de chamadas e SMS	Sim	Não	54	2 semanas	Não
3.21	GPS, registrador de chamadas e SMS	Sim	Não	54	2 semanas	Sim
3.22	GPS, registrador de chamadas e SMS, Registrador de tempo de uso do dispositivo, Câmera	Sim	Não	27	19 dias	Sim
3.23	GPS	Não	Não	195	18 meses	Não
3.24	Registrador de chamadas SMS, registrador de uso de dispositivo	Sim	Não	54	10 semanas	Não
3.25	Sensor de temperatura, sensor de condutividade, GPS, sensor de luminosidade, registrador de chamadas e SMS, registrador de tempo de uso de dispositivo	Sim	Sim	66	30 dias	Não



---

## Capítulo 4

# Desenvolvimento de um Framework Conceitual para a Identificação de Sintomas Depressivos Com o Uso de Sensores

---

Este capítulo inicia-se com uma revisão crítica dos estudos compilados por Torous sobre fenotipagem digital no ambiente universitário. Essa revisão serviu como base para a elaboração de uma tabela detalhada que mapeia a relação entre os tipos de dados coletados por sensores, seus significados interpretativos, e os sintomas da depressão. Essa análise minuciosa foi essencial para o desenvolvimento subsequente de um framework, com o apoio de especialistas, adaptado especificamente para o contexto acadêmico e as peculiaridades associadas ao diagnóstico de sintomas depressivos em estudantes.

Neste contexto, foi elaborada uma tabela que mapeia a relação entre os tipos de dados coletados pelos sensores, seus significados interpretativos, e os sintomas específicos da depressão conforme descritos no DSM-5. Esta tabela foi discutida e refinada durante uma reunião com um grupo focal composto por especialistas em saúde mental e computação, integrantes do projeto AMIVE. Este grupo foi selecionado por conveniência, dada a sua acessibilidade e envolvimento prévio no projeto, o que facilitou discussões construtivas.

O objetivo final deste capítulo é a apresentação do framework conceitual que tem por objetivo guiar o desenvolvimento de aplicativos móveis focados no monitoramento e na possível identificação precoce de estudantes com perfis depressivos. Este framework busca não apenas facilitar a seleção dos sensores mais relevantes mas também orientar a interpretação dos dados de forma a maximizar sua relevância clínica e aplicabilidade no

contexto universitário.

Portanto, este capítulo não só fundamenta teoricamente a escolha e utilização de sensores em contextos de fenotipagem digital para a depressão, mas também propõe uma aplicação prática orientada para a melhoria do bem-estar e da saúde mental de estudantes universitários, demonstrando o potencial transformador da tecnologia móvel na psicologia clínica e na intervenção em saúde mental.

## 4.1 Prática com especialistas

A reunião com especialistas foi uma etapa crucial no desenvolvimento do framework sobre a relação de dados, depressão, sensores e dispositivos. Realizada com o formato de um grupo focal, a reunião teve como objetivo reunir conhecimento de diversos especialistas, promovendo uma discussão rica e detalhada sobre os tópicos em questão. O grupo focal foi formado por conveniência, sendo composto por participantes do projeto AMIVE, e o convite para participação foi enviado por e-mail.

Os participantes foram especialistas de diversas áreas:

- ❑ um graduando em Engenharia de Computação, interessado em fenotipagem digital;
- ❑ uma Profa. Dra. em computação, especialista na área de IHC, com experiência em pesquisas com sensores e saúde mental;
- ❑ um Prof. Dr. em computação, especialista na área de sistemas embarcados, com experiência em pesquisas com sensores e computação vestível;
- ❑ uma Profa. Dra. em computação, especialista na área de IHC, com experiência em pesquisas com sensores e emoções;
- ❑ um Prof. Dr. em computação, especialista na área de sistemas distribuídos, com experiência em pesquisas com sistemas móveis;
- ❑ um Médico e Prof. Dr. em saúde, especialista na área de saúde mental, com experiência em pesquisas com saúde pública;
- ❑ uma Terapeuta ocupacional e Profa. Dra. em saúde, especialista na área de saúde mental, com experiência em pesquisas com informática e saúde.

A diversidade de áreas de especialização dos membros do grupo permitiu uma abordagem multidisciplinar ao tema, enriquecendo a discussão com diferentes perspectivas e conhecimentos.

O objetivo principal da reunião foi desenvolver um framework que correlacionasse dados, depressão, sensores e dispositivos, uma iniciativa que havia sido inicialmente discutida no âmbito do projeto AMIVE. A reunião começou com uma introdução sobre o

trabalho de Torous, que revisou 25 estudos sobre fenotipagem digital. Este contexto foi fundamental para alinhar todos os participantes sobre a importância e o estado atual da pesquisa na área.

Na primeira parte da reunião, o foco foi direcionado nos sensores. Inicialmente, foram identificados 16 sensores que poderiam ser relevantes para o framework. Uma verificação cuidadosa foi realizada para garantir que todos os itens da tabela estivessem pertinentes e que a relação entre sensores e dados fosse claramente estabelecida, de modo a associá-los aos sintomas do DSM-5. Foi apresentada uma tabela introdutória que inicialmente continha oito colunas: sensores, dados, como coletar, dispositivos utilizados, significado, item DSM-5, artigos que utilizaram e indicativo de sintoma.

A discussão sobre sensores começou com a observação de que muitos artigos não faziam uma distinção clara entre o que é sensor, dado ou informação. Foi necessário definir claramente que um sensor é o meio pelo qual os dados são capturados. Cada sensor foi discutido detalhadamente, incluindo sua nomenclatura e características específicas. Durante a discussão sobre dados, foi levantada a questão de que a localização não é um dado bruto, mas sim uma abstração de dados. O dado bruto gerado por um sensor de localização seria a coordenada de posição geográfica.

Essa distinção levou a uma discussão sobre as informações abstraídas, e se deveriam ser mais voltadas para o hardware ou o software. Como resultado, foi adicionada uma nova coluna chamada "Dado Bruto" para fazer essa separação clara. Além disso, foi levantada a necessidade de distinguir entre dados fisiológicos e dados do ambiente, resultando na criação de outra nova coluna para essa distinção.

As colunas restantes foram revisadas para verificar a pertinência delas. Houve uma discussão sobre a necessidade de cruzar informações e como isso deveria ser coletado, seja de forma direta ou indireta. Foi também discutida a inclusão de características como o isolamento ou isolacionismo, que são frequentemente associadas à depressão, mas não estão presentes na tabela do DSM-5. Essa inclusão foi considerada pertinente para enriquecer a análise.

Especificamente sobre o GPS, ficou definido que ele gera um dado bruto, a coordenada geográfica, e a partir desse dado, de forma direta ou indireta, pode-se inferir isolacionismo. Um exemplo citado foi um trabalho de Torous que infere se o indivíduo está em casa ou não, associando a casa a um ambiente não social e fora de casa a um ambiente social. Passar muito tempo em casa pode ser um sinal de isolacionismo. Também foi discutido que esse sensor pode ser utilizado para a identificação do local do usuário por meio de associação de dados indicando, por exemplo, se está em um ambiente social como uma academia ou uma sala de aula.

A discussão seguiu para o acelerômetro, tendo-se afirmado que a alteração da atividade psicomotora, tanto para mais quanto para menos, é um indicativo de sintoma, desde que persistente. O dado gerado pelo acelerômetro foi definido como fisiológico, pois registra

movimentos do indivíduo. O acelerômetro, especialmente a actigrafia de pulso, é utilizado para montar padrões de sono, que podem indicar um quadro depressivo. Inicialmente, havia uma distinção entre acelerômetro e acelerômetro de 3 eixos, mas foram unificados, gerando dois tipos de informações: movimento e actigrafia de pulso, relacionados à alteração psicomotora, prática de atividades e sono. Também foi pontuado o fato da necessidade de se verificar a alteração de movimentos em relação a um padrão, visto que a alteração de psicomotricidade se dá pela sua variação e pode alterar para cada usuário.

Em seguida, discutiu-se o registrador de tempo de uso de dispositivo, que gera três informações: tempo de uso do dispositivo, horário de uso do dispositivo e quantidade de vezes de acionamento do dispositivo. Essas informações podem ser associadas a múltiplos indicativos de sintoma, como alteração psicomotora, ansiedade e perda de sono. A quantidade de toques pode ser um indicativo de letargia ou mania, associada à depressão, reforçando a necessidade de que essas alterações sejam persistentes.

Uma discussão importante surgiu sobre o registro de SMS. Apesar de ser amplamente utilizado nos artigos, no cenário brasileiro, o uso do SMS não teria a mesma eficácia, visto que a população não utiliza SMS de forma constante e rotineira. A comunicação via interface Bluetooth foi discutida como uma fonte para a contagem de dispositivos próximos, indicando a sociabilidade do usuário e associando-se ao isolacionismo. O microfone, que capta pequenas faixas de áudio (ruído do ambiente), foi discutido em termos de inferências sobre se o usuário está ou não em um ambiente social ou socializando. A possibilidade de classificar o tom de voz como um indicativo de sintoma foi levantada. O microfone também é utilizado para inferir se o usuário está dormindo, cruzando ruídos com horários de sono.

O sensor de luz foi inicialmente proposto para inferir se a pessoa está dormindo, baseado no pressuposto de que dorme-se em ambientes escuros. Foi sugerido usar a medição de exposição à luz solar, já que há uma associação entre depressão e níveis de luminosidade.

Discutiu-se o registrador de chamadas e o registrador de SMS, ambos associados à sociabilidade do indivíduo, com a quantidade e duração de chamadas e SMS diretamente relacionadas à sociabilidade. Foi discutido que há uma associação entre baixa temperatura corporal e depressão, bem como que o aumento da condutância é associado à depressão devido ao estresse e aumento da sudorese.

O sensor de frequência cardíaca foi discutido por sua capacidade de medir diferentes dados, como batimentos por minuto (BPM) e photoplethysmograph (PPG), dependendo do método de interpretação. Devido à extensão da reunião, foi sugerido e acatado que fosse feita uma revisão assíncrona da tabela para verificar todos os dados nela contidos. Foi comentado que um problema da tabela é que ela não expressa o cruzamento de dados, onde múltiplos dados fornecem informações sobre sintomas. Um exemplo de cruzamento de dados pode ser que o aumento da frequência cardíaca em repouso pode ser um indicativo

de um possível perfil depressivo.

Ao longo de toda a reunião, foi evidente a importância de uma abordagem multidisciplinar para a construção do framework. A participação de especialistas de diferentes áreas contribuiu significativamente para uma discussão rica e detalhada, garantindo que aspectos relevantes fossem considerados. As contribuições de cada membro foram essenciais para a definição clara dos sensores, dados brutos, informações derivadas e métodos de coleta, bem como para a identificação de possíveis indicativos de sintomas associados à depressão.

A reunião foi concluída com a decisão de continuar a revisão da tabela de forma assíncrona, garantindo que todas as informações fossem verificadas e ajustadas conforme necessário. Esse processo de revisão foi realizado pelo autor em conjunto com os orientadores.

## 4.2 Sensores e sintomas

Como resultado da reunião detalhada com especialistas nas áreas de saúde mental e computação, foi criada uma tabela abrangente que mapeia a relação entre sensores, dados, significados, sintomas e itens da tabela do DSM-V. Essa tabela representa uma síntese colaborativa das discussões e contribuições de todos os participantes, refletindo uma abordagem interdisciplinar para a identificação de sintomas depressivos através de tecnologia móvel. A tabela final incorpora as revisões e sugestões feitas durante a reunião, oferecendo uma ferramenta estruturada para guiar o desenvolvimento de aplicativos focados na saúde mental dos estudantes universitários.

A organização das tabelas foi projetada para apresentar de maneira clara e detalhada a relação entre os sensores, os dados brutos coletados, o contexto (fisiológico ou ambiente), as informações derivadas desses dados e os métodos de coleta. Para facilitar a leitura e a compreensão, a tabela foi dividida em seis partes principais.

A tabela de Sensores e Dados foi dividida em duas partes. A primeira parte, Tabela 2, inclui os sensores GPS, Acelerômetro, Registrador de Tempo de Uso do Dispositivo e Bluetooth. As células que contêm informações repetidas para um mesmo sensor foram mescladas para evitar redundância e melhorar a visualização. Por exemplo, o GPS possui duas linhas: uma para as coordenadas geográficas e outra para o deslocamento. O Acelerômetro também está dividido em duas linhas: uma para a coordenada em um eixo e outra para a actigrafia de pulso. O Registrador de Tempo de Uso do Dispositivo está dividido em três linhas para capturar o horário de acionamento, o horário de uso e a quantidade de vezes de acionamento do dispositivo. A segunda parte da tabela de Sensores e Dados, Tabela 3, inclui os sensores Microfone, Sensor de Luz, Registrador de Chamadas, Registrador de SMS, Câmera, Wi-fi, Sensor de Temperatura, Sensor de Nível de Condutância e Sensor de Frequência Cardíaca. Cada um desses sensores é detalhado

em termos de dados brutos, contexto, informações derivadas e métodos de coleta. As células são organizadas de forma que informações repetitivas estejam mescladas para facilitar a leitura.

Tabela 2 – Sensores e Dados - Parte 1

Sensor	Dado Bruto	Fisiológico / Ambiente	Informação	Como Coletar
GPS	Coordenada geográfica	Ambiente	Localização	[Uso direto ou indireto, demanda outros dados] Ao passar em um local conhecido no Maps, grava essa informação
	Deslocamento	Ambiente	[Uso indireto, demanda outros dados] De tempos em tempos pega a posição atual do GPS e calcula o deslocamento	A partir do deslocamento é possível inferir se o usuário está praticando algum tipo de atividade física e inferir se a pessoa apresentou mudança na psicomotricidade, cansaço e fadiga podem ser inferidos
Acelerômetro	Coordenada em um eixo	Usuário - fisiológico	Movimento	[Uso indireto, demanda outros dados] O acelerômetro indica quantos passos o usuário deu, e o tipo de atividade (andar, correr, ciclismo,...)
	Actigrafia de pulso	Usuário - fisiológico	Movimento do punho	Fornecido através de funcionalidades do próprio wearable
Registrador de Tempo de uso do dispositivo	Horário de acionamento	Ambiente	Tempo de Uso do dispositivo	Ao sair da tela de descanso do celular, até entrar novamente nesse estado, é cronometrado o tempo gasto
	Horário de Uso do dispositivo	Ambiente	Horário de Uso do dispositivo	Quando sair da tela de descanso captura o horário no sistema
	Quantidade de vezes de acionamento do dispositivo	Ambiente	Quantidade de vezes de acionamento do dispositivo	Quando o dispositivo sai da tela de descanso, é adicionado ao contador
Bluetooth	Dispositivos próximos	Ambiente	Quantidade de outros dispositivos próximos	Ao aparecer um novo dispositivo bluetooth próximo, é adicionado ao contador

Tabela 3 – Sensores e Dados - Parte 2

Sensor	Dado Bruto	Fisiológico / Ambiente	Informação	Como Coletar
Microfone	Sinal de áudio	Ambiente	Ruídos do ambiente	Gravação de Ruídos do ambiente
	Sinal de áudio	Ambiente	Ruídos do ambiente	Os ruídos classificados como conversa em horários específicos indicam problemas no sono
Sensor de Luz	Índice Ultravioleta, índice de luminosidade	Ambiente	Horário de acionamento do sensor	Gravação do horário em que o sensor foi acionado
Registrador de chamadas	Registro de chamadas	Ambiente	Quantidade de chamadas	O registrador de chamadas deixa armazenado os dados em questão
	Registro de chamadas	Ambiente	Duração das chamadas	O registrador de chamadas deixa armazenado os dados em questão
	Registro de chamadas	Ambiente	Destino das chamadas	O registrador de chamadas deixa armazenado os dados em questão
Registrador de SMS	Registro de SMS	Ambiente	Número de SMS's	O registrador de SMS deixa armazenado os dados em questão
	Registro de SMS	Ambiente	Destino dos SMS's	O registrador de SMS deixa armazenado os dados em questão
Câmera	Registro de evento de Uso	Ambiente	Registro de evento de Uso	Contabiliza a quantidade de fotos tiradas no dia
Wi-fi	Quantidade de dispositivos próximos	Ambiente	Quantidade de dispositivos próximos	De tempos em tempos, quantifica a quantidade de dispositivos próximos
Sensor de Temperatura	Temperatura	Usuário - fisiológico	Temperatura da pele	Fornecido através de funcionalidades do próprio wearable
Sensor de nível de condutância	Condutividade	Usuário - fisiológico	Condutividade da pele	Fornecido através de funcionalidades do próprio wearable
Sensor de Frequência cardíaca	Batimentos por minuto (bpm)	Usuário - fisiológico	Batimentos por minuto	Fornecido através de funcionalidades do próprio wearable

As informações sobre Significado e Sintomas foram divididas em quatro tabelas para facilitar a leitura. A primeira parte, Tabela 4, inclui os sensores GPS e Acelerômetro, que são responsáveis pela coleta de dados relacionados à localização e movimento. A segunda parte, Tabela 5, inclui o Registrador de Tempo de Uso do Dispositivo, Bluetooth e Microfone. O Registrador de Tempo de Uso do Dispositivo está dividido em três linhas para capturar o horário de acionamento, o horário de uso e a quantidade de vezes de acionamento do dispositivo. As células relacionadas ao mesmo sensor foram mescladas para garantir uma apresentação concisa. A terceira parte, Tabela 6, aborda os sensores de Luz, Registrador de Chamadas, Registrador de SMS, Câmera e Wi-fi. A quarta parte, Tabela 7, foca nos sensores relacionados a dados fisiológicos: Sensor de Temperatura, Sensor de Nível de Condutância e Sensor de Frequência Cardíaca. Os artigos utilizados estão enumerados conforme a ordem de citação no capítulo 3, seções 1 a 25. Esta organização foi escolhida para que cada parte da tabela pudesse ser compreendida de forma independente, ao mesmo tempo que proporciona uma visão integrada e detalhada das relações entre sensores, dados, informações e métodos de coleta. A divisão em partes garante que a complexidade e o volume de informações não sobrecarreguem o leitor, permitindo uma consulta mais eficiente e estruturada.

Tabela 4 – Significado e Sintomas - Parte 1

Sensor	Significado	Item DSM-5	Indicativo de Sintoma	Artigos que Utilizaram
GPS	A partir de locais previamente rotulados, ou classificados por machine learning, os locais que o usuário passar tempo indicam se ele está em lugar com maior chance de interação social,	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é bastante frequente uma pessoa depressiva ficar mais isolada socialmente durante o período da depressão	Isolacionismo	2, 3, 5, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 25
	A partir do deslocamento é possível inferir se o usuário está praticando algum tipo de atividade física e inferir se a pessoa apresentou mudança na psicomotricidade, cansaço e fadiga podem ser inferidos	A5 / A6	Sedentarismo, mudanças na psicomotricidade. Ao coletar os deslocamentos a pé da pessoa, podemos inferir se ela está andando mais rápido ou mais devagar que o seu basal, o que pode identificar mudanças na psicomotricidade (para mais ou para menos), caso tenha mudanças para menos pode ser um indicativo de cansaço fadiga	1, 7, 8, 9, 10, 14, 15
Acelerômetro	A partir de inferências de uso do acelerômetro é possível inferir se o usuário anda praticando algum tipo de atividade física, a psicomotricidade, e registros durante o sono podem indicar distúrbios de sono	A4 / A5	Sedentarismo, letargia. Mudanças na psicomotricidade. Sensores de acelerômetro do relógio podem ser usados para duas coisas: 1- medida indireta da psicomotricidade (durante o dia) e 2- atividade noturna durante o sono - movimentos durante a hora em que o indivíduo está dormindo, quanto tempo demorou para pegar no sono, despertares noturnos, quanto tempo dormiu, se despertou mais cedo do que o esperado, outro fator é a questão do ritmo circadiano (quantas horas a pessoa dorme por noite, se existe atraso de fase do sono, etc.)	1, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 11, 12, 14, 17
	O movimento do punho pode indicar se o usuário se encontra dormindo	A4 / A5	Sedentarismo, mudanças na psicomotricidade. Sensores de acelerômetro do relógio podem ser usados para duas coisas: 1- medida indireta da psicomotricidade (durante o dia) e 2- atividade noturna durante o sono - movimentos durante a hora em que o indivíduo está dormindo, quanto tempo demorou para pegar no sono, despertares noturnos, quanto tempo dormiu, se despertou mais cedo do que o esperado, outro fator é a questão do ritmo circadiano (quantas horas a pessoa dorme por noite, se existe atraso de fase do sono, etc.)	25

Tabela 5 – Significado e Sintomas - Parte 2

Sensor	Significado	Item DSM-5	Indicativo de Sintoma	Artigos que Utilizaram
Registrador de Tempo de uso do dispositivo	Correlação de tempo de uso do dispositivo associado ao aumento de ansiedade, no caso de diminuição da interação com o celular, pode indicar perda de interesse nas atividades, pode indicar também a redução da psicomotricidade	A2 / A5	Ansiedade	4, 5, 8, 9, 12, 17, 22, 24, 25
	Horários específicos de utilização de celular são associados a maus hábitos de sono	A4	Distúrbio de Sono	4, 5, 8, 9, 12, 17, 22, 24, 25
	A quantidade de vezes de acionamento do dispositivo pode indicar se o indivíduo está ansioso ou nervoso, por exemplo	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é bastante frequente uma pessoa depressiva ficar mais isolada socialmente durante o período da depressão	Mudanças psicomotoras (agitação)	4, 5, 8, 9, 12, 17, 22, 24, 25
Bluetooth	O surgimento de múltiplos dispositivos indica que a pessoa está em um ambiente social	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é bastante frequente uma pessoa depressiva ficar mais isolada socialmente durante o período da depressão	Isolacionismo	1, 7
Microfone	Os ruídos classificados como conversa podem ser um indicativo de que o usuário está se socializando, gritando ou em estado de tristeza	Irritação / tristeza inferidos através da voz; diminuição da interação social	Isolacionismo	1, 3, 6, 7, 8, 9, 12, 14, 17
	Os ruídos classificados como conversa em horários específicos indicam problemas no sono	A4	Distúrbio de Sono	8

Tabela 6 – Significado e Sintomas - Parte 3

Sensor	Significado	Item DSM-5	Indicativo de Sintoma	Artigos que Utilizaram
Sensor de Luz	A partir do pressuposto de que as pessoas dormem com pouca luz, quando o sensor está ativo, pode-se assumir que o usuário não está dormindo. É possível inferir também a quantidade de exposição à luz solar, dando indícios de que a pessoa não está produzindo uma quantidade suficiente de vitamina D (pelo menos 15 minutos de exposição solar ao dia) e também de atividades a céu aberto, indicando diminuição de interesse e prazer nestas atividades	A4 / A2	Distúrbio de Sono / diminuição de interesse e prazer	1, 3, 6, 8, 9, 11, 12, 25
Registrador de chamadas	As chamadas e SMS's estão diretamente associadas à sociabilidade do indivíduo, sendo possível gerar associações se o indivíduo está ou não se relacionando	Diminuição ou aumento da interação social (virtual)	Diminuição ou aumento da interação social (virtual)	15, 16, 18, 20, 21, 22, 25, 33, 34
Registrador de SMS	As chamadas e SMS's estão diretamente associadas à sociabilidade do indivíduo, sendo possível gerar associações se o indivíduo está ou não se relacionando	Diminuição ou aumento da interação social (virtual)	Diminuição ou aumento da interação social (virtual)	15, 16, 18, 5, 7, 15, 19, 20, 21, 22, 24, 25
Câmera	Contabiliza a quantidade de fotos tiradas no dia	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é comum que uma pessoa depressiva tenha alterações na frequência de atividades	Diminuição de interesse em atividades	22
Wi-fi	Pela quantidade de dispositivos próximos, é possível supor que o indivíduo está ou não em um ambiente social	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é bastante frequente uma pessoa depressiva ficar mais isolada socialmente durante o período da depressão	Isolacionismo	3, 11

Tabela 7 – Significado e Sintomas - Parte 4

Sensor	Significado	Item DSM-5	Indicativo de Sintoma	Artigos que Utilizaram
Sensor de Temperatura	Existe uma associação entre depressão e baixas temperaturas de algumas regiões da pele	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é possível que uma pessoa depressiva tenha alterações de temperatura	Diminuição ou aumento da temperatura de regiões da pele	5, 25
Sensor de nível de condutância	Níveis mais elevados de condutância são associados à depressão	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é comum que uma pessoa depressiva tenha alterações de emoções percebidas pela condutância na pele	Aumentos da condutância da pele podem indicar níveis aumentados de estresse ou de estados emocionais alterados - o aumento da condutância da pele pode indicar indiretamente desregulação dos níveis dopaminérgicos, que podem estar alterados em estados depressivos	15, 5, 25
Sensor de Frequência cardíaca	Aumento da frequência cardíaca em repouso pode indicar um possível perfil depressivo	Este sintoma não está presente nos critérios diagnósticos, mas é comum que uma pessoa depressiva tenha alterações de frequência cardíaca	Aumento da frequência cardíaca em repouso podem indicar alterações nos níveis de ansiedade, também pode ser uma medida dos níveis dopaminérgicos	7

## 4.3 Framework

A partir da tabela criada na reunião com os especialistas, foi realizada uma síntese detalhada que serviu como base para o desenvolvimento da imagem do framework. Este framework tem como objetivo estruturar e facilitar a compreensão da relação entre sensores, dados, informações e sintomas depressivos, oferecendo uma ferramenta visual clara e funcional para o desenvolvimento de aplicativos voltados à saúde mental dos estudantes universitários.

O primeiro passo no desenvolvimento do framework foi a categorização dos sensores de acordo com os dispositivos nos quais eles estão incorporados. Esses dispositivos foram divididos em três categorias principais: celular, celular/wearable e wearable. Essa divisão é fundamental para identificar quais sensores são acessíveis através de diferentes tipos de dispositivos móveis e vestíveis, proporcionando uma base para a coleta de dados diversificada e abrangente.

Após a categorização dos sensores, cada sensor foi mapeado para os dados específicos que ele gera. Por exemplo, sensores de GPS em celulares fornecem dados de localização, enquanto acelerômetros em wearables registram padrões de movimento. Essa etapa é crucial para entender a funcionalidade e a contribuição de cada sensor no processo de coleta de dados.

Em seguida, os dados gerados pelos sensores foram mapeados para as informações que eles representam. Dados de localização podem indicar padrões de mobilidade, frequência de visitas a determinados locais e comportamento de isolamento social. Dados de acelerômetro podem indicar níveis de atividade física, comportamentos sedentários e padrões de sono. Esse mapeamento é essencial para transformar dados brutos em informações úteis e contextualmente relevantes.

Finalmente, as informações derivadas dos dados foram associadas aos sintomas depressivos específicos conforme descritos no DSM-5 e fornecidos pela equipe de especialistas. Por exemplo, a redução da mobilidade e a frequência diminuída de visitas a locais sociais podem ser associadas a sintomas de anedonia e isolamento social. Padrões de sono irregular detectados por acelerômetros podem ser correlacionados com insônia ou hipersonia, ambos sintomas comuns de depressão.

O framework resultante oferece uma representação visual clara de como os sensores em diferentes dispositivos geram dados que são interpretados como informações significativas e, em última instância, relacionados a sintomas depressivos. Esta estrutura não só facilita a compreensão do processo, mas também serve como uma base prática para o desenvolvimento de tecnologias de monitoramento e intervenção em saúde mental, orientando os desenvolvedores na criação de aplicativos eficazes para a detecção precoce de perfis depressivos entre estudantes universitários. A Figura 1 ilustra o framework criado.

## 4.4 Exemplo de aplicação no projeto AMIVE

Para ilustrar o uso do framework, será utilizado o contexto do projeto AMIVE. Este projeto desenvolveu uma solução computacional para fenotipagem digital que realiza o monitoramento de estudantes universitários a fim de detectar um possível perfil depressivo. O dispositivo utilizado para fazer o monitoramento passivo foi um smartwatch Samsung Galaxy Watch 4, que possui sensores de acelerômetro, luz e BPM, que por sua vez gera informações de atividade física, quantidade de passos dados, qualidade do sono e frequência cardíaca.

Dessa forma, a partir do framework é possível identificar a quais sintomas essas informações estão associadas. Por exemplo, o sedentarismo (camada de sintomas) de um estudante universitário pode ser inferido pela realização ou não de atividade física / movimento (camada de informação). Essa informação advém de múltiplos sensores como acelerômetro, sensor de luz e frequência cardíaca. No caso do dispositivo utilizado no projeto Amive, que tem um sistema operacional fechado, o acesso aos dados dos sensores se dá por meio de um aplicativo dedicado disponibilizado pela Samsung. Também, a informação sobre a quantidade de passos pode ser utilizada conjuntamente para a inferência do sintoma de sedentarismo.

Um outro exemplo de uso é a identificação da alteração do sono (camada de sintoma). Utilizando as informações geradas em conjunto pelos sensores acelerômetro, sensor de luz e microfone são gerados dados como as coordenadas em 03 eixos, grau de luminosidade e ruídos de ambiente (camada de dados), respectivamente. No caso do dispositivo adotado no projeto Amive, não há acesso direto aos dados pelos pesquisadores. As informações já inferidas sobre a qualidade do sono ficam disponíveis no aplicativo dedicado da Samsung.

Esses exemplos ilustram a possibilidade de uso do framework a partir do dispositivo disponível, chegando até os sintomas possíveis. No entanto, também se pode utilizar o framework para, a partir de um sintoma de interesse, escolher qual dispositivo (e com quais sensores) utilizar.

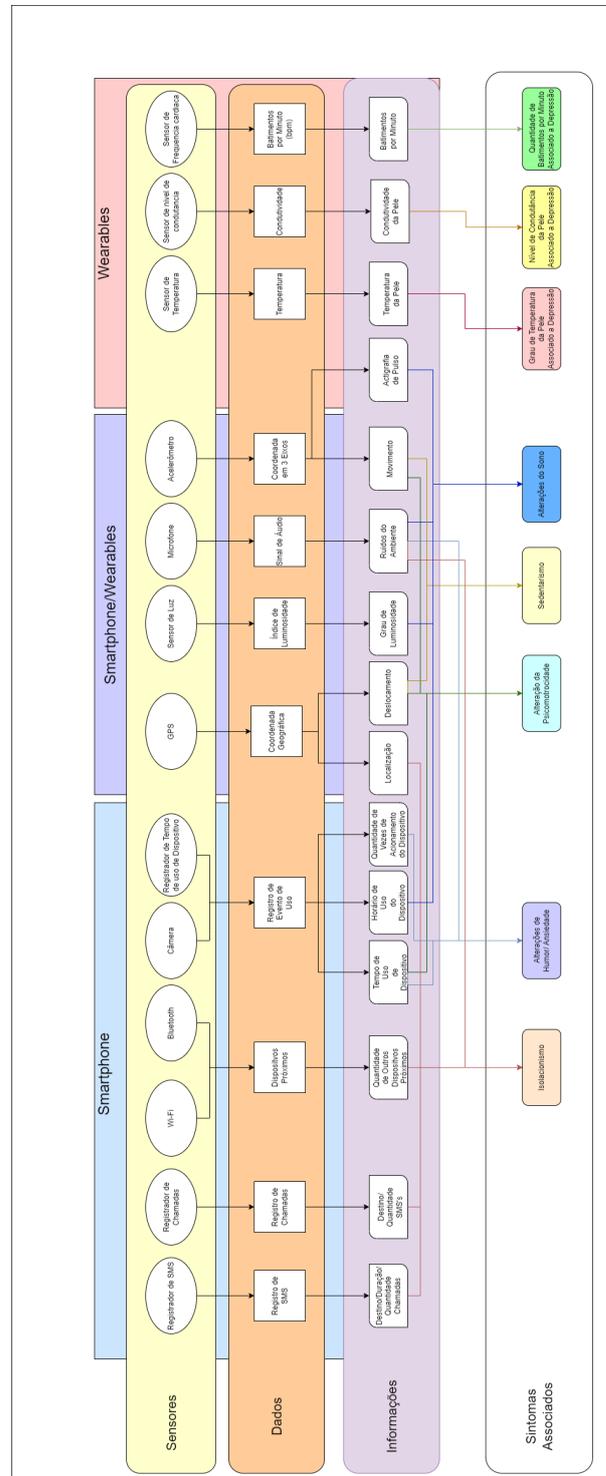


Figura 1 – Framework para a escolha de sensores de interesse para a fenotipagem digital para a identificação de possível perfil depressivo

---

# Capítulo 5

## Conclusão

---

### 5.1 Síntese das Contribuições

Este trabalho desenvolveu um framework para a seleção de sensores móveis destinados à fenotipagem digital de estudantes universitários com possíveis perfis depressivos. A base para este desenvolvimento foi a análise crítica dos trabalhos de John Torous, que exploraram a fenotipagem digital em contextos diversos. Através do olhar da computação, realizamos uma reinterpretação desses estudos, aplicando os conceitos ao contexto específico da depressão em ambientes acadêmicos.

O grupo focal, composto por especialistas em saúde mental e computação, desempenhou um papel crucial na validação e refinamento das associações entre sensores, dados e sintomas do DSM-5. Atuando em conjunto, os especialistas de diferentes áreas, discutiram profundamente a definição e pertinência dos sensores e dados coletados, e como esses podem ser correlacionados com os sintomas depressivos. A discussão começou com a apresentação dos trabalhos de Torous, focando nos 25 estudos sobre fenotipagem digital. A primeira parte da discussão abordou a revisão dos 16 sensores iniciais, verificando sua relevância e nomenclatura adequada.

O processo de síntese envolveu a criação de uma tabela que mapeia sensores, dados brutos, informações derivadas e sintomas associados. Inicialmente, a tabela possuía 8 colunas, mas foi expandida para incluir mais detalhes, como dados brutos e distinções entre dados fisiológicos e ambientais. Essa tabela serviu como base para o desenvolvimento do framework, que organiza a relação entre sensores, dados gerados, informações interpretadas e os sintomas depressivos.

A síntese das contribuições inclui a integração do conhecimento técnico e clínico, resultando em um framework que não apenas auxilia na seleção de sensores, mas também

pode auxiliar na interpretação dos dados para identificar sintomas depressivos. Este trabalho destaca a importância de uma abordagem multidisciplinar e colaborativa para o desenvolvimento de tecnologias de saúde mental.

## 5.2 Limitações

Entre as limitações deste trabalho, pode-se citar que os estudos levantados foram restritos ao que John Torous compilou, o que significa que trabalhos relevantes não citados por ele não foram considerados. Além disso, a seleção dos participantes para o grupo focal foi feita por conveniência, restringindo-se aos membros do projeto AMIVE, sem uma chamada aberta. Outra limitação foi a restrição dos sensores aos que foram mencionados nos trabalhos de Torous, o que pode ter limitado a inclusão de tecnologias emergentes ou menos exploradas. Por fim, o framework proposto ainda não foi validado ou utilizado por terceiros.

## 5.3 Trabalhos Futuros

Para futuras pesquisas, é recomendável expandir o número de sensores analisados, incluindo tecnologias emergentes e novas descobertas científicas. Também seria benéfico levar este framework para discussão com outros especialistas em saúde mental e computação, ampliando o espectro de conhecimentos e validações. Realizar chamadas abertas para participação em grupos focais poderia enriquecer a diversidade de opiniões e experiências, fortalecendo o potencial do framework.

Também, a estrutura em camadas adotada na representação do framework favorece a associação com classes para sistemas operacionais móveis. Assim, um trabalho futuro poderia ser a investigação do uso da estrutura aqui proposta como referência para o apoio à implementação de soluções computacionais nativas.

## 5.4 Comentários Finais

Este trabalho representa um passo significativo na intersecção entre tecnologia e saúde mental. Dados os estudos da literatura, e discussão com especialistas, observou-se o potencial dos sensores móveis e da fenotipagem digital para auxiliar a identificação e tratamento da depressão, especialmente em contextos educacionais. É fundamental continuar explorando e aprimorando essas tecnologias, considerando melhorias em aspectos como a duração da bateria dos dispositivos e a minimização de estereótipos associados ao uso dessas tecnologias.

Para futuros pesquisadores na área de fenotipagem digital, a perspectiva é de otimismo cauteloso. A tecnologia oferece ferramentas que podem ser úteis, mas é crucial manter um

enfoque humano e ético, garantindo que as soluções desenvolvidas realmente beneficiem os indivíduos e respeitem sua privacidade e dignidade. A colaboração interdisciplinar e o envolvimento contínuo de especialistas são essenciais para avançar nesse campo e realizar o potencial pleno dessas inovações.



---

## Referências

---

ABDULLAH, S. et al. Towards circadian computing: "early to bed and early to rise" makes some of us unhealthy and sleep deprived. In: ACM. **Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing**. Seattle, WA, USA, 2014. p. 673–684.

ALVES, V. d. C. et al. College students-in-the-loop for their mental health: a case of ai and humans working together to support well-being. **Interaction Design Architecture(s) Journal**, v. 59, n. 1, p. 81–96, 2024. Disponível em: <[https://ixdea.org/59\\_3/](https://ixdea.org/59_3/)>.

American Psychiatric Association. **Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders: DSM-5**. Washington, DC: American Psychiatric Publishing, 2013.

ASSELBERGS, J. et al. Mobile phone-based unobtrusive ecological momentary assessment of day-to-day mood: An explorative study. **Journal of Medical Internet Research**, v. 18, n. 3, p. e72, 2016.

BEN-ZEEV, D. et al. Next-generation psychiatric assessment: Using smartphone sensors to monitor behavior and mental health. **Psychiatric Rehabilitation Journal**, American Psychological Association, v. 38, n. 3, p. 218–226, 2015.

BOUKHECHBA, M. et al. Predicting social anxiety from global positioning system traces of college students: Feasibility study. **JMIR Mental Health**, v. 5, n. 3, p. e10101, 2018.

\_\_\_\_\_. DemonicSalmon: Monitoring mental health and social interactions of college students using smartphones. **Smart Health**, Elsevier, v. 9-10, p. 192–203, 2018.

\_\_\_\_\_. Monitoring social anxiety from mobility and communication patterns. In: **UbiComp/ISWC '17 Adjunct**. Maui, HI, USA: ACM, 2017. p. 749–753.

CHOW, P. I. et al. Using mobile sensing to test clinical models of depression, social anxiety, state affect, and social isolation among college students. **Journal of Medical Internet Research**, JMIR Publications Inc., v. 19, n. 3, p. e62, 2017.

DASILVA, A. W. et al. Correlates of stress in the college environment uncovered by the application of penalized generalized estimating equations to mobile sensing data. **JMIR Mhealth Uhealth**, v. 7, n. 3, p. e12084, 2019.

- DORYAB, A. et al. Identifying behavioral phenotypes of loneliness and social isolation with passive sensing: Statistical analysis, data mining and machine learning of smartphone and fitbit data. **JMIR Mhealth Uhealth**, JMIR Publications Inc., v. 7, n. 7, p. e13209, 2019.
- HUANG, Y. et al. Assessing social anxiety using gps trajectories and point-of-interest data. In: ACM. **Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '16)**. Heidelberg, Germany, 2016. p. 898–903.
- HUCKINS, J. F. et al. Digital biomarkers of social anxiety severity: Digital phenotyping using passive smartphone sensors. **Translational Psychiatry**, Nature Publishing Group, v. 9, n. 1, p. 321, 2019.
- JAQUES, N. et al. Predicting students' happiness from physiology, phone, mobility, and behavioral data. In **Proceedings of the International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction**, IEEE, Xi'an, China, September 2015.
- LANE, N. D. et al. Bewell: Sensing sleep, physical activities and social interactions to promote wellbeing. **Mobile Networks and Applications**, Springer, v. 19, n. 3, p. 1–10, 2014.
- LEE, U. et al. Hooked on smartphones: An exploratory study on smartphone overuse among college students. In: **Proceedings of the ACM CHI Conference on Human Factors in Computing Systems**. Toronto, Ontario, Canada: [s.n.], 2014.
- MELCHER, J.; HAYS, R.; TOROUS, J. Digital phenotyping for mental health of college students: a clinical review. **Evidence Based Mental Health**, BMJ, v. 23, p. 161–166, 2020. Disponível em: <<https://mentalhealth.bmj.com/content/23/4/161>>.
- Organização Pan-Americana da Saúde. **Depressão**. 2024. Acesso em: 10 maio 2024. Disponível em: <<https://www.paho.org/pt/topicos/depressao#:~:text=A%20depress%C3%A3o%20%C3%A9%20um%20transtorno%20comum%20em%20todo%20o%20mundo,aos%20desafios%20da%20vida%20cotidiana>>.
- PIRES, I.; CASELI, H.; NERIS, V. Design de um chatbot para o diálogo com universitários com possível perfil depressivo. In: **Anais Estendidos do XXIII Simpósio Brasileiro de Computação Aplicada à Saúde**. Porto Alegre, RS, Brasil: SBC, 2023. p. 7–12. ISSN 2763-8987. Disponível em: <[https://sol.sbc.org.br/index.php/sbcas\\_estendido/article/view/25323](https://sol.sbc.org.br/index.php/sbcas_estendido/article/view/25323)>.
- REMES, O.; MENDES, J. F.; TEMPLETON, P. Biological, psychological, and social determinants of depression: A review of recent literature. **Brain Sciences**, v. 11, n. 12, p. 1633, 2021. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2076-3425/11/12/1633>>.
- SAEB, S. et al. The relationship between mobile phone location sensor data and depressive symptom severity. **PeerJ**, PeerJ Inc., v. 4, p. e2537, 2016.
- SANO, A. et al. Recognizing academic performance, sleep quality, stress level, and mental health using personality traits, wearable sensors and mobile phones. In: IEEE. **International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks**. Cambridge, MA, USA, 2015. p. 1–6.

- SINGH, V. K.; AGARWAL, R. R. Cooperative phoneotypes: Exploring phone-based behavioral markers of cooperation. In: ACM. **Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '16)**. New York, NY, USA, 2016. p. 646–657.
- STRIEGEL, A. et al. Lessons learned from the netsense smartphone study. In: ACM. **Proceedings of the 2013 ACM International Workshop on Hot Topics on Planet-Scale Measurement Systems (HotPlanet '13)**. Hong Kong, China, 2013. p. 51–56.
- STÜTZ, T. et al. Smartphone based stress prediction. In: SPRINGER INTERNATIONAL PUBLISHING SWITZERLAND. **UMAP 2015**. Cham, 2015. p. 240–251.
- TAQUET, M. et al. Mood homeostasis before and during the coronavirus disease 2019 (covid-19) lockdown among students in the netherlands. **JAMA Psychiatry**, v. 78, n. 1, p. 110–111, 2021.
- VHADURI, S.; MUNCH, A.; POELLABAUER, C. Assessing health trends of college students using smartphones. In: IEEE. **2016 IEEE Healthcare Innovation Conference (HIC)**. Orlando, FL, USA, 2016. p. 1–4.
- WANG, R. et al. Studentlife: Assessing mental health, academic performance and behavioral trends of college students using smartphones. In: ACM. **Proceedings of the ACM Conference on Ubiquitous Computing**. Seattle, WA, USA, 2014.
- \_\_\_\_\_. Smartgpa: How smartphones can assess and predict academic performance of college students. In: **UbiComp '15: The 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing**. Osaka, Japan: ACM, 2015. p. 295–305.
- \_\_\_\_\_. Tracking depression dynamics in college students using mobile phone and wearable sensing. **Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies**, v. 2, n. 1, p. 1–26, 2018.
- XU, X. et al. Leveraging routine behavior and contextually-filtered features for depression detection among college students. **Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies**, v. 3, n. 3, p. 1–33, 2019.