

DISSERTAÇÃO

PARA LÁ DA PRIMEIRA CORRIDA: FATORES QUE INFLUENCIAM A CONTINUIDADE DE USO DE WEARABLE FITNESS TRACKERS

AUTOR: João Afonso Sousa Carlos Pessoa Neta

ORIENTADOR: Professor Doutor Pedro Miguel Garcia de Oliveira

IPAM LISBOA, SETEMBRO, 2025

PARA LÁ DA PRIMEIRA CORRIDA: FATORES QUE INFLUENCIAM A CONTINUIDADE DE USO DE WEARABLE FITNESS TRACKERS

AUTOR: João Afonso Sousa Carlos Pessoa Neta

Dissertação apresentada ao IPAM, para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Gestão de Marketing realizado sob a orientação científica do Professor Doutor Pedro Miguel Garcia de Oliveira.

IPAM LISBOA, SETEMBRO, 2025

AGRADECIMENTOS

A realização desta dissertação representa o culminar de uma etapa académica exigente, mas também profundamente enriquecedora. Nada disto teria sido possível sem o apoio incondicional de quem me acompanhou ao longo do caminho.

Em primeiro lugar, quero deixar um agradecimento muito especial ao Professor Pedro Oliveira. Foi, sem dúvida, o melhor professor que tive ao longo de todo o meu percurso académico. Para além da excelência como orientador, demonstrou sempre uma disponibilidade e dedicação ímpares. Pegou num projeto em que, inicialmente, eu me sentia desmotivado e sem entusiasmo, e conseguiu transformar essa perceção por completo. Graças à sua orientação, o que era uma obrigação passou a ser algo que abracei com gosto e verdadeiro interesse. A ele devo não só o rumo certo da dissertação, mas também o prazer inesperado de a construir.

Aos meus pais, o meu mais profundo agradecimento. Foram quem sempre acreditou em mim, incentivando-me desde cedo a valorizar a educação e a seguir para o mestrado. Nunca me deixaram desistir, mesmo nos momentos em que pensei em parar. Esta conquista é tanto minha como vossa.

Aos meus amigos Diogo, Duarte, Francisco, Gonçalo e Pedro, que estiveram sempre presentes com palavras de apoio, boa disposição e força nos momentos certos. Agradeço, em particular, o gesto de terem partilhado o meu questionário nas suas redes sociais, uma ajuda simples, mas que fez toda a diferença e que demonstra bem o tipo de amizade que levo comigo.

Às duas bibliotecárias do IPAM, Carina e Patrícia, o meu sincero obrigado. Foram sempre impecáveis comigo, disponíveis, simpáticas, bem-dispostas e genuinamente prestáveis em tudo o que precisei ao longo do percurso. É

impossível não reconhecer a importância do vosso contributo silencioso, mas fundamental.

Por fim, à minha família no seu todo, que sempre me acompanhou com carinho, compreensão e encorajamento. Cada gesto de apoio ao longo deste percurso deixou a sua marca e contribuiu para que hoje possa olhar para esta dissertação com orgulho.

A todos, o meu mais sincero obrigado.

RESUMO

Num cenário marcado pela crescente adoção de tecnologias de monitorização pessoal, os *wearable fitness trackers* têm assumido um papel relevante na promoção da atividade física e do bem-estar. Este estudo tem como objetivo analisar os fatores que influenciam a intenção de continuidade de uso destes dispositivos, propondo um modelo conceptual que integra dimensões motivacionais, sociais e funcionais.

A metodologia de investigação quantitativa teve por base um questionário online, com o qual se recolheram 345 respostas válidas, o que permitiu a estimação do modelo através da técnica Partial Least Squares – Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Os resultados revelam que a continuidade de uso é influenciada por fatores internos e externos ao utilizador, nomeadamente pela motivação para a saúde, influência social e pela utilidade percebida da monitorização em tempo real. Identificaram-se ainda a ansiedade tecnológica e o tipo de dispositivo como moderadores de relação e modelo, respetivamente.

Este estudo oferece contributos relevantes para compreensão das diversas vertentes que influenciam o uso contínuo de *wearable fitness trackers*, fornecendo conclusões e implicações práticas que permitem às marcas deste tipo de dispositivo criar e aplicar estratégias para um uso cada vez mais saudável e sustentável.

Palavras-chave: *wearable fitness trackers*, motivação para a saúde, influência social, vigilância corporal, ansiedade tecnológica, intenção de continuidade

ABSTRACT

In a context marked by the growing adoption of personal monitoring technologies, *wearable fitness trackers* have assumed a relevant role in promoting physical activity and well-being. This study aims to analyse the factors that influence the intention to continue using these devices, by proposing a conceptual model that integrates motivational, social, and functional dimensions, such as body surveillance, exposure to fitspiration content, health motivation, real-time monitoring, social influence, technology anxiety, and the type of device used.

A quantitative approach was adopted, with data collected through online questionnaires distributed via crowdsourcing platforms, resulting in 345 valid responses. Statistical analysis was conducted using the SmartPLS software, allowing for the evaluation of the relationships between the model's constructs. The results show that continued use is significantly influenced by both internal and external factors, particularly health motivation, social influence, and the perceived usefulness of real-time monitoring. Additionally, moderating effects of technology anxiety and device type were identified.

This study makes significant contributions to understanding the various factors that influence the long-term use of *wearable fitness trackers*, offering conclusions and practical implications that enable device manufacturers to develop and implement strategies for promoting healthier and more sustainable use.

Keywords: *wearable fitness trackers*, health motivation, social influence, body surveillance, technology anxiety, continuance intention.

ÍNDICE

Agradecimentos	iii
Resumo	v
Abstract	vi
Índice de Figuras	viii
Índice de Tabelas	ix
1. Introdução	1
2. Revisão da Literatura	4
2.1. Uso dos wearable fitness trackers para aumento da motivação para saúde e desporto	4
2.2. Unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT)	5
2.3. Teoria da Objetivação	6
2.4. Fundamentação teórica das hipóteses.....	7
3. Metodologia	18
3.1. Recolha de Dados e Amostragem	18
3.2. Escalas de medida	22
3.3. Análise de Dados	23
4. Resultados	25
4.1. Modelo de Medida.....	25
4.2. Variância do Método Comum.....	42
4.3. Modelo Estrutural.....	43
4.4. Análises de Mediação.....	48
4.5. Moderação da ansiedade tecnológica.....	50
4.6. Análise multigrupo para a moderação dos dispositivos.....	52
4.7. Variáveis de controlo.....	55
5. Discussão	60
6. Conclusões	63
6.1. Contribuições Teóricas	63
6.2. Contribuições Práticas.....	64
6.3. Limitações e investigações futuras	65
Referências Bibliográficas	67

ÍNDICE DE FIGURES

Figura 1. Modelo Conceptual	17
Figura 2. Modelo conceptual com resultados do bootstrapping	44
Figura 3. Efeito moderador da ansiedade tecnológica na interação entre a influência social e a intenção de continuidade.....	51
Figura 4. Modelo estrutural para o subgrupo de utilizadores de Smartwatch (resultados da MGA)	53
Figura 5. Modelo estrutural para o subgrupo de utilizadores de Smartband (resultados da MGA)	53

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1. Características demográficas da amostra.....	21
Tabela 2a. Resultados da validade e da fiabilidade das escalas de medida.....	35
Tabela 2b. Resultados da validade e da fiabilidade das escalas de medida.....	36
Tabela 2c. Resultados da validade e da fiabilidade das escalas de medida.....	35
Tabela 3. Resultados da validade discriminante utilizando o critério de Fornell-Larcker.....	41
Tabela 4. Resultados da validade discriminante utilizando o rácio de correlações HTMT.....	42
Tabela 5. Resultados VIF para o modelo interno	43
Tabela 6. Avaliação PLSPredict das variáveis endógenas.....	45
Tabela 7. Resultados do modelo estrutural	46
Tabela 8. Efeitos indirectos totais	49
Tabela 9. Efeitos indirectos específicos	50
Tabela 10. Resultados da MGA para efeitos de moderação.....	54
Tabela 11. Resultados da MGA para a frequência da idade.....	56

1. INTRODUÇÃO

A última década assistiu a uma transformação tecnológica sem precedentes que transformou o mundo digital, à medida que os dispositivos móveis, a contínua conectividade e a inteligência artificial (IA) se tornaram numa parte essencial de muitas tarefas do quotidiano. Associada a esta evolução tecnológica, a crescente preocupação com um estilo de vida saudável, motivada pela prevenção de doenças ou pela busca de uma melhoria do estado físico e emocional, tem-se afirmado como um forte impulsionador para a adoção de dispositivos que monitorizam e fornecem informações em tempo real sobre a condição física, saúde e bem-estar (Wiesner et al., 2018). Deste modo, os seus utilizadores procedem a mudanças do seu estilo de vida, procurando de forma informada por estilos de vida mais equilibrados e ativos (Kettunen et al., 2023; Ruhayati et al., 2025).

A procura de dispositivos vestíveis de monitorização da atividade física e da saúde (*wearable fitness trackers*) aumentou, atuando como um símbolo de um novo estilo de vida (Ferguson et al., 2022). Estes equipamentos podem ser categorizados em três tipologias de produtos: (1) relógios inteligentes, (2) bandas inteligentes e (3) vestuário inteligente. Em 2024, o número de utilizadores destes dispositivos, a nível mundial, foi estimado em 398,16 milhões, e com perspetivas de crescimento para 524,93 milhões até 2029 (Statista, 2024). As receitas globais do mercado de *wearable fitness trackers* deverão alcançar 11,03 mil milhões de dólares até 2029, consolidando a sua relevância na saúde digital (Statista, 2024).

Nos últimos anos, diversos estudos têm analisado o impacto da utilização dos *wearable fitness trackers* em diferentes contextos e populações. Ferguson et al. (2022) concluíram que os dispositivos de monitorização aumentam significativamente os níveis de atividade física, observando melhorias na composição corporal e no bem-estar geral. Zahrt et al. (2023), através de um ensaio controlado com utilizadores de Apple Watch, demonstraram que a perceção da adequação da atividade física pode influenciar diretamente o

comportamento e os afetos dos participantes. Scudds e Lasikiewicz (2024) realizaram uma revisão sistemática, sublinhando a necessidade de mais investigação sobre possíveis consequências negativas referentes ao uso contínuo. Beckett et al. (2025) analisaram a experiência dos utilizadores entre 2016 e 2023, verificando um aumento da partilha de dados e da duração de uso, mas também uma redução na satisfação geral. Spathis et al. (2022) desenvolveram algoritmos que preveem com elevada precisão a aptidão cardiorrespiratória em ambientes reais. Hydari et al. (2023) investigaram o efeito da gamificação em utilizadores de Fitbit, identificando aumentos relevantes na atividade diária em pessoas sedentárias, mas também impactos potencialmente negativos em utilizadores previamente ativos.

Porém, apesar dos contributos já alcançados, a literatura permanece fragmentada quanto aos mecanismos que sustentam a continuidade de utilização dos *wearable fitness trackers*. Ferguson et al. (2022), por exemplo, mostraram que estes dispositivos aumentam a atividade física diária, mas não abordaram de forma aprofundada os fatores que explicam a adesão no longo prazo. Hermsen et al. (2017) salientaram que muitos utilizadores abandonam os *wearable fitness trackers* após um período inicial de entusiasmo, sugerindo que a motivação intrínseca e o influência social ainda carecem de maior investigação. Em linha, Pathiravasan et al. (2022) destacaram que, embora a recolha massiva de dados destes dispositivos ofereça oportunidades relevantes para a personalização, faltam evidências consistentes sobre como estes dados podem ser utilizados para sustentar hábitos duradouros. Do mesmo modo, Feng et al. (2021) reforçaram a necessidade de explorar a interação entre características do dispositivo, motivações individuais e pressões sociais na intenção de continuidade, sublinhando que grande parte dos estudos se limita à fase de adoção inicial.

Deste modo, evidencia-se um *gap* na literatura relacionado com a compreensão integrada da forma como fatores motivacionais, sociais e tecnológicos influenciam a continuidade de uso dos *wearable fitness trackers*. É precisamente este vazio que a presente investigação procura colmatar, tendo como objetivo principal analisar os fatores que determinam a intenção de

continuidade de utilização destes dispositivos. Para tal, é proposto um modelo conceptual que integra dimensões como a vigilância corporal, a exposição a conteúdos *fitpiration*, a motivação para a saúde, a monitorização em tempo real e a influência social, avaliando igualmente o papel moderador da ansiedade tecnológica e do tipo de dispositivo.

Esta dissertação encontra-se estruturada em seis secções principais. A primeira secção corresponde à Introdução, onde se apresenta o enquadramento temático, os objetivos do estudo e a relevância da investigação. Segue-se a Revisão da Literatura, que explora os principais conceitos teóricos e empíricos relacionados com os *wearable fitness trackers* e os fatores que influenciam a sua utilização continuada. A terceira secção refere-se à Metodologia, onde se descreve o desenho do estudo, o processo de recolha de dados e as técnicas de análise utilizadas. A quarta secção apresenta os Resultados obtidos através da modelação de equações estruturais. Posteriormente, a quinta secção desenvolve a Análise e Discussão dos Dados, interpretando criticamente os achados à luz da literatura existente. Por fim, a sexta secção reúne as Conclusões, destacando os contributos teóricos e práticos, bem como as limitações do estudo e sugestões para investigações futuras.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1. Uso dos *wearable fitness trackers* para aumento da motivação para saúde e desporto

A popularidade dos *wearable fitness trackers* cresceu significativamente nos últimos anos, devido ao aumento da consciência sobre a importância de um estilo de vida saudável e à procura por ferramentas que ajudem na prevenção de doenças e gestão de condições crónicas (Bianchi et al., 2022). Estudos indicam que estes dispositivos são amplamente utilizados para fins de monitorização preventiva, como a deteção precoce de arritmias cardíacas ou o acompanhamento de padrões de sono em indivíduos com insónias (Jeng et al., 2022).

Apesar dos benefícios, a adoção de *wearable fitness trackers* enfrenta desafios significativos. Um dos principais entraves é a ansiedade tecnológica, frequentemente manifestada por utilizadores menos experientes ou com pouca literacia digital, que relatam dificuldades na operação dos dispositivos e na interpretação dos dados recolhidos (Kwarteng et al., 2023). Adicionalmente, preocupações com a privacidade de dados, especialmente no que diz respeito ao armazenamento e partilha de informações pessoais, representam outro fator que limita a aceitação destes dispositivos (Pan et al., 2024).

A integração de tecnologias como a inteligência artificial nos *wearable fitness trackers* tem permitido melhorar a precisão e personalização dos dados recolhidos, tornando as recomendações mais adaptadas às necessidades individuais dos utilizadores (Y. Sun & Nakajima, 2023). No entanto, esta mesma complexidade tecnológica pode aumentar os níveis de ansiedade tecnológica, especialmente em grupos como os idosos, que enfrentam dificuldades em adaptar-se a tecnologias mais avançadas (Jeng et al., 2022; Kwarteng et al., 2023).

Além disso, a utilização destes dispositivos em contextos sociais pode gerar pressão psicológica para atingir metas de desempenho, como um número específico de passos diários, levando a sentimentos de frustração ou inadequação entre os utilizadores (Kwarteng et al., 2023). Por outro lado, estudos sugerem que a

implementação de interfaces intuitivas e a oferta de programas de formação podem ajudar a mitigar esses efeitos, promovendo uma experiência de utilização mais positiva e incentivando a adoção contínua (Y. Sun & Nakajima, 2023).

Os *wearable fitness trackers* representam, assim, uma ferramenta poderosa na gestão da saúde e do bem-estar, mas o seu potencial só pode ser maximizado se forem abordados os desafios relacionados com a ansiedade tecnológica, a privacidade de dados e a usabilidade (Scudds & Lasikiewicz, 2024). Soluções práticas, como o design centrado no utilizador e a transparência nas práticas de recolha e uso de dados, são fundamentais para garantir a aceitação sustentável destes dispositivos (Pan et al., 2024).

2.2. Unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT)

O modelo UTAUT (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology) foi proposto por Venkatesh et al. (2003) como uma integração de oito modelos influentes na investigação sobre aceitação de tecnologia, nomeadamente Theory of Reasoned Action (Sheppard et al., 1988), Technology Acceptance Model (Davis, 1989), Motivational Model (Deci & Ryan, 2008), Theory of Planned Behavior (Ajzen, 1991), um modelo combinado de TAM e TPB (Taylor & Todd, 1995), Model of PC Utilization (Thompson et al., 1991), Innovation Diffusion Theory (Moore & Benbasat, 1991), e Social Cognitive Theory (Bandura, 2023). Assim, a intenção de uso de uma tecnologia é determinada por quatro fatores principais: expectativa de desempenho, expectativa de esforço, influência social e condições facilitadoras (Venkatesh et al., 2003).

A expectativa de desempenho, definida como o grau em que um indivíduo acredita que a tecnologia o ajudará a alcançar ganhos no desempenho das suas atividades, é uma das variáveis centrais do modelo (Venkatesh et al., 2003). No presente estudo, este construto pode ser representado pela variável “monitorização em tempo real”, uma vez que os utilizadores recorrem aos *wearable fitness trackers* com a expectativa de obter dados objetivos e úteis sobre

o seu estado de saúde, melhorando assim os seus comportamentos de bem-estar (Brickwood et al., 2019).

A expectativa de esforço, que se refere à facilidade de utilização da tecnologia, tem sido relacionada em investigações recentes com fatores como a ansiedade tecnológica, na medida em que níveis elevados de ansiedade aumentam a percepção de dificuldade e reduzem a intenção de uso (Baudier et al., 2020). A presença de ansiedade pode criar barreiras cognitivas que interferem com a adoção eficaz de tecnologias, mesmo quando estas são consideradas úteis (Jeng et al., 2022; Kwarteng et al., 2023; Y. Sun & Nakajima, 2023).

Por fim, apesar de o modelo original incluir variáveis moderadoras, investigações mais recentes demonstram que, em contextos de uso pessoal e voluntário de tecnologias, como é o caso dos *wearable fitness trackers*, as variáveis como o género ou a experiência têm um efeito moderador menos expressivo (Venkatesh et al., 2016).

2.3. Teoria da Objetivação

A Teoria da Objetivação (Objectification Theory) (Fredrickson & Roberts, 1997) propõe que mulheres e raparigas são educadas a interiorizar uma perspetiva de observador sobre o próprio corpo, o que está associado a vigilância corporal, vergonha ligada à aparência e riscos acrescidos para a saúde mental. Esta teoria é operacionalizada de forma robusta pela Objectified Body Consciousness Scale, que avalia três dimensões, vigilância do corpo, vergonha corporal e crenças de controlo da aparência (McKinley & Hyde, 1996).

No domínio dos *wearable fitness trackers*, a investigação de Boldi et al. (2024) instrumentou participantes com um Fitbit e incluiu a subescala de Vigilância Corporal da Consciência Corporal Objetificada (CCO) para captar em que medida o acompanhamento fisiológico molda a relação com o corpo enquanto objeto.

Esse trabalho reporta que o uso do dispositivo aumentou a consciência de sensações corporais, sobretudo em mulheres, e explicitou a auto-objetificação como vigilância do corpo medida pelo CCO, sugerindo que o acompanhamento contínuo pode incentivar a adoção de uma perspectiva de observador sobre o próprio corpo (Boldi et al., 2024).

Em paralelo, contributos teóricos mostram que as práticas de auto monitorização valorizam a objetividade dos números e tendem a converter a experiência corporal em métricas quantificáveis, o que enquadra conceptualmente processos de objetificação (Sharon & Zandbergen, 2017). Tomados em conjunto, estes resultados sugerem que, à luz da teoria da objetificação, funcionalidades que promovem vigilância constante sobre sinais corporais e metas numéricas centradas no corpo podem intensificar a adoção de uma perspectiva externa e sentimentos de vergonha corporal, sobretudo em utilizadores já vulneráveis (Moradi & Huang, 2008).

Por isso, quando se estudam ou desenham intervenções com *wearable fitness trackers*, é teoricamente coerente avaliar desfechos de autoobjetificação, utilizando as subescalas de vigilância corporal como indicadores proximais de impacto psicológico do uso de tracking (McKinley & Hyde, 1996).

2.4. Fundamentação teórica das hipóteses

2.4.1. Vigilância corporal e influência social

A vigilância corporal corresponde à tendência de monitorizar o próprio corpo de forma constante, numa lógica de avaliação externa, influenciada pelas normas sociais e culturais internalizadas (Fredrickson & Roberts, 1997). De acordo com a teoria da objetificação, este tipo de comportamento leva os indivíduos a observar-se a si próprios como objetos passíveis de julgamento, em vez de agentes autónomos, sobretudo em contextos onde a aparência física é valorizada socialmente (Fredrickson & Roberts, 1997). Esta predisposição tem sido associada

ao desenvolvimento de comportamentos motivados pela necessidade de aceitação e validação externas (Papathomas et al., 2025).

Com a crescente adoção de dispositivos *wearable fitness trackers*, como smartwatches ou smartbands, este fenômeno adquire novas dimensões, uma vez que tais tecnologias permitem uma quantificação constante do corpo, incentivando a auto-observação e a comparação com os outros (Southcott & Jooste, 2024). Indivíduos com elevada vigilância corporal revelam, por isso, uma maior sensibilidade à influência social exercida pelo seu círculo relacional (Prichard et al., 2018).

Este tipo de comportamento está, frequentemente, ligado à internalização de ideais corporais promovidos por influenciadores e conteúdos digitais, o que alimenta a comparação social ascendente e o desejo de conformidade com esses padrões (Fardouly et al., 2015). Quando estes padrões são percebidos como socialmente valorizados, os utilizadores ajustam o seu comportamento em função da norma social dominante, incluindo decisões sobre o uso e intensidade de utilização dos *wearable fitness trackers* (Pennington & Dam, 2023; Tiggemann & Zaccardo, 2015).

Estudos demonstram que utilizadores que apresentam níveis elevados de vigilância corporal tendem a atribuir mais importância às opiniões dos outros no que diz respeito ao seu desempenho físico e à aparência (Prichard et al., 2018). Essa importância manifesta-se na adoção de comportamentos influenciados por normas percebidas, como a frequência de atividade física, as metas de passos diários ou as calorias queimadas, particularmente quando partilhadas publicamente (Papathomas et al., 2025). A influência social assume assim um papel ativo na orientação do comportamento de indivíduos que se veem a si próprios através do olhar dos outros (Fredrickson & Roberts, 1997; McKinley & Hyde, 1996).

Consequentemente, avança-se com a seguinte hipótese:

H1: A Vigilância Corporal tem um efeito positivo na Influência Social.

2.4.2. Fitspiration e influência social

O termo *fitspiration* refere-se a conteúdos digitais que visam inspirar práticas de exercício físico e estilos de vida saudáveis, frequentemente através de imagens e mensagens motivacionais partilhadas em plataformas como Instagram e TikTok (Tiggemann & Zaccardo, 2015). Embora a intenção seja promover hábitos saudáveis, estudos indicam que a exposição a este tipo de conteúdo pode ter efeitos adversos na imagem corporal dos indivíduos (Fardouly et al., 2015).

A literatura sugere que a visualização de imagens *fitspiration* está associada a níveis aumentados de insatisfação corporal e comparação social, especialmente entre mulheres jovens (Prichard et al., 2018; Tiggemann & Zaccardo, 2015). Este fenómeno é explicado pela teoria da comparação social, que postula que os indivíduos avaliam-se a si próprios em relação aos outros, o que pode levar a sentimentos de inadequação quando confrontados com ideais corporais inatingíveis (Markey et al., 2025; McKinley & Hyde, 1996).

No contexto dos *wearable fitness trackers*, a influência dos conteúdos *fitspiration* manifesta-se na forma como os utilizadores se comparam com os padrões apresentados online, ajustando os seus objetivos e comportamentos para alinhar-se com essas normas percebidas (H.-M. Kim, 2022). A partilha de dados de desempenho e progresso nas redes sociais pode reforçar este ciclo de comparação e validação social, aumentando a influência dos pares e da comunidade online nas decisões relacionadas com a saúde e o bem-estar (Cataldo et al., 2022)

Assim propõe-se a seguinte hipótese:

H2: A Fitspiration tem um efeito positivo na Influência Social.

2.4.3. Motivação para a saúde e influência social

A motivação para a saúde refere-se ao desejo intrínseco ou extrínseco de adotar comportamentos que promovam o bem-estar físico e mental, sendo um fator determinante na adoção e no uso contínuo de tecnologias de saúde, como os *wearable fitness trackers* (Nuss et al., 2021). A Teoria da Autodeterminação afirma que a motivação intrínseca, caracterizada pela realização de atividades por satisfação pessoal, está associada a uma maior adesão a comportamentos de saúde sustentáveis (Deci & Ryan, 2000).

No contexto dos *wearable fitness trackers*, a motivação para a saúde pode ser influenciada por fatores sociais, como o apoio de pares e a comparação social (Bandura, 2004). Estudos indicam que indivíduos motivados a melhorar a sua saúde são mais suscetíveis à influência social, procurando validação e incentivo em comunidades online e redes sociais (Cheung et al., 2019). A partilha de objetivos e progressos em plataformas digitais pode reforçar a motivação individual através do reconhecimento e encorajamento por parte de outros (Pennington & Dam, 2023).

A literatura também destaca que a motivação para a saúde está associada à adoção de tecnologias de monitorização de saúde, com os utilizadores a valorizarem funcionalidades que permitem o acompanhamento do progresso e a obtenção de feedback social (Attig & Franke, 2019). Esta interação entre motivação individual e influência social é particularmente evidente em ambientes digitais, onde a visibilidade das ações e conquistas pode reforçar comportamentos saudáveis (Pennington & Dam, 2023).

Além disso, a motivação para a saúde pode levar os indivíduos a procurar informações e comportamentos de referência em grupos sociais, aumentando a sua sensibilidade às normas e expectativas do grupo (B. Kim et al., 2021). A Teoria do Comportamento Planeado sugere que a percepção de normas subjetivas, ou seja, a crença de que pessoas importantes aprovam determinado

comportamento, influencia significativamente a intenção de realizar esse comportamento (Ajzen, 1991).

Face à fundamentação teórica, sugere-se a seguinte hipótese:

H3: A Motivação para a Saúde tem um efeito positivo na Influência Social.

2.4.4. Monitorização em tempo real e intenção de continuidade

A monitorização em tempo real, proporcionada por *wearable fitness trackers*, permite aos utilizadores aceder instantaneamente a dados sobre a sua atividade física, saúde e bem-estar, facilitando uma consciência contínua do seu estado físico (Chan et al., 2022). Esta funcionalidade tem sido associada a uma maior perceção de utilidade dos dispositivos, influenciando positivamente a intenção de continuidade no seu uso (Wang et al., 2023).

A Teoria da Aceitação da Tecnologia (TAM) sugere que a perceção de utilidade e facilidade de uso são determinantes chave na adoção e continuidade de uso de tecnologias (Davis, 1989). No contexto dos *wearable fitness trackers*, a capacidade de monitorizar dados em tempo real aumenta a perceção de utilidade, uma vez que fornece feedback imediato que pode ser utilizado para ajustar comportamentos de saúde (Guimarães et al., 2025).

Estudos empíricos demonstram que a monitorização contínua de parâmetros de saúde, como frequência cardíaca, passos dados e qualidade do sono, através de *wearable fitness trackers*, está positivamente correlacionada com a intenção de continuar a utilizar estes dispositivos (Gao et al., 2015). Esta relação é mediada pela perceção de que os dispositivos contribuem para a melhoria da saúde e bem-estar geral (Chau et al., 2019).

Além disso, a monitorização em tempo real facilita a deteção precoce de alterações nos padrões de saúde, permitindo intervenções imediatas que podem prevenir problemas de saúde mais graves (Hruby et al., 2016). Esta capacidade de

resposta rápida reforça a confiança dos utilizadores na eficácia dos dispositivos, aumentando a probabilidade de continuidade no seu uso (Wang et al., 2023).

A integração de funcionalidades de monitorização em tempo real também promove a autoeficácia, pois os utilizadores sentem-se mais capacitados para gerir a sua saúde de forma autónoma (Chan et al., 2022). Este sentimento de controlo e autonomia é um fator motivacional significativo para a manutenção do uso de tecnologias de saúde (Chau et al., 2019; Hruby et al., 2016; Wang et al., 2023).

Deste modo, formula-se a seguinte hipótese:

H4: A monitorização em tempo real tem um efeito positivo na Intenção de Continuidade.

2.4.5. Monitorização em tempo real e motivação para a saúde

A monitorização em tempo real, proporcionada por *wearable fitness trackers*, permite aos utilizadores aceder instantaneamente a dados sobre a sua atividade física, saúde e bem-estar, facilitando uma consciência contínua do seu estado físico (Cheung et al., 2019). Esta funcionalidade tem sido associada a uma maior perceção de utilidade dos dispositivos, influencia (Lee & Lee, 2020) motivação para a saúde (Lee & Lee, 2020).

A Teoria da Autodeterminação postula que a motivação intrínseca, caracterizada pela realização de atividades por satisfação pessoal, está associada a uma maior adesão a comportamentos de saúde sustentáveis (Deci & Ryan, 2000). No contexto dos *wearable fitness trackers*, a capacidade de monitorizar dados em tempo real aumenta a perceção de utilidade, uma vez que fornece feedback imediato que pode ser utilizado para ajustar comportamentos de saúde (Wang et al., 2023).

Estudos empíricos demonstram que a monitorização contínua de parâmetros de saúde, como frequência cardíaca, passos dados e qualidade do sono, através

de *wearable fitness trackers*, está positivamente correlacionada com a motivação para a saúde (Kowatsch et al., 2021). Esta relação é mediada pela percepção de que os dispositivos contribuem para a melhoria da saúde e bem-estar geral (Ruhayati et al., 2025).

Além disso, a monitorização em tempo real facilita a deteção precoce de alterações nos padrões de saúde, permitindo intervenções imediatas que podem prevenir problemas de saúde mais graves (Guimarães et al., 2025). Esta capacidade de resposta rápida reforça a confiança dos utilizadores na eficácia dos dispositivos, aumentando a motivação para a saúde (Deci & Ryan, 2008; Southcott & Jooste, 2024).

A integração de funcionalidades de monitorização em tempo real também promove a autoeficácia, pois os utilizadores sentem-se mais capacitados para gerir a sua saúde de forma autónoma (Gao et al., 2015). Este sentimento de controlo e autonomia é um fator motivacional significativo para a manutenção de comportamentos saudáveis (Bandura, 2004; Jeng et al., 2022; Wang et al., 2023).

Como resultado da análise teórica, formula-se a seguinte hipótese:

H5: A monitorização em tempo real tem um efeito positivo na Motivação para a Saúde.

2.4.6. Influência social e intenção de continuidade

A influência social refere-se à percepção de que comportamentos específicos são aprovados ou esperados por membros significativos do círculo social do indivíduo, como amigos, familiares ou colegas (Pennington & Dam, 2023). Esta percepção pode afetar significativamente a intenção de continuar a utilizar tecnologias de saúde, como os *wearable fitness trackers* (El-Gayar & Elnoshokaty, 2023).

A Teoria do Comportamento Planeado postula que as normas subjetivas, ou seja, as crenças sobre as expectativas dos outros, influenciam diretamente as intenções comportamentais (Ajzen, 1991). No contexto dos *wearable fitness*

trackers, a aprovação social e o apoio de pares podem reforçar a motivação para manter o uso contínuo desses dispositivos (Venkatesh et al., 2016).

Estudos empíricos demonstram que a influência social, manifestada através de feedback positivo, partilha de objetivos e comparações sociais, está positivamente correlacionada com a intenção de continuar a utilizar *wearable fitness trackers* (Tsai et al., 2022). A interação social proporcionada por comunidades online e redes sociais pode servir como um incentivo adicional para a manutenção do uso desses dispositivos (Cheung et al., 2019).

Além disso, a influência social pode aumentar a percepção de utilidade dos *wearable fitness trackers*, ao evidenciar os benefícios percebidos por outros utilizadores, o que, por sua vez, reforça a intenção de continuidade (Li et al., 2022).

Com fundamento na literatura discutida, é proposta a seguinte hipótese:

H6: A Influência Social tem um efeito positivo na Intenção de Continuidade.

2.4.7. Ansiedade tecnológica como moderadora entre monitorização em tempo real e intenção de continuidade

A influência social é um fator determinante na formação da motivação para a saúde (Pennington & Dam, 2023). Segundo a Teoria do Comportamento Planeado, as normas subjetivas, ou seja, as percepções das expectativas sociais, influenciam diretamente as intenções comportamentais dos indivíduos (Ajzen, 1991). Assim, quando os indivíduos percebem que seus pares valorizam comportamentos saudáveis, tendem a internalizar essas normas, aumentando sua motivação para adotar práticas benéficas à saúde (Li et al., 2022).

A Teoria da Autodeterminação destaca que a satisfação das necessidades psicológicas básicas de autonomia, competência e relacionamento é essencial para a motivação intrínseca (Deci & Ryan, 2000). Nesse contexto, o suporte social percebido, como encorajamento e feedback positivo de amigos e familiares, contribui para a satisfação da necessidade de relacionamento, fortalecendo a

motivação para a saúde (Pennington & Dam, 2023). Estudos demonstram que o apoio social está positivamente associado à adoção e manutenção de comportamentos saudáveis, evidenciando a importância das interações sociais na promoção da saúde (Bandura, 2004).

Além disso, a comparação social, facilitada pelas funcionalidades dos *wearable fitness trackers*, pode influenciar a motivação para a saúde. A exposição a conquistas de outros utilizadores pode servir como incentivo para melhorar o próprio desempenho (H.-M. Kim, 2022). A presença de rankings, partilhas públicas de progresso e elogios recebidos online ou offline torna-se estímulos constantes para a adoção de comportamentos pró-saúde, impulsionando a motivação para manter esses hábitos (Cheung et al., 2019).

A reflexão teórica permite a formulação da seguinte hipótese:

H7a: A ansiedade tecnológica modera a relação entre a monitorização em tempo real e a Intenção de Continuidade

2.4.8. Ansiedade tecnológica como moderadora entre influência social e intenção de continuidade

A motivação para a saúde é um fator determinante na adoção e manutenção de comportamentos saudáveis, sendo amplamente reconhecida na literatura como um elemento central na promoção do bem-estar (Ntoumanis et al., 2021). De acordo com a Teoria da Autodeterminação, a motivação intrínseca, caracterizada pela realização de atividades por satisfação pessoal, está associada a uma maior adesão a comportamentos saudáveis (Deci & Ryan, 2008). Neste contexto, indivíduos motivados intrinsecamente para a saúde tendem a apresentar uma maior intenção de continuidade no uso de tecnologias de saúde, como (Feng et al., 2021).

A literatura também destaca que a motivação para a saúde influencia positivamente a percepção de utilidade dos *wearable fitness trackers*, o que, por sua vez, reforça a intenção de continuidade no seu uso (Davis, 1989).

Tendo por base os conceitos abordados, apresenta-se a seguinte hipótese:

H7b: A Ansiedade Tecnológica modera a relação entre a Influência Social e a Intenção de Continuidade.

2.4.9. Tipo de dispositivo fitness tracker como moderador

O tipo de dispositivo *fitness tracker* utilizado, seja um smartwatch ou smartband, pode exercer um impacto moderador relevante sobre as relações entre os diferentes construtos psicológicos e comportamentais envolvidos no uso contínuo da tecnologia de rastreamento pessoal (Shin et al., 2019). A literatura reconhece que as características funcionais, de design e percebidas de cada tipo de dispositivo podem afetar de forma diferenciada a forma como os utilizadores interagem com os mesmos e os integram nas suas rotinas (Choi, 2016).

As smartbands, geralmente mais leves, discretas e focadas exclusivamente em monitorização de atividade física e saúde, tendem a ser percebidas como mais práticas por utilizadores iniciantes ou com objetivos específicos de monitorização (Yang et al., 2016). Já os smartwatches, com interfaces mais complexas, capacidades ampliadas (como notificações, apps, chamadas e integração com smartphones), estão associados a utilizadores mais experientes e multifuncionais, que procuram maior conectividade e controlo (Chuah et al., 2016).

Estudos recentes sugerem que a natureza do dispositivo influencia a percepção de usabilidade, autonomia e motivação, moderando, por conseguinte, o impacto de fatores como a monitorização em tempo real ou a influência social na intenção de continuidade (Lee & Lee, 2020). Por exemplo, utilizadores de smartwatches tendem a valorizar mais o aspeto social e interativo do dispositivo,

enquanto os utilizadores de smartbands focam-se mais na componente funcional e prática (Rauschnabel & Ro, 2016)

Além disso, a literatura mostra que a identificação do utilizador com o dispositivo, seja enquanto símbolo de status, gadget tecnológico ou ferramenta de autoaperfeiçoamento, pode modular o peso de construtos como motivação, influência social e vigilância corporal (Huang et al., 2022). Assim, o tipo de dispositivo pode atuar como moderador da força e direção das relações no modelo, sendo relevante considerar esta variável para compreender diferenças nos efeitos psicológicos e comportamentais associados ao uso de tecnologias wearable.

Consequentemente, avança-se com a seguinte hipótese:

H8: O tipo de dispositivo fitness tracker modera as relações propostas no modelo conceptual.

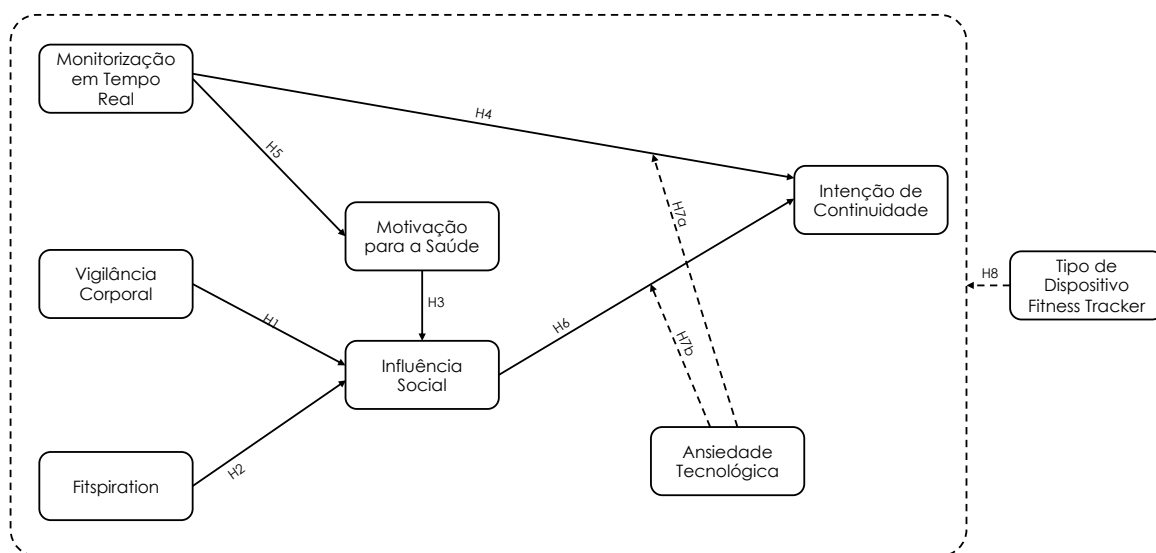


Figura 1. Modelo Conceptual

3. METODOLOGIA

3.1. Recolha de Dados e Amostragem

Esta investigação seguiu uma abordagem quantitativa com o objetivo de testar empiricamente o modelo conceptual desenvolvido, centrado na intenção de continuidade do uso de *wearable fitness trackers*. O método quantitativo é apropriado para explorar relações entre variáveis latentes e testar modelos teóricos com base em dados empíricos, sendo amplamente utilizado em estudos de marketing e comportamento do consumidor (Sarstedt, Hair, et al., 2022).

Para operacionalizar esta abordagem, procedeu-se à recolha de dados realizada através de um questionário online, criado no Qualtrics, em dois momentos distintos, em português e em inglês. A primeira versão, em português, foi distribuída através das redes sociais pessoais do investigador, nomeadamente Instagram e LinkedIn. Estas plataformas, amplamente utilizadas, permitiram obter respostas iniciais através de uma estratégia de amostragem por conveniência, especialmente entre indivíduos com interesse em saúde, fitness e tecnologia (Oudat & Bakas, 2023; Wright et al., 2024).

No entanto, esta via revelou-se limitada em termos de dimensão e diversidade da amostra. Para colmatar essa limitação e garantir maior robustez estatística e representatividade, foi desenvolvida uma segunda versão do questionário, em inglês, com conteúdo idêntico, que foi distribuída exclusivamente através das plataformas Amazon Mechanical Turk (MTurk) e Prolific. Ambas as plataformas são amplamente reconhecidas na literatura científica pelo seu contributo na recolha de dados fiáveis e diversificados, especialmente em estudos de psicologia, comportamento do consumidor e marketing (Douglas et al., 2023; Palan & Schitter, 2018; Peer et al., 2017).

A utilização da plataforma MTurk, gerida pela Amazon, tem sido extensivamente documentada como uma fonte válida para estudos comportamentais, permitindo aceder a uma população global e

tecnologicamente experiente, com boa taxa de resposta e variabilidade amostral (Buhrmester et al., 2011; Forkus et al., 2023). Por outro lado, a plataforma Prolific é destacada por apresentar uma maior transparência nos perfis dos participantes, controlos de qualidade mais rigorosos e melhor desempenho em métricas de fiabilidade, como tempo de resposta, consistência e atenção ao detalhe (Palan & Schitter, 2018; Peer et al., 2021).

Para assegurar a validade das respostas recolhidas, em ambas as plataformas foram incluídas perguntas de verificação de atenção (attention checks), uma prática amplamente recomendada na literatura como essencial para identificar participantes desatentos ou respostas aleatórias (Aust et al., 2013; Chandler et al., 2014).

Uma das estratégias incluiu a visualização de um vídeo curto, aleatoriamente apresentado entre dois dispositivos diferentes, o Samsung Galaxy Watch (representando um smartwatch) ou a WHOOP band (representando uma smartband), seguida de uma pergunta de atenção onde o participante tinha de selecionar corretamente o tipo de dispositivo que tinha visto. Este procedimento é utilizado para garantir que o participante leu e compreendeu o conteúdo multimédia apresentado, tal como sugerido por Sundar et al. (2017).

Adicionalmente, foram incluídas duas perguntas de verificação de atenção inseridas entre os itens do questionário, ambas com instruções explícitas no enunciado para selecionar uma resposta específica. Os exemplos utilizados foram: *"What is your favourite drink? The most refreshing non-alcoholic drink you can have at breakfast. Make sure to select 'Apple Juice' as the answer"* e *"What color is grass? The fresh, uncut grass, not leaves or hay. Make sure to select 'Purple' as the answer"*

Estas perguntas foram formuladas com base em práticas validadas para deteção de respostas automáticas ou desatentas (Hauser & Schwarz, 2016), sendo eficazes na melhoria da qualidade dos dados utilizados na análise final (Aust et al.,

2013; Peer et al., 2021). Apenas as respostas que passaram nos testes de verificação foram consideradas válidas para a análise estatística subsequente.

As respostas dos participantes foram aceites apenas quando cumpriam integralmente um conjunto de critérios de validação. Em primeiro lugar, foi exigido o cumprimento dos requisitos previamente definidos, nomeadamente idade mínima legal e experiência prévia com *wearable fitness trackers* (confirmados através de perguntas de filtragem). Em segundo lugar, apenas foram consideradas válidas as respostas completas, sem qualquer omissão às questões do inquérito. Outro critério de exclusão correspondeu à existência de erros nas perguntas de verificação de atenção acima descritas. Para além disso, foi assegurada a participação verdadeira e consciente, excluindo-se todas as respostas com desvio padrão inferior a 0,5 nas respostas principais, critério que pode indicar preenchimento automático (Huang et al., 2012; Meade & Craig, 2012). Por fim, apenas foram incluídas as respostas que apresentavam submissão correta do código final de conclusão do questionário, fornecido na última página do inquérito.

Adicionalmente, foi aplicado um critério de exclusão baseado na variabilidade das respostas dos participantes. Especificamente, foram excluídas as respostas cujo desvio padrão das respostas aos itens do questionário fosse inferior a 0,5, uma vez que tal uniformidade pode indicar falta de envolvimento ou respostas automatizadas (Huang et al., 2012; Meade & Craig, 2012). Este método é reconhecido na literatura como eficaz na identificação de respostas de baixa qualidade em inquéritos online.

Ao todo, foram recolhidas 540 respostas (350 via MTurk, 25 via Prolific e 165 via redes sociais). No entanto, após a aplicação rigorosa dos critérios de validação anteriormente descritos, incluindo os filtros de elegibilidade, verificação de atenção e análise da variabilidade das respostas, a amostra final válida utilizada para análise estatística foi de 344 participantes.

Ambas as versões do questionário foram desenvolvidas na plataforma Qualtrics, que permite gerir versões linguísticas paralelas com total controlo sobre a apresentação lógica, a randomização de itens e a aplicação de mecanismos de validação. Foram incluídos filtros de elegibilidade em ambas as versões, exigindo experiência prévia com *wearable fitness trackers*, bem como perguntas de verificação de atenção, de forma a assegurar a qualidade das respostas recolhidas (Douglas et al., 2023; Hochheimer et al., 2016).

Todo o processo respeitou os princípios éticos da investigação científica, nomeadamente a confidencialidade dos dados, o anonimato dos participantes e o consentimento informado.

O questionário foi desenvolvido na plataforma Qualtrics, reconhecida pela sua fiabilidade e funcionalidades avançadas como lógica condicional, randomização de itens e validação de respostas (Barber et al., 2025; Malta et al., 2025).

Tabela 1. Características demográficas da amostra

Variáveis	Características	Frequência	Perc. (%)
Género	Masculino	221	67.91%
	Feminino	123	32.09%
Faixa Etária	Menos de 18	0	0.00%
	18 – 24	35	26.29%
	25 – 34	203	34.58%
	35 – 44	60	21.12%
	45 – 54	32	11.80%
	55 – 64	10	5.59%
	65 ou mais	4	0.62%
Grau de Escolaridade	Secundário	27	20.28%
	Licenciatura	230	23.19%
	Mestrado	84	26.29%
	Doutoramento	1	15.11%
	Outro	2	9.52%
Atividade Profissional	Estudante	19	3.11%
	Trabalhador por conta de outrem	270	2.69%
	Trabalhador por conta própria	46	13.37%

Desempregado	6	1.74%
Reformado	3	0.87%

A amostra é composta maioritariamente por indivíduos do sexo masculino (67,91%) e com idades compreendidas entre os 25 e os 34 anos (34,58%). A maioria possui grau académico elevado, sendo que 26,29% têm mestrado e 23,19% são licenciados. Em termos de atividade profissional, destaca-se o grupo de trabalhadores por conta de outrem (82,94%), seguido por trabalhadores por conta própria (13,37%), onde a presença de estudantes, desempregados e reformados é residual.

3.2. Escalas de medida

Neste estudo, todos os constructos foram operacionalizados com base em escalas previamente validadas e amplamente utilizadas na literatura, sendo ligeiramente adaptadas ao contexto dos *wearable fitness trackers*. A totalidade dos itens foi medida através de uma escala de Likert de 7 pontos (1 = "discordo totalmente", 7 = "concordo totalmente").

A vigilância corporal (BS) foi medida com uma escala de oito itens adaptada de McKinley & Hyde (1996), integrando a subescala de body surveillance do Objectified Body Consciousness Scale. A exposição a conteúdos fitpiration (FS) foi avaliada com três itens com base em Cataldo et al. (2022), refletindo a frequência e o impacto percebido da exposição a conteúdos relacionados com exercício e corpos idealizados nas redes sociais. A motivação para a saúde (MS) foi medida com cinco itens adaptados de Bianchi et al. (2022), focando a preocupação dos indivíduos com a sua saúde e bem-estar como motivadores do comportamento.

A monitorização em tempo real (MTR) foi avaliada com uma escala de três itens baseada em Wang et al. (2023), que capta a perceção dos utilizadores sobre o acesso imediato a dados fisiológicos e comportamentais através dos seus dispositivos. A influência social (IS) foi medida com três itens adaptado de Bianchi

et al. (2022), analisando a percepção de pressão ou encorajamento social para utilizar o fitness tracker. A intenção de continuidade (IC) foi medida com três itens com base em H. Sun & Gu (2024), focando a intenção dos indivíduos de continuar a utilizar o seu dispositivo no futuro.

Relativamente às variáveis moderadoras, a ansiedade tecnológica (AT) foi medida com três itens adaptados de Foroughi et al. (2025), avaliando o desconforto e insegurança associados ao uso de tecnologia. O tipo de dispositivo (smartband vs. smartwatch) foi incluído como variável moderadora.

3.3. Análise de Dados

Para a análise dos dados recolhidos no presente estudo, recorreu-se ao software SmartPLS, uma ferramenta amplamente reconhecida para a aplicação da modelação de equações estruturais baseada em mínimos quadrados parciais (PLS-SEM). A escolha deste software justifica-se pela sua adequação a modelos complexos com múltiplos construtos e relações, bem como pela sua capacidade de lidar com amostras moderadas e dados que não seguem distribuições normais, características frequentemente observadas em estudos comportamentais e de marketing (Shmueli et al., 2016).

O SmartPLS destaca-se pela sua interface gráfica intuitiva, que facilita a análise tanto de modelos de medida como estruturais, sendo amplamente utilizado em projetos académicos e publicações científicas de elevado impacto (Hair et al., 2019; Sarstedt et al., 2020). A aplicação deste software permitiu a execução de análises avançadas como bootstrapping, avaliação da validade discriminante com o critério HTMT, análise de moderação e mediação, seguindo as boas práticas metodológicas recomendadas na literatura (Henseler et al., 2015; Rigdon, 2012).

A avaliação iniciou-se pelo modelo de medida, com análise da fiabilidade interna (através do alpha de Cronbach e da fiabilidade composta), da validade convergente (com base na variância média extraída) e da validade discriminante,

verificada através dos critérios de Fornell-Larcker e do rácio de correlações HTMT (Henseler et al., 2015). Adicionalmente, para mitigar potenciais enviesamentos associados à utilização de um único instrumento de recolha de dados, foi tida em consideração a questão da variância comum do método (common method variance).

Posteriormente, procedeu-se à avaliação do modelo estrutural, com recurso ao método de bootstrapping com 10.000 reamostragens, permitindo estimar os coeficientes de caminho (β), respetivos valores de p e intervalos de confiança, bem como aferir a capacidade explicativa do modelo através dos coeficientes de determinação (R^2). O ajustamento global do modelo foi ainda avaliado com base no SRMR (Standardized Root Mean Square Residual), cujo valor se manteve dentro dos limites recomendados na literatura (Hu & Bentler, 1999).

Complementarmente, foi realizada uma análise de mediação, com o objetivo de identificar efeitos indiretos entre os principais construtos. A influência de efeitos moderadores foi também testada, nomeadamente da ansiedade tecnológica, através da criação de termos de interação entre variáveis latentes. Para explorar potenciais diferenças nos efeitos estruturais consoante o tipo de dispositivo utilizado, foi conduzida uma análise multigrupo (MGA), comparando os modelos estimados para utilizadores de smartwatch e de smartband. Por fim, foram ainda analisadas variáveis de controlo, com particular foco na idade e género, de modo a apurar eventuais impactos adicionais sobre a intenção de continuidade.

Esta abordagem metodológica permitiu testar com robustez o modelo conceptual desenvolvido, fornecendo uma base empírica sólida para a interpretação dos resultados e das suas implicações teóricas e práticas.

4. RESULTADOS

Para a análise do modelo reflexivo, recorreu-se ao software SmartPLS 4 (Ringle et al., 2022), utilizando a técnica de modelação por equações estruturais com mínimos quadrados parciais (PLS-SEM), de natureza baseada na variância. Esta abordagem, que não assume pressupostos de distribuição multivariada, tem como principal objetivo maximizar a variância explicada dos construtos endógenos, permitindo estimar relações de causalidade entre variáveis latentes ao longo do modelo conceptual (Sarstedt, Ringle, et al., 2022a). O modelo inclui uma componente estrutural e uma componente de medida, sendo avaliado em termos de fiabilidade composta, validade convergente e validade discriminante.

4.1. Modelo de Medida

A avaliação do modelo de medida foi realizada com base na fiabilidade e validade dos construtos. Para analisar a fiabilidade individual dos itens, calcularam-se os outer loadings, onde a fiabilidade interna foi aferida através da fiabilidade composta (ρ_c), proposta por Jöreskog (1971) e recomendada para modelos estimados com PLS-SEM, uma vez que não assume uma fiabilidade uniforme entre todos os itens (SRMR = 0.073), ao contrário do Alpha de Cronbach (CA), que pressupõe um modelo de fator comum (Hair et al., 2011, 2021; Rönkkö et al., 2023).

Tanto os valores de ρ_c como os de CA situaram-se dentro do intervalo recomendado entre 0,70 e 0,95, evidenciando uma adequada consistência interna dos construtos (Hair et al., 2019) (ver Tabelas 2a, 2b e 2c).

Tabela 2a. Resultados da validade e da fiabilidade das escalas de medida

Construtos	Item da Escala	Outer Loadings	CA	CR(ρ_c)	AVE
Intenção de Continuidade			0.766	0.865	0.682
IC1	Tenciono continuar a utilizar o meu dispositivo de monitorização de atividade física em vez de o deixar de utilizar.	0.852			
IC2	Tenciono continuar a utilizar o meu dispositivo de monitorização de atividade física com frequência.	0.852			
IC3	Se me fosse dada a oportunidade de escolher novamente, continuaria a optar por utilizar o meu dispositivo de monitorização de atividade física.	0.769			
Monitorização em tempo real			0.800	0.882	0.714
MTR1	O meu dispositivo de monitorização de atividade física monitoriza os dados corporais em tempo real.	0.843			
MTR2	A função de monitorização em tempo real do meu dispositivo de monitorização de atividade física é eficaz.	0.832			
MTR3	O meu dispositivo de monitorização de atividade física fornece dados de monitorização física.	0.861			
Motivação para a saúde			0.780	0.858	0.601
MS1	Estou muito motivado(a) para ser fisicamente saudável.	0.730			
MS2	Estou fortemente motivado(a) para dedicar tempo e esforço à minha saúde física.	0.774			
MS3	Tenho um forte desejo de me manter fisicamente saudável.	0.814			
MS4	É muito importante manter-me em boa saúde física.	0.782			

Nota:

CA = Cronbach's Alpha; CR = Composite Reliability; AVE = Average Variance Extracted; IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde.

Tabela 3b. Resultados da validade e da fiabilidade das escalas de medida

Construtos	Item da Escala	Outer Loadings	CA	CR(ρ_c)	AVE
<i>Influência Social</i>			0.855	0.912	0.776
IS1	As pessoas que influenciam o meu comportamento acham que eu devia usar um dispositivo de monitorização de atividade física.	0.900			
IS2	As pessoas que são importantes para mim acham que eu devia usar um dispositivo de monitorização de atividade física.	0.912			
IS3	Os meus amigos acham que usar um dispositivo de monitorização de atividade física é uma boa ideia.	0.829			
<i>Vigilância Corporal</i>			0.919	0.935	0.674
VC1	Penso muitas vezes na minha aparência.	*			
VC2	Penso que é mais importante que as minhas roupas me fiquem bem do que o facto de serem confortáveis.	0.846 0.846			
VC3	Penso mais no aspeto do meu corpo do que na sensação do mesmo.				
VC4	Comparo frequentemente o meu aspeto com o das outras pessoas.	0.844			
VC5	Durante o dia, penso muitas vezes na minha aparência.	0.849			
VC6	Preocupo-me frequentemente se a roupa que estou a usar me faz parecer bem.	0.719			
VC7	Preocupo-me frequentemente com a minha aparência perante as outras pessoas.	0.736			
VC8	Preocupo-me mais com o aspeto do meu corpo do que com o que ele pode fazer.	0.892			

Notas:

Itens removidos porque as cargas factoriais correspondentes eram inferiores ao valor de corte de 0,70 (Hair et al., 2021).

CA = Cronbach's Alpha; CR = Composite Reliability; AVE = Average Variance Extracted; IS = Influência social; VC = Vigilância corporal.

Tabela 4c. Resultados da validade e da fiabilidade das escalas de medida

Construtos	Item da Escala	Outer Loadings	CA	CR(ρ_c)	AVE
<i>Fitspiration</i>			0.906	0.934	0.780
FISP1	As pessoas que influenciam o meu comportamento acham que eu devia usar um dispositivo de monitorização de atividade física.	0.886			
FISP2	As pessoas que são importantes para mim acham que eu devia usar um dispositivo de monitorização de atividade física.	0.886			
FISP3	Os meus amigos acham que usar um dispositivo de monitorização de atividade física é uma boa ideia.	0.841			
FISP4	Sinto-me mais pressionado(a) a fazer exercício devido à constante exposição ao exercício nas redes sociais.	0.918			
<i>Ansiedade Tecnológica</i>			0.921	0.962	0.927
AT1	As pessoas que influenciam o meu comportamento acham que eu devia usar um dispositivo de monitorização de atividade física.	0.967			
AT2	As pessoas que são importantes para mim acham que eu devia usar um dispositivo de monitorização de atividade física.	0.958			
AT3	Os meus amigos acham que usar um dispositivo de monitorização de atividade física é uma boa ideia.	**			

Notas:

** Item removido por ter um VIF superior a 5, indicando problemas de colinearidade.

CA = Cronbach's Alpha; CR = Composite Reliability; AVE = Average Variance Extracted; FISP = Fitspiration; AT = Ansiedade tecnológica.

Para garantir a robustez do modelo reflexivo, procedeu-se à verificação de diferentes formas de validade. A validade convergente foi aferida a partir dos valores da Variância Média Extraída (AVE), que em todos os construtos se revelaram superiores ao limiar de 0,50, o que demonstra consistência interna de acordo com as recomendações de Hair et al. (2019). A validade discriminante, por sua vez, foi analisada recorrendo ao critério de Fornell & Larcker (1981), permitindo concluir que os construtos do modelo se distinguem adequadamente entre si, conforme ilustrado na Tabela 3.

Tabela 5. Resultados da validade discriminante utilizando o critério de Fornell-Larcker

Variables	VC	IC	FISP	MS	MTR	IS
VC	0.821	—	—	—	—	—
IC	0.177	0.826	—	—	—	—
FISP	0.796	0.158	0.884	—	—	—
MS	0.154	0.438	0.164	0.776	—	—
MTR	0.239	0.565	0.205	0.543	0.845	—
IS	0.589	0.259	0.619	0.228	0.354	0.881
AT	0.628	0.116	0.636	0.016	0.097	0.666

Nota:

IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social; VC = Vigilância Corporal; FISP = Fitspiration; AT = Ansiedade tecnológica.

Apesar da ampla utilização do critério de Fornell-Larcker, diversos autores têm vindo a destacar as suas limitações na avaliação da validade discriminante, nomeadamente pela tendência em sobrevalorizar os loadings dos itens (Henseler et al., 2015). Como alternativa, foi proposto o índice HTMT (heterotrait-monotrait ratio of correlations), considerado mais robusto e apropriado para modelos baseados em variância (Franke & Sarstedt, 2019; Hair et al., 2011, 2021; Voorhees et al., 2016). A aplicação deste critério permitiu confirmar a validade discriminante do modelo, uma vez que todos os valores de HTMT se encontraram abaixo do limite recomendado de 0,90 (Franke & Sarstedt, 2019), conforme apresentado na Tabela 4.

Tabela 6. Resultados da validade discriminante utilizando o rácio de correlações HTMT

Variables	VC	IC	FISP	MS	MTR	IS	AT	AT X IS
VC	—	—	—	—	—	—	—	—
IC	0.219	—	—	—	—	—	—	—
FISP	0.879	0.196	—	—	—	—	—	—
MS	0.187	0.564	0.201	—	—	—	—	—
MTR	0.284	0.720	0.244	0.677	—	—	—	—
IS	0.650	0.320	0.722	0.274	0.426	—	—	—
AT	0.676	0.141	0.713	0.053	0.117	0.748	—	—
AT X IS	0.283	0.164	0.418	0.138	0.076	0.673	0.390	—
AT X MTR	0.063	0.201	0.097	0.053	0.382	0.081	0.271	0.152

Nota:

IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social ; VC = Vigilância corporal; FISP = Fitspiration; AT = Ansiedade tecnológica.

4.2. Variância do Método Comum

Quando o mesmo instrumento de medição é aplicado de forma simultânea a todos os participantes, tanto para variáveis independentes como dependentes, existe o risco de que a variância observada no modelo resulte do método de medição e não dos próprios construtos. Este fenómeno é conhecido como Variância do Método Comum (Common Method Variance – CMV) pode comprometer seriamente a validade e fiabilidade dos construtos (Podsakoff et al., 2003, 2012; Williams et al., 2010).

Uma das técnicas frequentemente utilizadas para detetar a presença de CMV é o teste de um único fator de Harman (Aguirre-Urreta & Hu, 2019). Este método consiste na realização de uma análise fatorial exploratória (AFE), onde todas as variáveis observadas são carregadas num único fator não rotacionado. Caso esse fator explique uma proporção substancial da variância total, tal poderá indicar a presença de CMV. De acordo com Podsakoff et al. (2003), o valor explicado por esse fator deve situar-se abaixo dos 50% para afastar preocupações com CMV. No presente estudo, o teste de Harman revelou que o fator extraído explicou apenas 36.401% da variância total, valor claramente abaixo dos limiares sugeridos.

Um outro teste alternativo, que visa ultrapassar algumas limitações do teste de Harman, consiste no teste de colinearidade total (full collinearity test). Esta técnica consiste no cálculo dos Valores de Fatores de Inflação da Variância (VIF) para todas as variáveis latentes. Quando todos os VIF se situam abaixo do limiar de 3.3, considera-se que não existem indícios da presença de CMV no modelo (Kock, 2015). No presente estudo, os valores de VIF registados foram todos inferiores a 3.3, tal como apresentado na Tabela 5, não se verificando, assim, qualquer evidência significativa de CMV.

Tabela 7. Resultados VIF para o modelo interno

Variáveis	BS	CI	FISP	HM	RTM	SI	TA
BS	—	2.624	1.851	2.387	2.607	2.998	2.817
CI	1.502	—	1.500	1.478	1.287	1.526	1.405
FISP	1.922	2.840	—	2.552	2.852	3.012	2.980
HM	1.488	1.431	1.480	—	1.323	1.490	1.228
RTM	1.913	1.574	1.911	1.660	—	1.810	1.713
SI	2.325	2.318	2.243	2.302	2.199	—	1.823
TA	2.231	2.355	2.271	2.294	2.314	1.841	—

Nota:

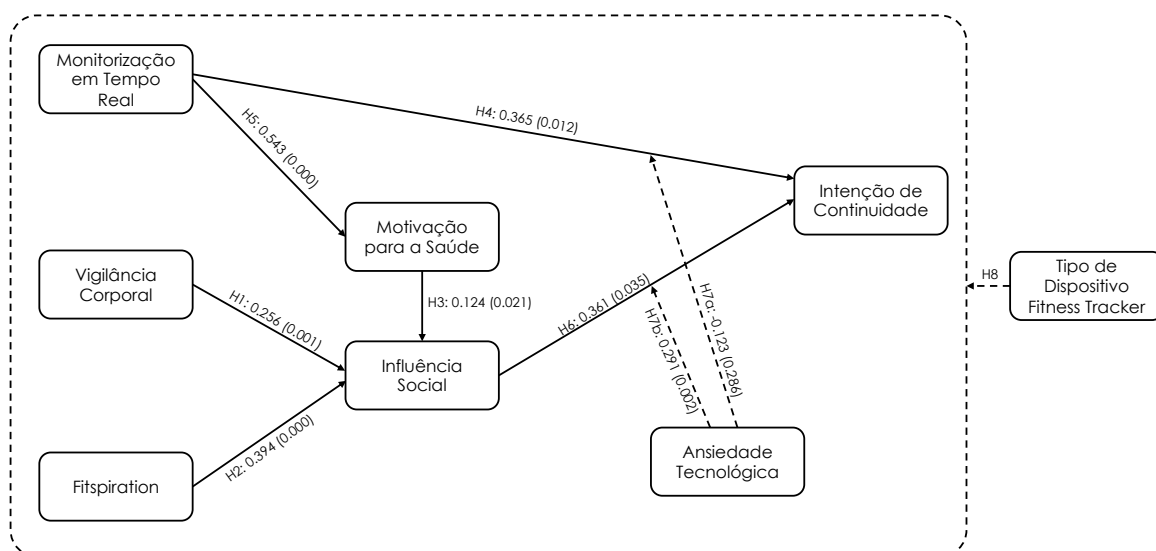
IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social ; VC = Vigilância corporal; FISP = Fitspiration; AT = Ansiedade tecnológica.

4.3. Modelo Estrutural

Após a avaliação do modelo de medida, procedeu-se à análise do modelo estrutural através de bootstrapping com 10.000 reamostragens, de forma a estimar os coeficientes dos caminhos, verificar a sua significância estatística e avaliar a capacidade explicativa e preditiva do modelo (Sarstedt, Ringle et al., 2022a). Foi utilizada a técnica bootstrap, dado o seu melhor desempenho em termos de equilíbrio e cobertura relativamente a métodos alternativos (Aguirre-Urreta & Rönkkö, 2018).

A significância foi determinada por testes bicaudais a 5%, confirmando-se a estabilidade dos coeficientes pelos intervalos de confiança (Hair et al., 2020). A capacidade explicativa foi aferida através do coeficiente de determinação (R^2), indicador do poder preditivo dentro da amostra (Henseler et al., 2009).

O ajustamento global revelou-se adequado, com um SRMR de 0.064, abaixo do limiar recomendado de 0.08 (Hu & Bentler, 1999).



Nota:

Os valores correspondem aos coeficientes path (β) e p-values entre parênteses.

Figura 2. Modelo conceitual com resultados do bootstrapping

Para avaliar o poder preditivo do modelo PLS, recorreu-se ao pacote PLSpredict (Shmueli et al., 2019), que permite gerar previsões com base numa amostra de treino e numa amostra de teste. A primeira é utilizada para estimar os parâmetros do modelo e prever resultados dentro da própria amostra, enquanto a segunda serve para validar a capacidade preditiva fora da amostra.

Seguindo o procedimento sugerido por Shmueli et al. (2019), a performance preditiva foi avaliada para todos os indicadores dos construtos endógenos e comparada com dois benchmarks: o Q^2 predict, baseado na média dos valores

da amostra de treino, e um modelo de regressão linear (LM), que ignora a estrutura de caminhos do PLS-SEM.

Os resultados demonstraram que todos os indicadores endógenos superaram o benchmark mais simples, apresentando valores de Q^2 predict positivos, o que confirma a capacidade preditiva do modelo.

Tabela 8. Avaliação PLS-Predict das variáveis endógenas

Item	Q^2_{predict}	PLS-SEM _{MEA}	LM _{MEA}	PLS-SEM _{MEA} - LM _{MEA}
CI1	0.211	0.585	0.605	-0,020
CI2	0.228	0.655	0.669	-0,014
CI3	0.168	0.635	0.668	-0,033
HM1	0.097	0.633	0.636	-0,003
HM2	0.162	0.650	0.659	-0,006
HM3	0.216	0.573	0.576	-0,003
HM4	0.167	0.601	0.612	-0,011
SI1	0.337	0.791	0.698	0,093
SI2	0.332	0.898	0.800	0,098
SI3	0.300	0.709	0.695	0,014

Nota:

LM = Linear Regression Model; MEA = Mean Absolute Error; PLS-SEM = Partial Least Squares Structural Equation Modelung; IC = Intenção de continuidade; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social.

Para aferir a dimensão dos efeitos dos construtos preditores sobre os construtos dependentes, foi calculado o índice f^2 (Henseler et al., 2016). De acordo com Cohen (2013) e Henseler et al. (2009), os valores de f^2 podem ser interpretados como fracos (superiores a 0.02), moderados (acima de 0.15) ou fortes (superiores a 0.35).

No modelo em análise, destaca-se a relação MTR → MS (H5), que apresenta um efeito de grande magnitude ($f^2 = 0.417$), sendo o mais elevado entre os caminhos testados. Por sua vez, os efeitos observados nas hipóteses H2 (FISP → IS, $f^2 = 0.098$), H4 (MTR → IC, $f^2 = 0.108$), H6 (IS → IC, $f^2 = 0.053$), H1 (VC → IS, $f^2 = 0.042$), H3 (MS → IS, $f^2 = 0.026$) e H7b (AT × IS → IC, $f^2 = 0.088$) revelam-se como efeitos fracos, embora estatisticamente significativos na maioria dos casos.

A única exceção é a Hipótese H7a (AT × MTR → IC), cujo valor de f^2 é de 0.018, situando-se abaixo do limiar mínimo sugerido para ser considerada relevante, e cuja relação também não foi suportada estatisticamente. Além disso, não foram detetados problemas de colinearidade entre os construtos do modelo, dado que todos os valores de VIF se mantiveram inferiores ao limite de 5, conforme sugerido por Hair et al. (2022).

Adicionalmente, não foram identificados problemas de colinearidade entre os construtos preditores, uma vez que todos os valores de VIF permaneceram abaixo do valor de corte de 5, conforme recomendado por (Hair et al., 2020).

Tabela 9. Resultados do modelo estrutural

Hipóteses	Paths	Std. β	p-value	95% CI [LL ; UL]	f^2	Decisão
H1	VC → IS	0.256	0.001**	[0.110 ; 0.417]	0.042	Suportada
H2	FISP → IS	0.394	0.000***	[0.227 ; 0.545]	0.098	Suportada
H3	MS → IS	0.124	0.021*	[0.022 ; 0.232]	0.026	Suportada
H4	MTR → IC	0.365	0.012*	[0.102 ; 0.663]	0.108	Suportada
H5	MTR → MS	0.543	0.000***	[0.415 ; 0.671]	0.417	Suportada
H6	IS → IC	0.361	0.035*	[0.044 ; 0.701]	0.053	Suportada
H7a	AT × MTR → IC	-0.123	0.286 n.s.	[-0.325 ; 0.117]	0.018	Não Suportada
H7b	AT × IS → IC	0.002	0.002**	[0.112 ; 0.469]	0.088	Suportada

Nota:*** $p < 0.001$; ** $p < 0.01$; * $p < 0.05$; n.s. = não significante

CI = Confidence Interval; LL = Lower Limit; UL = Upper Limit; IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social ; VC = Vigilância corporal; FISP = Fittspiration; AT = Ansiedade tecnológica.

A estimação dos coeficientes do modelo, com recurso ao procedimento de bootstrapping, identificou relações estatisticamente significativas entre diversos construtos. Verificou-se que tanto a Vigilância Corporal (VC) como o Fittspiration (FISP) exercem uma influência positiva e significativa sobre a Influência Social (IS), com coeficientes padronizados de $\beta = 0.256$ ($p = 0.001$) e $\beta = 0.394$ ($p = 0.000$), respetivamente, confirmando as hipóteses H1 e H2.

De forma semelhante, a Motivação para a saúde (MS) revelou um impacto significativo, embora mais modesto, sobre a IS ($\beta = 0.124$; $p = 0.021$), validando a

Hipótese H3. O construto Monitorização em tempo real (MTR) demonstrou uma relevância acrescida, influenciando diretamente tanto a Motivação para a saúde (MS) ($\beta = 0,543$; $p = 0.000$) como a Intenção de Continuidade (IC) ($\beta = 0.365$; $p = 0.012$), o que permitiu sustentar as hipóteses H4 e H5. Por sua vez, a influência social (IS) também revelou um efeito direto e estatisticamente significativo sobre a intenção de continuidade de uso (IC) ($\beta = 0,361$; $p = 0,035$), suportando a Hipótese H6. Em relação à ansiedade tecnológica (AT), nem o seu efeito direto sobre a IC, nem a sua interação com o MTR (H7a) se mostraram estatisticamente relevantes ($p > 0,05$), pelo que as hipóteses H7a e H7b não foram suportadas. Contudo, a interação entre AT e IS (Hipótese H7b) revelou um efeito positivo e significativo sobre a IC ($\beta = 0,291$; $p = 0,002$), indicando que a moderação da ansiedade tecnológica influencia a força da relação entre pressão social e continuidade de uso.

Estes resultados demonstram a existência de relações diretas e moderadoras relevantes entre os principais construtos do modelo, contribuindo para uma compreensão mais aprofundada dos fatores que afetam a intenção de continuidade na utilização de wearable fitness trackers.

Uma das técnicas frequentemente utilizadas para detetar a presença de variância método comum é o teste de um único fator de Harman (Aguirre-Urreta & Hu, 2019). Este método consiste na realização de uma análise fatorial exploratória (AFE), onde todas as variáveis observadas são carregadas num único fator não rotacionado. Caso esse fator explique uma proporção substancial da variância total, tal poderá indiciar a presença de CMV. De acordo com (Podsakoff et al., 2003), o valor explicado por esse fator deve situar-se abaixo dos 50% para afastar preocupações com CMV.

No presente estudo, o teste de Harman aplicado às variáveis latentes revelou que o fator extraído explicou apenas 36.401% da variância total, valor claramente abaixo dos limiares sugeridos. Assim, esta análise fornece mais um indício de que os dados não foram significativamente afetados por CMV.

4.4. Análises de Mediação

No presente estudo, foi analisado um modelo de mediação moderada, também conhecido como efeito indireto condicional, em que a relação entre a influência social (IS) e a intenção de continuidade de uso (IC) é condicionada pelos níveis de ansiedade tecnológica (AT), que atua como variável moderadora (Hayes, 2015).

A análise teve como objetivo avaliar a significância dos efeitos indiretos e o impacto da moderação sobre essas relações, com foco na interação entre IS e AT enquanto preditores conjuntos da IC (Hair et al., 2019; Henseler et al., 2009; Sarstedt et al., 2020)

De acordo com a literatura, a mediação pode ocorrer sob diferentes formas: parcial (quando coexistem efeitos diretos e indiretos), total (apenas via efeito mediador) ou inexistente (quando não há efeito relevante) (Zhao et al., 2010).

A análise foi conduzida após a validação do modelo de medida e estrutural, seguindo as boas práticas metodológicas, que recomendam a avaliação simultânea de todos os caminhos mediadores e moderadores num único modelo integrado, de forma a evitar distorções nos resultados (Sarstedt, Ringle, et al., 2022a). Esta abordagem, enquadrada na chamada mediação múltipla, torna-se particularmente útil quando o objetivo é testar efeitos complexos com múltiplos intervenientes ou moderadores (Carrión et al., 2017).

Para garantir a robustez estatística dos efeitos verificados, foram utilizados intervalos de confiança com correção de viés (bias-corrected), com base numa abordagem bicaudal e um nível de significância de 5%. Esta técnica é amplamente reconhecida como uma das mais fiáveis para a identificação de efeitos de mediação e moderação (Nitzl et al., 2016).

Tabela 10. Efeitos indirectos totais

Paths	Std. β	Std. Error	p-value	95% BC CI [LL ; UL]
VC → IC	0.092	0.054	0.088	[0.009 ; 0.220]
FISP → IC	0.142	0.077	0.064	[0.016 ; 0.310]
MS → IC	0.045	0.027	0.092	[0.002 ; 0.103]
MTR → IC	0.024	0.016	0.124	[0.001 ; 0.061]
MTR → IS	0.068	0.032	0.036	[0.011 ; 0.137]

Nota:

IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social; VC = Vigilância corporal; FISP = Fittspiration; BC = Bias-Corrected; CI = Confidence Interval; LL = Lower Limit; UL = Upper Limit.

Os efeitos indirectos totais e específicos foram analisados com base no procedimento de bootstrap, tendo os resultados sido apresentados nas respetivas tabelas. No que respeita aos efeitos indirectos totais sobre a intenção de continuidade de uso (IC), observou-se que todas as trajetórias analisadas evidenciam coeficientes positivos, embora de magnitude reduzida. Em particular, os efeitos indirectos do Vigilância Corporal (VC), do Fittspiration (FISP), da Motivação para a saúde (MS) e do Monitorização em Tempo Real (MTR) sobre a IC revelaram valores estatisticamente marginais, com níveis de significância próximos, mas ligeiramente acima do limiar convencional de 0.05. A exceção a esta tendência verificou-se no caminho indirecto entre MTR e IS, que apresentou um valor de $p = 0.036$, confirmando a sua significância estatística.

Apesar de os efeitos indirectos identificados não serem expressivamente fortes, os resultados sugerem tendências relevantes, que apontam para a possibilidade de relações mediadas entre alguns dos construtos do modelo. Estas relações, embora subtis, poderão revelar mecanismos explicativos relevantes no comportamento dos utilizadores no contexto da utilização continuada de *wearable fitness trackers*. Assim, recomenda-se que estes efeitos indirectos sejam interpretados com cautela, mas considerados na discussão teórica e prática, dada a consistência direcional dos coeficientes e a sua potencial relevância conceptual.

Adicionalmente, e seguindo as recomendações de Shrout & Bolger (2002), foi introduzido um efeito direto entre os construtos mediador e dependente quando não existia relação prévia no modelo, permitindo verificar a existência de mediação indireta exclusiva (indirect-only effect) caso esse novo caminho direto não se revelasse significativo.

Tabela 11. Efeitos indirectos específicos

Paths	Std. β	Std. Error	p-value	95% BC CI [LL ; UL]
MTR → MS → IS → IC	0.024	0.016	0.124	(0.001 ; 0.061)
MTR → MS → IS	0.068	0.032	0.036	(0.011 ; 0.137)
VC → IS → IC	0.092	0.054	0.088	(0.009 ; 0.220)
FISP → IS → IC	0.142	0.077	0.064	(0.016 ; 0.310)
MS → IS → IC	0.045	0.027	0.092	(0.002 ; 0.103)

Nota:

IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social ; VC = Vigilância corporal; FISP = FItspiration.

De acordo com os resultados apresentados, a análise dos intervalos de confiança a 95% para os efeitos indiretos revela que, na maioria dos casos, estes intervalos incluem o valor zero, o que impossibilita a confirmação estatística da existência de efeitos de mediação. A única exceção foi o caminho que liga a Monitorização em tempo real (MTR) à Influência Social (IS), cujo efeito indireto foi significativo e sustentado por um intervalo de confiança que exclui o zero, indicando assim a presença de uma mediação parcial.

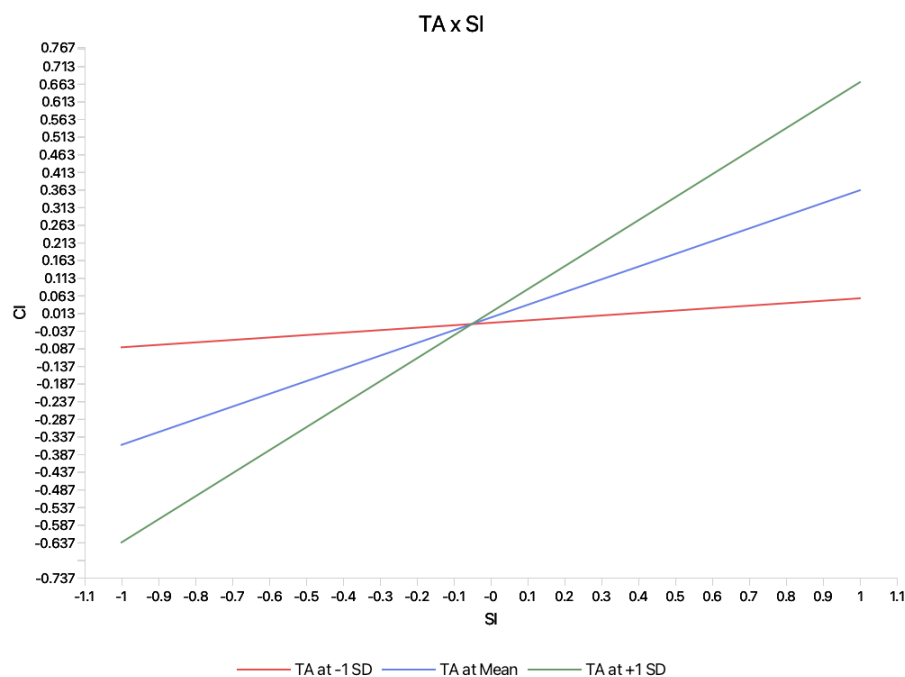
4.5. Moderação da ansiedade tecnológica

No que diz respeito aos efeitos de moderação da ansiedade tecnológica (TA), apenas a Hipótese H9b apresentou um resultado estatisticamente significativo ($\beta = 0.291$; $p = 0.002$), indicando que a ansiedade face à tecnologia modera positivamente a relação entre a influência social (SI) e a intenção de continuidade de uso (CI). Este resultado sugere que quanto maior a ansiedade tecnológica, mais

acentuada é a influência da pressão social na intenção de continuar a utilizar o fitness tracker.

Em contraste, as hipóteses H7 (efeito direto de TA sobre CI) e H7b (interação TA × RTM sobre CI) não demonstraram significância estatística ($p > 0,05$), não tendo sido suportadas.

De acordo com Hair et al. (2020), o coeficiente β da interação moderadora representa o impacto de uma variação de uma unidade de desvio padrão no moderador (TA) sobre a relação original, neste caso, entre SI e CI. Este efeito de moderação poderá ser ilustrado graficamente através de um gráfico de inclinação (slope plot), permitindo visualizar as diferenças no efeito de SI sobre CI em níveis altos versus baixos de ansiedade tecnológica.



Nota:

SD = Standard deviation (desvio padrão); TA = Technology anxiety (ansiedade tecnológica); SI = Social influence (Influência social); CI = Continuance intention.

Figura 3. Efeito moderador da ansiedade tecnológica na interação entre a influência social e a intenção de continuidade

4.6. Análise multigrupo para a moderação dos dispositivos

Com o intuito de compreender se o tipo de *wearable fitness tracker* utilizado pelos participantes exerce um papel diferenciador nas relações propostas no modelo conceptual, procedeu-se à realização de uma Análise Multigrupo (MGA). Esta técnica permite comparar os coeficientes de caminho entre dois ou mais subgrupos da amostra, testando se existem diferenças estatisticamente significativas entre eles (Hair et al., 2020; Henseler et al., 2015; Sarstedt, Ringle, et al., 2022a). No presente estudo, a amostra foi dividida com base no tipo de dispositivo utilizado: smartwatch e smartband.

A aplicação da MGA revelou que algumas relações do modelo estrutural diferem significativamente entre os dois grupos, sugerindo que o tipo de dispositivo influencia a forma como certos fatores psicológicos, sociais e tecnológicos afetam a motivação para a saúde e a intenção de continuidade no uso do *wearable fitness tracker*. A Tabela 10 apresenta os coeficientes padronizados de cada caminho para ambos os subgrupos, bem como os valores de significância das diferenças entre eles. Em seguida, são apresentados dois modelos estruturais independentes, representando visualmente os resultados obtidos para cada subgrupo. Estes modelos facilitam a comparação direta das magnitudes e significância das relações entre os construtos, de acordo com o tipo de *wearable fitness tracker* utilizado.

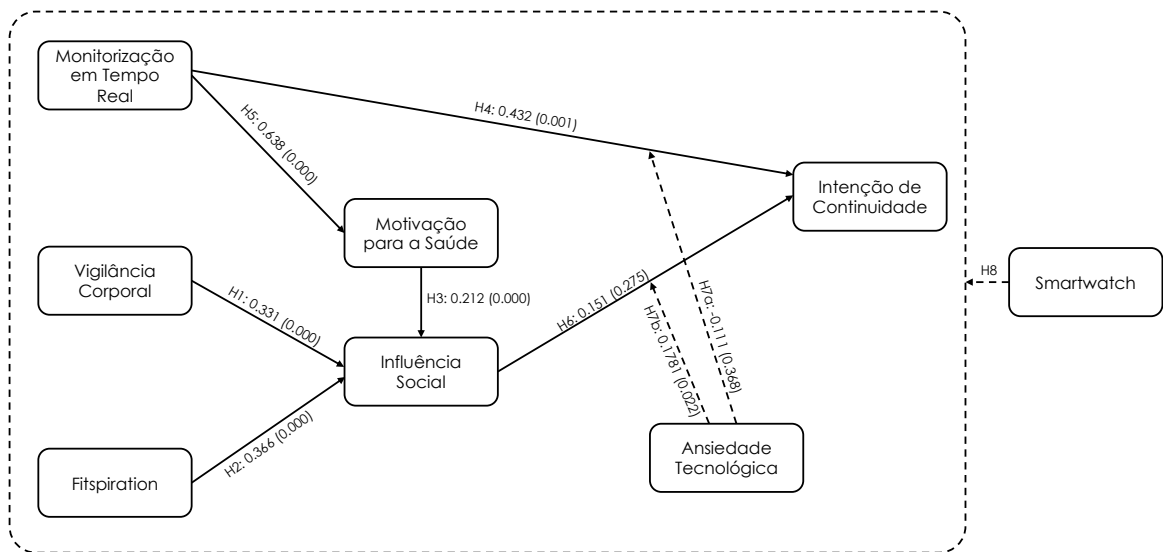


Figura 4. Modelo estrutural para o subgrupo de utilizadores de Smartwatch (resultados da MGA)

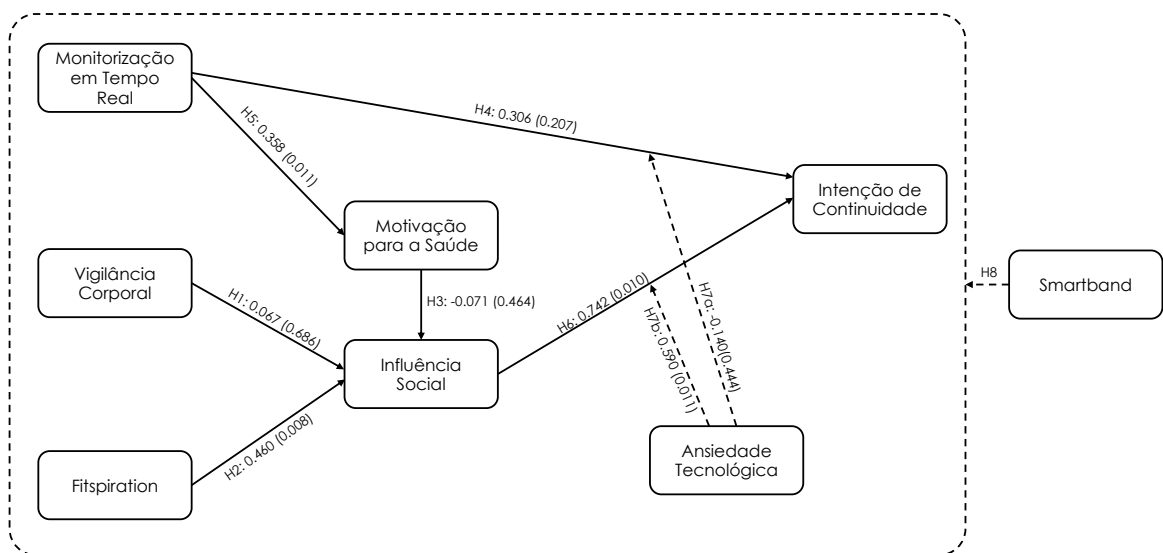


Figura 5. Modelo estrutural para o subgrupo de utilizadores de Smartband (resultados da MGA)

Tabela 12. Resultados da MGA para efeitos de moderação

Paths	β_{sw} (p-value)	β_{sb} (p-value)	MGA β Dif.	MGA p-value
VC → IS	0.331 (0.000)	0.067 (0.686)	-0.264	0.157
FISP → IS	0.366 (0.000)	0.460 (0.008)	0.094	0.601
MS → IS	0.212 (0.000)	-0.079 (0.464)	-0.291	0.024
MTR → IC	0.432 (0.001)	0.306 (0.207)	-0.126	0.684
MTR → MS	0.638 (0.000)	0.358 (0.011)	-0.280	0.057
IS → IC	0.151 (0.275)	0.742 (0.010)	0.591	0.058
AT × (RTM → IC)	-0.111 (0.368)	-0.140 (0.444)	-0.029	0.876
AT × (IS → IC)	0.178 (0.022)	0.590 (0.011)	0.412	0.077

Nota:

SW = Smartwatch; SB = Smartband; IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social ; VC = Vigilância corporal; FISP = Fitspiration; AT = Ansiedade tecnológica.

Com base na Tabela 10, foi realizada uma análise multigrupo (MGA) para verificar se o tipo de *fitness tracker* utilizado (smartwatch ou smartband) exerce efeito moderador nas relações do modelo conceptual, prática recomendada em estudos PLS-SEM (Sarstedt et al., 2020) Os resultados revelaram diferenças significativas entre os grupos, ilustradas nas Figuras 1 e 2.

Nos utilizadores de smartbands, a relação entre vigilância corporal e influência social não foi significativa, e a motivação para a saúde não teve impacto direto nesta última. Já para quem utiliza smartwatches, ambas as relações apresentaram significância, sugerindo que dispositivos mais avançados promovem uma ligação mais clara ent(Pennington & Dam, 2023) e normas sociais (Pennington & Dam, 2023). Em ambos os casos, a relação entre fitspiration e influência social manteve-se positiva e significativa, confirmando o impacto dos conteúdos inspiracionais no reforço das normas e comportamentos percebidos (Peng et al., 2019).

A relação entre influência social e intenção de continuidade destacou-se apenas para utilizadores de smartbands, possivelmente por dependerem mais do reforço social para prolongarem o seu uso. Adicionalmente, o efeito moderador

da ansiedade tecnológica não foi significativo para a relação entre monitorização em tempo real e intenção de continuidade, mas revelou-se relevante para a relação entre influência social e continuidade no caso das smartbands, destacando o impacto desta variável junto de utilizadores mais sensíveis à tecnologia.

Em síntese, o tipo de fitness tracker utilizado influencia de maneira significativa as relações estruturais do modelo, particularmente no impacto da motivação para a saúde e da influência social na continuidade de uso, assim como no efeito moderador da ansiedade tecnológica. Os resultados oferecem implicações diretas para o design de dispositivos e para estratégias de comunicação e segmentação.

4.7. Variáveis de controlo

Com o objetivo de avaliar se a idade exerce um papel moderador nas relações propostas no modelo conceptual, recorreu-se à realização de uma Análise Multigrupo (MGA). Esta técnica permite comparar a força dos caminhos estruturais entre dois subgrupos definidos com base numa variável categórica, sendo amplamente utilizada em estudos empíricos suportados por modelos PLS-SEM (Hair et al., 2021). Para este efeito, a amostra foi segmentada em dois grupos com base na variável faixa etária (<35 vs. ≥35), permitindo testar se as relações entre os construtos variam significativamente consoante o grupo etário. A Tabela 11 apresenta os resultados da MGA, incluindo os coeficientes standardizados de cada subgrupo, as diferenças entre caminhos e os respetivos valores de significância estatística.

Com o objetivo de compreender se a faixa etária dos participantes exerce um papel moderador nas relações do modelo estrutural proposto, recorreu-se à Análise Multigrupo (MGA), tal como recomendado na literatura quando se pretende explorar diferenças entre subgrupos definidos com base em características sociodemográficas (Hair et al., 2020; Sarstedt, Ringle et al., 2022a), considerando os dois segmentos definidos (<35 vs. ≥35).

Tabela 13. Resultados da MGA para a frequência da idade.

Paths	MGA $\beta_{\geq 35} - \beta_{< 35}$	p-value (≥ 35 vs < 35)
VC → IS	-0.191	0.190
FISP → IS	0.150	0.342
MS → IS	-0.187	0.079
MTR → IC	-0.267	0.241
MTR → MS	-0.201	0.374

Nota:

IC = Intenção de continuidade; MTR = Monitorização em tempo real; MS = Motivação para a saúde; IS = Influência social ; VC = Vigilância corporal; FISP = Fitspiration.

Os resultados apresentados na Tabela 11 revelam diferenças relevantes, ainda que nem todas sejam estatisticamente significativas, nas relações entre os construtos do modelo. A relação entre vigilância corporal (VC) e influência social (IS) apresenta uma diferença de coeficientes negativa (-0.191), com um valor de p de 0.190. Este resultado, embora não significativo, sugere uma tendência em que os indivíduos mais jovens (<35) podem atribuir menor importância à vigilância corporal como motor da influência social, possivelmente por estarem mais habituados a práticas auto-observacionais em contextos digitais, o que reduz o impacto desta variável sobre as suas interações sociais (Tiggemann & Zaccardo, 2015).

Por outro lado, a relação entre fitspiration (FISP) e influência social (IS) apresenta um valor de diferença de coeficientes de 0.150, e com um p-value de 0.342. Apesar da ausência de significância estatística, este resultado poderá indicar que os indivíduos pertencentes à faixa etária mais elevada (≥ 35) reagem de forma mais intensa ao conteúdo inspiracional relacionado com fitness, integrando-o nas suas dinâmicas sociais. Este padrão é consistente com os resultados de outros estudos que demonstram a forma como o conteúdo de fitspiration pode exercer um efeito motivacional mais forte em populações adultas em busca de inspiração para adotar estilos de vida mais saudáveis (Cataldo et al., 2022).

A variável motivação para a saúde (MS) revelou uma diferença de caminho de -0.187 na sua relação com a influência social, com um p -value de 0.079, próximo do limiar de significância. Este achado sugere uma possível moderação da idade na forma como a motivação interna para comportamentos saudáveis influencia a integração social em torno da utilização de *wearable fitness trackers*. Estudos anteriores indicam que utilizadores mais velhos tendem a valorizar mais a autonomia e objetivos de saúde de longo prazo, o que poderá reduzir a importância das dinâmicas de influência social nos seus comportamentos (Deci & Ryan, 2000; Kowatsch et al., 2021).

Quanto à relação entre monitorização em tempo real (MTR) e intenção de continuidade (IC), observou-se uma diferença de caminho de -0.267, com $p = 0.241$. Embora estatisticamente não significativa, a magnitude do efeito sugere que a monitorização contínua dos dados de saúde poderá ser percebida de forma diferente consoante a idade, sendo potencialmente mais valorizada pelos utilizadores mais novos, habituados a feedbacks instantâneos e tecnologias em tempo real (Cloarec, 2020; Venkatesh et al., 2003). De forma semelhante, a relação entre RTM e HM apresentou uma diferença de -0.201 ($p = 0.374$), reforçando esta tendência de variação etária na perceção da utilidade das funcionalidades tecnológicas para a motivação em saúde.

Por fim, a análise da relação entre motivação para a saúde (MS) e intenção de continuidade (IC) revela uma diferença de caminho de apenas 0.055 ($p = 0.219$), sugerindo uma relativa estabilidade desta ligação entre grupos etários. Este resultado está em linha com estudos que identificam a motivação para a saúde como um fator transversalmente relevante na intenção de continuidade de uso de *wearable fitness trackers*, independentemente da idade do utilizador (Lee & Lee, 2020).

Em suma, embora nenhuma das diferenças se tenha revelado estatisticamente significativa a um nível de significância de 5%, os dados sugerem padrões interessantes de variação entre os grupos definidos pela faixa etária. A maior discrepância observada na relação MTR → IC poderá justificar análises

adicionais com amostras maiores, dado o seu potencial impacto em estratégias de segmentação. Estes resultados contribuem para um entendimento mais granular da forma como características individuais, como a idade, podem condicionar os mecanismos psicológicos e sociais subjacentes à adoção e utilização continuada de tecnologias de saúde pessoais.

Com base nos resultados da Análise Multigrupo (MGA) realizada para a variável de controlo "género", observou-se que apenas a relação entre monitorização em tempo real (MTR) e motivação para a saúde (MS) apresentou significância estatística ($p = 0.006$). As restantes relações não demonstraram diferenças significativas entre os grupos masculino e feminino. Esta ausência de efeitos moderadores do género nas principais relações do modelo pode ser compreendida à luz de estudos recentes que investigam a adoção e utilização de *wearable fitness trackers*.

Embora algumas investigações tenham identificado diferenças de género na adoção de tecnologias vestíveis, estas diferenças tendem a manifestar-se mais em preferências de dispositivo do que em padrões de uso ou motivação para a saúde. Por exemplo, estudos da Deloitte (2024) reportam que os homens tendem a preferir smartwatches, enquanto as mulheres demonstram uma preferência por *wearable fitness trackers*. No entanto, estas preferências não se traduzem necessariamente em diferenças significativas na forma como os dispositivos são utilizados para monitorização da saúde ou na motivação subjacente ao seu uso.

Além disso, estudos como o de Chandrasekaran et al. (2020) indicam que, embora existam variações na propriedade de *wearable fitness trackers* entre géneros, as diferenças no uso efetivo e na partilha de dados de saúde são menos pronunciadas. Este estudo revelou que, apesar de uma maior proporção de mulheres possuir *wearable fitness trackers*, não houve diferenças estatisticamente significativas entre homens e mulheres na frequência de uso ou na disposição para partilhar dados de saúde com profissionais de saúde.

Adicionalmente, a investigação de Alzghaibi (2025) sobre *wearable fitness trackers* integrados com inteligência artificial não encontrou diferenças significativas nas perceções e atitudes entre géneros. Os participantes, independentemente do género, demonstraram perceções predominantemente positivas em relação à utilidade destes dispositivos na gestão de doenças crónicas, destacando benefícios como o cuidado personalizado, monitorização em tempo real e insights de saúde precisos.

Estas evidências sugerem que, embora possam existir diferenças de género em aspetos como preferências de dispositivo ou preocupações com a privacidade dos dados (Deloitte, 2024), estas não se refletem necessariamente em diferenças significativas nas relações entre os construtos analisados no presente modelo. Consequentemente, a variável “género” não parece exercer um papel moderador relevante nas relações entre os construtos do modelo em estudo, justificando a decisão de não prosseguir com análises segmentadas com base nesta variável de controlo.

5. DISCUSSÃO

Os resultados obtidos neste estudo oferecem suporte empírico robusto às relações propostas no modelo conceptual, aprofundando a compreensão sobre os fatores psicológicos e sociais que afetam a continuidade de uso de *wearable fitness trackers*.

A Hipótese 1, que sugere que a vigilância corporal influencia a percepção de influência social, foi confirmada no modelo global e no grupo smartwatch. Este resultado está alinhado com a teoria da objetificação desenvolvida por McKinley e Hyde (1996), os quais indicam que a tendência para monitorizar o próprio corpo com base em expectativas externas promove maior sensibilidade às normas sociais. De acordo com os mesmos autores, indivíduos com elevados níveis de vigilância corporal são mais suscetíveis à necessidade de validação externa e ao julgamento social.

A Hipótese 2, que explora a relação entre conteúdos *fitspiration* e influência social, foi igualmente suportada em todos os modelos testados. Este achado reforça os resultados de Tiggemann e Zaccardo (2015), que demonstraram que a exposição a imagens idealizadas de corpos nas redes sociais promove a comparação social ascendente, potenciando sentimentos de inadequação e aumentando a dependência da aprovação dos pares. A influência social, neste contexto, emerge como uma resposta à pressão normativa promovida por ideais corporais amplamente difundidos.

A Hipótese 3, que relaciona a motivação para a saúde com a percepção de influência social, foi confirmada no modelo global e no grupo smartwatch. Esta associação é coerente com a *Self-Determination Theory* (Deci & Ryan, 2000), que destaca a importância das necessidades de relacionamento e apoio social como fatores que potenciam a motivação intrínseca. Segundo os autores, a procura de interação social satisfaz a necessidade de "relatedness", o que aumenta a propensão para valorizar e absorver normas e feedback de outros utilizadores.

A Hipótese 4, que propõe uma relação entre a monitorização em tempo real e a intenção de continuidade, revelou-se significativa no modelo global e no grupo smartwatch. Este resultado está alinhado com o *Technology Acceptance Model* (Davis, 1989), no qual a perceção de utilidade é um dos principais preditores do comportamento de uso de tecnologia. O feedback imediato, proporcionado por métricas de monitorização, potencia a autorregulação comportamental e reforça a perceção de eficácia da tecnologia, incentivando o uso contínuo. Além disso, estudos recentes indicam que o feedback em tempo real pode melhorar significativamente os objetivos de saúde dos utilizadores, promovendo hábitos mais saudáveis e consistentes (Chan et al., 2022).

A Hipótese 5, que associa a monitorização em tempo real à motivação para a saúde, foi confirmada em todos os modelos. Este resultado corrobora os resultados de Egger et al. (2022), que demonstraram que o acesso constante a dados fisiológicos em aplicações de saúde digitais aumenta o envolvimento e a motivação dos utilizadores. O feedback em tempo real reforça a perceção de progresso e autoeficácia, promovendo o compromisso com comportamentos saudáveis. Adicionalmente, a integração de práticas de mindfulness com o uso de *wearable fitness trackers* pode amplificar a motivação para o exercício físico, conforme evidenciado por estudos recentes (Pearl et al., 2025).

A Hipótese 6, que examina o impacto da influência social na intenção de continuidade, revelou-se significativa no modelo global e no grupo smartwatch. Este resultado valida os pressupostos do modelo UTAUT, desenvolvido por Venkatesh et al. (2003), que identifica a influência social como um determinante fundamental da intenção de uso e adoção sustentada de tecnologia. A perceção de que pessoas relevantes aprovam ou utilizam a tecnologia motiva os utilizadores a manterem comportamentos semelhantes. Estudos adicionais corroboram que a interação social e o suporte percebido são fatores cruciais na adoção e uso contínuo de *wearable fitness trackers* (Pennington & Dam, 2023).

Relativamente à Hipótese 7a, que previa que a ansiedade tecnológica moderaria negativamente a relação entre monitorização em tempo real e

intenção de continuidade, esta não foi suportada. Este resultado é consistente com os dados de Chen et al. (2024), que sugerem que a ansiedade tecnológica tende a afetar mais a percepção de facilidade de uso do que a percepção de utilidade propriamente dita. Assim, mesmo em utilizadores ansiosos, o valor atribuído ao feedback imediato pode manter-se elevado. Estudos adicionais indicam que a ansiedade tecnológica pode ser mitigada por fatores como a autoeficácia e a percepção de utilidade, influenciando positivamente a intenção de uso de tecnologias de saúde (Chen et al., 2024)

A Hipótese 7b, que postula que a ansiedade tecnológica modera negativamente a relação entre influência social e intenção de continuidade, foi confirmada no modelo global. Este resultado está também alinhado com Chen et al. (2024), que demonstraram que a ansiedade tecnológica atua como barreira à internalização de pressões sociais no contexto digital, reduzindo o impacto da validação externa sobre o comportamento dos utilizadores. Adicionalmente, estudos recentes sugerem que a ansiedade tecnológica pode afetar negativamente a intenção de uso de serviços digitais de saúde, especialmente entre populações mais velhas (Chen et al., 2024).

Por fim, a Hipótese 8, que considera o tipo de *wearable fitness tracker* (smartwatch vs. smartband) como moderador das relações do modelo, obteve suporte parcial. Os padrões divergentes observados sugerem que os utilizadores de smartwatches, como apontado por (Chuah et al., 2016), atribuem maior importância à dimensão social e interativa da tecnologia, enquanto os de smartbands valorizam mais a funcionalidade prática. Esta distinção de percepções reforça a importância de adaptar estratégias de motivação e retenção ao perfil do dispositivo utilizado. Estudos adicionais indicam que fatores como a estética e o design físico dos dispositivos também influenciam a experiência do utilizador e a continuidade de uso (Cuesta-López et al., 2024).

6. CONCLUSÕES

O presente estudo demonstra que a intenção de continuidade no uso de *wearable fitness trackers* resulta de uma interação complexa entre fatores tecnológicos, motivacionais, sociais e psicológicos. Os resultados evidenciam que a monitorização em tempo real e o feedback contínuo são percebidos pelos utilizadores como altamente úteis para melhorar os seus comportamentos de saúde, confirmando o papel central da *performance expectancy* como determinante da adoção e continuidade de uso de tecnologias digitais (Brickwood et al., 2019). Para além desta dimensão tecnológica, verificou-se que a influência social exerce um impacto direto na intenção de continuidade, mediando a relação entre vigilância corporal, exposição a conteúdos de *fitspiration* e motivação para a saúde. Estes resultados estão em consonância com evidência empírica que mostra como a comparação social, facilitada por ecossistemas digitais de saúde, influencia comportamentos sustentados de utilização de tecnologia (Tiggemann & Zaccardo, 2015).

6.1. Contribuições Teóricas

No plano teórico, este estudo contribui para o avanço do conhecimento ao integrar construtos de diferentes quadros conceptuais, nomeadamente o modelo UTAUT e a *Objectification Theory*, criando um enquadramento mais holístico para explicar a continuidade de uso de *wearable fitness trackers*. Enquanto a UTAUT estabelece a *performance expectancy*, a influência social e as condições facilitadoras como determinantes centrais da intenção de uso (Venkatesh et al., 2003), este trabalho mostra que a intenção de continuidade não pode ser compreendida apenas através de variáveis utilitárias, mas deve também incorporar dimensões ligadas à vigilância corporal e à *fitspiration*, que captam a natureza social e psicológica do uso destes dispositivos. Esta integração responde ao apelo de Venkatesh et al. (2012) para a adaptação do UTAUT a contextos de

consumo, ampliando a sua aplicabilidade e explicando como fatores sociais e de autoimagem interagem com a tecnologia. Adicionalmente, ao demonstrar que a motivação para a saúde medeia os efeitos da monitorização em tempo real sobre a intenção de continuidade, este estudo acrescenta evidência ao corpo de literatura que conceptualiza os *wearable fitness trackers* não apenas como ferramentas tecnológicas, mas também como instrumentos de autorregulação motivacional (Kowatsch et al., 2021).

6.2. Contribuições Práticas

No plano prático, as conclusões obtidas oferecem recomendações relevantes para empresas tecnológicas, profissionais de saúde e para o desenho de políticas de promoção de estilos de vida saudáveis. Para os fabricantes, os resultados reforçam a importância de funcionalidades que privilegiem feedback em tempo real, bem como a criação de mecanismos que promovam experiências sociais positivas, como rankings coletivos ou desafios entre pares, que têm mostrado ser eficazes na promoção de comportamentos saudáveis (Baudier et al., 2020). Simultaneamente, é essencial reduzir barreiras associadas à ansiedade tecnológica, simplificando a interface, aumentando a transparência da gestão de dados e fornecendo apoio pedagógico que ajude os utilizadores menos experientes a explorar plenamente as potencialidades do *wearable fitness tracker* (Chen et al., 2024). Para os profissionais de saúde, os resultados sublinham que os *wearable fitness trackers* podem constituir ferramentas úteis para reforçar planos de intervenção e aumentar a adesão a programas de atividade física e bem-estar, desde que acompanhados de estratégias que atenuem potenciais efeitos adversos da comparação social e da vigilância corporal, aspetos identificados como críticos para a experiência do utilizador (Prichard et al., 2020).

Em síntese, este estudo mostra que a continuidade de uso dos *wearable fitness trackers* não se explica apenas por fatores de utilidade tecnológica, mas emerge de uma interação entre motivação individual, processos de comparação

social e gestão da ansiedade tecnológica. Através desta abordagem, a dissertação oferece contributos teóricos que enriquecem os modelos de aceitação tecnológica e contributos práticos que apoiam o desenvolvimento de *wearable fitness trackers* e intervenções mais eficazes e sustentáveis para a promoção de estilos de vida ativos e saudáveis.

6.3. Limitações e investigações futuras

Apesar dos contributos relevantes deste estudo, importa reconhecer algumas limitações que podem influenciar a interpretação dos resultados. Desde logo, o facto de os dados terem sido recolhidos maioritariamente através da plataforma MTurk e Prolific, utilizando amostras de conveniência, pode afetar a representatividade da amostra e limitar a generalização dos resultados para a população em geral, tal como já evidenciado por (Cuesta-López et al., 2024) relativamente a possíveis enviesamentos nestas plataformas.

Outro ponto a considerar prende-se com o uso exclusivo de medidas autorreportadas, o que poderá ter introduzido enviesamentos como o efeito de desejabilidade social ou respostas inconsistentes, apesar de terem sido incluídas perguntas de verificação de atenção para mitigar esse risco. Adicionalmente, algumas relações previstas no modelo não atingiram os níveis de significância esperados, o que pode ter sido influenciado por um poder estatístico limitado em determinadas interações, nomeadamente nas moderações. Por fim, embora o estudo tenha considerado o tipo de *wearable fitness tracker* como variável moderadora, a análise foi feita apenas com base na perceção autorreportada dos participantes, não sendo possível controlar por variáveis técnicas associadas a cada dispositivo (como funcionalidades específicas ou compatibilidade com apps).

Face a estas limitações, propõe-se que estudos futuros adotem metodologias longitudinais, de forma a observar a evolução das variáveis ao longo do tempo e aferir com maior rigor relações causais. Será igualmente pertinente alargar a

diversidade da amostra, nomeadamente ao nível da faixa etária, contexto cultural e níveis de literacia digital, para permitir uma análise comparativa entre diferentes segmentos.

Sugere-se ainda a integração de dados objetivos extraídos diretamente dos *wearable fitness trackers* (por exemplo, frequência de uso, passos registados, etc.), o que poderá complementar a informação autorreportada e aumentar a robustez dos resultados, conforme sugerido por Wang et al. (2023) Para além disso, futuras investigações poderão explorar novos moderadores e mediadores, como a frustração tecnológica, o envolvimento com a marca do *wearable fitness tracker*, ou ainda o papel das comunidades digitais na motivação e continuidade de uso (Pennington & Dam, 2023), seria relevante aplicar o modelo conceptual proposto a outras tecnologias de saúde digital, como aplicações de nutrição, plataformas gamificadas ou soluções baseadas em realidade aumentada, permitindo testar a sua aplicabilidade em contextos diversos e emergentes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguirre-Urreta, M. I., & Hu, J. (2019). Detecting Common Method Bias. *ACM SIGMIS Database: the DATABASE for Advances in Information Systems*, 50(2), 45–70. <https://doi.org/10.1145/3330472.3330477>
- Aguirre-Urreta, M. I., & Rönkkö, M. (2018). Statistical Inference with PLSc Using Bootstrap Confidence Intervals. *MIS Quarterly*, 42(3), 1001–1020. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2018/13587>
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-T](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T)
- Alzghaibi, H. (2025). Adoption barriers and facilitators of wearable health devices with AI integration: a patient-centred perspective. *Frontiers in Medicine*, 12. <https://doi.org/10.3389/fmed.2025.1557054>
- Arigo, D., Brown, M. M., Pasko, K., & Suls, J. (2020). Social Comparison Features in Physical Activity Promotion Apps: Scoping Meta-Review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(3), e15642. <https://doi.org/10.2196/15642>
- Attig, C., & Franke, T. (2019). I track, therefore I walk – Exploring the motivational costs of wearing activity trackers in actual users. *International Journal of Human-Computer Studies*, 127, 211–224. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2018.04.007>
- Aust, F., Diedenhofen, B., Ullrich, S., & Musch, J. (2013). Seriousness checks are useful to improve data validity in online research. *Behavior Research Methods*, 45(2), 527–535. <https://doi.org/10.3758/s13428-012-0265-2>
- Bandura, A. (2004). Health Promotion by Social Cognitive Means. *Health Education & Behavior*, 31(2), 143–164. <https://doi.org/10.1177/1090198104263660>
- Bandura, A. (2023). *Social Cognitive Theory* (D. Cervone, Ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781394259069>
- Barber, S., Hayhoe, B., Richardson, S., Norton, J., Karki, M., & El-Osta, A. (2025). Drivers and barriers to promoting self-care in individuals living with multiple long-term health conditions: a cross-sectional online survey of health and care professionals. *BMC Public Health*, 25(1), 884. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-21737-0>
- Baudier, P., Kondrateva, G., & Ammi, C. (2020). The future of Telemedicine Cabin? The case of the French students' acceptability. *Futures*, 122, 102595. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2020.102595>
- Beckett, D., Curtis, R., Szeto, K., & Maher, C. (2025). Changing User Experience of Wearable Activity Monitors Over 7 Years: Repeat Cross-Sectional Survey Study. *Journal of Medical Internet Research*, 27, e56251. <https://doi.org/10.2196/56251>
- Bianchi, C., Tuzovic, S., & Kuppelwieser, V. G. (2022). *Investigating the Drivers of Wearable Technology Adoption for Healthcare in South America*.

- Boldi, A., Silacci, A., Boldi, M.-O., Cherubini, M., Caon, M., Zufferey, N., Huguenin, K., & Rapp, A. (2024). Exploring the impact of commercial wearable activity trackers on body awareness and body representations: A mixed-methods study on self-tracking. *Computers in Human Behavior*, *151*, 108036. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.108036>
- Brickwood, K.-J., Watson, G., O'Brien, J., & Williams, A. D. (2019). Consumer-Based Wearable Activity Trackers Increase Physical Activity Participation: Systematic Review and Meta-Analysis. *JMIR mHealth and uHealth*, *7*(4), e11819. <https://doi.org/10.2196/11819>
- Buhrmester, M., Kwang, T., & Gosling, S. D. (2011). Amazon's Mechanical Turk. *Perspectives on Psychological Science*, *6*(1), 3–5. <https://doi.org/10.1177/1745691610393980>
- Carrión, G. C., Nitzl, C., & Roldán, J. L. (2017). Mediation Analyses in Partial Least Squares Structural Equation Modeling: Guidelines and Empirical Examples. Em *Partial Least Squares Path Modeling* (pp. 173–195). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-64069-3_8
- Cataldo, I., Burkauskas, J., Dores, A. R., Carvalho, I. P., Simonato, P., De Luca, I., Gómez-Martínez, M. Á., Melero Ventola, A. R., Demetrovics, Z., Szabo, A., Ábel, K. E., Shibata, M., Kobayashi, K., Fujiwara, H., Arroyo-Anlló, E. M., Martinotti, G., Barbosa, F., Griskova-Bulanova, I., Pranckeviciene, A., ... Corazza, O. (2022). An international cross-sectional investigation on social media, fitspiration content exposure, and related risks during the COVID-19 self-isolation period. *Journal of Psychiatric Research*, *148*, 34–44. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2022.01.032>
- Chan, A., Chan, D., Lee, H., Ng, C. C., & Yeo, A. H. L. (2022). Reporting adherence, validity and physical activity measures of wearable activity trackers in medical research: A systematic review. Em *International Journal of Medical Informatics* (Vol. 160). Elsevier Ireland Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2022.104696>
- Chandler, J., Mueller, P., & Paolacci, G. (2014). Nonnaïveté among Amazon Mechanical Turk workers: Consequences and solutions for behavioral researchers. *Behavior Research Methods*, *46*(1), 112–130. <https://doi.org/10.3758/s13428-013-0365-7>
- Chandrasekaran, R., Katthula, V., & Moustakas, E. (2020). Patterns of Use and Key Predictors for the Use of Wearable Health Care Devices by US Adults: Insights from a National Survey. *Journal of Medical Internet Research*, *22*(10), e22443. <https://doi.org/10.2196/22443>
- Chau, K. Y., Lam, M. H. S., Cheung, M. L., Tso, E. K. H., Flint, S. W., Broom, D. R., Tse, G., & Lee, K. Y. (2019). Smart technology for healthcare: Exploring the antecedents of adoption intention of healthcare wearable technology. *Health Psychology Research*, *7*(1). <https://doi.org/10.4081/hpr.2019.8099>
- Chen, Y., Yuan, J., Shi, L., Zhou, J., Wang, H., Li, C., Dong, E., & Zhao, L. (2024). Understanding the Role of Technology Anxiety in the Adoption of Digital Health Technologies (DHTs) by Older Adults with Chronic Diseases in Shanghai: An Extension of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) Model. *Healthcare*, *12*(14), 1421. <https://doi.org/10.3390/healthcare12141421>

- Cheung, M. L., Chau, K. Y., Lam, M. H. S., Tse, G., Ho, K. Y., Flint, S. W., Broom, D. R., Tso, E. K. H., & Lee, K. Y. (2019). Examining Consumers' Adoption of Wearable Healthcare Technology: The Role of Health Attributes. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *16*(13), 2257. <https://doi.org/10.3390/ijerph16132257>
- Choi, S. (2016). The flipside of ubiquitous connectivity enabled by smartphone-based social networking service: Social presence and privacy concern. *Computers in Human Behavior*, *65*, 325–333. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.08.039>
- Chuah, S. H.-W., Rauschnabel, P. A., Krey, N., Nguyen, B., Ramayah, T., & Lade, S. (2016). Wearable technologies: The role of usefulness and visibility in smartwatch adoption. *Computers in Human Behavior*, *65*, 276–284. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.07.047>
- Cloarec, J. (2020). The personalization–privacy paradox in the attention economy. *Technological Forecasting and Social Change*, *161*, 120299. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120299>
- Cohen, J. (2013). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Cuesta-López, I., Secades-Villa, R., & González-Roz, A. (2024). Feasibility and Effects of Using Physical Activity Trackers With People Who Use Substances: A Systematic Review. *Current Addiction Reports*, *11*(4), 713–723. <https://doi.org/10.1007/s40429-024-00573-z>
- Davis, F. D. (1989a). Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS Quarterly*, *13*(3), 319. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2000). The «What» and «Why» of Goal Pursuits: Human Needs and the Self-Determination of Behavior. *Psychological Inquiry*, *11*(4), 227–268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_01
- Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2008). Self-determination theory: A macrotheory of human motivation, development, and health. *Canadian Psychology / Psychologie canadienne*, *49*(3), 182–185. <https://doi.org/10.1037/a0012801>
- Deloitte. (2024). *Tech Companies Have a Trust Gap to Overcome—Especially With Women*. <https://deloitte.wsj.com/cmo/tech-companies-have-a-trust-gap-to-overcomeespecially-with-women-feba78e6>
- Douglas, B. D., Ewell, P. J., & Brauer, M. (2023). Data quality in online human-subjects research: Comparisons between MTurk, Prolific, CloudResearch, Qualtrics, and SONA. *PLOS ONE*, *18*(3), e0279720. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0279720>
- Egger, M., Florack, A., & Hübner, C. (2022). How placement affects brand preferences in advergames: A test of inhibition and facilitation processes during search. *Computers in Human Behavior*, *134*, 107328. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107328>
- El-Gayar, O., & Elnoshokaty, A. (2023). Factors and Design Features Influencing the Continued Use of Wearable Devices. *Journal of Healthcare Informatics Research*, *7*(3), 359–385. <https://doi.org/10.1007/s41666-023-00135-4>

- Fardouly, J., Diedrichs, P. C., Vartanian, L. R., & Halliwell, E. (2015). Social comparisons on social media: The impact of Facebook on young women's body image concerns and mood. *Body Image, 13*, 38–45. <https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2014.12.002>
- Feng, S., Mäntymäki, M., Dhir, A., & Salmela, H. (2021). How Self-tracking and the Quantified Self Promote Health and Well-being: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research, 23*(9), e25171. <https://doi.org/10.2196/25171>
- Ferguson, T., Olds, T., Curtis, R., Blake, H., Crozier, A. J., Dankiw, K., Dumuid, D., Kasai, D., O'Connor, E., Virgara, R., & Maher, C. (2022). Effectiveness of wearable activity trackers to increase physical activity and improve health: a systematic review of systematic reviews and meta-analyses. *The Lancet Digital Health, 4*(8), e615–e626. [https://doi.org/10.1016/S2589-7500\(22\)00111-X](https://doi.org/10.1016/S2589-7500(22)00111-X)
- Festinger, L. (1954). A Theory of Social Comparison Processes. *Human Relations, 7*(2), 117–140. <https://doi.org/10.1177/001872675400700202>
- Forkus, S. R., Contractor, A. A., Goncharenko, S., Goldstein, S. C., & Weiss, N. H. (2023). Online crowdsourcing to study trauma and mental health symptoms in military populations: A case for Amazon's Mechanical Turk (MTurk) platform. *Psychological Trauma: Theory, Research, Practice, and Policy, 15*(8), 1238–1247. <https://doi.org/10.1037/tra0001235>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error: Algebra and Statistics. *Journal of Marketing Research, 18*(3), 382. <https://doi.org/10.2307/3150980>
- Foroughi, B., Iranmanesh, M., Yadegaridehkordi, E., Wen, J., Ghobakhloo, M., Senali, M. G., & Annamalai, N. (2025). Factors Affecting the Use of <scp>ChatGPT</scp> for Obtaining Shopping Information. *International Journal of Consumer Studies, 49*(1). <https://doi.org/10.1111/ijcs.70008>
- Franke, G., & Sarstedt, M. (2019). Heuristics versus statistics in discriminant validity testing: a comparison of four procedures. *Internet Research, 29*(3), 430–447. <https://doi.org/10.1108/IntR-12-2017-0515>
- Fredrickson, B. L., & Roberts, T.-A. (1997). Objectification Theory: Toward Understanding Women's Lived Experiences and Mental Health Risks. *Psychology of Women Quarterly, 21*(2), 173–206. <https://doi.org/10.1111/j.1471-6402.1997.tb00108.x>
- Gao, Y., Li, H., & Luo, Y. (2015). An empirical study of wearable technology acceptance in healthcare. *Industrial Management & Data Systems, 115*(9), 1704–1723. <https://doi.org/10.1108/IMDS-03-2015-0087>
- Guimarães, P. C. da F., Cristo, L. B. de, Monteiro, M. E. P., Rebelatto, J. L., Peron, G. de S., Rayel, O. K., & Moritz, G. L. (2025). Deep Learning for Real-Time PPE Usage Monitoring Using Wearable IMU Sensors. *IEEE Access, 13*, 82492–82502. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3567871>
- Hair, J. F., Howard, M. C., & Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research, 109*, 101–110. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.069>

- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2021). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-80519-7>
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a Silver Bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139–152. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679190202>
- Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- Hauser, D. J., & Schwarz, N. (2016). Attentive Turkers: MTurk participants perform better on online attention checks than do subject pool participants. *Behavior Research Methods*, 48(1), 400–407. <https://doi.org/10.3758/s13428-015-0578-z>
- Hayes, A. F. (2015). An Index and Test of Linear Moderated Mediation. *Multivariate Behavioral Research*, 50(1), 1–22. <https://doi.org/10.1080/00273171.2014.962683>
- Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines. *Industrial Management & Data Systems*, 116(1), 2–20. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2015-0382>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). *The use of partial least squares path modeling in international marketing* (pp. 277–319). [https://doi.org/10.1108/S1474-7979\(2009\)0000020014](https://doi.org/10.1108/S1474-7979(2009)0000020014)
- Hermesen, S., Moons, J., Kerkhof, P., Wiekens, C., & De Groot, M. (2017). Determinants for Sustained Use of an Activity Tracker: Observational Study. *JMIR mHealth and uHealth*, 5(10), e164. <https://doi.org/10.2196/mhealth.7311>
- Hochheimer, C. J., Sabo, R. T., Krist, A. H., Day, T., Cyrus, J., & Woolf, S. H. (2016). Methods for Evaluating Respondent Attrition in Web-Based Surveys. *Journal of Medical Internet Research*, 18(11), e301. <https://doi.org/10.2196/jmir.6342>
- Hruby, G. W., Rasmussen, L. V., Hanauer, D., Patel, V. L., Cimino, J. J., & Weng, C. (2016). A multi-site cognitive task analysis for biomedical query mediation. *International Journal of Medical Informatics*, 93, 74–84. <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2016.06.006>
- Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1–55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>
- Huang, J. L., Curran, P. G., Keeney, J., Poposki, E. M., & DeShon, R. P. (2012). Detecting and Detering Insufficient Effort Responding to Surveys. *Journal of Business and Psychology*, 27(1), 99–114. <https://doi.org/10.1007/s10869-011-9231-8>

- Huang, K.-H., Yu, T. H.-K., & Lee, C. fang. (2022). Adoption model of healthcare wearable devices. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121286. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121286>
- Hydari, M. Z., Adjerid, I., & Striegel, A. D. (2023). Health Wearables, Gamification, and Healthful Activity. *Management Science*, 69(7), 3920–3938. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.4581>
- James, T. L., Whelan, E., & Conboy, K. (2025). Is Fitness Technology-Facilitated Social Comparison the Thief of Well-Being? The Mediating Role of Social Comparison on the Relationships Between Passion and Performance Self-Esteem. *Information Systems Research*. <https://doi.org/10.1287/isre.2021.0083>
- Jeng, M. Y., Pai, F. Y., & Yeh, T. M. (2022). Antecedents for Older Adults' Intention to Use Smart Health Wearable Devices-Technology Anxiety as a Moderator. *Behavioral Sciences*, 12(4). <https://doi.org/10.3390/bs12040114>
- Jöreskog, K. G. (1971). Simultaneous Factor Analysis in Several Populations. *Psychometrika*, 36(4), 409–426. <https://doi.org/10.1007/BF02291366>
- Kettunen, E., Kari, T., Critchley, W., & Frank, L. (2023). Critical experiences with sport and wellness technology digital coach—differences between young adults and young elderly. *Behaviour and Information Technology*. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2023.2267692>
- Kim, B., Hong, S., & Kim, S. (2021). Introducing an Integrated Model of Adults' Wearable Activity Tracker Use and Obesity Information-Seeking Behaviors From a National Quota Sample Survey. *JMIR Formative Research*, 5(9), e23237. <https://doi.org/10.2196/23237>
- Kim, H.-M. (2022). Social comparison of fitness social media postings by fitness app users. *Computers in Human Behavior*, 131, 107204. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107204>
- Kock, N. (2015). Common Method Bias in PLS-SEM. *International Journal of e-Collaboration*, 11(4), 1–10. <https://doi.org/10.4018/ijec.2015100101>
- Kowatsch, T., Schachner, T., Harperink, S., Barata, F., Dittler, U., Xiao, G., Stanger, C., v Wangenheim, F., Fleisch, E., Oswald, H., & Möller, A. (2021). Conversational Agents as Mediating Social Actors in Chronic Disease Management Involving Health Care Professionals, Patients, and Family Members: Multisite Single-Arm Feasibility Study. *Journal of Medical Internet Research*, 23(2), e25060. <https://doi.org/10.2196/25060>
- Kwarteng, M. A., Ntsiful, A., Osakwe, C. N., Jibril, A. B., & Chovancova, M. (2023). Cultural influences on future transportation technology usage: The role of personal innovativeness, technology anxiety and desire. *International Journal of Consumer Studies*, 47(2), 629–651. <https://doi.org/10.1111/ijcs.12854>
- Lee, S. M., & Lee, D. (2020). Healthcare wearable devices: an analysis of key factors for continuous use intention. *Service Business*, 14(4), 503–531. <https://doi.org/10.1007/s11628-020-00428-3>

- Li, Z., Du, N., Wang, B., & Oteng-Darko, C. (2022). Impact of social influence on users' continuance intention toward sports and fitness applications. *Frontiers in Public Health*, *10*. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1031520>
- Lindell, M. K., & Whitney, D. J. (2001). Accounting for common method variance in cross-sectional research designs. *Journal of Applied Psychology*, *86*(1), 114–121. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.86.1.114>
- Mabe, A. G., Forney, K. J., & Keel, P. K. (2014). Do you “like” my photo? Facebook use maintains eating disorder risk. *International Journal of Eating Disorders*, *47*(5), 516–523. <https://doi.org/10.1002/eat.22254>
- Malta, K., Glickman, C., Hunter, K., & McBride, A. (2025). Comparing the impact of online and in-person active learning in preclinical medical education. *BMC Medical Education*, *25*(1). <https://doi.org/10.1186/s12909-025-06846-z>
- Markey, C. H., August, K. J., Malik, D., & Richeson, A. (2025). Body image and interest in GLP-1 weight loss medications. *Body Image*, *53*. <https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2025.101890>
- Maxwell, S. E., & Cole, D. A. (2007). Bias in cross-sectional analyses of longitudinal mediation. *Psychological Methods*, *12*(1), 23–44. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.12.1.23>
- McKinley, N. M., & Hyde, J. S. (1996). The Objectified Body Consciousness Scale. *Psychology of Women Quarterly*, *20*(2), 181–215. <https://doi.org/10.1111/j.1471-6402.1996.tb00467.x>
- Meade, A. W., & Craig, S. B. (2012). Identifying careless responses in survey data. *Psychological Methods*, *17*(3), 437–455. <https://doi.org/10.1037/a0028085>
- Moore, G. C., & Benbasat, I. (1991). Development of an Instrument to Measure the Perceptions of Adopting an Information Technology Innovation. *Information Systems Research*, *2*(3), 192–222. <https://doi.org/10.1287/isre.2.3.192>
- Moradi, B., & Huang, Y.-P. (2008). Objectification Theory and Psychology of Women: A Decade of Advances and Future Directions. *Psychology of Women Quarterly*, *32*(4), 377–398. <https://doi.org/10.1111/j.1471-6402.2008.00452.x>
- Nastasi, J. A., Curry, E. M., Martinez, R. E., Arigo, D., & Raiff, B. R. (2022). Stepping Up: An Evaluation of Social Comparison of Physical Activity During Fitbit Challenges. *Journal of Technology in Behavioral Science*, *7*(3), 265–276. <https://doi.org/10.1007/s41347-022-00241-x>
- Nitzl, C., Roldan, J. L., & Cepeda, G. (2016). Mediation analysis in partial least squares path modeling. *Industrial Management & Data Systems*, *116*(9), 1849–1864. <https://doi.org/10.1108/IMDS-07-2015-0302>
- Ntoumanis, N., Ng, J. Y. Y., Prestwich, A., Quested, E., Hancox, J. E., Thøgersen-Ntoumani, C., Deci, E. L., Ryan, R. M., Lonsdale, C., & Williams, G. C. (2021). A meta-analysis of self-determination theory-informed intervention studies in the health domain: effects

- on motivation, health behavior, physical, and psychological health. *Health Psychology Review*, 15(2), 214–244. <https://doi.org/10.1080/17437199.2020.1718529>
- Nuss, K., Moore, K., Nelson, T., & Li, K. (2021). Effects of Motivational Interviewing and Wearable Fitness Trackers on Motivation and Physical Activity: A Systematic Review. *American Journal of Health Promotion*, 35(2), 226–235. <https://doi.org/10.1177/0890117120939030>
- Oudat, Q., & Bakas, T. (2023). Merits and Pitfalls of Social Media as a Platform for Recruitment of Study Participants. *Journal of Medical Internet Research*, 25, e47705. <https://doi.org/10.2196/47705>
- Palan, S., & Schitter, C. (2018). Prolific.ac—A subject pool for online experiments. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, 17, 22–27. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2017.12.004>
- Pan, Y., Ruan, Y., Chang, M., Lyu, D., & Li, Y. (2024). Read or skip privacy policies when installing apps on wearable devices: the roles of perceived necessity and threat clues. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1). <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02989-4>
- Papathomas, A., Petrie, T., Moesch, K., & Newman, H. J. H. (2025). Body image experiences in retired Olympians: Losing the embodied self. *Psychology of Sport and Exercise*, 77. <https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2024.102792>
- Patel, M. S., Small, D. S., Harrison, J. D., Fortunato, M. P., Oon, A. L., Rareshide, C. A. L., Reh, G., Schwartz, G., Guszczka, J., Steier, D., Kalra, P., & Hilbert, V. (2019). Effectiveness of Behaviorally Designed Gamification Interventions With Social Incentives for Increasing Physical Activity Among Overweight and Obese Adults Across the United States. *JAMA Internal Medicine*, 179(12), 1624. <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2019.3505>
- Pathiravasan, C. H., Zhang, Y., Wang, X., Trinquart, L., Benjamin, E. J., Borrelli, B., McManus, D. D., Kheterpal, V., Lin, H., Spartano, N. L., Schramm, E., Liu, C., & Murabito, J. M. (2022). Factors associated with long-term use of digital devices in the electronic Framingham Heart Study. *npj Digital Medicine*, 5(1), 195. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00735-1>
- Pearl, D., Intriligator, J., & Liu, X. (2025). *Seamless Integration: The Evolution, Design, and Future Impact of Wearable Technology*.
- Peer, E., Brandimarte, L., Samat, S., & Acquisti, A. (2017). Beyond the Turk: Alternative platforms for crowdsourcing behavioral research. *Journal of Experimental Social Psychology*, 70, 153–163. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2017.01.006>
- Peer, E., Rothschild, D., Gordon, A., Evernden, Z., & Damer, E. (2021). Data quality of platforms and panels for online behavioral research. *Behavior Research Methods*, 54(4), 1643–1662. <https://doi.org/10.3758/s13428-021-01694-3>
- Peng, C.-T., Wu, T.-Y., Chen, Y., & Atkin, D. J. (2019). Comparing and modeling via social media: The social influences of fitspiration on male instagram users' work out

- intention. *Computers in Human Behavior*, 99, 156–167.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.05.011>
- Pennington, N., & Dam, L. (2023). Social interaction, support preferences, and the use of wearable health trackers. *Frontiers in Communication*, 8.
<https://doi.org/10.3389/fcomm.2023.1256452>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903.
<https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879>
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., & Podsakoff, N. P. (2012). Sources of Method Bias in Social Science Research and Recommendations on How to Control It. *Annual Review of Psychology*, 63(1), 539–569. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120710-100452>
- Prichard, I., Kavanagh, E., Mulgrew, K. E., Lim, M. S. C., & Tiggemann, M. (2020). The effect of Instagram #fitspiration images on young women's mood, body image, and exercise behaviour. *Body Image*, 33, 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2020.02.002>
- Prichard, I., McLachlan, A. C., Lavis, T., & Tiggemann, M. (2018). The Impact of Different Forms of #fitspiration Imagery on Body Image, Mood, and Self-Objectification among Young Women. *Sex Roles*, 78(11–12), 789–798. <https://doi.org/10.1007/s11199-017-0830-3>
- Rauschnabel, P. A., & Ro, Y. K. (2016). Augmented reality smart glasses: an investigation of technology acceptance drivers. *International Journal of Technology Marketing*, 11(2), 123. <https://doi.org/10.1504/IJTMKT.2016.075690>
- Rigdon, E. E. (2012). Rethinking Partial Least Squares Path Modeling: In Praise of Simple Methods. *Long Range Planning*, 45(5–6), 341–358.
<https://doi.org/10.1016/j.lrp.2012.09.010>
- Rönkkö, M., Lee, N., Evermann, J., McIntosh, C., & Antonakis, J. (2023). Marketing or methodology? Exposing the fallacies of PLS with simple demonstrations. *European Journal of Marketing*, 57(6), 1597–1617. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2021-0099>
- Ruhayati, Y., Rahayu, N. I., Muktiarni, M., Suherman, A., Jajat, J., Sultoni, K., Ismail, A., & Mupita, J. (2025). Technology Support for Health-Promoting Lifestyle: Development and Testing. *Journal of Advanced Research in Applied Sciences and Engineering Technology*, 48(2), 251–270. <https://doi.org/10.37934/araset.48.2.251270>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Nitzl, C., Ringle, C. M., & Howard, M. C. (2020). Beyond a tandem analysis of SEM and PROCESS: Use of PLS-SEM for mediation analyses! *International Journal of Market Research*, 62(3), 288–299. <https://doi.org/10.1177/1470785320915686>
- Sarstedt, M., Hair, J. F., Pick, M., Liengaard, B. D., Radomir, L., & Ringle, C. M. (2022). Progress in partial least squares structural equation modeling use in marketing research in the last decade. *Psychology & Marketing*, 39(5), 1035–1064.
<https://doi.org/10.1002/mar.21640>

- Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Hair, J. F. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling. In *Handbook of Market Research* (pp. 587–632). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-57413-4_15
- Scudds, A., & Lasikiewicz, N. (2024). WAT's up? Exploring the Impact of Wearable Activity Trackers on Physical Activity and Wellbeing: A Systematic Research Review. *Journal of Technology in Behavioral Science*. <https://doi.org/10.1007/s41347-024-00442-6>
- Sharon, T., & Zandbergen, D. (2017). From data fetishism to quantifying selves: Self-tracking practices and the other values of data. *New Media & Society*, 19(11), 1695–1709. <https://doi.org/10.1177/1461444816636090>
- Sheppard, B. H., Hartwick, J., & Warshaw, P. R. (1988). The Theory of Reasoned Action: A Meta-Analysis of Past Research with Recommendations for Modifications and Future Research. *Journal of Consumer Research*, 15(3), 325. <https://doi.org/10.1086/209170>
- Shin, G., Jarrahi, M. H., Fei, Y., Karami, A., Gafinowitz, N., Byun, A., & Lu, X. (2019). Wearable activity trackers, accuracy, adoption, acceptance and health impact: A systematic literature review. *Journal of Biomedical Informatics*, 93, 103153. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103153>
- Shmueli, G., Ray, S., Velasquez Estrada, J. M., & Chatla, S. B. (2016). The elephant in the room: Predictive performance of PLS models. *Journal of Business Research*, 69(10), 4552–4564. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.03.049>
- Shmueli, G., Sarstedt, M., Hair, J. F., Cheah, J.-H., Ting, H., Vaithilingam, S., & Ringle, C. M. (2019). Predictive model assessment in PLS-SEM: guidelines for using PLSpredict. *European Journal of Marketing*, 53(11), 2322–2347. <https://doi.org/10.1108/EJM-02-2019-0189>
- Shmueli, & Koppius. (2011). Predictive Analytics in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 35(3), 553. <https://doi.org/10.2307/23042796>
- Shrout, P. E., & Bolger, N. (2002). Mediation in experimental and nonexperimental studies: New procedures and recommendations. *Psychological Methods*, 7(4), 422–445. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.7.4.422>
- Southcott, E., & Jooste, J. (2024). Unveiling the Impact of Mobile Fitness Applications on Motivational Orientation in Sustaining Exercise Behaviors: A Qualitative Investigation. *Physical Culture and Sport, Studies and Research*, 103(1), 1–14. <https://doi.org/10.2478/pcssr-2024-0008>
- Spathis, D., Perez-Pozuelo, I., Gonzales, T. I., Wu, Y., Brage, S., Wareham, N., & Mascolo, C. (2022). Longitudinal cardio-respiratory fitness prediction through wearables in free-living environments. *npj Digital Medicine*, 5(1), 176. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00719-1>
- Statista. (2024). *Fitness Trackers*. <https://www.statista.com/study/35598/fitness-and-activity-tracker/>

- Sun, H., & Gu, C. (2024). Understanding Determinants of End-User's Continuance Intention on Fitness Wearable Technology. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(3), 537–557. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2124360>
- Sun, Y., & Nakajima, T. (2023). Mitigating Technological Anxiety through the Application of Natural Interaction in Mixed Reality Systems. *Future Internet*, 15(6). <https://doi.org/10.3390/fi15060216>
- Sundar, S. S., Kang, J., & Oprean, D. (2017). Being There in the Midst of the Story: How Immersive Journalism Affects Our Perceptions and Cognitions. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 20(11), 672–682. <https://doi.org/10.1089/cyber.2017.0271>
- Taylor, S., & Todd, P. A. (1995). Understanding Information Technology Usage: A Test of Competing Models. *Information Systems Research*, 6(2), 144–176. <https://doi.org/10.1287/isre.6.2.144>
- Thompson, R. L., Higgins, C. A., & Howell, J. M. (1991). Personal Computing: Toward a Conceptual Model of Utilization. *MIS Quarterly*, 15(1), 125. <https://doi.org/10.2307/249443>
- Tiggemann, M., & Zaccardo, M. (2015). «Exercise to be fit, not skinny»: The effect of fitpiration imagery on women's body image. *Body Image*, 15, 61–67. <https://doi.org/10.1016/j.bodyim.2015.06.003>
- Tsai, J.-M., Hung, S.-W., & Lin, G.-T. (2022). Continued usage of smart wearable devices (SWDs): cross-level analysis of gamification and network externality. *Electronic Markets*, 32(3), 1661–1676. <https://doi.org/10.1007/s12525-022-00575-7>
- Venkatesh, Morris, Davis, & Davis. (2003). User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly*, 27(3), 425. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Venkatesh, Thong, & Xu. (2012). Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. *MIS Quarterly*, 36(1), 157. <https://doi.org/10.2307/41410412>
- Venkatesh, V., Thong, J., & Xu, X. (2016). Unified Theory of Acceptance and Use of Technology: A Synthesis and the Road Ahead. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328–376. <https://doi.org/10.17705/1jais.00428>
- Voorhees, C. M., Brady, M. K., Calantone, R., & Ramirez, E. (2016). Discriminant validity testing in marketing: an analysis, causes for concern, and proposed remedies. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44(1), 119–134. <https://doi.org/10.1007/s11747-015-0455-4>
- Wang, Z., Fang, D., Liu, X., Zhang, L., Duan, H., Wang, C., & Guo, K. (2023). Consumer Acceptance of Sports Wearables: The Role of Products Attributes. *SAGE Open*, 13(3). <https://doi.org/10.1177/21582440231182653>
- Wiesner, M., Zowalla, R., Suleder, J., Westers, M., & Pobiruchin, M. (2018). Technology Adoption, Motivational Aspects, and Privacy Concerns of Wearables in the German

Running Community: Field Study. *JMIR mHealth and uHealth*, 6(12), e201.
<https://doi.org/10.2196/mhealth.9623>

Williams, L. J., Hartman, N., & Cavazotte, F. (2010). Method Variance and Marker Variables: A Review and Comprehensive CFA Marker Technique. *Organizational Research Methods*, 13(3), 477–514. <https://doi.org/10.1177/1094428110366036>

Wright, A. L., Willett, Y. J., Ferron, E. M., Kumarasamy, V., Lem, S. M., & Ahmed, O. (2024). Using Social Media to Recruit Participants in Health Care Research: Case Study. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e51751. <https://doi.org/10.2196/51751>

Yang, H., Yu, J., Zo, H., & Choi, M. (2016). User acceptance of wearable devices: An extended perspective of perceived value. *Telematics and Informatics*, 33(2), 256–269. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2015.08.007>

Zahrt, O. H., Evans, K., Murnane, E., Santoro, E., Baiocchi, M., Landay, J., Delp, S., & Crum, A. (2023). Effects of Wearable Fitness Trackers and Activity Adequacy Mindsets on Affect, Behavior, and Health: Longitudinal Randomized Controlled Trial. *Journal of Medical Internet Research*, 25, e40529. <https://doi.org/10.2196/40529>

Zhao, X., Lynch, J. G., & Chen, Q. (2010). Reconsidering Baron and Kenny: Myths and Truths about Mediation Analysis. *Journal of Consumer Research*, 37(2), 197–206. <https://doi.org/10.1086/651257>