

# Predição de carga mecânica por meio de dados de acelerometria durante caminhada e corrida

# Autores

Lucas Veras<sup>1,2</sup>; Florêncio Diniz-Sousa<sup>1,2</sup>; Giorjines Boppre<sup>1,2</sup>; Vítor Devezas<sup>3</sup>; Hugo Santos-Sousa<sup>3</sup>; John Preto<sup>3</sup>; Leandro Machado<sup>4,5</sup>; José Oliveira<sup>1,2</sup>; Hélder Fonseca<sup>1,2</sup>

# lucasdsveras@gmail.com

# Resumo

Objetivo: desenvolver equações para predição do pico das forças de reação do solo (pFRS) e da taxa de carregamento (pTC) durante caminhada e corrida baseadas em acelerometria. Métodos: 64 indivíduos (45 mulheres; 84,6±21,7kg) caminharam e correram a diferentes velocidades (2-14km·h<sup>-1</sup>) num tapete rolante equipado com plataformas de força utilizando acelerómetros: i) no tornozelo, ii) região lombar e iii) anca. Foram desenvolvidas equações de regressão para predizer o pFRS e o pTC a partir dos dados de acelerometria e confrontadas com os valores obtidos nas plataformas de força. O método de leave-one-out cross-validation foi usado para calcular a exatidão da predição e para construir gráficos de Bland-Altman. A performance da nossa equação de predição do pFRS foi também comparada com uma equação de referência publicada anteriormente. Resultados: A massa corporal e o pico de aceleração foram incluídos na predição do pFRS enquanto a massa corporal e o pico da taxa de aceleração foram incluídos na predição do pTC. Todos os coeficientes de determinação das equações de predição do pFRS foram superiores a 0,98 observando-se uma boa concordância entre pFRS real e predito, com um erro percentual absoluto médio (EPAM) inferior a 6,1%. Os índices de exatidão das nossas equações revelaram um desempenho superior ao das equações existentes na literatura. As equações de predição do pTC apresentaram menor exatidão comparativamente às desenvolvidas para predição do pFRS. Conclusão: O pFRS da caminhada e corrida pode ser eficazmente predito através de equações baseadas em acelerometria, representando uma estratégia fácil de determinação

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> CIAFEL - Centro de Investigação em Atividade Física, Saúde e Lazer, Faculdade de Desporto da Universidade do Porto

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup> ITR - Laboratório para a Investigação Integrativa e Translacional em Saúde Populacional

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup> Departamento de Cirurgia Geral, Centro Hospitalar Universitário São João

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup> CIFI2D - Centro de Investigação, Formação, Inovação e Intervenção em Desporto, Faculdade de Desporto da Universidade do Porto

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup> LABIOMEP - Laboratório de Biomecânica do Porto



da carga mecânica em condições de vida real. As equações de predição de pTC produziram exatidão insatisfatória.

Palavras-chave: Monitor de atividade; Plataformas de força; Carga mecânica

# Introdução

A carga mecânica decorrente da atividade física desempenha um papel fundamental na saúde óssea (1,2). No entanto, nem todas as formas de estimulação mecânica são igualmente osteogênicas já que diferenças em variáveis como magnitude, taxa de aplicação, frequência de estimulação e volume da carga podem produzir respostas ósseas substancialmente diferentes (1,3). Portanto, a correta avaliação das características da carga mecânica é determinante para otimizar a resposta óssea ao estímulo físico, nomeadamente em contextos de reabilitação de doentes com osteoporose. No entanto, uma limitação neste contexto é que a avaliação da carga mecânica geralmente é realizada apenas em condições laboratoriais.

As plataformas de força (PF) são o método de referência para medição de forças de reação do solo (FRS) (4). Porém, o seu elevado custo, dificuldade na análise de dados, e a necessidade de um espaço interior dedicado dificultam sua aplicação em condições de vida diária. Os acelerómetros, devido à sua portabilidade, baixo custo e confiabilidade, são amplamente utilizados para medir objetivamente a atividade física (5,6). Contudo, apenas recentemente foram propostos como candidatos à predição de variáveis de carga gravitacional (7–11). Devido à necessidade de avaliar a carga mecânica em ambientes não laboratoriais para a monitoração e prescrição da atividade física e exercício com vista à melhoria da saúde óssea, é necessário que modelos de predição de carga mecânica das atividades da vida diária mais comuns, como caminhada, corrida e saltos, sejam adequadamente desenvolvidos e validados.

A (FRS) é indiscutivelmente a variável de carga mecânica mais estudada e mais frequentemente relacionada com as adaptações ósseas ao exercício (1,12,13). Devido à sua importância, estudos prévios já desenvolveram equações de predição de pico de FRS (pFRS) baseadas em dados de acelerometria em várias populações, como crianças (7), adultos (8,9), doentes com obesidade (11) e militares (10).



Contudo, a maioria desses estudos incluiu apenas atividades de baixa carga gravitacional. Adicionalmente, para além da magnitude, a taxa de carregamento (TC) é outra variável da carga crucial para a adaptação óssea ao exercício (14) e que pode ser potencialmente predita por acelerometria, mas com exatidão aparentemente menor comparativamente ao pFRS (8,11). Adicionalmente, a predição de pico de TC (pTC) através de acelerometria foi apenas testada em caminhada.

Portanto, devido ao elevado interesse e potencialidade que um método exato para avaliação da carga mecânica em condições de vida real teria no sentido de permitir de forma simples a monitorização das cargas mecânicas para promoção da saúde óssea em doentes em risco de fratura, o objetivo deste estudo foi desenvolver modelos de predição do pFRS e pTC com base em dados de acelerómetros durante caminhada e corrida em diferentes velocidades.

# Metodologia

Uma amostra de 64 adultos (19 homens; 34,9±11,6 anos; 162,8±9,6 cm; 84,6±21,7 kg; 32,3±9,3 kg·m<sup>-2</sup>; média ± desvio padrão) sem limitações neurológicas ou musculosqueléticas foi recrutada. Todos os participantes foram informados do objetivo e do protocolo de estudo e deram o seu consentimento. O protocolo do estudo foi aprovado por uma Comissão de Ética (CES 192-14).

A recolha de dados de FRS foi realizada num tapete rolante instrumentado com PF (AMTI Corporation). Previamente ao início da avaliação, os participantes tiveram um período de familiarização com o equipamento. O protocolo de avaliação consistiu em caminhada e corrida em 13 velocidades incrementais entre 2 e 14 km·h<sup>-1</sup> com incrementos de 1 km·h<sup>-1</sup>, com a corrida a começar aos 7 km·h<sup>-1</sup>. Durante a avaliação foram continuamente dadas indicações acerca da localização dos apoios no tapete rolante para garantir o contacto de apenas um pé em cada PF. Simultaneamente, os participantes usaram três monitores de atividade (GT9X Link; ActiGraph): i) lado direito da anca, ii) região lombar e iii) tornozelo direito. Os monitores de atividade utilizados incorporam acelerómetros triaxiais primários e secundários. Como é aplicado um filtro



proprietário aos dados brutos do acelerómetro primário, apenas os dados do acelerómetro secundário foram utilizados.

Os dados das PF e dos acelerómetros foram coletados a uma frequência de amostragem de 1000Hz e 100Hz, respetivamente, e operados através do software fornecido pelo fabricante (PF: Netforce versão 3.5.1; AMTI Corporation; acelerómetros: ActiLife versão 6.13.3; Actigraph). Os sinais brutos de FRS (em N) e aceleração (AC; em unidades de AC gravitacionais; 1g=9,81 m s<sup>-2</sup>) dos vetores x, y e z foram posteriormente exportados para arquivos de texto e processados por MATLAB (Versão 2019a, Mathworks). Ambos os sinais (FRS e AC) foram filtrados com um filtro Butterworth low-pass de 4ª ordem, com frequência de corte de 20Hz e o seu vetor resultante calculado. Em seguida, os valores de pico de AC (pAC) foram definidos com uma altura mínima de duas vezes a média da AC, durante uma dada velocidade e uma separação mínima 0,4 segundos. Os sinais de FRS e AC foram ajustados através do tempo pelo relógio dos sistemas, com correção manual baseada em inspeção visual e sincronizados pelo máximo coeficiente de correlação cruzada. O pico de FRS (pFRS) foi determinado como o valor mais alto 0,4 segundos antes e depois de cada pAC. As taxas de alteração no tempo, TC para a FRS e a taxa de AC (TA) para a AC, foram calculadas através de uma derivada centrada desde o início do contacto do pé com o solo até ao pFRS. O pTC e o pico da TA (pTA) foram definidos como o valor máximo na matriz.

As regiões de interesse para a análise dos dados foram selecionadas manualmente onde os padrões de locomoção eram constantes, o que correspondia a períodos de 20-45 segundos, aproximadamente. Em seguida, as médias dos pFRS, pAC, pTC e pTA da resultante e seu componente vertical para cada participante em cada velocidade foram extraídas e utilizadas nas análises restantes.

As análises estatísticas foram conduzidas usando o software estatístico R (versão 4.0.4, R Foundation). O valor estatisticamente significativo foi definido como α=0,05. As equações de regressão para a predição do pFRS e pTC em cada vetor e cada posicionamento do acelerometro (tornozelo, região lombar e anca) foram desenvolvidas através de modelos lineares mistos. A massa corporal (kg) foi testada como preditor em todos os modelos. Adicionalmente, o pAC e o pTA foram também testados como preditores nos modelos de pFRS e pTC, respetivamente. Todos os



preditores foram testados como efeitos fixos e mostraram-se significativos. Sujeito e velocidade foram testados como efeitos aleatórios e a sua inclusão melhorou os modelos. Os modelos finais foram escolhidos de acordo com os valores de -2 *log-likelihood* (15).

Os modelos foram validados através do método de *leave-one-out cross-validation* (16). Para isso, os dados de cada participante foram separados num conjunto de dados de teste (um participante por vez) sendo os restantes dados usados para desenvolver novos modelos lineares mistos com os mesmos preditores e variáveis dependentes determinadas para toda a amostra. Em seguida, estes novos modelos foram usados para predizer os valores dos participantes no conjunto de dados de teste. Esse processo foi repetido para todos os participantes (64 vezes). Os dados do conjunto de dados de teste foram utilizados na análise estatística restante.

Para avaliar a exatidão da predição dos modelos, foram calculados o erro absoluto médio (EAM), o erro percentual absoluto médio (EPAM) e a raiz do erro quadrático médio (REQM). Embora não haja um limite padrão que defina um erro aceitável para a predição de carga mecânica, com base em estudos anteriores, considerou-se um EPAM <8% como predição exata (8,9,17). A concordância entre os métodos foi também avaliada através de gráficos de Bland-Altman traçando a diferença entre os valores reais (medidos pelas PF) e preditos contra sua média. O viés foi calculado como a média dessas diferenças e os limites de concordância foram obtidos usando  $\pm 1,96$  desvio padrão da média entre os valores reais e preditos (18). Essas análises foram conduzidas separadamente para os dados de cada posicionamento do acelerómetro e variável dependente.

Por último, a equação de predição do pFRS desenvolvida foi comparada com uma equação de referência publicada anteriormente (9) e que foi desenvolvida usando métodos semelhantes. Essa comparação foi realizada de três formas: i) com toda a amostra; ii) com uma subamostra incluindo apenas caminhada; iii) com uma subamostra incluindo apenas caminhada; iii) com uma subamostra incluindo apenas corrida. Para avaliar a exatidão da predição, EAM, EPAM e REQM foram calculados usando os valores de pFRS preditos de ambas as equações. Nenhuma equação de predição pTC adequada para ser comparada com a nossa foi encontrada.



# Resultados

A Tabela 1 mostra os coeficientes de regressão, R<sup>2</sup> e os índices de exatidão dos vários modelos de predição de carga mecânica derivados de todos os posicionamentos e vetores explorados. Em todos os modelos de predição do pFRS, os valores de R<sup>2</sup> foram iguais a 0,98, o que mostra que os modelos explicam grande parte da variância dos dados. Além disso, o EAM variou entre 69,5N e 82,4N, e o EPAM de 5,4% a 6,1%, que é um erro menor do que as equações publicadas anteriormente (8,9) e semelhante ao erro das equações publicadas anteriormente pelo nosso grupo unicamente para caminhada (11). De todas as equações de predição de pFRS desenvolvidas, aquela que é baseada em acelerómetros posicionados na anca e no vetor resultante foi a que mostrou um desempenho melhor, com um R<sup>2</sup> de 0,98 e o EAM (69,5N), EPAM (5,4%) e REQM (89,6 N).

A performance das equações de predição da pTC foi consideravelmente inferior à das equações de predição do pFRS. Os valores dos índices de exatidão também foram piores do que as equações de predição do pTC publicadas anteriormente, nomeadamente pelo nosso grupo (8,11). Contudo, em ambos os estudos, as equações foram apenas validadas para caminhada. A equação do pTC com menor erro de predição foi obtida a partir dos acelerómetros posicionados na região lombar e do vetor resultante, com R<sup>2</sup> de 0,86 e EAM, EPAM e REQM de 3685,5N, 27,7% e 5249,2N, respetivamente.

Os gráficos de Bland-Altman para pFRS e pTC podem ser vistos nas Figuras 1 e 2. Os valores para todas as equações de predição do pFRS e pTC desenvolvidas tenderam a agrupar-se em torno de zero e entre os limites de concordância definidos. Para as equações do pFRS, uma tendência a maior dispersão pode ser observada nas magnitudes mais altas, que correspondem às velocidades de corrida e sobretudo para valores obtidos a partir de acelerómetros posicionados no tornozelo. As equações de predição do pTC mostraram uma dispersão mais acentuada e, novamente, principalmente nas magnitudes mais altas.

6



#### Tabela 1. Equações de regressão, R<sup>2</sup> e índices de exatidão

Vetor	Posicionamento do acelerómetro	Equações de regressão	R <sup>2</sup>	EAM	EPAM	REQM		
Predição dos	picos da força de r							
Resultante	Tornozelo	pFRS (N) = 1026.046 - 153.073(pAC) + 6.641(massa corporal) + 2.097(pAC x massa corporal)	0.98	82.4	6.1%	110.7		
	Costas	pFRS (N) = 795.173 - 258.882(pAC) + 5.951(massa corporal) + 4.903(pAC x massa corporal)	0.98	76.5	5.8%	100.2		
	Anca	pFRS (N) = 844.500 - 264.692(pAC) + 4.677(massa corporal) + 5.118(pAC x massa corporal)	0.98	69.5	5.4%	89.6		
Vertical	Tornozelo	pFRS (N) = 1014.045 - 226.690(pAC) + 4.854(massa corporal) + 3.562(pAC x massa corporal)	0.98	79.9	6.0%	106.8		
	Costas	pFRS (N) = 890.428 - 339.790(pAC) + 4.533(massa corporal) + 6.131(pAC x massa corporal)	0.98	76.8	5.9%	97.0		
	Anca	pFRS (N) = 908.037 - 322.843(pAC) + 4.546(massa corporal) + 5.691(pAC x massa corporal)	0.98	71.1	5.6%	91.9		
Predição dos picos da taxa de carregamento								
Resultante	Tornozelo	pTC (N·s <sup>-1</sup> ) = 6534.981 - 15.738(pTA) - 76.433(massa corporal) + 4.258(pTA x massa corporal)	0.85	4213.2	30.1%	5693.7		
	Costas	pTC (N·s <sup>-1</sup> ) = 6155.636 - 81.779(pTA) - 5.500(massa corporal) + 5.179(pTA x massa corporal)	0.86	3685.5	27.7%	5249.2		
	Anca	pTC $(N \cdot s^{-1}) = 4431.800 - 33.175(pTA) + 12.632(massa corporal) + 4.014(pTA x massa corporal)$	0.88	3869.6	28.5%	5290.0		
Vertical	Tornozelo	pTC (N·s <sup>-1</sup> ) = 5124.478 - 47.525(pTA) + 8.344(massa corporal) + 2.588(pTA x massa corporal)	0.90	3481.4	28.6%	4538.7		
	Costas	pTC (N·s <sup>-1</sup> ) = 6605.822 - 112.779(pTA) - 3.767(massa corporal) + 5.061(pTA x massa corporal)	0.84	4124.1	29.7%	6213.4		
	Anca	pTC (N·s <sup>-1</sup> ) = 5343.980 - 89.984(pTA) + 3.049(massa corporal) + 4.808(pTA x massa corporal)	0.88	4276.3	30.2%	5942.2		

Abreviações: EAM: erro absoluto médio; EPAM: erro percentual absoluto médio; pAC: pico de aceleração; pFRS: pico da força de reação do solo; pTA: pico da taxa de aceleração; pTC: pico da taxa de carregamento; REQM: raíz do erro quadrático médio.



#### Figura 1



Índice de massa corporal: • Normoponderal • Sobrepeso • Obesidade grau I • Obesidade grau II • Obesidade grau II • Tipo de locomoção: • Caminhada • Corrida



# Figura 2



Índice de massa corporal: • Normoponderal • Sobrepeso • Obesidade grau I • Obesidade grau II • Obesidade grau III Tipo de locomoção: • Caminhada • Corrida



Os resultados da comparação entre a equação de predição do vetor vertical do pFRS obtida neste estudo através de acelerómetros posicionados na anca e uma equação previamente publicada na literatura podem ser observados na Tabela 2. Os índices de exatidão de nossas equações foram todos superiores comparativamente à equação de referência. Adicionalmente, o desempenho da nova equação foi constante entre caminhada e corrida, sugerindo que esta poderá ser utilizada para ambas as atividades sem perda de exatidão, o que não acontece na equação de referência.

**Tabela 2.** Índices de exatidão de nossa equação e da de Neugebauer para predição dos picos da força de reação do solo vertical através de dados de acelerómetros utilizados na anca.

	Nossa equação			Equação de Neugebauer			
Predição	EAM	EPAM	REQM	EAM	EPAM	REQM	
Geral	71.1	5.60%	91.9	170.3	13.40%	194.2	
Caminhada	60.5	5.60%	80.3	174.3	15.60%	192.2	
Corrida	91.9	5.50%	111	162.7	9.20%	198.1	

Abreviações: EAM, erro médio absoluto; EPAM, erro percentual absoluto médio; REQM, raíz do erro quadrático médio.

#### Discussão

O objetivo deste estudo foi desenvolver equações de predição do pFRS e do pTC baseadas em acelerometria e capazes de predizer com exatidão a carga mecânica durante caminhada e corrida. As predições foram testadas com acelerómetros colocados em diferentes regiões anatómicas e com base nos vetores resultante e vertical obtidos a partir de um conjunto de velocidades incrementais, desde caminhada lenta até corrida. Os resultados mostraram que os modelos baseados em acelerometria são um método válido para estimar os pFRS durante caminhada e corrida, já que todos os modelos de predição desenvolvidos apresentaram um EPAM inferior ao limite de 8% estabelecido. No entanto, as equações de predição do pTC baseadas em acelerometria não produziram resultados confiáveis.



Comparando os nossos resultados com estudos anteriores que usaram uma abordagem semelhante para predizer o pFRS, pode-se ver que os erros de predição dos nossos modelos são comparáveis com alguns estudos que apresentavam um EAM de aproximadamente 6,0%, mas que incluíam apenas a caminhada no seu protocolo (8,10,11). Além disso, estudos anteriores que desenvolveram modelos de predição de pFRS durante caminhada e corrida mostraram um EAM semelhante ou superior aos nossos resultados. No entanto, os modelos destes estudos incluem um termo nas suas equações que distingue se a atividade é caminhada ou corrida o que, não sendo fácil de identificar em dados de acelerometria diários, dificulta substancialmente a aplicação prática dessas equações. É importante mencionar também que o erro de predição encontrado nos modelos de pFRS é menor do que o erro normalmente encontrado em modelos desenvolvidos para estimar dispêndio energético (19), que é uma das principais aplicações dos acelerómetros (6).

Os nossos resultados revelaram que o tornozelo, a região lombar e a anca são posicionamentos do acelerómetro válidos para predizer com exatidão o pFRS. No entanto, apesar das semelhanças, a anca foi o posicionamento com a melhor exatidão, o que reforça este local como o mais adequado para a obtenção de dados de atividade física por acelerometria. Essa região já é bem aceite para a predição do dispêndio energético e para a classificação da intensidade da atividade física (6) sendo que também mostrou ter uma alta capacidade de predição de carga mecânica em estudos anteriores (7,10,11). Além dos vários posicionamentos, o estudo atual também analisou predições dos vetores resultantes e verticais. Embora a AC e FRS do vetor vertical sejam os mais estudados e frequentemente associados à saúde óssea (20,21), o vetor resultante de AC e FRS durante a locomoção é em grande parte determinado pela sua componente vertical. Além disso, a predição de carga mecânica com base na AC resultante oferece a vantagem de não ser dependente da orientação correta do acelerómetro, que é difícil de assegurar ao medir a atividade física diária (22,23).

Apenas dois estudos tentaram desenvolver modelos de predição de pTC com base em acelerometria, e incluíram apenas caminhada. De acordo com os nossos resultados, estes estudos também mostraram que o erro de predição para esses modelos é consideravelmente maior comparativamente à predição do pFRS. Os erros de predição encontrados no nosso estudo são de aproximadamente 29%, o que é próximo dos valores encontrados em estudos anteriores, que variam entre 19,5% e 46,1% (8,11). Embora o pTC seja uma variável que reconhecidamente afeta a resposta óssea à carga mecânica (24,25), com base nestes e outros resultados (8,11), a sua predição através de dados de acelerómetros não parece produzir resultados suficientemente confiáveis. No entanto, investigações anteriores sugerem que a resposta óssea ao pFRS e pTC é semelhante devido à alta correlação entre essas variáveis (21). Portanto, a predição do pFRS por dados de acelerometria, que se mostrou exata, já incorpora parte do efeito da TC na resposta óssea à sobrecarga.

Os resultados do nosso estudo oferecem algumas vantagens em comparação com estudos anteriores: i) incluem caminhada e corrida, que estão entre os tipos mais usuais de atividade física realizada diariamente; ii) todos os modelos desenvolvidos, especialmente para a predição do pFRS, apresentaram uma exatidão semelhante ou superior em comparação com os resultados publicados anteriormente; iii) a exatidão dos nossos modelos é constante entre caminhada e corrida, e, portanto, eles podem ser usados adequadamente em ambas as atividades; e iv) a aplicação dos nossos modelos não exige a distinção entre caminhada e corrida através dos dados dos acelerómetros, o que facilita o seu uso com dados de utilização diária.

Apesar da validade dos modelos de predição desenvolvidos neste estudo, algumas limitações devem ser mencionadas. Primeiro, embora as atividades incluídas em nosso protocolo (caminhada e corrida) estão entre as mais frequentemente realizadas durante a vida diária, os nossos modelos de predição não são aplicáveis a outras atividades conhecidas por influenciar a adaptação óssea a estímulos mecânicos, como as mudanças de direção e os saltos. Em segundo lugar, na ausência de outra amostra para validação do modelo, foi utilizado o método *leave-one-out cross-validation*, que é o método de escolha nestas situações (16). Por fim, o protocolo foi realizado num tapete rolante instrumentado. O seu uso, embora aumente a validade interna do estudo pela medição contínua das FRS (26) também reduz a validade externa devido a possíveis alterações biomecânicas nos padrões de caminhada e corrida induzido pelo tapete rolante (27).

Em conclusão, o pFRS pode ser predito com exatidão através de modelos de regressão baseados em acelerometria. Esses modelos são válidos para o uso do vetor



resultante e vertical e usando dados de acelerómetros colocados no tornozelo, região lombar ou anca. Os modelos de predição desenvolvidos neste estudo provaram ser um método eficaz para avaliar pFRS fora de condições laboratoriais, com potenciais aplicações de monitorização da carga mecânica em vários contextos e estabelecendo a relação desta sobrecarga e adaptações ostearticulares. Tanto quanto sabemos este é também o primeiro trabalho que explorou a predição dos pTC com base em dados de acelerometria durante caminhada e corrida, embora a exatidão desses modelos se tivesse revelado insatisfatória.

# Agradecimentos

Este estudo foi financiado pela Fundação para a Ciência e Tecnologia (FCT) (concessão PTDC/DTP-DE/0968/2014) e pelo Fundo Europeu de Desenvolvimento Regional (FEDER) através do Programa Operacional de Competitividade e Internacionalização (COMPETE) (concessão POCI-01-0145-FEDER-016707). O estudo foi desenvolvido no Centro de Investigação em Atividade Física, Saúde e Lazer (CIAFEL) financiado pela FEDER através do COMPETE e pela FCT (concessão UIDB/00617/2020). Lucas Veras, Florêncio Diniz-Sousa e Giorjines Boppre são apoiados pela FCT (UI/BD/150673/2020, SFRH/BD/117622/2016 e SFRH/BD/146976/2019, respetivamente). Os autores agradecem aos participantes desta investigação e todos os que colaboraram no projeto.



# Referências

1. Turner CH, Robling AG. Designing exercise regimens to increase bone strength. Exercise and Sport Sciences Reviews. 2003;31(1):45–50.

2. Fonseca H, Moreira-Goncalves D, Coriolano HJ, Duarte JA. Bone quality: the determinants of bone strength and fragility. Sports Medicine. 2014;44(1):37–53.

3. Turner CH. Three rules for bone adaptation to mechanical stimuli. Bone. 1998;23(5):399–407.

4. Medved V. Measurement of human locomotion. London: CRC Press; 2000.

5. Troiano RP, McClain JJ, Brychta RJ, Chen KY. Evolution of accelerometer methods for physical activity research. British Journal of Sports Medicine. 2014;48(13):1019–23.

6. Migueles JH, Cadenas-Sanchez C, Ekelund U, Nyström CD, Mora-Gonzalez J, Löf M, et al. Accelerometer data collection and processing criteria to assess physical activity and other outcomes: a systematic review and practical considerations. Sports Medicine. 2017;47(9):1821–45.

7. Neugebauer JM, Hawkins DA, Beckett L. Estimating youth locomotion ground reaction forces using an accelerometer-based activity monitor. PLoS One. 2012;7(10):e48182.

8. Fortune E, Morrow MMB, Kaufman KR. Assessment of gait kinetics using triaxial accelerometers. Journal of Applied Biomechanics. 2014;30(5):668–74.

9. Neugebauer JM, Collins KH, Hawkins DA. Ground reaction force estimates from ActiGraph GT3X+ hip accelerations. PLoS One. 2014;9(6):e99023.

10. Neugebauer JM, LaFiandra M. Predicting ground reaction force from a hipborne accelerometer during load carriage. Medicine & Science in Sports & Exercise. 2018;50(11):2369–74.

11. Veras L, Diniz-Sousa F, Boppre G, Devezas V, Santos-Sousa H, Preto J, et al. Accelerometer-based prediction of skeletal mechanical loading during walking in normal weight to severely obese subjects. Osteoporosis International. 2020;31(7):1239–50.

12. Rantalainen T, Heinonen A, Komi PV, Linnamo V. Neuromuscular performance and bone structural characteristics in young healthy men and women. European Journal of Applied Physiology. 2008;102(2):215–22.



Rantalainen T, Heinonen A, Linnamo V, Komi PV, Takala TES, Kainulainen H.
Short-term bone biochemical response to a single bout of high-impact exercise.
Journal of Sports Science and Medicine. 2009;8(4):553–9.

14. Rowlands AV, Schuna Jr. JM, Stiles VH, Tudor-Locke C. Cadence, peak vertical acceleration, and peak loading rate during ambulatory activities: implications for activity prescription for bone health. J Phys Act Health [Internet]. 2014;11(7):1291–4.

15. Field A, Miles J, Field Z. Discovering Statistics Using R. 1st ed. London: SAGE; 2012.

16. Staudenmayer J, Zhu W, Catellier DJ. Statistical considerations in the analysis of accelerometry-based activity monitor data. Medicine & Science in Sports & Exercise. 2012;44(1 Suppl 1):S61–7.

17. Ancillao A, Tedesco S, Barton J, O'Flynn B. Indirect measurement of ground reaction forces and moments by means of wearable inertial sensors: A systematic review. Sensors (Switzerland). 2018;18(8).

18. Bland JM, Altman DG. A general and simple method for obtaining R2 from generalized linear mixed-effects models. The Lancet. 2013;1(8476):307–10.

Diniz-Sousa F, Veras L, Ribeiro JC, Boppre G, Devezas V, Santos-Sousa H, et al. Accelerometry calibration in people with class II-III obesity: Energy expenditure prediction and physical activity intensity identification. Gait and Posture. 2020;76:104–9.

20. Vainionpää A, Korpelainen R, Vihriälä E, Rinta-Paavola A, Leppäluoto J, Jämsä T. Intensity of exercise is associated with bone density change in premenopausal women. Osteoporosis International. 2006;17(3):455–63.

21. Heikkinen R, Vihriala E, Vainionpaa A, Korpelainen R, Jamsa T. Acceleration slope of exercise-induced impacts is a determinant of changes in bone density. Journal of Biomechanics. 2007;40(13):2967–74.

22. Welk GJ. Principles of design and analyses for the calibration of accelerometrybased activity monitors. Medicine & Science in Sports & Exercise. 2005;37(11 (Suppl)):S501–11.

23. Wundersitz DW, Gastin PB, Robertson S, Davey PC, Netto KJ. Validation of a trunk-mounted accelerometer to measure peak impacts during team sport movements. International Journal of Sports Medicine. 2011;36(9):742–6.



24. Bassey EJ, Rothwell MC, Littlewood JJ, Pye DW. Pre- and postmenopausal women have different bone mineral density responses to the same high-impact exercise. J Bone Miner Res. 1998;13(12):1805–13.

25. Turner CH, Owan I, Takano Y. Mechanotransduction in bone: Role of strain rate. American Journal of Physiology - Endocrinology and Metabolism. 1995;269:E438–42.

26. Ngoh KJ, Gouwanda D, Gopalai AA, Chong YZ. Estimation of vertical ground reaction force during running using neural network model and uniaxial accelerometer. Journal of Biomechanics. 2018;

27. Kluitenberg B, Bredeweg SW, Zijlstra S, Zijlstra W, Buist I. Comparison of vertical ground reaction forces during overground and treadmill running. A validation study. BMC Musculoskeletal Disorders. 2012;13(1):235.