
COMPARAÇÃO ENTRE PROCESSAMENTOS DE DADOS DO ACELERÔMETRO GT3X+ PARA ATIVIDADE FÍSICA MODERADA E VIGOROSA**COMPARISON BETWEEN DATA PROCESSING FROM GT3X+ ACCELEROMETER FOR VIGOROUS AND MODERATE PHYSICAL ACTIVITY**Andrew Matheus Gomes Soares¹, Barbara Pancoti Moço¹ e Aldair Jose de Oliveira².¹Universidade Salgado de Oliveira, Niterói-RJ, Brasil.²Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica-RJ Brasil.

RESUMO

O uso do acelerômetro para mensurar a atividade física em pesquisas epidemiológicas, apresenta desafios para aumentar a comparabilidade entre os estudos que utilizam esse equipamento. Nesse sentido o objetivo deste trabalho é comparar estimativas de tempo em AFMV para adultos provenientes de diferentes métodos de processamentos de dados, através do acelerômetro Actigraph GT3X+. Trata-se de um estudo transversal, da linha de base do estudo piloto do Estudo Longitudinal dos Determinantes da Atividade Física. Amostra contou com 31 funcionários terceirizados de ambos os sexos, com idade média de 47.05anos (DP=9.35). Os participantes utilizaram acelerômetros do modelo GT3X+ durante sete dias consecutivos. A estimativa de tempo de AFMV foi gerada através de software Actilife e R-package GGIR. Análises estatísticas descritivas, ANOVA e pos-hoc de Bonferroni para comparabilidade foram realizadas no software R. Análise de Bland-Altman foi realizado no SigmaPlot para avaliação de viés e concordância. Houve diferença significativa no tempo médio de AFMV entre os dados baseados em counts e dados brutos ($p<0,001$). O tempo médio em AFMV foi menor a partir do processamento por dados brutos do que o em counts (-264,81min/dia; $p<0,001$). Concluindo que os achados sugerem não haver, estatisticamente, equivalência entre os métodos comparados para estimar tempo de AFMV.

Palavras-chave: ActiGraph; GGIR; Acelerômetro; Atividade física; Adultos

ABSTRACT

The use of accelerometers to measure physical activity in epidemiological research presents challenges to increase comparability between studies that use this equipment. In this sense, the objective of this work is to compare time estimates in MVPA for adults from different data processing methods, using the Actigraph GT3X+ accelerometer. This is a cross-sectional study, from the baseline of the pilot study of the Longitudinal Study of the Determinants of Physical Activity. Sample had 31 outsourced employees of both genders, with an average age of 47.05 years (SD=9.35). Participants used GT3X+ model accelerometers for seven consecutive days. The MVPA time estimate was generated using Actilife and R-package GGIR software. Descriptive statistical analyses, ANOVA and Bonferroni post-hoc for comparability were performed in the R software. Bland-Altman analysis was performed in SigmaPlot to assess bias and agreement. There was a significant difference in the mean time of MVPA between count-based data and raw data ($p<0.001$). The average time in MVPA was shorter from processing by raw data than in counts (-264.81 min/day; $p<0.001$). Concluding that the findings suggest that there is no statistically equivalence between the methods compared to estimate MVPA time.

Keywords: ActiGraph; GGIR; Accelerometer; Physical activity; Adults.

Introdução

Ao longo do tempo, tem-se visto que a associação entre a atividade física e a prevenção de diversas doenças crônicas está bem consolidada na literatura¹⁻³. Portanto, há um interesse crescente em métodos de mensuração da atividade física que sejam precisos, de baixo custo, pouco invasivos, capazes de monitorar por longos períodos de tempo e que estejam o mais próximos do cotidiano da população estudada^{4,5}. Os métodos objetivos de mensuração de atividade física estão cada vez mais presentes nas pesquisas epidemiológicas de âmbito populacional^{6,7}. Dentre os equipamentos utilizados, os acelerômetros triaxiais vêm alcançando destaque nas pesquisas populacionais, em especial os da marca Actigraph, modelo GT3X+. Um dos fatores que justificam esse crescimento é a capacidade desses equipamentos serem mais precisos no que concerne as informações sobre o tempo e a intensidade de atividade física, quando comparados aos questionários autorrelatados⁸.

O acelerômetro triaxial é um equipamento que possui um sensor que capta o movimento de aceleração corporal em três eixos, mesolateral (eixo X), vertical (eixo Y), anteroposterior (eixo Z) e podem mensurar quanto ao tempo e intensidade de atividade física de uma pessoa⁹. São aparelhos pequenos na sua maioria, fáceis de usar, sendo o uso no quadril o mais frequente devido a uma precisão maior na mensuração da atividade física por estar mais próximo ao centro de massa corporal^{10,11}. Contudo, o uso no punho vem se popularizando cada vez mais, devido a menor rejeição pelos participantes. Por exemplo, o *National Health and Nutrition Examination Survey* (NHANES), entre os anos de 2003 e 2006, teve proporção de 40% dos participantes, no uso do acelerômetro fixado no quadril, já no estudo mais recente NHANES 2011-2012¹², a proporção de participantes que aceitaram usar o acelerômetro no punho foi de 80%, ou seja, a proporção do uso no punho foi maior quando comparado ao uso no quadril, isso pode ser justificado pelo fato do uso no punho ser menos incomodo para os participantes^{6,13}. O aumento na adesão do uso do equipamento traz benefícios como o aumento no tempo de uso do aparelho e consequentemente a captação de dados representativos do propostos pelos protocolos adotados¹⁴.

O acelerômetro capta informações de movimento do corpo e armazena na sua unidade de memória por vários dias ininterruptamente. As informações básicas geradas pelo equipamento são os dados brutos de aceleração, que posteriormente são convertidos em *counts* através de cálculos proprietários de cada fabricante, os quais estimam a intensidade e o tempo gasto de atividade física¹⁵. Alternativamente é possível realizar o processamento dos dados através dos dados brutos^{6,16-19}. Nesse sentido o GGIR¹⁹, é um pacote do programa R que possibilita a leitura, o processamento e a calibração das grandes quantidades de dados brutos do acelerômetros de diversas marcas¹⁹. Segundo Migueles et al.¹⁹ mais de 90 publicações utilizaram o pacote GGIR para análise de dados brutos de acelerômetros desde 2013. Isso se deve a facilitação que o pacote GGIR traz no processamento de dados brutos das três marcas de acelerômetros mais utilizadas a nível de pesquisa (GENEActiv por ActivInsights Ltd, ActiGraph por Actigraph LLC e Axivity por Axivity Ltd), sendo esse pacote um método de códigos abertos que fornece controle maior no processamento de dados.

Uma das questões latentes metodológicas que envolvem o processamento dos dados de acelerometria reside na comparabilidade entre as duas formas de abordagem. Apesar disso, foram poucos estudos que investigaram esse assunto. Por exemplo, um estudo investigou diferenças nas estimativas de atividade física fornecidas a partir de processamentos de dados brutos e *counts*. A pesquisa contou com 165 crianças que usaram o acelerômetro GT3X+ por 7 dias, localizado no quadril. O tempo de atividade física foram calculados usando o pacote GGIR e o Actlife. Os achados mostraram que o tempo de atividade física era maior quando calculados a partir dos *counts* em relação aos dados brutos e que as duas formas de processamentos de dados não eram equivalentes, ou seja, não podiam ser comparadas¹⁵. Outro estudo, também feito com crianças (n=129) com idades de 9 a 10 anos, teve como um dos seus objetivos investigar as diferenças na atividade física entre dados brutos e *counts*, medidas por acelerômetros fixados no quadril. Os acelerômetros GT3X+ foram usados durante 7 dias pelos participantes. Os resultados da pesquisa levaram a conclusão que a atividade física a partir dos dados brutos e *counts* diferiam substancialmente, demonstrando que os resultados obtidos tanto pelos *counts* como pelos dados brutos, não podem ser comparados diretamente¹⁴. Esses estudos mostram a necessidade em investigar a comparabilidade entre essas duas formas de tratamento de dados dos acelerômetros, tanto *counts* quanto dos dados brutos, assim como foi sugerido por outros estudos^{6,14,15,20}.

Atualmente, não foram encontrados estudos que compararam processamentos de dados brutos e *counts* dos acelerômetros GT3X+ para estimar tempo de AFMV em adultos. Os poucos estudos nessa área foram feitos com crianças, no qual os achados mostraram que os diferentes métodos de processamentos de dados não são comparáveis, e que há uma grande diferença na

estimativa de tempo de AFMV, quando é escolhido um dos tipos de processamento de dados. Isso traz uma preocupação significativa no juízo de valor nas estimativas da atividade física entre as formas de processamento de dados. Nesse sentido há uma grande necessidade em realizar pesquisas que possam investigar se o mesmo acontece na população adulta. Por isso, o presente trabalho tem como objetivo comparar estimativas de AFMV entre dados brutos e *counts*, dos acelerômetros Actigraph GT3X + usados no punho, para adultos.

Métodos

Cálculo da amostra

O cálculo da amostra foi feito através do pacote “pwr” do Software estatístico R da seguinte forma:

```
pwr.anova.test(k= 3, n = NULL, f = 0.4, sig.level = 0.05, power = 0.95)
```

k = 4 (nº de grupos comparados)

n = ? (número de participantes desejados)

f = 0,4 (tamanho de efeito)

sig.level = 0,05 (nível de significância)

power = 0,95 (poder estatístico adotado)

Com esses parâmetros, o tamanho amostral foi de 28 participantes.

Participantes

Este estudo coletou dados de acelerometria de 46 participantes. Entretanto, 15 participantes foram excluídos por não terem cumprido o protocolo de uso mínimo de 4 dias da semana, incluindo 1 dia de final de semana, por pelo menos 10h por dia de captação⁹, restando assim uma amostra de 31 participantes. Este trabalho caracteriza-se como transversal oriundo do estudo piloto do Estudo Longitudinal dos Determinantes da Atividade Física (ELDAF), que é um estudo de coorte, de base populacional, que visa estudar os determinantes psicossociais da atividade física em funcionários técnico administrativos da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ). Este estudo foi realizado com os funcionários terceirizados da UFRRJ, campus de Seropédica, que tinham tarefas como limpeza de áreas internas e externas, jardinagem entre outras atividades. O projeto foi submetido e aprovado no Comitê de Ética da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (protocolo 741/2016). Todos os procedimentos da pesquisa foram esclarecidos e a participação era de forma voluntária, mediante assinatura do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE). A coleta de dados ocorreu entre os dias 27 de agosto de 2019 e 29 de novembro de 2019.

Procedimentos

Os Participantes utilizaram o acelerômetro Actigraph GT3X+ (Pensacola, FL, USA), no punho direito. Antes de serem colocados nos participantes, os equipamentos foram programados para captar dados a 100Hz, sincronizados com o fuso horário padrão de Brasília (GMT-3) e programados a iniciar sua captura de dados às 00:00 do dia seguinte ao afixamento do equipamento no punho, sua interrupção de gravação dos dados ocorria as 00:00 do findar do sétimo dia de uso. Posteriormente os participantes foram instruídos a utilizar de forma ininterrupta durante sete dias seguidos, mesmo para tomar banho ou dormir (essa particularidade em utilizar o equipamento durante o banho e durante o período de sono foi devido ao modelo da pulseira que possuía um lacre, que uma vez violado não poderia ser recolocado). Foram feitos esclarecimentos para que o participante não realizasse atividade

aquáticas como banhos de piscina ou de mar em uso do equipamento. Salvo estas atividades, os trabalhadores deveriam apenas seguir com suas rotinas diárias utilizando o acelerômetro. Para garantir o posicionamento correto, os equipamentos foram fixados pela equipe de coleta de dados.

Após a remoção do equipamento junto aos participantes, os dados foram carregados usando o software ActiLife v6.13.4 (Actigraph, Pensacola, FL, EUA), salvos em formato AGD, para a análise dos dados em *counts* e em formato de dados bruto como GT3X+. Posteriormente os arquivos GT3X+ foram usados para gerar arquivos CSV com epoch de 60 segundos, contendo os vetores x, y, z. Os arquivos no formato CSV foram carregados e processados no software R (<http://cran.r-project.org>), usando o pacote GGIR (versão 3.5.3), que permite a leitura e análise dos dados de aceleração bruta²¹. O GGIR calibra os sinais brutos dos três eixos dos dados do acelerômetro e os transformam em uma medida unidirecional, denominada de Vetor Magnitude (VM). Os detalhes metodológicos de calibração podem ser encontrados em outro trabalho²¹. O Vetor Magnitude foi calculado a partir dos dados brutos dos três eixos menos 1g que representa o valor da gravidade. (Exemplo: $VM = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} - 1$), os valores negativos foram arredondados para zero. Os dados brutos de valores médios de Vetor Magnitude por epoch de 60 segundos, foram reduzidos e expressos em mg (mili gravidade) ao longo de cada um dos dias de monitoramento. O tempo de não uso do acelerômetro foi estimado com base no desvio-padrão e na faixa de valor dos dados brutos de cada eixo do acelerômetro. A classificação foi feita por bloco de 15 minutos e com base nas características da janela de 60 minutos centrada nesses 15 minutos. Um bloco foi classificado como tempo sem uso se o desvio-padrão da janela de 60 minutos fosse inferior a 13,0 mg (1 mg = 0,00981 m.s²) por pelo menos dois dos três eixos ou se a faixa de valor, para pelo menos dois dos três eixos, fosse inferior a 50 mg²². Os arquivos com dados brutos foram retirados após a análise de erro de calibração quando essa foi maior que 0,02g, como relatado em outro trabalho^{7,23}. Para os dados processados em *counts*, os períodos de não uso foram calculados usando o algoritmo de Choi et al.²⁴. Os períodos de sono foram ignorados no ActiLife e no GGIR para melhor comparação entre os dados brutos e counts.

Os dados brutos foram analisados a partir da Euclidean Norm Minus One (ENMO), gerando pontos de cortes para AFMV em mili-gravidades (mg) expressas no trabalho de Hildebrand et al.²⁵. O ponto e corte para AFMV foi de $\geq 100\text{mg}$ ²⁵. Para análise de dados em *counts* pelo Software Actilife v6.13.4 os arquivos GT3X+ foram transformados em arquivos AGD em epochs de 60 segundos. Os dados foram analisados no Actilife v6.13.4 fornecendo pontos de corte baseado em três métricas para AFMV, cada uma gerando seus próprios pontos de corte²⁶⁻²⁸. O ponto de corte fornecido por Freedson²⁶ é de $\geq 1952\text{counts}/\text{min}$ (AFMV), já o de Troiano²⁷ está para valores $\geq 2020\text{counts}/\text{min}$ (AFMV) e por último o de Sasaki²⁸ é de $\geq 2690\text{counts}/\text{min}$ (AFMV). Posteriormente os resultados foram planilhados contendo ID, sexo, idade, tempo de uso, média de tempo de AFMV (min/dia).

Análise estatística

Todas as análises estatísticas foram realizadas através do software R (versão 3.6.0) e SigmaPlot (Versão 14.0.3.192). Foram feitas análises descritivas para sexo, idade, peso, altura e IMC dadas em média, desvio padrão, mediana e interquartil. Também foram feitas análise de correlação de *Pearson* para média de minutos acumulados de AFMV, e ANOVA de medidas repetidas, para minutos acumulados por dia, para verificar se havia diferença entre distribuição nas medidas entre os 4 métodos de processamento de dados. Análises post-hoc de Bonferroni foram realizadas para comparações pareadas em todas as diferentes combinações dos métodos de processamento de dados. Os procedimentos de Bland-Altman foram usados para avaliar a concordância e o viés sistemático no nível individual entre as estimativas de tempo de atividade física²⁹, derivadas de abordagens brutas e baseadas em *counts*. O grau de significância

estatística adotada para as análises foi de $P < 0,05$. Os dados são apresentados com média, desvio padrão e intervalo de confiança.

Resultados

As análises de correlação para o tempo gasto em AFMV a partir dos pontos de corte de Hildebrand²⁵, para dados brutos, e Freedson²⁶, para *counts*, foram correlacionados ($r = 0,73$; $p < 0,001$). O mesmo foi encontrado na correlação entre Hildebrand²⁵ dados brutos e Troiano²⁷ counts ($r = 0,74$; $p < 0,001$). Por fim, a correlação entre Hildebrand²⁵ dados brutos e Sasaki²⁸ counts ($r = 0,69$; $p < 0,001$).

O tempo gasto em AFMV a partir dos pontos de corte de Hildebrand²⁵ foi significativamente menor (-264,81 min/dia; IC95%: 116,17; -413,44) quando comparado ao de Sasaki²⁸. Também foi encontrada diferença significativa menor (-98,17min/dia; IC95%: 28,74; -225,08) no tempo gasto em AFMV quando comparado os pontos de corte de Hildebrand²⁵ e Troiano²⁷. A mesma diferença significativa foi vista quando comparado os pontos de corte de Hildebrand²⁵ e Freedson²⁶, sendo o tempo gasto em AFMV menor (-118,76 min/dia; IC95%: 11,97; -249,48) a partir do processamento de dados brutos em relação aos de *counts*. Para todas as correlações observou-se um $p < 0,001$. A Figura 1 mostra a diferença em tempos gasto de AFMV entre os métodos de processamentos de dados.

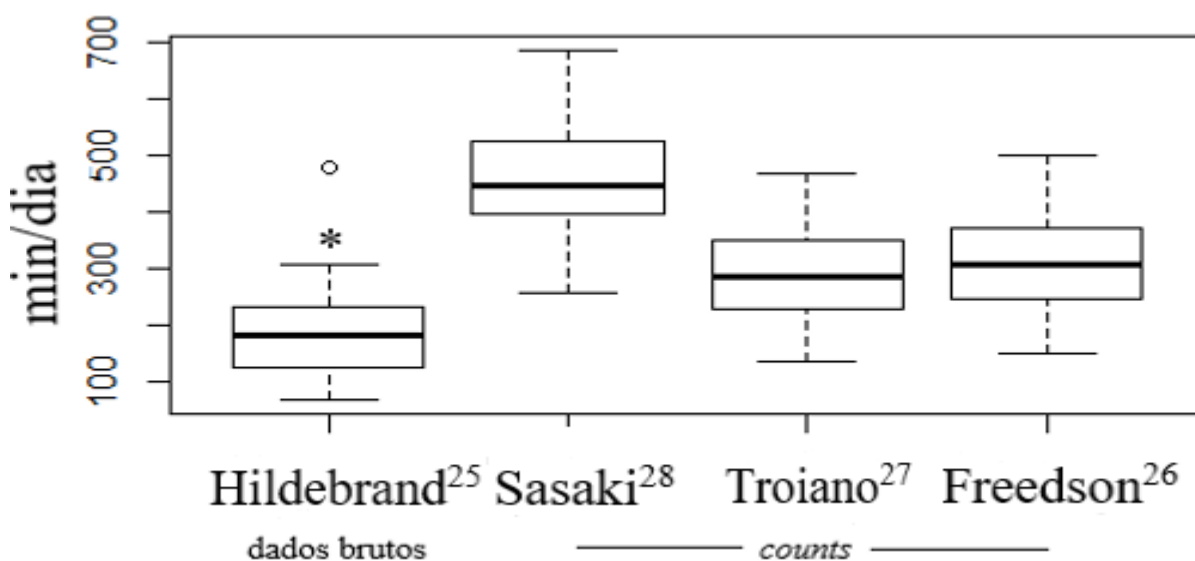


Figura 1: Comparação entre processamentos de dados brutos e os três processamento de dados a partir dos *counts*, para tempo gasto em Atividade Física Moderada e Vigorosa (AFMV)

Fonte: Autores

Os gráficos de Bland-Altman mostram na Figura 2 (a – c) mostra o grau de diferença no tempo gasto em AFMV entre os métodos de processamentos de dados. Ao comparar os métodos de processamentos de dados brutos e de *counts*, foi visto que as diferenças médias (linha contínua) estavam bastante distantes do zero. Os limites dos intervalo de confiança (linhas tracejadas) mostraram-se bem extensos em todas as comparações entre os processamento de dados de tempo gasto de AFMV (Figura 2 (a – c)). A diferença, assim como os limites dos intervalo de confiança foram maiores e mais extensos na comparação entre Hildebrand²⁵ e Sasaki²⁸ (Figura 2 (a)), em relação as outras duas comparações entre os métodos de processamento de dados (Figura 2 (b, c)).

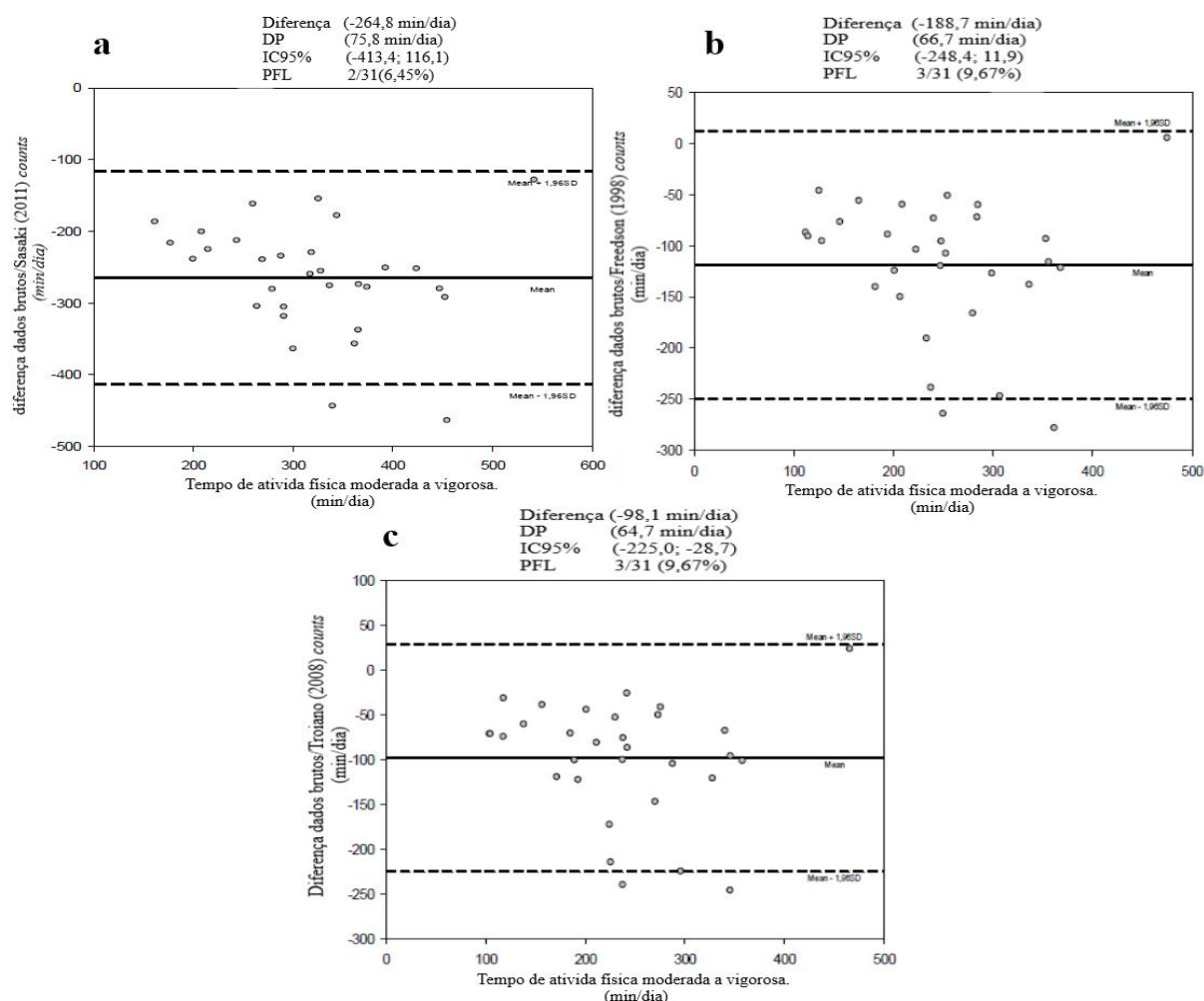


Figura 2 - Bland-Altman exibindo concordância entre métodos baseados em dados brutos e em counts para tempo médio em AFMV (a-c). DP = desvio padrão; IC95% = intervalo de confiança de 95%; PFL = Pontos Fora dos Limites

Fonte: Autores

Os resultados do teste de equivalência podem ser encontrados na Figura 3 e na Tabela 1. Nenhum dos Intervalos de Confiança de 95% (linhas grossas) para as estimativas de tempo gasto em AFMV, a partir dos pontos de corte de Hildebrand²⁵ (dados brutos), estavam dentro da Zona de Equivalência (linhas finas) de nenhum dos demais processamento de dados baseados em counts, para o tempo gasto em AFMV. Esses achados sugerem que não houve equivalência estatística entre os modelos de processamento de dados.

Tabela 2. Tempo médio em atividade física moderada e vigorosa em cada método de processamento de dados, (n = 33)

		AFMV (min/dia)	IC 95%	Mínimo (min/dia)	Máximo (min/dia)	Desvio padrão
Dados brutos	Hildebrand ²⁵	188,1	(156,1; 219,9)	68,1	477,5	±86,8
	Sasaki ²⁸	453,0	(415,0; 491,0)	255,1	686,4	±103,5
Counts	Troiano ²⁷	285,9	(251,6; 320,2)	133,9	469	±93,5
	Freedson ²⁶	306,9	(272,0; 341,8)	148,6	500,7	±95,2

Nota: AFMV = Atividade Física Moderada e Vigorosa; IC95% = Intervalo de Confiança de 95%;

Fonte: Autores

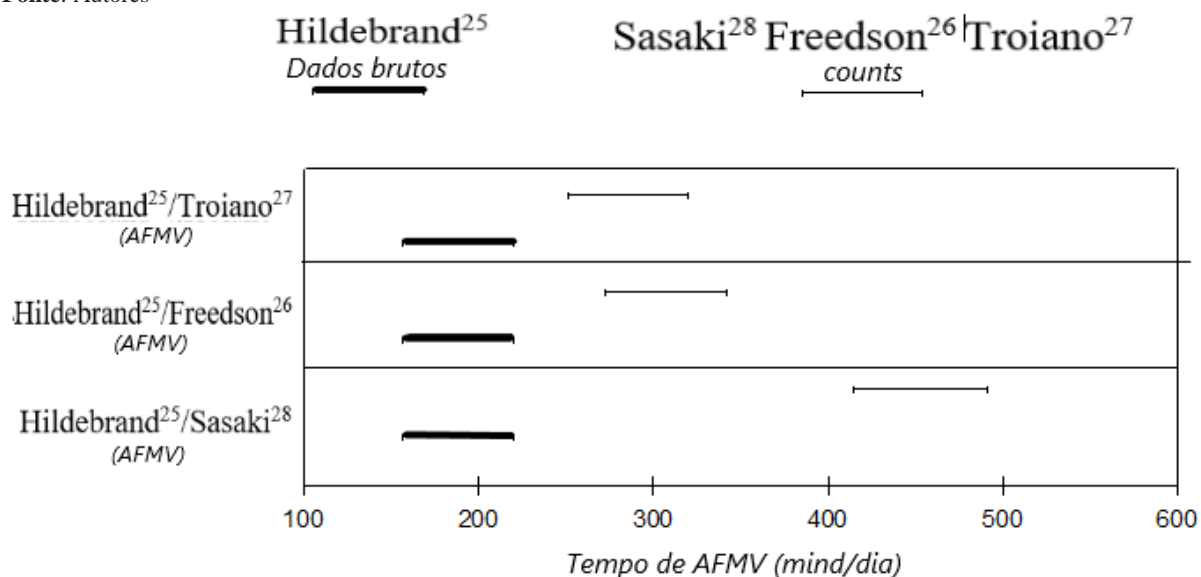


Figura 3. Equivalência entre métodos de processamento de dados do acelerômetro. Zona de equivalência (linhas finas) e intervalos de confiança de 95% (linhas grossas) para o método de referência. AFMV = Atividade Física Moderada Vigorosa

Fonte: Autores

Discussão

Este trabalho é o primeiro a comparar estimativas de AFMV entre dados brutos e *counts*, dos acelerômetros Actigraph GT3X + usados no punho, para adultos. Nossos achados apontam que não há equivalência entre o processamento de dados brutos e *counts*, para estimar tempo de AFMV de adultos que usaram o acelerômetro GT3X + no punho. Nossos resultados também mostram uma grande diferença no tempo de AFMV entre os métodos de processamentos de dados investigados.

Os testes iniciais de correlação entre métodos de processamento de dados brutos e *counts* feitos neste trabalho, mostram uma correlação significativamente positiva, de moderada a forte, para o tempo gasto em AFMV. O mesmo nível de correlação foi próximo ao encontrado em outro trabalho feito em crianças, utilizando o acelerômetro no quadril¹⁵. Apesar das populações investigadas, assim como os locais de uso do equipamento serem distintas entre as pesquisas, ainda sim existe uma consistência nessa correlação. Esses resultados eram esperados, uma vez que os dados em *counts* são originados dos dados brutos de acelerometria.

Nossos resultados mostraram que os valores de tempo de AFMV processados em *counts* segundo Sasaki²⁸ foi maior do que os de Troiano²⁷, assim como os de Freedson²⁶ (*counts*). Estudos mostram que aparelhos triaxiais, como os utilizados em Sasaki²⁸, podem ser mais sensíveis do que acelerômetros uniaxiais, como os que foram utilizados em Troiano²⁷ e Freedson²⁶. Assim sendo, estimativas para atividade física dos acelerômetros triaxiais podem reportar valores mais altos do que os acelerômetros uniaxiais, pois alguns movimentos são perdidos por aparelhos com um único eixo e podem ser captados em aparelhos com 3 eixos através do vetor magnitude¹⁵. Entretanto o valor de tempo de AFMV achados neste trabalho através do processamento de Hildebrand²⁵ dados brutos, que utilizou acelerômetros triaxiais, foi menor que todos os valores processados em *counts*. Até onde sabemos, tanto o processamento de dados brutos e *counts* utilizam-se do vetor magnitude para gerar suas estimativas de atividade física, para diversos pontos de cortes²⁶⁻²⁸. No processamento de dados brutos, uma explicação possível para a diferença nos resultados encontrados, pode residir no cálculo de ENMO vetor

magnitude que leva em consideração a razão da soma dos 3 eixos, menos uma unidade gravitacional ($\sqrt{x^2 + y^2 + z^2} - 1$)^{14,21}. Entretanto, ainda faltam informações de como são feitos os cálculos para a obtenção dos dados em *counts*, tornando tal confronto um desafio. A abertura dessas importantes informações podem ser de grande esclarecimento para o campo de pesquisa da acelerometria na estimativa da atividade física em todos os seus níveis.

A falta de equivalências entre os processamentos e dados para estimar AFMV para adultos, traz desafios na comparabilidade entre pesquisas que estimem AFMV com o uso do acelerômetro, assim como foram relatados em outros estudos^{6,14,15,30}. Todavia a utilização do pacote de códigos aberto para analisar dados brutos, como o GGIR, trazem alto nível de concordância e comparabilidade para acelerômetros de diferentes marcas para valores de AFMV⁷, principalmente com o uso no punho não-dominante³⁰, dando um possível rumo na comparação entre pesquisas que utilizem acelerômetros para estimar atividade física.

Outro resultado preocupante dos nossos achados, é a grande diferença entre os processamentos de dados brutos e *counts* para tempo de AFMV na população estudada. A escolha por um processamento ou outro pode influenciar, por exemplo, nas conclusões de valores de tempo de AFMV que são comumente usados para quantificar o número de indivíduos que alcançam as recomendações de atividade física propostas pelas organizações de saúde³⁰. Outros trabalhos também relataram essa mesma preocupação quando os seus achados mostraram uma grande diferença nos valores para AFMV, entre processamentos de dados brutos e *counts*, para crianças que utilizaram o acelerômetro no quadril^{14,15}. Os pontos de corte para estimar AFMV feitos por Hildebrand²⁵ foram feitos para população adulta com o uso do acelerômetro no punho, o que está o mais próximo do protocolo adotado pelo presente trabalho, fazendo com que os valores apresentados estejam o mais próximo da realidade. Já os processamentos de dados a partir dos *counts* tomaram como base o uso no quadril para elaborar os pontos de cortes para AFMV²⁶⁻²⁸. Essa diferença na elaboração dos pontos de cortes podem contribuir para grande diferença nos valores do tempo de atividade física, alertando que é fundamental a escolha do processamentos de dados, levando em consideração a população estudada e o local de uso do equipamento. Esses cuidados devem ser tomados pelos pesquisadores afim de colaborar para que futuras pesquisas na área e aumento da comparabilidade entre estudos.

Nesse sentido, a escolha pelo processamento de dados brutos, através do pacote GGIR, pode ser interessante aos pesquisadores das áreas que investiguem a atividade física devido a grande versatilidade em modificar as variáveis da atividade física, desde a entrada dos dados até a saída deles. Essa flexibilidade também traz uma gama maior de possibilidades no processamento dos dados, fazendo com que fiquem o mais próximo do delineamento do estudo que se pretender fazer. Outro ponto a ser considerado nessa escolha, é a reprodutibilidade e comparação dos dados com outros trabalhos. O pacote GGIR possibilita o uso dos dados brutos dos 3 acelerômetros, de marcas diferentes, mais utilizados em pesquisas populacionais, aumentando assim o grau de comparabilidade entre os trabalhos nessa área, algo que o processamento em *counts* não possibilita, devido a exclusividade de cada marca processar seus próprios dados em softwares proprietários, impossibilitando esta comparação¹⁹.

Em termos práticos os achados desde estudo mostram que a fase do processamento de dados de acelerometria para pesquisas populacionais, que busquem avaliar a atividade física são de grande relevância e auxiliam os pesquisadores em qual linha de processamento de dados seguir, visto que os resultados são distintos, o que pode gerar conclusões diferentes na avaliação final no tempo em atividade física moderada e vigorosa da população estudada.

O presente trabalho contou com um número pequenos participantes, e uma população específica de uma universidade brasileira, sendo um fator limitante, também ressaltamos que a amostra foi por conviniência. Porém o ponto forte deste trabalho reside no fato de ser o primeiro a comparar estimativas de tempo de AFMV entre processamentos de dados brutos e *counts* em

adultos. Os dados analisados refletem o mais próximo do cotidiano da população estudada para o tempo de AFMV. Mais estudos devem ser feitos nessa área, com novas populações e com um número maior de participantes. A busca por padronização quanto o local de uso do acelerômetro assim como no processamento de dados deve ser encorajado, para maior comparabilidade entre os estudos e maior reprodutibilidade das pesquisas.

Conclusões

Em conclusão os achados deste estudo sugerem que os métodos de processamentos de dados brutos calculados através do pacote GGIR e os dados processados baseados em *counts* não são equivalentes para estimar o tempo médio de AFMV para acelerômetros GT3X+, utilizados no punho em adultos. Alertamos que a escolha entre os métodos de processamento de dados, podem interferir na quantidade de tempo de AFMV significativamente, fazendo com que populações adultas sejam classificadas de formas diferentes dentro das recomendações de organizações de saúde para atividade física. Sugerimos que a escolha do processamento de dados brutos através do pacote GGIR, pode ser mais interessante para pesquisas populacionais com adultos que utilizem o acelerômetro no punho, afim de aumentar a comparabilidade e reprodutibilidade entre os estudos. Isso reforça a necessidade de novas pesquisas que investiguem a comparabilidade das saídas de dados dos acelerômetros de outras marcas, com populações maiores, com melhores ajustes metodológicos, assim como a busca por processamentos de dados que possam aumentar a comparabilidade entre os estudos.

Referências

1. Blair SN, Brodney S. Effects of physical inactivity and obesity on morbidity and mortality: Current evidence and research issues. *Med Sci Sports Exerc.* 1999;31(11 SUPPL.). DOI:10.1097/00005768-199911001-00025
2. Hallal PC, Victora CG, Wells JCK, Lima RC. Physical Inactivity: Prevalence and Associated Variables in Brazilian Adults. *Med Sci Sports Exerc.* 2003;35(11):1894-1900. DOI:10.1249/01.MSS.0000093615.33774.0E
3. Puccinelli PJ, da Costa TS, Seffrin A, et al. Reduced level of physical activity during COVID-19 pandemic is associated with depression and anxiety levels: an internet-based survey. *BMC Public Health.* 2021;21(1):1-11. DOI:10.1186/s12889-021-10470-z
4. Fluetsch N, Levy C, Tallon L. The relationship of physical activity to mental health: A 2015 behavioral risk factor surveillance system data analysis. *J Affect Disord.* 2019;253(April):96-101. DOI:10.1016/j.jad.2019.04.086
5. Wendt A, Flores TR, Silva ICM, Wehrmeister FC. Association of physical activity with sleep health: A systematic review. *Rev Bras Atividade Física Saúde.* 2019;23:1-26. DOI:10.12820/rbafs.23e0057
6. Kerr J, Marinac CR, Elis K, et al. Comparison of Accelerometry Methods for Estimating Physical Activity. *Med Sci Sport Exerc.* 2017;149(3):617-624. DOI:10.1249/MSS.0000000000001124.Comparison
7. Rowlands A V., Yates T, Davies M, Khunti K, Edwardson CL. Raw Accelerometer Data Analysis with GGIR R-package: Does Accelerometer Brand Matter? *Med Sci Sports Exerc.* 2016;48(10):1935-1941. DOI:10.1249/MSS.0000000000000978
8. Zhang Y, Li H, Keadle SK, Matthews CE, Carroll RJ. A Review of Statistical Analyses on Physical Activity Data Collected from Accelerometers. *Stat Biosci.* 2019;11(2):465-476. DOI:10.1007/s12561-019-09250-6
9. Sasaki J, Coutinho A, Santos C, et al. Orientações para utilização de acelerômetros no Brasil. *Rev Bras Atividade Física Saúde.* 2017;22(2):110-126. DOI:10.12820/rbafs.v.22n2p110-126
10. Martin JL, Hakim AD. Wrist actigraphy. *Chest.* 2011;139(6):1514-1527. DOI:10.1378/chest.10-1872
11. Rosenberger ME, Haskell WL, Albinali F, Mota S, Nawyn J, Intille S. Estimating activity and sedentary behavior from an accelerometer on the hip or wrist. *Med Sci Sports Exerc.* 2013;45(5):964-975. DOI:10.1249/MSS.0b013e31827f0d9c
12. TROIANO RP, BERRIGAN D, DODD KW, MASSE LC, TILERT T, MCDOWELL. M. Physical Activity in the United States Measured by Accelerometer. *Med Sci Sport Exerc.* 2008;40(1):181-188. DOI:10.1249/mss.0b013e31815a51b3

13. Troiano RP, McClain JJ, Brychta RJ, Chen KY. Evolution of accelerometer methods for physical activity research. *Br J Sport Med.* 2015;48(13):1019-1023. DOI:10.1136/bjsports-2014-093546.Evolution
14. Fairclough SJ, Noonan R, Rowlands A V., Van Hees V, Knowles Z, Boddy LM. Wear compliance and activity in children wearing wrist- and hip-mounted accelerometers. *Med Sci Sports Exerc.* 2016;48(2):245-253. DOI:10.1249/MSS.0000000000000771
15. Buchan DS, McLellan G. Comparing physical activity estimates in children from hip-worn Actigraph GT3X+ accelerometers using raw and counts based processing methods. *J Sports Sci.* 2019;37(7):779-787. DOI:10.1080/02640414.2018.1527198
16. Van Hees VT, Pias M, Taherian S, Ekelund U, Brage S. A method to compare new and traditional accelerometry data in physical activity monitoring. *2010 IEEE Int Symp "A World Wireless, Mob Multimed Networks", WoWMoM 2010 - Digit Proc.* 2010;(June). DOI:10.1109/WOWMOM.2010.5534986
17. Van Hees VT, Sabia S, Anderson KN, et al. A novel, open access method to assess sleep duration using a wrist-worn accelerometer. *PLoS One.* 2015;10(11):1-13. DOI:10.1371/journal.pone.0142533
18. Vähä-Ypyä H, Vasankari T, Husu P, et al. Validation of cut-points for evaluating the intensity of physical activity with accelerometry-based Mean Amplitude Deviation (MAD). *PLoS One.* 2015;10(8):1-13. DOI:10.1371/journal.pone.0134813
19. Migueles JH, Rowlands A V., Huber F, Sabia S, van Hees VT. GGIR: A Research Community-Driven Open Source R Package for Generating Physical Activity and Sleep Outcomes From Multi-Day Raw Accelerometer Data. *J Meas Phys Behav.* 2019;2(3):188-196. DOI:10.1123/jmpb.2018-0063
20. Rowlands A V., Rennie K, Kozarski R, et al. Children's physical activity assessed with wrist- and hip-worn accelerometers. *Med Sci Sports Exerc.* 2014;46(12):2308-2316. DOI:10.1249/MSS.0000000000000365
21. Van Hees VT, Fang Z, Langford J, et al. Autocalibration of accelerometer data for free-living physical activity assessment using local gravity and temperature: An evaluation on four continents. *J Appl Physiol.* 2014;117(7):738-744. DOI:10.1152/jappphysiol.00421.2014
22. van Hees VT, Gorzelniak L, Dean León EC, et al. Separating Movement and Gravity Components in an Acceleration Signal and Implications for the Assessment of Human Daily Physical Activity. *PLoS One.* 2013;8(4):1-10. DOI:10.1371/journal.pone.0061691
23. Rowlands A V., Cliff DP, Fairclough SJ, et al. Moving forward with backward compatibility: Translating wrist accelerometer data. *Med Sci Sports Exerc.* 2016;48(11):2142-2149. DOI:10.1249/MSS.0000000000001015
24. Choi L, Liu Z, Matthews CE, Buchowski MS. Validation of Accelerometer Wear and Nonwear Time Classification Algorithm. *Med Sci Sport Exerc.* 2011;43(2):357-364. DOI:10.1016/0022-2836(88)90095-2
25. Hildebrand M, Van Hees VT, Hansen BH, Ekelund U. Age group comparability of raw accelerometer output from wrist-and hip-worn monitors. *Med Sci Sports Exerc.* 2014;46(9):1816-1824. DOI:10.1249/MSS.0000000000000289
26. Freedson PS, Melanson E, Sirard J. Calibration of the Computer Science and Applications, Inc. accelerometer. *Med Sci Sport Exerc.* 1998;30(5):777-781.
27. Troiano RP, Berrigan D, Dodd KW, Mâsse LC, Tilert T, McDowell M. Physical activity in the United States measured by accelerometer. *Med Sci Sports Exerc.* 2008;40(1):181-188. DOI:10.1249/mss.0b013e31815a51b3
28. Sasaki JE, Freedson PS, John D. Validation and comparison of ActiGraph activity monitors. *J Sci Med Sport.* 2011;14(5):411-416. DOI:10.1016/j.jsams.2011.04.003
29. Bland MJ, and Altman GD. Measurement in Medicine: The Analysis of Method Comparison Studies. *J R Stat Soc.* 1983;32(3):307-317.
30. Rowlands A V., Mirkes EM, Yates T, et al. Accelerometer-assessed physical activity in epidemiology: Are monitors equivalent? *Med Sci Sports Exerc.* 2018;50(2):257-265. DOI:10.1249/MSS.0000000000001435

ORCID dos autores:Andrew Matheus Gomes Soares: <https://orcid.org/0000-0002-9355-7857>Barbara Moço Pancoti: <https://orcid.org/0000-0002-3136-4654>Aldair Jose de Oliveira: <https://orcid.org/0000-0002-2714-0615>

Recebido em 24/06/21.

Revisado em 06/06/22.

Aceito em 25/06/22.

Endereço para correspondência: Andrew Matheus Gomes Soares. Avenida Getúlio de Moura 888, casa 18, Centro, Mesquita, RJ, 26550-070. E-mail: prof_andrew@outlook.com