

SIMULAÇÃO DE VARIÁVEIS BIOMECÂNICAS DINÂMICAS DA MARCHA POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Gustavo Leporace de Oliveira Lomelino Soares

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Biomédica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Biomédica.

Orientadores: Jurandir Nadal Luiz Alberto Batista

Rio de Janeiro Junho de 2016

SIMULAÇÃO DE VARIÁVEIS BIOMECÂNICAS DINÂMICAS DA MARCHA POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Gustavo Leporace de Oliveira Lomelino Soares

TESE DE DOUTORADO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSITUTO ALBERTO LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA BIOMÉDICA.

Examinada por:

Prof. Jurandir Nadal, D.Sc.

Prof. Luiz Alberto Batista, D.Sc.

Prof. Luciano Luporini Menegaldo, D.Sc.

Prof. Carlos Eduardo Pedreira, Ph.D.

Prof. Arthur de Sá Ferreira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL JUNHO DE 2016 Soares, Gustavo Leporace de Oliveira Lomelino

Simulação de variáveis biomecânicas dinâmicas da marcha por meio de redes neurais artificiais/ Gustavo Leporace de Oliveira Lomelino Soares. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

IX, 61 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Jurandir Nadal

Luiz Alberto Batista

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Biomédica, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 55-61.

 Redes Neurais Artificiais.
Biomecânica.
Marcha. I. Nadal, Jurandir *et al*. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Biomédica. III. Título.

"Seja humilde para admitir seus erros, inteligente para aprender com eles, maduro para corrigi-los" Autor Desconhecido

AGRADECIMENTOS

Não poderia começar os agradecimentos sem ser para essa pessoa. Meu orientador e amigo Jurandir Nadal, o qual sempre foi solícito quando necessitei e sempre batalhou pelos meus direitos e apoiou minhas conquistas desde a época do mestrado. Certamente não teria chegado aqui se fosse outra pessoa!

Um agradecimento muito especial também ao grande amigo e também orientador Luiz Alberto Batista, por ter me iniciado na Biomecânica e me passado toda a sua filosofia de raciocinar baseada no movimento. Certamente levarei isso para toda a minha vida profissional, como tenho feito até agora.

"Uma andorinha só não faz verão." Famoso ditado brasileiro, mas que só aprendemos que é a mais pura verdade quando estamos ao lado de pessoas bacanas com a mesma mentalidade que a sua. Thiago Marinho, Gabriel Zeitoune e Tainá Oliveira, vocês estão comigo desde antes do começo da Biocinética e são uns dos poucos que conseguem me aturar até hoje. Rsrs. Certamente ter vocês ao meu lado trabalhando diariamente me deu a tranquilidade de poder completar mais esse ciclo.

Rapaziada da antiga do LAPIS da PEB/COPPE Glauber Pereira, Thiago Matta, Igor Ramathur, Lucenildo Cerqueira, Felipe Alvim, Diogo Simões e Aluízio Netto, obrigado tanto pela ajuda técnica na parte mais pesada da engenharia como também nas brincadeiras, festas, CBEBs etc. Todos vocês fizeram o esforço valer muito a pena e ser tranquilo!

Mari, você é meu porto seguro. É quem me conforta quando chego a noite irritado com algumas coisas do trabalho ou do doutorado e quem me faz rir todos os dias com palhaçadas para me fazer relaxar. Obrigado por existir na minha vida e por me dar o suporte necessário para eu ser capaz de tocar todas as coisas nessa maluquice de sempre. Rs. Agradeço também às agências de fomento FAPERJ, CNPq e CAPES pelo auxílio financeiro na execução desse projeto.

Finalizo meus agradecimentos às duas pessoas mais especiais em minha vida, meus pais. E coloco no final dos agradecimentos porque vocês merecem uma página inteira só para vocês. Sempre abdicaram de tudo em suas vidas para me prover a melhor educação. Colégio particular, curso de inglês, francês, espanhol, aulas particulares para não ficar reprovado no colégio (kkkkk), fim de semanas de estudo comigo etc etc etc. E sempre me deram tudo isso ao invés de viajar, conhecer novos lugares e curtir a vida. A gratidão por tudo isso é eterna, não há palavras para expressar o orgulho que sinto de ser filho de vocês e poder saber a luta que vocês travaram diariamente para poder fazer com que hoje aqui eu estivesse. Certamente esse título é mais de vocês do que meu, porque para me colocar na linha vocês suaram muito, muito mais do que um mestrado e doutorado. Agradeço por cada briga, cada sugestão, cada atenção, cada minuto gasto comigo. Todos os dias da minha vida que me sinto cansado e triste por algum motivo, penso em tudo que vocês investiram em mim para ganhar forças e estar sempre seguindo. Espero poder fazer pelos meus filhos o que vocês fizeram por mim. Sem vocês nada disso existiria. Obrigado por tudo! Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

SIMULAÇÃO DE VARIÁVEIS BIOMECÂNICAS DINÂMICAS DA MARCHA POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Gustavo Leporace de Oliveira Lomelino Soares

Junho/2016

Orientadores: Jurandir Nadal Luiz Alberto Batista

Programa: Engenharia Biomédica

O objetivo dessa tese foi desenvolver e validar um algoritmo para calcular as forças de reação do solo (FRS) durante a macha utilizando redes neurais artificiais (RNA). Dezessete sujeitos com um acelerômetro fixado na tíbia caminharam em uma pista com uma plataforma de força posicionada na região central. Os sinais foram coletados sincronizadamente a 1 kHz por um sistema BIOPAC e filtrados. Os resultados mostraram que o modelo desenvolvido apresentou menores erros em relação aos existentes na literatura, desenvolvidos com o uso de palmilhas com sensores de pressão. Os sinais de FRS vertical simulados não apresentaram diferenças significativas em relação aos sinais coletados e com resíduos que se aproximavam de uma distribuição gaussiana. Por outro lado, os sinais de FRS anteroposterior e lateral apresentaram diferenças significativas na comparação com os dados da plataforma de força, principalmente nos 15% iniciais da fase de apoio. Conclui-se que o modelo para simular os sinais de FRS verticais parece ser robusto o suficiente para aplicação na análise clínica da marcha humana, enquanto que os sinais de FRS anteroposterior devem ser utilizados com muita cautela. Sugere-se ainda a não utilização dos sinais de FRS laterais com a modelagem proposta, devido aos altos erros e diferenças significativas em relação ao padrão ouro.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

SIMULATION OF DYNAMICS BIOMECHANICAL VARIABLES DURING GAIT USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Gustavo Leporace de Oliveira Lomelino Soares

June/2016

Advisors: Jurandir Nadal Luiz Alberto Batista

Department: Biomedical Engineering

The aim of this thesis was to develop and validate an algorithm to calculate ground reactions forces (GRF) during gait using artificial neural networks (ANN). Seventeen subjects with an accelerometer attached to the tibia walked on a track with a force platform embedded in the central region. A BIOPAC system was used to collect data synchronously at 1 kHz. The results showed that the developed model presented lower errors in relation to the existing literature, developed with the use of pressure insoles sensors. Vertical GRF simulated signals showed no significant differences in relation to the collected signals and the residuals were close to a Gaussian distribution. On the other hand, anteroposterior and lateral GRF signals showed significant differences in comparison with the force platform data, especially in the initial 15% of the stance phase. It is concluded that the model developed to simulate the vertical GRF appears to be robust enough for use in clinical analysis of human gait, while the anteroposterior GRF signals should be used with caution. It is also suggested not to use the lateral GRF signals simulated with the proposed model, due to high errors and significant differences in relation to the gold standard.

SUMÁRIO

1.	PR	EFÁCIO 1
2.	INT	T ROD UÇÃO
2	2.1.	O Problema
2	2.2.	Objetivo Geral
2	2.3.	Objetivos Específicos
3.	RE	VISÃO DE LITERATURA
3	8.1.	Introdução à Biomecânica
3	8.2.	Instrumentação em Biomecânica 8
3	8.3.	Utilização da Inteligência Computacional na Simulação de Sinais
I	Biome	ecânicos17
4.	MA	TERIAIS E MÉTODOS
4	.1.	Casuística
4	l.2.	Instrumentação e Processamento dos Sinais
4	.3.	Estatística
5.	RE	SULTADOS
5	5.1.	Artigo 1: Simulação das Forças de Reação do Solo 3D durante a Marcha
I	Basea	da em Dados de Aceleração
5	5.2.	Artigo 2: Análise Residual da Simulação das Forças de Reação do Solo usando
F	Redes	Neurais Artificias com Diferentes Configurações 42
5	5.3.	Artigo 3: Medidas Objetivas obtidas em uma Simulação das Forças de Reação
Ċ	lo So	lo durante a Marcha São Válidas e Confiáveis?
6.	CO	NSIDERAÇÕES FINAIS
7.	RE	55 FERÊNCIAS

1. PREFÁCIO

Essa tese foi dividida em quatro blocos:

- 1- Introdução;
- 2- Revisão de Literatura sobre Biomecânica Básica, Marcha Humana e Modelagem de Sinais Biomecânicos Dinâmicos com Inteligência Computacional;
- 3- Materiais e métodos dos estudos realizados;
- 4- Resultados dos estudos e discussão dos resultados;

No bloco inicial a motivação do estudo é apresentada, junto aos objetivos do trabalho. A partir daí inicia-se uma revisão de literatura sobre a biomecânica e os instrumentos comumente utilizados para medir os fenômenos mecânicos no corpo humano. Em seguida, são apresentadas as evidências atuais da literatura sobre a utilização de técnicas de inteligência computacional para simulação de sinais dinâmicos em estudos biomecânicos, com ênfase em Redes Neuras Artificiais.

A terceira parte do trabalho apresenta os materiais e métodos utilizados para desenvolver os trabalhos, com detalhes sobre a casuística, as estratégias de coleta de dados, processamento dos sinais e a análise estatística de cada um dos estudos componentes da tese. Por fim, são apresentados os resultados dos três principais trabalhos com a discussão dos resultados encontrados em comparação aos dados disponíveis na literatura acerca do tema.

Como produto da tese, foram desenvolvidos três artigos originais, sendo um já publicado nos anais do principal congresso internacional de engenharia biomédica e dois submetidos para revistas internacionais. Além disso, foram publicados mais dois trabalhos de congresso, sendo um no maior congresso nacional de Engenharia Biomédica e outro em um evento satélite do principal congresso internacional de biomecânica. Segue abaixo a relação dos trabalhos, em ordem cronológica:

1 - Leporace G, Batista LA, Alvim F, Jesus I, Teixeira F, Neto A, Nobre FF, Nadal J, Menegaldo LL. Simulation of Ground Reaction Forces during Gait Based on Accelerometer Data Using a Neural Network Model. In: XIV International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics, 2013, Natal. Annals of the XIV International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics, 2013.

2 - Leporace G, Batista LA, Metsavaht L, Nobre FF, Alvim F, Neto A, Nadal J. Simulação da Força de Reação do Solo Anteroposterior da Marcha usando modelos Lineares e Não Lineares. In: Anais do XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, – CBEB 2014 [CD-ROM], p. 1011-1014, Uberlândia, MG, Outubro de 2014.

3 - Leporace G, Batista LA, Nadal J. Residual Analysis of Ground Reaction Forces Simulation during Gait using Neural Networks with Different Configurations. In Proc. of the 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC'15) [CD-ROM], p. 2812-2815, Milão, Itália, Agosto 2015.

4- Leporace G, Batista LA, Nadal J. Prediction of 3D ground reaction forces during gait based on accelerometer data.

5- Leporace G, Batista LA, Nadal J. Are objective measures obtained from a ground reaction force prediction during gait valid and reliable?

Dois prêmios foram obtidos no período de realização da tese. O primeiro foi o Andrzej J. Komor New Investigator Award, dado ao melhor trabalho do XIV International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics, organizado pelo Grupo Técnico de Simulação Computacional da Sociedade Internacional de Biomecânica. O segundo foi a obtenção da Bolsa Nota 10 de Doutorado outorgada pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio de Janeiro (FAPERJ) no período de Junho de 2014 a Maio de 2016.

2. INTRODUÇÃO

A análise da marcha tem sido proposta como uma das alternativas para avaliar a funcionalidade dos membros inferiores durante as tarefas diárias (BAKER, 2006). A instrumentação básica geralmente recomendada compreende um sistema de análise cinemática de movimento, plataformas de força e eletromiógrafo multicanal. Todos estes instrumentos têm custos elevados que limitam a implementação de um serviço de marcha na prática clínica, fora do ambiente acadêmico de pesquisa científica. Para substituir sistemas de análise de movimento optoeletrônicos, sensores inerciais têm sido usados (FAVRE *et al.*, 2009) e parecem ser uma tecnologia promissora. Vários estudos já reportaram a aplicabilidade clínica destes sistemas para coletar dados cinemáticos (FASEL *et al.*, 2015; PERUZZI *et al.*, 2011).

Medidas das forças de reação do solo (FRS) têm sido utilizadas para avaliar a marcha patológica (NÜESCH *et al.*, 2012; MUNIZ e NADAL, 2009), permitindo a identificação de assimetrias biomecânicas nos membros inferiores e auxiliando na decisão de processos de intervenção, planejamento da reabilitação pós-cirúrgica, além da quantificação da severidade de doenças (McCRORY *et al.*, 2001) Um comportamento incomum das FRS pode conduzir a uma má absorção das cargas mecânicas e na geração de potência, o que tem sido relacionado com o desenvolvimento da osteoartrose (ZENI *et al.*, 2011; SUTER *et al.*, 1998) e com o aumento do risco de reincidência da lesões, como em casos de lesões no ligamento cruzado anterior (FULTON *et al.*, 2014).

No entanto, para substituir plataformas de força para mensurar as forças de reação do solo (FRS), poucas pesquisas têm sido feitas. No atual estado da arte, não há meios validados de medir diretamente essas forças durante a caminhada. Modelos matemáticos computacionais foram desenvolvidos para simular essas forças por algoritmos de otimização baseadas nas FRS e dados cinemáticos (LEWIS e GARIBAY, 2015). Normalmente, os dados de sistemas de análise de movimento optoeletrônicos e as plataformas de força são utilizados para calcular as forças intra-articulares por dinâmica inversa e direta. No entanto, estes dispositivos limitam o desempenho da análise da marcha a um ambiente de laboratório, além de implicarem em custo elevado (BAKER, 2006), reduzindo a aplicação de testes biomecânicos quantitativos na prática clínica.

Alguns estudos têm proposto modelos para simular FRS com base nas medidas de pressão plantar com palmilha instrumentalizadas (FONG *et al.*, 2008; JUNG *et al.*, 2014), apresentando resultados promissores. Apesar do avanço, esses dispositivos ainda têm um custo elevado e não permitem que a análise seja feita com os pés descalços, o que pode influenciar o resultado das análises (CHEN *et al.*, 2015).

Acelerômetros fixados à tíbia, por outro lado, são leves e têm sido utilizados para simular algumas variáveis discretas das FRS por meio de análise de regressão linear (ELVIN *et al.*, 2007). A limitação deste último modelo é não estimar o sinal das FRS de forma completa. Por outro lado, redes neurais artificiais têm sido utilizadas com sucesso na simulação de sinais de momento de força durante a marcha e saltos (FAVRE *et al.*, 2012; OH *et al.*, 2013). Porém, não se sabe se a aplicação de modelos de redes neurais artificias em sinais de acelerometria durante a marcha são capazes de simular as FRS com precisão adequada, oferecendo uma solução para os problemas descritos acima, relativas ao custo do equipamento e capacidade de realização do exame fora de ambientes laboratoriais.

2.1. O Problema

A utilização de redes neurais artificiais possibilitaria o desenvolvimento de um sistema de baixo custo e fácil manuseio para o cálculo das forças de reação do solo durante a marcha?

2.2. Objetivo Geral

Desenvolver e validar um algoritmo para calcular as forças de reação do solo durante a macha utilizando redes neurais artificiais.

2.3. Objetivos Específicos

- Simular as forças de reação do solo tridimensionais com um acelerômetro durante a marcha usando redes neurais artificiais (RNA);
- Analisar os resíduos da modelagem de simulação das forças tridimensionais;
- Calcular parâmetros objetivos comumente usados na prática clínica, das forças de reação do solo obtidas das RNA e comparar com os valores calculados com o padrão ouro para verificar aplicabilidade no dia-a-dia do profissional da saúde.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1. Introdução à Biomecânica

A biomecânica é o ramo da ciência que estuda o Ser vivo por meio das leis da física, mais especificamente de conceitos oriundos da área da mecânica clássica (DONSKOI e ZATSIORSKI, 1988). Entre os mais diversos temas estudados nessa área (MAREY, 1894), o Ser humano talvez seja uma das fontes mais abordadas, principalmente no tocante ao movimento humano e as suas repercussões mecânicas, seja na concepção de eficiência mecânica ou no âmbito da patomecânica (OATIS, 2009). A aplicação da biomecânica no sistema musculoesquelético tem levado a uma melhor compreensão das funções e disfunções das articulações, resultando em melhorias no desenvolvimento de novas concepções voltadas à manutenção e restabelecimento da saúde física.

Nas últimas décadas, a área de patomecânica tem sido muito enfatizada, principalmente pelo desenvolvimento de novas tecnologias que possibilitam o estudo do efeito mecânico de determinada ação nas estruturas corporais, seja por técnicas *in vivo*, *in vitro* e *in situ*, seja por meio de estudos de simulação computacional, como por exemplo, a técnica de elementos finitos (LIU *et al.*, 2010; GOLDSMITH *et al.*, 2013; HALONEN *et al.*, 2013; KINNEY *et al.*, 2013; SCANLAN *et al.*, 2013; WESTPHAL *et al.*, 2013). WHITING e ZERNICKE (2008) definem patomecânica como o estudo das mudanças na biomecânica normal dos tecidos corporais decorrentes de uma patologia. De todas as disciplinas científicas, a biomecânica é indiscutivelmente a mais central no que tange ao estudo da lesão, posto que a maioria das lesões possui uma causa mecânica inata (BARTLETT, 2007). As forças agindo sobre o corpo são os agentes primários que determinam a probabilidade e gravidade de uma lesão (KNUDSON, 2007).

Intervenções ortopédicas e programas de prevenção e reabilitação são necessários para reduzir a incidência e gravidades dessas lesões. Entretanto, uma compreensão da relação entre as forças aplicadas e os efeitos resultantes na saúde dos tecidos é necessária para que programas apropriados sejam desenvolvidos e implementados (WHITING e ZERNICKE, 2008).

A estimação da sobrecarga tecidual durante atividades da vida diária e esportivas é uma parte integral da compreensão das lesões. Muitas lesões agudas, como lesões no ligamento cruzado anterior (LCA) ocorrem durante movimentos esportivos que envolvem corrida, aterrissagens após saltos e mudanças de direção (LEPORACE et al., 2013b; LIPPS et al., 2014). A progressão de algumas desordens articulares é, em parte, influenciada pela sobrecarga tecidual durante a marcha e corrida, como no caso de síndrome da dor femoropatelar (LENHART et al., 2014), impacto femoroacetabular (LEPORACE et al., 2013a), osteoartrose tibiofemoral (ADOUNI e SHIRAZI-ADL, 2014) e as lesões no LCA (LEPORACE et al., 2016a; LEPORACE et al., 2016b). É essencial também compreender que para tarefas motoras similares, muitas vezes idênticas, indivíduos usam diferentes atividades musculares e padrões biomecânicos de movimento dependendo no tipo de controle (BUCHANAN e LLOYD, 1995), experiência (LLOYD e BUCHANAN, 2001), sexo (HEWETT et al., 2004) e limitações associadas (HORTOBAGYI et al., 2005). Por conseguinte, para a estimação da sobrecarga articular subjacente a determinada lesão ou desordem, faz-se necessário que análises biomecânicas sejam realizadas em diferentes tarefas motoras.

3.2. Instrumentação em Biomecânica

Os principais métodos utilizados pela biomecânica para abordar as diversas formas de movimento são: cinemetria, dinamometria, antropometria e eletromiografia (AMADIO e SERRÃO, 2007; WINTER, 2009). Utilizando-se estes métodos, o movimento pode ser minimamente descrito nas suas características e indicadores estruturais básicos e ainda modelado matematicamente, permitindo a maior compreensão dos mecanismos internos reguladores do movimento do corpo humano (Figura 3.1).



Figura 3.1: Divisão das principais características biomecânicas - adaptado de BATISTA (1996) com a autorização do autor.

A cinemetria é a técnica de mensuração de variáveis cinemáticas. A cinemática dos movimentos humanos determina a geometria (forma espacial) e sua variação no tempo, sem levar em conta as forças atuantes no sistema (DONSKOI e ZATSIORSKI, 1988). Em seu conjunto, oferece somente um quadro externo dos movimentos, incluindo variáveis espaciais, temporais e espaço-temporais. De uma forma geral, os dados de deslocamento são capturados por meio de sistemas optoeletrônicos usando marcadores reflexivos posicionados sobre a pele em acidentes ósseos pré-definidos, centro de gravidade de segmentos corporais, centro de rotações articulares e delimitações dos segmentos corporais (WINTER, 2009). Outros dispositivos comumente usados nas análises cinemáticas são acelerômetros, giroscópios e sensores fotoelétricos (Figura 3.2).



Figura 3.2: Exemplos de sistemas de mensuração de variáveis cinemáticas. A: Sistemas Optoeletrônicos; B: Sistemas Fotoelétricos; C: Acelerômetros e Giroscópios.

A dinamometria é a técnica de mensuração de variáveis cinéticas, também denominada de dinâmica na mecânica clássica. O termo se relaciona com a medida das forças internas e externas que causam o movimento. Forças internas vêm dos músculos e ligamentos, entre outros; forças externas vêm da reação do solo ou de fatores externos, como a colisão com outros corpos (bola do tênis contra a raquete, por exemplo) ou fontes passivas (a resistência do vento, por exemplo). A interpretação das componentes ortogonais das forças permite o entendimento das condições do movimento estudado, que respondem por funções de transferência de forças às estruturas do aparelho locomotor (AMADIO e SERRÃO, 2007). Os instrumentos mais utilizados nas análises

dinâmicas são as plataformas de força, plataformas de pressão, células de carga, dinamômetros isocinéticos, entre outros (Figura 3.3).



Figura 3.3: Exemplos de sistemas de mensuração de variáveis dinâmicas. A: Plataforma de Força; B: Baropodômetro (Plataforma de Pressão); C: Dinamômetro Isocinético; D: Célula de Carga.

De uma forma geral, a antropometria também é considerada por alguns autores (AMADIO e SERRÃO, 2007; WINTER, 2009) como um método de avaliação da biomecânica, visto que é inviável o desenvolvimento de modelos biomecânicos sem a mensuração de diversos parâmetros inerciais, como massa corporal e massa segmentar, momentos de inercia, localização geométrica do centro de massa de cada segmento, entre outros (Figura 3.4). A acurácia de cada análise cinemática e dinâmica depende da qualidade e plenitude das medidas antropométricas coletadas.



Figura 3.4: Sistemas de mensuração de variáveis antropométricas. A: Paquímetro; B: Fita métrica; C: Adipômetro; D: Balança Digital.

A eletromiografia (EMG) foi definida por BASMAJIAN e DE LUCA (1985) como o estudo da função muscular através da pesquisa do sinal elétrico que emana dos músculos. O controle neural do movimento não pode ser separado do movimento, propriamente dito, e na eletromiografia há a informação relacionada ao sinal de controle final de cada músculo. Essa técnica fornece informações sobre quais músculos estão ativos em determinada tarefa e qual a intensidade de ativação do mesmo (Figura 3.5).



Figura 3.5: Exemplos de sistemas de mensuração de variáveis mioelétricas. A: Eletromiógrafo; B: Eletrodos ativos.

Apesar da análise biomecânica do movimento humano ser uma ferramenta aceita para auxiliar o diagnóstico (MORGAN *et al.*, 2007), acompanhar a evolução das doenças (ORNETTI *et al.*, 2010), dar suporte à tomadas de decisões relativas ao tratamento fisioterapêutico (CHANG *et al.*, 2010) e cirúrgico (COOK *et al.*, 2003), no que tange às alterações na funcionalidade dos membros inferiores, ainda existem críticas quanto à imprescindibilidade desse exame para o público em geral (WATTS, 1994; SIMON, 2004; NARAYANAN, 2007). WATTS (1994) alegou uma baixa aplicabilidade dos resultados dos exames de marcha, além dos altos custos, relacionados ao elevado espaço físico, equipe técnica especializada e aos equipamentos necessários.

Desde 1994 até hoje, alguns estudos acerca da aplicabilidade clínica de exames da marcha foram publicados. WREN *et al.* (2011) publicaram uma revisão sistemática sobre a eficácia da análise clínica da marcha, na qual apresentaram resultados promissores. Os métodos de coletas e processamento de dados melhoraram, assim como a acurácia na capacidade diagnóstica e de tomadas de decisões baseados nos resultados desses exames. No entanto, concluíram que a análise dos exames ainda é muito subjetiva e dependente de exploração qualitativa dos dados. Por conseguinte, a vivência e expertise do examinador ainda exerce forte influência na qualidade dos resultados.

Uma alternativa a esse tipo de limitação consiste no desenvolvimento de índices que consigam resumir o comportamento de um grande número de variáveis da marcha a apenas um valor que represente o comportamento em geral. Nesse sentido, alguns índices têm sido apresentados na literatura, como o *Gait Deviation Index* (GDI) (SCHWARTZ, ROZUMALSKI, 2008) e o Escore de Funcionalidade da Marcha (LEPORACE, 2012a). No tocante à corrida, um sistema criado recentemente, denominado *Running Injury Clinic* tem sido utilizado na prática clínica com o mesmo objetivo dos índices acima utilizados para a análise da marcha. No entanto, ainda existe a necessidade de manutenção de uma equipe técnica, altamente qualificada para realizar os exames, e de equipamentos de alto custo.

Em relação à mão de obra necessária para a realização e interpretação desses exames biomecânicos ainda existe uma latente necessidade de desenvolvimento de cursos de especialização e capacitação que formem um maior número de profissionais a atuar na área, reduzindo, por conseguinte, o custo.

Por outro lado, no tocante aos custos dos equipamentos, pouco esforço tem sido feito. É bem verdade que nos últimos anos, com o aumento no número de empresas que comercializam equipamentos para análises biomecânicas, o preço tem reduzido drasticamente em relação à década de 90 (SIMON, 2004). No entanto, apesar dessa queda, os custos continuam essencialmente altos e a abertura de novos laboratórios fora do ambiente universitário ainda é escassa. Destarte, ainda são necessários esforços no sentido de desenvolver tecnologias validadas, de baixo custo e fácil utilização na prática clínica, de forma a difundir a aplicação de exames biomecânicos.

Acelerômetros e sensores de contato (*footswitches*) têm sido utilizados ultimamente com o objetivo de mensurar determinadas variáveis cinemáticas e dinâmicas da marcha e outras condutas motoras. Estudos têm utilizado esses instrumentos para calcular parâmetros espaçotemporais da marcha (HARTMANN *et al.*, 2009), pico de impacto durante saltos (PRAXEDES *et al.*, 2010) trabalho mecânico na marcha (PEYROT *et al.*, 2009) e tempo de voo e altura de saltos (LEPORACE *et al.*, 2013c), entre outros.

Nos últimos anos, sensores inerciais têm sido amplamente testados para substituir sistemas optoeletrônicos de cinemetria na mensuração e variáveis cinemáticas (MASCI *et al.*, 2013; FLOOR-WESTERDIJK *et al.*, 2012; WATANABE *et al.*, 2011; LEE *et al.*, 2010; SANT'ANNA, WICKSTROM, 2010; COOPER *et al.*, 2009; HANLON e ANDERSON, 2009; JASIEWICZ *et al.*, 2006). Essas unidades de mensuração inercial (*inertial measurement unit* - IMU) são dispositivos eletrônicos que medem a velocidade, orientação e forças gravitacionais de um corpo, usando uma combinação de acelerômetros e giroscópios, e, em alguns sistemas mais atuais, os magnetômetros (Figura 3.6). Os IMUs são os principais componentes de sistemas de navegação inercial, usados comumente em aeronaves, foguetes, submarinos, em aplicações militares, entre outros.



Figura 3.6: Exemplos de unidades de mensuração inercial. A: Placa contendo o acelerômetro, giroscópio e magnetômetro; B: Sistema Inercial comercial; C: Posicionamento dos sistemas inerciais no corpo.

Matematicamente, é possível calcular a inclinação do sistema somente com os dados dos acelerômetros, porém é importante notar que os acelerômetros medem as forças inerciais, que podem ser causadas pela gravidade, mas também pela aceleração linear devido a um movimento do dispositivo. Consequentemente, mesmo se o acelerômetro estiver em um estado estável, ainda é muito sensível à vibração e ruídos mecânicos. Os giroscópios são comumente utilizados para suavizar esses erros do acelerômetro. Em determinados sistemas, magnetômetros também são usados com o objetivo de corrigir o *drift* dos giroscópios (definido como a ausência de retorno à velocidade zero quando a rotação cessa). Esses sistemas inerciais têm a vantagem de serem de baixo custo e não necessitarem de um ambiente laboratorial para realização dos testes.

No âmbito da biomecânica, esses dispositivos têm sido utilizados com diversos propósitos, como a estimação do deslocamento do centro de massa durante a marcha (FLOOR-WESTERDIJK *et al.*, 2012), cálculo dos parâmetros espaço temporais da marcha em sujeitos saudáveis e acometidas por doenças neurológicas (WATANABE *et al.*, 2011; LEE *et al.*, 2010; SANT'ANNA e WICKSTROM, 2010), cálculo dos instantes de contato e retirada do pé durante diferentes atividades (HANLON e ANDERSON, 2009; JASIEWICZ *et al.*, 2006), avaliação do desenvolvimento de habilidades motoras esportivas em crianças (MASCI *et al.*, 2013), cálculo dos ângulos articulares (WATANABE *et al.*, 2011; COOPER *et al.*, 2009), entre outros.

Apesar do amplo acervo literário acerca das aplicações biomecânicas com sensores inerciais, grande parte da literatura pesquisada foca seus estudos em variáveis cinemáticas. Não foram encontrados estudos que tenham calculado variáveis dinâmicas baseadas em sistemas inerciais, seja por cálculos diretos ou por simulações computacionais. Dessa forma, o cálculo dos parâmetros dinâmicos ainda é, majoritariamente, realizado por meio da mensuração das forças de reação do solo (FRS) obtidas de plataformas de força, associadas a dados antropométricos e cinemáticos.

3.3. Utilização da Inteligência Computacional na Simulação de Sinais Biomecânicos

Nos últimos anos, técnicas de inteligência computacional têm sido utilizadas para predizer os momentos de força das articulações dos membros inferiores durante tarefas como a marcha e saltos (LIU *et al.*, 2009, ROUHANI *et al.*, 2010, FAVRE *et al.*, 2012). Essas estratégias têm apresentado resultados mais adequados do que modelagens lineares, visto que o comportamento humano não é linear por natureza e técnicas convencionais parecem não apresentar resultados adequados (LEPORACE *et al.*, 2014).

A modelagem mais utilizada no âmbito da Biomecânica tem sido a de Redes Neurais Artificiais (RNA) (PFEIFFER e HOHMANN, 2012), definida como um conjunto de técnicas matemáticas/computacionais que visam simular o funcionamento dos neurônios do Sistema Nervoso Central para predizer e generalizar o comportamento de uma ou mais variáveis, buscando por relações não lineares entre as entradas inseridas e as saídas desejadas por meio de treinamento e aprendizagem (HUDSON e COHEN, 1999). Uma rede neural consiste em unidades simples de processamento, os neurônios, e conexões ponderadas entre esses neurônios. Os dados são transferidos entre os neurônios através de conexões com pesos ponderados podendo ter um caráter excitatório ou inibitório (SCHÖLLHORN, 2004).

A capacidade de aprender regras é uma característica fundamental da inteligência computacional. Um processo de aprendizagem no contexto das RNA pode ser visto como um problema de atualização de arquitetura da rede e conexão dos pesos para que uma rede possa eficientemente executar uma tarefa específica. O desempenho é melhorado ao longo do tempo por meio da atualização iterativa dos pesos das conexões. A capacidade da RNA para aprender automaticamente a partir de exemplos a torna atraente. Ao invés de seguir um conjunto de regras especificadas por especialistas em cada área do conhecimento, a RNA utiliza-se de um algoritmo de otimização para aprender as regras subjacentes do conjunto de dados de exemplos representativos. Esta é uma das principais vantagens de redes neurais em relação aos sistemas tradicionalmente utilizados (SCHÖLLHORN, 2004).

Existem três estratégias principais de aprendizagem em inteligência computacional: supervisionado, não supervisionado e híbrido. Na aprendizagem supervisionada, é fornecida uma resposta correta (saída) para cada padrão de entrada. Os pesos são determinados para permitir que a rede produza respostas o mais próximo

18

possível às respostas corretas. Por outro lado, a aprendizagem não supervisionada não necessita de uma resposta "correta" associada a cada padrão de entrada no conjunto de dados de treinamento. Ele explora a estrutura subjacente aos dados e organiza padrões em categorias baseadas nessas relações. A aprendizagem híbrida combina a aprendizagem supervisionada e não-supervisionada. Parte dos pesos é geralmente determinada através da aprendizagem supervisionada (HUDSON e COHEN, 1999).

Um dos modelos mais utilizados de RNA supervisionada é o *perceptron* multicamadas (MLP), também denominado de modelo *feedforward*. Nesses modelos existe uma camada de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas escondidas, nas quais são realizadas as conexões e atribuídos pesos aos valores de entrada, sendo o resultado submetido a um operador não linear (Figura 3.7). O treinamento mais comum dessa rede é o algoritmo de retropropagação dos erros (HUDSON, COHEN, 1999). Em grande parte dos estudos na área de Biomecânica esse modelo tem sido usado para realizar a simulação das FRS baseados em dados cinemáticos ou de palmilhas instrumentalizadas com sensores de força.



Figura 3.7: Ilustração esquemática do modelo de rede neural perceptron multicamadas, com uma camada escondida e uma camada de saída.

SAVELBERG e LANGE (1999), FONG et al. (2008) e ROUHANI et al. (2010)

utilizaram essas palmilhas instrumentalizadas para estimar as FRS durante a marcha, utilizando o modelo de redes neurais artificiais MLP e equações de regressão linear. Todos os três estudos encontraram bons resultados, com coeficiente de correlação maior do que 0,90 para as forças verticais e anteroposteriores e maior do 0,70 para as forças laterais (Tabela 3.1), apesar da amostra utilizada em todos ser muito pequena, com grupos muito homogêneos, o que limita a generalização dos resultados.

Tabela 3.1: Resultados do estudo de SAVELBERG e LANGE (1999): Coeficientes de correlação cruzada entre as curvas de força de reação do solo tridimensional medidas e simuladas para cada um dos sujeitos em três diferentes velocidades (1,1 m/s, 1,6 m/s e 2,0 m/s)

Velocidade (m/s)	1,1	1,6	2,0
Sujeito 1	0,890	0,806	0,950
Sujeito 2	0,869	0,839	0,909
Sujeito 3	0,885	0,892	0,963
Sujeito 4	0,621	0,873	0,773

LIU *et al.* (2009) desenvolveram um modelo de RNA MLP para predizer os momentos de força, no plano sagital, dos membros inferiores, baseados nos dados obtidos das FRS e parâmetros derivados dessas curvas, durante saltos com contra movimento e *squat jumps*. Os resultados do estudo mostraram que, comparando os momentos de força medidos pela dinâmica inversa e os preditos pela RNA, os erros relativos nas três articulações foram menores do que 5% (Tabela 3.2). O erro RMS foi menor do que 15% e os coeficientes de correlação entre os momentos preditos e medidos foram maiores do que 0,96. Os autores concluíram que redes neurais MLP, utilizando poucos parâmetros de entrada – no caso do presente estudo foram cinco – são capazes de predizer adequadamente a relação altamente não linear entre os parâmetros

obtidos das FRS e os momentos de força do quadril, joelho e tornozelo.

Tabela 3.2: Resultados do estudo de LIU *et al.* (2009): Picos dos torques medidos e simulados, os erros relativos e os erros RMS e erros RMS relativos no tornozelo, joelho e quadril durante saltos com contramovimento

Articulação	Pico de Torque Medido	Pico de Torque Simulado	Erro (%)	RMS	RMS (%)
Tornozelo	-1,908	-1,938	1,6	0,280	14,6
Joelho	1,882	1,972	3,2	0,122	6,5
Quadril	-2,459	-2,359	3,6	0,197	8,0

FAVRE *et al.* (2012) também utilizaram redes neurais MLP, com variáveis similares, adicionando o alinhamento mecânico do eixo do joelho, para predizer o momento de força de adução (varismo) do joelho durante a marcha em sujeitos saudáveis e com diferentes graus de osteoartrose no joelho. Os resultados apontaram excelente simulação, com erros de medida entre o momento de força predito e o medido abaixo de 7% para todos os grupos e o coeficiente de correlação entre as medidas alcançando o valor de 0,99 (Tabela 3.3). Os autores concluíram que o método de redes neurais é capaz de predizer adequadamente a curva do momento de força de adução do joelho baseado somente em dados obtidos por meio das forças de reação do solo e características antropométricas dos sujeitos.

Tabela 3.3: Resultados do estudo de FAVRE *et al.* (2012): Comparação das curvas de momento adutor do joelho medido e simulado em três diferentes velocidades (Vel. Baixa, Vel. Média e Vel Alta) para sujeitos assintomáticos, com osteoartrose (OA) leve e OA avançada

	Assintomático (%PC*Estatura)	Leve OA (%PC*Estatura)	Moderada OA (%PC*Estatura)
MAD			
Vel. Baixa	0,34 (0,26-0,43)	0,34 (0,25-0,50)	0,35 (0,24-0,61)
Vel. Média	0,34 (0,26-0,51)	0,35 (0,23-0,50)	0,36 (0,24-0,68)
Vel. Alta	0,36 (0,29-0,46)	0,41 (0,28-0,51)	0,46 (0,27-0,67)
MAD%			
Vel. Baixa	10,7 (7,9-14,2)	11,7 (8,4-16,6)	10,7 (6,4-16,6)
Vel. Média	9,5 (6,4-13,8)	10,9 (7,5-14,8)	11,3 (6,9-17,1)
Vel. Alta	8,4 (5,7-10,2)	9,9 (7,2-13,2)	11,0 (6,3-15,0)
r			
Vel. Baixa	0,96 (0,93-0,97)	0,96 (0,94-0,99)	0,97 (0,95-0,99)
Vel. Média	0,97 (0,93-0,98)	0,96 (0,92-0,97)	0,97 (0,94-0,98)
Vel. Alta	0,97 (0,94-0,98)	0,96 (0,94-0,98)	0,97 (0,93-0,98)

MAD: Desvio médio absoluto em %PC*Estatura; %MAD: desvio médio absoluto em termos percentuais da amplitude do momento adutor; r: coeficiente de correlação

Porém, todos os algoritmos descritos acima ainda exigem a necessidade dos dados coletados em plataformas de força ou sensores de pressão, demandando um ambiente laboratorial preparado adequadamente, sem contar os altos custos dos equipamentos. Dessa forma, existe a necessidade de se desenvolver tecnologias de baixo custo, fácil utilização e com aplicabilidade clínica para calcular os parâmetros dinâmicos durante habilidades motoras, como a marcha, saltos e corrida.

Outra limitação dos modelos disponíveis na literatura para simulação das FRS é que em nenhum dos estudos encontrados há uma a validação da simulação realizada em relação aos sinais coletados, nem análise residual dos modelos para identificar se os mesmos apresentam distribuição gaussiana, garantindo que o erro é predominantemente aleatório e o modelo está bem ajustado (MOTULSKY, 2014). A estratégia comumente utilizada na literatura é composta da análise dos erros percentuais do modelo e da correlação dos sinais simulados com os coletados. Com isso, não é possível afirmar que os modelos estão adequados para utilização na prática clínica.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1. Casuística

Dezessete sujeitos hígidos (11 homens, $27,1 \pm 3,4$ anos, $84,3 \pm 4,5$ kg) caminharam com velocidade auto-selecionada em uma pista de marcha de 8 m de comprimento seis vezes com um acelerômetro 3D (± 6 g, modelo MMA7260Q, Freescale, EUA) afixado na região distal e anterior da perna direita (Figura 4.1). As primeiras duas voltas foram utilizadas para familiarização com a tarefa e instrumentação e os quatro últimos ciclos foram utilizados na análise. Todos assinaram um termo de consentimento livre e esclarecido aprovado juntamente ao protocolo experimental pelo Comitê de Ética Institucional (ANEXO I). Os critérios de inclusão foram: (i) não ter história de lesões ligamentares, nem possuir quadros álgicos no momento dos testes; (ii) possuir entre 20 e 40 anos de idade; e (iii) andar de forma independente, sem a necessidade de uma órtese ou muletas.



Figura 4.1: Ilustração do posicionamento do acelerômetro na região distal e anterior da perna.

4.2. Instrumentação e Processamento dos Sinais

Uma plataforma de força (AccuGait, AMTI, EUA) foi posicionada no centro da pista e coberta por um tecido para evitar a identificação visual da sua posição pelo participante, evitando assim, ajustes no comprimento do passo para acertar a plataforma. Todos os dados foram coletados sincronizadamente usando um sistema BIOPAC (UIM, MP100 Systems, BIOPAC, USA) com uma taxa de amostragem de 1 kHz e filtrados por um filtro passa baixas Butterworth de 2ª ordem, aplicado na direção direta e reversa para evitar distorções de fase (Figura 4.2). A frequência de corte foi de 25 Hz para as FRS e para os dados de aceleração. A frequência de corte foi definida como o valor médio que possibilitaria a retenção de 95% da energia do espectro do sinal. O período da fase de apoio da marcha foi determinado quando os sinais de FRS vertical (FRSv) permaneciam acima de 10 N (LI, HAMILL, 2002).



Figura 4.2: Sistema de aquisição BIOPAC, utilizado nas coletas dos dados.

Para predizer os valores das curvas de FRSv, anteroposteriores (FRSap) e laterais (FRS1), as seguintes entradas foram selecionadas, baseadas em estudos anteriores (LIU et al., 2009; FAVRE et al., 2012):

- i a iii: aceleração 3D normalizada pelo peso corporal (Figura 4.3);
- iv a vi: velocidade relativa 3D do centro de massa dos sujeitos, representada pela integração simples da curva de aceleração (Figura 4.4);
- vii a ix: deslocamento relativo 3D do centro de massa dos sujeitos, representada pela segunda integral da curva de aceleração (Figura 4.5);
- x a xii: primeira derivada dos sinais de aceleração 3D (Figura 4.6);
- xiii: duração da fase de apoio (s); e
- xiv: percentual de tempo (%), expresso como a percentagem da fase de apoio.



Figura 4.3: Exemplo de sinais de aceleração 3D de um sujeito coletado. Acima: AP-Componente Anteroposterior; Centro: Vert- Componente Vertical; Abaixo: Lat -Componente Lateral.



Figura 4.4: Exemplo de sinais da primeira integral da aceleração 3D de um sujeito coletado. Acima: AP- Componente Anteroposterior; Centro: Vert- Componente Vertical; Abaixo: Lat - Componente Lateral.



Figura 4.5: Exemplo de sinais da segunda integral da aceleração 3D de um sujeito coletado. Acima: AP- Componente Anteroposterior; Centro: Vert- Componente Vertical; Abaixo: Lat - Componente Lateral.



Figura 4.6: Exemplo de sinais da primeira derivada da aceleração 3D de um sujeito coletado. Acima: AP- Componente Anteroposterior; Centro: Vert- Componente Vertical; Abaixo: Lat - Componente Lateral.

Uma rede neural MLP com uma camada escondida, e uma camada de saída (as três curvas de FRS) foi selecionada para simular os sinais. O número de neurônios na camada escondida foi selecionado por meio da testagem do ajuste na simulação dos sinais, usando diferentes tamanhos (variando entre 5 e 12 neurônios, baseado em estudos pilotos), sempre buscando o modelo mais parcimonioso, ou seja, poucos neurônios e alto poder de generalização. Para avaliar o ajuste da rede neural utilizou-se o método de validação cruzada *leave-one-out*. A MLP foi treinada usando sempre quatro ciclos da marcha de 16 sujeitos. Os sinais de FRS do sujeito deixado de fora do treinamento foram simulado utilizando a rede treinada com os dados dos outros 16 e utilizados para testar o ajuste da rede.

Para cada repetição, a rede foi treinada usando o algoritmo de retropropagação de Levenberg-Marquadt, baseado em 3264 vetores (16 sujeitos * 4 ciclos da marcha * 51 pontos percentuais) de 14 entradas, como descrito acima, e 3264 valores de FRS 3D em três saída, de acordo com FAVRE *et al.* (2012) e LIU *et al.* (2009).

Na camada escondida e na camada de saída, as funções de transferência utilizadas foram a tangente hiperbólica e linear, respectivamente. Esse modelo de rede neural foi utilizado porque estudos semelhantes demonstraram que a utilização dessas funções de transferência produz, geralmente, melhores resultados de simulação, além de possibilitarem uma comparação direta dos resultados (FAVRE *et al.*, 2012; LIU *et al.*, 2009).

Para evitar o sobreajuste da rede, o erro de generalização obtido pelo grupo de validação durante o processo de treinamento e o gradiente mínimo foram utilizados como critérios de interrupção do treinamento. A rede com o menor desvio médio absoluto (MAD) entre todos os sujeitos foi selecionada como o melhor número de neurônios na camada escondida. MAD foi calculado como:

$$\mathbf{MAD} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} \left| \widehat{\mathrm{FRS}(t)} - \mathrm{FRS}(t) \right| \tag{1}$$

onde FRS(t) representa os sinais simulados, FRS(t) corresponde aos sinais de FRS coletados com a plataforma de força e N é o tamanho do vetor.

O desvio médio absoluto normalizado (MAD%) também foi calculado, utilizando a seguinte equação (FAVRE *et al.*, 2012):

$$\mathbf{MAD}\% = \frac{\mathrm{MAD}}{\mathrm{range}\,(\mathrm{FRS}(\mathrm{t}))} * 100 \tag{2}$$

Para assegurar que todas as 14 variáveis selecionadas inicialmente eram necessárias para o desenvolvimento do modelo, após o treinamento inicial da rede, reiniciou-se o processo descrito acima retirando as variáveis uma a uma e avaliando se o erro reduzia sem a presença da variável na modelagem. Os sinais simulados e coletados de FRS foram interpolados para 51 valores usando um algoritmo de Spline Cúbica para a realização da análise estatística.

4.3. Estatística

Simulação das Forças de Reação do Solo 3D durante a Marcha Baseada em Dados de Aceleração

Para testar se havia diferenças significativas entre os sinais simulados e os sinais medidos, as 136 curvas de FRS, 68 medidas e 68 simuladas, foram inseridas em três matrizes **D** [136 x 51], onde cada linha corresponde aos ciclos da marcha dos 17 sujeitos e cada coluna corresponde aos sinais interpolados. Em cada matriz **D** havia um componente das FRS. Uma análise de componentes principais (ACP) foi aplicada à

cada matriz **D** (JOLLIFFE, 2002). Inicialmente, a média das colunas da matriz **D** foi subtraída, a matriz de covariância **S** foi calculada, e, finalmente, os autovalores e autovetores foram estimados a partir de **S** utilizando o algoritmo de decomposição de valores singulares (JOLLIFFE, 2002), como descrito abaixo:

$$\mathbf{D} = \mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{X}^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

onde as matrizes **X**, **L**, **U** contém, respectivamente, os autovetores de $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$, a raiz quadrada dos autovalores de $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ e os escores dos CPs para a matriz de covariância **S**. Desse modo, o maior valor em **L** corresponde ao autovalor representativo do primeiro componente principal (CP) e assim por diante.

O número de CP retidos na análise foi aquele no qual a soma cumulativa contabilizou 80% da variância dos dados originais. Os escores retidos foram comparados entre os grupos usando um teste t de Student. Os autovetores correspondentes aos escores com diferenças significativas foram analisados em correspondência temporal com os sinais originais para identificar o local onde a variância entre os grupos poderia ser explicada (LEPORACE *et al.*, 2012b). Os locais onde autovetores desviam do zero indicam aumento da diferença entre os sinais simulados e coletados. A ACP foi utilizada por ser uma técnica mais sensível a identificação de diferenças significativas do que técnica estatísticas convencionais que utilizam parâmetros discretos (LEPORACE *et al.*, 2012b).

A correlação entre os sinais simulados e coletados também foi calculada para cada componente das FRS, por meio do Coeficiente de Correlação de Pearson. O nível de significância foi estabelecido em 0,05. A magnitude do tamanho do efeito foi também calculada com base em COHEN (1988). Valores superiores a 0,8 foram considerados grandes e valores inferiores a 0,5 foram considerados pequenos.

Análise Residual da Simulação das Forças de Reação do Solo usando Redes Neurais Artificias com Diferentes Configurações

Para analisar a hipótese de normalidade dos resíduos, quatro pressupostos devem ser satisfeitos:

- (i) Os erros seguem uma distribuição normal;
- (ii) Têm média zero;
- (iii) Têm variância constante;
- (iv) São independentes.

De forma a testar essas hipóteses, inicialmente uma análise exploratória foi realizada para verificar se a distribuição do erro do modelo apresentava uma distribuição gaussiana. Para isso, construiu-se um gráfico com os resíduos no eixo das ordenadas e os sinais simulados no eixo das abcissas (denominado gráfico residual). Se os pontos no gráfico estiverem dispersos aleatoriamente ao redor da abcissa, o modelo é descrito como apropriado para simulação dos dados (MOTULSKY, 2014). Os resíduos padronizados foram calculados para verificar se 95% dos valores encontravam-se entre ± 2 desvios-padrão (MOTULSKY, 2014).

Histogramas dos resíduos também foram representados graficamente para verificar se a variância é distribuída normalmente. Um histograma simétrico, em forma de sino, que é uniformemente distribuído em torno de zero indica que o pressuposto de normalidade é susceptível de ser verdade. P-P plots também foram calculados para verificar o pressuposto de normalidade dos resíduos (MOTULSKY, 2014). Essa análise residual foi aplicada a dois modelos. O primeiro foi a RNA apresentada anteriormente, composta por três camadas de entrada com uma única saída e a segunda foram três RNA, com uma entrada em cada (correspondendo a cada componente das FRS) e uma saída. Essa estratégia foi adotada devido às diferenças estatísticas obtidas para as RNAs das FRSap e FRSI. Julgou-se importante entender se, caso fosse necessário utilizar apenas um ou dois componentes das FRS, a modelagem apresentaria resultados similares.

Medidas Objetivas obtidas em uma Simulação das Forças de Reação do Solo durante a Marcha São Válidas e Confiáveis?

A última parte do trabalho foi calcular as variáveis discretas, comumente utilizadas na prática clínica para representar as FRS (McCRORY *et al.*, 2001), a partir dos sinais simulados e coletados e comparar esses valores. Nesse trabalho, foram utilizadas somente as FRS verticais e anteroposteriores.

As variáveis das obtidas das FRSv foram as seguintes (Figura 4.7):

- (i) Primeiro pico de força vertical (PPFv);
- (ii) Tempo para alcançar o PPFv;
- (iii) Segundo pico de força vertical (SPFv);
- (iv) Tempo para alcançar o SPFv;
- (v) Impulso mecânico vertical, representado pela área abaixo da FRSv;
- (vi) Taxa de aplicação da força vertical, representada pela razão entre as varíaveis (i) e (ii);

As variáveis das obtidas das FRSap foram as seguintes (Figura 4.7):

(vii) Primeiro pico de força anteroposterior (PPFap);

- (viii) Tempo para alcançar o PPFap;
- (ix) Segundo pico de força anteroposterior (SPFap);
- (x) Tempo para alcançar o SPFap;
- (xi) Impulso mecânico de frenagem, representado pela área abaixo da parte negativa das FRSap;
- (xii) Impulso mecânico de propulsão, representado pela área abaixo da parte positiva das FRSap;
- (xiii) Taxa de aplicação da força anteroposterior, representada pela razão entre as varíaveis (vii) e (viii);





Figura 4.7: Acima: Forças de reação do solo vertical. PPFv: primeiro pico de força vertical (PC); t1: tempo para o PPFv (% Apoio); SPFv: segundo pico de força vertical (PC); t2: tempo para o SPFv (% Apoio); Impulso: área sob a força vertical. Abaixo: Forças de reação do solo anteroposterior. PPFap: primeiro pico de força anteroposterior (PC); t3: tempo para o PPFap (% Apoio); SPFap: segundo pico de força anteroposterior (PC); t4: tempo para o SPFap (% Apoio);

Impulso de Frenagem: área sob a força anteroposterior negativa; Impulso de Propulsão: área sob a força anteroposterior positiva.

Os parâmetros obtidos das FRS foram comparados entre os sinais simulados e coletados utilizando um teste t de Student. O nível de significância foi definido em 0,05. O tamanho do efeito também foi calculado com base em COHEN (1988). Valores superiores a 0,8 foram considerados grandes e valores inferiores a 0,5 foram considerados pequenos. A correlação entre os parâmetros simulados e coletados também foi calculado para cada componente FRS, por meio do Coeficiente de Correlação de Pearson.

A confiabilidade entre os sinais foi calculada pelo Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC two-way random average measures) entre todas as quatro tentativas nas condições simuladas e medidas. Este modelo de ICC foi escolhido uma vez que na prática clínica os valores normalmente reportados para o paciente nos laudos são a média de três a quatro tentativas para cada variável. Todos os dados foram processados e analisados estatisticamente por meio do software MATLAB (The Mathworks, USA).

5. RESULTADOS

5.1. Simulação das Forças de Reação do Solo 3D durante a Marcha Baseada em Dados de Aceleração

O número de neurônios na camada escondida com o menor MAD foi dez. As FRSv apresentaram os menores erros, seguido pelas FRSap e, com o maior erro, as FRSI. A correlação entre os sinais simulados e coletados foi elevada, com todos os valores acima de 0,8 (Tabela 5.1).

	MAD	% MAD	r
Anteroposterior	$1,8 \pm 0,3 \ \% PC$	$4,6\pm0,7~\%$	0,97
Vertical	$4,5 \pm 1,1 \ \% PC$	$4,0\pm0,8~\%$	0,98
Lateral	$1,4 \pm 0,3 $ %PC	$10,5 \pm 3,3 \%$	0,80

Tabela 5.1: Desvio médio absoluto (MAD), desvio médio absoluto normalizado (%MAD), expressos como a média (\pm desvio padrão), e coeficiente de correlação de Pearson (r). %PC: percentual do peso corporal.

A simulação do sinal mostrou bons resultados qualitativos, com todos os sinais simulados assemelhando-se aos dados originais (Figura 5.1 a 5.3). Quatro, cinco e quatro componentes foram retidos na comparação dos sinais nas FRSv, FRSap e FRSI, respectivamente. As FRSv não apresentaram diferenças significativas (p > 0,05) entre os sinais, com tamanho do efeito baixo (Tabela 5.2, Figura 5.1). As FRSap apresentaram diferenças significativas no quinto CP (p = 0,009) (Tabela 5.2, Figura 5.2), e as FRSI apresentaram diferenças no segundo (p = 0,01) e terceiro (p = 0,02) CPs (Tabela 5.2, Figura 5.3). Os fatores de carga indicaram que a variância foi superior nos primeiros 15% da fase de apoio em ambos os sinais, representando a fase de resposta à carga da marcha.



Figure 5.1. Forças de reação do solo verticais. A linha contínua azul representa o sinal coletado e a linha tracejada vermelha representa o sinal simulado. %PC: percentual do peso corporal.

	Anteropo	osterior	Vert	Vertical Latera		eral
	p valor	TE	p valor	TE	p valor	TE
CP1	0,07	0,44	0,48	0,12	0,31	0,30
CP2	0,95	0,01	0,93	0,02	0,01**	1,04
CP3	0,08	0,63	0,71	0,09	0,02*	1,06
CP4	0,50	0,20	0,98	0,01	0,24	0,46
CP5	0,009**	0,94	_	-	-	-

Tabela 5.2: P valor e tamanho do efeito (TE) nas comparações entre os sinais coletados e simulados

* $p \le 0.05$; ** $p \le 0.01$. CP = Componente Principal.



Figure 5.2. Forças de reação do solo anteroposteriores. Acima: A linha contínua azul representa o sinal coletado e a linha tracejada vermelha representa o sinal simulado. Abaixo: Quinto componente principal. %PC: percentual do peso corporal. CP5: Quinto Componente Principal.



Figure 5.3. Forças de reação do solo laterais. Acima: A linha contínua azul representa o sinal coletado e a linha tracejada vermelha representa o sinal simulado. Abaixo: Segundo (linha contínua) e terceiro (linha tracejada) componentes principais. %PC: percentual do peso corporal. CP2 e CP3: Segundo e Terceiro Componente Principal, respectivamente.

5.2. Análise Residual da Simulação das Forças de Reação do Solo usando Redes Neurais Artificias com Diferentes Configurações

Para a rede única com três saídas, o número de neurônios na camada escondida com o menor MAD e maior coeficiente de correlação foi oito (Figura 5.4, Tabela 5.3). A segunda configuração, com três redes com uma saída cada, resultou em menor erro quando estava usando oito, cinco e dez neurônios para FRSap, FRSv e FRS1, respectivamente. Não houve diferenças estatísticas entre o MAD das duas configurações de RNA (p valor: 0,243; 0,322; 0,823 para FRSap, FRSv e FRS1, respectivamente).

Tabela 5.3: Coeficiente de correlação de Pearson (r) e o desvio médio absoluto (MAD) entre o sinal coletados e simulados com uma RNA única (1 RNA) e três RNAs separadas (3 RNA)

	r		MAD (%PC)		MAD%	
	3 RNA	1 RNA	3 RNA	1 RNA	3 RNA	1 RNA
FRSap	0,971	0,969	$1,83 \pm 0,68$	$1,9 \pm 0,6$	$5,2 \pm 2,0$	$5,4 \pm 1,8$
FRSv	0,969	0,968	$5,1 \pm 1,64$	$5,2 \pm 1,7$	$4,7 \pm 1,4$	$4,8 \pm 1,5$
FRSI	0,792	0,801	$1,35 \pm 0,46$	$1,4 \pm 0,5$	$12,8 \pm 5,6$	$13,0 \pm 6,1$

FRSap: Forças de Reação do Solo Anteroposterior; FRSv: Forças de Reação do Solo Verticais; FRSI: Forças de Reação do Solo Laterais; %PC: percentual do peso corporal.



Figura 5.4: Forças de reação do solo coletadas e simuladas (FRS) em ambas as configurações: uma rede com três saídas (Simulado 1 RNA), três redes com uma saída de cada um (Simulado 3 RNA).

Todos os gráficos residuais mostraram que não há tendências dos resíduos, apresentando um padrão estocástico, embora possa ser visto alguns valores extremos (Figura 5.5). Cerca de 94% dos resíduos padronizados estavam dentro de \pm 2 desvios-padrão (Tabela 5.4), permitindo, portanto, sugerir que o modelo teve, no geral, um ajuste adequado.

Tabela 5.4: Percentagem dos valores de resíduos padronizados que estão dentro de ± 2 desvios-padrão entre o sinal coletados e simulados com uma RNA única (1 RNA) e três RNAs separadas (3 RNA)

	Resíduos Pad	ronizados
	3 RNA	1 RNA
FRSap	94,2 %	94,3 %
FRSv	93,6 %	94,4 %
FRSI	95,1 %	94,6 %

FRSap: Forças de Reação do Solo Anteroposterior; FRSv: Forças de Reação do Solo Verticais; FRSI: Forças de Reação do Solo Laterais;



Figura 5.5: Gráficos residuais da simulação forças de reação do solo. Linhas contínuas horizontais representam o zero e a linha tracejada representa dois desvios padrão dos valores de resíduos no eixo das ordenadas. FRSap: componente anteroposterior; FRSv: componente vertical; FRS1: componente lateral.

Os histogramas demonstraram que os resíduos se assemelham a uma distribuição Gaussiana, no entanto, ainda apresentaram uma cauda maior à esquerda ("left-skew") e pico aumentando (curtose aumentada). (Figuras 5.6). Os P-P plots mostraram que na região central há semelhança com uma distribuição central, no entanto, nas periferias há um desvio significativo (Figura 5.7).

Não houve diferença na forma dos gráficos entre as duas configurações RNA utilizados no estudo.



Figura 5.6: Histogramas dos resíduos das forças de reação do solo simuladas. As linhas vermelhas representam a função de densidade de probabilidade esperada de uma distribuição normal.



Figura 5.7: P-P plots das forças de reação do solo simuladas. As linhas vermelhas tracejadas representam o comportamento esperado para uma distribuição normal.

5.3. Medidas Objetivas obtidas em uma Simulação das Forças de Reação do Solo durante a Marcha São Válidas e Confiáveis?

O CCI apresentou excelentes valores para os parâmetros das FRSv (variando de 0,87 a 0,97) e moderados para excelentes valores para os parâmetros FRSap (variando de 0,78 a 0,96). Não houve diferenças entre os parâmetros discretos das FRSv medidos e simulados, com tamanho de efeito pequeno para todas as comparações. A correlação entre os parâmetros verticais medidos e simulados variou de moderada a excelente (Tabela 5.5).

Em relação às FRSap, a única variável que apresentou diferença significativa, com tamanho de efeito moderado, entre os sinais simulados e medidos foi o primeiro pico de força, que foi subestimado na simulação (Tabela 5.6). Todas as outras

comparações não apresentaram diferença, com um tamanho de efeito reduzido. A

correlação entre os sinais variou de fraca a moderada (Tabela 5.6).

	Simulado	Coletado	P valor	TE	r
PPF (PC)	1,01	1,03	0,09	0,42	0,58
Tempo para PPF (%	(0,94-1,08) 23,1 (20,4,25,7)	(0,93-1,13) 23,4 (17,4,20,3)	0,59	0,09	0,81
SPF (PC)	(20,4-23,7) 1,09 (1,02,1,16)	(17,4-29,5) 1,08 (0.05,1.22)	0,54	0,13	0,73
Tempo para SPF (%	(1,02-1,10) 75,9 (72,5,78,2)	(0,93-1,22) 75,6	0,42	0,05	0,47
Apoio) Taxa de aplicação da	(73,5-78,3) 6,38	(72,5-78,7) 6,71	0,11	0,29	0,82
Iorça (PC/s) Impulso (PC.s)	(4,73-8,03) 0,52 (0.44-0.60)	(4,08-9,33) 0,52 (0,44-0,60)	0,51	0,02	0,97
	(0,77-0,00)	(0, ++ -0, 00)			

Tabela 5.5: Valores médios (95% CI) para as variáveis da FRS verticais coletado e simulados, p valor, tamanho de efeito (TE) e coeficiente de correlação de Pearson (r)

PC: Peso corporal; PPF: Primeiro pico de força; SPF: Segundo pico de força

Tabela 5.6: Valores médios (95% CI) para as variáveis da FRS anteroposteriores coletado e simulados, p valor, tamanho de efeito (TE) e coeficiente de correlação de Pearson (r)

	Simulado	Coletado	P valor	TE	r
PPF (PC)	0,15	0,17	0,03*	0,70	0,35
Tempo para PPF (%	(0,13-0,18) 15,7	(0,12-0,22) 14,4	0,20	0,41	-0,23
Apoio) SPF (PC)	(11,0-20,5) -0,18	(8,9-19,9) -0,19	0,48	0,16	0.59
Tempo para SPF (%	(-0,240,14)	(-0,240,13)	0.97	0.01	0.15
Apoio)	(82,0-91,0)	(84,3-88,7)	0,97	0,01	0,15
Taxa de aplicação da força (PC/s)	(0,72-2,55)	1,97 (0,64-3,30)	0,90	0,03	0,37
Impulso de Frenagem (PC.s)	0,03 (0.02-0.03)	0,03 (0.02-0.04)	0,85	0,07	0,45
Impulso de Propulsão	-0,03	-0,03	0,06	0,12	0,72
(1 ((-0,030,02)	(-0,030,02)			

PC: Peso corporal; PPF: Primeiro pico de força; SPF: Segundo pico de força. * p < 0.05

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo principal da presente tese foi desenvolver e validar um algoritmo para calcular as forças de reação do solo durante a macha utilizando redes neurais artificiais. Para isso, três objetivos secundários foram traçados para alcançar essa proposta. Inicialmente, foi desenvolvido um modelo de RNA, utilizando perceptrons multicamadas, baseado em dados de um único acelerômetro fixado na região distal da tíbia. Os resultados dessa simulação foram comparados com os sinais coletados por meio de técnica estatísticas multivariadas e comparação dos erros do modelo com estudos disponíveis na literatura para verificar se a proposta inicial era viável e válida.

Após a realização do modelo inicial, foi realizada uma extensa análise exploratória dos resíduos produzidos pelo modelo para ratificar que o modelo desenvolvido era adequado. Para verificar se o modelo ajustado estava adequado para utilização na prática clínica, calculou-se parâmetros objetivos oriundos das curvas de força obtidas da simulação e da coleta com a plataforma de força, comumente utilizados em análise clínicas da marcha, os quais foram comparados entre si para identificar se a simulação produziu sinais adequados.

Esse trabalho possui sua relevância pautada na necessidade de seleção de estratégias terapêuticas por profissionais da saúde baseada em dados objetivos, quantitativos e reprodutíveis. No entanto, existem evidências na literatura apontando que a utilização de avaliações biomecânicas quantitativas no dia-a-dia do profissional ainda é pequena, devendo-se, entre diversos fatores, ao alto custo dos instrumentos biomecânicos necessários (WREN *et al.*, 2011).

Essa necessidade tem se evidenciado nos últimos anos com a publicações de trabalhos científicos relacionando variáveis dinâmicas a um risco aumentado de lesões ortopédicas (LIPPS *et al.*, 2014) e que possuem associação com o nível de degeneração

48

articular em patologias ortopédicas (LEPORACE *et al.*, 2013a; LEPORACE *et al.*, 2016a). Destarte, existe uma demanda latente pelo desenvolvimento de equipamentos de baixo custo e fácil uso para expandir a utilização desses exames na prática clínica e auxiliar o profissional na escolha das melhores estratégias terapêuticas.

Os resultados do primeiro trabalho da tese apontaram que a RNA desenvolvida obteve sucesso em simular as séries temporais das curvas da força de reação do solo 3D, embora a ACP discriminou discretas diferenças entre o sinal simulado e o coletado nos eixos anteroposterior e lateral.

O desvio médio absoluto (MAD) e normalizado (MAD%) foram iguais ou inferiores a outros estudos que utilizaram palmilhas de pressão plantar para simular as FRS. O MAD das FRSap desses estudos variou entre 1,57 e 5,8% PC, enquanto o MAD% variou entre 7,3% a 10,1% e o coeficiente de correlação entre 0,85 e 0,98 (FONG *et al.*, 2008; FORNER-CORDERO *et al.*, 2004; JUNG *et al.*, 2014; LIEDTKE *et al.*, 2007; OH *et al.*, 2013; ROUHANI *et al.*, 2010; SAVELBERG, LANGE, 1999). A MAD, MAD% e o coeficiente de correlação encontrada no presente estudo foram 1,8 a 4,5% PC, 4,0 a 10,5% e 0,80 a 0,98 (Tabela 6.1).

A simulação das FRSv na literatura tem valores de erros que variam entre 6,6% PC e 13,75% PC; o erro relativo variando entre 7,3% e 10,1%, enquanto o presente estudo apresentou valores de 4,5% PC e 4,0%, respectivamente. Os coeficientes de correlação de todos os estudos foram similares, variando 0,97-0,99, semelhante à presente simulação (OH *et al.*, 2013; FONG *et al.*, 2008; FORNER-CORDERO *et al.*, 2004; JUNG *et al.*, 2014; LIEDTKE *et al.*, 2007; ROUHANI *et al.*, 2010) (Tabela 6.1).

Semelhante a outros estudos, a simulação das FRS1 apresentou menor correlação e maior erro do que as FRSap e FRSv (OH *et al.*, 2013; LIEDTKE *et al.*, 2007). O erro das forças laterais do presente estudo foi semelhante à OH et al. (2013), mostrando um

erro relativo de 10% (Tabela 6.1). Esse erro aumentado pode ser devido à maior variabilidade deste sinal (JOHN *et al.* 2012). Talvez, com um tamanho maior da amostra esta variabilidade pode ser capturada pelo modelo de rede neural, diminuindo o erro.

		Correlação (r)			Desvio Méd	lio Rela	tivo (%)
Nome do Autor	Ano	AP	V	ML	AP	\mathbf{V}	ML
Savelberg e Lange	1999	0,86	-	-	-	-	-
Barnett et al.	2001	-	-	-	-	3 a 13	-
Forner-Cordero et al.	2004	0,98	0,99	0,82			
Liedtke et al.	2007	-	-	-	10,1	2,3	37,2
Fong <i>et al</i> .	2008	0,93	0,99	0,72	-	-	-
Rouhani et al.	2010	0,98	0,97	0,81	-	-	-
Oh <i>et al</i> .	2013	0,98	0,99	0,92	7,3	5,8	10,9
Trabalho Atual	2016	0,97	0,98	0,80	4,6	4,0	10,5

Tabela 6.1: Coeficiente de correlação de Pearson (r) e Desvio Médio Relativo (%) da simulação das forças de reação do solo dos estudos disponíveis na literatura que utilizam palmilhas instrumentalizadas com sensores de força e o trabalho atual

Apesar da semelhança nos erros, nenhum dos estudos citados validou o seu modelo, tornando difícil a discussão do ajuste do modelo, não permitindo a confirmação de que as simulações estão adequadas ou que não podem ser melhoradas. Este é o primeiro estudo a comparar as FRS simuladas e coletadas por meio de uma técnica de análise multivariada, mais sensível às diferenças estatísticas do que técnicas inferenciais tradicionais (LEPORACE *et al.*, 2012b; MUNIZ *et al.*, 2010). A principal vantagem da utilização da ACP é que não há nenhuma dependência nas variáveis discretas escolhidas arbitrariamente, ao mesmo tempo em que leva em consideração a variação de todo o sinal (JOLLIFFE, 2002).

Os sinais de FRSv simulados não apresentaram diferenças quando comparadas com os dados coletados, o que sugere que a utilização desta curva na prática clínica pode ser aceitável. Este resultado é importante, pois algumas variáveis extraídas de FRSv já têm sido relacionados com o risco de lesões (ZADPOOR, NIKOOYAN, 2011) e a progressão de patologias (HOUCK *et al.*, 2011).

Por outro lado, a ACP mostrou que as simulações das FRSap e FRSI apresentam diferenças que podem influenciar a utilização destes sinais na prática clínica. Os fatores de carga dos componentes principais das FRSap e FRSI encontraram diferenças entre 5% e 15% da fase de apoio, representando um pico de impacto e primeiro pico ativo reduzidos.

No entanto, a análise isolada das medidas de erro absoluto e erro relativo não são suficientes para verificar a adequação do modelo desenvolvido. Com base na literatura revisada, nenhum dos estudos citados acima realizou uma análise dos resíduos do modelo para verificar se os mesmos apresentavam uma distribuição gaussiana (MOTULSKY, 2014). No presente estudo, os gráficos residuais mostraram que os erros são constantemente distribuídos ao longo de toda a faixa da simulação das forças, confirmando os pressupostos de homocedasticidade, apesar de uma quantidade discretamente maior de *outliers* do que o esperado. Não houve diferença entre as duas configurações de rede.

Os histogramas e os *P-P plots* sugerem que os resíduos se assemelham a uma distribuição de probabilidade normal em sua região central, embora seja possível verificar que as FRSap e FRSv apresentam uma cauda sutilmente aumentada à esquerda, indicando uma inclinação negativa, e também, um aumento de curtose (pico da distribuição aumentado). Estes resultados, em conjunto com os gráficos residuais, indicam que as variáveis de entrada incluídos na modelagem das FRSv e FRSap podem não ter sido capazes de capturar todas as informações dos sinais coletados. A inclusão de novos parâmetros, como os obtidos a partir de acelerômetros posicionados em outras

localidades, poderia contribuir para a solução deste pequeno desvio da distribuição Gaussiana dos resíduos.

A simulação das FRS1 teve a distribuição de probabilidade mais próxima à Gaussiana. O coeficiente de correlação moderado e a diferença estatística da simulação com o sinal coletado podem estar relacionados à alta variabilidade inter- e intra-sujeito desta série temporal (JOHN *et al.*, 2012). Como a amostra de treinamento foi pequena, pode não ter fornecido informações suficientes para treinar a rede para lidar com essa variabilidade. Propõe-se o desenvolvimento de novas redes com tamanhos amostrais maiores para melhorar o ajuste do modelo proposto neste estudo.

Baseado nos resultados acima, a última parte do trabalho, relativa à comparação dos parâmetros objetivos das FRS, foi realizada somente com as curvas verticais e anteroposteriores, uma vez que essas apresentaram diferenças aceitáveis nas comparações anteriores. O coeficiente de correlação intraclasse dos parâmetros objetivos apontaram que esses apresentam moderada para alta confiabilidade, porém, de magnitude similar aos valores da curva coletada pela plataforma de força.

Nenhum parâmetro obtido da FRSv apresentou diferenças entre os sinais simulados e coletados, com baixo efeito de tamanho para todas as comparações e alto coeficiente de correlação. Esses resultados eram esperados, uma vez que os resultados anteriores também não mostraram diferenças na força vertical usando ACP. Estes resultados ratificam os achados anteriores e sugerem que a modelagem das FRSv proposta nesse trabalho parece ser válida e confiável para ser utilizada na análise clínica da marcha humana.

Por outro lado, os parâmetros objetivos das FRSap apresentaram baixa correlação com o sinal medido e com diferenças estatisticamente significativas no pico

52

de força de frenagem. Apesar da moderada a alta confiabilidade, estas medidas apresentam diferenças que não permitem a utilização na prática clínica.

As diferenças encontradas em todas as comparações nas curvas de FRSap e FRSI estão localizadas principalmente nos 15% iniciais da fase de apoio, composta pelo pico de impacto e pela resposta à carga. O pico de impacto tem uma banda de frequência mais elevada (10 a 20 Hz) e representa a rápida desaceleração da perna e do pé após o contato inicial com o solo, enquanto que o pico de força tem uma banda de frequência mais baixa (4 a 8 Hz), representando o movimento voluntário dos membros inferiores para a desaceleração do centro de massa (GRUBER *et al.*, 2014). No presente estudo, apenas um acelerômetro foi fixado na perna e, por isso, as acelerações do centro de massa e do pé não puderam ser capturadas individualmente. Propõe-se em estudos futuros a inclusão de sensores na região da pelve, o qual poderia representar a aceleração do centro de massa (FAZIO *et al.*, 2013), e no pé, gerando mais informações para as redes neurais para simularem os sinais de FRS.

Outra limitação deste estudo é o uso dos dados brutos de aceleração para simular as forças de reação do solo. A direção do vetor de aceleração depende do ângulo da tíbia, enquanto que as forças de reação do solo têm sua direção definida pelo posicionamento da plataforma de força. Esse desvio entre os sinais coletados e simulados poderia ter incapacitado a obtenção algumas informações importantes, aumentando o erro. Potencialmente, a utilização de sensores inerciais poderia lidar com esta limitação, permitindo a inclusão dos ângulos dos sensores em relação ao solo, corrigindo assim o "offset" entre a direção relativa da tíbia em relação à plataforma.

Por fim, conclui-se que o modelo desenvolvido para simular os sinais de FRSv parece ser robusto o suficiente para aplicação em análises clínicas da marcha humana, enquanto que os sinais simulados das FRSap devem ser utilizados com muita cautela. Sugere-se ainda a não utilização dos sinais de FRSI com a modelagem proposta, devido aos altos erros e diferenças significativas em relação ao padrão ouro.

7. REFERÊNCIAS

- ADOUNI, M., SHIRAZI-ADL, A., 2014, "Evaluation of Knee joint muscle forces and tissue stresses-strain during gait in severe OA versus normal subjects", Journal of Orthopedic Research, v. 32, p. 69-78.
- AMADIO, A.C., SERRÃO, J.C., 2007 "Contextualização da biomecânica para a investigação do movimento: fundamentos, métodos e aplicações para análise da técnica esportiva", **Revista Brasileira de Educação Física e Esporte**, v. 21, p. 61-85.
- BARTLETT, R., 2007, Introduction to Sports Biomechanics: Analysis Human Movement Patterns. 2nd ed, New York, Routledge.
- BATISTA, L.A. 1996. "O Conhecimento Aplicado: A Efetiva Utilização do Conhecimento Contido no Campo da Biomecânica, nos Processos de Ensino de Habilidades Motoras Esportivas". Tese de Doutorado em Ciências do Desporto. Universidade do Porto, Portugal.
- BASMAJIAN, J., DE LUCA, C. Muscle Alive: Their function revealed by electromyography. 5th ed, Baltimore, Lippincott Williams & Wilkins, 1985.
- BAKER, R, 2006, "Gait analysis methods in rehabilitation", Journal of Neuroengineering Rehabilitation, v. 2, p. 3-4.
- BUCHANAN, T.S., LLOYD, D.G., 1995, "Muscle activity is different for humans performing static tasks which require force control and position control", **Neuroscience Letters**, v. 194, p. 61-4.
- CHANG, F.M., RHODES, J.T., FLYNN, K.M. et al., 2010, "The role of gait analysis in treating gait abnormalities in cerebral palsy". **Orthopedic Clinics of North America**, v. 41, p. 489-506.
- CHEN, J.P., CHUNG, M.J., WU, C.Y. et al, 2015, "Comparison of Barefoot Walking and Shod Walking Between Children with and Without Flat Fee". Journal of American Podiatric Medical Association, v. 105, p. 218-25.
- COHEN, J., 1988. **Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences**. 2nd ed. New York: Lawrence Erlbaum Associates.
- COOK, R.E., SCHNEIDER, I., HAZLEWOOD, M.E. et al., 2003, "Gait analysis alters decision-making in cerebral palsy", **Journal of Pediatric Orthopedics**, v. 23, p. 292-295
- COOPER, G., SHERET, I., MCMILLIAM, L. *et al.*, 2009, "Inertial sensor-based knee flexion/extension angle estimation", **Journal of Biomechanics**, v. 42, p. 2678-85.
- DONSKOI, D., ZATSIORSKY, V., 1988, **Biomecánica de los Ejercicios Físicos**, 1st ed., Moscou: Raduga.

- ELVIN, N.G., ELVIN, A.A., ARNOCZKY, S.P., 2007. "Correlation between ground reaction force and tibial acceleration in vertical jumping". Journal of Applied Biomechanics, v. 23, p. 180-9.
- FAVRE, J., AISSAOUI, R., JOLLES, B.M. et al, 2009. "Functional calibration procedure for 3D knee joint angle description using inertial sensors". Journal of Biomechanics, v. 42, p. 2330-5.
- FAVRE, J., HAYOZ, M., ERHART-HLEDIK, J.C., *et al.*, 2012, "A neural network model to predict knee adduction moment during walking based on ground reaction force and anthropometric measurements", Journal of Biomechanics, v. 45, p. 692-98.
- FASEL, B., FAVRE, J., CHARDONNENS, J. et al., 2015. "An inertial sensor-based system for spatio-temporal analysis in classic cross-country skiing diagonal technique". **Journal of Biomechanics**, v. 48, p. 3199-205.
- FAZIO, P., GRANIERI, G., CASETTA, I. et al., 2013 "Gait measures with a triaxial accelerometer among patients with neurological impairment". **Neurologic Science**, v. 34, p.435-40.
- FLOOR-WESTERDIJK, M.J., SCHEPERS, H.M., VELTINK, P.H., et al., 2012, "Use of inertial sensors for ambulatory assessment of center of mass displacements during walking", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, v. 59, p. 2080-84.
- FONG, D.T.P., CHAN, Y.Y., HONG, Y., *et al.*, 2008, "Estimating the complete ground reaction forces with pressure insoles in walking", Journal of Biomechanics, v. 41, p. 2597-2601.
- FORNER-CORDERO, A., KOOPMAN, H.J., VAN DER HELM, F.C., 2004. "Use of pressure insoles to calculate the complete ground reaction forces". Journal of Biomechanics, v. 37, p. 1427-32.
- FULTON, J, WRIGHT, K, KELLY, M. et al., 2014. "Injury risk is altered by previous injury: a systematic review of the literature and presentation of causative neuromuscular factors". **International Journal of Sports and Physical Therapy**, v. 9, p.583-95.
- GOLDSMITH, M.T., JANSSON, K.S., SMITH, S.D., *et al.*, 2013, "Biomechanical comparison of anatomic single- and double-bundle anterior cruciate ligament reconstructions: an in-vitro study", American Journal of Sports Medicine, v. 41, p. 1595-604.
- GRUBER, A.H., BOYER, K.A., DERRICK, T.R. et al., 2014. "Impact shock frequency components and attenuation in rearfoot and forefoot running". Journal of Sport and Health Science, v. 3, p. 113–21.
- HALONEN, K.S., MONONEN, M.E., JURVELIN, J.S., et al., 2013, "Importance of depth-wise distribution of collagen and proteoglycans in articular cartilage: a 3D

finite element study of stresses and strains in human knee joint", **Journal of Biomechanics**, v. 46, p. 1184-92.

- HANLON, M., ANDERSON, R., 2009, "Real-time gait event detection using wearable sensors", Gait and Posture, v. 30, p. 523-7.
- HARTMANN, A., MURER, K., DE BIE, R.A., *et al.*, 2009, "Reproducibility of spatiotemporal gait parameters under different conditions in older adults using a trunk tri-axial accelerometer system", **Gait and Posture**, v. 30, p. 351-5.
- HEWETT, T.E., MYER, G.D., FORD, K.R., 2004, "Decrease in neuromuscular control about the knee with maturation in female athletes", Journal of Bone and Joint Surgery, v. 86-A, p. 1601-8.
- HORTOBAGYI, T., WESTERKAMP, L., BEAM, S., *et al.*, 2005, "Altered hamstringsquadriceps muscle balance in patients with knee osteoarthritis", **Clinical Biomechanics**, v. 20, p. 97-104.
- HOUCK, J., KNEISS, J., BUKATA, S.V. et al., 2011. "Analysis of vertical ground reaction force variables during a Sit to Stand task in participants recovering from a hip fracture". **Clinical Biomechanics (Bristol, Avon)**, v. 26, p. 470-6.
- HUDSON, D.L., COHEN, M.E, 1999. Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering, 1st ed. New York: Wiley-IEEE Press.
- JASIEWICZ, J.M., ALLUM, J.H., MEDDLETON, J.W., *et al.*, 2006, "Gait event detection using linear accelerometer or angular velocity transducers in able-bodied and spinal-cord injured individuals", **Gait and Posture**, v. 24, p. 502-9.
- JOHN, C.T., SETH, A., SCHWARTZ, M.H. et al., 2012. "Contributions of muscles to mediolateral ground reaction force over a range of walking speeds". Journal of Biomechanics, v. 45, p. 2438-43.
- JOLLIFFE, I.T., 2002, Principal Component Analysis. New York: Springer Verlag.
- JUNG, Y., JUNG, M., LEE, K. et al., 2014. "Ground reaction force estimation using an insole-type pressure mat and joint kinematics during walking". Journal of Biomechanics, v. 47, p. 2693-9.
- KINNEY, A.L., BESIER, T.F., SLIDER, A., *et al.*, 2013, "Changes in in vivo knee contact forces through gait modification", **Journal of Orthopedic Research**, v. 31, p. 434-40.
- KNUDSON, D., 2007, Fundamentals of Biomechanics, New York, Springer Science Business Media.
- LEE, J.B., MELLIFONT, R.B., BURKETT, B.J., 2010, "The use of s single inertial sensor to identify stride, step and stance durations of running gait", Journal of Science and Medicine in Sport, v. 13, p. 270-3.

- LENHART, R.L., THELEN, D.G., WILLE, C.M., *et al.*, 2014, "Increasing running step rate reduces patellofemoral joint forces", **Medicine and Science in Sports and Exercise**, v. 46, p. 557-64.
- LEPORACE, 2012, Escore de Funcionalidade da Marcha: Aplicação em Sujeitos com Lesão no Ligamento Cruzado Anterior, Tese de M.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
- LEPORACE, G., BATISTA, L.A., ALVIM, F., *et al.*, 2013, "Simulation of ground reaction forces during gait based on accelerometer data using a neural network model", **XIV International Symposium on Computer Simulation in Biomechanics**, 1 a 3 de Agosto de 2013, Natal, Brasil.
- LEPORACE, G., BATISTA, L.A., METSAVAHT, L. et al., 2014. "Simulação da Força de Reação do Solo Anteroposterior da Marcha usando modelos Lineares e Não Lineares". In: **XXIV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica**.
- LEPORACE, G., BATISTA, L.A., MUNIZ, A.M. et al., 2012. "Classification of gait kinematics of anterior cruciate ligament reconstructed subjects using principal component analysis and regressions modelling". In: Conference Proceedings of the IEEE Engineering and Medical Biology Society. p. 6514-7.
- LEPORACE, G., BATISTA, L.A., OLIVEIRA, L.P., et al., 2013, "Classification of patients with femoroacetabular impingement using pelvis and hip angular displacement during gait", XXIV Congress of the International Society of Biomechanics, 4 a 8 de Agosto de 2013, Natal, Brasil.
- LEPORACE, G., METSAVAHT, L., RIBEIRO, G. et al., 2016. "Knee muscles synergisms during gait remain altered one year after anterior cruciate ligament reconstruction". Aceito para publicação na Acta Ortopédica Brasileira.
- LEPORACE, G., METSAVAHT, L., ZEITOUNE, G. et al., 2016. "Use of spatiotemporal gait parameters to determine return to sports after ACL reconstruction". Acta Ortopédica Brasileira, v. 24, p. 73-76, 2016.
- LEPORACE, G., PRAXEDES, J., PEREIRA, G.R., *et al.*, 2013, "Influence of a preventive training program on lower limb kinematics and vertical jump height of male volleyball athletes", **Physical Therapy in Sport**, v. 14, p. 35-43.
- LEWIS, C.L., GARIBAY, E.J., 2015. "Effect of increased pushoff during gait on hip joint forces". Journal of Biomechanics, v. 48, p. 181-5.
- LI, L., HAMILL, J., 2002, "Characteristics of the vertical ground reaction force component prior to gait transition", Research Quarterly for Exercise and Sport, v. 73, p. 229-37.
- LIEDTKE, C., FOKKENROOD, S.A., MENGER, J.T., 2007. "Evaluation of instrumented shoes for ambulatory assessment of ground reaction forces". Gait and Posture, v. 26, p. 39-47.

- LIPPS, D.B., OH, Y.K., ASHTON-MILLER, J.A., *et al.*, 2014, "Effect of increased quadriceps tensile stiffness on peak anterior cruciate ligament strain during a simulated pivot landing", **Journal of Orthopedic Research**, v. 32, p. 423-30.
- LIU, F., KONAZEK, M., HOSSEINI, A., *et al.*, 2010, "In vivo tibiofemoral cartilage deformation during the stance phase of gait", **Journal of Biomechanics**, v. 43, p. 658-65.
- LIU, Y., SHIH, S.M., TIAN, S.L., *et al.*, 2009, "Lower extremity joint torque predicted by using artificial neural network during vertical jump", **Journal of Biomechanics**, v. 42, p. 906-11.
- LLOYD, D.G., BUCHANAN, T.S., 2001, "Strategies of muscular support of varus and valgus isometric loads at the human knee", **Journal of Biomechanics**, V. 34, P. 1257-67.
- MAREY, E.J., 1894, Le Mouvement, Ed: Jacqueline Chambon, Nimes, Ryan Photo.
- MASCI, I., VANNOZZI, G., BERGAMINI, E., *et al.*, 2013, "Assessing locomotor skills development in childhood using wearable Inertial sensor devices: the running paradigm", **Gait and Posture**, v. 37, p. 570-4.
- McCRORY, J.L., WHITE, S.C., LIFESO, R.M., 2001. "Vertical ground reaction forces: objective measures of gait following hip arthroplasty". **Gait and Posture**, v. 14, p. 104-9.
- MORGAN, D., FUNK, M., CROSSLEY, M. *et al.*, 2007, "The potential of gait analysis to contribute to differential diagnosis of early stage dementia: current research and future directions". **Canadian Journal on Aging**, v. 26, n. 1, pp. 19-32.
- MOTULSKY, H, 2014. Fitting Models to Biological Data Using Linear and Nonlinear Regression: A Practical Guide to Curve Fitting, 1st ed. New York: Oxford University Press.
- MUNIZ, A.M., LIU, H., LYONS, K.E. et al., 2010. "Comparison among probabilistic neural network, support vector machine and logistic regression for evaluating the effect of subthalamic stimulation in Parkinson disease on ground reaction force during gait". Journal of Biomechanics, v. 43, p. 720-6.
- MUNIZ, A.M., NADAL, J., 1999. "Application of principal component analysis in vertical ground reaction force to discriminate normal and abnormal gait", Gait and Posture, v. 29, p. 31-5.
- NARAYANAN, U.G., 2007, "The role of gait analysis in the orthopedic management of ambulatory cerebral palsy". **Current Opinion in Pediatrics**, v. 19, p, 38-43.
- NÜESCH, C., VALDERRABANO, V., HUBER, C. et al., 2012, "Gait patterns of asymmetric ankle osteoarthritis patients". Clinical Biomechanics (Bristol, Avon), v. 27, p. 613-8.

- OATIS, C.A., 2009, **Mechanics and Pathomechanics of Human Movement**, 2nd ed., Philadelphia, Lippincott Williams and Wilkins.
- OH, S.E., CHOI, A., MUN, J.H., 2013. "Prediction of ground reaction forces during gait based on kinematics and a neural network model". Journal of Biomechanics, v. 46, p. 2372-80.
- ORNETTI, P., MAILLEFERT, J.F., LAROCHE, D. et al., 2010, "Gait analysis as a quantifiable outcome measure in hip or knee osteoarthritis: a systematic review". **Joint, Bone & Spine**, v. 77, p. 421-425.
- PERUZZI, A., DELLA CROCE, U., CEREATTI, A., 2011. "Estimation of stride length in level walking using an inertial measurement unit attached to the foot: a validation of the zero velocity assumption during stance". Journal of Biomechanics, v. 44, p. 1991-4.
- PEYROT, N., THIVEL, D., ISACCO, L., *et al.*, 2009, "Do mechanical gait parameters explain the higher metabolic cost of walking in obese adolescents?" **Journal of Applied Physiology**, v. 106, p. 1763-70.
- PFEIFFER, M., HOHMANN, A. 2012. "Applications of neural networks in training science". **Human Movement Science**, v. 31, p. 344-59.
- PRAXEDES, J., LEPORACE, G., PINTO, S., et al., 2010, "O acelerômetro como uma alternativa de estimar a magnitude das forças verticais de reação do solo durante aterrissagens", Congresso Nacional de Engenharia Mecânica e Industrial, Vitória (ES), Brasil.
- ROUHANI, H., FAVRE, J., CREVOISIER, X., *et al.*, 2010, "Ambulatory assessment of 3D ground reaction force using plantar pressure distribution", **Gait and Posture**, v. 32, p. 311-6.
- SANT'ANNA, A., WICKSTROM, N., 2010, "A symbol-based approach to gait analysis from acceleration signals: Identification and detection of gait events and a new measure of gait symmetry". IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, v. 14, p. 1180-7.
- SAVELBERG, H.H.C.M., LANGE, A.L.H., 1999, "Assessment of the horizontal, foreaft component of the ground reaction force from insole pressure patterns by using artificial neural networks", **Clinical Biomechanics**, v. 14, p. 585-92.
- SCANLAN, S.F., FAVRE, J., ANDRIACCHI, T.P., 2013, "The relationship between peak knee extension at heel-strike of walking and the location of thickest femoral cartilage in ACL reconstructed and healthy contralateral knees", Journal of Biomechanics, v. 46, p., 849-54.
- SCHÖLLHORN, W.I., 2004. "Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics". Clinical Biomechanics (Bristol, Avon), v. 19, p. 876-98

- SCHWARTZ, M.H., ROZUMALSKI, A., 2008, "The gait deviation index: a new comprehensive index of gait pathology". Gait and Posture, v. 28, p. 351-357.
- SIMON, R., 2004, "Quantification of human motion: gait analysis- benefits and limitation to its application to clinical problems", Journal of Biomechanics, v. 37, p. 1869-1880.
- SUTER, E., HERZOG, W., LEONARD, T.R. et al., 1998. "One-year changes in hind limb kinematics, ground reaction forces and knee stability in an experimental model of osteoarthritis". **Journal of Biomechanics**, v. 31, p. 511-7.
- WATANABE, T., SAITO, H., KOIKE, E., 2011, "A preliminary test of measurement of joint angles and stride length with wireless inertial sensors for wearable gait evaluation system", **Computational Intelligence and Neuroscience**, v. 2011, p. 1-12.
- WATTS, H.G., 1994, "Gait laboratory analysis for preoperative decision making in spastic cerebral palsy: Is it all it's cracked up to be?" Journal of Pediatric Orthopedics, v. 14, p. 703-704.
- WESTPHAL, C.J., SCHIMITZ, A., REEDER, S.B., *et al.*, 2013, "Load-dependent variation in knee kinematics measured with dynamic MRI", Journal of Biomechanics, v. 46, p. 2045-52.
- WHITING, W.C., ZERNICKE, R.F., 2008, **Biomechanics of Musculoskeletal Injury**, 2 ed., Champaign, Human Kinetics.
- WINTER, D.A., 2009, **Biomechanics and Motor Control of Human Movement**, 4 ed. New Jersey, John Wiley and Sons.
- WREN, T.A., GORTON, G.E., OUNPUU, S. et al., 2011, "Efficacy of clinical gait analysis: a systematic review". Gait and Posture, v. 34, p. 149-153.
- ZADPOOR, A.A., NIKOOYAN, A.A., 2011. "The relationship between lowerextremity stress fractures and the ground reaction force: a systematic review". **Clinical Biomechanics (Bristol, Avon)**, v. 26, p. 23-8.
- ZENI, J.A., HIGGINSON, J.S., 2011. "Knee osteoarthritis affects the distribution of joint moments during gait". **Knee**, v. 18, p. 156-9.