

Leopoldo Augusto Paolucci

**COMPARAÇÃO DE DOIS MÉTODOS PARA REPRESENTAÇÃO DA FORÇA
DE REAÇÃO DO SOLO NO DESEMPENHO DE CLASSIFICAÇÃO DE
PADRÕES DA MARCHA**

Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da UFMG

2006

Leopoldo Augusto Paolucci

**COMPARAÇÃO DE DOIS MÉTODOS PARA REPRESENTAÇÃO DA FORÇA
DE REAÇÃO DO SOLO NO DESEMPENHO DE CLASSIFICAÇÃO DE
PADRÕES DA MARCHA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado da Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre.

Área de Concentração: Treinamento Esportivo

Orientador: Hans-Joachim Menzel

Co-orientador: Marcelo Azevedo Costa

Universidade Federal de Minas Gerais

Belo Horizonte

Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da UFMG

2006



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE EDUCAÇÃO FÍSICA, FISIOTERAPIA E TERAPIA
OCUPACIONAL - EEEFTO.

Programa de Pós-Graduação em Educação Física
Pós-Graduação Strictu Senso - Curso de Mestrado em Educação Física

Dissertação intitulada “Comparação de dois métodos para representação da força de reação do solo no desempenho de classificação de padrões da marcha”, de autoria do mestrando Leopoldo Augusto Paolucci, aprovada pela banca examinadora constituída pelos seguintes professores:

Prof. Dr. Hans-Joachim Karl Menzel – EEEFTO/UFMG – Orientador

Prof. Dr. Marcelo Azevedo Costa – ICEX/ UFMG – Co-orientador

Prof. Dr. Márcio Flávio Dutra Moraes – ICB/UFMG

Prof. Dr. Martinho de Almeida e Silva – EV/UFMG

Prof. Dr. Alberto Carlos Amadio – EEFE/USP

Prof. Dr. Luiz Oswaldo Carneiro Rodrigues

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Educação Física -
EEEFTO/UFMG

Belo Horizonte, 27 de junho de 2006.

Dedico esse trabalho a meus pais e irmãos.
Em especial para meus filhos Lucca e Duda e para Bianca minha luz.

AGRADECIMENTOS

Aos amigos do Laboratório de Biomecânica (BIOLAB) CENESP/UFMG, pelo apoio, em especial ao André amigo de todas as horas. Sua capacidade e disponibilidade fraterna foram essenciais para que o caminho pudesse ser percorrido.

Aos meus orientadores pela compreensão de meus limites e pela orientação cuidadosa que possibilitou a conclusão desse trabalho.

"Aqueles que se enamoram somente da prática, sem cuidar da teoria, ou melhor dizendo, da ciência, são como o piloto que embarca sem timão nem bússola. A prática deve alicerçar-se sobre uma boa teoria, à qual serve de guia à perspectiva; e em não entrando por esta porta, nunca se poderá fazer coisa perfeita nem na pintura, nem em nenhuma outra profissão."

Leonardo Da Vinci

RESUMO

Este trabalho visou comparar a influência de dois padrões de entrada, coeficientes de Fourier *versus* Legendre, sobre o desempenho de classificação de padrões da marcha. Para distinguir a marcha de indivíduos, foram aplicados aos padrões de entrada, o método dos Quadrados Mínimos (MQ) e o Least Absolute Shrinkage and Selector Operator (LASSO). O desempenho dos métodos foi testado para identificar marcha descalça e marcha calçada de quarenta e três indivíduos, 19 homens e 24 mulheres, com idade média de 24,8 anos. Os indivíduos caminharam sobre uma plataforma de força à velocidade auto-selecionada e de $1,3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. Cada indivíduo realizou 80 (oitenta) tentativas, sendo 40 (quarenta) descalço e 40 (quarenta) utilizando seu próprio calçado. A componente vertical da força de reação do solo foi registrada à frequência de amostragem de 1kHz. Os coeficientes de Legendre e de Fourier foram utilizados como dados de entrada para o classificador de MQ. Os resultados, utilizando-se a componente vertical (F_y), mostram que, para a situação (marcha descalça *versus* marcha calçada), as taxas de classificação foram maiores do que 99,0% para os dois diferentes tipos de dados de entrada. A taxa de classificação, ao utilizar a componente vertical (F_y) com a aplicação do LASSO foi maior do que 98,0%, com os coeficientes de Fourier e maior do que 99% quando foram utilizados os coeficientes de Legendre como parâmetros de entrada. O número de coeficientes necessários, para atingir essas taxas de classificação, foi menor com o LASSO, comparado ao número de coeficientes utilizados pelo método dos MQ.

ABSTRACT

The influence of different input data (Fourier *versus* Legendre coefficients), on gait patterns classification performance were analyzed by Ordinary Least Squared Method (OLS) and Least Absolute Shrinkage and Selector Operator (LASSO). The classification performance was tested in barefoot gait and shod gait of forty-three individuals, 19 men and 24 women, 24,8 years old, walking on a force platform at a self-determined velocity and 1,3 m.s⁻¹. Every individual performed 40 trials barefoot and 40 trials with their own shoe wear. The vertical component of the ground reaction force was registered at frequency of 1 kHz. The Legendre coefficients and the Fourier coefficients were applied as a standard entry for the OLS and the LASSO. The OLS analysis of vertical component of ground reaction force (F_y), suggested the recognition rates (e.g. barefoot gait *versus* shod gait) were higher than 99,0% for both types of input data. The recognition rate with the Lasso, for vertical component of ground reaction force (F_y), was higher than 98,0% using Fourier coefficients and higher than 99% for Legendre coefficients. The coefficient number used by the LASSO is smaller than OLS coefficient number.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 01 -	Ciclo completo da marcha.....	21
FIGURA 02 -	Componentes da força de reação do solo medidas por plataforma de força.....	22
FIGURA 03 -	Componentes da força de reação do solo em função do tempo de contato durante a caminhada.....	23
FIGURA 04 -	Decomposição vetorial em uma direção ortogonal.....	26
FIGURA 05 -	Exemplos de aproximações de V_1 na direção de V_2	26
FIGURA 06 -	Espaço 3D de coordenadas retangulares.....	27
FIGURA 07 -	Exemplo de 4 funções ortogonais de Legendre.....	30
FIGURA 08 -	Contato na plataforma de força e sistema de fotocélulas.....	44
FIGURA 09 -	Geometria do LASSO.....	53
GRÁFICO 1 -	Potência acumulada em uma componente vertical típica.....	48
GRÁFICO 2 -	Desempenho de classificação do MQ com Fourier.....	56
GRÁFICO 3 -	Desempenho de classificação do MQ com Legendre.....	56
GRÁFICO 4 -	Desempenho de classificação MQ (Legendre vs. Fourier).....	57
GRÁFICO 5 -	Desempenho de classificação do LASSO com Fourier.....	58
GRÁFICO 6 -	Desempenho de classificação do LASSO com Legendre.....	58
GRÁFICO 7 -	Coeficientes de Fourier utilizados pelo LASSO	59
GRÁFICO 8 -	Coeficientes de Legendre utilizados pelo LASSO.....	60
GRÁFICO 9 -	Boxplot de classificação LASSO (Legendre vs. Fourier).....	61

LISTA DE TABELAS

<i>01 - Representação matemática de nove polinômios.....</i>	<i>31</i>
<i>02 - Síntese da análise de literatura.....</i>	<i>38</i>
<i>02 - Síntese da análise de literatura.....</i>	<i>39</i>
<i>03 – Idade dos sujeitos.....</i>	<i>43</i>
<i>04 - Características Antropométricas.....</i>	<i>43</i>
<i>05 - Condições e respectivos códigos utilizados para o grupo.....</i>	<i>46</i>
<i>06 - Desempenho médio do MQ – componente F_y.....</i>	<i>55</i>
<i>07 - Desempenho médio do LASSO – componente F_y.....</i>	<i>57</i>

LISTA DE EQUAÇÕES

01 – Adição vetorial	26
02 – Aproximação de duas funções.....	27
03 – Representação de um vetor por suas componentes.....	27
04 – Combinação linear de funções ortogonais.....	28
05 – Representação trigonométrica da série de Fourier.....	28
06 – Representação da força de reação do solo por meio da série de Fourier.....	29
07 – Cálculo do termo constante na representação por série de Fourier.....	29
08 – Cálculo da parte real do coeficiente de Fourier.....	29
09 - Cálculo da parte imaginária do coeficiente de Fourier.....	29
10 – Critério de Nyquist.....	30
11 – Fórmula de Rodrigues.....	30
12 – Representação de uma função por meio de polinômios de Legendre.....	31
13 – Fórmula para o cálculo do número de harmônicos essenciais para reconstrução do sinal.....	32
14 – Fórmula para cálculo da potência relativa de cada coeficiente de Fourier.....	47
15 – Fórmula para determinar os coeficientes de Legendre.....	48
16 – Representação matricial de uma função	49
17 – Fórmula para cálculo do vetor de parâmetros – Mínimos Quadrados.....	50
18 – Equação normal.....	50
19 – Equação da matriz pseudo-inversa.....	50
20 – Modelo de regressão para o método dos Mínimos Quadrados.....	51
21 – Forma matricial para cálculo dos resíduos de regressão.....	51
22 – Modelo de predição para o método de Mínimos Quadrados.....	51
23 – Função de regressão para o método do LASSO.....	52

24 – Restrição do modelo de regressão utilizado pelo LASSO.....	52
25 – Determinação do erro de estimativa	52

ABREVIACOES

As principais abreviaoes usadas nesta dissertaao sao listadas a seguir.

ddv1	Condiao descalo lado direito velocidade 1
ddv2	Condiao descalo lado direito velocidade 2
dev1	Condiao descalo lado esquerdo velocidade 1
dev2	Condiao descalo lado esquerdo velocidade 2
cdv1	Condiao calado lado direito velocidade 1
cdv2	Condiao calado lado direito velocidade 2
cev1	Condiao calado lado esquerdo velocidade 1
cev2	Condiao calado lado esquerdo velocidade 2
FFT	Transformada Rapida de Fourier
FRS	Fora de Reaao do Solo
Fx	Componente antero-posterior da fora de reaao do solo
Fy	Componente vertical da fora de reaao do solo
Fz	Componente medio-lateral da fora de reaao do solo
MLP	Multi Layer Perceptron
MQ	Estimador de Minimos Quadrados
RNA's	Redes Neurais Artificiais
vs.	Versus

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	16
2	REVISÃO DE LITERATURA.....	20
2.1	Fundamentos da marcha humana.....	20
2.2	Dinâmica da marcha.....	20
2.3	Aplicações da análise da marcha.....	23
2.4	Modelagem das séries temporais.....	25
2.4.1	Funções Ortogonais.....	26
2.5	Métodos de Classificação na análise da marcha.....	33
2.5.1	Redes Neurais Artificiais.....	34
2.5.2	Mínimos Quadrados.....	36
3	SÍNTESE DA ANÁLISE DE LITERATURA.....	38
4	OBJETIVO.....	42
5	MÉTODOS.....	43
5.1	Amostra de sujeitos.....	43
5.2	Variáveis analisadas e método de medição.....	44
5.3	Processamento dos dados e ajuste das séries temporais.....	46
5.4	Métodos de Classificação.....	49
5.4.1	Mínimos Quadrados.....	49
5.5	LASSO.....	50
6	RESULTADOS.....	55
7	DISCUSSÃO.....	62
8	CONCLUSÃO E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS.....	65
	REFERÊNCIAS.....	68

ANEXOS	72
ANEXO 1	72
ANEXO 2	74

1- INTRODUÇÃO

Atualmente, a utilização da análise da marcha como ferramenta de apoio em procedimentos de reabilitação de pacientes portadores de disfunções neuromusculares, mais especificamente paralisia cerebral, teve sua importância reconhecida (WHITE *et al.*, 2005). De acordo com Chambers *et al.* (2002), a inclusão das informações obtidas por meio da análise do padrão da marcha provoca mudanças nas recomendações cirúrgicas e nos tratamentos pós-operatórios e contribui também para o desenvolvimento de próteses e de novas técnicas operatórias.

Segundo Bertani *et al.* (1999), a análise da marcha é utilizada nos processos de planejamento de cirurgias ortopédicas, na monitoração pós-cirúrgica e na avaliação de diversos tipos de intervenções corretivas.

Outra área de conhecimento onde a análise da marcha tem despertado interesse é a de reconhecimento de indivíduos (Biometria). Os sistemas biométricos automaticamente validam a identidade de um indivíduo por meio da análise de características que podem ser fisiológicas ou comportamentais. As características fisiológicas mais utilizadas são: impressão digital, retina, face e DNA. A marcha, a voz, e a assinatura estão entre as características comportamentais mais utilizadas nos sistemas biométricos atuais (CATTIN *et al.*, 2001).

De acordo com BenAbdelkader *et al.* (2002), apesar da marcha normal apresentar padrão geral obedecido por todos os indivíduos, cada pessoa tem seu modo particular de caminhar, sendo a variabilidade interindividual relacionada à magnitude e a dependência temporal das variáveis biomecânicas

que representam a marcha.

Segundo Chau (2001), a análise quantitativa da marcha enfrenta problemas de difícil abordagem do ponto de vista computacional. Os principais desafios são a alta dimensionalidade, a dependência temporal e a metodologia a ser empregada no ajuste da curva de força-tempo.

O padrão de movimento da marcha resulta em séries temporais ou curvas que, para serem verificadas, necessitam de derivações matemáticas complexas para medir as diferenças entre elas (LEURGRANS *et al.*, 1993). Para a análise das diferenças entre as curvas, causadas por fatores específicos como a idade ou mudanças atribuídas a um tratamento específico, é necessário avaliar similaridades e diferenças entre as formas das curvas de variáveis biomecânicas que descrevem a caminhada (CHAU, 2001). A análise quantitativa da marcha tem sido utilizada no suporte de decisões de fisioterapeutas e médicos quando estes analisam anormalidades e, ou, identificam mudanças devido às intervenções terapêuticas ou ortopédicas (SCHÖLLHORN *et al.*, 2002). Com o objetivo de classificar os indivíduos em grupos (*e.g.* marcha normal vs. marcha alterada) métodos de classificação não-lineares (Redes Neurais Artificiais) têm sido aplicados e seus resultados comparados com outros classificadores estatísticos (LAFUENTE *et al.*, 1998).

De acordo com Bishop (1995), a preocupação quanto ao pré-processamento dos dados de entrada é de fundamental importância no desempenho dos métodos de classificação. Köhle e Merkl (1997) destacam a importância de se realizarem estudos que utilizem diferentes técnicas de pré-processamento e de representação dos padrões de entrada como forma de

avaliar o desempenho dos diferentes métodos de classificação. No entanto, grande parte dos estudos que envolvem a classificação do padrão dinâmico da marcha utiliza como parâmetros de entrada coeficientes de Fourier (HOLZREITER; KÖHLE, 1993; KÖHLE; MERKL, 1996; BARTON; LEES, 1997) e métodos de classificação não lineares (SCHÖLLHORN, 2004).

Köhle e Merkl (2000) descrevem a utilização da Transformada Rápida de Fourier (FFT) como método para o processamento dos dados registrados por meio da plataforma de força. Segundo os autores, o uso da FFT possibilita a redução de dimensionalidade dos dados, uma vez que a informação necessária para análise das componentes da Força de Reação do Solo (FRS) está contida nos coeficientes iniciais. Os resultados indicam que a componente vertical da força de reação do solo (F_y) apresenta as melhores taxas de classificação, quando comparada às outras componentes em problema de classificação (marcha normal vs. marcha alterada).

Andrade (2005) utilizou, em problema de classificação (marcha calçada vs. marcha descalça), coeficientes de Legendre obtidos a partir das três componentes da FRS. Esses coeficientes foram utilizados como parâmetros de entrada para Redes Neurais Artificiais (RNA's) e para o método linear dos Mínimos Quadrados (MQ). Nesse estudo, as taxas de classificação obtidas pelos dois métodos foram semelhantes e a componente vertical (F_y) apresentou as maiores taxas, corroborando com Köhle e Merkl (2000). Segundo o autor, representar uma função como combinação linear de polinômios tornou o problema de classificação linearmente separável.

As estimativas do método dos MQ são obtidas por meio da minimização

da soma de quadrados do erro residual. Segundo Tibshirani (1996), essas estimativas são viesadas e apresentam variância mínima, porém não se estabelece o limite dessa variância, o que interfere no desempenho de classificação. Com o objetivo de otimizar as estimativas obtidas por meio do método dos MQ, o autor sugere o LASSO, um novo método de estimativa em modelos lineares.

Comprovada a eficácia do estimador dos Mínimos Quadrados, em problemas de reconhecimento e classificação do padrão da marcha por meio da força de reação do solo, as possíveis áreas de aplicação são:

- Biomecânica Clínica, identificação e avaliação de alterações durante processos de recuperação. Acompanhamento da adaptação do padrão individual da marcha à utilização de certo aparelho, uma prótese, por exemplo.
- Biometria, identificação de indivíduos por meio do padrão de movimento, semelhante à identificação por digitais ou outros biométricos.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Fundamentos da Marcha Humana

A marcha é a forma natural de locomoção, contudo, sua análise pode fornecer muitas informações sobre o indivíduo. Suas características estão relacionadas à idade, gênero, velocidade de movimento e patologias. A identificação das características funcionais da marcha é de grande interesse no campo da Biomecânica Clínica (SCHÖLLHORN, 2004).

Segundo Chambers e Sutherland (2002), a marcha é um movimento alternado de perda e recuperação de balanço, com o centro de massa do corpo que varia constantemente. Quando o indivíduo avança à frente sobre o membro de apoio, o centro de massa corporal muda sua posição e causa desequilíbrio do corpo. Essa instabilidade é compensada pela mudança de posição do membro inferior livre, que se desloca imediatamente para nova posição, impedindo que o corpo caia. Deformidades congênitas e outros problemas advindos de traumas ou alterações de segmentos corpóreos, como amputações e mudanças degenerativas, podem alterar a eficiência da marcha.

Um ciclo completo da marcha é caracterizado como o intervalo entre dois eventos iguais e sucessivos. Na FIG. 01, dois contatos do pé direito com o solo determinam o início e o fim de um ciclo da marcha. Divide-se um ciclo da marcha em duas fases: de apoio e de balanço. A fase de apoio inicia-se com o primeiro contato de um pé com o solo terminando com o último contato, deste mesmo pé, com o solo. A fase de balanço inicia-se com o último contato de um

pé com o solo, terminando com o primeiro contato do pé contralateral com o solo.

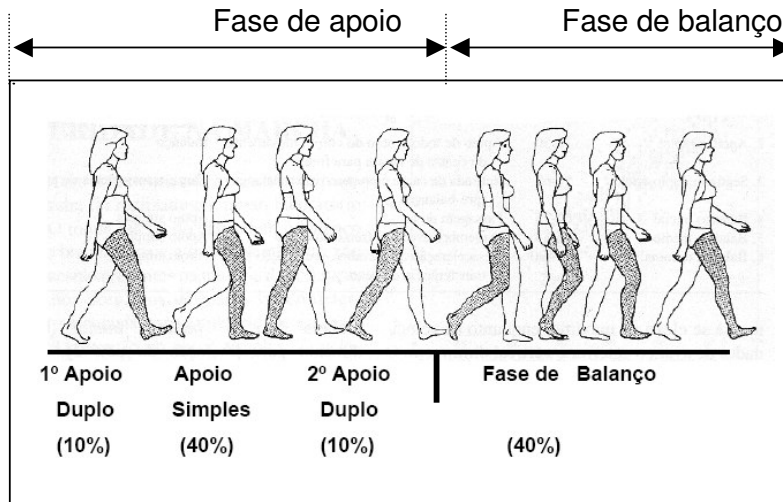


FIGURA 01 – Fase de apoio e fase de balanço (% do ciclo completo)
Fonte: Andrade, 2002, p. 8.

2.2 A dinâmica da marcha

Durante a marcha, uma força é aplicada ao solo por ambos os pés. Segundo Amadio (1996), por meio da análise da Força de Reação do Solo é possível caracterizar dinamicamente todo o movimento.

A força exercida por um corpo em contato com o solo em razão da ação da gravidade é responsável pelo surgimento de uma força de reação de mesma direção, mesma intensidade, porém com sentido oposto, chamada de FRS (Força de Reação do Solo). Quando um indivíduo se encontra parado, pode-se determinar a magnitude dessa força, multiplicando-se a massa do indivíduo pela aceleração da gravidade. Essa força age em todas as partes do corpo em contato com o solo e no caso da marcha, essa força está distribuída sobre toda a superfície de contato do pé de apoio com o solo. Pode-se

representar essa distribuição de forças como uma única força agindo sobre um ponto chamado centro de pressão (KÖHLE e Merkl, 1997).

A FRS é um vetor tridimensional, que obedece à segunda lei de Newton ($\vec{F} = m \cdot \vec{a}$), cujas componentes são denominadas: componente vertical (F_y), componente médio-lateral (F_z) e componente ântero-posterior (F_x). As componentes podem ser medidas por meio de uma plataforma de força (FIG.02).

A análise das componentes ortogonais da FRS permite compreender as condições do movimento estudado.

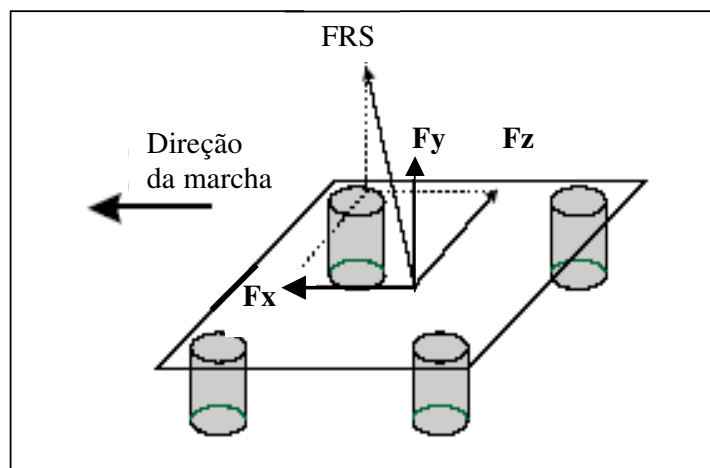


FIGURA 02 – Componentes da FRS medidas por uma plataforma de força.

Fonte: Cattin (2002), p. 31.

Na FIG. 03, observam-se as séries temporais das componentes da FRS em suas três direções. A componente vertical é a componente de maior magnitude, caracterizada pela presença de dois picos de força bem definidos (FIG. 3b).

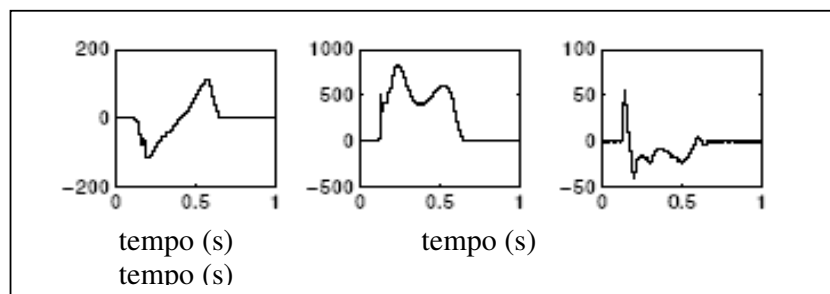


FIGURA 03 – Componentes da FRS: a) ântero-posterior b) vertical
c) médio-lateral (unidade de medida – Newton)
Fonte: Cattin (2002), p. 32.

Na maioria dos estudos que utilizam as componentes da FRS para análise do padrão dinâmico da marcha, apenas alguns pontos são utilizados como forma de caracterização de toda a série temporal, como o primeiro e segundo picos da componente vertical da FRS e o tempo para atingir esses picos. Outros parâmetros muito utilizados são: o tempo de contato do pé com o solo e o coeficiente de crescimento da força vertical. O coeficiente de crescimento é calculado como a razão entre o valor máximo da força vertical e o tempo decorrido até que esse valor seja alcançado (AMADIO, 1996).

2.3 Aplicações da análise da marcha

Segundo Bertani *et al.* (1999), uma das áreas mais importantes para a aplicação da análise da marcha é a da reabilitação clínica de pacientes acometidos por problemas ortopédicos. A análise clínica da marcha serve de suporte para diagnósticos e terapias de pacientes com distúrbios de locomoção e fornece informações quantitativas que irão auxiliar o trabalho de médicos e terapeutas (SIMON, 2004).

O estudo da FRS é importante na identificação e avaliação de anormalidades da marcha, sendo essas informações utilizadas por muitos

pesquisadores no reconhecimento do padrão individual de movimento (WHITE *et al.*, 2005).

Outra área de pesquisa, que demonstra interesse na análise da marcha é a Biometria, que trata do reconhecimento de indivíduos por meio de características pessoais (HAYFRON-ACQUAH, *et al.*, 2003). As características utilizadas nos sistemas biométricos atuais são divididas em dois grupos: fisiológicas ou comportamentais. As características fisiológicas originam-se de processos de medição direta de partes do corpo humano, sendo digitais, íris, retina e face as mais utilizadas, ao passo que as características comportamentais derivam de ações do indivíduo, tais como assinatura e marcha (CATTIN, 2001).

Segundo Cattin (2001), a escolha da FRS como biométrico mostra vantagens sobre outros parâmetros da marcha, uma vez que o padrão dinâmico depende de características fisiológicas do corpo humano e, portanto é mais difícil de imitar. A individualidade da marcha é destacada em diversos estudos, como nos de Schöllhorn (1999) e Abdelkader *et al.* (2002). As maiores fontes de variabilidade interindividual são características fisiológicas relacionadas ao sistema músculo-esquelético do indivíduo, enquanto a variabilidade intra-individual está relacionada ao tipo de superfície, nível de iluminação e a presença ou não de inclinações ou escadas, o que pode influir na cadência, no comprimento do passo e na força de reação do solo (CHAU *et al.*, 2005).

A dependência temporal dos padrões representativos de ações humanas (*e.g.* padrão dinâmico da marcha) é responsável por sua alta dimensionalidade

(PERL, 2004). Essa dependência temporal dos dados da marcha se reflete na dificuldade de modelagem da curva de força-tempo, o que leva, na maioria das vezes, à utilização de alguns pontos isolados da curva, desprezando-se o processo como um todo, o que acarreta perda de informação significativa para o reconhecimento do padrão individual de movimento (WHITE *et al.*, 1999).

De acordo com Schöllhorn *et al.* (2002), é muito mais fácil efetuar o reconhecimento de um indivíduo quando ele caminha ou se movimenta do que quando ele está parado, provavelmente porque o observador reconhece o padrão de movimento da pessoa observada. Dessa forma, em problemas de reconhecimento de indivíduos, verifica-se a importância da utilização da análise de toda a série temporal, em vez de se proceder a uma análise através de pontos particulares das curvas.

Diversas técnicas de representação matemática da FRS são aplicadas para se obterem informações que permitam descrever adequadamente o padrão de movimento individual.

2.4 Modelagem das séries temporais

Uma série temporal pode ser definida como conjunto de observações dispostas seqüencialmente no tempo. Diversas são as técnicas disponíveis para análise quantitativa de séries temporais, dentre as quais se cita-se a representação por meio de Funções Ortogonais (SCHÖLLHORN, 1995). Na análise da FRS, que é uma grandeza vetorial, registrada por meio da plataforma de força, realiza-se a decomposição do vetor em suas componentes na direção de três eixos ortogonais. Cada componente gera um conjunto de

dados (série temporal) que descreve o padrão de movimento na direção do eixo considerado.

2.4.1 Funções ortogonais

Geometricamente é de fácil compreensão o significado de se decompor um vetor em uma direção ortogonal (FIG. 4).

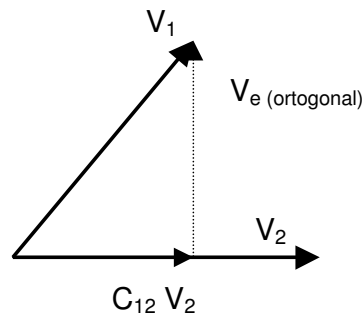


FIGURA 4 – Decomposição vetorial em uma direção ortogonal
Fonte: Lathi (1979), p. 3.

Pela regra de adição vetorial, tem-se que $\vec{V}_1 = C_{12} \cdot \vec{V}_2 + \vec{V}_e$ (ortogonal) **(1)**, em que C_{12} é uma constante e V_e (ortogonal) representa o erro cometido ao se aproximar o vetor V_1 por meio de um vetor na direção de V_2 . Existem infinitas possibilidades de aproximação de um vetor por um outro, em outra direção (FIG. 5). Os vetores V_{e1} e V_{e2} são os erros cometidos nas aproximações.

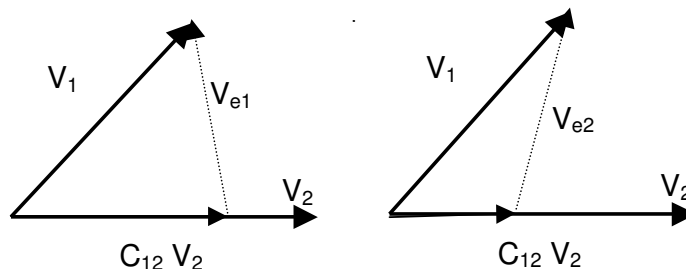


FIGURA 5 – Exemplos de aproximações de V_1 na direção de V_2
Fonte: Lathi (1979), p. 3.

Fisicamente, se a componente de um vetor V_1 na direção de V_2 é descrita por $C_{12} V_2$, então a magnitude de C_{12} é uma indicação de semelhança dos dois vetores. Se $C_{12} = 0$, então o vetor não tem nenhuma componente na direção do outro vetor, e por isso os vetores são perpendiculares entre si. No entanto, se $C_{12} = 1$, os vetores são iguais.

O conceito de comparação e ortogonalidade de dois vetores pode ser generalizado para qualquer função do tipo $y = f(t)$. Sendo duas funções, $f_1(t)$ e $f_2(t)$, a aproximação de $f_1(t)$ em termos de $f_2(t)$, em um certo intervalo ($t_1 < t < t_2$), pode ser escrita como: $f_1(t) = C_{12} f_2(t) + f_e(t)$ **(2)**, em que $f_e(t)$ é a função erro. A escolha de uma aproximação, para uma função, leva em conta a minimização do erro entre a função aproximada e a função real. De forma análoga aos vetores, uma função não contém nenhum componente da função que lhe é ortogonal ($C_{12} = 0$).

No caso do padrão dinâmico da marcha, é preciso considerar um espaço vetorial ortogonal descrito por coordenadas retangulares (FIG. 6).

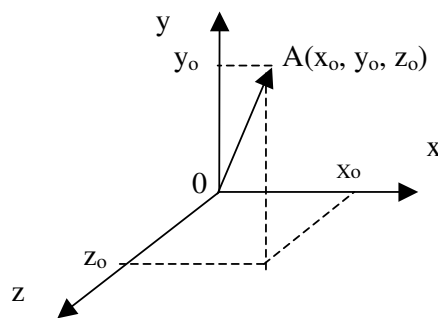


FIGURA 6 – Espaço 3D de coordenadas retangulares
Fonte: Lathi (1979), p. 9.

Pode-se expressar o vetor A em termos de suas componentes na direção dos três eixos perpendiculares entre si: $A = x_0 a_x + y_0 a_y + z_0 a_z$ **(3)**, em

que a_x , a_y , a_z são vetores unitários na direção dos três eixos. Esse conceito pode ser estendido para um espaço físico “n” dimensional, e toda função do tipo $f(t)$ pode ser representada como uma combinação linear de um conjunto de “n” funções ortogonais entre si:

$$f(t) = C_1f_1(t) + C_2f_2(t) + C_3f_3(t) + \dots + C_rf_r(t) + \dots \quad (4)$$

A representação de $f(t)$ por um conjunto infinito de funções ortogonais entre si é chamada de representação generalizada da série de Fourier de $f(t)$.

As funções trigonométricas $\cos(k\omega t)$ e $\sin(k\omega t)$ ($k = 0, 1, 2, 3, \dots$) formam um conjunto completo de funções ortogonais, e qualquer função $f(t)$ pode ser descrita como uma combinação linear de senos e cossenos, contanto que satisfaça certas condições de continuidade e periodicidade:

- Se a função é descontínua, existe apenas um número finito de descontinuidades no período T .
- Exista um valor médio finito durante o período T .
- Exista um número finito de máximos negativos e positivos no período (T).

Quando essas condições são satisfeitas, a série de Fourier existe e pode ser escrita na sua forma trigonométrica.

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos n\omega_0 t + b_n \sin n\omega_0 t) \quad (t_0 < t < t_0 + \frac{2\pi}{\omega_0}) \quad (5)$$

A equação anterior é conhecida como representação da série trigonométrica de Fourier de $f(t)$, (LATHI, 1979).

Para um sinal $f(t)$, não periódico, é possível construir uma função periódica $f_T(t)$, de forma que $f(t)$ represente um ciclo dessa forma de onda, que se repete a cada T segundos. Toma-se o período T grande o suficiente para

que não haja superposição entre os ciclos. Essa nova função $f_T(t)$ é uma função periódica e, conseqüentemente, poderá ser representada por uma série de Fourier. No limite, fazendo T tender ao infinito, a função $f_T(t)$ terá apenas um ciclo igual a $f(t)$ e a série de Fourier que representa $f_T(t)$ também representará $f(t)$, sendo conhecida como Transformada Rápida de Fourier (FFT) de um sinal $f(t)$ qualquer.

Sendo assim é possível representar a força de reação do solo por meio da série de Fourier:

$$F_y(t) = b_0 + \sum_{n=1}^{N/2} (a_n \sin n\omega_0 t + b_n \cos n\omega_0 t) \quad (t_0 < t < t_0 + \frac{2\pi}{\omega_0}) \quad (6), \text{ em que } N \text{ é o}$$

número total de pontos, a_n e b_n os coeficientes dos harmônicos, $\omega_0 = (2\pi) / T$, em que T é o período da curva e “ t ” é a variável independente (tempo) e o número do harmônico é fornecido por “ n ” (GIAKAS; BALZPOULOS, 1997).

Os coeficientes dos harmônicos podem ser calculados por meio das seguintes fórmulas:

$$\bullet \quad b_0 = \frac{1}{N} \sum_{N=0}^{N/2} f(t) \quad (7)$$

$$\bullet \quad a_n = \frac{2}{N} \sum_{N=0}^{N/2} f(t) \cdot \cos \frac{2\pi n t}{T} \quad (8)$$

$$\bullet \quad b_n = \frac{2}{N} \sum_{N=0}^{N/2} f(t) \cdot \sin \frac{2\pi n t}{T} \quad (9)$$

O termo constante b_0 é igual ao valor médio da força de reação do solo. Na direção vertical (F_y), esse é um importante parâmetro para se calcular o impulso vertical total que é representado em magnitude pela área abaixo da curva de força-tempo. O número máximo de harmônicos necessários para

reconstruir o sinal é dado pelo critério de Nyquist $(N - 1)/2$ **(10)**, em que N é o número total de pontos da curva.

Schneider e Chao (1983) descrevem a utilização da análise de Fourier em investigações biomecânicas da marcha. A descrição da FRS por meio dos coeficientes de Fourier minimiza possíveis diferenças inter e intra-individuais e possibilita, dessa forma, comparações e avaliações mais confiáveis; outras vantagens dessa técnica são a facilidade de armazenamento dos dados, facilidade de reconstrução do sinal original e minimização de erros experimentais.

Os polinômios de Legendre $P_n(x)$, ($n = 0,1,2,3,\dots$), que formam um conjunto completo de funções ortogonais entre si, no intervalo de $(-1 < t < 1)$, também podem ser utilizados na representação de uma função qualquer. Esses polinômios podem ser definidos pela fórmula de Rodrigues:

$$P_n(t) = \frac{1}{2^n n!} \frac{d^n}{dt^n} (t^2 - 1)^n \quad (n = 0,1,2,3,\dots) \quad \mathbf{(11)}$$

Na FIG. 7, encontram-se as representações geométricas de quatro polinômios de Legendre.

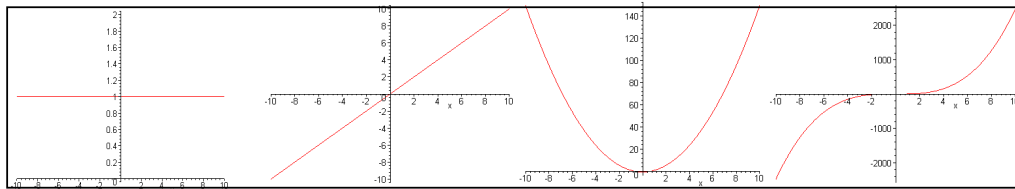


FIGURA 7 - Exemplo de 4 funções ortogonais de Legendre
Fonte: Andrade (2005), p. 30.

Pode-se expressar uma função $f(t)$ em termos dos polinômios de Legendre em um intervalo $(-1 < t < 1)$ como: $f(t) = C_0P_0(t) + C_1P_1(t) + C_2P_2(t)$

+..., em que $C_r = \frac{2r+1}{2} \int_{-1}^1 f(t)P_r(t)dt$, com $1 < r < n$. (12)

A TAB. 1 ilustra a representação matemática de nove polinômios de Legendre (GRADSHTEYN; RYZHIK,1996).

TABELA 1
Representação matemática de nove polinômios ortogonais.

Grau do polinômio	Representação matemática
y_0	1
y_1	x
y_2	$0.5(3x^2 - 1)$
y_3	$0.5(5x^3 - 3x)$
y_4	$1/8(35x^4 - 30x^2 + 3)$
y_5	$1/8(63x^5 - 70x^3 + 3)$
y_6	$1/16(231x^6 - 315x^4 + 105x^2 - 5)$
y_7	$1/16(429x^7 - 693x^5 + 315x^3 - 35x)$
y_8	$1/128(6435x^8 - 12012x^6 + 6930x^4 - 1260x^2 + 35)$

Fonte: Andrade (2005), p. 31.

Giakas e Baltzopoulos (1997) investigaram a FRS, registrada em uma plataforma de força, usando dois métodos diferentes: a análise convencional no domínio do tempo, utilizando-se pontos específicos das componentes da FRS e a análise do conteúdo de frequência (FFT), por meio da descrição da FRS pelos coeficientes de Fourier.

Stergiou *et al.* (2002) utilizaram o sinal de potência das três componentes da FRS, registrado por meio de uma plataforma de força. O sinal foi reconstruído por meio dos coeficientes de Fourier. A análise do sinal reconstruído foi realizada por meio do teste “t” independente ($p < 0.05$).

White *et al.* (2005) analisaram as componentes da FRS registradas por duas plataformas de força e posteriormente analisadas por meio da FFT de

suas séries temporais. Para a análise, o sinal de amplitude teve 95% de seu conteúdo reconstruído, de acordo com o método descrito por Schneider e Chao (1983), segundo o qual o número de harmônicos essenciais (n_e) para reconstrução do sinal pode ser calculado pela expressão:

$$\sum_{n=1}^{n_e} \frac{\sqrt{A_n^2 + B_n^2}}{\sum_{n=1}^m \sqrt{A_n^2 + B_n^2}} \leq 0.95 \quad (13)$$

. O denominador da expressão fornece a soma das

amplitudes de todos os coeficientes de Fourier (m coeficientes) e o numerador é a amplitude de cada coeficiente. Quando o somatório da amplitude relativa dos harmônicos atinge o nível de reconstrução desejado, o número de harmônicos essenciais para reconstrução do sinal (n_e) está determinado.

Andrade (2005) ao utilizar o método proposto por Schöllhorn (1995), representou por meio de coeficientes de Legendre as três componentes da FRS em um problema de classificação da marcha. A amostra era constituída de 24 indivíduos que caminharam em duas velocidades (auto-selecionada e 1,3 ms^{-1}), em duas condições (marcha calçada vs. marcha descalça). A FRS foi registrada por plataforma de força e o tempo de deslocamento foi monitorado por pares de fotocélulas. A componente vertical (F_Y) forneceu as maiores taxas de reconhecimento, o que concorda com diversos outros estudos que analisaram problemas semelhantes.

2.5 Métodos de classificação na análise da marcha

Reconhecimento automático, descrição e classificação de padrões são problemas aplicáveis em diversas áreas do conhecimento, como biologia, psicologia, medicina, dentre outras. O reconhecimento de um padrão pode ser tarefa de classificação supervisionada, quando o padrão de entrada pertence a uma classe previamente definida, ou uma tarefa de aprendizagem, baseada na semelhança de padrões, denominada classificação não supervisionada, quando não se conhece *a priori* a classe a qual o padrão pertence (JAIN, 2000).

Os métodos de análise de padrão podem ser aplicados com sucesso na análise da marcha humana. Do ponto de vista matemático, padrões são vetores de alta dimensão formados a partir das séries temporais das variáveis biomecânicas utilizadas para descrever o movimento. A descrição do padrão da marcha resulta em estruturas que apresentam variabilidade inter e intra-individual, resultado da dependência temporal das variáveis biomecânicas utilizadas em sua descrição, o que dificulta a análise do processo como um todo (PERL, 2004).

Um dos problemas recorrentes encontrados na aplicação de técnicas estatísticas no reconhecimento de padrões é o da alta dimensionalidade. Procedimentos que são analítica ou computacionalmente possíveis em espaços de poucas dimensões passam a ser de difícil implementação em espaços de 50 ou 100 dimensões. Dessa forma, várias técnicas são aplicadas visando à redução da dimensionalidade do espaço de características, para possibilitar a solução do problema.

2.5.1 Redes Neurais Artificiais

As RNA's tentam reproduzir as funções das redes biológicas, buscando implementar seu comportamento básico e sua dinâmica. Como características comuns, os dois sistemas se baseiam em unidades de computação paralela e distribuída, comunicam-se por meio de conexões sinápticas, possuem detetores de características, redundância e modularização das conexões (BRAGA, 2000). Dessa forma, Redes Neurais podem ser entendidas como sistemas computacionais de processamento paralelo, consistindo em um número extremamente grande de processadores altamente interconectados (JAIN *et al.*, 2000).

Redes Neurais Artificiais tipicamente possuem entradas, saídas e camadas intermediárias. Na linguagem estatística tradicional, as entradas são as variáveis independentes e as saídas são as variáveis dependentes. Dentre as características principais de RNA's, destaca-se a sua capacidade de aprender complexas relações não-lineares de entrada-saída, que utiliza procedimentos de treinamento iterativo e se adapta aos dados (JAIN *et al.*, 2000). A aprendizagem é completa quando algum critério, como erro quadrático médio, cai abaixo de um limiar pré-definido (CHAU, 2001).

O perceptron é a forma mais simples de uma rede neural usada para classificação de padrões ditos linearmente separáveis (padrões que se encontram em lados opostos de um hiperplano). Basicamente, ele consiste de um único neurônio com pesos sinápticos ajustáveis. O perceptron construído em torno de um único neurônio se limita a realizar classificação de padrões com apenas duas classes. Expandindo a camada de saída do perceptron para

acomodar mais de um neurônio, pode-se realizar a classificação com mais de duas classes, desde que elas sejam linearmente separáveis (HAYKIN, 2001).

A rede perceptron multicamadas (MLP) é um exemplo de RNA's freqüentemente aplicada a problemas de classificação nos estudos que envolvem análise da marcha, pois apresenta capacidade computacional muito maior do que aquele apresentado pelas redes sem camadas intermediárias. Ao contrário dessas redes, MLP's podem tratar dados que não são linearmente separáveis. A precisão obtida depende do número de neurônios e das camadas intermediárias utilizadas (TEIXEIRA, 2001).

Holzreiter e Köhle (1993) utilizaram uma MLP para classificar a marcha patológica baseada nas forças de reação do solo. A amostra era composta por 131 indivíduos com várias limitações ortopédicas, incluindo fratura de calcâneo e usuários de prótese. Noventa e quatro indivíduos sem problemas de membros inferiores complementaram a amostra. A Transformada de Fourier (FFT) foi aplicada às componentes verticais (F_y) de dois contatos sucessivos. Os coeficientes de Fourier serviram como entrada para a rede MLP com uma camada escondida que forneceu 95% de separação para padrões de marcha normal e padrões de marcha com alterações.

Köhle e Merkl (1997), em problema de classificação (marcha normal vs. marcha alterada), sugerem a utilização de dados da FRS, medida por meio de plataforma de força, como parâmetros de entrada para uma rede neural supervisionada. Os dados das componentes da FRS foram submetidos a FFT e, em seguida, os coeficientes de Fourier foram padronizados (média zero e desvio padrão unitário). Segundo os autores, grande redução de

dimensionalidade é conseguida com esse método, pelo fato dos primeiros coeficientes de Fourier conterem a informação necessária para reproduzir a maior parte da série temporal.

Köhle e Merkl (2000) estenderam o problema de classificação da marcha a quinze categorias de patologias de acordo com a região do corpo atingida por alguma disfunção (*e. g.* pé direito, pé esquerdo, joelho direito, etc). As medidas da FRS foram, primeiramente, submetidas à FFT, sendo posteriormente normalizadas (média zero e desvio padrão unitário). A amostra consistiu em 487 indivíduos, em sua maioria portadores de patologias que afetavam a eficiência da marcha. Foram também incluídos na amostra indivíduos cuja marcha era considerada normal, com o intuito de avaliar o método de classificação. Os resultados indicaram maior taxa de classificação (64%) quando utilizada a componente vertical (F_y), em comparação às outras componentes.

2.5.2 Mínimos Quadrados

Andrade (2005) aplicou o Estimador de Mínimos Quadrados em um problema de classificação da marcha (calçada vs. descalça) e comparou os resultados com os obtidos por meio de uma rede MLP que utilizava função de ativação não linear. A amostra era formada por dois grupos, sendo o primeiro composto por 24 indivíduos de ambos os sexos, com idade entre 20 e 49 anos, e o segundo com 10 indivíduos (grupo teste), com idade entre 21 e 28 anos. O resultado obtido pelo Estimador de Mínimos Quadrados mostrou que o desempenho de um método linear pode ser semelhante ao de uma RNA.

Segundo o autor, parece que a escolha de variáveis que descrevam suficientemente o padrão de movimento e a aplicação de tratamento matemático adequado (representação das séries temporais por coeficientes de Legendre) permite elevada taxa de classificação, mesmo utilizando um classificador linear. Os resultados desse estudo indicaram que foi possível se obter elevadas taxas de classificação para as duas condições (marcha calçada e marcha descalça), por meio apenas da componente vertical (F_y) da FRS, independentemente do método de classificação utilizado.

Apesar do Estimador de Mínimos Quadrados ser freqüentemente utilizado em problemas de regressão linear, as estimativas fornecidas por ele enfrentam constantemente problemas de dependência linear entre as variáveis regressoras (multicolinearidade). O problema de multicolinearidade surge quando as variáveis regressoras não são totalmente independentes entre si e fornecem informações redundantes. Quando a multicolinearidade das variáveis regressoras se apresenta de forma severa, ela produz instabilidade dos coeficientes de regressão, podendo interferir na precisão das estimativas (BERGMANN, 1992).

Segundo Silva (2005), o Estimador de Mínimos Quadrados garantirá sempre o não-viés das estimativas dos coeficientes de regressão, com variância mínima. No entanto, em função da multicolinearidade das variáveis regressoras, a magnitude desses coeficientes poderá estar superestimada.

Diversas técnicas, chamadas de estimativas viesadas, são utilizadas a fim de combater a multicolinearidade. O LASSO, proposto por Tibshirani (1996), faz parte desse conjunto de técnicas.

3 SÍNTESE DA ANÁLISE DE LITERATURA

Na TAB. 2 é realizada uma síntese dos métodos de modelagem da FRS e de classificação utilizados nos principais estudos, envolvendo análise da marcha, citados nessa revisão.

TABELA 2

Método de representação e classificação utilizado nos principais estudos de análise da marcha.

(continua)

Autores	Representação e Classificador	Entrada	Saídas	Aplicação
Holzreiter e Köhle (1993)	FFT e RNA's	128 coeficientes de Fourier	1- Marcha (normal vs. patológica)	Biomecânica Clínica
Köhle <i>et al.</i> (1997)	FFT e RNA's	Coeficientes de Fourier	1 - Marcha (normal vs. patológica)	Biomecânica Clínica

TABELA 2

(continuação)

Autores	Representação e Classificador	Entrada	Saídas	Aplicação
Giakas <i>et al.</i> (1997)	FFT Média e desvio padrão	Sinal reconstruído 95%	1 – Marcha normal (homens)	Biomecânica Clínica
Köhle e Merkl (2000)	FFT RNA's	coeficientes (Fz)	1 - Marcha (normal vs. patológica)	Biomecânica Clínica
Stergiou <i>et al.</i> (2002)	FFT Teste “t” independente	Sinal reconstruído 95%	1 - Marcha normal (mulheres jovens e idosas)	Biomecânica Clínica
Schöllhorn <i>et al.</i> (2002)	Série temporal RNA's	Dados dinâmicos e cinemáticos	1 – Marcha normal (mulheres)	Identificação
White <i>et al.</i> (2005)	FFT ANOVA ($p < 0.05$)	Sinal reconstruído 95%	1 - marcha crianças (normais e com paralisia cerebral)	Biomecânica Clínica
Andrade (2005)	Coeficientes de Legendre RNA's e MQ	FRS	1 - marcha normal (calçado e descalço)	Identificação

Os resultados da análise de literatura podem ser resumidos da seguinte forma:

- ◆ Segundo Bishop (1995), a preocupação quanto ao pré-processamento dos dados de entrada é de fundamental importância no desempenho dos métodos de classificação. De acordo com Köhle *et al.* (1997), é necessário testar diferentes tipos de padrões de entrada e diferentes técnicas de pré-processamento dos dados e verificar sua influência no desempenho dos métodos de classificação.
- ◆ Grande parte dos estudos recentes, que utilizam o padrão da marcha, aplica métodos de classificação não lineares (*e.g.* RNA's) ou testes estatísticos convencionais (teste "t" independente, média, desvio padrão, ANOVA).
- ◆ Mínimos Quadrados é um método de classificação linear de fácil implementação e de baixo custo computacional. O MQ foi aplicado em Andrade (2005), atingindo taxas de classificação semelhantes às de classificadores não lineares (RNA's). Porém, suas estimativas são freqüentemente inflacionadas e podem ser otimizadas sem interferir na performance de classificação.
- ◆ O LASSO, proposto por Tibshirani (1996), que é abordagem de otimização das estimativas do Estimador de Mínimos Quadrados ainda não foi aplicado em problemas de classificação da marcha.
- ◆ Poucos estudos se preocupam em comparar a influência de diferentes padrões de entrada (*e.g.* coeficientes de Legendre vs. Fourier) no desempenho dos métodos em problemas de classificação da marcha

humana.

- ◆ De acordo com Schöllhorn *et al.* (2002), a variabilidade do padrão de movimento (diferenças inter e intra-individuais) pode ser mais bem quantificada, quando se adota o procedimento de análise das séries temporais.

Dessa forma, pode-se constatar o seguinte:

- ◆ A escolha dos parâmetros de entrada (*e.g.* coeficientes de Fourier vs. Legendre) utilizados pelos métodos de classificação deve descrever suficientemente o padrão de movimento permitindo sua classificação. A influência desses parâmetros no desempenho dos métodos de classificação precisa ser mais bem avaliada.
- ◆ As taxas de classificação do MQ são obtidas por meio de estimativas inflacionadas e a utilização do LASSO pode promover a otimização dos coeficientes de regressão e reduzir a magnitude e o número de coeficientes necessários para o processo de classificação.

4 OBJETIVOS

- ◆ Comparar a influência da utilização de dois métodos de representação da componente vertical da FRS (coeficientes de Legendre e de Fourier), no desempenho de classificação do MQ.
- ◆ Verificar a influência do LASSO no desempenho de classificação do MQ.

5 MÉTODOS

5.1 Amostra de sujeitos

Os indivíduos foram previamente esclarecidos dos procedimentos metodológicos e concordaram voluntariamente participar da pesquisa, assinando termo de Consentimento Livre e Esclarecido (ANEXO 2). O projeto foi também aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa (COEP) da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).

A amostra consistiu de 43 indivíduos de ambos os gêneros, com idade entre 18 e 49 anos (TAB. 3 e 4). Não foi estabelecido critério para exclusão de voluntários.

TABELA 3

Idade dos indivíduos que participaram da pesquisa

	Número de indivíduos	Gênero	Valor Máximo	Valor Mínimo	Média	Desvio Padrão
Grupo	43	19 ♂	49	18	25,9	±7,4
		24 ♀	31	20	23,3	±2,2
Total	43					

TABELA 4

Características antropométricas dos indivíduos que participaram da pesquisa

Grupo	Gênero	Valor Máximo	Valor Mínimo	Média	Desvio Padrão
Massa (kg)	19 ♂	104,7	63,6	76,0	±10,7
	24 ♀	62,8	45,5	54,0	±4,9
Estatura (cm)	19 ♂	190	162	176,0	±6,5
	24 ♀	173	155	164,0	±5,1

5.2 Variáveis analisadas e método de medição

A coleta foi realizada no Laboratório de Biomecânica do Centro de Excelência Esportiva (CENESP) da Universidade Federal de Minas Gerais. Cada voluntário caminhou descalço e calçado em trajetória linear em duas velocidades distintas ($v_1 = 1,30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, $v_2 = \text{auto-selecionada}$), efetuando durante o percurso (dez metros) contato com um dos pés sobre a plataforma de força (AMTI, OR6-7) embutida no solo (FIG.8).



FIGURA 8 - Contato na plataforma de força e sistema de fotocélulas.
Fonte: Arquivo de fotos tiradas durante a pesquisa.

A plataforma de força utilizada possuía as seguintes características:

- **Transdutores:** tensiômetros;
- **Capacidade:** de 10.000 N para forças verticais e 4.000 N para forças horizontais.
- **Dimensões:** 46,4 cm de largura; 50,8 cm de comprimento e 8,26 cm de espessura.
- **Sensibilidade:** A “sensibilidade” utilizada para cada canal (saída e entrada) foram:

Para as forças ($\mu\text{V} / V_0 / \text{N}$)

F_x	0,177
F_y	0,168
F_z	0,039

As velocidades dos deslocamentos foram controladas por dois pares de fotocélulas colocadas imediatamente antes e após a plataforma de força, separadas por uma distância de 2,73 m. As velocidades escolhidas foram:

- $v_1 = 1,30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (velocidade mais econômica da marcha), sendo permitida variabilidade de $\pm 0,03 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$;
- $v_2 =$ auto-selecionada que representa a velocidade de marcha do indivíduo.

Segundo Martin e Morgan (1992) e Hreljac (1993), o gasto de energia durante a marcha é quase constante para um intervalo de velocidade entre $1,1$ a $1,4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, sendo a velocidade mais econômica observada em torno de $1,2 - 1,3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$.

Para a formação da amostra, não houve separação de sexo nem padronização do tipo de calçado, pois o objetivo foi testar a capacidade de generalização do método de classificação, quanto a detecção de diferenças entre as situações propostas (marcha calçada ou marcha descalça). Dessa forma, a abordagem adotada para a escolha da amostra foi a mais heterogênea possível. As séries temporais da FRS foram normalizadas pelo peso corporal e, em seguida, interpoladas a fim de que todas tivessem o mesmo número de pontos.

A descrição do padrão de marcha baseou-se na componente vertical da força de reação com o solo (F_y) registrada por meio do software DasyLab 4.0. A frequência de amostragem utilizada foi $1,0 \text{ kHz}$. Todas as rotinas de processamento computacional foram desenvolvidas no software MATLAB 6.5.

Cada indivíduo realizou 80 tentativas, sendo 10 tentativas para cada uma das 8 condições propostas (TAB. 5).

TABELA 5
Condições e respectivos códigos utilizados no experimento

Condições	Situação	Lateralidade	Velocidade	Código	Número de Tentativas
Condição 1	Descalço	Direita	$1,3 \pm 0,01 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	ddv1	10
Condição 2	Descalço	Esquerda	$1,3 \pm 0,01 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	dev1	10
Condição 3	Descalço	Direita	$1,31 \pm 0,12 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	ddv2	10
Condição 4	Descalço	Esquerda	$1,31 \pm 0,14 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	dev2	10
Condição 5	Calçado	Direita	$1,32 \pm 0,06 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	cdv1	10
Condição 6	Calçado	Esquerda	$1,32 \pm 0,06 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	cev1	10
Condição 7	Calçado	Direita	$1,35 \pm 0,15 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	cdv2	10
Condição 8	Calçado	Esquerda	$1,36 \pm 0,15 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$	cev2	10

5.3 Processamento dos dados e ajuste das séries temporais

O contato dos pés na plataforma de força durante a caminhada resultou na componente vertical (F_y) da FRS. Após a aquisição, todas as componentes verticais foram interpoladas para um mesmo número de pontos (1000), a fim de padronizar o tamanho, sendo em seguida submetidas à FFT ou à representação por meio de polinômios de Legendre.

Os coeficientes de Fourier necessários para reconstruir 95% do sinal da componente vertical (F_y) da FRS serviram como padrão de entrada para o método de classificação. Segundo Schneider e Chao (1983), a reconstrução do sinal original da componente vertical com 95% de precisão é suficiente para detectar diferenças inter e intra-individuais.

Segundo Antonsson e Mann (1985), toda a informação relevante sobre a

marcha de um indivíduo saudável, se encontra abaixo da frequência de 100 Hz. A determinação do número de coeficientes de Fourier essenciais para a reconstrução do sinal foi baseada na análise da integral de potência da componente vertical.

Segundo Robertson *et. al.* (2004), a potência de cada coeficiente é definida como: $(A_n^2 + B_n^2)$, “n” indica o número do coeficiente, “A” é a sua parte real e “B” sua parte imaginária. A potência relativa de cada coeficiente foi

determinada por meio da seguinte operação: $\frac{A_n^2 + B_n^2}{\sum_{i=1}^m A_n^2 + B_n^2}$ (14), onde “n” é o

número do coeficiente, variando de 1 até m, “m” é o número máximo de coeficientes necessários para reconstruir o sinal, definido pelo critério de

Nyquist: $m = \frac{(N-1)}{2}$, N é o número total de pontos da curva, neste estudo

1000 pontos. O somatório das potências relativas, de cada coeficiente até que

se atinja o nível de reconstrução desejado, isto é, $\sum_{n=1}^{n_e} \frac{A_n^2 + B_n^2}{\sum_{i=1}^m A_n^2 + B_n^2} \leq 0.95$, forneceu

o número de coeficientes essenciais (n_e) para a reconstrução do sinal.

No GRAF.1 está representado o sinal de potência relativa acumulada obtido para uma componente vertical da FRS. Pela análise do gráfico, é possível verificar que 95% do sinal de potência da componente vertical (F_y), da FRS, pode ser reconstruído com os coeficientes que se encontram abaixo da frequência de 32Hz.

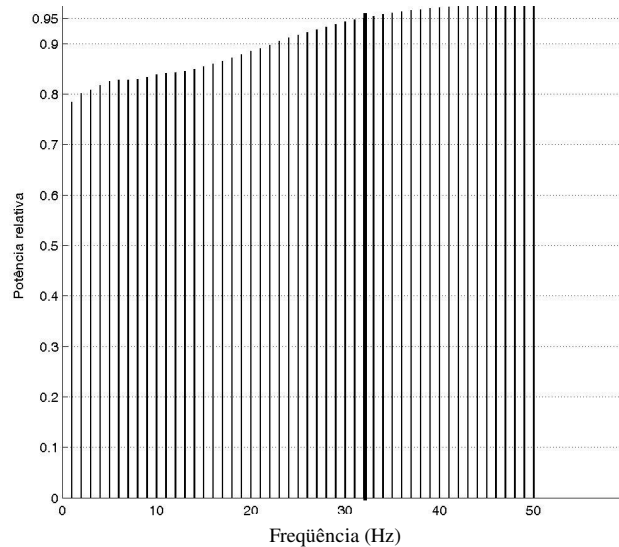


Gráfico 01 – Potência acumulada em uma componente vertical típica.

Segundo Köhle *et al.* (1997), o tempo de contato médio na marcha de pessoas saudáveis é 0,75 s, o que representa um harmônico fundamental de 1,34Hz (1 / 0,75s). Sendo assim, para reconstrução da componente vertical da FRS, são necessários vinte e cinco coeficientes (32Hz / 1,34Hz).

Os coeficientes de Legendre utilizados para descrever a componente vertical da FRS podem ser obtidos pela relação: $\mathbf{B}_r = \int_{-1}^1 \mathbf{f}(x) \cdot \mathbf{L}(x) \, dx$ (15), em que “r” é o grau do polinômio, $f(x)$ é a função a ser representada, $L(x)$ é o polinômio utilizado.

Sendo assim, o padrão de movimento do indivíduo foi representado por uma matriz de n linhas e m colunas. As linhas das matrizes representavam os

coeficientes de Legendre e as colunas as tentativas.

O nível de reconstrução da componente vertical da FRS adotado para os polinômios de Legendre foi 95%. O cálculo do número de coeficientes utilizados na reconstrução do sinal baseou-se no erro quadrático médio entre as matrizes. Por exemplo, a matriz (3x80), formada pelos 3 primeiros coeficientes de Legendre era comparada à matriz (4x80), à matriz (4x80) comparada com a matriz (5x80) e assim sucessivamente. Quando o erro calculado fosse menor que 5%, em cinco comparações consecutivas, o número de coeficientes (12) foi estabelecido.

5.4 Método de Classificação

5.4.1 Mínimos Quadrados

Segundo Andrade (2005), o adequado pré-processamento dos dados de entrada permite a aplicação de método linear em problemas de classificação. No entanto, o método de Mínimos Quadrados caracterizado pela facilidade de implementação e baixo custo computacional, foi pouco aplicado em problemas na marcha.

O estimador de Mínimos Quadrados parametriza a função $y = f(x)$ por meio de um vetor de n parâmetros θ . Na forma matricial a relação de \mathbf{y} , θ e \mathbf{x} fica como:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X} \theta \quad (16).$$

Na equação (16), \mathbf{y} é a variável dependente, pois depende dos regressores, x_1, \dots, x_n , que são também chamados de variáveis independentes e θ é o vetor de parâmetros a determinar. Desde que \mathbf{X} seja não singular, é possível determinar

o vetor de parâmetros invertendo tal matriz, ou seja:

$$\boldsymbol{\theta} = X^{-1}\mathbf{y} \quad (17)$$

A equação (17) é a única que satisfaz simultaneamente as n restrições do sistema de equações. Contudo, neste estudo, o que se tem é um sistema sobredeterminado, ou seja, na equação (16) a matriz X não é quadrada e não pode ser invertida. Pré-multiplicando a equação (16) por X^T em ambos os lados tem-se:

$$X^T\mathbf{y} = X^TX\boldsymbol{\theta} \quad (18)$$

que é chamada de equação normal. Como o produto de uma matriz por sua transposta é uma matriz quadrada, tem-se:

$$\boldsymbol{\theta} = [X^TX]^{-1}X^T\mathbf{y} \quad (19)$$

no caso de X^TX não ser singular. A matriz $[X^TX]^{-1}X^T$ na equação (19) é conhecida como a matriz pseudo-inversa.

A equação (19) é uma solução para o problema de determinar um vetor a partir de um conjunto de equações com mais restrições do que incógnitas. Sabe-se que a equação (17) é a única solução que satisfaz simultaneamente as “ n ” restrições do sistema de equações. Por outro lado, a equação (19) é apenas uma das infinitas soluções do sistema sobredeterminado.

5.5 LASSO

O método do LASSO proposto por Tibshirani (1996) promove otimização das estimativas obtidas pelo método dos mínimos quadrados e reduz a dimensionalidade dos parâmetros de entrada.

Para um conjunto de dados com “ d ” entradas, a regressão através dos

mínimos quadrados assume como modelo a seguinte expressão:

$$\hat{y} = \hat{f}(\mathbf{X}) = \hat{\beta}_0 + \sum_{j=1}^d \hat{\beta}_j x_j = \hat{\beta}_0 + (\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_d) \mathbf{X}^T \quad (20), \text{ em que:}$$

$\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \dots, \hat{\beta}_d)^T$ são os coeficientes estimados por meio dos dados de entrada.

Os coeficientes são escolhidos de forma a minimizarem a soma dos quadrados dos resíduos (SQR) calculados em relação aos dados de entrada.

Em formato matricial:

$$\text{SQR}(\beta) = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta)^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta) \quad (21), \text{ sendo:}$$

$$\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_N)^T \text{ e } \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & \mathbf{x}_{11} & \mathbf{x}_{12} & \dots & \mathbf{x}_{1d} \\ \vdots & & & & \vdots \\ 1 & \mathbf{x}_{N1} & \mathbf{x}_{N2} & \dots & \mathbf{x}_{Nd} \end{pmatrix}$$

SQR é uma função quadrática e pode ser solucionada por diferenciação em relação à β , igualando-se o resultado a zero, procedendo-se assim a minimização da função. Após o desenvolvimento matemático proposto acima e assumindo que \mathbf{X} é uma matriz não singular, isto é, admite-se a existência de $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$, o modelo de predição para o método de mínimos quadrados fica assim representado:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{X} \hat{\beta} = \mathbf{X} (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (22), \text{ em que:}$$

$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$, é o vetor de estimativas do MQ (Ordinário).

Em situações onde os dados de entrada estiverem altamente correlacionados são aplicados Métodos de Regularização ou de Redução, a

para determinar o vetor $\hat{\beta}$ de coeficientes do modelo (e. g. LASSO).

No método do LASSO, o vetor de coeficientes é determinado minimizando a seguinte função de regressão:

$$\hat{\beta}^{\text{lasso}} = \arg_{\beta} \min \left\{ \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^d \beta_j x_{ij})^2 \right\} \quad (23), \text{ sujeita a restrição:}$$

$$\sum_{j=1}^d |\beta_j| \leq s, s > 0 \quad (24).$$

A restrição imposta ao somatório do módulo dos coeficientes determina o surgimento de alguns coeficientes nulos (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2001).

O LASSO foi implementado por algoritmo do tipo FORWARD STEPWISE. O algoritmo parte de uma condição inicial em que a restrição imposta à função de regressão é igual a zero, isto é, $\sum_{j=1}^d |\beta_j| = 0$. Os coeficientes estimados são sucessivamente incrementados de um valor “k”, sendo que neste estudo o valor adotado foi de $k = 0,001$. O coeficiente mais correlacionado com a saída desejada é adicionado ao modelo, enquanto os outros são mantidos com o valor zero. O erro da estimativa era calculado pela expressão:

$$\text{Erro} = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^2 \quad (25).$$

O processo é repetido até que seja obtida uma solução que apresentasse $\sum_{j=1}^d |\beta_j|$ e erro de estimativa otimizados.

A FIG. 9 ilustra um caso bidimensional para o LASSO, em que a superfície de restrição (quadrado) é gerada pela função $|\beta_1| + |\beta_2| \leq t$, e as elipses são contornos da função erro dos Mínimos Quadrados. As soluções do LASSO são aquelas nas quais a elipse de erro toca a superfície de restrição. Existem soluções em que a elipse toca o quadrado no vértice, ou seja, um dos β_j será igual a zero.

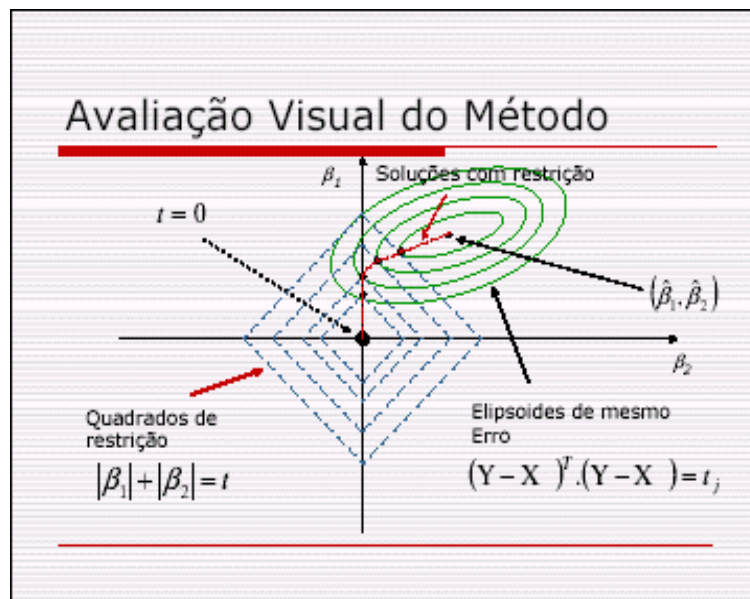


FIGURA 9 – Geometria do LASSO
Fonte: Costa (2006)

Na FIG. 9 pode-se observar que a soma dos valores absolutos tem seu valor inicial igual a zero ($t = 0$), enquanto as estimativas iniciais dos Mínimos Quadrados Ordinário que fornecem erro mínimo são representadas por

$\hat{\beta}_1$ e $\hat{\beta}_2$. Cada variação na soma dos valores absolutos dos $\hat{\beta}$, é acompanhada de um nova elipse de erro. Esse processo se sucede até que seja obtida solução que otimize o somatório dos módulos e o erro da estimativa, o que muitas vezes ocorre nos vértices da superfície de restrição.

6 RESULTADOS

Os coeficientes obtidos pela representação da componente vertical (F_y), da FRS, por meio da FFT ou polinômios de Legendre, foram definidos como parâmetros de entrada para o método de classificação dos MQ e para o LASSO. No treinamento do MQ utilizaram-se 80% dos padrões de entrada escolhidos aleatoriamente. O restante (20%) foi utilizado para testar a capacidade de previsão dos MQ. O desempenho médio dos MQ é fornecido na TAB. 6, sendo que a taxa de classificação para as duas condições (marcha calçada vs. descalça) está expressa em percentual dos padrões corretamente classificados.

TABELA 6

Desempenho médio do MQ – componente F_y
(marcha calçada vs. marcha descalça)

Mínimos	Validação (%)
Fourier	99,27
Legendre	99,34

Verifica-se, na TAB. 6, que o desempenho médio (máximo) de classificação dos MQ, para o conjunto de validação, apresentou valores superiores a 99%, para os dois vetores de entrada (coeficientes de Fourier ou Legendre).

Nos GRAF. 2 e 3, visualiza-se o comportamento do desempenho de classificação dos MQ, utilizando como parâmetros de entrada os coeficientes de Fourier e Legendre.

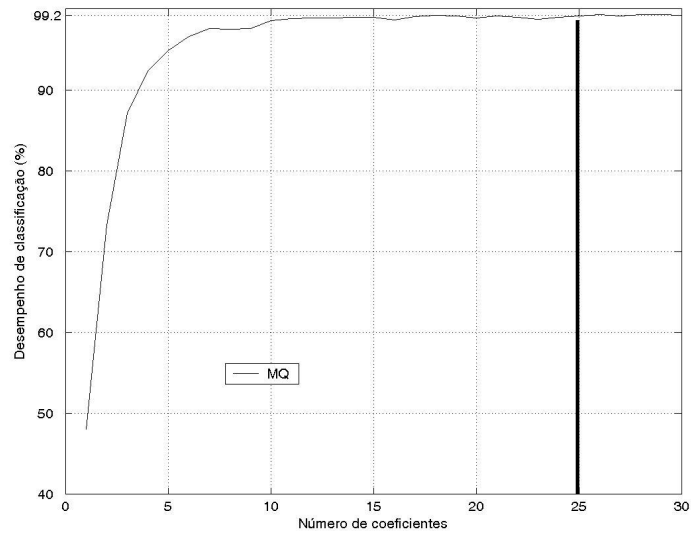


GRÁFICO 2 - Desempenho de classificação do MQ com coeficientes de Fourier

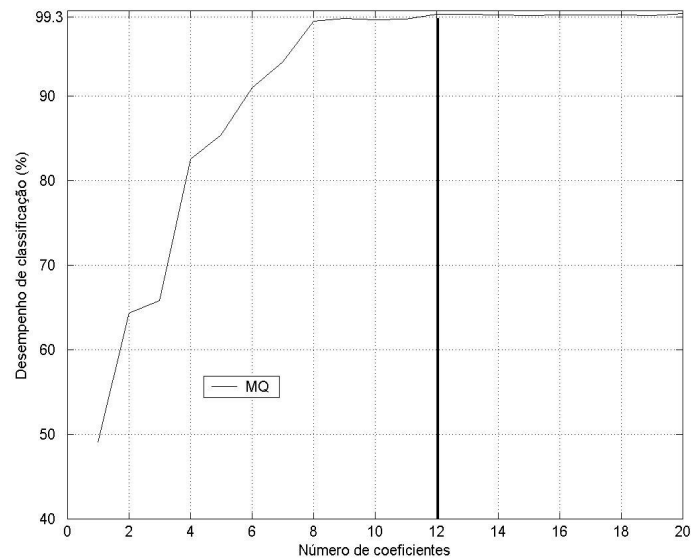


GRÁFICO 3 - Desempenho de classificação do MQ com coeficientes de Legendre

Como pode ser observado no GRAF. 2, a partir de vinte e cinco coeficientes (Fourier) ocorre a estabilização da taxa de classificação em torno de 99,2 %. No GRAF. 3, a partir de doze coeficientes (Legendre) a taxa de

classificação também se estabiliza para o mesmo valor (99,3%). No GRAF. 4, pode ser observado que existe diferença entre o desempenho de classificação do MQ utilizando coeficientes de Fourier ou Legendre.

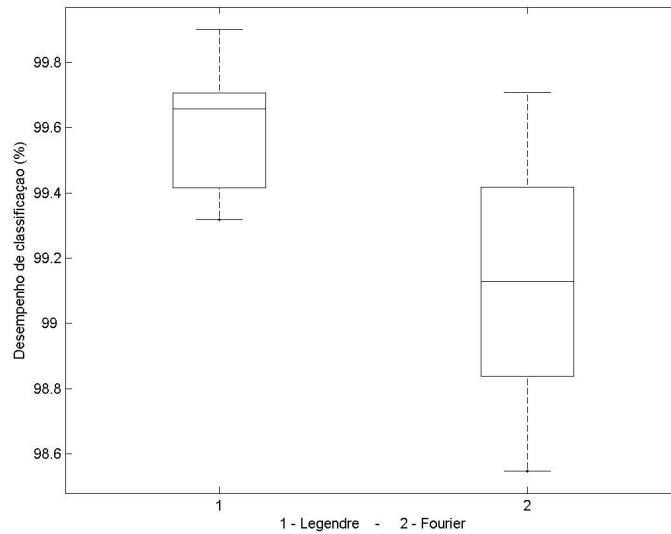


GRÁFICO 4 – Desempenho de classificação do MQ com Legendre e Fourier.

O desempenho médio do LASSO é fornecido na TAB. 7, sendo que a taxa de classificação para as duas condições (marcha calçada x descalça) está expressa em percentual dos padrões corretamente classificados.

TABELA 7

Desempenho médio do LASSO – componente F_{γ}
(marcha calçada vs. marcha descalça)

LASSO	Validação (%)
Fourier	98,0
Legendre	99,9

Verifica-se, na TAB. 7, que o desempenho médio de classificação do

LASSO, para o conjunto de validação, apresentou 98,0% para os coeficientes de Fourier e 99,9% utilizando os coeficientes de Legendre.

Nos GRAF. 5 e 6, visualiza-se o desempenho de classificação do LASSO, utilizando como parâmetros de entrada os coeficientes de Fourier e Legendre.

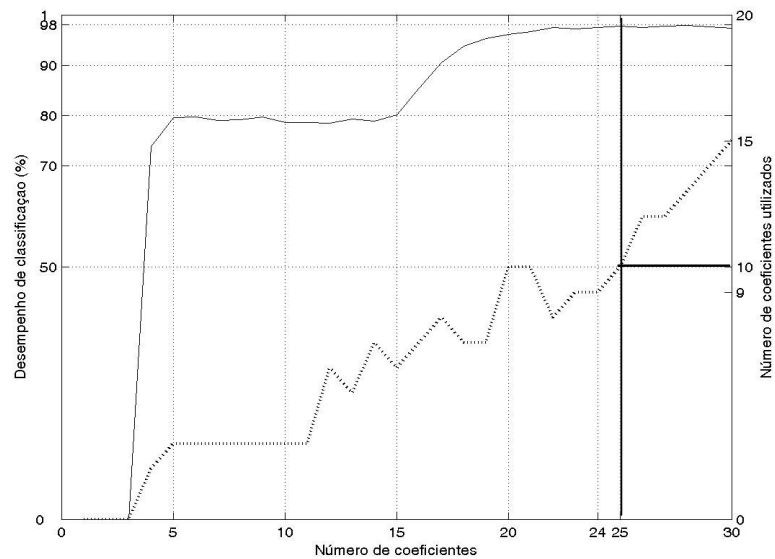


GRÁFICO 5 - Desempenho de classificação e número de coeficientes de Fourier utilizados pelo LASSO.

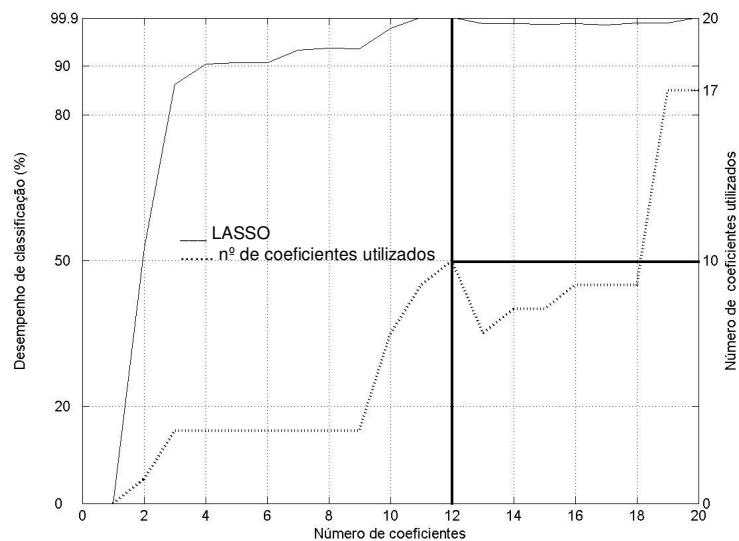


GRÁFICO 6 - Desempenho de classificação e número de coeficientes de Legendre utilizados pelo LASSO.

Como pode ser observado no GRAF. 5, a partir de vinte e cinco coeficientes (Fourier) ocorre a estabilização da taxa de classificação em torno de 98,0 % e o LASSO utiliza dez coeficientes dos vinte e cinco possíveis. No GRAF. 6, a partir de doze coeficientes (Legendre) a taxa de classificação também se estabiliza para o mesmo valor (99,9%) e o LASSO utiliza dez coeficientes dos doze possíveis.

No GRAF. 7 estão apresentados os coeficientes de Fourier utilizados pelo LASSO para atingir o desempenho de 98,0 %. Dos 25 coeficientes de Fourier fornecidos como entrada, o LASSO utilizou apenas dez (3º, 4º, 5º, 12º, 13º, 14º, 15º, 23º, 24º, 25º) para alcançar desempenho de classificação igual a 98,0 %, o restante dos coeficientes teve seu valor zerado. A rotina de classificação foi executada 50 vezes, afim de que fossem evitados resultados não consistentes. Cinco coeficientes (4º, 5º, 13º, 14º, 22º, 23º, 24º) foram utilizados para classificar as condições de marcha, em todas as vezes que a rotina do LASSO foi executada, enquanto o 1º coeficiente foi utilizado em 90% das execuções e o 12º e o 15º em 80% das execuções da rotina de classificação.

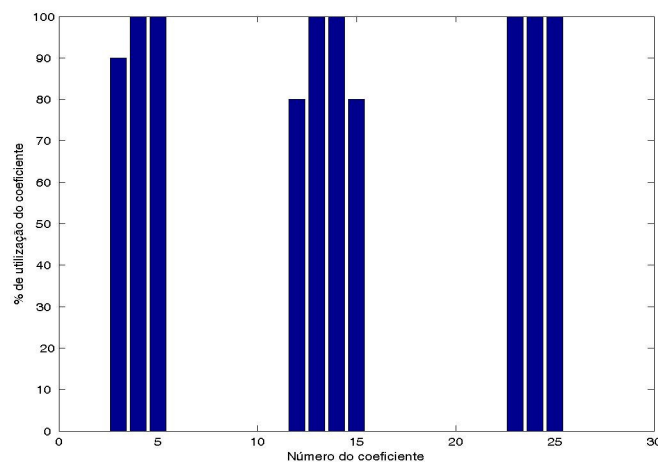


GRÁFICO 7 – Coeficientes de Fourier utilizados pelo LASSO para o desempenho de 98,0 %

No GRAF. 8 estão apresentados os coeficientes de Legendre utilizados pelo LASSO para atingir o desempenho de 99,9 %. A rotina de classificação foi executada 50 vezes e pode-se notar que o 1º e o 6º coeficientes não foram utilizados para classificação. Dos 12 coeficientes de Legendre utilizados como entrada para a rotina de classificação, o LASSO utilizou em todas as execuções 8 coeficientes (do 2º ao 5º e do 7º ao 12º) alcançando 99,9 % de classificação.

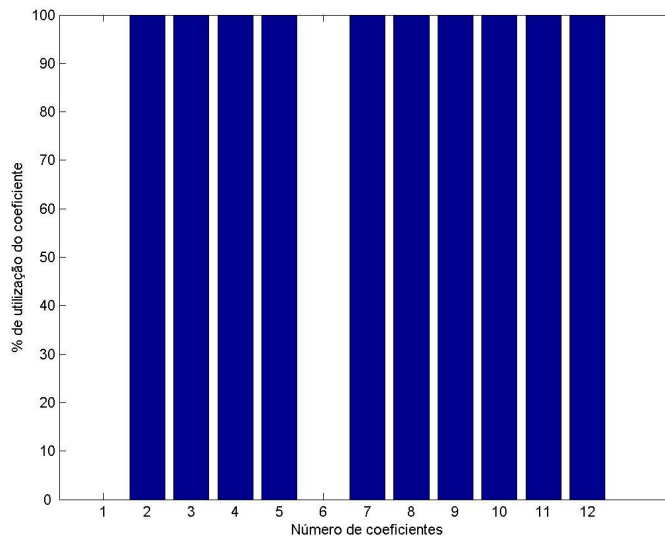


GRAFICO 8 – Coeficientes de Legendre utilizados pelo LASSO para o desempenho de 99,9 %

No GRAF. 9 observa-se que o desempenho do LASSO (Legendre) foi superior ao LASSO (Fourier). O desempenho médio de classificação do LASSO, utilizando como entrada os coeficientes de Fourier, está situado próximo de 98%. Quando a entrada de dados utilizada pelo LASSO é formada por coeficientes de Legendre o desempenho médio de classificação se situa próximo dos 99%.

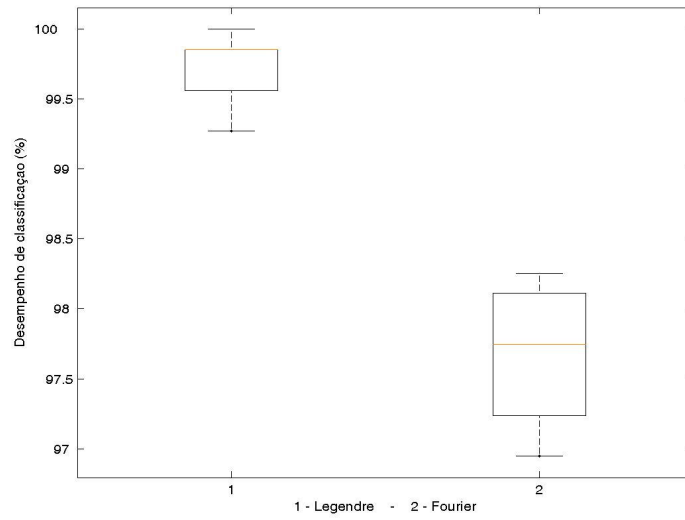


GRÁFICO 9 – Desempenho de classificação do LASSO com coeficientes de Legendre e Fourier.

7 DISCUSSÃO

Os resultados deste estudo demonstram que a representação da componente vertical (F_y) da FRS, por meio de coeficientes de Fourier ou de Legendre, possibilita elevadas taxas de reconhecimento para as duas condições (marcha calçada vs. marcha descalça), utilizando o método linear dos MQ, sendo o desempenho médio de classificação do conjunto de validação foi maior do que 99%, para ambos os padrões de entrada. Desta forma, os achados deste estudo concordam com Bishop (1995), quanto à necessidade de adequado pré-processamento dos dados de entrada, para garantir bom desempenho do método de classificação. No entanto, grande parte dos estudos que envolve a classificação do padrão dinâmico da marcha utiliza padrões de entrada somente coeficientes de Fourier (HOLZREITER; KÖHLE, 1993; KÖHLE; MERKL, 1996; BARTON; LEES, 1997), sem comparar seu desempenho com outras classes de funções ortogonais, o que segundo Köhle e Merkl (1997), seria fundamental para avaliar o desempenho dos diferentes métodos de classificação. Os resultados sugerem que tanto os coeficientes de Legendre quanto os de Fourier podem ser utilizados no problema de classificação proposto, sendo que neste estudo, a utilização dos coeficientes de Legendre como padrão de entrada possibilitou desempenho de classificação superior ao alcançado com a utilização dos coeficientes de Fourier.

Os resultados da utilização da componente vertical na classificação são consoantes com as observações de Köhle e Merkl (2000), de que a utilização da componente (F_y), representada por coeficientes de Fourier, redundava em melhores resultados em comparação aos obtidos por meio das outras

componentes. Andrade (2005) também obteve elevadas taxas de classificação (99,27%) representando a componente vertical por meio de coeficientes de Legendre, ao utilizar amostra menor (25 indivíduos). A sensibilidade do método do MQ neste estudo foi mantida com a ampliação da amostra para 43 (quarenta e três) indivíduos. O desempenho de classificação do MQ apresentou percentual bem semelhante, ao se utilizarem os coeficientes de Legendre (99,34%).

Holzreiter e Köhle (1993) utilizaram a componente vertical da FRS em problema de classificação da marcha humana. Os parâmetros de entrada foram cento e vinte e oito coeficientes de Fourier, obtidos por meio da FFT da F_y . Os autores utilizaram uma RNA, obtendo 95% de classificação. Neste estudo, utilizando um método linear (MQ) e somente vinte e cinco coeficientes de Fourier a taxa média de classificação foi maior do que 99%. No entanto, a comparação direta de resultados não é adequada, uma vez que os problemas (marcha normal vs. marcha patológica e marcha calçada vs. marcha descalça) e a base a base de dados são diferentes. Contudo, pode-se especular sobre a adequada representação dos dados, já que nesse estudo, o problema de classificação é mais sobreposto do que na marcha normal vs. patológica. Portanto, se o método apresenta sensibilidade em detectar diferenças neste tipo de problema provavelmente se mostrará eficiente em aplicações na Biomecânica Clínica.

Segundo Tibshirani (1996), o LASSO produz a otimização da solução produzida pelo MQ. Neste estudo, o LASSO apresentou elevadas taxas de classificação com os dois parâmetros de entrada (Fourier ou Legendre), ao

mesmo tempo em que reduziu o número de coeficientes para a classificação da situação marcha calçada vs descalça.

Alguns coeficientes de Fourier foram sempre utilizados pelo LASSO, enquanto outros tiveram baixo percentual de utilização ou não foram utilizados. Estes resultados estão de acordo com Schneider e Chao (1983) que investigaram a dominância de alguns coeficientes de Fourier em problemas de classificação da marcha. O mesmo ocorreu quando os parâmetros de entrada foram os coeficientes de Legendre, sendo que alguns coeficientes apresentaram dominância em relação ao conjunto e sempre estiveram presentes nas seleções feitas pelo LASSO.

Para esta amostra, o desempenho de classificação do LASSO com coeficientes de Legendre foi superior ao desempenho com coeficientes de Fourier. Isso pode ser atribuído ao número de coeficientes utilizados pelo LASSO no processo de classificação. Dos vinte e cinco coeficientes de Fourier que forneceram 99% de classificação, com o MQ, somente dez foram utilizados pelo LASSO com desempenho de classificação em torno de 98%. Para os coeficientes de Legendre o desempenho que era também de 99% com o MQ, melhorou (99,9%) com apenas dez coeficientes. Em razão da inexistência de artigos que utilizaram o LASSO em problemas de classificação da análise da marcha não foi possível estabelecer uma discussão mais ampla.

8 CONCLUSÃO E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

Houve elevadas taxas de classificação para as duas condições (marcha calçada vs. marcha descalça), utilizando apenas a componente vertical da força de reação do solo. A representação da componente vertical da FRS por combinação linear de polinômios ortogonais é pré-processamento que permite obter elevado desempenho de classificação utilizando classificador linear dos MQ.

As bases ortogonais (Fourier e Legendre) possibilitaram desempenhos elevados no processo de classificação utilizando MQ e o LASSO. Observou-se, no entanto, que a representação por coeficientes de Legendre possibilitou taxas de classificação superiores quando comparadas as taxas obtidas quando utilizou-se a representação via coeficientes de Fourier.

Baseado nestes resultados pode-se concluir o seguinte:

1. Com a variável (F_y) e tratamento matemático desta foi estabelecido elevado grau de reconhecimento entre as duas condições da marcha.
2. A utilização do LASSO resulta em elevadas taxas de classificação dos padrões dinâmicos da marcha, reduz a quantidade de informação fornecida para o classificador, otimiza o procedimento computacional e retira informação redundante.
3. Os polinômios de Legendre são mais representativos

do problema em questão do que a FFT, após aplicação do LASSO.

As propostas para estudos futuros seriam:

1. Realizar nova coleta de dados com os mesmos indivíduos para testar a capacidade de classificação do método quando se realiza um estudo longitudinal.
2. Aumentar o banco de dados para que se possa testar o desempenho dos MQ e do LASSO.
3. Verificar se existe influência no desempenho de classificação quando se agregam os coeficientes (Fourier ou Legendre) das três componentes da curva de reação do solo em um vetor coluna e comparar seu desempenho com os mesmos separadamente.
4. Verificar o desempenho dos Mínimos Quadrados e do LASSO em problemas de classificação da marcha na área da Biomecânica Clínica, visando identificar padrões patológicos ou efeitos de intervenções.
5. Verificar o desempenho do LASSO em problemas de classificação da marcha que necessitem de maior número de variáveis biomecânicas (*e.g.* ângulos, velocidades, EMG).
6. Testar o método com o objetivo de reconhecimento do indivíduo (Biométrico), a partir do padrão dinâmico da marcha.

7. Aplicar esta metodologia em problemas relacionados à Biomecânica do Esporte, com o intuito de testar a capacidade do método em identificar variáveis de influência no rendimento nas mais diversas modalidades esportivas. Se o método for sensível em detectar diferenças inter-individuais do padrão de movimento pode-se treinar determinadas características do padrão individual visando otimizar a variável meta, ou seja, maximizar o rendimento de diferentes atletas.

REFERÊNCIAS

1. AMADIO, A. C. *Fundamentos biomecânicos para análise do movimento humano*. São Paulo: Laboratório de Biomecânica / EEFUSP, 1996. 162 p.
2. ANDRADE, L. M. *Análise de marcha: protocolo experimental a partir de variáveis cinemáticas e antropométricas*. 80p. Dissertação (Mestrado Educação Física), UNICAMP, CAMPINAS, 2002.
3. ANDRADE, A. G. P. *Comparação de dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da marcha*. 78p. Dissertação (Mestrado em Treinamento Esportivo) - EEEFTO, UFMG, Belo Horizonte, 2005.
4. ANTONSSON, E. K.; MANN, R. W. The Frequency Content of Gait. *Journal of Biomechanics*, 18(1), 1985. p. 39-47.
5. BARTON, JG.; LEES, A. An application of neural networks for distinguish gait patterns on the basis of hip-knee joint angle diagrams. *Gait and Posture*, 5,1997. p.28-33.
6. BENABDELKADER, C.; CUTLER, R.; DAVIS, L. Stride and Cadence as a Biometric in Automatic Person Identification and Verification. *Proceedings of 15th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, Washington, DC, USA, 2002. p. 357-362.
7. BERGMAN, J. A. Relationships among heifer traits, early-life productive traits, and lifetime productivity within angus and simmental female cattle. Dissertação de Doutorado em Animal Science. Virginia Polytechnic Institute and State University, U.P.I.S.U., Estados Unidos.2002.
8. BERTANI, A.; CAPPELLO, A.; BENEDETTI, M. G.; SIMONCINI, L.; CATANI, F. Flat foot functional evaluation using pattern recognition of ground reaction data. *Clinical Biomechanics*, 14, 1999. p. 484-493.
9. BISHOP, M. C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Clarendon Press, 1995.
10. BRAGA, A. P.; LUDERMIR, A. P.; CARVALHO, A. C. P. L. F. *Redes Neurais artificiais: Teoria e Aplicações*. Rio de Janeiro: Travessa do Ouvidor, 2000. 262p.
11. CATTIN, P. C.; ZLATNIK, D.; BORER, R. Biometric System using Human Gait. *Mechatronics and Machine Vision in Practice*, Hong-Kong, 2001.
12. CATTIN, P. C. *Biometric Authentication System Using Human Gait*. 2002. p. 17-31. Ph.D. thesis Nr. 14603, Institute of Robotics, ETH-Zürich, April 2002.

13. CHAMBERS, H. G.; SUTHERLAND, D. H. A Practical Guide to Gait Analysis. *Journal of the American Academy of Orthopaedic Surgeons*, 10(3), 2002. p. 222-231
14. CHAU, T. A review of analytical techniques for gait data. Part 1: fuzzy, statistical and fractal methods. *Gait and Posture*, St. Louis, 13(2), 2001. p.49-66.
15. CHAU, T. A review of analytical techniques for gait data. Part 2: neural network and wavelet methods. *Gait and Posture*, St. Louis, 13(2), 2001. p.102-120.
16. CHAU, T.; YOUNG, S.; REDEKOP, S. Managing variability in the summary and comparison of gait data. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, july, 2005.
17. GIAKAS, G.; BALTZOPOULOS, V. Time and frequency domain analysis of ground reaction forces during walking: an investigation of variability and symmetry. *Gait and Posture*, 5, 1997. p. 189-197.
18. GRADSHTEYN, I.S.; RYZHIK, I.M. *Table of Integrals, Series and Products*. California: Academic Press, 1996. 350p.
19. HAYFRON-ACQUAH, J.B.; NIXON, M.S.; CARTER, J.N. Automatic gait recognition by symmetry analysis. *Pattern Recognition Letters*, 24, 2003. p. 2175-2183.
20. HAYKIN, S. REDES NEURAIS: PRINCÍPIOS E PRÁTICA (2ª EDIÇÃO). BOOKMAN, 2001. 898P.
21. HOLZREITER, S.H.; KOHLE, M. E. Assessment of gait patterns using neural networks, *Journal of Biomechanics*, 26,1993. p.645-651.
22. HRELJAC, A. Preferred and energetically optimal gait transition speeds in human locomotion. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 25, p.1158-1162, 1993.
23. JAIN, A. K.; DUIN, P. W.; MAO, J. Statistical Pattern Recognition: A review. *IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22, 2000. p.4-37
24. KISTLER INSTRUMENTE A.G.: *Multicomponent force plate for Biomechanics – Type 9287 A*. Winterthur, 1996.
25. KÖHLE, M.; MERKL, D. Identification of gait patterns with self-organizing maps based on ground reaction force. *Proceedings of the European on*

Artificial Neural Networks, Bruges, Belgium, 1996.

26. KÖHLE, M.; MERKL, D.; KASTNER, J. Clinical Gait Analysis by Neural Networks: Issues and Experiences. *Proceedings of the IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, Maribor, Slovenia, 1997. p. 138-143.
27. KÖHLE, M.; MERKL, D. Analyzing Human Gait Patterns for Malfunction Detection. ed on ground reaction force. *Proceedings of Symposium on Applied Computer*, Como, Italy, 2000. p. 41-45.
28. LAFUENTE, R.; BELDA J.M.; LACUESTA J.S.; SOLER C.; PRAT J. Design and test of neural networks and statistical classifiers in computer-aided movement analysis: a case study on gait analysis. *Clinical Biomechanics*, 13, 1997. p.216-229
29. LATHI, B.P. *Sistemas de Comunicação*. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1979. 399p.
30. LEURGRANS, S.E.; MOYEED, R.A.; SILVERMAN, B.W. Canonical correlation-analysis when the data are curves. *J R Statistical Soc Ser B-Methodology*, 55, 1993.p. 725-740.
31. MARTIN, P.E. & MORGAN, D.W. Biomechanical considerations for economical walking and running. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 24, p.467-474, 1992.
32. PERL, J. A neural network approach to movement pattern analysis. *Human Movement Science*, 23, 2004. p. 605-620.
33. ROBERTSON, D. G.E.; CALDWELL, G. E.; HAMILL, J., KAMEN, G., WHITTLESEY, S. N. *Research Methods in Biomechanics*. Human Kinetics, 2004. 303p.
34. SCHNEIDER, E.; CHAO, E. Y. Fourier Analysis of Ground Reaction Forces in Normals and Patients with Knee Joint Disease. *Journal of Biomechanics*, 16(8), 1983. p. 591-601.
35. SCHÖLLHORN, W. Comparison of biomechanical movement patterns by means of orthogonal reference functions. In: BIOMECHANICS IN SPORTS, 12, 1994, Budapest. *Proceedings I of Biomechanics in Sports*, Budapest: ITC Plantin, 1995. p.20-24.
36. SCHÖLLHORN, W.; NIGG, B. M.; STEFANYSHYN, D. J.; LIU, W. Identification of individual walking patterns using time discrete and time continuous data sets. *Gait and Posture*, v. 15, p. 180-186, 2002.
37. SCHÖLLHORN, W.; STEFANYSHYN, D.; NIGG, B. LIU, W. The effect of

- shoe heel height on walking patterns of females. In: CONGRESS OF THE INTERNATIONAL SOCIETY OF BIOMECHANICS, 17, 1999, Calgary. *Book of abstracts of XVIIth Congress of the International Society of Biomechanics*, Calgary, Holly Hanna, 1999. p.255.
38. SCHÖLLHORN, W. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 19, 2004. p. 876-898.
39. SILVA, M. A. Conceitos de análise de dados. FEPMVZ – EDITORA, 2005. 189p.
40. SIMON, S. R. Quantification of human motion: gait analysis – benefits and limitations to its application to clinical problems. *Journal of Biomechanics*, 37, 2004. p. 1869-1880.
41. NICHOLAS, S.; GIAKAS, G.; BYRNE, J. E.; POMEROY, V. Frequency domain characteristics of ground reaction forces during walking of young and elderly females. *Clinical Biomechanics*, 17, 2002. p.615-617.
42. TEIXEIRA, R.A. *Treinamento de Redes Neurais Artificiais através de otimização multi-objetivo: uma nova abordagem entre polarização e variância*, 2001. 144p. Dissertação (Doutorado em Engenharia Elétrica) - CPDEE, UFMG, Belo Horizonte, 2001
43. TIBSHIRANI, R. Regression and Shrinkage and Selection via the Lasso. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 58, Issue 1, 1996. p. 267-288.
44. WHITE, R.; AGOURIS, I.; FLETCHER, E. Harmonic analysis of force platform data in normal and cerebral palsy gait. *Clinical Biomechanics*, 20, 2005. p.508-516.
45. WHITE, R.; AGOURIS, I.; SELBIE, R.D.; KIRKPATRICK, M. The variability of platform data in normal and cerebral palsy gait. *Clinical Biomechanics*, 14, 1999. p.185-192.

ANEXOS

ANEXO 1

Pesquisa:

“ANÁLISE DO PADRÃO DE MOVIMENTO DA MARCHA ATRAVÉS DE SÉRIES TEMPORAIS DA FORÇA DE REAÇÃO DO SOLO E DAS VARIÁVEIS CINEMÁTICAS”.

Prof. Hans Joachim Karl Menzel

pesquisador: André Gustavo Pereira de Andrade

pesquisador: Leopoldo Augusto Paolucci

CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

INFORMAÇÕES SOBRE A PESQUISA

O estudo tem por objetivo verificar o padrão de movimento da marcha através das séries temporais da força de reação do solo e das variáveis cinemáticas.

Os métodos utilizados serão: dinamografia das forças de reação durante a fase de apoio nas direções x, y e z, através do uso de uma plataforma de força (AMTI OR6-5). Para a análise cinemática do padrão de movimento da marcha serão utilizadas 2 câmeras de alta velocidade (125 Hz). Os métodos utilizados não são invasivos.

Em qualquer fase deste estudo pode-se dizer que não há riscos de lesões músculo-esqueléticas ou qualquer outro relacionado à prática de exercícios físicos. Além da baixa frequência com estes eventos ocorrem nas condições laboratoriais e em testes diagnósticos, destaca-se que a atividade física envolvida nos experimentos será realizada sob condições estritamente controladas e supervisionadas pelo responsável por este estudo, Prof.: Dr. Hans Joachim Karl Menzel. Entretanto, qualquer incômodo ou dano que possa acarretar ao participante pesquisado, com causa comprovada decorrente deste estudo, será de inteira responsabilidade da Escola de Educação Física - Laboratório de Biomecânica - da UFMG, instituição responsável pela realização da pesquisa.

Os voluntários deste estudo dispõem de total liberdade para esclarecer qualquer dúvida que possa surgir antes, e durante o curso da pesquisa, com o professor Dr. Hans Joachim Karl Menzel, pelo telefone (0xx31) 3499-2327, ou através do Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais (COEP-UFMG), pelo telefone (0xx31) 3499-4592, assim como estarão livres para se recusarem a participar ou retirar seu consentimento, em qualquer fase da pesquisa, sem penalização alguma e sem prejuízo ao seu cuidado.

Todos os dados serão mantidos em sigilo no Laboratório de Biomecânica, a identidade dos voluntários não será revelada publicamente em nenhuma hipótese e somente o pesquisador responsável e equipe envolvida neste estudo terão acesso a estas informações que serão apenas para fins de pesquisa.

Não haverá qualquer forma de remuneração financeira para os voluntários. Todas as despesas relacionadas com este estudo serão de responsabilidade do Laboratório de Biomecânica da Escola de Educação Física da UFMG.

ANEXO 2**TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO**

Via para arquivo/ Biolab-EEF-UFMG

Eu _____

____, voluntário, aceito participar da pesquisa intitulada: “**Análise do padrão de movimento da marcha através de séries temporais da força de reação do solo e das variáveis cinemáticas**” no Laboratório de Biomecânica da Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG.

Portanto, concordo com tudo que foi acima citado e livremente dou o meu consentimento.

Belo Horizonte, de _____ de 2005

Assinatura do voluntário