

André Gustavo Pereira de Andrade

**COMPARAÇÃO DE DOIS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO NA ANÁLISE DO  
PADRÃO DINÂMICO DA MARCHA**

Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional da UFMG

2005

André Gustavo Pereira de Andrade

**COMPARAÇÃO DE DOIS MÉTODOS DE CLASSIFICAÇÃO NA ANÁLISE DO  
PADRÃO DINÂMICO 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

2005

A553c  
2005 Andrade, André Gustavo Pereira de  
Comparação de dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da  
marcha [manuscrito] / André Gustavo Pereira de Andrade. – 2005.  
80 f., enc.:il.

Orientador: Dr. Hans-Joachim Menzel  
Co-orientador: Dr. Marcelo Azevedo Costa

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Educação  
Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional.  
Bibliografia: f. 73-77

1. Biomecânica 2. Caminhada (Esporte) 3. Mínimos quadrados 4. Redes neurais  
(Computação) 5. Reconhecimento de padrões I. Menzel, Hans-Joachim. II. Costa, Marcelo  
Azevedo. III. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Educação Física,  
Fisioterapia e Terapia Ocupacional. IV. Título.

CDU: 612.76



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

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

Dissertação intitulada "Comparação entre dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da marcha", de autoria do mestrando André Gustavo Pereira de Andrade, aprovada pela banca examinadora constituída pelos seguintes professores:

*H. J. Menzel*

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

*Marcelo Azevedo Costa*

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

*José Marcos Andrade Figueiredo*

Prof. Dr. José Marcos Andrade Figueiredo - ICEX/UFMG

*José Aurélio Garcia Bergmann*

Prof. Dr. José Aurélio Garcia Bergmann – ESCOLA VETERINÁRIA/UFMG

*H. J. Menzel*

Prof. Dr. Hans-Joachim Karl Menzel

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

Belo Horizonte, 11 de fevereiro de 2005.

Avenida Presidente Antônio Carlos, 6627 - Belo Horizonte, MG - 31.270-901 -

Brasil. Tel: (031) 34992322

*Dedico este trabalho aos meus pais, a Dindinha (in memoriam) e em especial ao meu*

*filho André Gustavo*

## AGRADECIMENTOS

Aos meus pais José Alves e Sueli exemplos de dignidade, amor, respeito e dedicação. Sou grato por todos os ensinamentos que me ajudaram a desenvolver um pensamento crítico diante da natureza e sabedoria diante dos percalços da vida.

Meu irmão Renato e sua esposa Katherine, obrigado pela ajuda nos pequenos e grandes desafios vocês sempre estiveram ao meu lado quando necessitei.

Ao Barroso e D.Suely pela imensurável ajuda e o incentivo constante nos momentos difíceis que passamos e vencemos juntos, não há nada que pague o que vocês fazem pelo meu filho.

Aos meus amigos do Laboratório de Biomecânica (BIOLAB) CENESP/UFMG, pelo apoio, em especial ao amigo e colega Leopoldo pelo auxílio e disponibilidade que possibilitaram a finalização deste trabalho;

Às reuniões científicas, local de debate de idéias, de onde surgiu a inspiração para este projeto.

Ao professor Marcelo Azevedo Costa pela compreensão e tranquilidade com que conduziu este trabalho.

Ao meu filho, motivo de a cada dia me fazer aceitar novos desafios, aprendi e aprendo cada vez mais com você filho, lição de vida.

“A ciência é diferente de muitos empreendimentos humanos – evidentemente não pelo fato de seus profissionais sofrerem influência da cultura em que se criaram, nem pelo fato de ora estarem certos, ora errados (o que é comum a toda atividade humana), mas pela sua paixão de formular hipóteses testáveis, pela sua busca de experimentos definitivos que confirmem ou neguem as idéias, pelo vigor de seu debate substantivo e pela sua disposição a abandonar as idéias que foram consideradas deficientes. Porém, se não tivéssemos consciência de nossas limitações, se não procurássemos outros dados, se nos recusássemos a executar experimentos controlados, se não respeitássemos a evidência, teríamos muito pouca força em nossa busca da verdade. Por oportunismo e timidez, poderíamos ser então fustigados por qualquer brisa ideológica, sem nenhum elemento de valor duradouro a que nos agarrar”.

Carl Sagan, 2000.

## RESUMO

A caminhada pode ser descrita mecanicamente por um conjunto de informações que são caracterizadas por seu decorrer temporal, por exemplo, a curva de força-tempo. A avaliação das séries temporais pode ser feita por meio da correlação destas com polinômios ortogonais que servem como um critério de comparação entre os movimentos. A análise quantitativa da marcha tem sido utilizada no suporte de decisões de fisioterapeutas e médicos para o diagnóstico de anormalidades e, ou, a identificação de mudanças devido às intervenções terapêuticas ou ortopédicas. Com o objetivo de classificar os indivíduos em grupos (e.g. marcha normal x marcha patológica), métodos de classificação não-lineares (Redes Neurais Artificiais) têm sido aplicados e seus resultados comparados com os classificadores estatísticos lineares. Desta forma, o objetivo do presente estudo foi verificar a possibilidade de reconhecimento de duas situações distintas (marcha descalça *versus* marcha calçada) por meio de séries temporais das componentes da força de reação do solo utilizando: Redes Neurais Artificiais e um modelo linear com estimador de Mínimos Quadrados. Vinte e quatro indivíduos, de ambos os gêneros, com média de idade de 23,2 anos, caminharam sobre uma plataforma de força, em condições descalça (40 tentativas) e calçada (40 tentativas), na velocidade mais econômica da marcha (próximo de  $1,3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) e na velocidade auto-selecionada verificadas por duas fotocélulas. As três componentes da força de reação do solo foram registradas com a frequência de 1kHz, totalizando 80 tentativas para cada indivíduo. Para cada grupo de tentativas de uma mesma condição (e.g. condição 1 = descalço realizando contato com o pé direito na plataforma de força na velocidade mais econômica da marcha) foi calculado o grau do polinômio ótimo. Após este procedimento os coeficientes provenientes da interpolação das séries temporais com os polinômios foram apresentados como padrão de entrada tanto para as Redes Neurais Artificiais (RNAs) quanto para os Mínimos Quadrados para que fosse realizada a classificação das duas classes (marcha descalço x calçado). Os resultados mostraram que houve elevada taxa de reconhecimento para as duas situações com ambos os métodos. Para a componente vertical o reconhecimento para o conjunto de validação foi de 99,27% utilizando-se o estimador de Mínimos Quadrados e de 99,56% utilizando-se RNAs. Para a componente ântero-posterior a taxa de classificação foi de



94,06% quando se aplicou o estimador de Mínimos Quadrados e 96,06% utilizando RNAs. Para a componente médio-lateral, as taxas foram, respectivamente, de 87,46% e de 93,62%. Baseado nesses resultados pode-se concluir que seria possível aplicar esses métodos também em outros problemas de classificação da marcha humana e que o Método de Mínimos Quadrados que é muito mais simples de ser aplicado resulta em taxas de reconhecimento semelhantes às Redes Neurais Artificiais.

## ABSTRACT

Gait can be described mechanically by the time series of a set of biomechanical variables, e.g. the time series of the ground reaction forces. These time series can be analyzed by their correlations with orthogonal functions, serving as criteria for comparison of different movements. Quantitative analysis of human gait has been used by physicians and physiotherapists for diagnostics of pathologic gait pattern and identification of gait pattern changes due to therapeutic and orthopedic interventions. In order to classify and distinguish different groups (normal gait versus pathologic gait), non-linear classification methods (Artificial Neural Networks) have been applied and the results compared to linear statistic classifiers. Therefore, the objective of this study was to verify the capacity of two classification methods, Artificial Neural Networks and Least Squares Method, to distinguish two different situations, barefoot gait and gait with shoe wear. Twenty-four male and female, individuals, averaging 23.2 years of age, walked on a force platform at the most economic velocity of  $1.3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  and self-determined velocity, 40 trials barefoot and 40 times with their own shoe wear. The velocities were monitored by two photo-cells. The three components of the ground reaction force were registered with a frequency of 1 kHz. For each group of trials (barefoot and with shoe wear) the optimal number of orthogonal functions was calculated. The next step was the presentation of the orthogonal functions coefficients as a standard entry for the Artificial Neural Networks and the Least Square Method in order to identify the two distinct situations (barefoot gait and gait with shoe wear). The results showed that both methods obtained very high recognition rate. For the vertical component of the ground reaction force the recognition rate of the validation process was 99.27% for Least Square Method and 99.65% for the Artificial Neural Networks. The recognition rate for the anterior-posterior component was 94.06% for the Least Square Method and 96.06% for the Artificial Neural Networks. For the medium-lateral component the recognition rate was a bit lower, 87.46% for the Least Square Method and 93.62% for the Artificial Neural Networks. Based on these results it can be concluded that it might be possible to apply these methods also for other classification problems of human gait and that the Least Square Method, which is much easier to be applied, provides recognition rate close to the ones from the Artificial Neural Networks.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

FIGURA 01 -	Componentes da Força de Reação do Solo .....	20
FIGURA 02 -	Componente Vertical da Força de Reação do Solo durante a fase de apoio.....	21
FIGURA 03 -	Definição dos sinais e parâmetros para o cálculo das variáveis relacionadas à Força de Reação do Solo .....	22
FIGURA 04 -	Componente vertical da força de reação do solo em função do tempo de contato durante a caminhada .....	24
FIGURA 05 -	Redução a instantes.....	25
FIGURA 06 -	Ilustração das possíveis trajetórias.....	26
FIGURA 07 -	Diferentes modos da análise fatorial .....	28
FIGURA 08 -	Análise fatorial "P" .....	28
FIGURA 09 -	Exemplo de quatro funções ortogonais de Legendre.....	29
FIGURA 10 -	Correlação entre as séries temporais e funções ortogonais .....	31
FIGURA 11 -	Neurônio Biológico .....	35
FIGURA 12 -	Nodo Perceptron .....	37
FIGURA 13 -	Rede MLP com duas camadas escondidas .....	38
FIGURA 14 -	Ilustração esquemática do processamento de dados de séries temporais no método SOM .....	39
FIGURA 15 -	Contato na plataforma de força e sistema de fotocélulas .....	51
GRÁFICO 1 -	Desempenho de Classificação - conjunto de teste componente $F_z$	64
GRÁFICO 2 -	Desempenho de Classificação - conjunto de treinamento componente $F_x$ .....	65
GRÁFICO 3 -	Desempenho de Classificação - conjunto de validação componente $F_x$ .....	66
GRÁFICO 4 -	Desempenho de Classificação - conjunto de teste componente $F_x$	66
GRÁFICO 5 -	Desempenho de Classificação - conjunto de treinamento componente $F_y$ .....	67
GRÁFICO 6 -	Desempenho de Classificação - conjunto de validação componente $F_y$ .....	68

## LISTA DE TABELAS

01 - Representação matemática de nove polinômios.....	30
02 - Síntese da análise de literatura.....	46
03 - Idade dos sujeitos – grupos 1 e 2.....	50
04 - Características Antropométricas – grupo 1.....	50
05 - Características Antropométricas – grupo 2.....	51
06 - Condições e respectivos códigos utilizados para o grupo 1.....	54
07 - Condições e respectivos códigos utilizados para o grupo 2.....	54
08 - Desempenho médio dos métodos – componente $F_z$ .....	62
09 - Desempenho médio dos métodos – componente $F_x$ .....	62
10 - Desempenho médio dos métodos – componente $F_y$ .....	62
11 - Desempenho (%) para o conjunto de treinamento Componente $F_z$ .....	63
12 - Desempenho (%) para o conjunto de validação Componente $F_z$ .....	63

## ABREVIações

As principais abreviações usadas nesta dissertação são listadas a seguir. Algumas siglas consagradas na literatura internacional foram mantidas em Inglês.

RNAs	Redes Neurais Artificiais
BP	Algoritmo <i>Backpropagation</i>
MOBJ	Algoritmo de Treinamento Multi-objetivo
MLP	Redes Neurais Multi-Camadas ( <i>Multilayer Perceptron</i> )
MSE	Média do Somatório dos Erros Quadráticos ( <i>Mean Squared Errors</i> )
MQ	Estimador de Mínimos Quadrados
vs.	versus

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>15</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA .....</b>	<b>20</b>
2.1	A dinâmica da marcha .....	20
2.2	Análises baseadas em pontos isolados da curva e em toda série temporal .....	25
2.3	Tratamento das séries temporais .....	28
2.3.1	Análise Fatorial "P" .....	28
2.3.2	Funções Ortogonais .....	29
2.4	Métodos de Classificação na análise da marcha .....	32
2.4.1	Redes Neurais Artificiais .....	34
2.4.1.1	Neurônios Biológicos .....	34
2.4.1.2	Neurônios Artificiais: modelo de McCulloch e Pitts (MCP) .....	36
2.4.1.3	Aprendizagem de uma Rede Neural Artificial.....	37
2.4.1.4	Treinamento do Perceptron Multi-Camadas (MLP).....	40
2.4.1.5	RNAs na análise da marcha .....	43
2.5	Síntese da Análise de Literatura .....	46
<b>3</b>	<b>OBJETIVO .....</b>	<b>49</b>
<b>4</b>	<b>MÉTODOS .....</b>	<b>50</b>
4.1	Amostra de sujeitos .....	50
4.2	Variáveis analisadas e método de medição .....	51
4.3	Processamento dos dados e ajuste das séries temporais.....	55
4.4	Métodos de Classificação .....	57
4.4.1	Mínimos Quadrados .....	58

4.4.2	Redes Neurais Artificiais .....	59
5	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>61</b>
6	<b>DISCUSSÃO.....</b>	<b>69</b>
7	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>70</b>
7.1	<b>PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>71</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>73</b>
	<b>ANEXOS .....</b>	<b>78</b>
	ANEXO 1 .....	78
	ANEXO 2 .....	80

## 1- INTRODUÇÃO

Estudos recentes mostram que o comportamento motor humano é altamente individualizado, ou seja, é impossível o indivíduo executar o mesmo movimento duas vezes de forma idêntica. Essa individualidade se deve às influências do meio ambiente e ao tipo de aprendizagem motora. Existem evidências na literatura (SCHÖLLHORN, 1999), que mostram como essa variabilidade do padrão de movimento pode ser caracterizada por variáveis biomecânicas e também como quantificar as diferenças inter e intra-individuais a partir destas variáveis. Dessa forma, o problema é identificar o método adequado para distinguir o padrão de movimento entre diferentes indivíduos ou entre diferentes estágios de transição de um padrão para o outro do mesmo indivíduo, identificando assim diferenças inter e intra-individuais.

Tradicionalmente, a análise quantitativa do movimento se restringe às variáveis discretas, ou seja, às variáveis que são definidas em um certo momento durante a execução do movimento. Sendo assim, não se leva em consideração que devido à variabilidade dos graus mecânicos de liberdade do sistema humano, é possível começar um movimento de uma mesma posição inicial e terminá-lo em uma posição idêntica com movimentos parciais diferentes. O exemplo mencionado por Schöllhorn et al. (2002), em que o reconhecimento de uma pessoa conhecida por um observador será mais fácil se o indivíduo estiver caminhando em vez de ficar parado em pé, torna clara a diferença entre uma análise de séries temporais e uma análise de variáveis discretas. O estudo de Hayfron et al. (2003) confirma a hipótese de Schöllhorn, onde os autores utilizaram a silhueta dos indivíduos em movimento



para realizar o reconhecimento automático do indivíduo. Outro exemplo que mostra a individualidade é a assinatura. A assinatura é uma combinação de movimentos horizontais e verticais com variação da velocidade, ou seja, uma série temporal que identifica o indivíduo.

Segundo Chau (2001), a análise de dados quantitativos da caminhada tem levado a problemas difíceis de se tratar do ponto de vista computacional, sendo que os principais desafios encontrados são a alta-dimensionalidade, a dependência temporal e a metodologia a ser utilizada no ajuste das curvas de força-tempo. A alta dimensionalidade se deve aos dados cinemáticos, dinâmicos, eletromiográficos e às variáveis antropométricas. Para reduzir a dimensionalidade dos dados, são usados métodos estatísticos como a análise fatorial que seleciona as variáveis que apresentam maior influência (DAVIS; VAUGHAN, 1993). A dependência temporal apresenta como principal desafio, a difícil modelagem das curvas de força-tempo que leva, muitas vezes, à parametrização da curva por motivos de facilidade computacional tomando-se apenas alguns pontos tais como: o pico de força, o tempo para atingir o pico de força e outros pontos isolados da curva (WHITE et al., 1999). Dessa forma, despreza-se o decorrer temporal e perdem-se informações importantes dos padrões dependentes do tempo. O padrão de movimento da caminhada 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 devido a um tratamento específico, é necessário avaliar similaridades e diferenças entre as formas das curvas de variáveis biomecânicas que descrevem a caminhada (CHAU, 2001). Diante disso, Schöllhorn (1995) propôs um método para a análise do padrão

de movimento, baseado nas correlações das séries temporais das variáveis biomecânicas com funções ortogonais. Este método foi aplicado em estudos relacionados a aspectos do treinamento técnico e do processo de otimização de alguns movimentos esportivos do atletismo, como por exemplo, lançamento de disco (SCHÖLLHORN, 1995; BAUER; SCHÖLLHORN, 1997), lançamento de dardo (MENZEL, 1998, 1999b, 2001a; SCHÖLLHORN; BAUER, 1998) e salto em distância (JAITNER et al., 1999). Nesses estudos a descrição mecânica dos movimentos foi feita por meio de dados cinemáticos (ângulos e velocidades angulares) que definem o movimento mecanicamente. Contudo, poucas são as experiências em relação ao uso de forças de reação para o estudo do padrão de movimento. Dentre os estudos do padrão de movimento baseados na análise de séries temporais das forças de reação, encontra-se o de Schöllhorn et al. (2002) que estudaram a influência da altura do salto de sapatos femininos no padrão de movimento da marcha e os estudos de Machado (2001) e Menzel et al. (2003) nos quais o padrão de movimento da marcha foi analisado em mulheres em três velocidades de locomoção ( $1,3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ,  $1,65 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  e  $2,00 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ), nas quais foram comparadas as alterações intra e inter-individuais.

A análise quantitativa da marcha tem sido utilizada no suporte de decisões de fisioterapeutas e médicos quando estes estão analisando anormalidades e, ou, identificando mudanças devido às intervenções terapêuticas ou ortopédicas (SCHÖLLHORN et al., 2002). Técnicas de medidas sofisticadas como plataformas de força, sistemas de vídeo 3-D e goniômetros e programas computacionais complexos têm sido amplamente utilizados no sentido de tornar a avaliação clínica mais acurada.

Com o objetivo de classificar os indivíduos em grupos (e.g. marcha normal vs. marcha patológica) métodos de classificação não-lineares (Redes Neurais Artificiais) têm sido aplicados e seus resultados comparados com outros classificadores estatísticos (LAFUENTE et al., 1998). Dentre os classificadores estatísticos empregados na análise da marcha pode-se citar o Classificador Bayesiano e a Análise de Fisher (DUDA; HART, 1997). A abordagem de Redes Neurais Artificiais (RNAs) foi desenvolvida no final da década de 80 e início da década de 90 e tem sido aplicada com enorme sucesso em diferentes áreas principalmente no domínio da Biomecânica Clínica. Segundo Schöllhorn (2004), cuidado essencial deve ser tomado quanto ao pré-processamento dos dados de entrada. Sendo assim, apesar de existirem estudos envolvendo RNAs em problemas de classificação da marcha, poucos utilizam como parâmetro de entrada os coeficientes provenientes da correlação das séries temporais com as funções ortogonais (SCHÖLLHORN et al., 2002) e Jäger et al. (citado por SCHÖLLHORN, 2004).

Além disso, os estudos da análise do padrão de movimento baseados na correlação das séries temporais com funções ortogonais foram quase que exclusivamente aplicados aos movimentos esportivos de alto rendimento, existindo um déficit em relação à validação do mesmo em outras áreas de estudo do movimento humano.

Comprovada a sua eficácia, possíveis áreas e campos de aplicação são:

- Hereditariedade da motricidade: poderiam ser analisadas as semelhanças entre padrões de movimentos entre indivíduos com diferentes graus de parentesco, como gêmeos univitelinos, ou simplesmente as características comuns entre as componentes da curva de força-tempo de pais e filhos.

- Análise do desenvolvimento motor: as características de diversos padrões de movimentos poderiam ser registradas em diferentes faixas etárias com a finalidade de comparar e acompanhar as alterações decorrentes do processo de maturação, crescimento e desenvolvimento humano no que se refere ao universo motor.
- Aprendizagem motora: a identificação da fase, ou seja, da faixa etária a partir da qual se inicia o desenvolvimento de padrões individuais de movimento.
- Identificação de indivíduos por meio do padrão de movimento, semelhante à identificação por digitais: estudos recentes, como o de Hayfron et al. (2003), mostraram que a análise da marcha é uma medida biométrica que poderá ser aplicada em sistemas de segurança, em conjunto com outros métodos (e.g. características da voz e da íris).
- Identificação e avaliação de patologias durante processos de recuperação e análise de diferenças laterais: a partir da identificação das características de um padrão normal de movimento, baseado nas séries temporais, poderia ser definido um padrão adequado para cada indivíduo e realizada a comparação entre o padrão normal e o padrão utilizando um determinado equipamento, uma prótese, por exemplo, objetivando averiguar a sua eficácia.
- Análise do padrão de andamento em eqüinos após o adestramento, aos 36 meses de idade, procurando verificar suas associações com o padrão pré-adestramento, dos 12 e 24 meses de idade, para identificar a aptidão para diferentes tipos de andamento, saltos e corrida.

## 2- REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 – A dinâmica da marcha

De acordo com Amadio (1996), informações importantes podem ser obtidas por meio da análise do comportamento dinâmico da caminhada tendo como finalidade aplicações nas mais diversas áreas de pesquisa, como na fisioterapia. A dinâmica do caminhar pode ser caracterizada por uma força de reação do solo, que possui três componentes geradas a partir das forças musculares produzidas na fase de contato. As componentes da Força de Reação do Solo são a vertical, a médio-lateral e a ântero-posterior (FIG. 01).

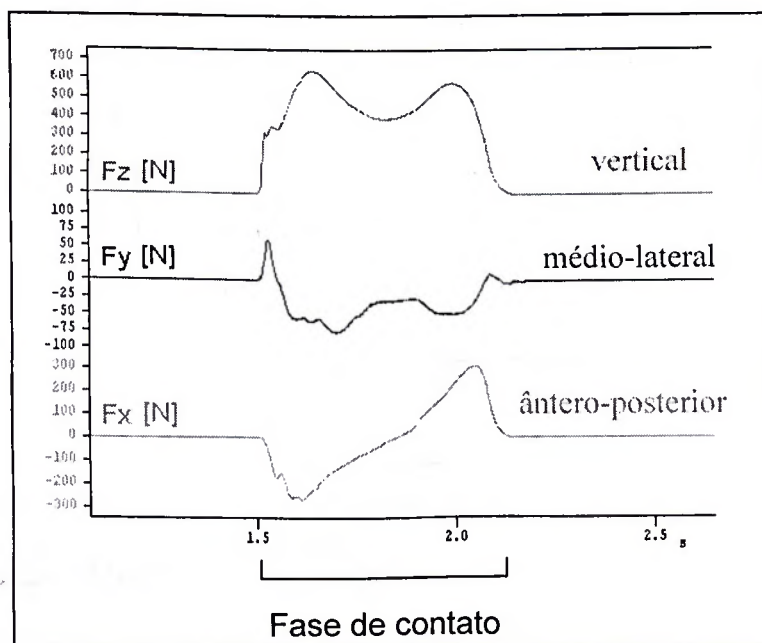


FIGURA 01 - Componentes da força de reação do solo.  
Fonte: Machado, 2001

Dentre as três componentes da força de reação do solo, a componente vertical tem o maior destaque por ser a de maior magnitude. Nela pode-se perceber a formação de dois picos de força bem distintos (FIG. 02). O primeiro pico de força ( $F_{max1}$ ) é causado pelo contato do calcanhar com o solo, enquanto o segundo pico

( $F_{max2}$ ) corresponde à fase ativa do movimento, quando a parte anterior do pé está em contato com o solo, fase em que ocorre por ação da musculatura extensora dos membros inferiores, a propulsão propriamente dita. Segundo Perry (1992) entre o primeiro e o segundo pico pode-se observar uma redução da força ( $F_{min}$ ). Esta redução da força representa a fase de balanço da perna livre, ou seja, a fase aérea aonde este membro encontra-se em recuperação para a próxima passada, enquanto a perna de apoio ainda se encontra em contato com o solo (FIG. 02).

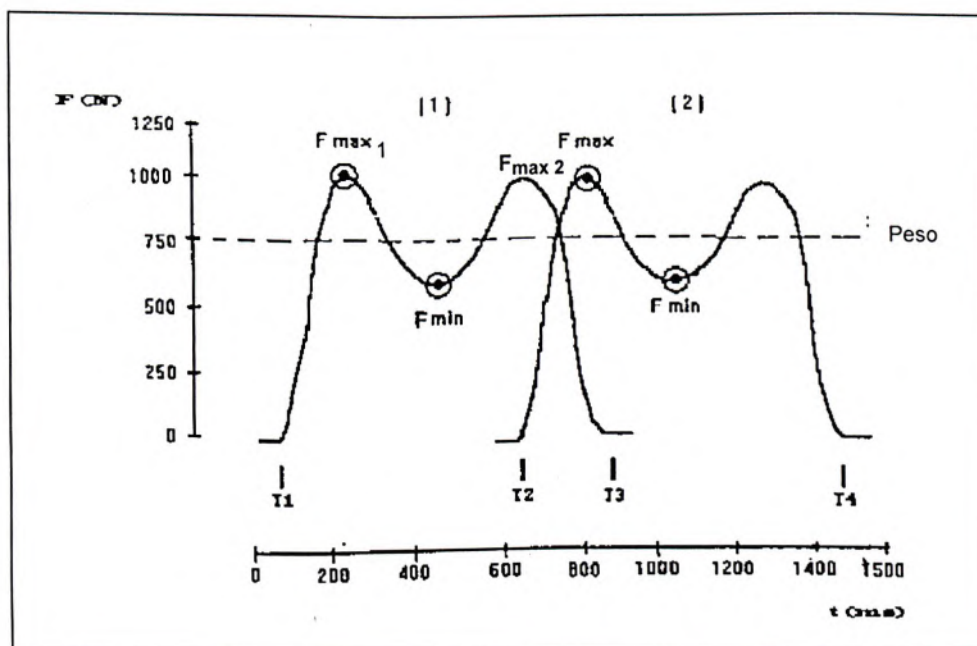


FIGURA 02 - Componente Vertical da Força de Reação do Solo durante a fase de apoio.

Fonte: AMADIO, 1996, p. 122.

Ambos os pés estão em contato com o solo quando ocorre a transferência do peso corporal de uma perna para a outra. Isto é repetido por cada membro com um tempo recíproco. Uma seqüência simples destas funções do membro constitui o ciclo da marcha.

O gráfico da figura 03 ilustra as variáveis que caracterizam a componente

vertical da força de reação do solo obtida pelo contato na plataforma de força. É interessante observar que a maioria dos estudos analisa apenas os valores destacados na FIG. 03, com seus valores de máximo e mínimo de forças e esses valores geralmente são normalizados em função do peso corporal dos diferentes indivíduos. Além disso, os parâmetros temporais (e.g. tempo de apoio do pé com o solo), também são normalizados em relação ao tempo da passada.

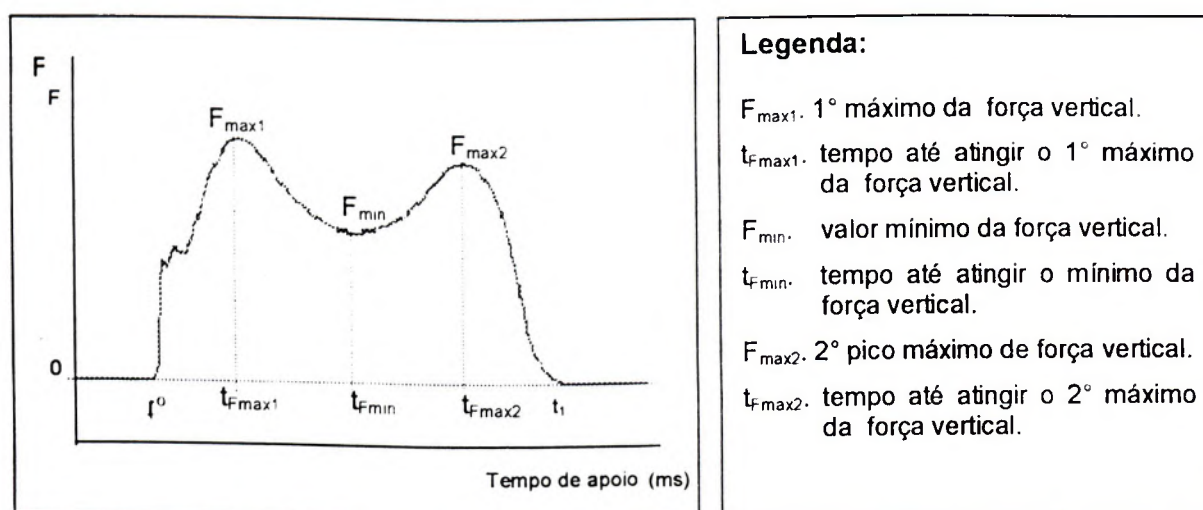


FIGURA 03 - Componente vertical da força de reação do solo em função do tempo de contato durante a caminhada.

Fonte: Zarattini, 2004.

O coeficiente de crescimento da força vertical é uma variável que também é de interesse no estudo da locomoção. Ele é calculado como a razão entre o valor máximo da força vertical ( $F_{max1}$ ) e o tempo decorrido até que este valor seja alcançado ( $t_{Fmax1}$ ). Quando forças de mesma magnitude são consideradas, pode-se dizer que valores altos deste coeficiente indicam que o aparelho locomotor sofreu ação destas forças num curto intervalo de tempo, caracterizando estresse mecânico maior, enquanto valores baixos indicam que as forças foram distribuídas num intervalo maior de tempo, reduzindo assim o estresse mecânico (AMADIO, 1996).

Estas variáveis são medidas pela dinamometria, um método de medição da

Biomecânica que engloba todas os tipos de medidas de força e pressão no que se refere a medidas de forças externas transmitidas entre o corpo e o ambiente (BAUMANN, 1993). Neste método, os sistemas de medição são orientados para a obtenção das forças de reação do solo (forças externas) e das pressões dinâmicas exercidas por partes do corpo na sua interação com o meio ambiente. A dinamometria possui também sistemas para avaliação da força de grupos musculares e seus momentos resultantes. Os principais sistemas usados são:

- a) avaliação das forças de reação do solo por meio de plataformas de forças, células de cargas, atenuadores e transdutores de carga para a determinação das relações força/deformação de componentes do material esportivo.
- b) avaliação da distribuição da pressão plantar.
- c) dinamometria computadorizada - sistemas isocinéticos (ÁVILA et al., 2002).

Segundo Araújo (2000), a plataforma de força é o instrumento básico em dinamometria para a mensuração da força de reação do solo, seus momentos e o ponto de aplicação desta força, constituindo-se um exemplo da Lei da Ação e Reação, pois mede as forças de reação do solo que atuam no sentido oposto à resultante das contrações musculares provenientes da fase de contato do pé durante a caminhada.

A força de reação do solo é uma grandeza vetorial que obedece a Segunda Lei de Newton ( $\mathbf{F} = m \cdot \mathbf{a}$ )\* e que pode ser representada em termos de suas componentes vertical, ântero-posterior e médio-lateral (ARAÚJO, 2000). Por intermédio da interpretação das componentes ortogonais desta força é possível compreender as condições do movimento estudado. Tais condições respondem por funções técnicas do movimento, pela estabilidade do apoio, por transferência de

---

\* Os termos em negrito são grandezas vetoriais.



forças às estruturas do aparelho locomotor ou ainda alterações no padrão que identificam disfunções no comportamento motor durante esta fase de contato do pé com o solo (ÁVILA et al., 2002).

A mensuração da força de reação pela plataforma de força é dada por um sinal elétrico proporcional à força aplicada. Os sensores podem ser tensiômetros, cristais piezelétricos, cristais piezoresistivos ou cristais capacitivos. Os sinais provenientes dos transdutores são transmitidos a um amplificador de sinais de modo que se possa obter a mensuração tridimensional da força de reação do solo representada pelas três componentes ( $F_x$ ,  $F_z$ ,  $F_y$ ), como também os torques na superfície da plataforma ( $M_x$ ,  $M_y$ ,  $M_z$ ) e as coordenadas do centro de pressão ( $A_x$ ,  $A_y$ ,  $A_z$ ) e coeficiente de atrito (ARAÚJO, 2000). Estes componentes tridimensionais de aquisição da força estão distribuídos nas extremidades da plataforma (FIG. 04).

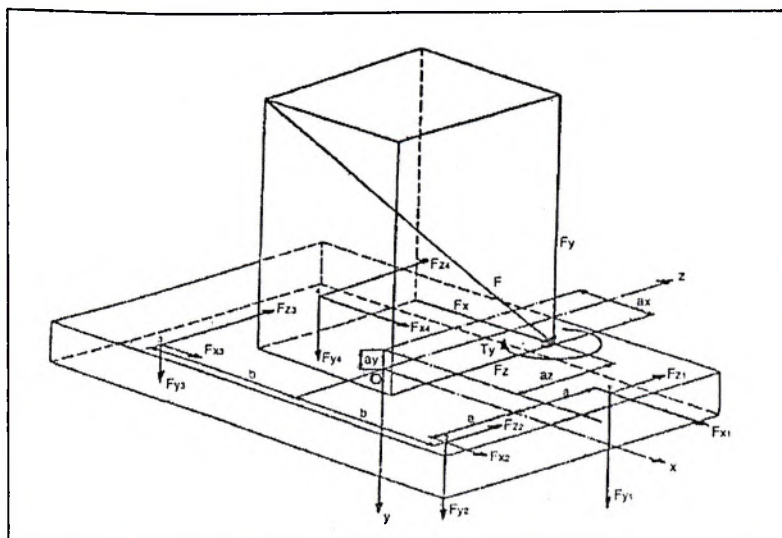


FIGURA 04 - Definição dos sinais e parâmetros para o cálculo das variáveis relacionadas à Força de Reação do Solo.

Fonte: ARAÚJO, 2000, p.141 (adaptado de KISTLER, 1993).

## 2.2 – Análises baseadas em pontos isolados da curva e em toda série temporal

A dependência temporal dos dados da marcha apresenta alguns desafios. Um deles é a dificuldade de modelagem das curvas de força-tempo o que leva, na maioria das vezes, à parametrização das mesmas para maior facilidade computacional. Neste caso, apenas alguns pontos, tais como o pico de força, o tempo para atingir o pico de força e outros pontos isolados da curva são considerados (veja FIG. 05). Assim, o decorrer temporal é desprezado, resultando na perda de informações importantes dos padrões dependentes do tempo (CHAU, 2001). Esses pontos são determinados no início e no final de uma fase de movimento ou em momentos quando as variáveis possuem seus valores extremos (mínimo ou máximo). Este tipo de análise assemelha-se a uma descrição de um movimento a partir de registros fotográficos seqüenciais, reduzindo desta forma, o caráter temporal dos movimentos a instantes definidos. (FIG. 05)

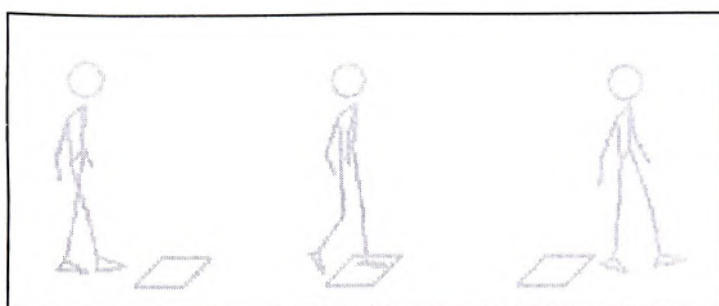


FIGURA 05 - Redução a instantes.  
Fonte: Machado, 2001

Considerando a ilustração da FIG. 06, a análise do ponto “a” até o ponto “b” pode ser feita por meio de uma medição das coordenadas em intervalos constantes (representadas pelos pontos em negrito). Porém, a medição de tais pontos ainda não fornece dados suficientes a respeito da trajetória entre eles. Sendo assim, o percurso nesse exemplo pode ser uma reta ou uma outra curva. Em contrapartida, as séries temporais descrevem o processo de transformação do estado inicial para o estado final do movimento. O reconhecimento de um indivíduo por um observador será mais fácil quando ele caminha ou se movimenta do que se ele estiver imóvel. Desta forma, verifica-se a importância da utilização da análise das séries temporais, substituindo a análise de apenas alguns parâmetros da curva, como recurso de reconhecimento do padrão de movimento de acordo com Schöllhorn et al. (1999).

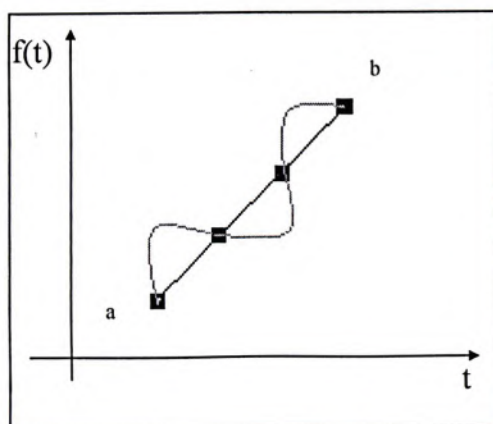


FIGURA 06 - Ilustração das possíveis trajetórias

Fonte: Machado, 2001.

Schöllhorn et al. (2002), concluíram que em uma análise para reconhecimento individual do padrão de movimento na marcha, as características específicas dos indivíduos puderam ser melhor identificadas em uma análise da série temporal comparada à análise de alguns parâmetros da curva (e.g. primeiro pico de força da

componente vertical). As variáveis analisadas neste estudo incluíram as três componentes da força de reação do solo, os ângulos, as velocidades angulares e as resultantes dos momentos das articulações do tornozelo e joelho. A identificação dos padrões da marcha, em diferentes alturas de saltos, apresentou um reconhecimento de aproximadamente 100% em cada altura considerando os dois métodos. Porém, comparando todas as alturas de salto, a análise de variáveis discretas apresentou um reconhecimento de apenas 65%, enquanto que na análise de séries temporais foi de 76%. Os resultados deste estudo demonstraram que a abordagem da análise de séries temporais é superior na predição das características de um indivíduo ou um grupo.

## 2.3- Tratamento de séries temporais

Do ponto de vista metodológico, existe o problema da escolha do método para tratar as séries temporais, que pode ser baseado na Análise Fatorial “P” ou nas Funções Ortogonais, por exemplo. Para analisar mecanicamente o movimento por completo, é necessário descrevê-lo, por meio de um determinado número (n) de variáveis. Sendo assim, o padrão de movimento é representado pelo conjunto das curvas de força-tempo dessas variáveis (n séries temporais). O subsequente procedimento é a transformação de “n” curvas em uma matriz. Para isto, há diferentes tipos de métodos: a análise fatorial (SCHÖLLHORN, 1993) e a determinação das correlações de cada série temporal com funções ortogonais (SCHÖLLHORN, 1995).

### 2.3.1- Análise fatorial “P”

Esta metodologia analisa a covariação de uma matriz de dados, ou seja, a correlação entre as suas colunas e linhas. Usualmente, “variáveis”, “indivíduos” e “tempo”, compõem a matriz de dados biológicos (FIG. 07), resultando em seis diferentes maneiras de análise fatorial. Na técnica “P” (FIG. 08), cada coluna representa uma série temporal de uma variável do mesmo indivíduo (movimento).

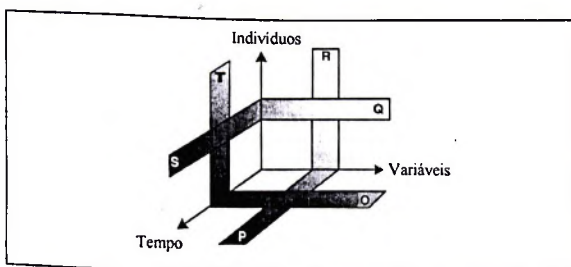


FIGURA 07 - Diferentes modos da análise fatorial.

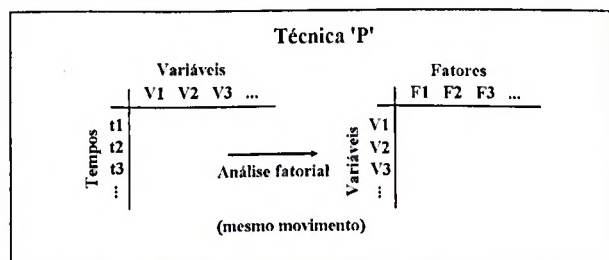


FIGURA 08 - Análise fatorial “P”.

Dessa forma, a análise fatorial “P” com o método dos “eixos principais” identifica fatores ortogonais, que representam curvas independentes de força-tempo

(BORTZ, 1989). Portanto, cada série temporal de uma variável pode ser caracterizada por meio de suas correlações com esses fatores. O resultado é uma matriz de correlações entre as curvas de força-tempo com tais fatores para cada movimento (SCHÖLLHORN, 1993).

### 2.3.2- Funções ortogonais

Schöllhorn (1995) propôs um método para análise do padrão de movimento, que se baseia nas correlações das funções ortogonais com as séries temporais das variáveis biomecânicas. Tais funções ortogonais são independentes entre si, ou seja, a correlação entre todas as funções é zero.

Seja  $w(x)$  uma função real positiva na variável  $x$  e o intervalo  $(a,b)$  fixado sobre o eixo  $x$ , assume-se então que para  $n = 0,1,2,3,\dots$ , a integral de "a" a "b" de  $x^n w(x) dx$  é positiva. Neste caso, há uma seqüência de polinômios:  $p_0(x)$ ,  $p_1(x)$ ,  $p_2(x)$ ,...  $p_n(x)$ , que são unicamente determinados pelas seguintes condições:

- $p_n(x)$  é um polinômio de grau  $n$  e o coeficiente de  $x^n$  deste polinômio é positivo.
- Os polinômios  $P_0(x)$ ,  $P_1(x)$ ,... são ortogonais, ou seja:

$$\int_a^b p_n(x) p_m(x) w(x) d(x) = \begin{cases} 0, & \text{para } n \neq m \\ 1, & \text{para } n = m \end{cases}$$

Diz-se então, que os polinômios  $p_n(x)$  constituem um sistema de polinômios ortogonais sobre o intervalo  $(a,b)$  com a função peso  $w(x)$ .

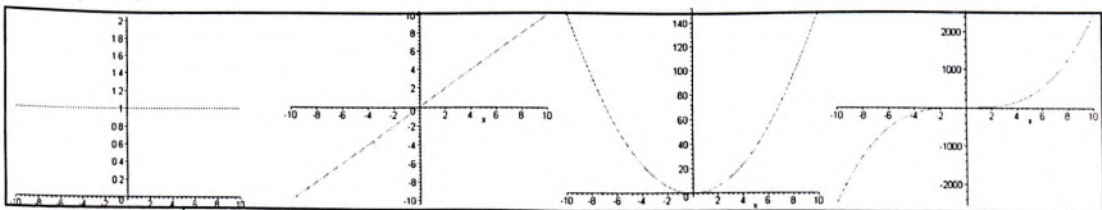


FIGURA 09 - Exemplo de 4 funções ortogonais de Legendre.

Esta expressão define o produto interno entre dois polinômios. Se este último for igual a zero, significa que os polinômios são ortogonais, se for igual a um, os polinômios são idênticos. Na FIG. 09 encontram-se as representações geométricas de quatro polinômios de Legendre.

Os polinômios de Legendre  $p_n(z)$  são polinômios que satisfazem a seguinte equação:

$$\frac{(1-z^2) d^2u}{dz^2} - \frac{2z du}{dz} + n(n+1)u = 0$$

com  $u = 0$  e  $v = n$ . Esta equação tem uma solução polinomial se e somente se "n" é um inteiro. Deste modo, os polinômios de Legendre constituem um tipo especial da função Legendre associada (GRADSHTEYN; RYZHIK, 1996).

A TAB. 1 ilustra a representação matemática de nove polinômios ortogonais de Legendre.

TABELA 1  
Representação matemática de nove polinômios ortogonais.

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

A representação de uma função em um certo intervalo por uma combinação linear de funções ortogonais entre si é chamada de representação em série de Fourier de uma função. Entretanto, há um grande número de conjuntos de funções ortogonais e, por isso, uma determinada função pode ser expressa em termos de diferentes conjuntos de funções ortogonais. No espaço vetorial isso é análogo à

representação de um determinado vetor em diferentes conjuntos de sistemas de coordenadas. Alguns exemplos dos conjuntos de funções ortogonais são as funções trigonométricas, as funções exponenciais, os polinômios de Legendre e os polinômios de Jacobi (LATHI, 1979). Desta forma, cada curva de força-tempo quando descrita através de um determinado polinômio (função ortogonal) apresenta um coeficiente de correlação, formando a partir destes coeficientes, uma matriz de movimento (FIG. 10).









		Funções ortogonais			
					
Curvas de intensidade-tempo $X_i$		-.09	-.89	.39	-.25
		.12	.96	-.18	.19
		.98	-.04	-.05	-.00
		.88	.43	.23	.01

FIGURA 10 - Correlação entre as séries temporais e funções ortogonais.

Fonte: Schöllhorn, 1993.

Assim, como na análise fatorial "P", cada curva de força-tempo de uma variável pode ser representada por um vetor e os decorrerres temporais de todas as "n" variáveis por uma matriz. Segundo Schöllhorn (1995), a vantagem deste método em relação à análise fatorial "P" é a existência de um critério externo de comparação (funções ortogonais) enquanto as características dos fatores da análise fatorial seguem o critério da explicação máxima da variância de cada conjunto de dados. Desta forma, dois movimentos absolutamente diferentes poderiam resultar em matrizes de fatores similares. No caso de funções ortogonais, movimentos diferentes sempre resultam em diferentes matrizes de coeficientes de semelhança.



## 2.4- Métodos de classificação na análise da marcha

Os métodos de reconhecimento de padrão estatístico como a Análise Discriminante de Fisher, o classificador Bayesiano e as Redes Neurais Artificiais têm sido aplicados com sucesso nas mais diversas áreas de pesquisa (CARSON et al., 1995; HERZOG; SAVELBERG, 1997; SCHBESBERGER; PEHAM, 2002). No reconhecimento do padrão estatístico um padrão é representado por um conjunto de características  $\mathbf{d}$ , visto como um vetor de características  $\mathbf{d}$ -dimensional. Conceitos bem estabelecidos da teoria estatística são utilizados para estabelecer regras de decisão entre classes de padrões (JAIN et al., 2000). O sistema de reconhecimento é operado em dois modos: ajuste de parâmetros e classificação.

A regra de decisão pode ser resumida da seguinte forma: dado um padrão, ele será atribuído a uma das  $c$  categorias,  $c_1, c_2, \dots, c_N$ , baseado no vetor de características  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ . Desta forma um vetor de características  $\mathbf{x}$  será atribuído a uma dada classe  $c_i$  pela função de probabilidade condicional  $p(c_i | \mathbf{x})$ . Um número bem conhecido de regras de decisão, incluindo a regra de decisão de Bayes e a de Neyman-Pearson, é utilizado para definir a fronteira da decisão. O classificador Bayesiano requer o conhecimento da distribuição dos padrões de entrada (funções de densidade) sendo por isso um método paramétrico. Porém, na prática, a maior parte das aplicações em reconhecimento de padrão envolve distribuições que não são conhecidas a priori (DUDA; HART, 1997). Neste caso, métodos não paramétricos podem ser utilizados em distribuições arbitrárias sem assumir que as funções de densidade sejam conhecidas, como por exemplo, as Redes Neurais Artificiais.

Um dos problemas recorrentes encontrados na aplicação de técnicas estatísticas no reconhecimento de padrão é o da alta dimensionalidade. Procedimentos que são analítica ou computacionalmente possíveis em espaços de poucas dimensões, passam a ser de difícil implementação com espaços de 50 ou 100 dimensões. Desta forma, várias técnicas têm sido desenvolvidas visando a redução da dimensionalidade do espaço de características com o objetivo de possibilitar a solução do problema.

A abordagem de Fisher se originou entre 1930 e 1940. Ela se aplica ao problema de separar ou discriminar classes representadas, tanto por seus vetores médios e matrizes de covariância, quanto por amostras pré-classificadas. Desta forma, a abordagem corresponde a uma técnica de obtenção de funções de decisão lineares, segundo um critério de otimização. Pode-se reduzir a dimensionalidade de  $d$  dimensões para uma dimensão, simplesmente projetando o vetor de dados  $d$ -dimensional em uma linha. A projeção em uma linha arbitrária provavelmente produzirá uma mistura das classes tornando pequena a taxa de reconhecimento. O que o método busca então é uma direção tal que as projeções das médias das 2 classes sejam as mais distantes possíveis, ao mesmo tempo em que minimiza a dispersão dentro de cada classe projetada.

Outra abordagem é o estimador de Mínimos Quadrados. Por ser um método linear, é traçado o hiperplano de separação ótimo entre as classes, tal que o somatório do quadrado dos resíduos seja mínimo (ARAÚJO, 2000). Apesar de sua facilidade de implementação não há estudos relacionados à classificação na análise da marcha que utilize esta metodologia.

## 2.4.1 Redes Neurais Artificiais

O cérebro humano contém próximo a  $10^{11}$  neurônios, sua célula fundamental. Cada um destes neurônios processa e se comunica continuamente e em paralelo com milhares de outros. A estrutura individual dos neurônios, a topologia de suas conexões e o comportamento conjunto destes nodos (neurônios) naturais formam a base para o estudo de RNAs.

As RNAs tentam reproduzir as funções das redes biológicas, buscando implementar seu comportamento básico e sua dinâmica. Como características comuns, os dois sistemas são baseados em unidades de computação paralela e distribuída, se comunicam por meio de conexões sinápticas, possuem detetores de características, redundância e modularização das conexões (BRAGA, 2000).

### 2.4.1.1 Neurônios biológicos

Os neurônios são divididos em três seções: o corpo da célula, os dendritos e o axônio, cada um com funções específicas, porém complementares. Os dendritos têm por função receber as informações, ou impulsos nervosos, oriundos de outros neurônios e conduzi-las até o corpo celular onde a informação é processada e novos impulsos são gerados. Estes impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando através do axônio até os dendritos dos neurônios seguintes. O ponto de contato entre a terminação axônica de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de sinapse. É pelas sinapses que os nodos se unem funcionalmente, formando as redes neurais. As sinapses funcionam como válvulas e são capazes de controlar a transmissão de impulsos, ou seja, o fluxo de informação entre os nodos na rede

neural. O efeito das sinapses é variável, e esta variação dá ao neurônio a capacidade de adaptação. A FIG. 11 ilustra, de forma simplificada, os componentes do neurônio. Os sinais oriundos dos neurônios pré-sinápticos são passados para o corpo do neurônio pós-sináptico, onde são comparados com os outros sinais recebidos pelo mesmo. Se o percentual em um intervalo curto de tempo é suficientemente alto, a célula se ativa, produzindo um impulso que é transmitido para as células seguintes (nodos pós-sinápticos).

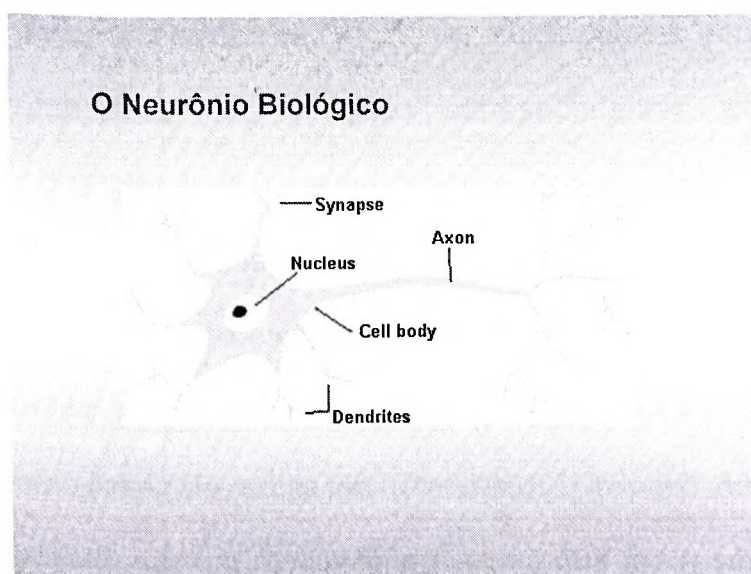


FIGURA 11 – Neurônio Biológico.

### 2.4.1.2 Neurônios artificiais: modelo de McCulloch e Pitts (MCP)

O modelo de neurônio proposto por McCulloch e Pitts (1943) é uma simplificação do que se sabia então a respeito do neurônio biológico. Sua descrição matemática resultou em um modelo com  $n$  terminais de entrada  $x_1, x_2, \dots, x_N$  (que representam os dendritos) e apenas um terminal de saída  $y$  (representando o axônio). Para simular o comportamento das sinapses, os terminais de entrada do neurônio têm pesos acoplados  $w_1, w_2, \dots, w_N$ , cujos valores podem ser positivos ou negativos, dependendo das sinapses correspondentes serem inibitórias ou excitatórias. O efeito de uma sinapse particular  $i$  no neurônio pós-sináptico é dado por  $x_i w_i$ . Os pesos determinam o grau que o neurônio deve atribuir aos sinais de disparo que ocorrem naquela conexão.

Um neurônio biológico dispara quando a soma dos impulsos que ele recebe ultrapassa o seu limiar de excitação (*threshold*). No caso de RNAs, o corpo do neurônio é simulado por um mecanismo simples que faz a soma dos valores  $x_i w_i$  recebidos pelo neurônio (soma ponderada) e decide se o neurônio deve (saída igual a 1) ou não disparar (saída igual a 0) comparando a soma obtida ao limiar ou *threshold* do neurônio. No modelo de McCulloch e Pitts (MCP), a ativação do neurônio é obtida por meio de uma função de ativação, que ativa ou não a saída, dependendo do valor da soma ponderada das suas entradas. Na descrição original do modelo MCP, a função de ativação é dada pela função de limiar descrita na equação (1). O nodo MCP terá então sua saída ativa quando:

$$\left[ \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i \geq \theta \right] \quad (1)$$

onde  $n$  é o número de entradas do neurônio,  $w_i$  é o peso associado à entrada  $x_i$  e  $\theta$  é o limiar (*threshold*) do neurônio (BRAGA, 2000). Desta forma, as Redes Artificiais Neurais (RNAs) podem ser vistas como sistemas de processamento paralelos, compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas normalmente não-lineares (FIG. 12).

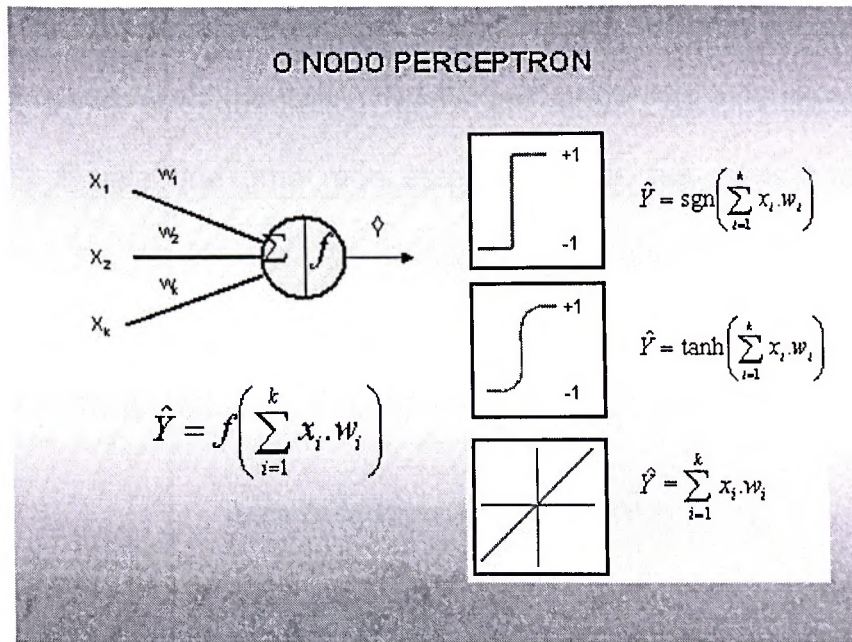


FIGURA 12 – Nodo Perceptron.

#### 2.4.1.3 Aprendizagem de uma Rede Neural Artificial

Modelos de RNAs apresentam algumas características básicas, tais como, a aprendizagem, a generalização, a adaptação, a tolerância a falhas e a representação paralela distribuída (BRAGA, 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 RNAs destaca-se a sua capacidade de aprender complexas relações não-lineares de entrada-saída, utilizando procedimentos de treinamento iterativo, adaptando-se aos dados (JAIN et

al., 2000). Para representar apuradamente complicadas relações entre as variáveis da marcha, esses parâmetros internos têm que ser ajustados por meio do algoritmo de otimização ou algoritmo de aprendizagem. Na aprendizagem supervisionada, exemplos de entradas e correspondentes saídas desejadas são simultaneamente apresentados à rede, que iterativamente se auto-ajusta para representar precisamente os padrões apresentados a ela. A aprendizagem é completa quando algum critério como erro quadrático médio cai abaixo de um limiar pré-definido (CHAU, 2001). Desde que uma rede esteja treinada, novos padrões podem ser apresentados a ela na tentativa de prever uma saída desejada, verificando a capacidade de generalização desta. A FIG.13 mostra uma visão conceitual geral de uma rede neural do tipo MLP.

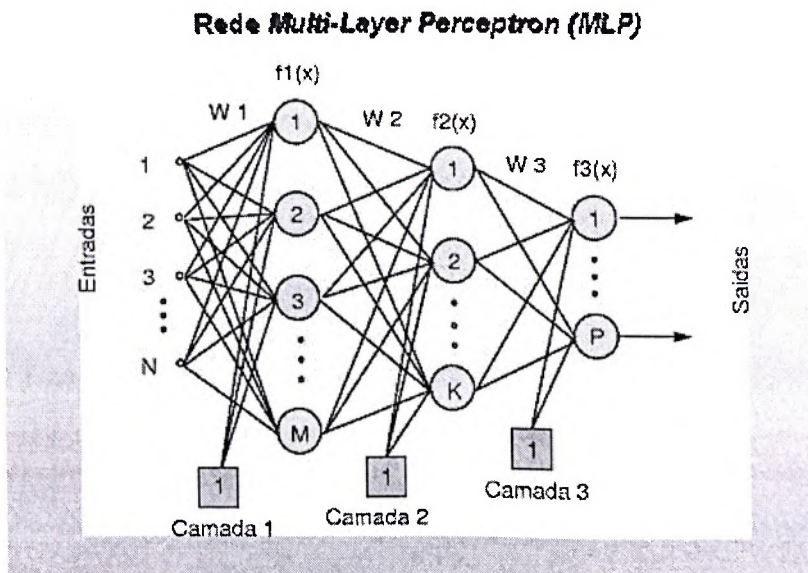


FIGURA 13 - Rede MLP com duas camadas escondidas.

Há também as RNAs com aprendizagem não supervisionada, como é o exemplo dos Mapas auto-organizáveis, ou *Self-organizing maps* (SOM). As redes SOM foram desenvolvidas por Teuvo Kohonen na década de 80 e por causa disto causam certa confusão quando são citadas como redes de Kohonen, já que o mesmo autor propôs também outros modelos de RNAs. Estas redes possuem uma

forte inspiração neurofisiológica, pois são baseadas no mapa topológico presente no córtex cerebral.

Na aprendizagem não-supervisionada dos Mapas auto-organizáveis, o procedimento de treinamento consiste apenas em padrões de entrada, a saída desejada não existe, e nenhuma informação sobre classificações corretas ou erradas dos padrões é dada a RNA. Os neurônios desta rede por meio de aprendizagem competitiva extraem informações de similaridade dos padrões de entrada agrupando-os de acordo com o grau de semelhança entre eles.

De acordo com Schöllhorn et al. (2002), a análise de séries temporais baseadas no método de mapas de auto-organização segue os seguintes passos: a comparação dos movimentos é feita pelo mapeamento dos pesos dos vetores das séries temporais, os vetores são posteriormente transformados em uma matriz de movimentos e, finalmente, esta matriz é submetida à análise hierárquica de Cluster (FIG.14).

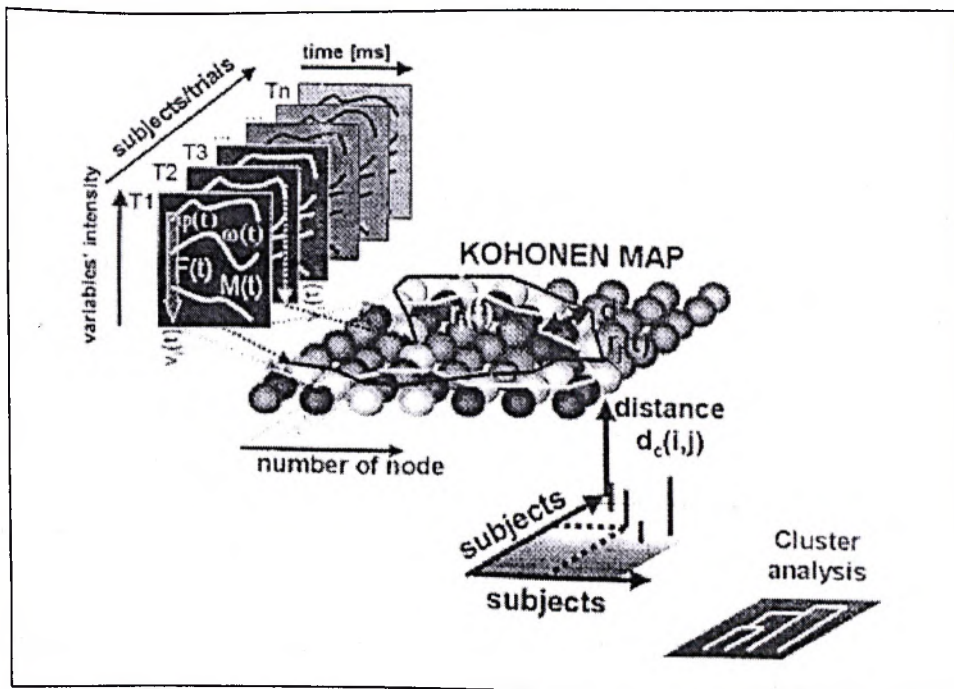


FIGURA 14 - Ilustração esquemática do processamento de dados de séries temporais no método SOM.

Fonte: SCHÖLLHORN et al., 2002, p. 182



#### 2.4.1.4 Treinamento do Perceptron Multi-Camadas (MLP)

Nos últimos anos vários artigos aplicaram RNAs em problemas de classificação na análise da marcha (BARTON; LEES, 1997; LAFUENTE et al., 1997; GIOFTSOS; GRIEVE, 1995; WU; SU, 2000). Nesse tipo de problema, a rede aprende a classificar um determinado padrão entre várias classes ou categorias. Para a avaliação do desempenho de qualquer classificador, um conjunto de padrões desconhecidos é mostrado ao mesmo e o número de acertos é armazenado. A classificação correta ocorre quando a rede associa um padrão desconhecido à sua verdadeira classe. Quando o classificador atribui o padrão desconhecido à classe errada, a classificação é considerada incorreta.

A rede perceptron multicamadas (MLP) é um exemplo de RNAs freqüentemente aplicada a problemas de classificação nos estudos que envolvem análise da marcha, pois apresentam capacidade computacional muito maior do que aquele apresentado pelas redes sem camadas intermediárias. Ao contrário destas redes, MLPs podem tratar dados que não são linearmente separáveis. A precisão obtida depende do número de neurônios e das camadas intermediárias utilizadas (topologia da rede). Para a solução de problemas práticos de reconhecimento de padrões utilizando RNAs, deve-se ter cuidado na escolha do número de neurônios na camada intermediária, já que muitas unidades podem levar a rede a memorizar os padrões de treinamento, ao invés de extrair as características gerais que permitirão a generalização ou o reconhecimento de padrões não vistos durante o treinamento (overfitting). Um número muito pequeno de nodos pode forçar a rede a utilizar tempo em excesso tentando encontrar uma representação ótima (underfitting). Logo a rede não deve ser demasiadamente complexa para não se ajustar aos dados que quase sempre estão contaminados com ruído (overfitting) e

também não pode ter complexidade demasiadamente baixa, o que resultaria em soluções polarizadas (underfitting). Encontrar o equilíbrio entre polarização e variância significa obter soluções com elevada capacidade de generalização (GEMAN, 1992). Outro aspecto relacionado ao projeto de redes MLP diz respeito à função de ativação a ser utilizada. Diversas funções de ativação têm sido propostas para redes multicamadas. Geralmente estas funções são não-lineares e diferenciáveis. As funções precisam ser diferenciáveis para que o gradiente possa ser calculado, direcionando o ajuste dos pesos (BRAGA, 2000). A maioria delas é também não-decrescente. A função de ativação mais utilizada é a sigmoide logística. Quanto aos algoritmos para treinamento de redes MLP, o mais utilizado é o *back-propagation*, que é supervisionado e utiliza pares (entrada, saída desejada) para ajustar os pesos da rede, por meio de um mecanismo de correção de erros. O treinamento ocorre em duas fases, e cada fase percorre a rede em um sentido (fase *forward* e fase *backward*). A fase *forward* é utilizada para definir o erro da saída da rede para um dado padrão de entrada. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos de suas conexões, segundo o método do gradiente descendente. Uma rede devidamente treinada não só deverá responder adequadamente aos padrões utilizados no processo de treinamento, mas também aos demais que porventura sejam mostrados a ela. Essa propriedade de resposta coerente a padrões desconhecidos é denominada de capacidade de generalização de uma rede. Uma RNA que seja capaz de responder de maneira satisfatória aos padrões desconhecidos possui capacidade de generalização elevada e, portanto, está devidamente treinada (TEIXEIRA, 2001).

Há grande variedade de algoritmos para treinamento de RNAs, alguns trabalham simplesmente no sentido de minimizar o somatório dos erros quadráticos,

como o *Backpropagation* (RUMELHART; McCLELLAND,1986), bem como suas variações, tais como *Quickprop* (FAHLMAN,1988), *Rprop* (RIEDMILLER; BRAUN, 1993 a), *Levenbarg Marquardt* (HAGAN; MENHAJ, 1994) e o treinamento com modos deslizantes (PARMA et al., 1998).

Teixeira (2001), desenvolveu um método para treinamento de Redes Neurais Artificiais do tipo MLP denominado multi-objetivo (MOBJ) que utiliza técnicas de otimização para encontrar soluções com alta capacidade de generalização. Na abordagem proposta, além de ser utilizado o erro quadrático médio como função de custo, utiliza-se também a função norma do vetor de pesos como um segundo objetivo. Entretanto, estas funções são conflitantes em uma determinada faixa, resultando em um crescimento do erro quando ocorre o decrescimento da norma e vice-versa. Esta região conflitante é a região de interesse onde pode ser encontrada a solução que melhor equilibra a complexidade e o erro, é denominada de pareto-ótimo.

#### 2.4.1.5 RNAs na análise da marcha

Holzreiter e Köhle (1993) utilizaram uma MLP para classificar a marcha patológica baseada nas forças de reação do solo. Os autores mediram dois contatos sucessivos de 131 indivíduos com várias limitações, 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 de dois contatos sucessivos. Os coeficientes de Fourier serviram como entrada para a rede MLP com uma camada escondida que, com o treinamento adequado, atingiu uma taxa de separação entre marcha normal e patológica de 95%.

Com o objetivo similar de classificação de patologias da marcha, Barton e Lees (1995) estenderam o problema de classificação a três categorias de saída. Os autores utilizaram uma MLP com uma complexidade um pouco maior, com duas camadas escondidas para classificar valores de pressões máximas aplicadas pelo pé em uma palmilha colocada no calçado em três categorias: pé saudável, pé cavo e hallux valgo. Valores de pressão abaixo do pé foram gravados de 18 sujeitos durante a marcha normal. As entradas da rede consistiram de um conjunto de 1316 valores de pressão máxima para o conjunto de treinamento. O conjunto de teste foi composto por 10 indivíduos. O intervalo de precisão alcançado para a classificação nas três categorias foi de 77% a 100%. Segundo os autores, essa variação tão grande no desempenho da rede foi devida ao pequeno volume de amostra de treinamento e de teste. Outro possível problema foi a utilização de uma segunda camada intermediária, porque uma camada escondida é suficiente para aprender a maior parte das relações funcionais entre os padrões de entrada e saída.

Lafuente et al. (1997) utilizaram uma MLP com uma camada escondida em um problema de classificação de quatro categorias. A amostra consistia de 148 indivíduos com artrose de tornozelo, joelho ou quadril e 88 indivíduos sem patologias de membro inferior formando o grupo controle. Medidas foram realizadas em três diferentes velocidades da marcha em ambas as situações: calçado e descalço. Os parâmetros de entrada da rede eram a cadência, a velocidade e 5 grandezas dinâmicas parametrizadas. A rede MLP foi treinada e conseguiu distinguir as 4 categorias com uma precisão de 80%, um melhora estatisticamente significativa em relação ao método tradicional de classificação bayesiana.

Gioftsos e Grieve (1995) treinaram uma MLP para classificar entre várias condições experimentais utilizando parâmetros temporais do ciclo da marcha de 10 indivíduos e testaram a performance da rede com outros 10 indivíduos. Resultados da RNAs foram comparados com a Análise Discriminante Linear e os autores concluíram que para aquele conjunto de dados o poder discriminatório da MLP foi superior a Análise Discriminante Linear, sugerindo que RNAs possuiriam um uso prático na análise da marcha.

Wu e Su (2000), aplicaram MLP com o objetivo de classificar duas categorias, sendo a amostra dividida entre indivíduos com a marcha normal e indivíduos que possuíam artrose de tornozelo. Os autores também aplicaram um outro método estatístico, a Análise Discriminante Linear (LDA – *Linear Discriminant Analysis*), e compararam os resultados, sendo que o desempenho da RNA (95,8%) foi superior ao LDA (91%).

Schöllhorn et al., (2002), utilizando uma abordagem de RNAs não supervisionada (SOM), observaram que em uma análise para reconhecimento individual do padrão de movimento na marcha, as características específicas dos

indivíduos puderam ser melhor identificadas em uma análise da série temporal comparada à análise discreta. As variáveis analisadas neste estudo incluíram as três componentes da força de reação do solo, ângulos, velocidades angulares e as resultantes dos momentos das articulações do tornozelo e joelho. A identificação dos padrões da marcha, em diferentes alturas de saltos, apresentou um reconhecimento de aproximadamente 100 % em cada altura considerando os dois métodos. Porém, comparando todas as alturas de salto, a análise de variáveis discretas apresentou reconhecimento de 65%, enquanto que na análise de séries temporais a taxa de reconhecimento foi de 76%. Os resultados deste estudo demonstraram que a abordagem da análise da série temporal foi superior na predição das características de um indivíduo ou de um grupo.

O estudo de Jäger et al. (citado por SCHÖLLHORN, 2004) teve como objetivo classificar os indivíduos a partir das séries temporais das três componentes da força de reação do solo em dois grupos (marcha com fadiga vs. sem fadiga). No estudo foram utilizados quatro indivíduos, sendo dois para cada grupo. A fadiga para membros inferiores foi produzida por meio de exercícios em aparelhos de musculação. A componente  $F_z$  forneceu a maior taxa de reconhecimento (~100%), já a componente ântero-posterior  $F_x$  forneceu um reconhecimento de apenas 86%.

Sendo assim, percebe-se que há consenso na utilização de RNAs quando comparado seu desempenho em relação aos modelos estatísticos pelos seguintes motivos:

- a não necessidade de conhecimento da distribuição dos dados (método não-paramétrico),
- a capacidade de aprendizagem e generalização.

## 2.5 – Síntese da análise de literatura

Na TAB. 2 é realizada uma síntese dos principais estudos envolvendo RNAs nos últimos 12 anos.

TABELA 2  
Principais estudos que utilizaram RNAs na análise da marcha.

<b>Autores</b>	<b>Entrada da RNA</b>	<b>Tipo da RNA</b>	<b>Saídas</b>	<b>Desempenho (%)</b>
Holzreiter e Kohle (1993)	128 coeficientes FFT	MLP 1 camada escondida	1- marcha normal 2 - marcha patológica	95
Barton e Lees (1995)	1316 valores de pressão máxima	MLP 2 camadas escondidas	1 - pé saudável 2 - pé calvo 3 - hállux valgo	77
Gioftsos e Grieve (1995)	Parâmetros temporais e cinemáticos	MLP 1 camada escondida	7 valores de velocidade	92
Lafuente et al., (1997)	Cadência, velocidade, cinco parâmetros dinâmicos	MLP 1 camada escondida	1- normal 2- artrose tornozelo 3- artrose joelho 4- artrose quadril	80
Wu e Su (2000)	Parâmetros Dinâmicos	MLP 3 camadas escondidas	1- marcha normal 2 - artrose de tornozelo	95,8
Schöllhorn et al., (2002)	Parâmetros dinâmicos e cinemáticos	SOM	Diferentes alturas de salto	90
Jäger et al., (2003)	Série temporal	MLP 1 Camada escondida	1- marcha sem fadiga 2- marcha com fadiga	86-100

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

- De acordo com Schöllhorn et al. (2002), a variabilidade do padrão de movimento (diferenças inter e intraindividuais) pode ser melhor quantificada, quando se adota o procedimento de análise das séries temporais ao contrário de uma análise baseada em variáveis discretas.
- O número e o tipo de variáveis a serem utilizadas como parâmetros de entrada para os métodos de classificação não é muito discutido pelos artigos supracitados. Os conjuntos de dados utilizados como parâmetros de entrada apresentam uma grande diversidade nos tipos de variáveis utilizadas (dinâmicas, cinemáticas e eletromiográficas). Além disso, Schöllhorn et al. (2002), analisando a série temporal inteira, utilizaram uma abordagem de treinamento para a RNAs não-supervisionada (SOM), o que não encontra justificativa na revisão de literatura, pois em problemas de classificação na análise da marcha as classes já são conhecidas a priori, o que justifica a utilização de uma MLP (CHAU, 2001).
- A utilização do algoritmo multi-objetivo (MOBJ) implementado por Teixeira (2001), é uma abordagem recente de treinamento de RNAs do tipo MLP, onde tradicionalmente se aplica o algoritmo *backpropagation* (BP) e suas variações. Esse algoritmo mostrou alta capacidade de generalização em outros problemas de classificação (TEIXEIRA, 2001), com pouca intervenção do projetista.



- O Estimador de Mínimos Quadrados é um método de classificação linear de fácil implementação e de baixo custo computacional. Porém, nos estudos acima mencionados esse método não foi empregado e, além disso, não existe uma comparação verificando o desempenho de MQ com RNAs.

Desta forma, pode-se constatar o seguinte:

- A escolha das variáveis a serem utilizadas e o tratamento matemático delas (transformação das séries temporais em matrizes através das correlações com as funções ortogonais) deveria descrever suficientemente o padrão de movimento permitindo sua classificação, através de RNAs ou outros classificadores mais simples, como por exemplo Mínimos Quadrados.
- Ainda não foi verificado se para alcançar os objetivos de classificação das pesquisas citadas na Revisão de Literatura, seria necessário utilizar RNAs, ou se esses objetivos podem ser alcançados com métodos de classificação mais simples (MQ).

### 3- OBJETIVO

Baseado no resultado da literatura, o objetivo deste estudo é comparar dois métodos de classificação, o dos Mínimos Quadrados e o das Redes Neurais Artificiais, na análise do padrão dinâmico da marcha, tendo como parâmetros de entrada os coeficientes da correlação das séries temporais das forças de reação com as funções ortogonais de Legendre.

## 4- MÉTODOS

### 4.1- Amostra de sujeitos

Os indivíduos foram previamente esclarecidos sobre todos os procedimentos metodológicos, tendo todos consentido sua participação voluntária por intermédio de um termo de Consentimento Livre e Esclarecido (ANEXO 2), de acordo com as normas do Comitê de Ética em Pesquisa (COEP) da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).

A amostra era formada por dois grupos, sendo o primeiro composto por 24 indivíduos de ambos os gêneros, com idade entre 20 e 49 anos, e o segundo com 10 indivíduos (grupo teste) com idade entre 21 e 28 anos (TAB. 3, 4 e 5).

TABELA 3  
Idade dos sujeitos – grupos 1 e 2

	Número de indivíduos	Gênero	Valor Máximo	Valor Mínimo	Média	Desvio Padrão
<b>Grupo 1</b>	24	12 ♂	49	20	26,8	±7,7
		12 ♀	26	20	23	±1,7
<b>Grupo 2</b>	10	5 ♂	28	21	23,8	±2,8
		5 ♀	23	22	22,6	±0,5

TABELA 4  
Características antropométricas – grupo 1

Grupo 1	Gênero	Valor Máximo	Valor Mínimo	Média	Desvio Padrão
<b>Massa (kg)</b>	12 ♂	87,8	63,6	76,6	±8,5
	12 ♀	62,8	48,5	55,4	±4,1
<b>Estatura (cm)</b>	12 ♂	184	162	176,5	±6,4
	12 ♀	172	157	164,3	±4,3

TABELA 5  
Características Antropométricas – grupo 2

Grupo 2	Gênero	Valor Máximo	Valor Mínimo	Média	Desvio Padrão
Massa (kg)	5 ♂	82,5	66,9	75,5	±6,2
	5 ♀	72,7	50,2	61,9	±8,6
Estatura (cm)	5 ♂	182	169	175,7	±5,1
	5 ♀	178,5	155	165,1	±9,1

#### 4.2- 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 do grupo um tinha a tarefa de caminhar 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 um contato com um dos pés sobre uma plataforma de força (AMTI, OR6-7) embutida no solo (FIG.15).

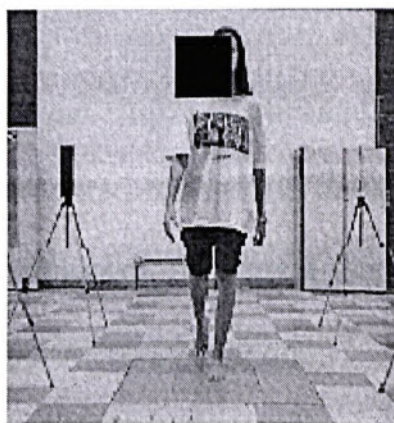


FIGURA 15 - Contato na plataforma de força e sistema de foto-células.  
Fonte: Arquivo de fotos tiradas durante a pesquisa.

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) foi:

Para as forças ( $\mu V / V_0 / N$ )

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

As velocidades dos deslocamentos foram controladas por duas barreiras de foto-células duplas colocadas imediatamente antes e após a plataforma de força separada por uma distância de 273 cm. As velocidades escolhidas caracterizam as seguintes intensidades de locomoção:

- $v_1 = 1,30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  (velocidade mais econômica da marcha), sendo permitida uma variabilidade de  $\pm 0,03 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  ( $1,27 - 1,33 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ )
- $v_2 = \text{auto-selecionada}$

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  $1,2 - 1,3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ , tendo ainda que a velocidade de transição entre marcha e corrida é de  $1,9$  a  $2,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ . No estudo de Hreljac (1993) a velocidade de transição encontrada, entre a marcha e a corrida, foi  $2,045 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  (dp:  $0,16 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) para o gênero masculino e  $2,088 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  (dp:  $0,06 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ ) para o gênero feminino. As diferenças entre os gêneros não foram significativas.

A descrição do padrão de marcha baseou-se nas três componentes da força de reação com o solo  $F_z$  (componente de reação vertical),  $F_y$  (componente de reação médio-lateral) e  $F_x$  (componente de reação ântero-posterior), que foram registradas com uma frequência de 1 kHz por meio do software DasyLab 4.0. Para o grupo 1 cada indivíduo realizou 80 tentativas, sendo 10 tentativas para cada uma das 8 condições (TAB. 6).

Para a escolha dos critérios de seleção da amostra não houve separação dos grupos entre gêneros e nem padronização do tipo de calçado, pois o objetivo foi o de testar a capacidade de generalização dos métodos de classificação, ou seja, se eles seriam sensíveis em detectar as diferenças entre as mais variadas situações apresentadas pelo grupo 1 (diferentes velocidades, ambos os pés, com e sem calçado). Desta forma, a abordagem adotada para a escolha da amostra foi a de ser a mais heterogênea possível. Também não houve a preocupação em se padronizar as características antropométricas, já que a metodologia proposta por Schöllhorn (1995) é baseada na semelhança dos movimentos retirando assim, possíveis influências devido a diferentes valores de massa corporal, isto significa que, o que importa não é a magnitude das variáveis e sim a semelhança entre um padrão (série temporal) e o outro.

**TABELA 6**  
Condições e respectivos códigos utilizados para o grupo 1

<b>Condições</b>	<b>Situação</b>	<b>Lateralidade</b>	<b>Velocidade</b>	<b>Código</b>	<b>Número de Tentativas</b>
Condição 1	Descalço	Direita	1	ddv1	10
Condição 2	Descalço	Esquerda	1	dev1	10
Condição 3	Descalço	Direita	2	ddv2	10
Condição 4	Descalço	Esquerda	2	dev2	10
Condição 5	Calçado	Direita	1	cdv1	10
Condição 6	Calçado	Esquerda	1	cev1	10
Condição 7	Calçado	Direita	2	cdv2	10
Condição 8	Calçado	Esquerda	2	cev2	10

Já no grupo 2, cada indivíduo realizou 80 tentativas apenas em duas situações, que correspondiam às de número 3 e 4 do grupo 1 (TAB. 7). Esse grupo somente caminhou descalço com a finalidade de testar a sensibilidade dos métodos, pois ambos haviam sido treinados para discriminar as duas situações (marcha calçada e descalça).

**TABELA 7**  
Condições e respectivos códigos utilizados para o grupo 2

<b>Condições</b>	<b>Situação</b>	<b>Lateralidade</b>	<b>Velocidade</b>	<b>Código</b>	<b>Número de Tentativas</b>
Condição 3	Descalço	Direita	2	ddv2	40
Condição 4	Descalço	Esquerda	2	dev2	40

### 4.3- Processamento dos dados e ajuste das séries temporais

O contato dos pés na plataforma de força durante a caminhada, resultou nas três componentes da força de reação do solo,  $F_z$ ,  $F_x$  e  $F_y$ . Cada uma destas séries temporais foi em seguida correlacionada com funções ortogonais. Tais funções ortogonais podem ser quaisquer polinômios de ordem “um(1)” a “k”. As funções utilizadas neste estudo foram os polinômios de Legendre (GRADSHTEYN; RYZHIK, 1996), definidos no intervalo de  $-1$  a  $1$ . Neste estudo, o procedimento adotado foi o de pegar cada elemento das matrizes de coeficiente de similaridade para dois graus de polinômios quaisquer (e.g. 11 e 12), calcular a diferença entre cada elemento da mesma posição nas matrizes, depois somar todas as diferenças e dividir pelo número de total de elementos da matriz. Em seguida foi extraída a raiz quadrada sendo esse resultado, correspondente ao erro quadrático médio fosse menor que  $0,001$ , o cálculo era interrompido. Esse procedimento difere do adotado por Schöllhorn (1995), onde não se calculou o erro quadrático médio sendo apenas realizada a diferença entre os elementos de cada matriz de coeficiente de similaridade e quando esta era menor que  $0,001$ , o cálculo era interrompido. Como os coeficientes de similaridade podem ser considerados coeficientes de correlação, variando entre  $[-1]$  e  $[+1]$ , um coeficiente de similaridade de  $1$  corresponde a dois movimentos idênticos. Um coeficiente de similaridade de  $-1$  corresponde a movimentos contrários.



Segundo Schöllhorn (1995) o coeficiente de similaridade ( $S_{KL}$ ) é dado por:

$$S_{KL} = \sum c_{klm} c_{k+1lm} / (\sum c_{klm}^2 \sum c_{k+1lm}^2)^{1/2}, \text{ em que:}$$

k = número de tentativas

l = número de variáveis

m = número de funções ortogonais

$c_{klm}$  e  $c_{k+1lm}$  = vetores

Sendo assim, para cada condição em ambos os grupos, foi determinado o coeficiente de similaridade das tentativas. Por exemplo, na condição 1 do grupo 1, o indivíduo realizava dez contatos com o pé direito na plataforma caminhando descalço na velocidade mais econômica da marcha. Para essas dez tentativas foi calculado o coeficiente de similaridade e esse procedimento foi adotado para as outras sete condições (vide TAB. 6). Como o número ótimo de polinômios poderia variar de condição para condição, o programa era novamente executado no sentido de deixar a matriz do padrão de movimento do indivíduo com o mesmo número de linhas, a partir daquela condição onde o grau do polinômio fosse maior (e.g. condição 6 - grau do polinômio = 12). Portanto, essa matriz possuía 12 linhas que correspondiam às correlações das séries temporais com as funções ortogonais e 80 colunas que representavam todas as tentativas para cada indivíduo. Esse procedimento foi adotado para cada componente da curva de reação do solo separadamente, resultando em 3 matrizes 12 x 80 para cada um dos indivíduos. O mesmo procedimento foi adotado para o grupo 2, onde todos os indivíduos caminharam descalços. Os coeficientes advindos deste procedimento serviram como parâmetros de entrada para os métodos de classificação (RNAs e MQ). Sendo assim, a base vetorial formada era de dimensão 12 e o número de padrões de entrada (coeficientes) igual a 1.920 (80 tentativas x 24 indivíduos - grupo1), que

eram utilizados pelos métodos de classificação para seu treinamento.

Após este procedimento de correlação das séries temporais com as funções ortogonais, o que garantiu uma variabilidade dos padrões de entrada, os padrões foram apresentados aos métodos de classificação e todas as oito condições, representadas pelos coeficientes de Legendre foram agrupadas.

Esse cálculo do coeficiente de similaridade foi realizado por intermédio da rotina desenvolvida no Matlab 6.5.

#### 4.4 – Métodos de Classificação

Baseado na Revisão de Literatura, dois métodos de classificação estatísticos foram utilizados neste estudo. O estimador de Mínimos Quadrados (MQ), por ser de fácil implementação e baixo custo computacional e pelo fato de que ainda não ter sido aplicado em problemas de classificação da análise da marcha; e os perceptrons multi-camadas (MLP), utilizados por representar um consenso na literatura (CHAU, 2001) quanto a sua utilização em problemas de classificação onde as classes são conhecidas a priori, o que foi o caso deste estudo. Para o treinamento da MLP foram utilizados dois algoritmos, *backpropagation* e multi-objetivo, e seus desempenhos comparados. Os parâmetros de entrada dos dois métodos (MQ e MLP) foram os coeficientes de Legendre. Segundo Schöllhorn et al., (2004) um cuidado essencial deve ser tomado quanto ao pré-processamento dos dados de entrada dos métodos de classificação. Sendo assim, apesar de existirem estudos utilizando RNAs em problemas de classificação da marcha (vide TAB. 2), poucos utilizam como parâmetro de entrada os coeficientes provenientes da correlação das séries temporais com funções ortogonais (SCHÖLLHORN et al., 2002) e Jäger et al. (citado por SCHÖLLHORN, 2004).

#### 4.4.1 – Mínimos Quadrados

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

$$y = X \theta \quad (1)$$

Na equação (1),  $y$  é a variável dependente, pois depende dos regressores,  $x_1, \dots, x_n$ , que são também chamados de variáveis independentes e  $\theta$  é o vetor de parâmetros a determinar. Desde que  $X$  seja não singular, é possível determinar o vetor de parâmetros invertendo tal matriz, ou seja:

$$\theta = X^{-1}y \quad (2)$$

A equação (2) 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 (1) a matriz  $X$  não é quadrada e, portanto, não pode ser invertida.

Pré-multiplicando a equação (1) por  $X^T$  em ambos os lados tem-se:

$$X^T y = X^T X \theta \quad (3)$$

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

$$\theta = [X^T X]^{-1} X^T y \quad (4)$$

no caso de  $X^T X$  não ser singular. A matriz  $[X^T X]^{-1} X^T$  na equação (4) é conhecida como a matriz pseudo-inversa.

A equação (4) 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 (2) é a única solução que satisfaz simultaneamente as  $n$  restrições do sistema de equações. Por outro lado, a equação (4), é apenas uma das infinitas soluções do sistema sobredeterminado.

Portanto, na equação (4), tem-se a solução obtida pelo estimador de Mínimos Quadrados (AGUIRRE, 2000) que traça um hiperplano de separação ótimo entre as classes, tal que o somatório dos quadrados dos erros seja mínimo. É importante ressaltar que a estimação do vetor  $\theta$  na equação (4) é realizada em uma só etapa.

#### 4.4.2 Redes Neurais Artificiais

Neste estudo foram empregados os algoritmos *backpropagation* (BP) e multi-objetivo (MOBJ), projetado por Teixeira (2001) para redes MLP. Na saída destes métodos foi atribuído o valor 1 para a marcha calçada e -1 para descalça. Desta forma os coeficientes provenientes da correlação das séries temporais com as funções de Legendre serviram como parâmetros de entrada, onde o objetivo dos dois métodos (MLP e MQ) foi a classificação dos grupos em marcha calçada ou descalça.

A estimação do vetor  $\theta$  no estimador de Mínimos Quadrados, foi realizada de uma só vez. Na rede MLP (perceptron multi-camadas), com o algoritmo de treinamento *backpropagation* (BP), o critério de parada adotado foi o número de épocas, neste caso igual a 100, onde foram geradas as melhores soluções evitando desta forma o superajuste da rede. Para o algoritmo MOBJ foi adotado o critério de parada pelo valor estabelecido para a norma, sendo assim, quando a rede atingia um valor específico desta (e.g. norma = 30) o treinamento era interrompido. O tamanho do conjunto de treinamento correspondia a 80% dos padrões de entrada que eram escolhidos aleatoriamente a cada ciclo de treinamento, evitando que a rede apenas memorizasse os padrões ao invés de extrair informações a partir do banco de dados. Os 20% restantes foram apresentados a rede para testar a sua

capacidade de generalização. Os melhores desempenhos para os dois algoritmos de treinamento foram obtidos com sete neurônios na camada escondida, sendo que as rotinas foram executadas para cada componente da curva de força dez vezes para se ter um desempenho médio de classificação. Todas as rotinas foram implementadas em ambiente Matlab 6.5.

## 5- RESULTADOS

Após a correlação das séries temporais com as funções ortogonais, os padrões de entrada (coeficientes de Legendre) foram utilizados no treinamento da MLP e pelo estimador de Mínimos Quadrados. É importante ressaltar que esse tratamento matemático (correlação das séries temporais com as funções ortogonais) foi adotado para cada componente da curva de reação do solo separadamente, ou seja, no final o que se tinha para cada indivíduo eram três matrizes (12 x 80). O banco de dados utilizado para o treinamento dos métodos pertencia ao grupo 1, sendo que 80% dos padrões de entrada foram escolhidos aleatoriamente para realizar o treinamento. O restante (20%) era utilizado para testar a capacidade de generalização de ambos os métodos (MLP e MQ). O segundo grupo da amostra (grupo 2) foi utilizado como um grupo de teste para os métodos de classificação já devidamente treinados, pois era composto por outros indivíduos que somente caminharam descalços. O desempenho médio dos dois métodos (RNAs e MQ), após 10 iterações para as três componentes da curva de reação do solo foi fornecido nas TAB. 8, 9 e 10 sendo que a taxa de classificação para as duas condições (marcha calçado x descalço) está expressa em percentual dos padrões corretamente classificados.

TABELA 8  
Desempenho médio dos métodos – componente  $F_z$

Método	Grupo 1 Treinamento (%)	Grupo 1 Validação (%)	Grupo 2 (%)
Mínimos (MQ)	99,45	99,27	84,08
MLP (BP)	99,86	99,34	94,7
MLP (MOBJ)	99,81	99,78	93,65

TABELA 9  
Desempenho médio dos métodos – componente  $F_x$

Método	Grupo 1 Treinamento(%)	Grupo 1 Validação (%)	Grupo 2 (%)
Mínimos (MQ)	94,17	94,06	81,92
MLP (BP)	99,77	95,93	93,28
MLP (MOBJ)	96,37	96,19	91,03

TABELA 10  
Desempenho médio dos métodos – componente  $F_y$

Método	Grupo 1 Treinamento(%)	Grupo 1 Validação (%)	Grupo 2 (%)
Mínimos (MQ)	86,98	87,46	93,03
MLP(BP)	99,49	94,47	83,02
MLP (MOBJ)	92,84	92,77	90,09

Os GRÁF. de 1 a 7, mostram os box-plot traçados comparando os dois métodos sendo que traços em vermelho representam a mediana. As TAB. 11 e 12 representam os valores gerados a partir de cada iteração. Pode-se perceber que houve uma dominância (e.g. para MQ na TAB. 11 o valor dominante foi de 99,45). Sendo assim, para o conjunto de treinamento e de validação da componente  $F_z$  os resultados são representados em forma de tabela. Já o conjunto de teste da componente  $F_z$  está na forma de gráfico box-plot.

TABELA 11

Desempenho (%) para o conjunto de treinamento Componente  $F_z$ 

Iteração	Mínimos (MQ)	MLP(BP)	MLP (MOBJ)
1	99,43	99,86	99,80
2	99,45	99,86	99,80
3	99,45	99,80	99,86
4	99,45	99,86	99,80
5	99,45	99,93	99,86
6	99,45	99,93	99,80
7	99,45	99,86	99,80
8	99,45	99,80	99,80
9	99,45	99,93	99,86
10	99,45	99,80	99,80
média	99,45	99,86	99,81

TABELA 12

Desempenho para o conjunto de validação Componente  $F_z$ 

Iteração	Mínimos (MQ)	MLP(BP)	MLP (MOBJ)
1	99,38	99,73	100,0
2	99,26	99,47	99,73
3	99,26	99,47	99,73
4	99,26	99,73	100,0
5	99,26	98,95	99,47
6	99,26	98,95	100,0
7	99,26	98,95	100,0
8	99,26	99,47	99,73
9	99,26	99,21	99,73
10	99,26	99,47	99,47
média	99,27	99,34	99,78



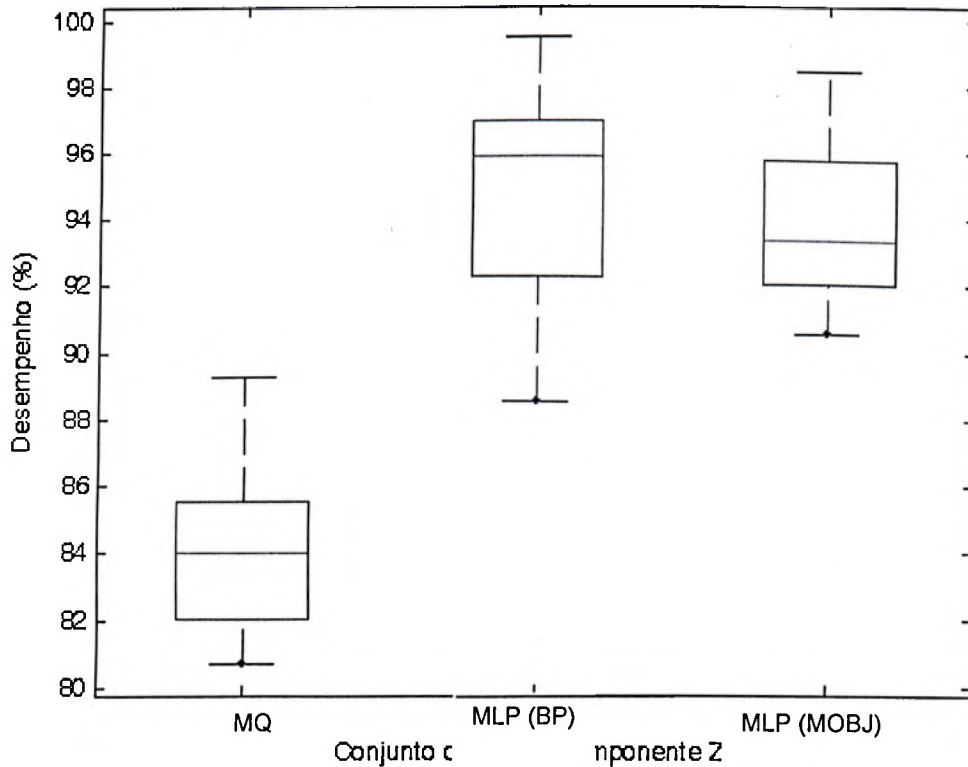


GRÁFICO 1 – Desempenho dos dois Métodos de Classificação conjunto de teste componente  $F_z$

Nas TAB. 11 e 12 verifica-se que o desempenho para o conjunto de treinamento e validação para a componente  $F_z$  para ambos os métodos foi elevado com os valores em torno de 99%.

No GRAF. 1 o desempenho de classificação para a RNA foi superior quando comparado ao MQ, analisando a mediana e a distribuição do gráfico. Percebe-se que a mediana para MQ ficou em torno de 84% ao passo que para MLP com o algoritmo de treinamento BP ficou em torno de 96% e para o MOBJ 93%. Esse resultado pode ser atribuído às características do grupo de teste (grupo 2), que foi um grupo formado por indivíduos diferentes do grupo 1 e caminhou somente em uma situação (descalço). Para o conjunto de teste o desempenho (a taxa de classificação) foi inferior em ambos os métodos, em relação aos resultados dos

conjuntos de treinamento e validação, o que também pode ser atribuído às características do grupo 2, pois se a RNA tivesse superajustada o desempenho para o conjunto de validação seria inferior em relação ao conjunto de treinamento, porém, isto não foi verificado.

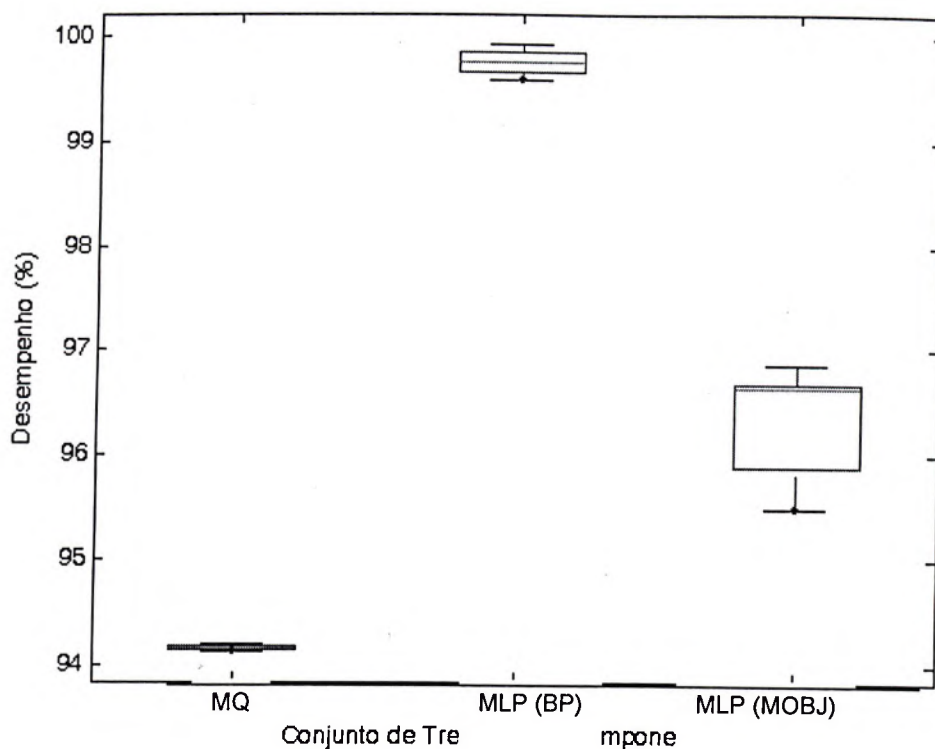


GRÁFICO 2 - Desempenho dos dois Métodos de Classificação - conjunto de treinamento componente  $F_x$

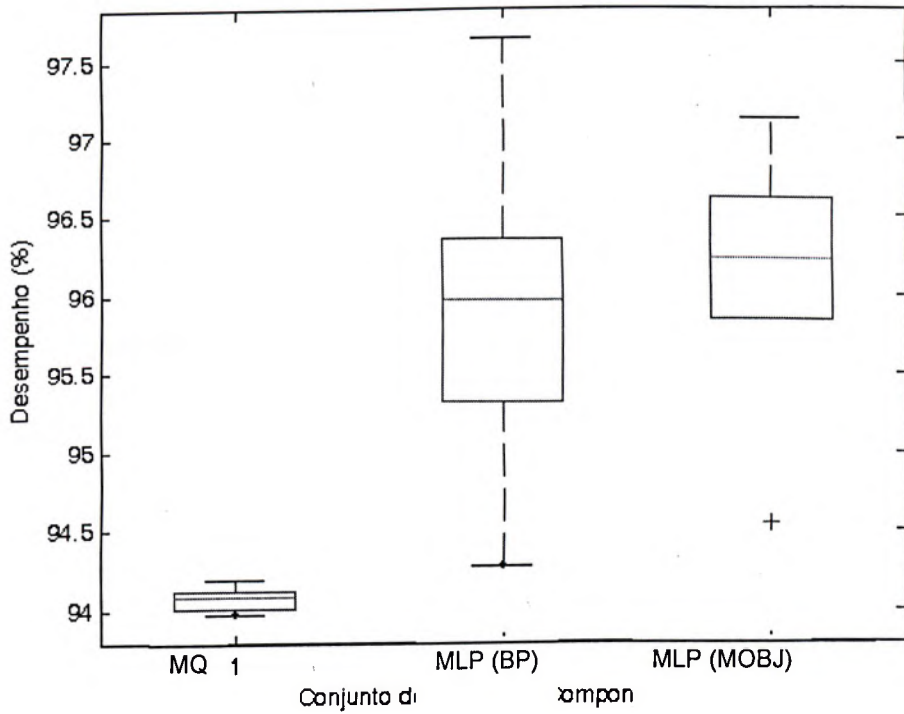


GRÁFICO 3 - Desempenho dos dois Métodos de Classificação - conjunto de validação componente  $F_x$

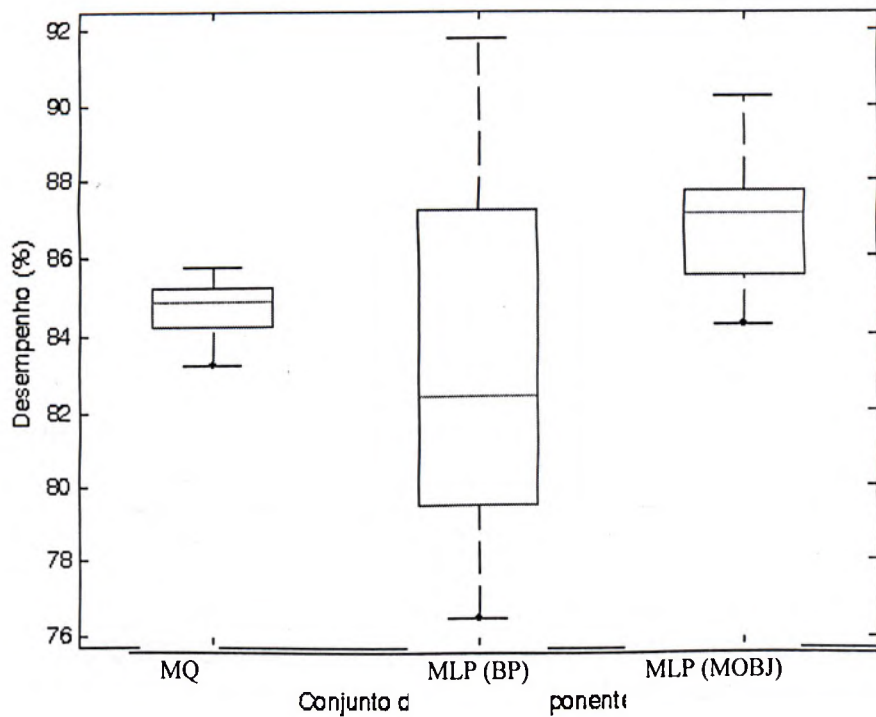


GRÁFICO 4 - Desempenho dos dois Métodos de Classificação - conjunto de teste componente  $F_x$

Os resultados para a componente  $F_x$  mostram um superajuste quando se aplicou o algoritmo BP, pois houve uma piora do resultado em relação ao conjunto de validação (GRAF. 3) que pode ser notada pelo valor da mediana (95% validação e 99% treinamento) e também pelo aumento da dispersão. Quando se aplicou o algoritmo MOBJ nota-se uma solução mais equilibrada, pois tanto o desempenho do conjunto de treinamento quanto o de validação ficaram bem próximos (~96%).

Quando se analisa o GRAF. 4, nota-se novamente que o algoritmo MOBJ apresentou a solução mais equilibrada, ou seja, com melhor capacidade de generalização (mediana~87%), ao passo que o BP apresentou uma grande variabilidade com a mediana em torno de 82% , que foi inferior ao MQ (~85%).

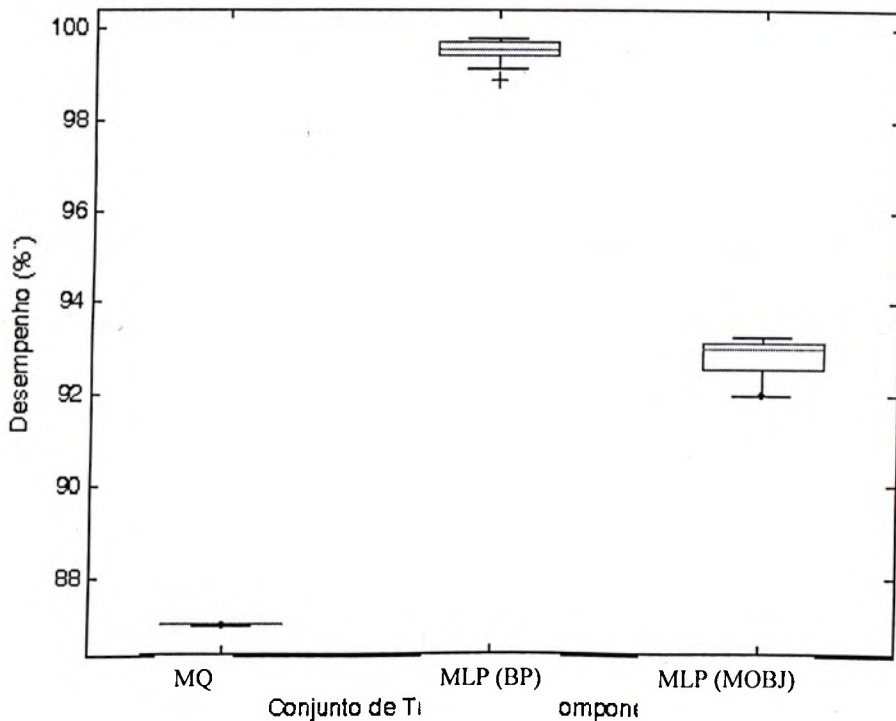


GRÁFICO 5 – Desempenho dos dois Métodos de Classificação - conjunto de treinamento componente  $F_y$

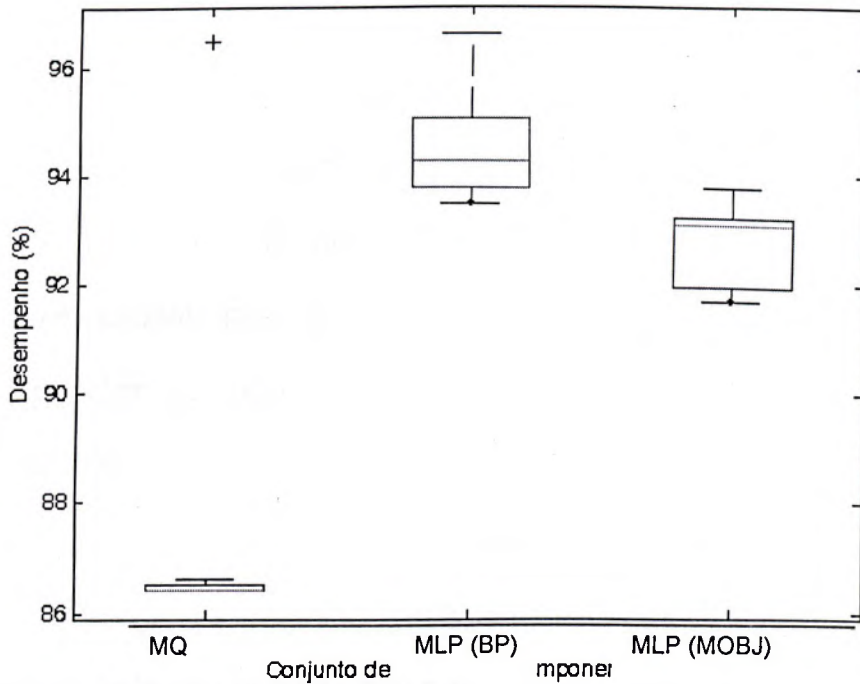


GRÁFICO 6 - Desempenho dos dois Métodos de Classificação - conjunto de validação componente  $F_y$

Comportamento semelhante foi encontrado para a componente  $F_y$  (médio-lateral), com resultados que mostram superajuste quando se aplicou o BP, pois houve uma redução da taxa de classificação para o conjunto de validação (mediana~93%), como se pode observar nos GRAF. 5 e 6.

## 6- DISCUSSÃO

A partir dos resultados apresentados nas TAB. 8, 9 e 10 é possível perceber que o método da análise do padrão de movimento da marcha baseado na correlação das séries temporais com as funções ortogonais de Legendre mostrou elevadas taxas de reconhecimento para as duas condições (marcha calçada vs. descalça). A maioria dos padrões de entrada foi classificada corretamente, independentemente do método de classificação utilizado (MLP ou MQ). A taxa de classificação, tanto para o conjunto de treinamento, quanto para o conjunto de validação, foi elevada (~99%). Dessa forma, os achados deste estudo concordam com Bishop (1995), quanto à necessidade de um adequado pré-processamento dos dados de entrada, a fim de garantir uma boa performance dos métodos de classificação.

No entanto, a maioria dos estudos envolvendo a classificação do padrão dinâmico da marcha utiliza RNAs (SCHÖLLHORN, 2004, LAFUENTE et al., 1997; GIOFTSOS; GRIEVE, 1995; WU; SU, 2000), sem muitas vezes, justificar o porque da utilização desta metodologia. Neste estudo, o desempenho de classificação obtido pelo estimador de Mínimos Quadrados foi semelhante ao da RNA, o que pode ser devido ao tamanho do conjunto de dados. Apesar disso, é possível especular sobre a aplicabilidade desta metodologia mais simples em problemas na Biomecânica Clínica.

O elevado desempenho de classificação obtido para a componente vertical corrobora com os achados de Köhle e Merkl (2000), em que os autores afirmam que a componente vertical apresenta os melhores resultados quando comparados com resultados obtidos por meio das outras componentes.

Os achados deste estudo contradizem a observação de Schöllhorn et al. (2002) quando argumentaram que um maior número de variáveis seria necessário

para problemas de reconhecimento de diferentes situações na marcha. No estudo em questão, o autor utilizou vinte e uma variáveis cinemáticas, dinâmicas e eletromiográficas, visando identificar qual a altura de salto o indivíduo estava utilizando. No presente estudo apenas a componente vertical foi suficiente para reconhecer se o indivíduo caminhava descalço ou calçado.

## 7- CONCLUSÃO

Por meio do método de análise proposto por Schöllhorn (1995), em que as séries temporais são correlacionadas com funções ortogonais, foi possível obter elevadas taxas de classificação para o objetivo proposto que era classificar os indivíduos em 2 classes (marcha calçada vs. descalça). Parece que a escolha das variáveis que descrevem suficientemente o padrão de movimento, associado a um tratamento matemático adequado, permite elevada taxa de classificação utilizando classificadores simples, como o MQ.

Apesar dos padrões utilizados no treinamento possuírem uma grande variabilidade, seja quanto às diferenças entre gêneros, antropométricas, de velocidade e do pé que realizava o contato no solo o estimador de Mínimos Quadrados foi suficiente para solucionar o problema, pois foi capaz de atingir uma elevada taxa de classificação dos padrões de marcha.

Os resultados indicaram também que foi possível se obter elevadas taxas de classificação para as duas condições (marcha calçada e descalça), com apenas uma das componentes da curva de reação do solo ( $F_z$ ), ou seja, essa variável foi suficiente para classificar as duas condições (marcha calçada e descalça), independente do método de classificação.

Baseado nesses resultados pode-se concluir que:

1. Com uma menor quantidade de variáveis e o tratamento adequado destas foi estabelecido um elevado grau de reconhecimento entre as duas condições.
2. Para esta amostra, o estimador de Mínimos Quadrados resultou em uma taxa de reconhecimento semelhante às Redes Neurais Artificiais.

Sendo assim, o estimador de Mínimos Quadrados, que é um algoritmo de fácil implementação e de baixo custo computacional, deveria ser adotado como método de referência.

## **7.1 PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS**

Torna-se necessário repetir mais estudos com a utilização do algoritmo de treinamento (MOBJ) para MLP proposto por Teixeira (2001), que apresentou elevada capacidade de generalização no problema em questão, para testar a sua necessidade em problemas mais complexos na análise da marcha.

Os estudos de RNAs super-dimensionadas com 2 ou mais camadas escondidas (BARTON; LEES, 1995; WU; SU, 2000), deveriam ser repetidos com a metodologia proposta neste estudo, utilizando MLP com uma camada escondida e com o algoritmo de treinamento (MOBJ), que fornece soluções mais equilibradas com boa capacidade de generalização e também aplicando Mínimos Quadrados como método de referência.



As seguintes propostas para estudos futuros seriam:

- Repetir o estudo de Schöllorn et al., (2002), com menor número de variáveis (curva de força de reação do solo) verificando a possibilidade de identificação da condição proposta por meio do padrão dinâmico da marcha.
- Utilizar o banco de dados adotado neste estudo para se verificar o desempenho destes classificadores utilizando diferentes padrões de entrada como por exemplo: parâmetros da curva e coeficientes da FFT.
- Realizar uma nova coleta de dados com os mesmos indivíduos para testar a capacidade de classificação dos métodos quando se realiza um estudo longitudinal.
- Verificar o efeito do agrupamento dos coeficientes no desempenho dos classificadores, ou seja, se existe uma influência no desempenho de classificação quando se agregam os coeficientes das 3 componentes da curva de reação do solo em um vetor coluna e comparar seu desempenho com os mesmos separadamente.

## REFERÊNCIAS

1. AGUIRRE, L.A. *Introdução à Identificação de Sistemas: Técnicas Lineares e Não-lineares aplicadas a sistemas reais*. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2000. 554p.
2. AMADIO, A. C. *Fundamentos biomecânicos para análise do movimento humano*. São Paulo: Laboratório de Biomecânica / EEFUSP, 1996. 162 p.
3. ARAÚJO, R. C. Análise da atividade dos componentes do m. tríceps sural durante a marcha e suas correlações com a força reação do solo e variação angular. In: AMADIO, A. C.; BARBANTI, V. J. *A Biomecânica do Movimento Humano e Suas Relações Interdisciplinares*. São Paulo: Estação Liberdade, 2000, 7, p.33-162.
4. ÁVILA, A. O. V.; AMADIO, A. C.; GUIMARÃES, A. C. S.; DE DAVID, A. C.; MOTA, C. B.; BORGES, D. M.; GUIMARÃES, F. J. S. P.; MENZEL, H-J.; DO CARMO, J.; LOSS, J. F.; SERRÃO, J. C.; DE SÁ, M. R.; BARROS, R. M. L. Métodos de Medição em Biomecânica do Esporte: Descrição de Protocolos para Aplicação nos Centros de Excelência Esportiva. *Revista Brasileira de Biomecânica*. São Paulo, ano 3, n. 4, p.57-67, maio 2002.
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. BARTON, JG.; LEES, A. Development of a connectionist expert system to identify foot problems based on under-foot pressure patterns. *Clinical Biomechanics*, 10, 1995. p. 385-391.
7. BAUER, H.U.; SCHÖLLHORN, W. Self-organizing maps for the analysis of complex movement patterns. *Neural Processing Letters*, Netherlands, 5, p.193-199, 1997.
8. BAUMANN, W. Métodos de Medição e Campo de Aplicação da Biomecânica: Estado de Arte e Perspectivas. In: VI CONGRESSO BRASILEIRO DE BIOMECÂNICA, 5., 1995, Brasília - DF. *Anais do VI Congresso Brasileiro de Biomecânica*. Brasília: UNB. 1995. 309p.
9. BISHOP, M. C. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Clarendon Press, 1995.
10. BORTZ, J. *Statistik*. Springer Verlag: New York – Berlin – Heidelberg, 1989.
11. 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.
12. CARSON, C.A.; KELLER, J.M.; MCADOO, K.K.; WANG, D; HIGGINS, B.

- Escherichia coli* O157:H7 Restriction Pattern Recognition by Artificial Neural Network, *Journal of Clinical Microbiology*, 33, 1995. p.2894-2898.
13. 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.
  14. 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.
  15. DAVIS, B.L.; VAUGHAN, C.L. Phasic behaviour of emg signals during gait: use of multivariate statistics. *J Electromyography Kinesiology*, 31, 1993.p.51-60.
  16. DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. *Pattern classification*. 2<sup>nd</sup> Edition, 1997, 520p.
  17. FAHLMAN, S. E. Faster-learning variations on back-propagation: an empirical study. In Touretzky, D., Hinton, G., and Sejnowski, T., editors, *Proceedings of the Connectionist Models Summer School, Pittsburg*, , San Mateo, CA. Morgan Kaufmann. 1988 p. 38-51.
  18. GRADSHTEYN, I.S.; RYZHIK, I.M. *Table of Integrals, Series and Products*. California: Academic Press, 1996. 350p.
  19. GIOFTSOS, G.; GRIEVE, D.W. The use of neural networks to recognize patterns of human movement: gait patterns. *Clinical Biomechanics*, 10, 1995. p.179-183
  20. HAGAN, M.T.; MENHAJ, M. B. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(6): 989-993.
  21. HAYFRON, J.B.; NIXON, M.S.; CARTER, J.N. Automatic gait recognition by symmetry analysis. *Pattern Recognition Letters*, 24, 2003. p. 2175-2183.
  22. HOLZREITER, S.H.; KOHLE, M. E. Assessment of gait patterns using neural networks, *Journal of Biomechanics*, 26,1993. p.645-651.
  23. HRELJAC, A. Preferred and energetically optimal gait transition speeds in human locomotion. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 25, p.1158-1162, 1993.
  24. JÄGER, J.M.; ALICHMANN, M.; SCHÖLLHORN, W. In: BRÜGGEMANN, G.P., MOREY-KLAPSING, G. (Eds.), *Erkennung von Ermüdungszuständen anhand von Bodenreaktionskräften mittels neuronaler Netze*. Czwalina, Hamburg. 2003. p.179-183.
  25. 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
  26. JAITNER, T.; SCHÖLLHORN, W.; ERNST, H.; MENDOZA, L. Individual changes of EMG patterns in learning a ballistic movement. In: CONGRESS OF THE INTERNATIONAL SOCIETY OF BIOMECHANICS, 17, 1999, University of

Calgary. *Book of abstracts*. Calgary: Holly Hanna, 1999, p.941.

27. KISTLER INSTRUMENTE A.G.: *Multicomponent force plate for Biomechanics – Type 9287 A*. Winterthur, 1996.
28. 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.
29. 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
30. LATHI, B.P. *Sistemas de Comunicação*. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1979. 399p.
31. 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.
32. MACHADO, D. S. *Análise do padrão de movimento de marcha baseada em curvas de intensidade-tempo de forças de reação*. 2001. 68 p. Dissertação (Mestrado em Treinamento Esportivo) - EEEFTO, UFMG, Belo Horizonte, 2001.
33. 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.
34. McCULLOCH, W.S.; PITTS, W. *Perceptrons: an introduction to computational geometry*. MIT Press, Massachusetts, 1969.
35. MENZEL, H-J. Diferenças inter e intra-individuais do padrão de movimento no lançamento de dardo. *Revista Brasileira de Biomecânica*, São Paulo, ano 2, n. 2, p. 61-67, maio 2001a.
36. MENZEL, H-J. Inter-individual differences of movement patterns in the javelin throw. In: XVII CONGRESS OF INTERNATIONAL SOCIETY OF BIOMECHANICS, 17, 1999, Calgary. *Abstracts of XVII ISBS*. Calgary: Cowan University, 1999b. p.126.
37. MENZEL, H-J. Intra-individual differences of movement patterns in the javelin throw. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON BIOMECHANICS IN SPORTS, 16, 1998, Konstanz: *Proceedings I of the XVI International Symposium on Biomechanics in Sports*, Konstanz: Universitätsverlag, 1998, p.525-528.
38. MENZEL, H-J; ANDRADE, A. G. P.; MACHADO, D. S.. Análise das forças de reação na marcha em diferentes velocidades baseada na normalização. *Revista Brasileira de Biomecânica*. São Paulo, ano 4, n. 7, p. 15-20, novembro 2003.

39. MILLER, S.; BARTLETT, R. The relationship between basketball shooting kinematics, distance and playing position. *Journal of Sports Sciences*, n. 14, p.243-253, jan.1996.
40. PARMA, G.G.; MENEZES, B. R.; BRAGA, A. P. Sliding mode algorithm for training multi-layer neural networks. *IEE Electronics Letters*, 38(1): 97-98
41. PERRY, J. *Gait Analysis, Normal and Pathologic Function*. Thorofare, NJ, SLACK inc., 1992.
42. RIEDMILLER, M.; BRAUN, H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm. In *Proc. Of the IEEE Intl. Conf. On Neural Networks*, pages 586-591, San Francisco, CA.
43. RUMELHART, D. E.; MCCLELLAND, J. L. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition: Foundations*. MIT Press, Cambridge, MA, 1986.
44. SAVELBERG, H; HERZOG W. Prediction of dynamic tendon forces from electromyographic signals: An artificial neural network approach, *Journal of Neuroscience Methods*, 78, 1997. p.65-74.
45. SCHOBESBERGER, H; PEHAM, C. Computerized Detection of Supporting Forelimb Lameness in the Horse Using an Artificial Neural Network, *The Veterinary Journal*, 163, 2002. p.77-84
46. 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.
47. SCHÖLLHORN, W. Practical consequences of biomechanically determined individuality and fluctuations on motor learning. In: CONGRESS OF THE INTERNATIONAL SOCIETY OF BIOMECHANICS, 17, 1999, Calgary. *Book of abstracts, XVIIth Congress of the International Society of Biomechanics*, Calgary: Holly Hanna, 1999. p.147.
48. SCHÖLLHORN, W. Process-oriented analysis of movement patterns. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON BIOMECHANICS IN SPORTS, 14, 1993, Paris. *Proceedings II of XIV International Symposium on Biomechanics in Sports*. Paris, 1993.
49. SCHÖLLHORN, W.; BAUER, H. Identifying individual movement styles in high performance sports by means of self-organizing Kohonen maps. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON BIOMECHANICS IN SPORTS, 16, 1998, Konstanz. *Proceedings I of the XVI International Symposium on Biomechanics in Sports*, Konstanz: UVK , 1998. p.574-577.

50. 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.
51. 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.
52. SCHÖLLHORN, W. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 19, 2004.p. 876-898.
53. 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.
54. 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.
55. WU, W-L.; SU, F-C. Potential of the back propagation neural network in the assessment of gait patterns in ankle arthrodesis. *Clinical Biomechanics*, 15, 2000. p.143-145
56. SU, F-C.; WU, W-L. Design and testing of a genetic algorithm neural network in the assessment of gait patterns. *Medical Engineering & Physics*, 22, 2000.p. 67-74

## 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 2004

---

**Assinatura do voluntário**

