

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS

ESCOLA DE VETERINÁRIA

**ANÁLISE DO PADRÃO CINEMÁTICO DA MARCHA EM
EQUINOS POR MEIO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

André Gustavo Pereira de Andrade

**Belo Horizonte
Minas Gerais
Escola de Veterinária / UFMG
2009**

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

ANÁLISE DO PADRÃO CINEMÁTICO DA MARCHA EM EQUINOS POR MEIO DE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

André Gustavo Pereira de Andrade

Tese apresentada à Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial para a obtenção do grau de Doutor em Zootecnia

Área: Genética e Melhoramento Animal

Orientador: Prof. Dr. José Aurélio Garcia Bergmann

**Belo Horizonte
Minas Gerais
Escola de Veterinária / UFMG
2009**

ANÁLISE DO PADRÃO CINEMÁTICO DA MARCHA EM EQUINOS POR MEIO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

André Gustavo Pereira de Andrade

Tese de Doutorado submetida à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Zootecnia da Universidade Federal de Minas Gerais, como parte dos requisitos necessários a obtenção do grau de Doutor em Zootecnia.

Aprovada em 12 de maio de 2009.

Por:

Banca examinadora:

Prof. Dr. José Aurélio Garcia Bergmann

Prof. Dr. Alessandro Moreira Procópio

Prof. Dr^a. Ângela Maria Quintão Lana

Prof. Dr^a Maria Coeli Gomes Reis Lage

Prof. Dr. Martinho de Almeida e Silva

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a Deus, aos meus pais, ao meu filho André e a Renata companheira de todas as horas, que com seu infinito amor me possibilita evoluir a cada momento. Esse trabalho tem muito da participação de vocês.

AGRADECIMENTOS

As conquistas mais importantes são aqueles que semeamos e colhemos juntos, hoje sou melhor não só intelectualmente, mas moralmente e isso não seria possível sozinho. Agradeço aos meus pais, exemplo de amor e caráter, essa conquista é nossa! A minha noiva Renata, companheira, amiga, um anjo em minha vida. Ao meu filho, minha continuação. Ao amigo Leopoldo, companheiro de todas as horas, um abraço fraternal. Aos professores, por me apresentarem tantas possibilidades, e contribuírem na minha formação em especial Prof. Dr. Marcelo Azevedo Costa, Prof. Dr. Antônio de Pádua Braga, Prof. Dr. Alessandro Procópio e Prof. Ms. Mitzem Bretas. Ao Prof. Dr. Hans Menzel e as reuniões científicas, que permaneçam. Ao meu orientador Prof. Dr. José Aurélio, que com paciência e atenção sempre permitiu expor minhas opiniões, foi prazeroso aprender com um profissional competente e conviver com um ser humano de tanto caráter! E acima de tudo, obrigado a Deus, pelos momentos de inspiração. A todos que com generosidade e carinho me auxiliaram nesta evolução o meu mais sincero agradecimento. Obrigado!

EPIGRAFE

“O princípio não tem fim. O fim também não. Tudo é princípio que jaz no cristal do movimento, que pode se ver quando já não está. Por isso o rumo se mantém quando se vai em sua busca. E o resultado esquece de si mesmo. Se a meta não é o agora, a busca é em vão.”

(Kung Tien)

SUMÁRIO	Página
RESUMO / ABSTRACT	15/16
INTRODUÇÃO	17
REFERÊNCIAS	20
CAPÍTULO 1 – REVISAO DE LITERATURA	22
1.1 ANÁLISE BIOMECÂNICA DO ANDAMENTO EQUINO	22
1.2 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS	26
1.2.1 NEURÔNIOS BIOLÓGICOS	27
1.2.2. NEURÔNIOS ARTIFICIAIS	27
1.2.3 TIPOS DE FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO	30
1.2.4 APRENDIZAGEM DE UMA RNA	32
1.2.5 TREINAMENTO DO PERCEPTRON MULTI-CAMADAS (MLP)	32
1.2.6 ALGORITMO MULTI-OBJETIVO	35
1.2.7 O MÉTODO LASSO	36
1.2.8 IMPLEMENTAÇÃO DA METODOLOGIA LASSA ÀS REDES NEURAIIS (MOBJ-LASSO)	39
REFERÊNCIAS	40
CAPÍTULO 2 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO RACIAL DE EQUINOS MARCHADORES POR MEIO DA ANÁLISE CINEMÁTICA	45
RESUMO/ABSTRACT	45
2.1 INTRODUÇÃO	46
2.2 MATERIAL E MÉTODOS	48
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	57
2.4 CONCLUSÕES	59
2.5. SUGESTÕES PARA ESTUDOS FUTUROS	59
REFERÊNCIAS	60
CAPÍTULO 3 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS COM O USO DE	63

**CARACTERÍSTICAS CINEMÁTICAS NO ESTUDO DO COMPRIMENTO DA
PASSADA DE EQUINOS DA RAÇA MANGALARGA**

RESUMO/ ABSTRACT	63
3.1 INTRODUÇÃO	64
3.2 MATERIAL E MÉTODOS	65
3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	77
3.4 CONCLUSÕES	82
REFERÊNCIAS	83

CAPÍTULO 2 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO RACIAL DE EQUINOS MARCHADORES POR MEIO DA ANÁLISE CINEMÁTICA

Tabela 1 – Identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *back-propagation* (BP) a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída 57

Tabela 2 – Identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento multi-objetivo (MOBJ) a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída 57

Tabela 3 – Validação cruzada no problema de identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *back-propagation* a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída (20 % dos dados foram utilizados para validar e 80% para treinar a rede) 58

Tabela 4 – Validação cruzada no problema de identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento multi-objetivo a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída (20 % dos dados foram utilizados para validar e 80% para treinar a rede) 58

CAPÍTULO 3 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS COM O USO DE CARACTERÍSTICAS CINEMÁTICAS NO ESTUDO DO COMPRIMENTO DA PASSADA DE EQUINOS DA RAÇA MANGALARGA

Tabela 1: Observações individuais e estatística descritiva para as variáveis comprimento, velocidade, e frequência das passadas. 77

Tabela 2: Comparação entre os dois grupos para as variáveis frequência, comprimento da passada e velocidade 78

Tabela 3: Teste t-independente realizado na comparação das medidas lineares 78

Tabela 4: Notas atribuídas pelos árbitros a três animais e tamanho da passada obtida na filmagem 79

Tabela 5: Identificação do tamanho da passada utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento <i>multi-objetivo</i> (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO) a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída.	79
Tabela 6 – Identificação do tamanho da passada utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento <i>multi-objetivo</i> (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO) a partir da matriz de medidas lineares, com a rede tendo oito neurônios na entrada, seis neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída	80
Tabela 7 – Identificação do tamanho da passada utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento <i>multi-objetivo</i> (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO) a partir da matriz de ângulos e medidas lineares, com a rede tendo oito neurônios na entrada, seis neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída	80
Tabela 8 – Variáveis deixadas pelo MOBJ-LASSO ao final do treinamento e valor de acurácia da rede	82

LISTA DE FIGURAS	Página
CAPÍTULO 1 - REVISAO DE LITERATURA	
Figura 1: Modelo de um neurônio	28
Figura 2: Transformação afim produzida pela presença de um bias (b_k).	29
Figura 3: Outro modelo de neurônio	30
Figura 4: Esquema de uma rede MLP com duas camadas escondidas	33
Figura 5. Conjunto Pareto-otimo e os pontos de mínimo das funções objetivo	36
Figura 6. Superfície de erro do Perceptron para o conjunto de treinamento	37
Figura 7. Contornos das funções de erro, norma e LASSO.	38
 CAPÍTULO 2 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO RACIAL DE EQUINOS MARCHADORES POR MEIO DA ANÁLISE CINEMÁTICA	
Figura 1: Visão esquemática do local de filmagem (1. Fundo homogêneo de madeirite, 2. Pista de filmagem com 1m largura e 15m de comprimento, 3. Filmadora fixada à um tripé à 20 m da pista em uma perpendicular ao centro, 4. Computador, 5. Placa de identificação do animal e repetições, 6. Iluminação e 7. Régua de calibração – 2m, em posição 7 horizontal e 7' vertical).	48
Figura 2. Representação dos 12 marcadores reflexivos	50
Figura 3: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e a horizontal que passa por 1	51
Figura 4: Ângulo formado pelos marcadores 2, 3 e a horizontal que passa por 2	51
Figura 5: Ângulo formado pelos marcadores 3, 5 e a horizontal que passa por 3	52
Figura 6: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e a horizontal que passa por 7	52
Figura 7: Ângulo formado pelos marcadores 8, 9 e a horizontal que passa por 8	53
Figura 8: Ângulo formado pelos marcadores 9, 11 e a horizontal que passa por 9	53
Figura 9: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e 3 no membro anterior	54

Figura 10: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e 9 no membro posterior. 54

Figura 11: Análise de Componentes Principais ilustrativo utilizando os pesos finais ajustados pela rede utilizando o algoritmo de treinamento multi-objetivo em que percebe-se a separabilidade dos padrões raciais 59

CAPÍTULO 3 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS COM O USO DE CARACTERÍSTICAS CINEMÁTICAS NO ESTUDO DO COMPRIMENTO DA PASSADA DE EQUINOS DA RAÇA MANGALARGA

Figura 1: Visão esquemática do local de filmagem (1. Fundo homogêneo de madeirite, 2. Pista de filmagem com 1m largura e 15m de comprimento, 3. Filmadora fixada à um tripé à 20 m da pista em uma perpendicular ao centro, 4. Computador, 5. Placa de identificação do animal e repetições, 6. Iluminação e 7. Régua de calibração – 2m, em posição 7 horizontal e 7' vertical). 67

Figura 2. Representação dos 12 marcadores reflexivos 68

Figura 3: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e a horizontal que passa por 1 69

Figura 4: Ângulo formado pelos marcadores 2, 3 e a horizontal que passa por 2 70

Figura 5: Ângulo formado pelos marcadores 3, 5 e a horizontal que passa por 3 70

Figura 6: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e a horizontal que passa por 7 71

Figura 7: Ângulo formado pelos marcadores 8, 9 e a horizontal que passa por 8 71

Figura 8: Ângulo formado pelos marcadores 9, 11 e a horizontal que passa por 9 72

Figura 9: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e 3 no membro anterior. 72

Figura 10: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e 9 no membro posterior. 73

Figura 11: Exemplo de mensuração de comprimento da passada em metros, de 2,36 m e tempo da passada e tempo total da passada de 0,520 segundos, entre dois apoios consecutivos do membro anterior esquerdo. 74

Fonte: Bretas, 2006 p. 34

Figura 12. Amplitude dos pesos para as 28 medidas lineares utilizadas pelos métodos MOBJ e MOBJ – LASSO com 6 neurônios na camada intermediária. 79

LISTA DE ABREVIATURAS

ADALINE *adaptive linear neuron*

BP *retropopagação(backpropagation)*

LASSO *least absolute shrinkage and selection operator*

MCP McCulloch and Pitts (modelo de rede neural proposto em 1943)

MLP *redes neurais de múltiplas camadas (multilayer perceptron)*

MOBJ Multi-Objetivo

MOBJ LASSO Multi-Objetivo Lasso

RNA *Redes Neurais Artificiais*

LISTA DE SÍMBOLOS

b vetor de polarização da RNA

d vetor de saída desejada da RNA

$E(n)$ soma instantânea dos erros quadráticos ou energia do erro na iteração n

$e(\mathbf{w}, t)$ soma do erro quadrático de saída da RNA no instante t

e vetor do erro de saída da RNA

$l = 0, 1, \dots, L$ número de camadas da rede MLP sendo L a profundidade da rede

ml tamanho (número de neurônios) da camada l da rede MLP

N total de padrões (exemplos) contidos no conjunto de treinamento da RNA

$sign(\cdot)$ a função sinal

x vetor de entrada da RNA

$\|\mathbf{x}\|$ norma euclidiana (comprimento) do vetor **x**

$|x|$ valor absoluto (magnitude) de um escalar x

y vetor de saída da RNA

w vetor de peso

W matriz de peso

w* vetor de peso ótimo

Δw pequena variação aplicada ao peso w

δ_j gradiente local do neurônio j da rede MLP

ε número real maior que zero

η parâmetro da taxa de aprendizado

$\varphi_j(\cdot)$ função de ativação não-linear do neurônio j

RESUMO

No experimento que compõe o capítulo II, avaliaram-se 39 equinos adultos (29 machos e 10 fêmeas), campeões ou reservados campeões de andamento em exposições nacionais das raças Campolina, Mangalarga, Mangalarga Marchador e Pampa, cujas imagens digitalizadas de oito ângulos dos membros foram utilizadas para caracterizar o padrão do andamento dessas raças e para comparar os algoritmos multi-objetivo (MOBJ) e *back-propagation* (BP) em um sistema de Redes Neurais Artificiais aplicadas para identificação racial. O padrão de movimento de cada animal foi identificado em ciclo de três passadas e, como informação de entrada para as Redes Neurais Artificiais, foi utilizada a variável delta, calculada como a diferença entre os valores máximo e mínimo de cada ângulo. As imagens foram obtidas por câmera com frequência de aquisição de 200 Hz, conectada a um computador e digitalizadas por meio do aplicativo Simi Motion 3D, versão 7.2. As rotinas, implementadas em ambiente Matlab 7.0, foram executadas 100 vezes para possibilitar o desempenho médio de classificação. A acurácia média de identificação das raças foi de 98,4 % para o MOBJ e de 93,0% para o BP. Na validação cruzada, o desempenho do MOBJ foi de 95,1%, melhor do que o do BP (84,1%). O algoritmo MOBJ mostrou-se melhor em relação ao método padrão (BP), tanto na capacidade de generalização, quanto nas estatísticas acurácia, sensibilidade e especificidade para a identificação do padrão racial, porque o MOBJ minimiza tanto o erro quanto a norma dos pesos, e o BP minimiza apenas o erro quadrático médio. No experimento que compõe o capítulo III, utilizaram-se 36 equinos adultos (26 machos e 10 fêmeas) da raça Mangalarga, participantes da exposição nacional da raça, para investigar a aplicabilidade de Redes Neurais Artificiais no estudo do comprimento da passada. Foram utilizadas como variáveis de entrada 28 medidas lineares e as imagens digitalizadas de oito ângulos dos membros para caracterizar o padrão do andamento e comparar os algoritmos multi-objetivo (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO), em um sistema de Redes Neurais Artificiais. O padrão do movimento de cada animal foi identificado em ciclo de três passadas e, como informação de entrada para as Redes Neurais Artificiais, foi utilizada a variável angular delta e as 28 medidas lineares. A acurácia média de identificação do comprimento de passada foi de 98,3% para o MOBJ e de 97,2% para o MOBJ-LASSO. Na validação cruzada, o desempenho do MOBJ foi de 96,0%, semelhante ao MOBJ-LASSO (96,5%). O algoritmo MOBJ-LASSO por eliminar entradas e realizar seleção automática de parâmetros da rede mostrou-se melhor em relação ao algoritmo MOBJ, tornando-o uma ferramenta mais efetiva de identificação das características mais informativas para as redes neurais. Assim, das 36 informações utilizadas na entrada da rede (8 ângulos e 28 medidas lineares), o MOBJ-LASSO selecionou os ângulos do carpo, o jarrete e o comprimento da canela posterior como variáveis cinemáticas que melhor definem o comprimento da passada.

Palavras-chave: classificação racial, algoritmo multi-objetivo, algoritmo multi-objetivo Lasso, árbitro, variável cinemática

ABSTRACT

A total of 39 adult horses (29 male and 10 female), gait champions and reserved champions of Campolina, Mangalarga, Mangalarga Marchador and Pampa breeds at national expositions, were analyzed by the experiment described in chapter II. For characterization of the gait pattern of the different breeds, 8 different joint angles, obtained by video film digitalization were processed by artificial neural nets (ANN) with multi-objective algorithm (MOBJ) and back propagation (BP). The video frequency was 200 Hz and the digitalization software was Simi Motion 3D, version 7.2. The movement pattern of each animal was obtained by the analysis of three step cycles. As input information for the ANNs was calculated the variable “delta” as the difference between the maximum and minimum value of each joint angle. The routines, implemented by Matlab 7.0 software, were executed 100 times in order to enable a mean performance of classification. The mean accuracy for breed identification was 98.4% for MOBJ and 93.0% for BP. For cross validation MOBJ resulted in a better performance (95.1%) than BP (84.1%) concerning the generalization, accuracy statistics, sensibility and specificity, because the MOBJ simultaneously minimize of the error and the norm weights by MOBJ and BP only minimize mean square error. 26 adult horses (26 male and 10 female) of Mangalarga breed, participants of the national exposition, were analyzed by the experiment described in chapter III, to evaluate the applicability of ANN for the prediction of step length. 28 linear measurements and 8 joint angles obtained by video film analysis were used for analysis. The objective was to characterize the gait pattern and to compare the algorithms multi-objective and multi-objective LASSO (MOBJ-LASSO). The movement pattern of each animal was obtained by the analysis of three step cycles. The input variables of the ANN were the variable “delta” (difference between maximum and minimum joint angles) and the 28 linear measurements. The mean accuracy for step length prediction was 98.3% for MOBJ and 97.2% for MOBJ-LASSO. For cross validation MOBJ (96.0%) and MOBJ-LASSO (96.5%) showed similar performance. The MOBJ-LASSO is a better algorithm than MOBJ, it is able to eliminate inputs and to perform an automatic selection of parameters for the ANN. That way, the ANNs become more effective for the identification of relevant variables. The MOBJ-LASSO routine selected four (three joint angles and one linear measurement) of the 36 variables (28 linear measurements and 8 joint angles) to better define the step length.

Key words: breed classification, judge, multi-objective algorithm, multi-objective LASSO algorithm, cinematic variable

INTRODUÇÃO

Frequentemente, ao caminhar pela rua, o indivíduo necessita de uma fração de segundos para determinar se a pessoa que se aproxima é homem ou mulher e se ela é familiar ou uma completa desconhecida. O olho humano, que captura a imagem, e o cérebro humano, que a processa, formam um sistema poderoso de reconhecimento e identificação. Depois de algum treinamento, o observador é também capaz de julgar a qualidade do andar da pessoa (sua marcha) e determinar se o padrão em particular é gracioso e coordenado, ou desajeitado e descoordenado (BACK e CLAYTON, 2002). Isso é válido não somente na observação de pessoas se movendo em diferentes atividades (e.g. caminhada ou corrida), como também na avaliação das características morfológicas e de desempenho dos equinos.

Tradicionalmente, a análise subjetiva de um árbitro experiente determina o resultado em provas de adestramento dos equinos. A avaliação destes animais para a inclusão, ou não, nos registros das associações de raças também passa pelo olhar experiente de um avaliador, que julga a caracterização racial e o andamento utilizando a análise visual (CLAYTON e SCHAMHARDT, 2002).

No Brasil, em raças equinas (e.g. Campolina, Mangalarga Marchador e Mangalarga) cujo andamento marchado é o foco do julgamento, os árbitros avaliam, por meio da análise qualitativa (ou visual), certos atributos do movimento, como, por exemplo, o desenvolvimento que é a resultante de passadas amplas, elásticas, desevolvas e equilibradas, de modo a cobrir maior distância com menor número de passadas, características apresentadas no ritmo do andamento natural (LAGE, 2001;

PROCÓPIO et al., 2007; BRETAS, 2006) sendo este, dentre outros fatores, o determinante da nota final atribuída à qualidade da marcha do animal.

Entretanto, esse tipo de avaliação da marcha, baseado no julgamento de um observador, carrega todos os riscos inerentes à subjetividade e, quase sempre, leva à discordância entre os próprios árbitros (BACK et al., 1994).

Aceita-se também que os criadores de cavalos gostariam de ser capazes de escolher os potenciais vencedores nas diversas provas de marcha em uma idade precoce; e tal identificação requer a predição acurada da qualidade da marcha do cavalo adulto. Muito tempo e recursos são investidos no adestramento e no treinamento de animais jovens que nunca atingirão o nível competitivo. Assim, na área zootécnica, há necessidade da utilização de critérios objetivos, por exemplo, na seleção de potros, para predizer, em idade precoce, os animais com maior potencial de qualidade da marcha (BACK; SCHAMHARDT; HARTMAN, 1995).

A análise qualitativa do movimento é também muito utilizada na clínica dos equinos, principalmente no diagnóstico da claudicação. A qualidade e o grau da claudicação podem ser determinados pela observação do deslocamento do animal em linha reta ou em esteira (SCHOBESBERGER e PEHAM, 2002). Enquanto a repetibilidade dos escores de claudicação obtidos por médico veterinário clínico experiente é alta (BACK et al., 1993), existe considerável variação do escore entre dois ou mais profissionais (KEEGAN et al., 1998).

Portanto, existem várias situações na equideocultura em que a avaliação qualitativa é inadequada, sendo desejável a utilização de métodos quantitativos para a

análise do movimento, que ofereçam maior confiabilidade, sem o viés inerente à avaliação subjetiva (BACK e CLAYTON, 2002).

Semelhante ao que ocorreu na avaliação dos atletas humanos dos esportes olímpicos, a equideocultura tem se beneficiado da busca por sistemas de análises do movimento com a utilização de câmeras e filmes de alta resolução. Esta tecnologia, aliada a métodos ópticos e computacionais, possibilita a produção de diagramas e gráficos cujos resultados podem ser empregados para avaliar a adequação do treinamento e do condicionamento atlético do animal, auxiliar na obtenção de melhores resultados em competições esportivas, contribuir para os diagnósticos de distúrbios locomotoras, além de oferecer dados preliminares que possam ser utilizados nas avaliações da recuperação clínica do animal (BACK et al., 1993; FREDRICKSON et al., 1980).

Desta forma, estudos buscam aprimorar as técnicas de avaliação do andamento dos equinos, tendo por base a biomecânica, disciplina que descreve e explica os movimentos utilizando termos, métodos e leis da mecânica (LEACH, 1983). No caso dos equinos, a análise biomecânica pode se referir aos aspectos do rendimento atlético, da morfologia e da prevenção de lesões (CHRISTOVÃO et al., 2007).

A análise cinemática permite quantificar as características da marcha equina, que tradicionalmente são determinadas qualitativamente durante a avaliação visual. Os resultados são medidas temporais (e.g. tempo da passada), lineares (e.g. comprimento da passada) e angulares (e.g. flexão do carpo) que descrevem o movimento dos segmentos corporais e ângulos das articulações. Geralmente ela é a ferramenta preferida pelos pesquisadores

quando as questões de interesse são a identificação do animal que se move mais rápido, o que apresenta maior comprimento da passada e a identificação dos diferentes padrões do movimento (ROBERTSON et al., 2004).

A análise cinemática utiliza várias informações tais como, ângulos de várias articulações, suas derivadas temporais (e.g. velocidade e aceleração) e medidas lineares, o que constitui vantagem em termos de constituição de banco de dados com maior número de características, mas cujas análises apresentam algumas dificuldades em decorrência do grande número dessas, sua multi-dimensionalidade e a multicolinearidade entre elas (CHAU, 2001).

Quanto à abordagem metodológica, deve-se ressaltar que a aplicação dos métodos estatísticos tradicionais, como correlações e os testes de comparação de médias, pode não ser o mais adequado, pois os dados cinemáticos coletados durante o movimento apresentam dependência temporal e não-estacionariedade (CHAU, 2001). Com o objetivo de verificar diferenças atribuídas a fatores específicos, tais como a frequência da passada, e quantificar mudanças atribuídas ao treinamento e, ou, ao tratamento do animal, é necessário acessar a similaridade e as diferenças entre as formas das curvas, e para isso são utilizadas derivações matemáticas complexas (LEURGRANS; MOYEED; SILVERMAN, 1993). Além disso, os dados coletados podem não apresentar distribuição normal, podem estar correlacionados entre si (BACK e CLAYTON, 2002) e interagirem de maneira complexa e não-linear, o que se deve à dinâmica intrínseca do movimento, seja ele humano ou animal (VAN EMMERIK; WAGENAAR, 1996).

No que diz respeito à redução de dimensionalidade dos dados, a maioria dos estudos utilizam técnicas da estatística multivariada como a análise de componentes principais, a análise fatorial e a análise de correspondência múltipla para tentar reduzir a quantidade de dados sem perder a informação (CHAU, 2001).

Recentemente, para o tratamento e a análise de dados com as características acima descritas, métodos de classificação não-lineares (Redes Neurais Artificiais) têm sido aplicados e seus resultados comparados a classificadores estatísticos mais clássicos (LAFUENTE et al., 1998; ANDRADE, 2005). Dentre os classificadores estatísticos empregados na análise da marcha humana pode-se citar o Classificador Bayesiano e a análise de Fisher, que criam regiões lineares ou quadráticas de separação e necessitam de informação inicial dos dados (DUDA; HART, 1997).

A abordagem de Redes Neurais Artificiais (RNA) foi desenvolvida no final da década de 80 e início da de 90 e tem sido aplicada com eficiência em diferentes áreas, com um crescimento rápido e sinérgico com técnicas da Biomecânica Clínica. Schöllhorn (2004) publicou extensa revisão a respeito da utilização de Redes Neurais Artificiais na análise biomecânica da marcha humana.

Percebe-se, entretanto, pouca utilização das Redes Neurais Artificiais nas análises de dados da marcha equina e, quando esta ocorre, tem sido mais na área clínica (e.g. detecção de claudicação). A título de ilustração, citam-se Schobesberger e Peham (2002) que, por meio de análise cinemática combinada às Redes Neurais Artificiais, foram capazes de identificar animais claudicantes, independente da avaliação e do diagnóstico clínico do Médico-Veterinário.

Muitos outros estudos também atestaram a aplicabilidade e a eficiência das Redes Neurais Artificiais em aplicações na análise clínica de equinos (SAVELBERG et al., 1997; SAVELBERG e HERZOG, 1997; LIU et al., 1999).

No entanto, não foram encontrados na literatura estudos que avaliem a aplicação das Redes Neurais Artificiais para a análise de variáveis biomecânicas, obtidas com o auxílio da cinemática, relacionados aos aspectos zootécnicos dos equinos, tais como a identificação do padrão do andamento nas diferentes raças, e entre indivíduos dentro de raça, assim como na identificação de variáveis associadas ao desempenho dos animais. Sendo assim, o presente estudo apresenta três objetivos, divididos em capítulos:

1. O Capítulo 1 traz uma revisão da literatura dos métodos de análise biomecânica e da cinemática que têm sido aplicados para avaliar o padrão do movimento dos equinos, e a descrição de Redes Neurais Artificiais.
2. O Capítulo 2 trata da aplicação do novo algoritmo de treinamento em Redes Neurais Artificiais (Multi-Objetivo) na classificação racial (Mangalarga Marchador, Mangalarga, Campolina e Pampa), por meio da análise cinemática do padrão do andamento.
3. No Capítulo 3 é utilizada a versão modificada do algoritmo empregado no capítulo anterior (Multi-Objetivo Lasso) na avaliação de indivíduos por meio de medidas cinemáticas e morfométricas associadas ao comprimento da passada, característica usualmente utilizada para o julgamento do quesito rendimento da marcha, por parte dos

árbitros, em julgamentos de animais da raça Mangalarga.

REFERÊNCIAS

ANDRADE, A. G. P. *Comparação entre dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da marcha*. 2005. 84p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.

BACK, W.; BARNEVELD, A.; VAN WEEREN, P.R. et al. Kinematic gait analysis in equine carpal lameness. *Acta Anat.*, v.146, p.86- 89, 1993.

BACK, W.; CLAYTON, H. *Equine locomotion*. London: W.B. Saunders, 2001. 384p.

BACK, W.; BARNEVELD, A.; BRUIN, G.; SCHAMHARDT, H. C.; HARTMAN, W. Kinematic detection of superior gait quality in young gait warmbloods. *The Veterinary Quartely*, v 16, p 91- 96, 1994

BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; HARTMAN, W. Predictive value of foal kinematics for the locomotor performance of adult horses. *Research in Veterinary Science*. v.54, p 64-69, 1995

BRETAS, M. S. *Associações entre características morfométricas e cinemáticas de equinos da raça Campolina*. 2006. 82f. Dissertação (Mestrado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.

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.

CLAYTON, H. M.; SCHAMHARDT, H. C. Measurement techniques for gait analysis. In: BACK, W.; CLAYTON, H. *Equine locomotion*. London, W.B. Saunders, 2002. p. 55-75.

CHRISTOVÃO, F.G.; BARROS, R.M.L.; FREITAS, E.V.V.; LACERDA-NETO, J.C. ; QUEIROZ-NETO, A. Análise cinemática tridimensional do movimento de equinos em esteira rolante *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.4, p.862-868, 2007

DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. *Pattern classification*. 2nd Edition, 1997, 520p.

FREDRICSON, I.; DREVEMO, S.; DALIN, G.; HJERTÉN, G.; BJÖRNE, K. The application of high-speed cinematography for the quantitative analysis of equine locomotion. *Equine Vet. J.*, Newmarket, v.12, n. 2, p. 54-59, 1980.

KEEGAN, K. G.; WILSON, D. A. et al.. Evaluation of mild lameness in horse gait on a treadmill by clinicians and interns or residents and correlation of their assessments with kinematic gait analysis. *Am. J. Vet. Res.* v. 59, p.1370-1377, 1998

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

LAGE, M. C. G. R. *Caracterização morfométrica, dos aprumos e do padrão de deslocamento de equinos da raça Mangalarga Marchador e suas associações*

- com a qualidade da marcha*. 2001. 114f. Dissertação (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.
- LEACH, D. H. A review of research on equine locomotion and biomechanics. *Equine Vet. J.*, Newmarket, v. 15, n. 2, p. 93-102, 1983.
- 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.
- LIU, M. M.; HERZOG, W.; SAVELBERG, H. H. Dynamic muscle force prediction from EMG: an artificial neural network approach. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, v.9, p.391-400, 1999
- PROCÓPIO, A. M.; BERGMANN, J.A.G.; MENZEL, H.J; BRÊTAS, M. S.; HERR, J.; FANTINI, C.H. Curvas ângulo-tempo das articulações dos equinos marchadores *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.1, p.41-48, 2007
- ROBERTSON, D. G. E.; CALDWELL, G. E.; HAMILL, J.; KAMEN, G.; WHITTLESEY, S. N. *Research Methods in Biomechanics*. USA: Human Kinetics, 2004. 309p.
- SAVERLBERG, H. H.; HERZOG, W. Prediction of dynamic tendon forces from electromyographic signals: an artificial neural network approach. *Journal of Neuroscience Methods*. V 78, p 65-74, 1997
- SAVELBERG, H. H.; VAN LOON, T.; SCHAMHARDT, H. C. Ground reaction forces in horses, assessed from hoof wall deformation using artificial neural networks. *Equine Veterinary Journal Supplement*. V.23, p.6-8, 1997
- 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
- SCHÖLLHORN, W. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 19, 2004.p. 876-898.

CAPÍTULO 1 – REVISÃO DE LITERATURA

1.1 ANÁLISE BIOMECÂNICA DO ANDAMENTO EQUINO

Os movimentos dos equinos podem ser descritos e analisados por meio das leis mecânicas. Os primeiros experimentos biomecânicos com equinos foram desenvolvidos no século XIX por vários autores. Marey em 1873 e 1894 estudou as características temporais, como tempo de suspensão e tempo de apoio, em diferentes andamentos aplicando pela primeira vez métodos cinematográficos. Muybridge, em 1887, utilizou várias câmeras fotográficas que foram acionadas em uma determinada seqüência para analisar a cinemática do galope. Em 1893, Lenoble du Teil, realizou os primeiros experimentos para medir a distribuição do peso dos equinos entre os membros anteriores e posteriores (citados por MENZEL, 2005).

A biomecânica pode ser definida como a disciplina que descreve e explica os movimentos utilizando termos, métodos e leis da mecânica (LEACH, 1983). No caso dos equinos, a análise biomecânica pode se referir aos aspectos do rendimento atlético, da morfologia e da prevenção de lesões (CHRISTOVÃO et al., 2007).

A biomecânica do rendimento tem como finalidade investigar a técnica do movimento, avaliando as variáveis que influenciam o desempenho do animal (SAVELBERG et al., 1994). Nestas análises, verifica-se a habilidade motora do

animal por meio de características como força muscular, amplitude e velocidade do movimento (CHRISTOVÃO et al., 2007).

A biomecânica morfométrica investiga a aptidão do animal para diversas tarefas e possibilita prever as suas futuras características morfológicas. As partes do animal, mesmo consideradas separadamente e com funções específicas, têm papel importante na sua dinâmica e harmonia (HERMSDORFF, 1956). Vários parâmetros são adotados como critério de avaliação morfológica. Entre os mais comuns, pode-se mencionar o comprimento de determinados ossos, como o úmero e o fêmur, a altura da cernelha, da garupa e do tórax, bem como o perímetro torácico, a largura e o arqueamento das costelas e a circunferência do metacarpo (BENNETT, 1990).

Cavalos marchadores velozes apresentam reduzidos tempos de apoio, com aumento deste tempo nos membros posteriores, em relação aos anteriores. Com base nestas observações, um teste motor foi desenvolvido por Barrey et al. (1995) para identificar os melhores trotadores que seriam capazes de realizar altas amplitudes e maiores frequências de passada.

Por sua vez, a biomecânica preventiva tem como princípio investigar os limites mecânicos do corpo do equino e de suas partes, como os ossos, os tendões, os ligamentos e as cartilagens, além de identificar as cargas mecânicas envolvidas nos diferentes movimentos, como a corrida e o salto, em diferentes ambientes e superfícies (CHRISTOVÃO et al., 2007).

As bases da descrição biomecânica são a cinemetria e a dinamometria, ambas caracterizadas pela exatidão e diferenciação e por limitarem exclusivamente a descrição de fenômenos (MENZEL, 1999). A análise cinemática mede a geometria do movimento sem considerar as forças que o causam, ao passo que a análise dinâmica estuda as forças responsáveis pelo movimento. Os instrumentos mais utilizados para mensurar variáveis dinâmicas são a plataforma de força, os sensores de pressão e os acelerômetros. Os sensores mais comumente utilizados na plataforma de força são os “strain-gauges”, os piezoelétricos e os piezoresistivos, que transformam a informação da pressão aplicada à plataforma em sinal elétrico que é enviado ao computador.

No presente estudo, será abordada a análise cinemática da marcha equina. Outras informações sobre análise dinâmica da marcha em equinos podem ser encontradas em Barrey (1999).

A cinematografia de alta velocidade foi muito utilizada no passado, porém o método era caro e trabalhoso. Com o passar dos anos e os avanços tecnológicos, os equipamentos tornaram-se mais eficientes e de custo acessível. Hoje, as técnicas utilizadas para o estudo da cinemática baseiam-se em análises videográficas combinadas com programas de computador para avaliação do movimento, nos quais se trabalha, usualmente, com marcadores fixados em pontos anatômicos do corpo do animal para posterior digitalização das imagens ou com um sistema óptico eletrônico baseado na emissão e detecção de luz infravermelha a partir desses marcadores (LUNDBERG, 1996).

Em equinos, busca-se o desenvolvimento de sistemas de análises do movimento com a utilização de câmeras e

filmes de alta resolução, que aliados a métodos ópticos e computacionais que ofereçam diagramas e gráficos, possibilitem avaliar o aperfeiçoamento do treinamento e condicionamento físico do animal, melhorar os resultados em competições esportivas, possibilitar os diagnósticos de distúrbios locomotores, além de oferecer informações que possam ser utilizadas nas avaliações da recuperação do animal (BACK et al., 1993; FREDRICKSON et al., 1980).

A análise cinemática permite quantificar as características biomecânicas da marcha equina que usualmente são determinadas qualitativamente durante a análise visual. Os resultados são medidas temporais (e.g. tempo da passada), lineares (e.g. comprimento da passada) e angulares (e.g. flexão do carpo) que descrevem o movimento dos segmentos corporais e ângulos das articulações. Geralmente ela é a ferramenta preferida dos pesquisadores quando as questões de interesse são a identificação do animal que se move mais rápido, ou que apresente maior comprimento de passada e na identificação dos diferentes padrões de movimento (ROBERTSON et al., 2004).

Este tipo de análise pode ser de forma bi ou tri-dimensional, mas como os membros do cavalo deslocam-se primariamente no plano sagital, a maior parte da informação útil é capturada pela visão lateral. Assim, em muitas situações, o esforço extra de uma análise em três dimensões pode não se justificar. Com o objetivo de se obter variáveis cinemáticas em uma análise bi-dimensional, faz-se necessária a colocação de marcadores circulares reflexivos de 2 a 3 cm de diâmetro nas principais articulações do animal, sendo que marcadores maiores fornecem maior precisão se a resolução da câmera for pequena (SCHAMHARDT et al., 1993a).

A localização dos marcadores é feita de acordo com o objetivo do avaliador. O cálculo dos ângulos entre dois segmentos requer um mínimo de três marcadores. A repetibilidade no posicionamento dos marcadores também deve ser considerada, geralmente estes são colocados com o animal em estação e com o peso distribuído igualmente nos quatro membros. Se o cavalo não estiver com o peso corretamente distribuído, o posicionamento dos marcadores pode variar em até 0,5 cm (BACK E CLAYTON, 2002).

Uma decisão importante diz respeito à frequência de aquisição da câmera utilizada na filmagem. Uma câmera comercial padrão que filma com 30 quadros por segundo, não é capaz de detectar eventos que ocorrem em um curto período de tempo. Desta maneira, é importante utilizar câmeras de alta frequência de aquisição, capazes de detectar tais eventos. Deve-se ressaltar que as condições de luminosidade tornam-se mais críticas para frequências de aquisição maiores. Em estudos que analisam a marcha equina, a frequência de aquisição de 60 Hz parece adequada. Alguns pesquisadores adotam, por garantia, o dobro dessa frequência, principalmente quando analisam as derivadas do sinal obtido (e.g. velocidades das articulações são derivadas a partir dos ângulos). Um exemplo da importância da frequência de aquisição pode ser encontrado no estudo de Procópio et al., (2007), que identificou, por meio de filmagem com uma frequência de 250 Hz, fases de voo em alguns animais Mangalargas Marchadores. Visualmente ou com filmagem de baixa frequência essa observação não seria possível.

Durante a sessão de gravação os marcadores são iluminados por lâmpadas (usualmente de 300 a 500W) colocadas diretamente ao longo do eixo da lente da câmera. Se existir excesso de luz ambiente,

pode não ser possível digitalizar os marcadores. Dessa forma é importante controlar as condições de luminosidade, quando possível.

Além da questão da colocação dos marcadores, da frequência da câmera utilizada e da luminosidade, outro aspecto relevante no momento da coleta de dados é a calibração do espaço onde será feita a filmagem, que consiste em gravar duas imagens de um corpo de calibração padrão (e.g. barra com um metro de comprimento), na horizontal e outro na vertical, quando a análise for bi-dimensional. Se a filmagem for em três dimensões, o corpo de calibração pode ser um cubo com as dimensões definidas. Com essa calibração, tem-se um eixo de coordenadas onde pode-se determinar os deslocamentos dos marcadores, tanto da direção horizontal quanto da vertical. Efetuada a calibração, cada animal faz de três a cinco passadas válidas no plano de filmagem, que é suficiente para ter medidas confiáveis do padrão de movimento (DREVEMO et al., 1980a).

Após a captura, inicia-se a digitalização das imagens, especificando a posição dos marcadores em cada quadro da filmagem. Neste procedimento, pequenos erros são introduzidos, denominados de “ruídos” no sinal. O efeito do ruído não é grande em informações de deslocamento, mas pode ser importante em derivadas temporais, isto é, em dados de velocidade a aceleração (FIORETTI e JETTO, 1989).

A filtragem do sinal remove os ruídos de alta frequência, sendo que na literatura é sugerido um filtro digital passa-baixa com frequência de corte de 10 a 15 Hz em estudos envolvendo análises cinemáticas. Por fim, a normalização dos dados facilita as comparações entre diferentes animais padronizando certos parâmetros, como por exemplo, o tempo de apoio simples que é

expresso em termos percentuais da duração da passada (ROBERTSON et al., 2004).

Em resumo, o método cinemático utiliza um sistema de captura de imagens para gravar o movimento dos marcadores fixos às articulações do animal, seguido da digitalização manual ou automática para obter as coordenadas dos marcadores. Essas coordenadas são então processadas para se obter as variáveis cinemáticas que descrevem os movimentos dos segmentos corporais ou das articulações. Há duas possibilidades quanto ao registro das angulações, chamadas de ângulos absolutos ou segmentares.

Isso ocorre porque os ângulos são usualmente registrados em relação a sistema de referência absoluto ou como ângulos relativos ou articulares que medem a posição relativa de um segmento em relação ao outro (ROBERTSON et al., 2004). No presente estudo, as duas abordagens de análise dos ângulos serão utilizadas, pois suas informações permitem caracterizar mais adequadamente o padrão de movimento (MAH et al., 1994). O mesmo procedimento é adotado pela Biomecânica do Rendimento, quando o objetivo é identificar as principais variáveis que influenciam o desempenho do animal como, por exemplo, o comprimento de passada e a altura do salto (BACK et al., 1995).

Adicionalmente, a utilização da análise cinemática possibilita o estabelecimento de associações entre características morfométricas específicas e o desempenho atlético. A análise cinemática do movimento dos membros dos equinos tem ampliado o conhecimento sobre a função e a anatomia do sistema músculo-esquelético desta espécie (HUNT; THOMAS; STIEFEL, (1999); BADOUX, 1975). Segundo Barrey (1999), para melhorar os critérios de seleção e reduzir os

custos do treinamento dos animais, deveriam ser propostos testes de avaliação em cada área de pesquisa (biomecânica e fisiologia do exercício), com o objetivo de identificar precocemente animais com superioridade em determinadas características do padrão da marcha. Back et al (1995) utilizaram a análise cinemática com o objetivo de prever o padrão da marcha de animais adultos a partir da filmagem de potros. Os autores concluíram que as variáveis locomotoras de cavalos adultos podem ser preditas quantitativamente a partir de medidas em potros com quatro meses de idade. Santamaría et al. (2004) observaram variáveis cinemáticas e dinâmicas em 15 cavalos com pouca experiência em saltos. Os autores sugeriram que em estudos futuros deveria ser observado se o desempenho nos saltos poderia ser predito a partir da observação de saltos livres de cavalos jovens.

No Brasil, alguns estudos têm feito uso da análise cinemática e dos conhecimentos biomecânicos para descrever a marcha equina. Lage (2001) estudou características morfométricas e o padrão de deslocamento de animais da raça Mangalarga Marchador e suas associações com a qualidade da marcha, utilizando equipamento de vídeo VHS (16Hz) e analisando imagens quadro a quadro. Em suas conclusões, a autora cita que a análise das imagens digitalizadas indicou que a cinematografia da movimentação dos animais pode também servir como método de julgamento da marcha. Além disso, estas análises permitiram estabelecer os parâmetros biomecânicos do andamento dos cavalos que são úteis na prévia escolha de animais. Avaliações cinemáticas, utilizando câmera de alta resolução (250 imagens por segundo ou 250 hertz) e o programa computacional Simi Motion, foram realizadas em animais da raça Mangalarga Marchador por Procópio (2004), abrindo

uma linha de estudos que contribui para a descrição dos tipos de andamento encontrados nos animais e, futuramente, com desdobramentos para a implantação de programas de melhoramento para a característica marcha.

De posse dos dados, sejam as variáveis cinemáticas como ângulos, velocidades e/ou morfométricas, o problema passa a ser a metodologia de análise para posterior utilização na classificação, pois geralmente em estudos que envolvem análise do padrão da marcha em equinos deseja-se comparar grupos de animais (e.g. animais com e sem claudicação) com o objetivo de identificar as variáveis que podem caracterizar determinado padrão de movimento (SCHOBESBERGER e PEHAM, 2002). Diferentes metodologias para a análise dos dados em diversas situações de classificação da marcha humana têm sido propostas e, dentre elas, vale destacar o método de classificação não-linear (Redes Neurais Artificiais) que tem sido utilizado recentemente e seus resultados comparados com outros classificadores estatísticos (LAFUENTE et al., 1998; ANDRADE, 2005). Outros classificadores estatísticos empregados na análise da marcha humana são o classificador Bayesiano e a análise de Fisher (DUDA; HART, 1997). A abordagem de Redes Neurais Artificiais foi desenvolvida no final da década de 80 e início da de 90 e tem sido aplicada com enorme sucesso em diferentes áreas, com crescimento rápido no estudo da Biomecânica Clínica aplicada à marcha humana.

1.2 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

As Redes Neurais Artificiais têm sido aplicadas para a resolução de várias situações de alta complexidade e com grande número de variáveis nas mais diversas áreas do conhecimento. Inserida na grande área de inteligência artificial, as Redes Neurais Artificiais se destacam em aplicações de classificação e reconhecimento de padrões, aproximação de funções, controle de processos, processamento de sinais, entre outras (NIED, 2007).

As Redes Neurais Artificiais podem ser interpretadas como um modelo computacional de processamento de informação inspirado no comportamento de neurônios biológicos. Estes são constituídos de unidades de processamento inter-comunicantes organizadas em camadas. O modo como são localizadas as conexões entre essas unidades (neurônios) e o processamento executado por cada uma definem as diversas topologias de redes neurais artificiais.

O sucesso de uma aplicação baseada em Redes Neurais Artificiais depende principalmente da sua fase de aprendizado, período em que a rede é treinada para executar determinada tarefa. O treinamento de Redes Neurais Artificiais pode ser tratado como um problema de ajuste de superfície em um espaço de alta dimensionalidade. Esta dimensionalidade é dada pelo número de parâmetros livres da rede em questão. Deve-se, então, identificar parâmetros caracterizadores desta superfície a fim de garantir a máxima capacidade de generalização da rede neural artificial. Entende-se por generalização a capacidade de uma rede produzir, de forma satisfatória, saídas para entradas que não foram apresentadas durante a fase de treinamento. A capacidade de generalização se torna maior à medida que a função aproximada

por uma rede neural representa melhor a função geradora dos dados de treinamento (HAYKIN, 2001). A topologia de uma rede neural artificial, definida pelo número de neurônios em cada camada e funções de ativação, o conjunto de padrões utilizados no treinamento e o método de ajuste de seus parâmetros livres são fatores que influenciam a capacidade de generalização. Considerando um conjunto de treinamento adequado, ou seja, estatisticamente representativo, o ajuste dos valores dos parâmetros e a sua topologia definirão a capacidade da rede fazer um mapeamento satisfatório do conjunto de treinamento e prover uma elevada capacidade de generalização. A literatura disponibiliza vários processos de aprendizagem destinados aos diversos tipos de redes neurais artificiais. Para cada processo de aprendizagem existem algoritmos de treinamento, discutidos a seguir, que visam a ajustar os parâmetros da rede de forma a realizar satisfatoriamente a atividade destinada.

1.2.1 NEURÔNIOS BIOLÓGICOS

Os neurônios biológicos 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 ela é processada e novos impulsos são gerados. Estes impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando por meio 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 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. 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 “dispara”, produzindo um impulso que é transmitido para as células seguintes (nodos pós-sinápticos). Este sistema simples é responsável pela maioria das funções realizadas no cérebro (HAYKIN, 2001).

1.2.2. NEURÔNIOS ARTIFICIAIS

Um neurônio é uma unidade de informação que é fundamental para a operação de uma rede neural. A Figura 1 mostra o modelo de um neurônio, que forma a base para o projeto de Redes Neurais Artificiais (HAYKIN, 2001).

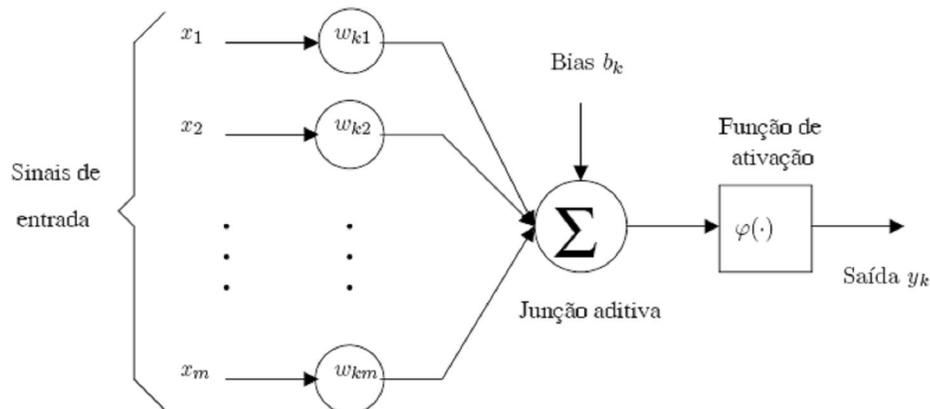


Figura 1: Modelo de um neurônio
 Fonte: Nied, 2007 p.99

Pode-se identificar três elementos básicos neste modelo:

1. Um conjunto de *sinapses* (ou *elos de conexão*), cada uma caracterizada por um *peso* ou *força* própria. Por exemplo, um sinal x_j na entrada da sinapse j conectada ao neurônio k é multiplicado pelo peso sináptico w_{kj} . Deve-se notar a maneira como são escritos os índices do peso sináptico w_{kj} . O primeiro índice se refere ao neurônio em questão e o segundo se refere ao terminal de entrada da sinapse a qual o peso se refere. Ao contrário de uma sinapse do cérebro, o peso sináptico de um neurônio artificial pode estar em um intervalo que inclui tanto valores positivos quanto negativos.

2. Uma junção aditiva para somar os sinais de entrada, ponderados pelas respectivas

sinapses do neurônio; as operações resultantes constituem um *combinador linear*.

3. Uma *função de ativação* para restringir a amplitude da saída do neurônio. A função de ativação também pode ser referida como *função restritiva*, uma vez que restringe (limita) o intervalo de amplitude do sinal de saída a um valor finito. Tipicamente, o intervalo normalizado da amplitude da saída de um neurônio é escrito como o intervalo unitário fechado $[0, 1]$ ou, alternativamente, $[1, -1]$. O modelo neural da Figura 1 inclui também um *bias* aplicado externamente, representado por b_k . O bias b_k tem o efeito de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, dependendo se ele é positivo ou negativo, respectivamente, conforme pode ser visto na Figura 2.

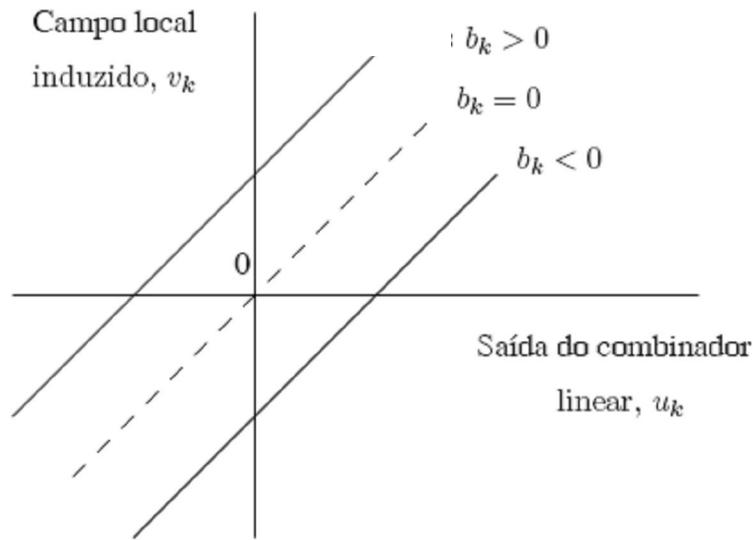


Figura 2: Transformação afim produzida pela presença de um bias (b_k).
 Fonte: Nied, 2007 p.100

Em termos matemáticos, pode-se descrever um neurônio k a partir do seguinte par de equações:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j \quad (1)$$

e

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (2)$$

em que x_1, x_2, \dots, x_m são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ são os pesos sinápticos do neurônio k ; u_k é a saída do *combinador linear* devido aos sinais de entrada; b_k é o bias; $\varphi(\cdot)$ é a *função de ativação*; e y_k é o sinal de saída do neurônio. O uso do bias b_k tem o efeito de uma *transformação afim* a saída u_k do combinador linear no modelo da Figura 2, como dado por:

$$v_k = u_k + b_k \quad (3)$$

Em particular, dependendo se o bias b_k é positivo ou negativo, a relação entre o *campo local induzido* ou *potencial de ativação* v_k do neurônio k e a saída do combinador linear u_k é modificada, como mostrado na equação 3. O bias b_k é um parâmetro externo do neurônio artificial k . Assim, pode-se reescrever (1) a (3) da seguinte maneira:

$$v_k = \sum_{j=0}^m w_{kj} \cdot x_j \quad (4)$$

e

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (5)$$

Em (5) foi adicionada uma nova sinapse, cuja entrada e peso são $x_0 = +1$ e $w_{k0} = b_k$, respectivamente. Pode-se, portanto, reformular o modelo do neurônio k como mostrado na Figura 3. Nesta figura, verifica-se que o efeito do bias é levado em conta de duas maneiras: (1) adicionando-se um novo sinal de entrada fixo em +1, e (2)

adicionando-se um novo peso sináptico igual ao bias b_k . Apesar dos modelos das Figuras 1 e 3 serem diferentes na aparência, eles são matematicamente equivalentes.

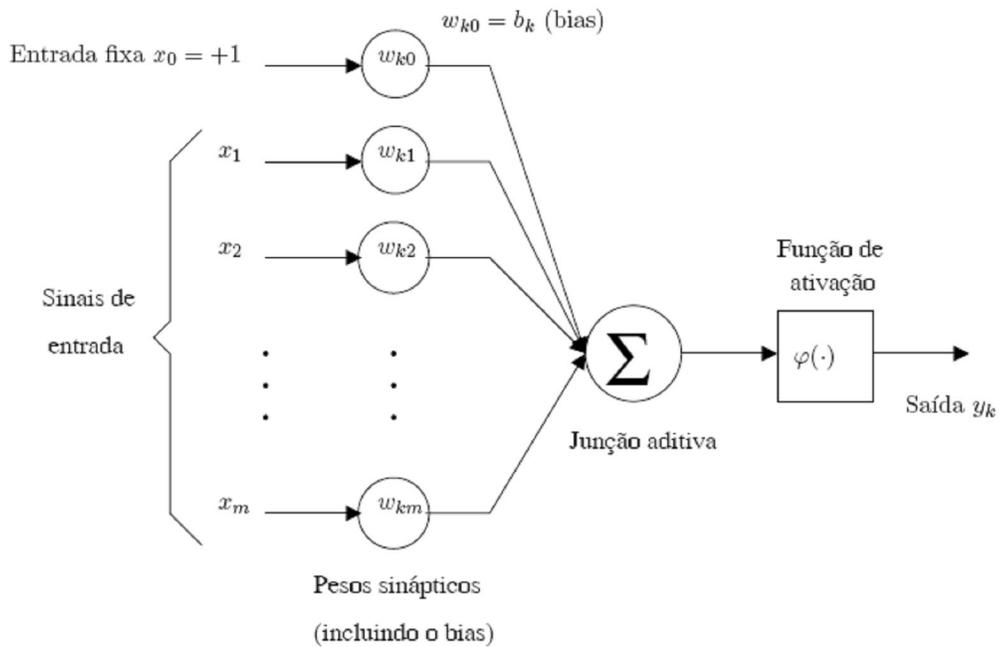


Figura 3: Outro modelo de neurônio
 Fonte: Nied, 2007 p.101

1.2.3 TIPOS DE FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO

A função de ativação $\varphi(v)$ define a saída de um neurônio em termos do campo local induzido v . A seguir, são apresentados três tipos básicos de funções de ativação utilizadas nas redes neurais artificiais.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0 \\ 0, & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (6)$$

1. *Função de Limiar*. Para este tipo de função de ativação tem-se:

Assim, a saída do neurônio k que emprega esta função de limiar é dada como:

$$y_k = \begin{cases} 1, & \text{se } v_k \geq 0 \\ 0, & \text{se } v_k < 0 \end{cases} \quad (7)$$

em que v_k é o campo local induzido do neurônio. Tal neurônio é conhecido na literatura como *modelo de McCulloch-Pitts*, como reconhecimento ao trabalho pioneiro realizado por (MCCULLOCH e PITTS, 1943). Neste modelo, a saída de um neurônio assume o valor 1 se o campo local

induzido daquele neurônio é não-negativo, e 0 caso contrário. Esta definição descreve a *propriedade tudo-ou-nada* do modelo de McCulloch-Pitts.

2. *Função Sigmóide*. Esta função, cujo gráfico tem um formato de um s , é a forma mais comum de função de ativação utilizada na construção de RNA. Ela é definida como uma função *estritamente crescente* que exhibe um balanceamento adequado entre comportamento linear e não-linear. Uma função sigmóide muito usada é a *função logística*, definida como:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (8)$$

em que a é o parâmetro da função sigmóide. Variando-se o parâmetro a , obtêm-se funções sigmóides com diferentes inclinações. Enquanto a função de limiar

assume o valor de 0 ou 1, uma função sigmóide assume um intervalo contínuo de valores entre 0 e 1. Observe-se também que a função sigmóide é *diferenciável*, enquanto a função de limiar não possui esta propriedade. No limite (quando a se aproxima do infinito), a função sigmóide se torna uma função de limiar. As funções de ativação definidas em (6) e (8) se estendem de 0 a +1. Algumas vezes é desejável que a função de ativação se estenda de -1 a +1, assumindo assim forma anti-simétrica em relação a origem. Desta forma, a função de limiar é agora definida como:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v > 0 \\ 0, & \text{se } v = 0 \\ -1, & \text{se } v < 0, \end{cases} \quad (9)$$

a qual é normalmente definida como *função sinal*. Para a forma correspondente de uma função sigmóide, pode-se usar a função *tangente hiperbólica*, definida por:

$$\varphi(v) = \tanh(v) \quad (10)$$

O fato de uma função de ativação do tipo sigmóide poder assumir valores negativos permite que o aprendizado do neurônio possa se dar mais rapidamente (em termos do número de iterações de treinamento) do que se ela assumisse apenas valores positivos.

1.2.4 APRENDIZAGEM DE UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL

Modelos de Redes Neurais Artificiais apresentam algumas características básicas, tais como, aprendizagem, generalização, adaptação, tolerância à falhas e representação paralela distribuída (BRAGA, 2000). Redes Neurais Artificiais tipicamente possuem entradas, saídas e camadas intermediárias. Na linguagem estatística clássica, as entradas são as variáveis independentes e as saídas são as variáveis dependentes. Dentre as características principais de Rede Neural Artificial 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 adequadamente as complicadas relações entre as variáveis da marcha equina, 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.

1.2.5 TREINAMENTO DO PERCEPTRON MULTI-CAMADAS (MLP)

Nos últimos anos vários estudos aplicaram Redes Neurais Artificiais e compararam seu desempenho ao de outros modelos estatísticos na análise da marcha humana (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 Redes Neurais Artificiais frequentemente aplicada em estudos que envolvem análise da marcha humana, pois apresentam uma capacidade de processamento muito maior do que aqueles apresentados por 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 de camadas intermediárias utilizadas (topologia da rede). Para a solução de situações práticas de reconhecimento de padrões utilizando redes, 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*). Já o número reduzido de nodos pode forçar a rede a gastar tempo em excesso tentando encontrar a 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 soluções sub ou sobre-ajustadas significa obter soluções com elevada capacidade de generalização (TEIXEIRA et al., 2001).

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 não são 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 também não é decrescente. A função de ativação mais utilizada é a sigmoideal logística. Quanto aos algoritmos para treinamento de redes MLP, o mais utilizado é o *back-propagation*.

Este é um algoritmo supervisionado que utiliza pares (entrada, saída desejada) para ajustar os pesos da rede, por meio de um mecanismo de correção de erros (Figura 4). O treinamento ocorre em duas fases, em que 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 as saídas desejadas e a 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 apresentados a ela. A essa propriedade de resposta coerente a padrões desconhecidos é denominada como a capacidade de generalização de uma rede. Uma Rede Neural Artificial que seja capaz de responder de maneira satisfatória aos padrões desconhecidos possui capacidade de generalização elevada e, portanto, está devidamente treinada (TEIXEIRA et al., 2001).

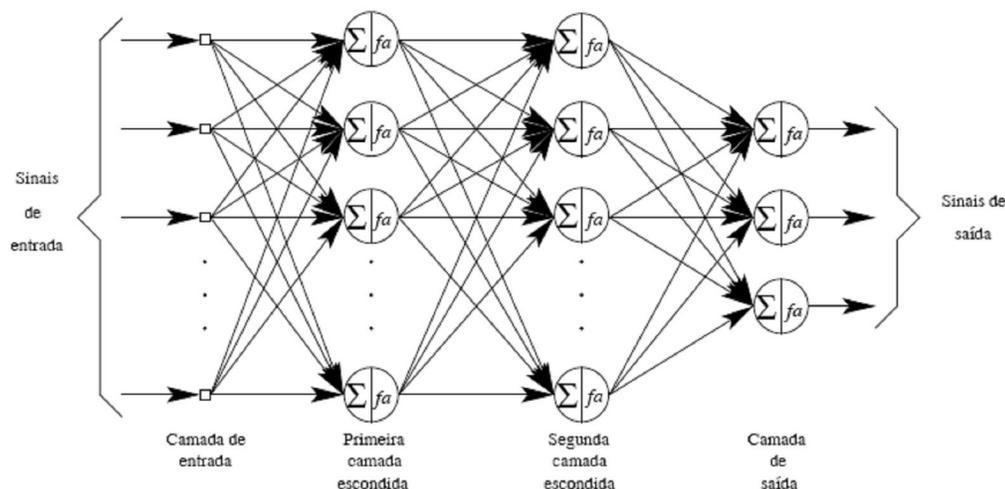


Figura 4: Esquema de uma rede MLP com duas camadas escondidas
 Fonte: Nied, 2007 p.9

Atualmente, há grande variedade de algoritmos para o treinamento de Redes Neurais Artificiais. Alguns trabalham, simplesmente, no sentido de minimizar o somatório dos erros quadráticos (MSE), como o popular *Backpropagation* (RUMELHART e MCCLELLAND, 1986), bem como suas variações, *Quickprop* (FAHLMAN, 1988), *Rprop* (RIEDMILLER e BRAUN, 1993a), *Levenberg Marquardt* (HAGAN e MENHAJ, 1994) e treinamento com modos deslizantes (PARMA et al., 1998). Outros algoritmos, além de minimizarem o MSE, atuam também no sentido de maximizar a capacidade de generalização, como os algoritmos de *Pruning* (HINTON, 1989, CUN et al., 1990, MOZER e SMOLENSKY, 1989, KARNIN, 1990), que iniciam o treinamento com uma topologia de rede superdimensionada e eliminam pesos e nodos até que se consiga uma boa capacidade de generalização. As técnicas de *pruning* fazem ajuste da complexidade das redes alterando a estrutura das mesmas. Porém, algumas técnicas conseguem alcançar soluções adequadas sem que haja alteração da topologia das redes, como por exemplo, o método da interrupção precoce do treinamento (*Early Stopping*; WEIGEND et al., 1990) e o método da validação cruzada (*Cross-Validation*; STONE, 1974, STONE, 1978).

Encontram-se na literatura também as *Support Vector Machines* (BOSER et al., 1992, CORTES e VAPNIK, 1995, BURGESS, 1998, OSUNA et al., 1997a, OSUNA et al., 1997b), as quais são capazes de retornar soluções de alta capacidade de generalização baseadas no princípio da aprendizagem estatística.

Apesar de os métodos acima serem capazes de retornar soluções com alta capacidade de generalização, alguns são mais sensíveis à quantidade de padrões utilizados no processo de treinamento, como

por exemplo, o *Early Stopping* e o *Cross-Validation*, já outros são bastante sensíveis aos parâmetros de treinamento, como o *Weight Decay* e as *Support Vector Machines*.

Algoritmos de treinamento de redes neurais que utilizam apenas o conjunto de treinamento e o erro relacionado a ele para ajuste dos pesos não são sempre capazes de encontrar uma solução com alta capacidade de generalização. Estes algoritmos são muito sensíveis ao número de parâmetros livres n_w , aos valores de inicialização dos mesmos e também ao instante de parada do treinamento, como é o caso dos algoritmos *Backpropagation*, *Quickprop*, *Rprop*, *Levenberg Marquardt* e treinamento por modos deslizantes.

Dependendo destes parâmetros, as redes treinadas podem ficar sub ou superajustadas aos dados de treinamento, prejudicando sua capacidade de generalização. As discussões anteriores deixam claro a necessidade de ajuste da complexidade da rede em relação à complexidade requerida para que um dado problema de aprendizagem seja resolvido com a capacidade de generalização maximizada. Pesos cujos valores podem variar em grandes faixas resultam em alta variância e pesos cujos valores estão restritos em faixas menores resultam em alta polarização (GEMAN et al., 1992), de forma que a magnitude dos pesos é mais importante que a quantidade deles presentes em uma rede (BARTLETT, 1997) para uma adequada capacidade de generalização. A magnitude dos elementos do vetor de pesos de uma rede é diretamente refletida na função norma deste vetor que será tão maior quanto maiores forem as magnitudes dos pesos e vice-versa..

Soluções que se apresentam super-ajustadas aos dados são soluções com complexidade além da necessária e, portanto, possuem normas mais elevadas que a necessária. Por outro lado, soluções de normas baixas são aquelas que se apresentam sub-ajustadas ao conjunto de treinamento, ou seja, possuem baixa complexidade. Como a norma do vetor de pesos é uma medida de complexidade da função mapeada pela rede, surge a idéia da utilização desta medida como função custo a ser minimizada em conjunto com o erro em relação aos padrões de treinamento. Portanto, pode-se formalizar um problema de otimização multi-objetivo onde são considerados dois objetivos a serem minimizados.

Por meio da otimização multi-objetivo e da utilização das funções norma do vetor de pesos e erro de treinamento como funções de custo, podem-se gerar soluções de complexidades diferentes entre os extremos de alta complexidade e de baixa complexidade, de forma que uma destas soluções tenha a complexidade adequada e, portanto, com as características desejáveis.

Ao processo de geração de soluções e a escolha da solução final dá-se o nome de método multi-objetivo para treinamento de

Redes Neurais Artificiais ou simplesmente método MOBJ.

1.2.6 ALGORITMO MULTI-OBJETIVO

A proposta original do Algoritmo Multi-Objetivo (MOBJ) consiste em otimizar as funções de erro e da norma (TEIXEIRA et al., 2001). Ambas possuem diferentes mínimos, ou seja, soluções com erro e norma mínimas são factíveis. O conjunto Pareto representa o conjunto de soluções entre os dois extremos: as soluções de mínimo erro (e alta norma) e a solução com mínima norma (e alto erro). Este conceito foi formulado por Vilfredo Pareto em 1896 (PARETO, 1896) e constitui a origem da pesquisa nesta área. A Figura 5 mostra a forma do conjunto Pareto. Ele representa o limite entre o espaço de soluções factíveis e o espaço de soluções não-factíveis. Outra interpretação consiste em definir os elementos do conjunto Pareto como soluções de erro mínimo condicionadas a valores específicos de restrição para a norma. A partir desse conceito, o problema de otimização multi-objetivo pode ser reformulado como um problema mono-objetivo com restrição (equação 11):

$$w^* = \arg \min \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (d_j - y(w, x_j))^2, \quad \text{sujeito a } \|w\| \leq \eta_j \quad (11)$$

em que $\{x_j, d_j\}_{j=1}^N$ são os pares entrada-saída do conjunto de dados, N é o tamanho da amostra, $\|w\| = \sqrt{\sum_t w_t^2}$ e η_j é o valor de restrição da norma. Para cada constante η_j , existe uma única solução associada pertencente ao conjunto Pareto (TEIXEIRA et al., 2001).

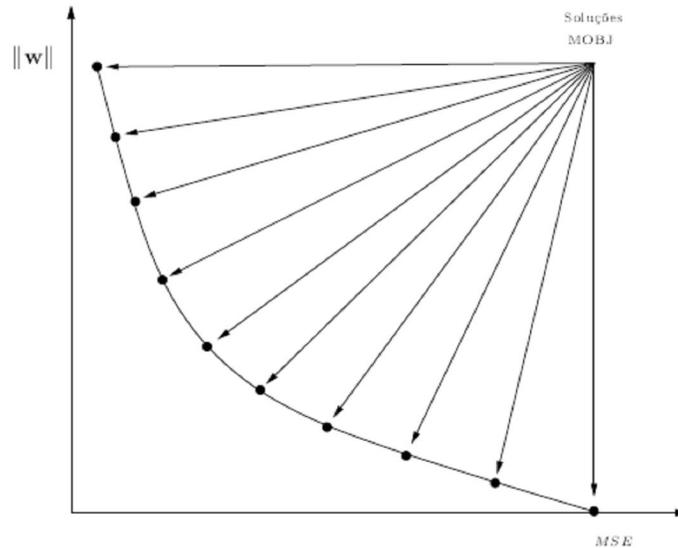


Figura 5. Conjunto Pareto-ótimo e os pontos de mínimo das funções objetivo
 Fonte: Teixeira et al., 2001 p 267

O problema multi-objetivo pode ser solucionado a partir do método de otimização com restrição, como o algoritmo elipsoidal (BLAND et al., 1981). Abordagens alternativas incluem o algoritmo Multi-Objetivo de Modos Deslizantes (COSTA et al., 2003), o algoritmo Levenberg Marquardt Multi-Objetivo e os algoritmos Multi-Objetivos Evolutivos (JIN et al., 2004).

1.2.7 O MÉTODO LASSO

O método LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*; TIBSHIRANI, 1996) minimiza a soma dos resíduos do erro sujeito a soma dos valores absolutos dos pesos ser menor que uma constante t (equação 12):

$$w^* = \arg \min \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (d_j - y(w, x_j))^2,$$

$$\text{sujeito a : } \sum_i |w_i| \leq t \quad (12)$$

em que $\{x_j, d_j\}_{j=1}^N$ são os pares entrada-saída do conjunto de dados, N é o tamanho da amostra, $|w| = \sum_{i=1}^N |w_i|$ e t é o valor de restrição do módulo. Para cada constante t , existe uma única solução associada pertencente ao conjunto Pareto (TEIXEIRA et al., 2001).

O método é muito similar à abordagem da restrição da norma imposta no algoritmo MOBJ, mas com importantes e sutis diferenças. Para ilustrar as diferenças entre os métodos MOBJ e LASSO, será apresentado um nodo perceptron com função

de ativação tangente hiperbólica, uma saída e dois pesos: o peso de entrada w e o peso de polarização b . A equação de saída do nodo é: $y(x_i) = \tanh(w_i \cdot x_i + b)$.

Os seguintes padrões: $(x_i, y_i) = \{(-3, -0.4), (2, -0.9)\}$ definem o conjunto de treinamento. A superfície de erro é mostrada na Figura 6.

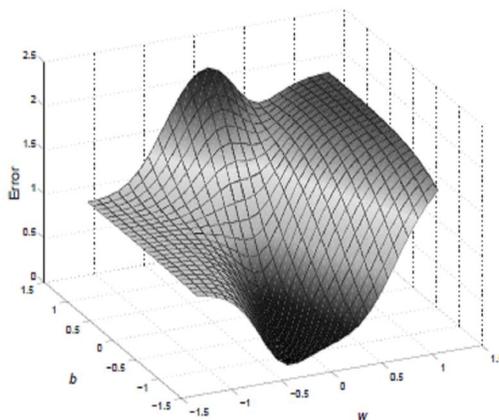


Figura 6. Superfície de erro do Perceptron para o conjunto de treinamento: $(x_i; y_i) = \{(-3, -0.4); (2, -0.9)\}$. Fonte: Costa e Braga, p.2

Um perceptron com função de ativação linear possui superfície de erro elíptica centrada no estimador de mínimos quadrados. Entretanto, a função de ativação não-linear torna a superfície irregular, mas com mínimo distinto em $w_0 = -0.207$ e $b_0 = -1.045$. Ambas as funções de norma e soma dos valores absolutos dos pesos possuem um ponto de mínimo na origem ($w = 0, b = 0$). Os conjuntos Pareto associados às funções de norma e valores absolutos dos pesos são soluções que possuem valor mínimo na origem e máximo no estimador de mínimos quadrados. Para comparar as soluções condicionadas às restrições, os contornos da função erro, da norma e LASSO são mostradas na Figura 7. A restrição da norma é o disco $w^2 + b^2 \leq \eta$, enquanto que a restrição do LASSO é o diamante $|w| + |b| \leq t$. As soluções encontradas para ambos os métodos representam os pontos de interseção entre o contorno da restrição e a

curva de erro mínimo. Diferente do disco, a geometria do diamante apresenta vértices, se o ponto de interseção ocorre em um vértice, então a solução apresenta um peso igual a zero. Quando o número de pesos é maior que dois, a superfície de contorno é representada por um rombóide, com vários vértices.

Dessa forma, existem mais oportunidades para que parte dos pesos estimados seja zero (HASTIE et al., 2001). Embora os métodos MOBJ e LASSO possuam soluções comuns o caminho no espaço de soluções entre a origem e o ponto de mínimo do erro são diferentes. A Figura 7 mostra que as soluções com restrição de norma são não-nulas para qualquer valor de restrição, exceto na origem. As soluções definidas para o método LASSO apresentam uma região na qual a restrição da soma dos valores absolutos gera soluções nulas para os parâmetros w . À medida que as soluções

se aproximam do ponto de mínimo erro, as soluções de ambos os

métodos se aproximam.

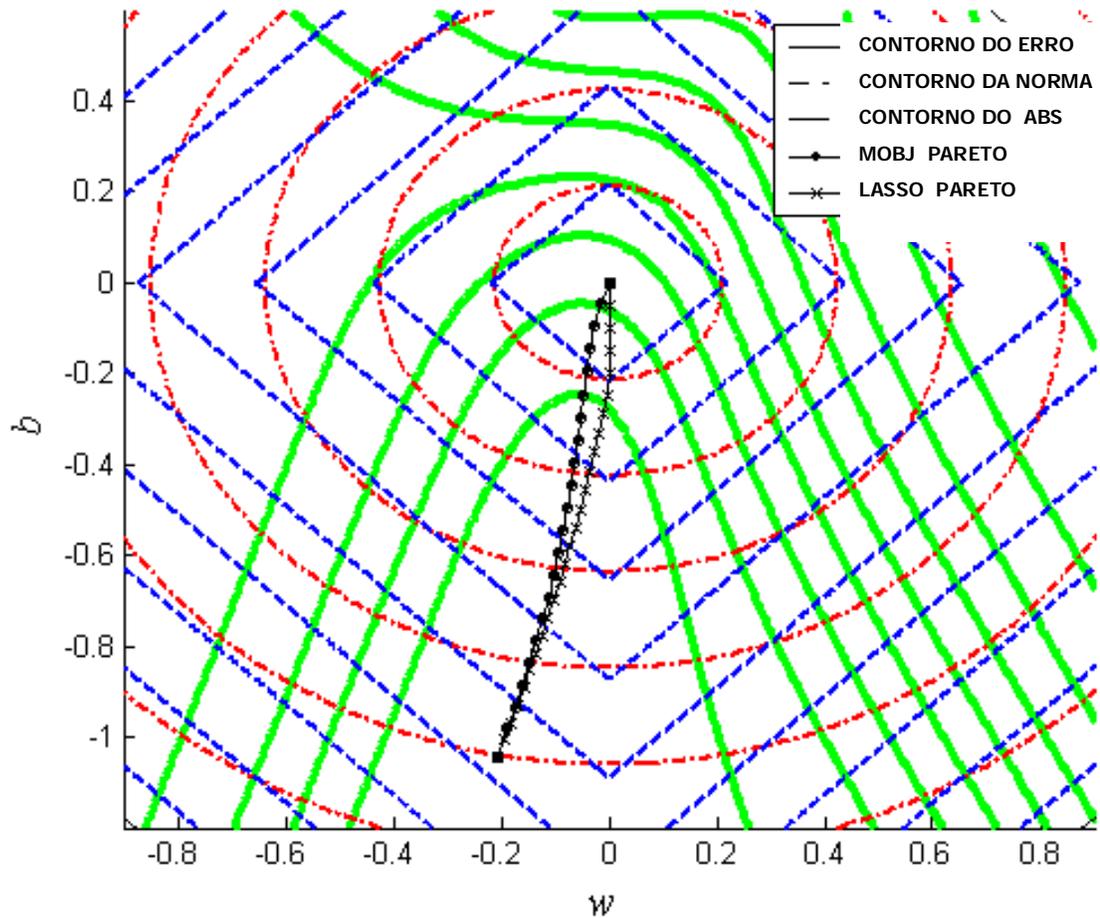


Figura 7- Contornos das funções de Erro, Norma e LASSO

Fonte: Costa e Braga, no prelo p. 3

A maior vantagem da restrição imposta pelo método LASSO consiste na capacidade de controlar a generalização de forma semelhante ao método MOBJ, mas com um procedimento automático de seleção de pesos. Para as redes neurais do tipo multi-layer perceptron (MLP), enquanto a

topologia pode ser maior que um número ótimo desconhecido de neurônios na camada escondida, o método LASSO é capaz de reduzir ou mesmo eliminar pesos e entradas da rede na solução final, gerando uma topologia reduzida com bom desempenho.

A estrutura simplificada pode ser utilizada como uma medida de complexidade da função expressa na base de dados utilizada.

1.2.8 IMPLEMENTAÇÃO DA METODOLOGIA LASSO ÀS REDES NEURAIIS - O MOBJ-LASSO

O método LASSO para redes neurais pode ser implementado utilizando o algoritmo elipsoidal (BLAND et al., 1981), o mesmo algoritmo utilizado para restrição dos pesos com restrição da norma, segundo o método MOBJ (TEIXEIRA et al., 2001). Inicialmente o problema multi-objetivo pode ser reescrito como um processo de otimização mono-objetivo, da seguinte forma:

$$w^* = \arg \min_w J(w), \quad \text{sujeito a: } g(w) \leq 0$$

$$\text{em que } w \in \mathbb{R}^P, J(w) = \sum_{j=1}^N (y_i - y(w, x_j))^2,$$

$g(w) = \left(\sum_j |w_j| \right) - \varepsilon_i$, ε_i é o limite de igualdade para a função da soma dos valores absolutos dos pesos $\left(\sum_j |w_j| \leq \varepsilon \right)$ e $y(x_i, w)$ é a resposta da rede neural.

Já o método elipsoidal convencional pode ser escrito como:

$$m(w) = \begin{cases} \nabla g(w), & \text{if } g(w) > 0 \\ \nabla J(w), & \text{if } g(w) \leq 0 \end{cases} \quad (14)$$

em que $\nabla(\cdot)$ significa o gradiente ou qualquer subgradiente do argumento. A equação do ajuste dos pesos é:

$$w_{k+1} = w_k - \beta_1 \frac{Q_k m_k}{(m_k^T Q_k m_k)^{1/2}} \quad (15)$$

em que:

$$Q_{k+1} = \beta_2 \frac{Q_k - \beta_3 (Q_k m_k)(Q_k m_k)^T}{m_k^T Q_k m_k} \quad (16)$$

em que w_0 é um vetor aleatório inicial e Q_0 é uma matriz simétrica positiva, em geral, a matriz identidade,

$$\beta_1 = \frac{1}{N+1}, \beta_2 = \frac{N^2}{N^2-1} \text{ e } \beta_3 = \frac{2}{N+1}$$

Um subgrupo de soluções eficientes pode ser gerado a partir de uma seqüência equidistante de restrições $\varepsilon_1 < \varepsilon_2 < \dots < \varepsilon_{\max}$, em que para cada restrição, o método elipsoidal é utilizado para gerar uma única solução sendo a solução final definida a partir do erro mínimo de validação. O algoritmo necessita do vetor gradiente do erro e da soma absoluta dos pesos. A equação a seguir é utilizada para calcular a derivada da função absoluta dos pesos:

$$|w_j| = \begin{cases} +w_j, & \text{if } w_j \geq 0 \\ -w_j, & \text{if } w_j < 0 \end{cases} \quad (17)$$

$$\frac{\partial |w_j|}{\partial w_j} = \begin{cases} +1, & \text{if } w_j \geq 0 \\ -1, & \text{if } w_j < 0 \end{cases} \quad (18)$$

Como descrito na Equação 18 a derivada do valor absoluto dos pesos é descontínua na origem. O algoritmo elipsoidal realiza uma busca iterativa, conseqüentemente, as soluções geradas não alcançam exatamente valores nulos para os

pesos, mas valores com pequenas amplitudes. Para detectar e eliminar estes pesos é utilizado um procedimento que foi previamente proposto para simplificar as soluções MOBJ (COSTA et al., 2003).

O procedimento consiste em selecionar aleatoriamente pesos na rede neural treinada, se o erro de validação decresce quando o peso é anulado então ele é definitivamente excluído do modelo, caso contrário o peso é restaurado e um novo parâmetro é selecionado. O processo é repetido até que todos os parâmetros da rede tenham sido testados. Esta abordagem possibilita uma comparação eficiente entre o número efetivo de parâmetros para as soluções do MOBJ-LASSO.

REFERÊNCIAS

- ANDRADE, A. G. P. Comparação entre dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da marcha. 2005. 84p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- BADOUX, D. M. Bioestática e biomecânica gerais. In: SISSON, S.; GROSSMAN, J. D. Anatomia dos animais domésticos. 5 ed. Rio de Janeiro: Guanabara, 1975. p.56.
- BACK, W.; BARNEVELD, A.; VAN WEEREN, P.R. et al. Kinematic gait analysis in equine carpal lameness. *Acta Anat.*, v.146, p.86- 89, 1993.
- BACK, W.; CLAYTON, H. *Equine locomotion*. London: W.B. Saunders, 2002. 384p.
- BARREY, E. Methods, applications and limitations of gait analysis in horses. *Vet. J.*, v. 157, p 7-22, 1999.
- BARREY, E.; AUVINET, B.; COUROUCÉ, A. Gait evaluation of race trotters using an accelerometric device. *Equine Vet. J.*, Newmarket, suppl. 18, p.160-165, 1995.
- BARTLETT, P. L. For valid generalization, the size of the weights is more important than the size of the network,. in *Proceedings of NIPS 9*, pp. 134.140, 1997.
- BENNETT, D. Principles of conformation analysis. Gaithersburg: Fleet Sheet Publishing Corporation, 1990. 565p.
- BLAND, R. G.; GOLDFARB, D.; TODD, M. J.The ellipsoid method: a survey,. *Operations Research*, vol. 29(6), pp. 1039.1091, 1981.
- BOSER, B.; GUYON, I.; VAPNIK, V. A training algorithm for optimal margin classifiers. Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory, pages 144_152. 1992
- 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.
- BURGES, C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2). 1998

- CORTES, C.; VAPNIK, V. (1995). Support vector networks. *Machine Learning*, 20:273_279. 1995
- COSTA, M. A.; BRAGA, A. P.; MENEZES, B. R.; TEIXEIRA, R. A.; PARMA, G. G. Training neural networks with a multi-objective sliding mode control algorithm. *Neurocomputing*, vol. 51, p 40 467.473, 2003.
- COSTA, M. A.; BRAGA, A. P.; MENEZES, B. R. Improving neural networks generalization with new constructive and pruning methods, *Journal of intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 13, pp. 73.83, 2003.
- 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.
- CHRISTOVÃO, F.G.; BARROS, R.M.L.; FREITAS, E.V.V.; LACERDA-NETO, J.C.; QUEIROZ-NETO, A. Análise cinemática tridimensional do movimento de equinos em esteira rolante Arq. Bras. Med. Vet. Zootec., v.59, n.4, p.862-868, 2007
- CUN, Y. L., DENKER, J. S.; SOLLA, S. A. Optimal brain damage. In *Advances in Neural Information Processing Systems 2*, pages 598_605.1990
- DREVEMO, S.; DALIN, G.; FREDRICSON, J. Equine Locomotion 1: The analysis of linear and temporal stride characteristics of gait Standardbreds. *Equine Vet. J.*, v.12, p 60 - 65, 1980a
- DUDA, R.O.; HART, P.E.; STORK, D.G. *Pattern classification*. 2nd Edition, 1997, 520p.
- FAHLMAN, S. E. (1988). Faster-learning variations on backpropagation: an empirical study, in D. Touretzky, G. Hinton e T. Sejnowsky (eds), *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School*, Morgan Kaufmann, Sao Mateo, CA, pp. 38–51.
- FIELDSEND, J.E.;SINGH, S. Optimizing forecast model complexity using multi-objective evolutionary algorithms., *Applications of Multi-Objective Evolutionary Algorithms*, World Scientific, pp. 675-700, 2004.
- FIORETTI, S.; JETTO, L. Acuratte derivative estimation from noisy data: a state-space approach. *Int. J. Systems Sci.*, v.20 p. 33 – 53, 1989.
- FREDRICSON, I.; DREVEMO, S.; DALIN, G.; HJERTÉN, G.; BJÖRNE, K. The application of high-speed cinematography for the quantitative analysis of equine locomotion. *Equine Vet. J.*, Newmarket, v.12, n. 2, p. 54-59, 1980.
- GEMAN, S.; BIENENSTOCK, E.; DOURSAT, R. Neural networks and the bias/variance dilemma. *Neural Computation*, 4(1):1_58. 1992.
- 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
- HAGAN, M. T.; MENHAJ, M. B. (1994). Training feedforword networks with the marquardt algorithm, *IEEE Trans. on Neural Networks* 5(6): 989–993.
- HARRISON, D. RUBINFELD, D. L. Hedonic prices and the demand for clean air., *J. of Eviron. Economics & Management* , vol. 5, pp. 81.102, 1978.

- HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction*, Springer Series in Statistics, 2001.
- HAYKIN, S. (2001). *Redes Neurais: princípios e prática*, 2 ed., Bookman, Porto Alegre, RS.
- HERMSDORFF, G. E. Zootecnia especial. Rio de Janeiro: Universidade Rural do Rio de Janeiro, 1956. p. 613.
- HINTON, G. E. Connectionist learning procedures. *Artificial Intelligence*, 40:185_234. 1989.
- HOLZREITER, S.H.; KOHLE, M. E. Assessment of gait patterns using neural networks, *Journal of Biomechanics*, 26,1993. p.645-651.
- HUNT, W.F.; THOMAS, V.G.; STIEFEL, W. Analysis of video recorded images to determine linear and angular dimensions in the growing horse. *Equine Vet. J.* v.31, p.402-410, 1999.
- JIN, Y.; OKABE, T.; SENDHOFF, B. Neural network regularization and ensembling using multi-objective algorithms,. *In: Proceedings of the 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1-8, 2004.
- KARNIN, E. D. A simple procedure for pruning back-propagation trained neural networks. *IEEE Trans. Neural Networks*, 1(2):239_242. 1990.
- 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
- LAGE, M. C. G. R. *Caracterização morfológica, dos aprumos e do padrão de deslocamento de equinos da raça Mangalarga Marchador e suas associações com a qualidade da marcha*. 2001. 114f. Dissertação (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.
- LEACH, D. H. A review of research on equine locomotion and biomechanics. *Equine Vet. J.*, Newmarket, v. 15, n. 2, p. 93-102, 1983.
- LENOBLE DU TEIL. *Les allures du cheval dévoilées par la méthode expérimentale*. Paris: Nancy Berger Levrault, 1983. p. 98.
- LUNDBERG, A. On the use of bone and skin markers in kinematics research. *Human Mov. Sci.*, Amsterdam, v.15, p. 411-422, 1996.
- MAH, C. D.; HULLIGER, M.; LEE, R. G.; CALLAGHAN, I. S. Quantitative Analysis of Human Movement Synergies: Constructive Pattern Analysis for gait. *Journal of Motor Behaviour*, v.2, p. 83-102, 1994
- MAREY, E. J. *La machine animale: locomotion terrestre et aérienne*. Paris: Libraire Gerner Baillere et Cie, 1873. (College Bibliothèque Science Internationale).
- MAREY, E. J. *Le mouvement*. Paris: G. Mason, 1894.
- MENZEL, H. J. Conceitos da análise biomecânica da técnica de movimento. *Novos Conceitos em Treinamento Esportivo*. CENESP – UFMG, p 42-72, 1999.

MENZEL, H. J. Áreas de aplicação da biomecânica para o cavalo atleta. In: SIMPÓSIO INTERNACIONAL DO CAVALO ATLETA, 2., 2005, Belo Horizonte. Anais... Belo Horizonte: Universidade Federal de Minas Gerais, 2005. p.76-82.

MOZER, M. C.; SMOLENSKY, P. Skeletonization: A technique for trimming the fat from a network via relevance assessment. *Advances in Neural Information Processing* (1), pages 107_115.1989

MUYBRIDGE, E. *Muybridge's complete human and animal locomotion*. New York: Dover Publication, 1887.

NIED, A. *Treinamento de Redes Neurais Artificiais baseado em sistemas de estrutura variável com taxa de aprendizado adaptativa*. 2007. 106f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica – Escola de Engenharia, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2007.

OSUNA, E.; FREUND, R.; GIROSI, F. (1997a). An improved training algorithm for support vector machines. *Neural Networks for Signal Processing VII, Proceedings of the 1997 IEEE Workshop*, pages 276_285.

OSUNA, E.; FREUND, R.; GIROSI, F. (1997b). Support vector machines: training and applications. MIT AI Memo 1602.

PARMA, G. G., MENEZES, B. R.; BRAGA, A. P. (1998a). Sliding mode algorithm for training multilayer neural network, *IEE Electronics Letters* **38**(1): 97–98.

PROCÓPIO, A. M. *Análise cinemática da locomoção de equinos marchadores*. 2004.

95f Tese (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) – Escola de Veterinária, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2004.

PROCÓPIO, A. M.; BERGMANN, J.A.G.; MENZEL, H.J.; BRÊTAS, M. S.; HERR, J.; FANTINI, C.H. Curvas ângulo-tempo das articulações dos equinos marchadores *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.1, p.41-48, 2007

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. 1993a

ROBERTSON, D. G. E.; CALDWELL, G. E.; HAMIL, J.; KAMEN, G.;

WHITTLESEY, S. N. *Research Methods in Biomechanics*. USA: Human Kinetics, 2004. 309p.

RUMELHART, D; MCCLELLAND, J. *Parallel Distributed Processing*, vol. 1 & 2, MIT Press:Cambridge, MA, 1986.

SANTAMARÍA, S.; BOBBERT, M. F.; BACK, W.; BARNEVELD, A.; WEEREN, R. V. Variation in free jumping technique within and among horses with little experience in show jumping. *American Journal of Veterinary Research*, v.65, p. 938-944, 2004

SAVELBERG, H. C. M.; VOSTENBOSCH, M. A. T. M.; KAMMAN, E. H.; VAN DE WEIJER, J.; SCHAMHARDT, H. C. The effect of intra-side speed variation on treadmill locomotion. In: *WORLD CONGRESS OF BIOMECHANICS, 2., 1994, Amsterdam. Proceedings...* L: Ed, 1994.

SCHAMHARDT, H. C.; BOGERT, A. J.; HARTAMAN, W. Measurement techniques in animal locomotion analysis. *Acta Anat.* V 146, p. 123 – 129, 1993a.

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

SCHÖLLHORN, W. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 19, 2004.p. 876-898.

STONE, M. Cross-validation choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the Royal Statistical Society*, B-36:111_147. 1974

STONE, M. Cross-validation: A review. *Mathematische Operationsforschung Statistischen*, 9:127_140. 1978

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.

TEIXEIRA, R. A.; BRAGA, A. P.; TAKAHASHI, R. H. C.; SALDANHA, R. R. Recent Advances in the MOBJ Algorithm for training Artificial Neural Networks. *International Journal of Neural Systems*, vol. 11, p. 265 - 270, 2001.

TIBSHIRANI, R. Regression Shrinkage and Selection via the Lasso, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. 58(1), pp. 267-288, 1996.

WEIGEND, A. S.; HUBERMAN, B. A.; RUMELHART, D. E. Predicting the future: a connectionist approach. *International Journal of Neural Systems*, 1:193 - 209. 1990

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

CAPÍTULO 2 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS PARA A IDENTIFICAÇÃO RACIAL DE EQUINOS MARCHADORES POR MEIO DA ANÁLISE CINEMÁTICA

RESUMO

Imagens digitalizadas de oito ângulos dos membros de 39 equinos adultos (29 machos e 10 fêmeas), campeões ou reservados campeões de andamento em exposições nacionais das raças Campolina, Mangalarga, Mangalarga Marchador e Pampa, foram utilizadas para caracterizar o padrão do andamento dessas raças e para comparar os algoritmos multi-objetivo (MOBJ) e *back-propagation* (BP) em um sistema de Redes Neurais Artificiais aplicadas para identificação racial. O padrão de movimento de cada animal foi identificado em ciclo de três passadas e, como informação de entrada para as Redes Neurais Artificiais, foi utilizada a variável delta, calculada como a diferença entre os valores máximo e mínimo de cada ângulo. As imagens foram obtidas por câmera com frequência de aquisição de 200 Hz, conectada a um computador e digitalizadas por meio do aplicativo Simi Motion 3D, versão 7.2. As rotinas, implementadas em ambiente Matlab 7.0, foram executadas 100 vezes para possibilitar o desempenho médio de classificação. A acurácia média de identificação das raças foi 98,4 % para o MOBJ e 93% para o BP. Na validação cruzada o desempenho do MOBJ foi 95,1%, melhor do que o BP (84,1%). O algoritmo MOBJ mostrou-se melhor em relação ao método padrão (BP), tanto na capacidade de generalização, quanto nas estatísticas acurácia, sensibilidade e especificidade para a identificação do padrão racial, porque o MOBJ minimiza tanto o erro quanto a norma dos pesos, e o BP minimiza apenas o erro quadrático médio.

Palavras-chave: cavalo, padrão da marcha, classificação racial, algoritmo Multi-Objetivo, algoritmo *back-propagation*, curva ângulo-tempo.

ABSTRACT

A total of 39 adult horses (29 male and 10 female), gait champions and reserved champions of Campolina, Mangalarga, Mangalarga Marchador and Pampa breeds at national expositions, were analyzed in order to characterize the gait pattern by Artificial Neural Nets (ANN). For characterization of the gait pattern of the different breeds, 8 different joint angles, obtained by video film digitalization were processed by artificial neural nets (ANN) with multi-objective algorithm (MOBJ) and back propagation (BP). The movement pattern of each animal was obtained by the analysis of three step cycles. As entrance information for the ANNs was calculated the variable "delta" as the difference between the maximal and minimal value of each joint angle. The video frequency was 200 Hz and the digitalization software was Simi Motion 3D, version 7.2. The routines, implemented by Matlab 7.0 software, were executed 100 times in order to enable a mean performance of classification. The mean accuracy for breed identification was 98.4% for MOBJ and 93.0% for BP. For cross validation MOBJ resulted in a better performance (95.1%) than BP (84.1%) concerning the generalization, accuracy statistics, sensibility and specificity, because the MOBJ simultaneously minimizes of the error and the norm weights and BP only minimize mean square error.

Key words: horse, gait pattern, breed classification, multi-objective algorithm, back-propagation, angle-time historie.

2.1 INTRODUÇÃO

Nos últimos anos tem sido crescente o uso de métodos quantitativos de análise da marcha dos equinos (BUCHNER et al., 1994; BACK et al., 1995; PROCÓPIO et al., 2007; CHRISTOVÃO et al., 2007), seja para identificar a marcha de animais claudicantes (SCHOBESBERGER e PEHAM, 2002), para prever características relacionadas ao desempenho em determinada função (BACK et al., 1994; BACK et al., 1995) ou para verificar a variabilidade no desempenho, como nos saltos (SANTAMARÍA et al., 2004). A análise cinemática tem sido a ferramenta preferida dos pesquisadores quando as questões de interesse são a identificação do equino que se move mais rápido ou que apresenta maior comprimento da passada, e na identificação dos diferentes padrões do movimento dos animais (ROBERTSON, 2004). Os resultados são medidas temporais (e.g. tempo da passada), lineares (e.g. comprimento da passada) e angulares (e.g. flexão do carpo) que descrevem o movimento dos segmentos corporais e dos ângulos das articulações. Entretanto, para se identificarem diferenças entre padrões de movimento há necessidade de utilizarem métodos de avaliação e classificação das informações obtidas. Métodos estatísticos tradicionais, como correlações, regressões e testes de comparação de médias, têm sido usados frequentemente, mas sabe-se que eles podem não ser os mais adequados, pois os dados podem apresentar dependência temporal e não-estacionariedade (CHAU, 2001). Assim, mais recentemente, alguns métodos alternativos, como as Redes Neurais Artificiais, o Classificador Bayesiano e o *Support Vector Machines*, dentre outros, têm sido aplicados. Essas metodologias menos tradicionais têm sido muito utilizadas na classificação da marcha humana e, principalmente, na análise clínica médica.

Segundo Schöllhorn et al. (2002), a capacidade de reconhecer e ou modificar características do padrão do movimento é importante na eficácia da intervenção terapêutica. Begg e Kamruzzaman (2005) afirmam que classificadores automáticos podem ser utilizados no reconhecimento de alterações do padrão da marcha humana. Na revisão intitulada “*Applications of Artificial neural nets in clinical biomechanics*”, publicada por Schöllhorn em (2004), percebe-se o grande número de publicações que utilizaram Redes Neurais Artificiais com algoritmo padrão de treinamento *backpropagation* (e.g. HOLZREITER e KOHLE, 1995; BARTON e LEES, 1995; GIOFTSOS e GRIEVE, 1995; WU e SU, 2000).

A comunidade científica entende que os algoritmos de aprendizagem que utilizam somente o critério de minimização da soma do erro quadrático dos dados de treinamento (e.g. *backpropagation* padrão), não necessariamente levam à adequada capacidade de generalização. Recentemente, novos algoritmos para treinamento de Redes Neurais Artificiais com melhores soluções de generalização foram propostas na literatura (TEIXEIRA et al., 2001; COSTA et al., 2003; JIN et al., 2004; FIELDSEND e SINGH, 2004) e seu desempenho comparado a outros métodos de classificação, como o *support vector machines* (SVM). Entretanto, poucas pesquisas utilizaram esses algoritmos (e.g. MOBJ) na classificação na marcha humana ou equina.

Na análise da marcha equina percebe-se nos últimos anos crescente interesse em quantificar o movimento por meio da análise biomecânica (cinemetria, dinamometria) No entanto, as pesquisas sobre o andamento dos equídeos provêm, em quase sua totalidade, de raças estrangeiras, com características distintas

das observadas nas raças marchadoras nacionais (WILLEMEN et al., 1994; BACK et al., 1996; HUNT et al., 1999; PEHAM et al., 2004; ROBILLIARD et al., 2007). Observa-se grande variação dos atributos da marcha nestas raças, tornando-se, hoje, amplo substrato para discussões. Desta forma, existe uma lacuna no que diz respeito ao conhecimento e à caracterização do andamento marchado dos equinos nacionais, a avaliação dos mecanismos envolvidos e sua herança. O Brasil é o principal detentor do patrimônio genético da marcha eqüina, sendo de fundamental importância a busca do conhecimento à cerca deste andamento (PROCÓPIO, 2004).

Lage (2001) estudou características morfométricas e o padrão de deslocamento de animais da raça Mangalarga Marchador e suas associações com a qualidade da marcha, utilizando equipamento convencional de vídeo VHS (16Hz) e analisando imagens quadro a quadro. Em suas conclusões, a autora cita que a análise das imagens digitalizadas indicou que a cinematografia do movimento dos animais pode também servir como método de julgamento da marcha. Além disso, estas análises permitiram estabelecer os parâmetros biomecânicos do andamento dos cavalos que são úteis na identificação e seleção dos animais.

Avaliações cinemáticas utilizando câmera de alta resolução (250 imagens por segundo ou 250 hertz) e o programa computacional Simi Motion foram realizadas em animais da raça Mangalarga Marchador por Procópio et al. (2007), abrindo uma linha de estudos que contribui para a descrição dos tipos de andamento encontrados nos equinos, com desdobramentos previsíveis para a

implantação de programas de melhoramento para a característica marcha.

Bretas (2006) analisou as correlações entre a morfometria e os resultados apresentados em análises cinemáticas da marcha da raça Campolina. Por meio de filmagem padronizada com câmera de altafrequência acoplada a computador, o autor obteve informações sobre a cinemática da marcha, além de 28 medidas morfométricas, de 20 animais adultos da raça Campolina. O autor discutiu a contribuição destes métodos na avaliação da locomoção e seleção dos animais.

Christovão et al. (2007) investigaram a aplicação de uma metodologia para análise cinemática tridimensional do movimento de equinos em esteira rolante. Foram obtidas variáveis lineares, como o posicionamento e deslocamento vertical da cabeça, cernelha e garupa, tempo de apoio e de suspensão dos membros. Este método ainda permitiu avaliar as alterações dos movimentos da cabeça e dos membros de animais não claudicantes e claudicantes.

No entanto, apesar dos artigos recentes que utilizaram a análise cinemática (LAGE, 2001; BRETAS, 2006; PROCÓPIO et al., 2007; CHRISTOVÃO et al., 2007) não foram encontradas na literatura estudos que avaliem a aplicação das Redes Neurais Artificiais em conjunto com as variáveis biomecânicas, obtidas com o auxílio da cinemática, em aplicações relacionadas aos aspectos zootécnicos dos equinos, tais como a identificação do padrão do andamento nas diferentes raças.

O presente estudo tem por finalidade aplicar um novo algoritmo de treinamento em Redes Neurais Artificiais (Multi-Objetivo) na caracterização racial (Mangalarga Marchador, Mangalarga, Campolina e Pampa), por meio da análise cinemática do padrão do andamento e

comparar seu desempenho com o algoritmo *back-propagation*.

2.2 MATERIAL E MÉTODOS

Trinta e nove animais de quatro raças, sendo 29 cavalos e 10 éguas, compuseram a amostra do estudo. As coletas foram realizadas nas respectivas Exposições Nacionais, com os seguintes números de observações em cada evento:

- XXII Exposição Nacional do Cavalo Mangalarga Marchador, ocorrida entre os dias 22 e 26 de julho de 2003, no parque da Gameleira, em Belo Horizonte (13 animais).

- XXIX Exposição Nacional da Raça Mangalarga, ocorrida entre os dias 27 de Setembro e 10 de Outubro de 2006 no Parque de Exposições Ney Braga, na sede da Sociedade Rural do Paraná, em Londrina-PR (13 animais).

- XIII Exposição Nacional da Raça Campolina, ocorrida entre os dias 4 e 9 de setembro de 2006, no Parque da Gameleira, em Belo Horizonte (10 animais).

- XIII Exposição Nacional da Raça Pampa, ocorrida entre os dias 3 e 6 de agosto de 2006, no Parque da Gameleira, em Belo Horizonte (3 animais- marcha trotada).

A amostra de animais com andamento marchado característico de cada raça foi constituída por animais adultos, campeões ou reservados campeões de marcha nas respectivas exposições das raças. Os locais de filmagem possuíam todos os requisitos técnicos necessários: piso totalmente plano, firme e não escorregadio, sendo 15 metros de comprimento, com área adjacente para a locomoção dos animais antes da entrada e após a saída da pista de filmagem; condição para a instalação de iluminação controlada, distribuída estrategicamente por seis holofotes de 500 watts cada; plano de filmagem, com fundo homogêneo; pista demarcada com 1m de largura; rede elétrica com tomadas de 220 e 110 volts; isolamento do público (Figura 1).

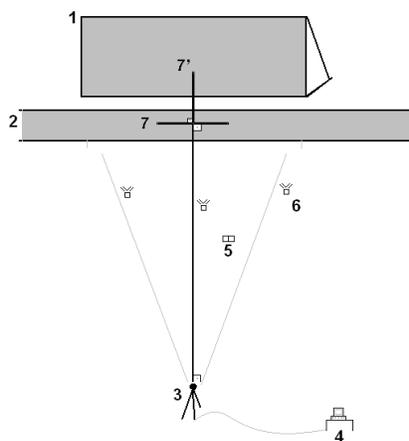


Figura 1: Visão esquemática do local de filmagem (1. Fundo homogêneo de madeirite, 2. Pista de filmagem com 1m largura e 15m de comprimento, 3. Filmadora fixada à um tripé à 20 m da pista em uma perpendicular ao centro, 4. Computador, 5. Placa de identificação do animal e repetições, 6. Iluminação e 7. Régua de calibração – 2m, em posição 7 horizontal e 7' vertical).

Os cavaleiros, montando seus respectivos animais, foram previamente orientados e treinados, realizando-se passagens experimentais em linha reta na pista demarcada, sempre da direita para a esquerda ao passo e em marcha para a ambientação dos animais ao local até que estes estivessem considerados aptos para a filmagem (PROCÓPIO et al., 2007). Como instrumento foi utilizada uma câmera com frequência de aquisição de 200 Hz, conectada a um computador. A câmera, colocada em tripé, posicionada a 20 metros perpendicularmente ao plano de filmagem, de forma que este plano apresentasse cerca de 7 metros no ponto central da pista, proporcionando tempo suficiente para que o animal fosse filmado com seu andamento natural, com espaço para a redução da velocidade pós-filmagem, possibilitando a captura de pelo menos uma passada completa (PROCÓPIO et al., 2007). Os conjuntos foram mantidos com os equipamentos e as condições idênticas àquelas de quando foram avaliados para a premiação em pista.

O objetivo principal foi o de analisar o padrão cinemático da marcha, a partir de angulações dos membros dos conjuntos ganhadores. As imagens foram digitalizadas utilizando-se o programa Simi-Motion 3D, 7.2 (SIMI, 2006) e empregando-se a metodologia de análise dos ângulos por meio de imagens conforme sugeridas por Mota (1999) e Hunt et al. (1999).

Para a digitalização das imagens e análise das angulações dos animais, foi realizada uma adaptação ao protocolo utilizado por Procópio et al., (2007) e Bretas (2006), sendo fixados, nos pontos articulares do lado esquerdo dos membros do animal, 12 marcadores reflexivos adesivos com 5 centímetros de diâmetro, confeccionados a partir de material utilizado para a sinalização de placas de trânsito conforme descrição a seguir e colocados nos membros anterior e posterior do animal (Figura 2). Nos membros anteriores, M1 - tuberosidade radial do rádio logo abaixo da cavidade glenóidea, M2 - terço médio da articulação cárpica, radiocárpica- maticárpica, M3 - terço médio da articulação metacarpofalangeana do membro anterior esquerdo, M4 - articulação interfalangeana proximal do membro anterior esquerdo, M5 - marcador em semicírculo na face lateral do casco do membro anterior esquerdo, em contato com a ferradura ou solo, M6 - marcador em semicírculo na face medial do casco do membro anterior direito, em contato com a ferradura ou solo; nos membros posteriores, nos membros posteriores, M7 - epicôndilo lateral do fêmur, M8 - terço médio na articulação társica, tibiotarsicametatarsica, M9 - terço médio da articulação metacarpofalangeana do membro posterior esquerdo, M10 - articulação interfalangeana proximal do membro posterior esquerdo, M11 - marcador em semicírculo na face lateral do casco do membro posterior esquerdo, em contato com a ferradura ou solo, e M12 - marcador em semicírculo na face medial do casco do membro posterior direito, em contato com a ferradura ou o solo.



Figura 2: Representação dos 12 marcadores reflexivos.

A partir desses marcadores oito ângulos definiram o padrão cinemático da marcha nas diferentes raças. Os seis primeiros ângulos foram definidos por dois pontos e a reta horizontal (ângulos de 1 a 6), e os dois últimos definidos por três pontos (ângulos 7 e 8). As duas informações se complementam, pois apesar de representarem a mesma variável refletem, de forma mais eficaz, o padrão coordenativo da marcha do animal (ROBERTSON et al., 2004).

Os ângulos em relação a horizontal foram definidos da seguinte forma: membro anterior, ângulo 1 – formado pelos marcadores M1, M2 e a reta horizontal que passava por M1; ângulo 2 - formado pelos marcadores M2, M3 e a reta horizontal que passava por M2; ângulo 3 - definido pelos

marcadores M3, M5 e a reta horizontal que passava por M3; membro posterior, ângulo 4 - definido pelos marcadores M7, M8 e a reta horizontal que passava por M7; ângulo 5 – definido pelos marcadores M8, M9 e a reta horizontal que passava por M8; ângulo 6 – definido pelos marcadores M9, M11 e a reta horizontal que passava por M9.

Os ângulos formados por três pontos foram: membro anterior, ângulo 7 – formado pelos marcadores M1, M2 e M3; e no membro posterior, ângulo 8 - formado pelos marcadores M7, M8 e M9. Os ângulos mensurados, tanto em membros anteriores quanto em posteriores, são mostrados abaixo (Fig 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10).



Figura 3: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e a horizontal que passa por 1



Figura 4: Ângulo formado pelos marcadores 2, 3 e a horizontal que passa por 2



Figura 5: Ângulo formado pelos marcadores 3, 5 e a horizontal que passa por 3



Figura 6: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e a horizontal que passa por 7



Figura 7: Ângulo formado pelos marcadores 8, 9 e a horizontal que passa por 8



Figura 8: Ângulo formado pelos marcadores 9, 11 e a horizontal que passa por 9



Figura 9: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e 3 no membro anterior



Figura 10: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e 9 no membro posterior.

Após a definição dos oito ângulos em um ciclo de passada do animal, foram tomados seus valores de máximos e mínimos, e calculada a variável delta, como a diferença entre o valor máximo e mínimo. A localização dos valores máximos e mínimos,

e o cálculo do valor delta foram realizadas em ambiente Matlab 7.0.

Em cada eqüino foram obtidas três passadas, e totalizadas 24 informações por animal (3 passadas vs 8 ângulos). Dessa forma, a matriz do padrão angular foi definida da seguinte forma:

$$\text{Matriz angular} = \begin{bmatrix} \text{delta}_{111} \dots \dots \dots \text{delta}_{i j k} \\ \text{delta}_{211} \\ \text{delta}_{311} \\ \vdots \\ \vdots \\ \text{delta}_{811} \\ 1 \ 1 \ 1 \dots \dots \dots 0 \ 0 \ 0 \\ 0 \ 0 \ 0 \dots \dots \dots 1 \ 1 \ 1 \end{bmatrix}_{10,117}$$

em que i corresponde aos valores de delta para cada ângulo que variou de um a oito; j representa o número de tentativas por animal que variou de um a três; k corresponde ao número de animais (39); $\text{delta} = (\text{valor máximo} - \text{valor mínimo})$ e as duas ultimas linhas representam as saídas no problema de identificação (compostas de um e zero – saída binária).

Na rede MLP (perceptron multi-camadas) com o algoritmo de treinamento MOBJ foi adotado o critério de parada pelo valor estabelecido para a norma ($\|w\|$), sendo assim, quando a rede atingia um valor específico desta (e.g. $\|w\| = 20$) o treinamento era interrompido.

No treinamento das Redes Neurais Artificiais utilizou-se o perceptron multi-camadas (MLP) com os algoritmos *backpropagation* (HOLZREITER e KOHLE, 1995; BARTON e LEES, 1995; GIOFTSOS e GRIEVE, 1995; WU e SU, 2000), por ser um algoritmo clássico e o multi-objetivo (MOBJ), projetado por Teixeira et al.(2001) para redes MLP. Como entrada utilizou-se a variável delta dos oito ângulos. Na rede MLP com o algoritmo de treinamento *backpropagation* (BP), o critério de parada adotado foi o número de iterações, neste caso igual a 1000, onde foram geradas as melhores soluções, minimizando o erro quadrático médio.

$$w^* = \arg \min \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (d_j - y(w, x_j))^2$$

$$\text{sujeito a : } \sum_i \|w\| \leq t$$

em que $\{x_j, d_j\}_{j=1}^N$ são os pares entrada-saída do conjunto de dados, N é o tamanho da amostra, $\|w\| = \sqrt{\sum_t w_t^2}$ e η_j é o valor de restrição da norma. Neste estudo o valor de norma estabelecido foi de 30.

O tamanho do conjunto de treinamento, para os dois algoritmos correspondeu a 80% dos padrões de entrada 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% restante da amostra foi apresentado à rede para testar a sua capacidade de generalização.

Na saída destes algoritmos foi atribuído o valor 1 (um) para a raça objeto de identificação e 0 (zero) para as outras três. Desta forma os valores delta dos oito ângulos de cada animal serviram como parâmetros de entrada, no qual o objetivo dos dois algoritmos (BP e MOBJ) era a identificação racial. As rotinas foram executadas 100 vezes para se ter um desempenho médio de classificação sendo implementadas em ambiente Matlab 7.0.

Cabe ressaltar que a abordagem de classificação ou identificação racial adotada neste estudo, foi de uma situação denominada na literatura como “de um contra todos”, ou seja, ou o padrão é de determinada raça ou não.

Para avaliação do desempenho dos algoritmos utilizados para aplicação das Redes Neurais Artificiais durante o treinamento foram utilizadas as estatísticas acurácia, sensibilidade e especificidade (BEGG e KAMRUZZARAN, 2005; CHAN et al., 2002). A acurácia representa a medida de classificação geral, dada em percentual dos padrões corretamente classificados, a sensibilidade é definida como a capacidade do classificador de reconhecer corretamente o padrão de marcha de determinada raça (e.g. Mangalarga Marchador), e a especificidade indica a capacidade do classificador de não gerar

falsa detecção, isto é, de classificar um animal como Campolina sendo este um Mangalarga Marchador. As expressões utilizadas no cálculo são mostradas abaixo:

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} \times 100\% \quad (1)$$

$$Sensibilidade = \frac{VP}{VP + FN} \times 100\% \quad (2)$$

$$Especificidade = \frac{VN}{VN + FP} \times 100\% \quad (3)$$

(BEGG e KAMRUZZARAN, 2005)

em que, VP é o número de verdadeiros positivos, isto é, quando a rede identifica o padrão da marcha de um animal, por exemplo, Mangalarga Marchador que foi codificado como tal corretamente; VN é o número de verdadeiros negativos, isto é, a rede identifica o padrão cinemático como sendo de outras raças acertadamente; FP é falsa identificação da raça em questão (e.g. Mangalarga Marchador); e FN é a falsa identificação das outras raças.

Além das três estatísticas utilizadas durante o processo de treinamento, foi realizada a validação cruzada com o objetivo de verificar a capacidade de generalização da rede, ou seja, sua capacidade de classificar corretamente padrões que não foram apresentados durante o treinamento, em que se verificou acurácia do algoritmo como medida de desempenho (TEIXEIRA et al., 2001).

Ao final do treinamento, utilizou-se o vetor de pesos ajustados das Redes Neurais Artificiais obtidos por meio do algoritmo de treinamento multi-objetivo, em uma Análise de Componentes Principais, visando ilustrar a separação obtida entre as 4 raças.

2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os melhores desempenhos para os dois algoritmos de treinamento, utilizando como padrões de entrada a variável delta, foram obtidos após 100 iterações (TAB. 1 e 2). A topologia que produziu o melhor resultado apresentou três neurônios na camada escondida.

Tabela 1 – Identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *back-propagation* (BP) a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída

Algoritmo BP	Acurácia (%)	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)
M. Marchador	91,0	94,0	88,0
Mangalarga	95,0	100,0	90,0
Campolina	90,0	95,0	85,0
Pampa	96,0	98,0	94,0
média	93,0	96,7	89,2

Tabela 2 – Identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento multi-objetivo (MOBJ) a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída

Algoritmo MOBJ	Acurácia (%)	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)
M. Marchador	100,0	100,0	100,0
Mangalarga	96,6	100,0	95,8
Campolina	100,0	100,0	100,0
Pampa	97,2	100,0	95,0
média	98,4	100,0	97,7

Por meio dos resultados apresentados nas TAB. 1 e 2 foi possível perceber que o padrão de movimento da marcha equina baseado nas curvas de ângulo-tempo dos membros mostrou elevadas taxas de reconhecimento para as quatro raças. Os padrões foram classificados corretamente, independentemente do algoritmo utilizado (BP ou MOBJ), com valores de acurácia média de 98,4% para o multi-objetivo e 93% para o *back-*

propagation. Percebe-se que houve melhor desempenho do algoritmo MOBJ em relação ao *back-propagation*, corroborando com a literatura que comparou diferentes algoritmos de treinamento para redes do tipo MLP que minimizam não somente o erro durante o treinamento, caso do *back-propagation* (TEIXEIRA et al., 2001; COSTA et al., 2003; JIN et al., 2004; FIELDSEND e SINGH, 2004), como também outros critérios, como a norma dos

pesos. Além disso, percebe-se que a informação utilizada na entrada da rede (variável delta) serviu para caracterizar adequadamente o padrão racial atingindo elevados valores de acurácia, sensibilidade e especificidade.

As TAB 3 e 4 apresentam as validações cruzadas para avaliação da capacidade de generalização da rede, utilizando os dois algoritmos, *back-propagation* e multi-objetivo.

Tabela 3 – Validação cruzada no problema de identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *back-propagation* a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída (20 % dos dados foram utilizados para validar e 80% para treinar a rede)

Algoritmo BP	Acurácia no Treinamento (%)	Acurácia na Validação Cruzada (%)
M. Marchador	91,0	87,6
Mangalarga	95,0	85,0
Campolina	90,0	80,6
Pampa	96,0	83,2
média	93,0	84,1

Tabela 4 – Validação cruzada no problema de identificação racial utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento multi-objetivo a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída (20 % dos dados foram utilizados para validar e 80% para treinar a rede)

Algoritmo MOBJ	Acurácia no Treinamento (%)	Acurácia na Validação Cruzada (%)
M. Marchador	100,0	95,7
Mangalarga	96,6	94,5
Campolina	100,0	97,0
Pampa	97,2	93,1
média	98,4	95,1

A acurácia média do algoritmo multi-objetivo manteve-se elevada para o banco de dados da validação cruzada (95,1%), ao passo que para o algoritmo *back-propagation* houve sensível redução da capacidade de classificar corretamente os padrões raciais (84,1%). Isso se deve ao fato de que o algoritmo multi-objetivo minimiza o erro sujeito a um valor de norma, produzindo redes de baixa complexidade, o que favorece sua utilização em situações deste tipo, em que novas informações podem

ser apresentadas a rede neural, ou seja, ela possui melhor capacidade de generalização.

A Figura 11 ilustra a separação das quatro raças a partir dos valores de pesos ajustados ao final do treinamento da rede Perceptron Multi-Camadas com o algoritmo de treinamento multi-objetivo, onde percebe-se claramente a separação realizada. Observa-se que os padrões das raças Mangalarga Marchador e Mangalarga se aproximam, sugerindo semelhanças

fenotípicas entre as duas raças.

A variância explicada em três componentes principais foi de 95,6%, sendo que a primeira componente principal explicou mais de 75 % da variância dos dados.

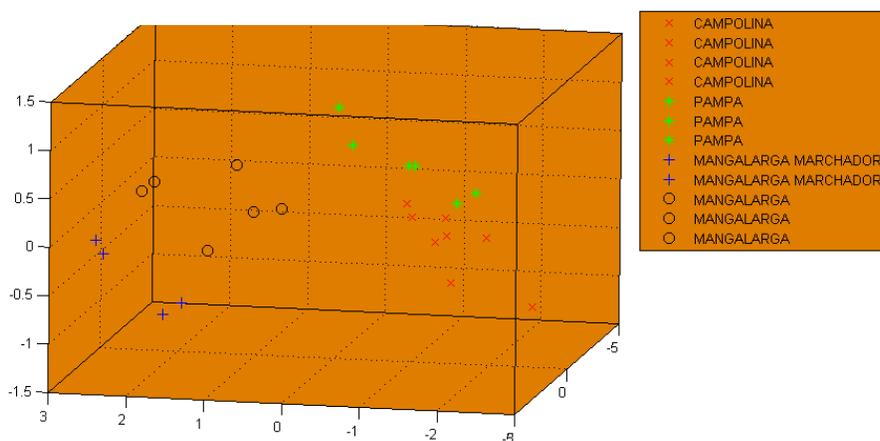


Figura 11 – Análise de Componentes Principais ilustrativo utilizando os pesos finais ajustados pela rede utilizando o algoritmo de treinamento multi-objetivo em que percebe-se a separabilidade dos padrões raciais

2.4. CONCLUSÕES

Há evidências das possibilidades de utilização de Redes Neurais Artificiais na caracterização racial por meio da análise cinemática da marcha equina. Por ser uma abordagem não-paramétrica, a rede não necessita de informações a respeito da distribuição dos dados, e nem da colinearidade entre eles.

O algoritmo multi-objetivo mostrou-se melhor em relação ao método padrão *back-propagation*, tanto na sua capacidade de generalização, quanto nos parâmetros de acurácia, sensibilidade e especificidade.

2.5. SUGESTÕES DE ESTUDOS FUTUROS

Sugerem-se estudos futuros em que se possa acrescentar mais informações (*e.g.* características morfométricas) agregadas as curvas de ângulo-tempo para verificar alterações no desempenho de classificação.

Adicionalmente, deve-se propor a implementação da modificação do algoritmo MOBJ, denominada MOBJ-LASSO (*least absolute shrinkage and selection operator*), que permite identificar a contribuição das variáveis para a cinemática do padrão racial. Tal abordagem será objeto do capítulo 3.

As Redes Neurais Artificiais deveriam ser testadas em situações de identificação, predição e classificação dentro da área zootécnica, comparando seu desempenho com métodos estatísticos tradicionais, pois elas podem apresentar

vantagens, tais como, a não necessidade de conhecimento prévio da distribuição dos dados e de realizar ajustar em espaços n-dimensionais.

REFERÊNCIAS

- ANDRADE, A. G. P. *Comparação entre dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da marcha*. 2005. 84p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- BACK, W.; BARNEVELD, A.; VAN WEEREN, P.R. et al. Kinematic gait analysis in equine carpal lameness. *Acta Anat.*, v.146, p.86- 89, 1993.
- BACK, W.; BARNEVELD, A.; BRUIN, G.; SCHAMHARDT, H. C.; HARTMAN, W. Kinematic detection of superior gait quality in young gait warmbloods. *The Veterinary Quartely*, v 16, p 91- 96, 1994
- BACK, W.; CLAYTON, H. *Equine locomotion*. London: W.B. Saunders, 2001. 384p.
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; SAVELBERG, H. H. C. M.; BOBERT, A. J. V.; BRUIN, G.; HARTMAN, W.; BARNEVELD, A. How the horses moves: 1. Significance of graphical representations of equine forelimb kinematics. *Equine Veterinary Journal*. V.27(1), p. 31-38, 1995.
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; SAVELBERG, H. H. C. M.; BOBERT, A. J. V.; BRUIN, G.; HARTMAN, W.; BARNEVELD, A. How the horses moves: 2. Significance of graphical representations of equine hind limb kinematics. *Equine Veterinary Journal*. V.27(1), p. 39-45, 1995.
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; HARTMAN, W. Predictive value of foal kinematics for the locomotor performance of adult horses. *Research in Veterinary Science*. v.54, p 64-69, 1995
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H.C.; BARNEVELD, A. Are kinematics of the walk related to the locomotion of a warmblood horse at a trot? *Vet. Q.*, v.18, p.79-84, 1996.
- 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.
- BEGG, R. e KAMRUZZAMAN, J. A machine learning approach for automated recognition of movement patterns using basic, kinetic and kinematic gait data. *Journal of Biomechanics*, 38, p. 401- 408, 2005
- BRETAS, M. S. *Associações entre características morfométricas e cinemáticas de equinos da raça Campolina*. 2006. 82f. Dissertação (Mestrado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.
- BUCHNER, H. H. F.; SAVELBERG, H. H. C. M.; SCHAMHARDT, H. C.; MERKENS, H. W. Kinematics of treadmill versus overground locomotion in horses. *The Veterinary Quartely*, 16 (2), 1994, p87-90.
- 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.

- CHRISTOVÃO, F.G.; BARROS, R.M.L.; FREITAS, E.V.V.; LACERDA-NETO, J.C.; QUEIROZ-NETO, A. Análise cinemática tridimensional do movimento de equinos em esteira rolante *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.4, p.862-868, 2007
- COSTA, M. A. ; Braga, A. P.; Menezes, B. R; Teixeira, R. A; Parma, G. G..Training neural networks with a multi-objective sliding mode control algorithm., *Neurocomputing*, vol. 51, p. 467.473, 2003
- FIELDSEND, J. E.; SINGH, S. Optimizing forecast model complexity using multi-objective evolutionary algorithms. *Applications of Multi-Objective Evolutionary Algorithms*, World Scientific, p. 675-700, 2004.
- 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
- HOLZREITER, S.H.; KOHLE, M. E. Assessment of gait patterns using neural networks, *Journal of Biomechanics*, 26,1993. p.645-651.
- HUNT, W.F.; THOMAS, V.G.; STIEFEL, W. Analysis of video recorded images to determine linear and angular dimensions in the growing horse. *Equine Vet. J.* v.31, p.402-410, 1999.
- JIN, Y.; OKABE, T.; SENDHOFF, B. Neural network regularization and ensembling using multi-objective algorithms., *In: Proceedings of the 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1-8, 2004.
- LAGE, M. C. G. R. *Caracterização morfológica, dos aprumos e do padrão de deslocamento de equinos da raça Mangalarga Marchador e suas associações com a qualidade da marcha.* 2001. 114f. Dissertação (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.
- LEACH, D. H. A review of research on equine locomotion and biomechanics. *Equine Vet. J.*, Newmarket, v. 15, n. 2, p. 93-102, 1983.
- MOTA, M. D. S. Conformação desempenho de equinos. Disponível em: <<http://www.terravista.ciclone.com.br/ipanema/1131/palescolina.htm>> Acessado em: 10 abril.2008
- PEHAM, C.; LICKA, T.; SCHOBESBERGER, H.; MESCHAN, E. Influence of the rider on the variability of the equine gait. *Human Movement Science.* v.23, p.663-671, 2004
- PERRY, J. *Gait Analysis, Normal and Pathologic Function.* Thorofare, NJ, SLACK inc., 1992.
- PROCÓPIO, A. M. *Análise cinemática da locomoção de equinos marchadores.* 2004. 95f Tese (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) – Escola de Veterinária, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2004.
- PROCÓPIO, A. M.; BERGMANN, J.A.G.; MENZEL, H.J; BRÊTAS, M. S.; HERR, J.; FANTINI, C.H. Curvas ângulo-tempo das articulações dos equinos marchadores *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.1, p.41-48, 2007
- RED LAKE - Disponível em: <<http://www.redlake.com>> Acessado em: 20/04/2006.
- ROBERTSON, D. G. E.; CALDWELL, G. E.; HAMIL, J.; KAMEN, G.;

- WHITTLESEY, S. N. *Research Methods in Biomechanics*. USA: Human Kinetics, 2004. 309p.
- ROBILLIARD, J. J.; PFAU, T.; WILSON, A.M. Gait characterization and classification in horses. *The Journal of Experimental Biology*. v.210, p.187-197, 2006
- SANTAMARÍA, S.; Bobbert, M. F.; BACK, W.; BARNEVELD, A.; WEEREN, R. V. Variation in free jumping technique within and among horses with little experience in show jumping. *American Journal of Veterinary Research*, v.65, p. 938-944, 2004
- SAVERLBERG, H. H.; HERZOG, W. Prediction of dynamic tendon forces from electromyographic signals: an artificial neural network approach. *Journal of Neuroscience Methods*. V 78, p 65-74, 1997
- SAVELBERG, H. H.; VAN LOON, T.; SCHAMHARDT, H. C. Ground reaction forces in horses, assessed from hoof wall deformation using artificial neural networks. *Equine Veterinary Journal Supplement*. V.23, p.6-8, 1997
- 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
- 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.
- SCHÖLLHORN, W. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 19, 2004.p. 876-898.
- SIMI-MOTION - Disponível em:< <http://www.simi.com>> Acessado em: 14/04/2006.
- TEIXEIRA, R.A. *Treinamento de Redes Neurais Artificiaisatravés de otimização multi-objetivo: uma nova abordagem entre polarização e variância*, 2001. 144p. Dissertação (Doutorado em Engenharia Elétrica) - CPDEE, UFMG, Belo Horizonte, 2001.
- TEIXEIRA, R. A.; BRAGA, A. P.; TAKAHASHI, R. H. C.; SALDANHA, R. R. Recent Advances in the MOBJ Algorithm for training Artificial Neural Networks. *International Journal of Neural Systems*, vol. 11, p. 265 - 270, 2001.
- Van WEEREN, P. R.; Van BORGET, A. J.; BARNEVELT, A. Correction models for skin displacement in equine kinematic gait analysis. *Equine Vet. J.*, v. 12, n. 3, p. 178 – 192, 1992.
- WILLEMEN, M. A.; SAVELBERG, H. H. C. M.; BRUIN, G.; BARNEVELD, A. The effect of toe weights on linear and temporal stride characteristics of standardbred trotters. *The Veterinary Quartely*, v.16(2), p. 97-100, 1994
- 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

CAPÍTULO 3 – APLICAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS COM O USO DE CARACTERÍSTICAS CINEMÁTICAS NO ESTUDO DO COMPRIMENTO DA PASSADA DE EQUINOS DA RAÇA MANGALARGA

RESUMO

Vinte e oito medidas lineares e imagens digitalizadas de oito ângulos dos membros de 36 equinos adultos (26 machos e 10 fêmeas) da raça Mangalarga, participantes da exposição nacional da raça, foram utilizados para caracterizar o padrão do andamento e para comparar os algoritmos multi-objetivo (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO) em um sistema de Redes Neurais Artificiais aplicadas no estudo do comprimento da passada. O padrão do movimento de cada animal foi identificado em ciclo de três passadas e, como informação de entrada para as Redes Neurais Artificiais, foi utilizada a variável delta, calculada como a diferença entre os valores máximo e mínimo de cada ângulo e as 28 medidas lineares. As imagens foram obtidas por câmera com frequência de aquisição de 200 Hz, conectada a um computador e digitalizadas por meio do aplicativo Simi Motion 3D, versão 7.2. As rotinas, implementadas em ambiente Matlab 7.0, foram executadas 100 vezes para possibilitar o desempenho médio de classificação. A acurácia média de identificação do comprimento de passada foi de 98,3% para o MOBJ e de 97,2% para o MOBJ-LASSO. Na validação cruzada o desempenho do MOBJ foi de 96,0%, semelhante ao MOBJ-LASSO (96,5%). Contudo, o algoritmo MOBJ-LASSO mostrou-se melhor em relação ao MOBJ porque é capaz de eliminar entradas e realizar seleção automática de parâmetros da rede tornando-o uma ferramenta efetiva de mineração de dados utilizando redes neurais, pois das 36 informações utilizadas na entrada da rede (8 ângulos e 28 medidas lineares) o MOBJ-LASSO selecionou os ângulos do carpo, jarrete e o comprimento da canela posterior como variáveis cinemáticas que definem o comprimento da passada.

Palavras-chave: padrão da marcha, curva ângulo-tempo, algoritmo Multi-Objetivo LASSO, medida morfométrica, árbitro

ABSTRACT

A total of 26 adult horses (26 male and 10 female) of Mangalarga breed, participants of the national exposition, were analyzed to evaluate the applicability of ANN for the prediction of step length. A total of 28 linear measurements and 8 joint angles obtained by video film were used in the analysis. To characterize gait pattern and compare the algorithms multi-objective and multi-objective LASSO (MOBJ-LASSO). The movement pattern of each animal was obtained by the analysis of three step cycles. The input variables for ANN were the "delta" (difference between maximum and minimum joint angles) and the 28 linear measurements. The mean accuracy for step length prediction was 98.3% for MOBJ and 97.2% for MOBJ-LASSO. For cross validation MOBJ (96.0%) and MOBJ-LASSO (96.5%) resulted in a similar performances. Nevertheless, MOBJ-LASSO proved to be the better algorithm because this method is able to eliminate entrances and to perform an automatic selection of parameters for the ANN. That way, the ANNs become more effective for the identification of relevant variables. In this case the MOBJ-LASSO routine selected four (three joint angles and one linear measurement) of the 36 variables (28 linear measurements and 8 joint angles) which define the step length.

Key words: gait pattern, angle-time historie, multi-objective LASSO algorithm, morphometric measurement, judge

3. 1 INTRODUÇÃO

Tradicionalmente, a análise subjetiva de um árbitro experiente determina o resultado das avaliações morfológicas e das provas de adestramento dos equinos. A avaliação destes animais em concursos e para a inclusão, ou não, nos registros das associações de raças também passa pelo olhar experiente de um avaliador, que julga a caracterização racial e o andamento utilizando a avaliação visual (CLAYTON E SCHAMHARDT, 2001).

No Brasil, em raças eqüinas cujo andamento marchado (e.g. Campolina, Mangalarga Marchador e Mangalarga) é o foco do julgamento, os árbitros avaliam, por meio da análise subjetiva (ou visual), certos atributos do movimento, como por exemplo, o rendimento da marcha, que é a resultante de passadas amplas, elásticas, desenvoltas e equilibradas, de modo a cobrir maior distância com menor número de passadas características apresentadas no ritmo desse andamento natural (LAGE, 2001; BRETAS, 2006). Esse quesito, entre outros, é determinante na nota final atribuída à qualidade da marcha do animal. Entretanto, esse tipo de avaliação da marcha, baseado no julgamento de um observador, carrega todos os riscos inerentes à subjetividade, e quase sempre leva a discordância entre os próprios árbitros (BACK et al., 1994).

A análise qualitativa do movimento também é muito utilizada na clínica dos equinos, principalmente no diagnóstico da claudicação. A qualidade e o grau da claudicação são determinados pela observação do deslocamento do animal em linha reta ou em esteira (SCHOBESBERGER E PEHAM, 2002). Enquanto a repetibilidade dos escores de claudicação, obtidos por um mesmo médico veterinário clínico experiente é alta (BACK

et al., 1993), existe considerável variação dos escores obtidos por dois ou mais profissionais (KEEGAN et al., 1998). Existem várias situações na equideocultura em que a avaliação qualitativa pode ser inadequada, sendo desejável a utilização de métodos quantitativos para a análise do movimento, que ofereçam maior confiabilidade, sem o viés inerente à avaliação subjetiva (BACK e CLAYTON, 2002).

Desta forma, estudos buscam aprimorar as técnicas de avaliação do andamento dos equinos tendo por base a biomecânica, disciplina que descreve e explica os movimentos utilizando termos, métodos e leis da mecânica (LEACH, 1983). No caso dos equinos, a análise biomecânica pode se referir aos aspectos do rendimento atlético, da morfologia e da prevenção de lesões (CHRISTOVÃO et al., 2007). Associada à biomecânica, a análise cinemática possibilita o uso de informações tais como, ângulos de várias articulações, suas derivadas temporais (e.g. velocidade e aceleração) e medidas lineares, que possibilitam a formação de banco de dados com maior número de características, mas cujas análises apresentam algumas dificuldades em razão do grande número, à sua multi-dimensionalidade e à multicolinearidade entre elas (CHAU, 2001). Para tais características, os métodos estatísticos tradicionais de análise, como correlações, regressões e testes de comparação de médias, podem não ser os mais adequados, pois os dados podem apresentar dependência temporal e não-estacionariedade (CHAU, 2001).

No tratamento e na análise de dados com as características descritas, métodos de classificação não-lineares (Redes Neurais Artificiais) têm sido aplicados e seus resultados comparados a outros classificadores estatísticos mais clássicos (LAFUENTE et al., 1998; ANDRADE, 2005) na análise da marcha humana.

Percebe-se, entretanto, pouca utilização da metodologia de Redes Neurais Artificiais na análise de dados da marcha equina e, quando esta ocorre, tem sido mais na análise clínica (e.g. detecção de claudicação). A título de ilustração, citam-se Schobesberger e Peham (2002) que, utilizaram a análise cinemática combinada às Redes Neurais Artificiais, conseguiram identificar animais claudicantes, independente do diagnóstico clínico do Médico-Veterinário.

Outros estudos também atestam a aplicabilidade e a eficiência das Redes Neurais Artificiais em situações relacionados à análise clínica (SAVELBERG et al., 1997; SAVELBERG e HERZOG, 1997; LIU et al., 1999).

Recentemente, Andrade et al. (CAPÍTULO ANTERIOR) implementou o algoritmo Multi-Objetivo em treinamento de Redes Neurais Artificiais, em um sistema para identificação de quatro raças equinas (Campolina, Mangalarga, Mangalarga Marchador e Pampa), utilizando como variáveis de entrada oito ângulos dos membros dos animais, obtidas durante a análise cinemática da marcha. Entretanto, o algoritmo utilizado pelos autores não possibilita caracterizar a contribuição individual das variáveis para a identificação da cinemática racial.

Assim, o presente estudo tem por finalidade verificar, por meio da análise cinemática de animais da raça Mangalarga, a qualidade do julgamento visual realizado por quatro árbitros em relação ao quesito rendimento da marcha; e o de aplicar e comparar os algoritmos Multi-objetivo e sua versão modificada, Multi-Objetivo LASSO, na avaliação da contribuição de características cinemáticas e morfométricas para o comprimento da passada.

3.2 MATERIAL E MÉTODOS

Trinta e seis animais adultos (24 machos e 12 fêmeas) participantes da XXIX Exposição Nacional da Raça Mangalarga, ocorrida de 27 de Setembro a 10 de Outubro de 2006, no Parque de Exposições Ney Braga, na sede da Sociedade Rural do Paraná, Londrina-PR, foram mensurados por um único técnico treinado, auxiliado por ajudante, em local com piso plano e firme. Utilizou-se Hipômetro Metálico com nível de aferição e trena metálica de três metros. Nesta etapa, foi realizada a mensuração e a anotação dos dados.

Os pontos anatômicos utilizados para a tomada de 28 medidas de altura, comprimento, largura e perímetro foram descritos por Procópio (2004). As características métricas obtidas são descritas a seguir:

Medidas de altura:

1. Cernelha - altura na região interescapular, distância entre as extremidades livres do 5º ou 6º processos espinhosos das vértebras torácicas e o solo.
2. Dorso - distância entre a extremidade livre dos processos das vértebras torácicas, T12 ou T13, e o solo.
3. Garupa - distância entre o ponto mais alto da transição lombo-sacra e o solo.
4. Membro Anterior - distância entre o ponto mais alto da cartilagem escapular e o solo.
5. Membro Posterior - distância entre a inserção do Fêmur ao Acetábulo, trocânter maior, e o solo.
6. Tórax - distância entre os processos espinhosos das vértebras torácicas T12 ou T13, e o processo xifóide das esternébras, compreende a profundidade torácica.

Medidas de comprimento:

7. Cabeça - distância entre a extremidade labial cranial e a borda posterior do osso occipital da cabeça.
8. Pescoço - distância entre a porção cranial da face lateral da asa do atlas e a borda cranial do terço médio do músculo supra-espinhoso.
9. Espádua - distância entre a porção central da extremidade proximal da cartilagem escapular e o centro da articulação escápulo-umeral.
10. Braço - distância entre a face lateral do tubérculo maior do úmero e a extremidade articular livre do epicôndilo lateral do úmero.
11. Dorso-Lombo - distância entre os processos espinhosos da vértebra torácica T₈ e da vértebra lombar L₆.
12. Garupa - distância entre a porção cranial da face lateral da tuberosidade ilíaca, tubérculo coxal, e a tuberosidade isquiática da pelve.
13. Ílio-Fêmur - distância entre a porção cranial da face lateral da tuberosidade ilíaca, tubérculo coxal, e a inserção do fêmur ao acetábulo, trocânter maior.
14. Fêmur - distância entre a face lateral do trocânter maior e o epicôndilo lateral do fêmur.
15. Corpo - distância entre a borda cranial da articulação escápulo-umeral e a tuberosidade isquiática da pelve.
16. Ante-braço - distância entre a tuberosidade radial e a tróclea do rádio.
17. Perna - distância entre a borda do côndilo lateral e o maléolo lateral da tíbia.
18. Canela anterior (III Metacarpiano) - distância entre as extremidades articulares das margens articulares das epífises proximal e distal do III metacarpiano.
19. Canela posterior (III Metatarsiano) - distância entre as extremidades articulares das margens articulares das epífises proximal e distal III metatarsiano.

20. Quartela anterior - distância entre a face lateral das epífises proximal da primeira e segunda falange do membro anterior.
21. Quartela posterior - distância entre a face lateral das epífises proximal da primeira e segunda falange do membro posterior.

Medidas de larguras:

22. Peito - distância entre os tubérculos maiores laterais dos úmeros direito e esquerdo.
23. Ancas - distância entre as proeminências mais laterais das tuberosidades ilíacas, tuberosidades coxais, direita e esquerda.

Medidas de perímetros:

24. Perímetro do tórax - A fita métrica foi colocada circundando o tórax, em contato com a extremidade livre do processo espinhoso de T₁₁ e a região do 9º espaço intercostal.
25. Canela Anterior (III Metacarpiano).
26. Canela posterior (III Metatarsiano).
27. Joelho (carpo).
28. Jarrete (tarso).

Essas quatro últimas medidas foram feitas passando-se a fita métrica no terço médio dos respectivos segmentos.

Em seguida procedeu-se a filmagem dos animais para obtenção dos ângulos dos membros, empregando-se a metodologia sugerida por Mota (1999) e Hunt et al. (1999). O local de filmagem possuía os requisitos técnicos necessários: piso totalmente plano, firme e não escorregadio, sendo 15 metros de comprimento, com área adjacente para a locomoção dos animais antes da entrada e após a saída da pista de filmagem; condição para a instalação de iluminação controlada, distribuída estrategicamente por seis holofotes de 500 watts cada; plano de filmagem, com fundo homogêneo; pista demarcada com 1m de largura; rede elétrica com tomadas de 220 e 110 volts.

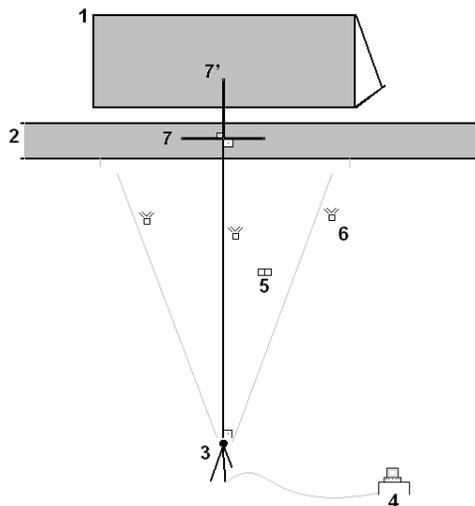


Figura 1: Visão esquemática do local de filmagem (1. Fundo homogêneo de madeirite, 2. Pista de filmagem com 1m largura e 15m de comprimento, 3. Filmadora fixada à um tripé à 21 m da pista em uma perpendicular ao centro, 4. Computador, 5. Placa de identificação do animal e repetições, 6. Iluminação e 7. Régua de calibração – 2m, em posição 7 horizontal e 7' vertical).

Antes das filmagens, todos os cavaleiros, montando seus respectivos animais, foram previamente orientados e treinados, realizando-se passagens experimentais em linha reta na pista demarcada, sempre da direita para a esquerda ao passo e em marcha para a ambientação dos animais ao local até que estes estivessem considerados aptos para a filmagem (PROCÓPIO et al., 2007). A filmadora colocada em tripé, foi posicionada a 21 metros perpendicularmente ao plano de filmagem, conectada ao computador com frequência de aquisição de 200 Hz (RED LAKE, 2006), proporcionando tempo suficiente para que o animal fosse filmado com seu andamento natural, com espaço para a redução da velocidade pós-filmagem, possibilitando a captura de, pelo menos, uma passada completa.

Uma adaptação ao protocolo utilizado por Procópio et al. (2007), foi realizada, sendo fixados, nos pontos articulares dos membros no lado esquerdo do animal, 12 marcadores reflexivos adesivos com 5 centímetros de diâmetro, confeccionados a partir de

material utilizado para a sinalização de placas de trânsito que foram colocados nos membros anterior e posterior do animal (Figura 2), conforme descrição a seguir. Nos membros anteriores, M1- tuberosidade radial do rádio logo abaixo da cavidade glenóideia, M2 - terço médio da articulação cárpica, rádio-cárpica- maticárpica, M3 - terço médio da articulação metacarpofalangeana do membro anterior esquerdo, M4 - articulação interfalangeana proximal do membro anterior esquerdo, M5 - marcador em semicírculo na face lateral do casco do membro anterior esquerdo, em contato com a ferradura ou solo, M6 - marcador em semicírculo na face medial do casco do membro anterior direito, em contato com a ferradura ou solo; nos membros posteriores, nos membros posteriores, M7 - epicôndilo lateral do fêmur, M8 - terço médio na articulação társica, tibiotalarsometatarsica, M9 - terço médio da articulação metacarpofalangeana do membro posterior esquerdo, M10 - articulação interfalangeana proximal do membro posterior esquerdo, M11 - marcador em semicírculo na face lateral do casco do membro posterior

esquerdo, em contato com a ferradura ou solo, e M12 - marcador em semicírculo na face medial do casco do membro posterior

direito, em contato com a ferradura ou o solo.



Figura 2: Representação dos 12 marcadores reflexivos

A partir desses marcadores foram obtidas as mensurações de oito ângulos, que definiram o padrão cinemático da marcha dos animais da raça Mangalarga. Os seis primeiros ângulos foram definidos por dois pontos e a reta horizontal (ângulos de 1 a 6), e os dois últimos definidos por três pontos (ângulos 7 e 8). As duas informações se complementam, pois apesar de representarem a mesma variável refletem, de forma mais eficaz, o padrão coordenativo da marcha do animal (ROBERTSON et al., 2004).

De acordo com as FIG 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 e 10, os ângulos, em relação a

horizontal, foram definidos da seguinte forma: membro anterior, ângulo 1 - formado pelos marcadores 1, 2 e a reta horizontal que passava por 1; ângulo 2 - formado pelos marcadores M2, M3 e a reta horizontal que passava por M2; ângulo 3 - definido pelos marcadores M3, M5 e a reta horizontal que passava por M3; membro posterior, ângulo 4 - definido pelos marcadores M7, M8 e a reta horizontal que passava por M7; ângulo 5 - definido pelos marcadores M8, M9 e a reta horizontal que passava por M8; ângulo 6 - definido pelos marcadores M9, M11 e a reta horizontal que passava por M9.

Os ângulos formados por três pontos foram: membro anterior, ângulo 7 - formado pelos marcadores M1, M2 e M3; e no membro posterior, ângulo 8 - formado pelos marcadores M7, M8 e M9.

Após a definição dos oito ângulos que definiram o padrão de movimento do animal em um ciclo de passada, foram tomados seus valores de máximos e mínimos, e calculada a variável delta, representada pela diferença entre o valor máximo e mínimo



Figura 3: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e a horizontal que passa por 1



Figura 4: Ângulo formado pelos marcadores 2, 3 e a horizontal que passa por 2



Figura 5: Ângulo formado pelos marcadores 3, 5 e a horizontal que passa por 3



Figura 6: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e a horizontal que passa por 7



Figura 7: Ângulo formado pelos marcadores 8, 9 e a horizontal que passa por 8



Figura 8: Ângulo formado pelos marcadores 9, 11 e a horizontal que passa por 9



Figura 9: Ângulo formado pelos marcadores 1, 2 e 3 no membro anterior



Figura 10: Ângulo formado pelos marcadores 7, 8 e 9 no membro posterior

As imagens foram digitalizadas utilizando-se o programa Simi-Motion 3D, 7.2 (SIMI, 2006) para análises biomecânicas, no Laboratório de Biomecânica do Centro de Excelência Esportiva da Escola de Educação Física da UFMG (CENESP). Na digitalização, foram quantificadas as seguintes variáveis: velocidade, comprimento (FIG 11) e afreqüência das passadas, sendo que os dados foram organizados e analisados

estatisticamente por meio do software SPSS 12.0 *for Windows*.

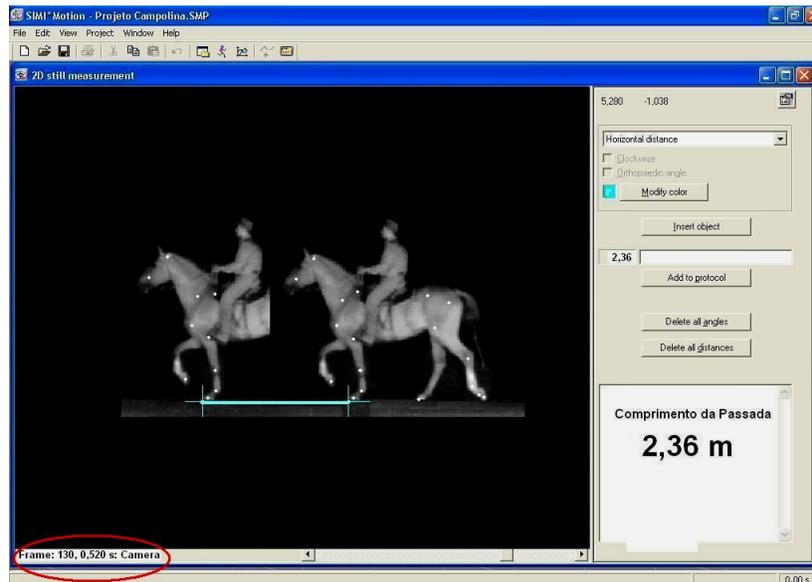


Figura 11: Exemplo de mensuração de comprimento da passada em metros, de 2,36 m e tempo da passada e tempo total da passada de 0,520 segundos, entre dois apoios consecutivos do membro anterior esquerdo. Fonte: Bretas, 2006 p. 34

Para avaliar a qualidade do julgamento visual, quatro árbitros experientes atribuíram notas ao comprimento da passada de cada animal, em uma escala de três pontos: menos um (-1), que correspondia ao comprimento de passada curta; nota zero (0), que correspondia ao comprimento de passada normal; e nota um (1), que correspondia ao comprimento de passada longa. A avaliação da confiabilidade das notas dadas pelos árbitros na avaliação visual para a característica comprimento da passada foi feita por meio do Coeficiente de Correlação Intra-Classe (CCI).

Também foi calculado o coeficiente de correlação de ordem de Spearman (r_s), com o objetivo de se medir a correlação das notas dos árbitros com o tamanho da passada medido pela filmagem. A análise de confiabilidade e o cálculo das correlações

foram feitos com o programa estatístico SPSS 12.0 *for Windows*.

Para o treinamento das redes neurais foram utilizados três tipos de dados de entrada diferentes, listados na seqüência:

i) Após a definição dos oito ângulos que definiram o padrão angular do movimento do animal em um ciclo de passada, foram calculados os valores de delta que representavam a diferença entre o valor máximo e mínimo que serviram como informação de entrada para as redes neurais artificiais. Desta forma, cada equino era caracterizado por três tentativas (passadas), totalizando 24 informações por animal (3 tentativas x 8 ângulos). A matriz de padrão angular foi construída da seguinte forma:

$$\text{Matriz angular} = \begin{bmatrix} \text{delta}_{a_{11}} & & & \text{delta}_{a_{jk}} \\ \text{delta}_{a_{21}} & & & \\ \text{delta}_{a_{31}} & & & \\ & & & \\ \text{delta}_{a_{81}} & & & \\ 2,23 & 2,05 & 2,11 & 1,75 \end{bmatrix}_{9,108}$$

em que: i corresponde aos valores de delta para cada ângulo que variou de um a oito; j representava o número de tentativas por animal que variou de um a três; k correspondia ao número de animais (36); $\text{delta} = (\text{valor máximo} - \text{valor mínimo})$ e a última linha representa os valores de comprimento de passada medidos por meio da análise cinemática, constituindo a saída no problema de predição das redes.

ii) Além da matriz angular, utilizou-se também a matriz morfométrica dos animais, dada por:

$$\text{Matriz morfométrica} = \begin{bmatrix} \text{medida}_{a_{11}} & & & \text{medida}_{a_j} \\ \text{medida}_{a_{21}} & & & \\ \text{medida}_{a_{31}} & & & \\ & & & \\ & & & \\ \text{medida}_{a_{231}} & & & \\ 2,23 & 2,05 & 2,11 & 1,75 \end{bmatrix}_{29,36}$$

em que: i corresponde a medida linear que variou de um a 28; j representa o animal (neste estudo totalizou 36); e a última linha representa os valores de comprimento de passada medidos por meio da análise cinemática, constituindo a saída no problema de predição das redes sendo assim, a matriz tinha a dimensão 29 x 36.

iii) Por fim, a matriz formada pela combinação dos oito ângulos e das 28 medidas lineares foram utilizadas no treinamento das Redes Neurais Artificiais. Como foram realizadas três passadas por animal, tomou-se a média para os valores de

delta de cada ângulo. A matriz apresentou a seguinte composição:

$$\text{Matriz Cinemática} = \begin{bmatrix} \text{delta médio}_{a_{11}} & & & \text{delta}_{a_j} \\ \text{delta médio}_{a_{21}} & & & \\ \text{delta médio}_{a_{31}} & & & \\ \vdots & & & \\ \vdots & & & \\ \text{delta médio}_{a_{81}} & & & \\ \text{medidas lineares}_{s_{11}} & & & \text{medidas lineares}_{s_j} \\ \text{medidas lineares}_{s_{21}} & & & \\ \text{medidas lineares}_{s_{31}} & & & \\ \text{medidas lineares}_{s_{41}} & & & \\ \text{medidas lineares}_{s_{51}} & & & \\ \text{medidas lineares}_{s_j} & & & \\ 2,23 & 2,05 & 2,11 & 1,75 \end{bmatrix}_{37,36}$$

em que: i correspondia a medida (angular ou linear) do animal e variava de um a 36; j representava o animal (36); e a última linha representava os valores de comprimento de passada medidos por meio da análise cinemática, constituindo a saída no problema de predição das redes sendo assim, a matriz tinha a dimensão 37 x 36.

No treinamento das Redes Neurais Artificiais utilizou-se o perceptron multi-camadas (MLP) com os algoritmos multi-objetivo (MOBJ) projetado por Teixeira et al.(2001) para redes MLP, e o multi-objetivo-lasso (MOBJ-LASSO; Costa e Braga, 2006). Na rede MLP (perceptron multi-camadas) com o algoritmo de treinamento MOBJ foi adotado o critério de parada pelo valor estabelecido para a norma ($\|w\|$), sendo assim, quando a rede atingia um valor específico desta (*e.g.* $\|w\| = 20$) o treinamento era interrompido. No presente estudo, o valor da norma foi de 30.

3.1 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A TAB. 1 apresenta os valores individuais para as características comprimento, velocidade e frequência da passada, além da estatística descritiva (média e desvio-padrão). A média foi calculada com o objetivo de formar a saída

da Rede Neural Artificial, composta pelo comprimento da passada, que poderia ser maior ou menor que esta.

Tabela 1: Observações individuais e estatística descritiva para as variáveis comprimento, velocidade, e frequência das passadas

Animais	Variáveis		
	Comprimento (m)	Velocidade (km/h)	Frequência (passadas/s)
1	2,20	13,04	1,65
2	2,23	12,58	1,57
3	1,98	11,13	1,56
4	2,10	11,99	1,59
5	2,04	11,85	1,61
6	2,17	12,91	1,65
7	1,74	9,74	1,55
8	1,98	11,49	1,61
9	1,86	10,85	1,63
10	1,82	10,87	1,66
11	2,05	12,41	1,67
12	1,89	11,11	1,63
13	1,96	10,97	1,55
14	1,91	10,89	1,58
15	1,86	11,88	1,77
16	1,93	11,63	1,68
17	1,86	10,70	1,60
18	2,04	11,73	1,60
19	1,96	11,28	1,60
20	1,98	10,66	1,50
21	2,06	11,40	1,54
22	1,90	11,18	1,64
23	2,11	13,34	1,76
24	2,09	12,54	1,67
25	1,74	9,96	1,59
26	2,01	11,36	1,57
27	1,81	10,64	1,64
28	2,01	11,51	1,59
29	1,79	11,81	1,84
30	1,71	10,06	1,63
31	2,00	12,72	1,77
32	1,72	10,82	1,75
33	2,26	13,43	1,65
34	1,94	11,69	1,67
35	1,88	10,67	1,57
36	1,94	11,70	1,68
Média	1,96	11,51	1,62
Desvio-padrão	0,15	0,93	0,07

Na TAB. 2 é apresentada a comparação das variáveis comprimento, velocidade e frequência da passada. Houve diferença significativa para o comprimento da passada e a velocidade, entre os dois

grupos (maior *versus* menor comprimento da passada). Quanto à característica, frequência das passadas, não foi observada diferença significativa.

Tabela 2: Comparação entre os dois grupos para as variáveis frequência, comprimento da passada e velocidade

Classificação de acordo com o comprimento de passada (m)	Frequência (passos/s) Média ± desvio-padrão	Velocidade (km/h) Média ± desvio-padrão	Comprimento (m) Média ± desvio-padrão
Maior que a média	1,61 ± 0,06	12,05* ± 0,82	2,07* ± 0,10
Menor que média	1,65 ± 0,07	10,92 ± 0,64	1,83 ± 0,07
Probabilidade	0,111	0,003	0,0001

Observa-se na TAB.3, a comparação entre todas as 28 medidas lineares entre os dois grupos (maior *versus* menor comprimento da passada), verificou-se diferença apenas para o comprimento da canela posterior ($p < 0,05$)

e o perímetro do jarrete ($p < 0,05$). Para os valores de delta dos oito ângulos, não houve diferença significativa entre os dois ($p \geq 0,05$).

Tabela 3: Teste t-independente utilizado para comparação das medidas lineares

Medidas Lineares (cm)	Passada maior que a média	Passada menor que a média	Probabilidade
	Média ± desvio-padrão	Média ± desvio-padrão	
Altura da cernelha	156 ± 0,03	150 ± 0,03	0,125
Altura membro anterior	150 ± 0,03	148 ± 0,02	0,346
Altura dorso	149 ± 0,03	145 ± 0,02	0,255
Altura garupa	157 ± 0,04	152 ± 0,02	0,379
Altura membro posterior	129 ± 0,03	126 ± 0,01	0,567
Altura tórax (profundidade)	62 ± 0,02	60 ± 0,03	0,652
Comprimento da cabeça	59,1 ± 0,02	58,7 ± 0,02	0,853
Comprimento do pescoço	64,3 ± 0,04	61,6 ± 0,03	0,755
Comprimento espádua	52,2 ± 0,01	49,9 ± 0,02	0,234
Comprimento braço	34,5 ± 0,03	34,0 ± 0,01	0,864
Comprimento dorso-lombo	64,1 ± 0,06	61,8 ± 0,04	0,356
Comprimento da garupa	55,6 ± 0,02	53,5 ± 0,03	0,565
Comprimento do íleo- fêmur	30,7 ± 0,04	27,8 ± 0,03	0,212
Comprimento fêmur	35,8 ± 0,02	33,7 ± 0,03	0,329
Comprimento corpo	166,2 ± 0,02	161,7 ± 0,02	0,127
Largura peito	43,0 ± 0,01	43,4 ± 0,02	0,799
Largura garupa	55,2 ± 0,02	54,4 ± 0,01	0,822
Comprimento ante-braço	48,3 ± 0,03	49,8 ± 0,02	0,769
Comprimento canela anterior	27,8 ± 0,02	27,2 ± 0,03	0,831
Comprimento quartela anterior	11,5 ± 0,03	11,3 ± 0,03	0,847
Perímetro carpo	32,0 ± 0,03	31,0 ± 0,02	0,723
Perímetro canela anterior	19,7 ± 0,02	19,0 ± 0,02	0,569
Comprimento perna	49,7 ± 0,05	49,1 ± 0,03	0,463
Comprimento da canela posterior	35,7* ± 0,01	34,8 ± 0,01	0,004
Comprimento quartela posterior	12,1 ± 0,02	11,7 ± 0,01	0,581
Perímetro do jarrete	41,8* ± 0,02	40,1 ± 0,01	0,008
Perímetro canela posterior	22,1 ± 0,02	20,9 ± 0,02	0,405
Perímetro torácico	193,4 ± 0,02	187,6 ± 0,02	0,163
Características angulares (graus)			
Delta ângulo 1	57 ± 0,05	54 ± 0,01	0,405
Delta ângulo 2	86 ± 0,03	88 ± 0,04	0,436

Delta ângulo 3	14 ± 0,007	13 ± 0,006	0,163
Delta ângulo 4	49 ± 0,01	44 ± 0,03	0,165
Delta ângulo 5	53 ± 0,05	50 ± 0,04	0,389
Delta ângulo 6	62 ± 0,24	56 ± 0,13	0,065
Delta ângulo 7	68 ± 0,4	63 ± 0,4	0,722
Delta ângulo 8	31 ± 0,03	25 ± 0,04	0,314

Verificou-se que, em ambos os grupos (maior e menor comprimento de passada), a maioria das variáveis quer sejam lineares ou angulares não diferiram entre si, confirmando os achados da literatura, no que diz respeito, a análise estatística tradicional não encontrar diferenças entre os grupos.

No que diz respeito à confiabilidade das notas, observou-se correlação entre as avaliações dos quatro árbitros para cada animal, com valor de CCI de 0,802 ($P < 0,05$), o que denota certa consistência entre eles na avaliação dos mesmos animais.

Entretanto, foi observada ausência de associação entre as notas individuais dos

árbitros e as medidas cinemáticas reais do comprimento da passada, assim como, a moda das notas dos quatro avaliadores com o tamanho de passada. A TAB. 4 ilustra três animais que de acordo com as filmagens seriam de maiores comprimentos de passada, mas pelo julgamento subjetivo, pertenceriam ao grupo de animais com menores comprimentos de passada, indicando uma discordância entre o que foi medido pela análise cinemática (e.g. tamanho da passada = 2,23 m que corresponde ao grupo de maior comprimento de passada) e a moda das notas que foi de -1 (curta).

Tabela 4: Notas atribuídas pelos árbitros a três animais e tamanho da passada obtida na filmagem

Animal	Moda das notas dos árbitros em escala ordinal	Tamanho real da passada, m	Coefficiente de correlação de Spearman	Probabilidade
1	-1 (curta)	2,23 (acima da mediana)	0,117	0,665
2	-1 (curta)	2,17 (acima da mediana)		
3	-1 (curta)	2,11 (acima da mediana)		

As TAB. 5 e 6 mostram o desempenho da rede com os ângulos e medidas lineares, utilizados como padrões de entrada separadamente. Com a combinação das informações de entrada (variável delta dos

ângulos e medidas lineares), obtiveram-se os melhores desempenhos para os dois algoritmos de treinamento, após 1000 iterações (TAB. 7).

Tabela 5 – Identificação do tamanho da passada utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *multi-objetivo* (MOBJ) e *multi-objetivo* LASSO (MOBJ-LASSO) a partir da matriz de padrão angular, com a rede tendo oito neurônios na entrada, três neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída

Algoritmos	Acurácia - treinamento (%)	Acurácia - Validação Cruzada (%)
MOBJ	93,0	92,1
MOBJ-LASSO	92,2	91,6

Tabela 6 – Identificação do tamanho da passada utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *multi-objetivo* (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO) a partir da matriz de medidas lineares, com a rede tendo oito neurônios na entrada, seis neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída

Algoritmos	Acurácia - treinamento (%)	Acurácia - Validação Cruzada (%)
MOBJ	88,3	87,0
MOBJ- LASSO	87,4	86,2

Tabela 7 – Identificação do tamanho da passada utilizando a rede Perceptron Multi-Camadas com algoritmo de treinamento *multi-objetivo* (MOBJ) e multi-objetivo LASSO (MOBJ-LASSO) a partir da matriz de ângulos e medidas lineares, com a rede tendo oito neurônios na entrada, seis neurônios na camada intermediária e um neurônio na saída

Algoritmos	Acurácia - treinamento (%)	Acurácia - Validação Cruzada (%)
MOBJ	98,3	96,0
MOBJ- LASSO	97,2	96,5

Os melhores resultados foram obtidos quando se utilizaram, na entrada das Redes Neurais Artificiais, as informações dos ângulos combinadas às medidas lineares, sendo o desempenho de classificação dos dois algoritmos no treinamento muito semelhantes (MOBJ = 98,3 e MOBJ-LASSO = 97,2%). Quando foi utilizada somente a matriz de padrão angular, o desempenho de classificação, medido pela acurácia, foi de 93,2 % com o algoritmo de treinamento MOBJ e de 92,0% com o MOBJ-LASSO. O pior desempenho foi obtido quando se utilizaram as 28 medidas lineares na entrada da rede, com classificação média obtida após o treinamento de 88,3 para o MOBJ e de 87,4% para o MOBJ-LASSO, indicando que somente as informações de medidas são insuficientes para caracterizar o comprimento da passada.

No que diz respeito à generalização da rede, a acurácia foi semelhante entre os dois algoritmos utilizando as informações

dos ângulos, combinadas às das medidas lineares, com acurácia de 96,0% para o MOBJ e de 96,5% para o MOBJ-LASSO, ao passo que somente a matriz de padrão angular teve desempenho de 92,1% de classificação com o MOBJ e de 91,6% com o MOBJ-LASSO. Novamente, pior desempenho foi obtido com as 28 medidas lineares, sendo que a classificação média obtida, para o banco de dados da validação cruzada, foi de 87% para o MOBJ e 86,2% para o MOBJ-LASSO.

Independente da informação utilizada na entrada, a principal diferença entre as soluções dos métodos MOBJ e MOBJ-LASSO está demonstrada na FIG. 12. O algoritmo MOBJ reduziu a norma dos pesos e, conseqüentemente, a amplitude dos mesmos, mas não agregou a funcionalidade de seleção de parâmetros como demonstrada pelo método MOBJ-LASSO. Como descrito anteriormente para o método LASSO, existem mais oportunidades para que parte dos pesos estimados seja zero.

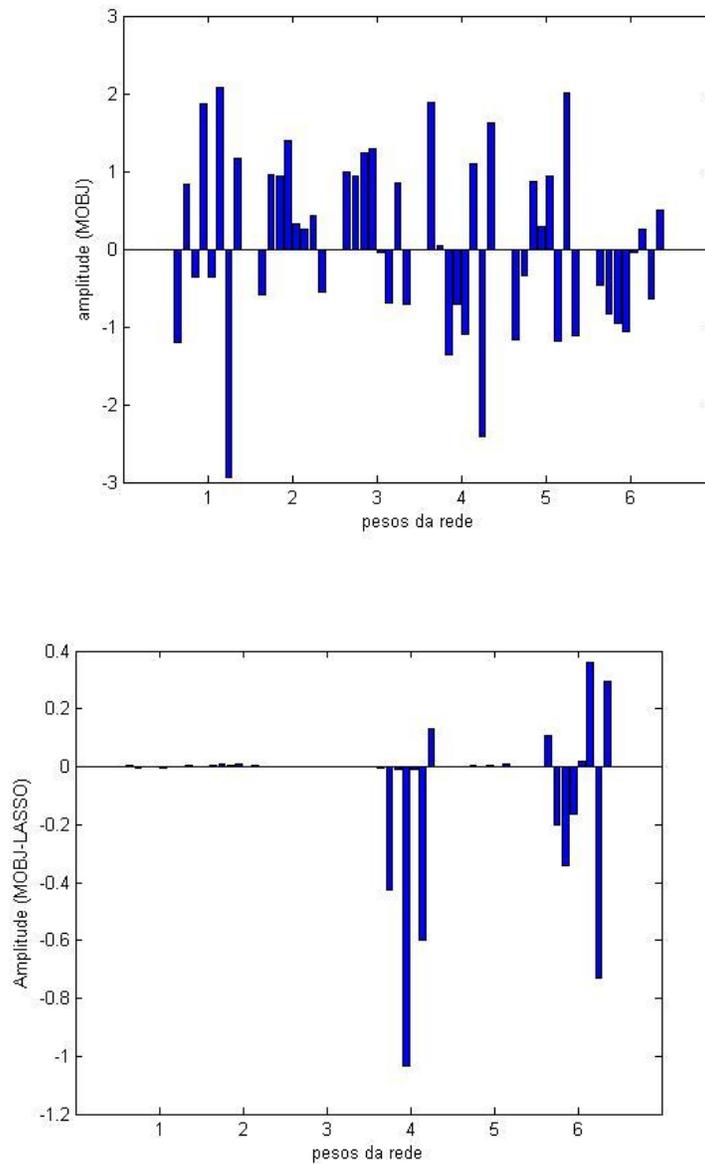


Figura 12. Amplitude dos pesos para as 28 medidas lineares utilizadas pelos métodos MOBJ e MOBJ – LASSO com 6 neurônios na camada intermediária.

Quando as informações de entrada da rede eram compostas pelos oito ângulos, o algoritmo MOBJ-LASSO deixou apenas dois ângulos (carpo e jarrete) ao final do treinamento, com 93% de classificação. Quando as informações de entrada eram

compostas pelas características lineares, permaneceram apenas as características comprimento da canela posterior e perímetro do jarrete, com acurácia média de 87,4%. Já para as informações combinadas dos

dois conjuntos de características, ou seja, de oito ângulos e 28 medidas lineares,

após o treinamento restaram apenas três características, os ângulos do carpo (7) e do jarrete (8); e o comprimento da canela posterior, com 96,1% de acurácia (TAB 8).

Tabela 8 – Variáveis deixadas pelo MOBJ-LASSO ao final do treinamento e valor de acurácia da rede

Variáveis de entrada	Variáveis que permaneceram ao fim do treinamento	Acurácia (%)
8 ângulos	Duas: ângulo carpo e do jarrete	93,0
28 Medidas lineares	Duas: comprimento da canela posterior e perímetro do jarrete	87,4
8 ângulos + 28 medidas lineares	Três: ângulo carpo e do jarrete e comprimento da canela posterior	96,1

3.4 CONCLUSÕES

Os árbitros apresentaram erros de avaliação no que diz respeito ao quesito rendimento da marcha, avaliado pelo comprimento da passada, discordando da análise cinemática realizada por meio da filmagem.

O algoritmo multi-objetivo LASSO para o treinamento de redes neurais artificiais com a função de identificar o comprimento da passada por meio das variáveis cinemáticas da marcha foi capaz de alcançar soluções com alta generalização. A partir do uso da função de restrição definida pela soma dos valores absolutos dos pesos, a metodologia permitiu incorporar o procedimento de seleção de topologia ao processo de treinamento da rede. Na comparação com o algoritmo Multi-Objetivo (MOBJ), o multi-objetivo LASSO alcançou resultados com alta generalização e topologias reduzidas. Os resultados mostram, ainda, que o método MOBJ-LASSO foi capaz de eliminar entradas e realizar seleção automática de características de entrada importantes para a rede, sendo ferramenta importante para a escolha de características informativas para as Redes Neurais Artificiais. No estudo do comprimento da passada da raça

Mangalarga, as características ângulo do carpo, ângulo do jarrete e comprimento da canela posterior foram as que mais contribuíram.

REFERÊNCIAS

- ANDRADE, A. G. P. *Comparação entre dois métodos de classificação na análise do padrão dinâmico da marcha*. 2005. 84p. Dissertação (Mestrado) - Escola de Educação Física, Fisioterapia e Terapia Ocupacional, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- BACK, W.; BARNEVELD, A.; VAN WEEREN, P.R. et al. Kinematic gait analysis in equine carpal lameness. *Acta Anat.*, v.146, p.86- 89, 1993.
- BACK, W.; BARNEVELD, A.; BRUIN, G.; SCHAMHARDT, H. C.; HARTMAN, W. Kinematic detection of superior gait quality in young gait warmbloods. *The Veterinary Quartely*, v 16, p 91- 96, 1994
- BACK, W.; CLAYTON, H. *Equine locomotion*. London: W.B. Saunders, 2001. 384p.
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; SAVELBERG, H. H. C. M.;BOBERT, A. J. V.; BRUIN, G.; HARTMAN, W.; BARNEVELD, A. How the horses moves: 1. Significance of graphical representations of equine forelimb kinematics. *Equine Veterinary Journal*. V.27(1), p. 31-38, 1995.
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; SAVELBERG, H. H. C. M.;BOBERT, A. J. V.; BRUIN, G.; HARTMAN, W.; BARNEVELD, A. How the horses moves: 2. Significance of graphical representations of equine hind limb kinematics. *Equine Veterinary Journal*. V.27(1), p. 39-45, 1995.
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H. C.; HARTMAN, W. Predictive value of foal kinematics for the locomotor performance of adult horses. *Research in Veterinary Science*. v.54, p 64-69, 1995
- BACK, W.; SCHAMHARDT, H.C.; BARNEVELD, A. Are kinematics of the walk related to the locomotion of a warmblood horse at a trot? *Vet. Q.*, v.18, p.79-84, 1996.
- 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.
- BEGG, R. e KAMRUZZAMAN, J. A machine learning approach for automated recognition of movement patterns using basic, kinetic and kinematic gait data. *Journal of Biomechanics*, 38, p. 401- 408, 2005
- BRETAS, M. S. *Associações entre características morfológicas e cinemáticas de equinos da raça Campolina*. 2006. 82f. Dissertação (Mestrado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.
- BUCHNER, H. H. F.; SAVELBERG, H. H. C. M.; SCHAMHARDT, H. C.; MERKENS, H. W. Kinematics of treadmill versus overground locomotion in horses. *The Veterinary Quartely*, 16 (2), 1994, p87-90.
- 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.
- CHRISTOVÃO, F.G.; BARROS, R.M.L.; FREITAS, E.V.V.; LACERDA-NETO, J.C. ; QUEIROZ-NETO, A. Análise cinemática tridimensional do movimento de equinos em esteira rolante *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.4, p.862-868, 2007
- COSTA, M. A .; Braga, A. P.; Menezes, B. R; Teixeira, R. A; Parma, G. G. Training neural networks with a multi-objective

- sliding mode control algorithm., *Neurocomputing*, vol. 51, p. 467-473, 2003
- FIELDSEND, J. E.; SINGH, S. Optimizing forecast model complexity using multi-objective evolutionary algorithms. *Applications of Multi-Objective Evolutionary Algorithms*, World Scientific, p. 675-700, 2004.
- 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
- HOLZREITER, S.H.; KOHLE, M. E. Assessment of gait patterns using neural networks, *Journal of Biomechanics*, 26,1993. p.645-651.
- HUNT, W.F.; THOMAS, V.G.; STIEFEL, W. Analysis of video recorded images to determine linear and angular dimensions in the growing horse. *Equine Vet. J.* v.31, p.402-410, 1999.
- JIN, Y.; OKABE, T.; SENDHOFF, B. Neural network regularization and ensembling using multi-objective algorithms., *In: Proceedings of the 2004 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1-8, 2004.
- LAGE, M. C. G. R. *Caracterização morfológica, dos aprumos e do padrão de deslocamento de equinos da raça Mangalarga Marchador e suas associações com a qualidade da marcha*. 2001. 114f. Dissertação (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) - Escola de Veterinária – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2001.
- LEACH, D. H. A review of research on equine locomotion and biomechanics. *Equine Vet. J.*, Newmarket, v. 15, n. 2, p. 93-102, 1983.
- MOTA, M. D. S. Conformação desempenho de equinos. Disponível em: <<http://www.terravista.ciclone.com.br/ipanema/1131/palescolina.htm>> Acessado em: 10 abril.2008
- PEHAM, C.; LICKA, T.; SCHOBESBERGER, H.; MESCHAN, E. Influence of the rider on the variability of the equine gait. *Human Movement Science*. v.23, p.663-671, 2004
- PERRY, J. *Gait Analysis, Normal and Pathologic Function*. Thorofare, NJ, SLACK inc., 1992.
- PROCÓPIO, A. M. *Análise cinemática da locomoção de equinos marchadores*. 2004. 95f Tese (Doutorado em Ciência Animal - Melhoramento Genético Animal) – Escola de Veterinária, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte. 2004.
- PROCÓPIO, A. M.; BERGMANN, J.A.G.; MENZEL, H.J; BRÉTAS, M. S.; HERR, J.; FANTINI, C.H. Curvas ângulo-tempo das articulações dos equinos marchadores *Arq. Bras. Med. Vet. Zootec.*, v.59, n.1, p.41-48, 2007
- RED LAKE - Disponível em: <<http://www.redlake.com>> Acessado em: 20/04/2006.
- ROBERTSON, D. G. E.; CALDWELL, G. E.; HAMILL, J.; KAMEN, G.; WHITTLESEY, S. N. *Research Methods in Biomechanics*. USA: Human Kinetics, 2004. 309p.
- ROBILLIARD, J. J.; PFAU, T.; WILSON, A.M. Gait characterization and classification in horses. *The Journal of Experimental Biology*. v.210, p.187-197, 2006
- SANTAMARÍA, S.; Bobbert, M. F.; BACK, W.; BARNEVELD, A.; WEEREN, R. V. Variation in free jumping technique within

and among horses with little experience in show jumping. *American Journal of Veterinary Research*, v.65, p. 938-944, 2004

SAVERLBERG, H. H.; HERZOG, W. Prediction of dynamic tendon forces from electromyographic signals: an artificial neural network approach. *Journal of Neuroscience Methods*. V 78, p 65-74, 1997

SAVELBERG, H. H.; VAN LOON, T.; SCHAMHARDT, H. C. Ground reaction forces in horses, assessed from hoof wall deformation using artificial neural networks. *Equine Veterinary Journal Supplement*. V.23, p.6-8, 1997

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

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.

SCHÖLLHORN, W. Applications of artificial neural nets in clinical biomechanics. *Clinical Biomechanics*, 19, 2004.p. 876-898. MI-MOTION -

Disponível em:< <http://www.simi.com>>
Acessado em: 14/04/2006.

TEIXEIRA, R.A. *Treinamento de Redes Neurais Artificiaisatravés de otimização multi-objetivo: uma nova abordagem entre polarização e variância*, 2001. 144p. Dissertação (Doutorado em Engenharia Elétrica) - CPDEE, UFMG, Belo Horizonte, 2001.

TEIXEIRA, R. A.; BRAGA, A. P.; TAKAHASHI, R. H. C.; SALDANHA, R. R. Recent Advances in the MOBJ Algorithm for training Artificial Neural Networks. *International Journal of Neural Systems*, vol. 11, p. 265 - 270, 2001.

Van WEEREN, P. R.; Van BORGET, A. J.; BARNEVELT, A. Correction models for skin displacement in equine kinematic gait analysis. *Equine Vet. J.*, v. 12, n. 3, p. 178 – 192, 1992.

WILLEMEN, M. A.; SAVELBERG, H. H. C. M.; BRUIN, G.; BARNEVELD, A. The effect of toe weights on linear and temporal stride characteristics of standardbred trotters. *The Veterinary Quartely*, v.16(2), p. 97-100, 1994

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.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)