



APLICANDO REDES NEURAIS EM UM ROBÔ BÍPEDE SUBINDO UMA ESCADA

Max Suell Dutra

Universidade Federal do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica, Centro de Tecnologia, COPPE/PEM, C.P. 68503 - CEP. 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
E-mail: max@serv.com.ufrj.br

Armando Carlos de Pina Filho

Universidade Federal do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica, Centro de Tecnologia, COPPE/PEM, C.P. 68503 - CEP. 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
E-mail: pina-filho@bol.com.br

Aloísio Carlos de Pina

Universidade Federal do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia de Sistemas e Computação, Centro de Tecnologia, COPPE/PESC, C.P. 68511 - CEP. 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.
E-mail: long17@bol.com.br

Resumo. *No estudo da locomoção de robôs bípedes procura-se reproduzir os movimentos rítmicos e sincronizados realizados pelos seres humanos numa caminhada, corrida ou subida de escada. Tais movimentos devem ser controlados preferencialmente em “tempo real”. Considerando os principais parâmetros responsáveis pelo posicionamento da perna em balanço na subida de uma escada como sendo o ângulo formado pelas pernas (chamado aqui de ângulo da bacia) e o ângulo formado pela flexão do joelho (simplesmente denominado ângulo do joelho), o objetivo deste trabalho é determinar o comportamento desses ângulos utilizando uma rede neural, de maneira a minimizar o tempo de cálculo para envio do sinal de posição. Através do emprego de uma rede neural, pode-se garantir que esse cálculo será realizado em tempo real, a partir do comprimento do passo e altura do degrau desejados.*

Palavras-chave: *Backpropagation, Controle, Locomoção, Redes Neurais.*

1. INTRODUÇÃO

Quando realizamos o movimento das pernas na subida de uma escada, um grande número de graus de liberdade está envolvido, tornando-se essencial uma boa coordenação entre eles. A maior parte dessa coordenação é realizada pelo sistema nervoso central, gerando sinais de acordo com o passo e altura do degrau desejados. O processo de geração de sinais pode ser modelado por um gerador de padrões, sendo projetado como uma rede de osciladores não-lineares mutuamente acoplados (Dutra, 1995, e Zielinska, 1996).

Uma outra maneira de gerar esses sinais é através de uma rede neural artificial, a qual consiste de elementos computacionais simples (neurônios), organizados em camadas e funcionando em paralelo. A rede neural tem habilidade para “aprender” relações complicadas de não-linearidades e tem sido amplamente utilizada na modelagem de sistemas complexos, proporcionando o controle de sistemas altamente não-lineares através do método clássico de *Backpropagation* (Wasserman, 1989).

Um dos maiores problemas no projeto de uma máquina para locomoção bípede é o controle, este sendo responsável pelo movimento, estabilidade da máquina e manutenção de certos requisitos adicionais, como por exemplo, baixo consumo de energia. Essas atividades dividem-se em tarefas como:

- controle simultâneo de atuadores;
- cálculo da trajetória das pernas e coordenação entre elas;
- posicionamento final dos pés;
- e adaptação global do movimento ao ambiente.

Todas essas tarefas precisam ser conduzidas, de preferência, em tempo real, sendo a rede neural a alternativa mais promissora ao controle tradicional, pois proporciona o aprendizado e tem alta adaptabilidade. A arquitetura de controle é compilada através do treinamento de uma rede neural em *Backpropagation*, modelagem também adotada por Lopes Júnior *et al.* (1999) e Dutra *et al.* (2000).

2. DETERMINANTES PRINCIPAIS DO MODO DE ANDAR

O movimento natural de um bípede envolve mais de 200 graus de liberdade, tornando-se a sua modelagem mais viável através da redução do número de graus de liberdade, analisando-se aqueles que serão os mais importantes para locomoção, a saber: o compasso, que se apresenta com as pernas esticadas, como num pêndulo invertido; a rotação pélvica sobre o eixo vertical; a flexão do joelho; a flexão da planta do pé; o movimento lateral da pélvis; e a inclinação da pélvis (Saunders *et al.*, 1953).

Para uma melhor percepção desses fatores, um modelo tridimensional com 15 graus de liberdade é necessário; entretanto, de maneira a simplificar o estudo técnico, admite-se adotar um modelo bidimensional (Dutra, 1995), que desempenha seu movimento em um plano, com 3 determinantes do passo (Fig. (1)).

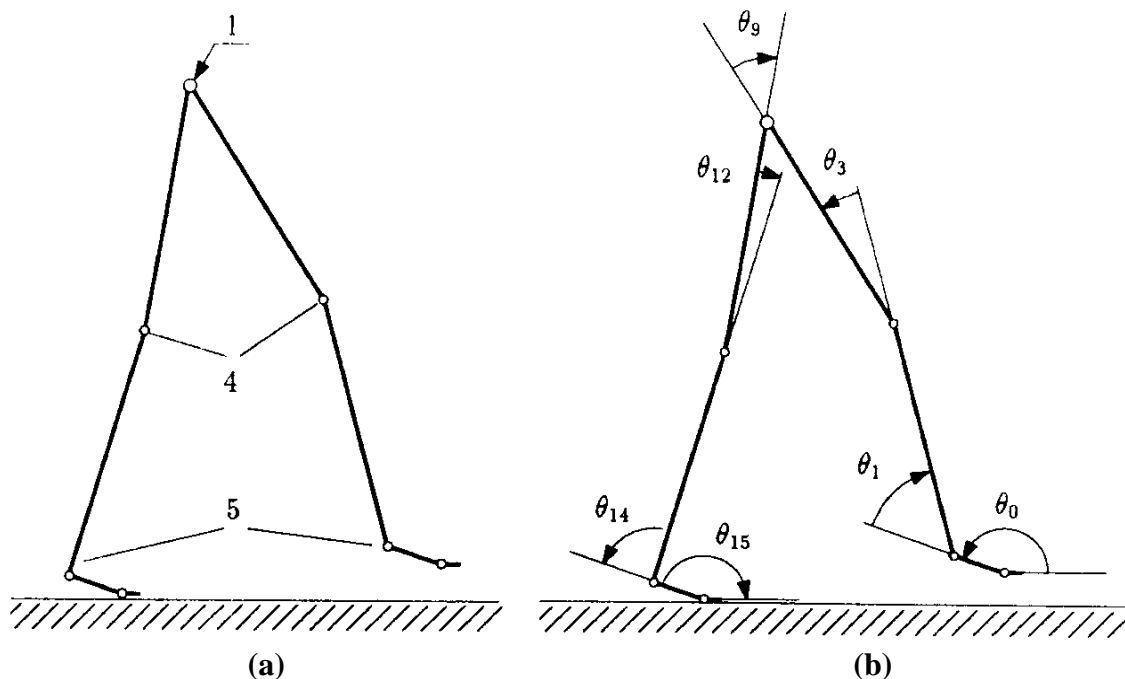


Figura 1. Modelo bidimensional de um robô bípede. (a) Determinantes principais do modo de andar: compasso (1), flexão do joelho (4) e flexão da planta do pé (5); (b) ângulos necessários para a descrição do movimento.

Uma vez que a locomoção de um bípede exige um movimento sincronizado, é necessário que o gerador de padrões proporcione ao sistema as referências adequadas para o movimento dos *links* (articulações). No presente estudo, o gerador de padrões fornece ao sistema de locomoção sinais de referência angular (θ_9) e (θ_{12}) através de uma rede neural em *Backpropagation*.

3. TRABALHO EXPERIMENTAL

Estudos do movimento humano, bem como a análise de Fourier (Braune, 1987), demonstram que o movimento dos ângulos dos joelhos θ_3 e θ_{12} , bem como o ângulo θ_9 , podem ser descritos com grande precisão por seu harmônico fundamental, estando o bípede nas fases de suporte duplo, com ambos os pés em contato com o solo, ou suporte simples, com apenas um dos pés no chão.

As funções harmônicas têm as seguintes formas:

$$\theta_3 = \theta_{30} + \hat{\theta}_3 \cos 2\omega t \quad (1)$$

$$\theta_9 = \theta_{90} + \hat{\theta}_9 \cos (\omega t - \alpha_9) \quad (2)$$

$$\theta_{12} = \theta_{120} + \hat{\theta}_{12} \cos 2\omega t \quad (3)$$

onde: θ_{30} , θ_{90} , e θ_{120} se referem aos valores iniciais dos ângulos; $\hat{\theta}_3$, $\hat{\theta}_9$, e $\hat{\theta}_{12}$ se referem às amplitudes; ω é a velocidade angular; t é o tempo; e α_9 corresponde ao ângulo de defasagem para determinação de θ_9 .

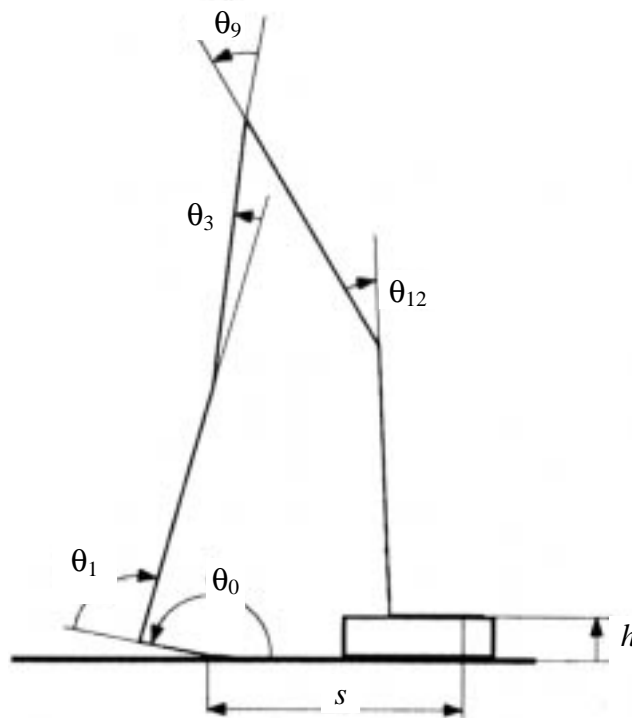


Figura 2. Parâmetros principais na subida de uma escada.

As equações para o cálculo do comprimento do passo e da altura do degrau da escada são respectivamente (Dutra, 1995):

$$s = l_f (1 + \cos \theta_0) + l_u \cos (\theta_0 + \theta_1) + l_o \cos (\theta_0 + \theta_1 + \theta_3) - l_o \cos (\theta_0 + \theta_1 + \theta_3 + \theta_9) - l_u \cos (\theta_0 + \theta_1 + \theta_3 + \theta_9 + \theta_{12}) \quad (4)$$

$$h = \ell_f \sin \theta_0 + \ell_u \sin (\theta_0 + \theta_1) + \ell_o \sin (\theta_0 + \theta_1 + \theta_3) - \ell_o \sin (\theta_0 + \theta_1 + \theta_3 + \theta_9) - \ell_u \sin (\theta_0 + \theta_1 + \theta_3 + \theta_9 + \theta_{12}) \quad (5)$$

onde: ℓ_f é o comprimento do pé; ℓ_u é o comprimento da tíbia; e ℓ_o é o comprimento do fêmur.

A partir dessas equações é possível gerar o banco de dados necessário para o treinamento e consequente funcionamento da rede. A rede deverá especificar os ângulos θ_9 e θ_{12} a partir de um comprimento do passo e altura do degrau desejados (Fig. (2)).

Segundo medidas experimentais, normalmente na subida de uma escada tem-se os seguintes ângulos para perna de apoio: $\theta_0 = 170^\circ$, $\theta_1 = -95^\circ$ e $\theta_3 = 3^\circ$, que são, respectivamente, o ângulo da planta do pé com o solo, o ângulo entre a articulação inferior da perna (tornozelo) e a parte posterior do pé, e o ângulo referente à flexão do joelho. Além disso, pode-se adotar as seguintes medidas para os comprimentos: $\ell_f = 0,11$ m, $\ell_u = 0,37$ m e $\ell_o = 0,37$ m. Com estas medidas pode-se então configurar a rede para gerar os resultados desejados.

A rede foi programada no software MATLAB* e configurada para treinamento com os seguintes parâmetros:

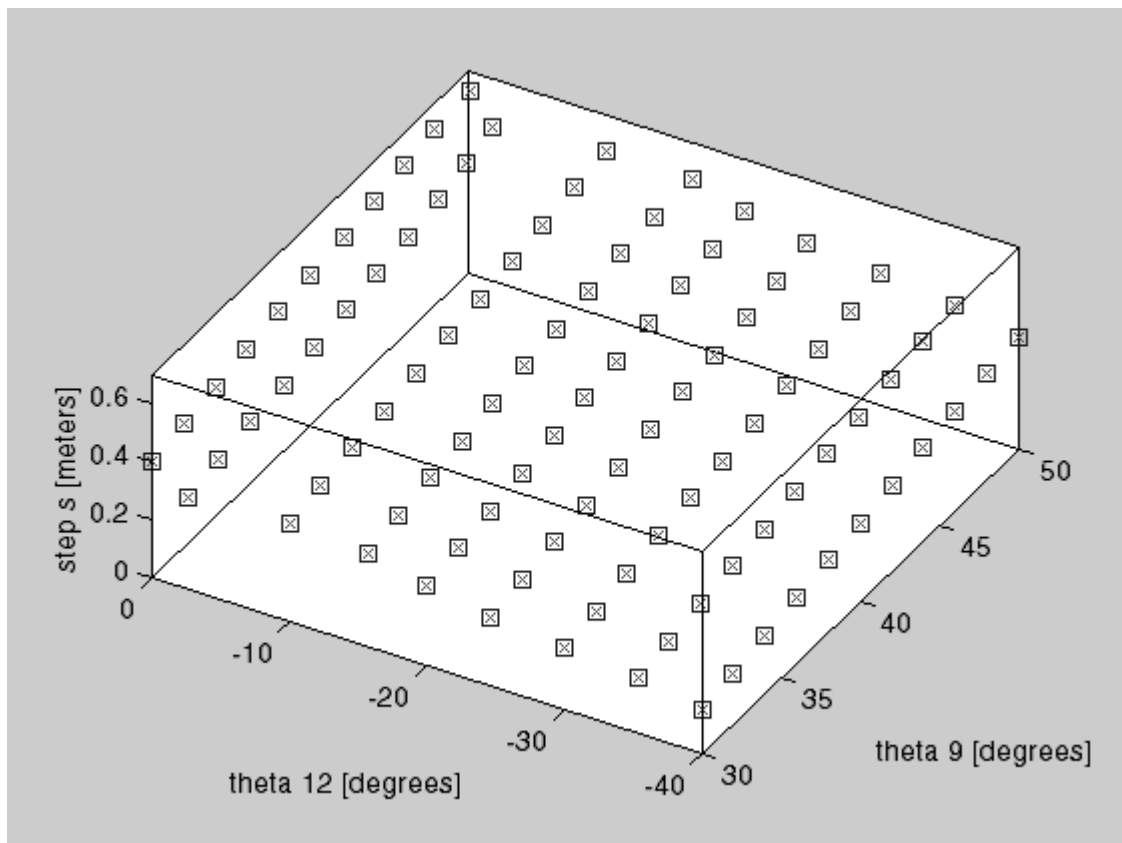
- 25 conjuntos de pontos de treinamento;
- 1ª camada intermediária com 6 neurônios do tipo sigmóide (tangente hiperbólica);
- 2ª camada intermediária com 4 neurônios do tipo sigmóide (tangente hiperbólica);
- camada de saída com 2 neurônios do tipo linear;
- função utilizada: *Levenberg-Marquardt backpropagation*;
- número máximo de épocas para treino: 2000;
- erro médio quadrático (MSE): 1×10^{-7} .

Os dados de saída da rede foram padronizados, com o ângulo θ_9 variando de 30 a 50° e θ_{12} variando de -40° a 0 . Após o processo de treinamento, verifica-se a capacidade de generalização da rede, escolhendo-se diferentes valores de passo e altura e especificando-se θ_9 e θ_{12} (fase de simulação da rede, com 99 conjuntos de pontos). Em conjunção com a simulação da rede realiza-se o cálculo teórico de θ_9 e θ_{12} com o objetivo de comparar os resultados e avaliar os erros percentuais dos valores fornecidos pela rede.

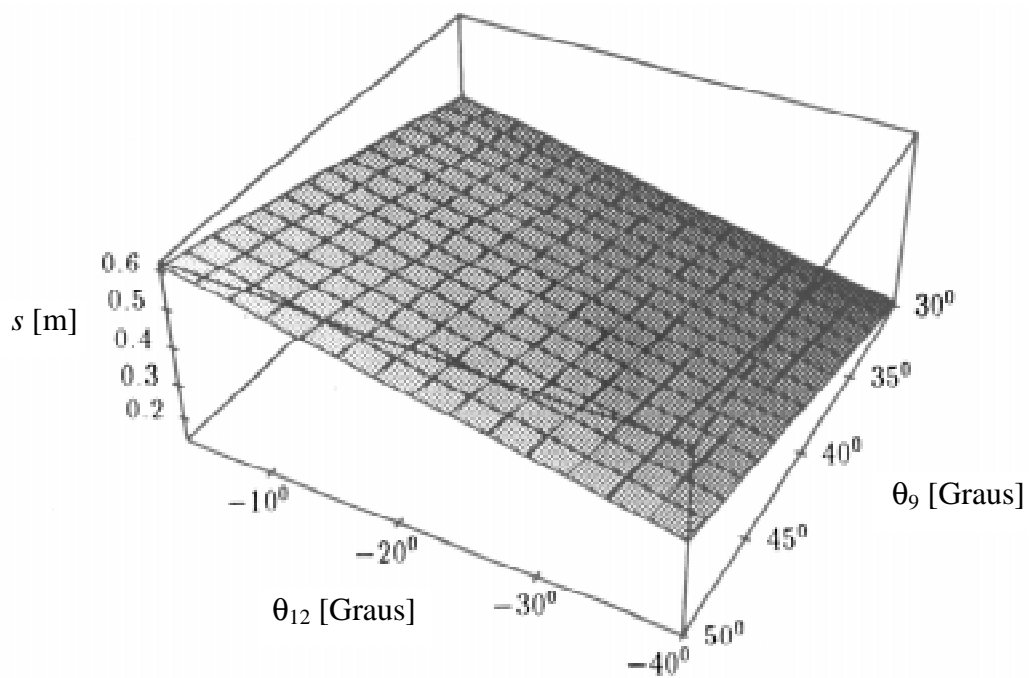
4. RESULTADOS

Executando o programa pode-se observar então os resultados encontrados por meio dos gráficos apresentados pelo próprio programa, possibilitando uma avaliação do desempenho da rede. Na Figura (3) procura-se mostrar a semelhança entre o gráfico construído por Dutra (1995), a partir da utilização de osciladores não-lineares, e aquele fornecido pela rede (observe que a diferença na inclinação se deve a mudança de orientação no eixo que contém os valores de θ_9). A Figura (4) apresenta gráficos similares aos anteriores, mas considerando agora os valores de altura. Por fim, os gráficos apresentados na Fig. (5) e (6) se referem, respectivamente, aos erros percentuais em relação ao passo e à altura, quando os ângulos fornecidos pela rede são aplicados nas equações (4) e (5). Os valores máximos dos erros ficaram em torno de $0,2\%$ para o passo e $2,0\%$ para altura, o que comprova a estabilidade da rede.

* MATLAB® The Language of Technical Computing. Version 5.2.0.3084. Copyright 1984 - 1998. The Math Works, Inc. All Rights Reserved.

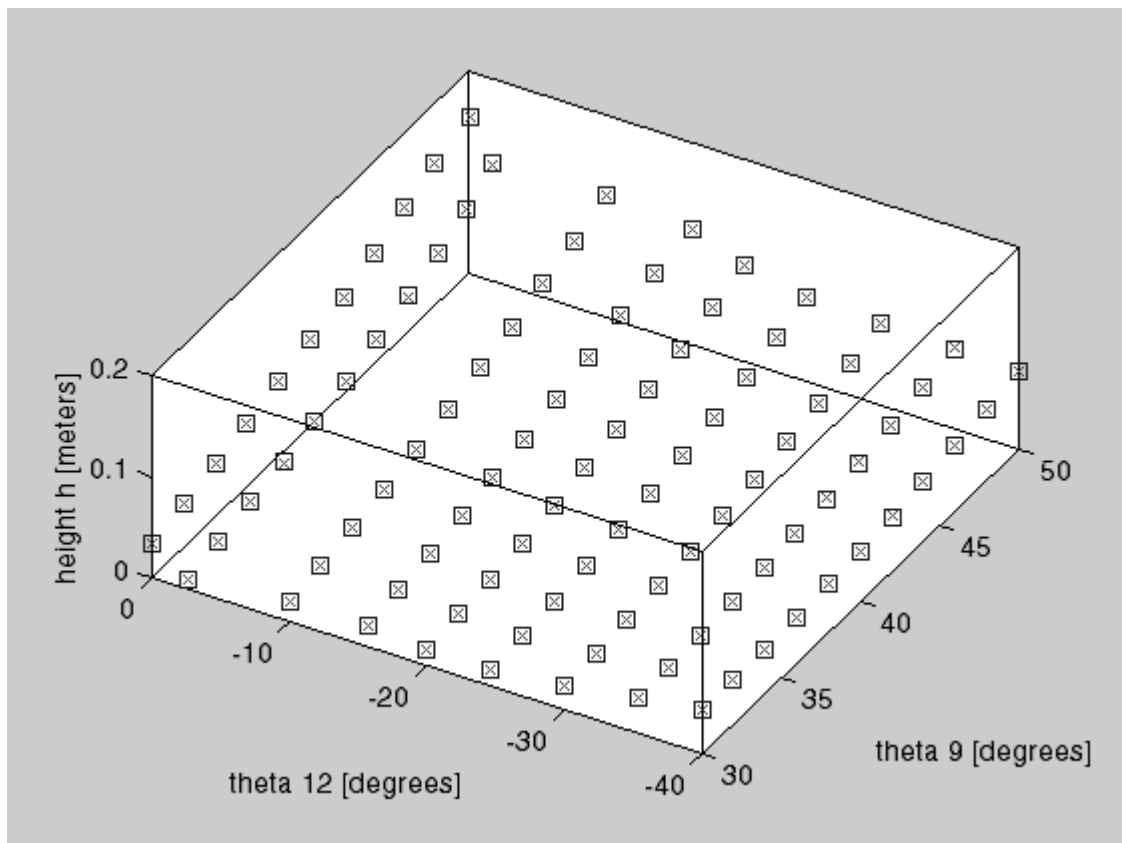


(a)

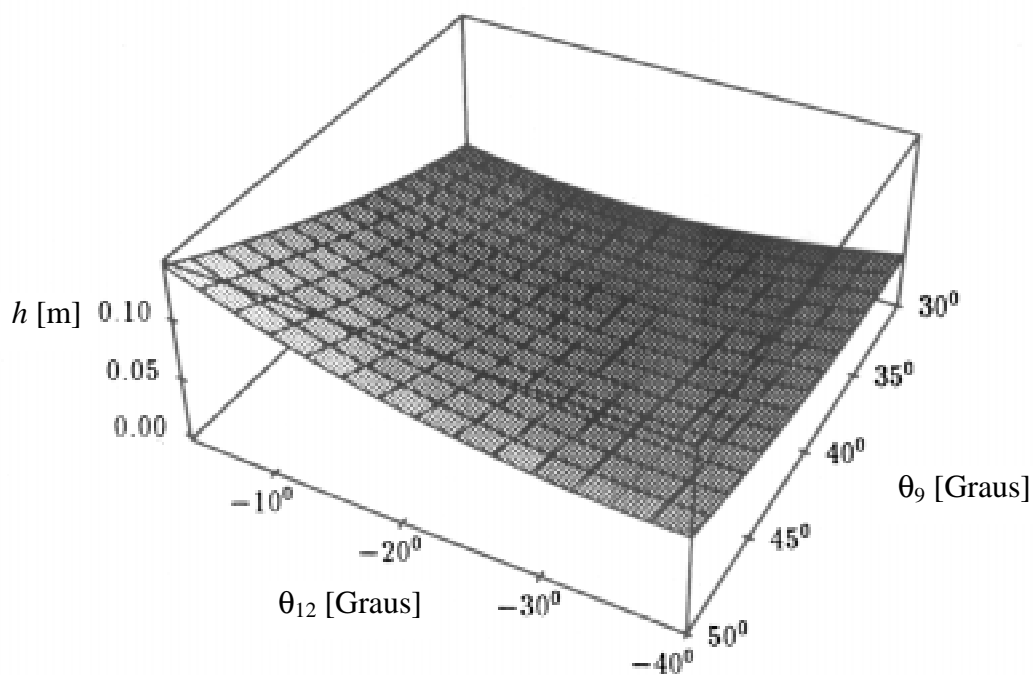


(b)

Figura 3. Semelhança entre o gráfico fornecido pela rede (a) e o gráfico construído por Dutra (1995), a partir da utilização de osciladores não-lineares (b), considerando as relações entre θ_9 , θ_{12} , e o passo s .



(a)



(b)

Figura 4. Semelhança entre o gráfico fornecido pela rede (a) e o gráfico construído por Dutra (1995), a partir da utilização de osciladores não-lineares (b), considerando as relações entre θ_9 , θ_{12} , e a altura h .

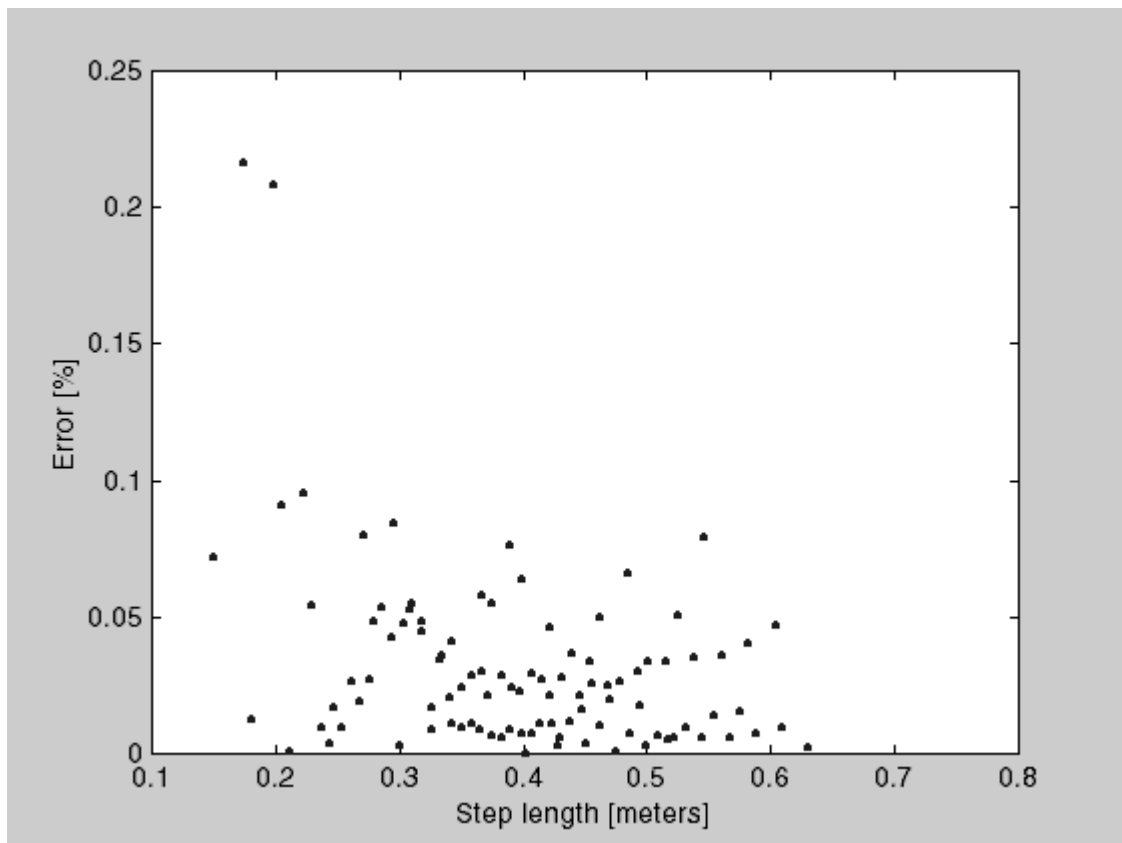


Figura 5. Erros percentuais em relação ao passo, quando os ângulos fornecidos pela rede são aplicados na Eq. (4).

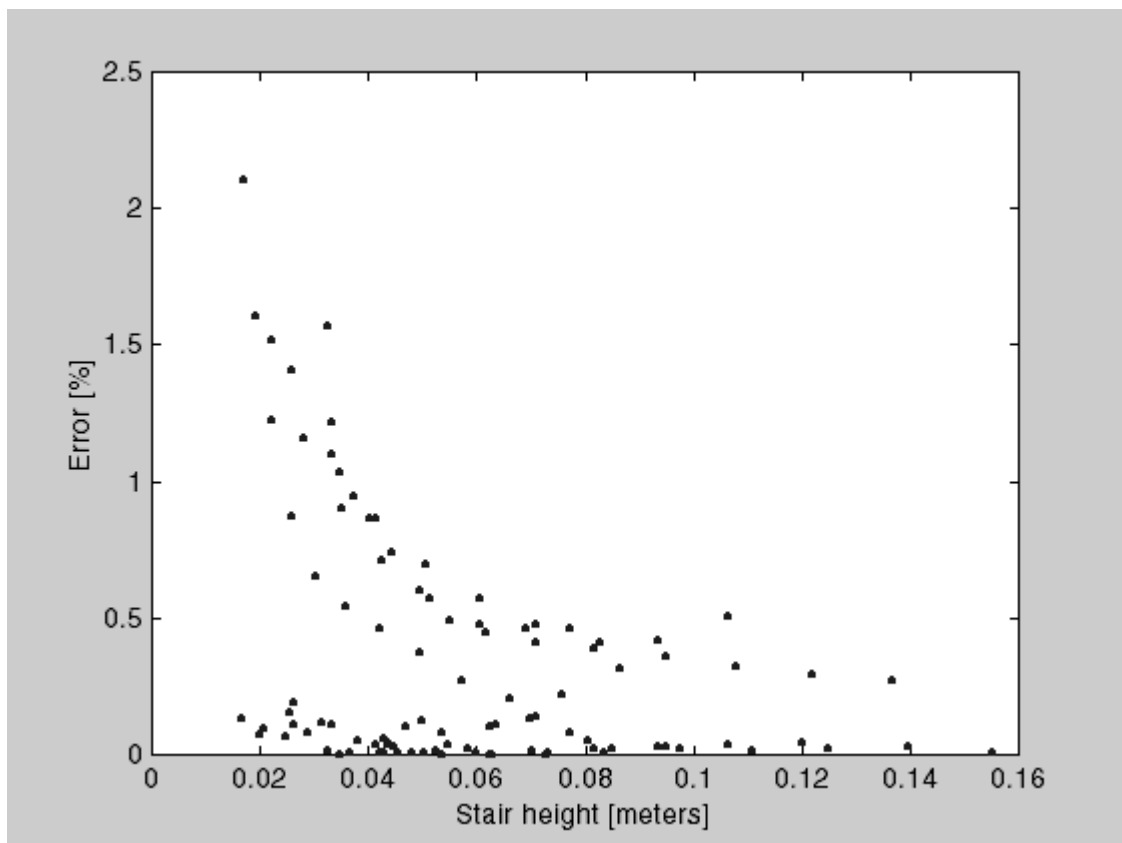


Figura 6. Erros percentuais em relação à altura, quando os ângulos fornecidos pela rede são aplicados na Eq. (5).

Além dos gráficos, para melhor avaliar o desempenho da rede, foram realizados 15 treinamentos seqüenciais com o objetivo de comparar os resultados dos erros percentuais em relação aos ângulos θ_9 e θ_{12} referentes a cada treinamento. Pode-se observar na Tab. (1) que o erro médio no valor de θ_9 fornecido pela rede depois de cada um dos treinamentos é de 0,6% em média, apresentando um valor máximo de cerca de 1,1%. Com relação a θ_{12} , o erro médio após cada um dos treinamentos é de 5,5% em média, com valor máximo de cerca de 8,8%. Verifica-se que os erros nos valores de θ_{12} são maiores que os erros nos valores de θ_9 , mostrando que é mais difícil para a rede aprender o ângulo θ_{12} do que aprender o ângulo θ_9 . Isso pode estar ocorrendo devido ao fato do ângulo θ_9 ter maior participação nas fórmulas para o cálculo do passo e da altura do que o ângulo θ_{12} .

Tabela 1. Erros percentuais em relação aos ângulos θ_9 e θ_{12} .

| Treinamento | Erro em θ_9 | Erro em θ_{12} |
|-----------------|--------------------|-----------------------|
| 1 | 1,0169 | 6,8303 |
| 2 | 0,3712 | 4,5304 |
| 3 | 0,7092 | 5,8884 |
| 4 | 0,7477 | 5,6989 |
| 5 | 0,7028 | 8,7715 |
| 6 | 0,3592 | 4,4818 |
| 7 | 0,4967 | 5,2881 |
| 8 | 0,3414 | 4,2989 |
| 9 | 0,5307 | 5,3026 |
| 10 | 0,3868 | 4,4701 |
| 11 | 1,0802 | 7,2702 |
| 12 | 0,8078 | 6,2549 |
| 13 | 0,3076 | 4,7285 |
| 14 | 0,3488 | 4,3394 |
| 15 | 0,3741 | 4,3886 |
| Média dos erros | 0,5721 | 5,5028 |
| Erro máximo | 1,0802 | 8,7715 |

5. CONCLUSÕES

Este estudo demonstra a possibilidade do emprego de redes neurais para determinação dos ângulos de posicionamento para um sistema mecânico de locomoção bípede, em particular quando se deseja subir uma escada. A rede forneceu resultados excelentes, onde os erros máximos apresentados foram de aproximadamente 1,1% para os valores de θ_9 e 8,8% para os valores de θ_{12} . Tais valores aplicados às fórmulas geraram valores de passo com erro máximo de cerca de 0,2% e valores de altura com erro máximo de cerca de 2,0%.

Vale ressaltar a grande importância da fase de treinamento, onde a rede consegue assimilar as informações relativas ao problema, possibilitando um desempenho ótimo na simulação e consequentemente apresentando os resultados desejados ao final do processo.

A utilização de redes neurais para locomoção em velocidades normais, tanto numa simples caminhada (Dutra *et al.*, 2000) como na subida de uma escada, se mostrou muito eficiente, porém não foram analisadas situações onde ambos os pés deixam de ter contato com o solo por alguns instantes (como na corrida).

Logo, verifica-se que o estudo aqui apresentado juntamente com outras análises referentes ao assunto é o ponto de partida para elaboração de redes similares, como para subida de uma rampa, e redes mais complexas, contendo um número maior de parâmetros e aplicáveis a outros tipos de situações como a corrida.

6. AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de expressar sua gratidão ao CNPq, CAPES e FAPERJ pelo apoio financeiro fornecido durante o decorrer deste presente trabalho.

7. REFERÊNCIAS

- Braune, W., Fischer, O., 1987, "The Human Gait". Springer Verlag, Berlin, Germany. Translated from *Der Gang des Menschen*, B.G. Teubner, 1904.
- Dutra, M. S., 1995, "Bewegungskoordination und Steuerung einer zweibeinigen Gehmaschine", Shaker Verlag, Aachen, Germany.
- Dutra, M. S., Pina Filho, A. C. de, Ezequiel, T. A., 2000, "Application of Neural Networks to a Biped Robot Motion", Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, Natal, RN, Brazil.
- Lopes Júnior, V., Dutra, M. S., Nascimento, Á. O. do, 1999, "Modeling of a Bipedal Locomotor Using Neural Networks", Applied Mechanics in the Americas, Vol. 8, AAM and ABCM, Rio de Janeiro, Brazil.
- Saunders, J. B., Inman, V., Eberhart, H. D., 1953, "The Major Determinants in Normal and Pathological Gait", J. Bone Jt. Surgery 35 A.
- Wasserman, P. D., 1989, "Neural Computing: Theory and Practice", Van Nostrand Reinhold, New York, USA.
- Zielinska, T., 1996, "Coupled Oscillators Utilised as Gait Rhythm Generators of a Two-legged Walking Machine", Biological Cybernetics, Springer-Verlag.

APPLYING NEURAL NETWORKS TO A BIPED ROBOT CLIMBING A STAIR

Max Suell Dutra

Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE/PEM, Mechanical Engineering Department, C.P. 68503, CEP. 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brazil.

E-mail: max@serv.com.ufrj.br

Armando Carlos de Pina Filho

Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE/PEM, Mechanical Engineering Department, C.P. 68503, CEP. 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brazil.

E-mail: pina-filho@bol.com.br

Aloísio Carlos de Pina

Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE/PESC, Department of Systems Engineering and Computer Science, C.P. 68511 - CEP. 21945-970, Rio de Janeiro, RJ, Brazil.

E-mail: long17@bol.com.br

***Abstract.** In the study of biped robots locomotion it is aimed to reproduce the rhythmic and synchronized movements performed by human beings while walking, running or climbing stairs. Such movements must be controlled preferably in “real time”. Considering the principal parameters responsible for the position of the swinging leg while climbing a stair as being the angle formed by the legs (called here hip angle) and the angle formed by the knee bending (simply named knee angle), the objective of this work is to determine these angles behavior applying neural networks, so as to minimize the time of calculation for the sending of the position signs. Through the application of a neural network, it is possible to guarantee that this calculation will be realized in real time, starting from the desired step length and stair height.*

***Keywords:** Backpropagation, Control, Locomotion, Neural Networks.*