

ANÁLISE CINEMÁTICA E APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS NA LOCOMOÇÃO DE UM ROBÔ BÍPEDE

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

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@ufrj.br

Resumo. *Na locomoção bípede temos um grande número de graus de liberdade envolvidos, 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 desejado. Uma das maneiras de gerar esses sinais é através de uma rede neural artificial, que tem habilidade para “aprender” relações complicadas de não-linearidades, proporcionando o controle de sistemas através do método clássico de Backpropagation. O objetivo do trabalho aqui apresentado é realizar a análise cinemática de um robô bípede utilizando o método de Denavit-Hartenberg, aplicando então redes neurais para determinação dos principais graus de liberdade do mecanismo. Através do emprego de uma rede neural, pode-se garantir que os graus de liberdade serão fornecidos em “tempo real”, a partir de um comprimento de passo desejado. Este estudo demonstra a possibilidade do emprego de redes neurais para determinação dos ângulos de posicionamento para um sistema mecânico de locomoção bípede.*

Palavras-chave: *Locomoção bípede, Cinemática, Redes Neurais.*

1. INTRODUÇÃO

Durante muitos anos o ser humano vem tentando, de todas as formas, recriar os mecanismos complexos que formam o corpo humano. Tal tarefa é extremamente complicada, e por mais que se tente, os resultados são por muitas vezes insatisfatórios. Contudo, com os avanços tecnológicos cada vez maiores, o homem consegue de certa forma copiar ou imitar alguns sistemas do corpo humano. É o caso, por exemplo, das redes neurais e inteligência artificial, que simulam o funcionamento do cérebro humano. Na área de robótica procura-se construir mecanismos que realizem funções motoras. Em especial, o estudo de membros mecânicos, como braços e pernas, tem por objetivo ajudar na reabilitação de pessoas que tenham sofrido algum acidente. O estudo da locomoção está inserido neste contexto.

A maior parte da coordenação do sistema locomotor é realizada pelo sistema nervoso central, gerando sinais de acordo com o passo desejado. Uma das maneiras 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). Dentre trabalhos anteriores que utilizam os mesmos princípios da rede aqui apresentada destacam-se Dutra *et al.* (2002, 2003).

2. ANÁLISE CINEMÁTICA

A análise cinemática é o ponto de partida para o projeto de qualquer mecanismo. Existem procedimentos diferentes para deduzir as expressões de deslocamentos do sistema (Rivin, 1988), as quais fornecem as velocidades e acelerações (pela simples derivação das equações em função do tempo), tais como a análise geométrica (própria para mecanismos simples) e o método de Denavit-Hartenberg (Denavit & Hartenberg, 1955), que utiliza as chamadas matrizes de translação e rotação (ideal para mecanismos mais complexos).

Antes de iniciar a análise cinemática é preciso definir o modelo que será estudado, bem como considerar certas hipóteses para simplificação do modelo, deixando o mesmo menos complexo e desta forma tornando a análise viável.

2.1. Descrição do Modelo e Hipóteses para Modelagem

Considerando os chamados determinantes do modo de andar (Saunders *et al.*, 1953), o modelo adotado leva em consideração três dos seis principais determinantes, são eles: o compasso, a flexão do joelho da perna de apoio, e a flexão da planta do pé da perna de apoio (Fig. (1)).

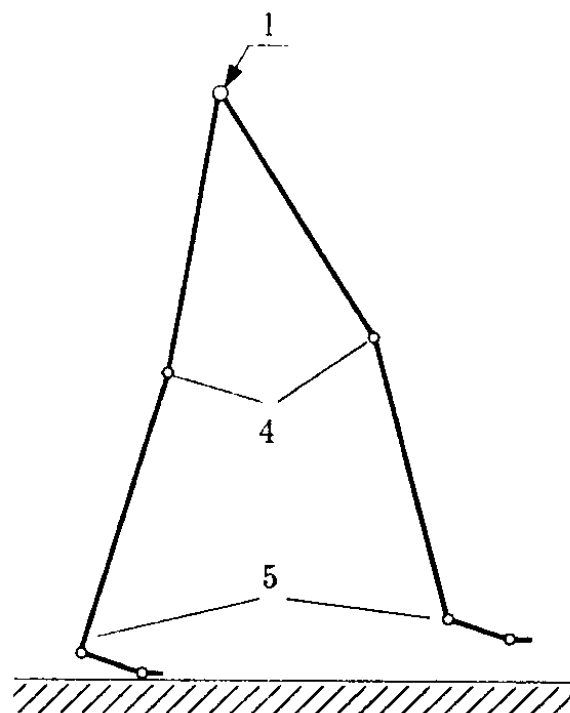


Figura 1. Principais determinantes do modo de andar: (1) o compasso, (4) a flexão do joelho da perna de apoio, e (5) a flexão da planta do pé da perna de apoio (Dutra, 1995).

O modelo é formado por 4 pares de elementos, a saber: fêmur, tíbia, planta do pé e dedo do pé. As pernas são idênticas em pesos e comprimentos. O pé está ligado de forma rígida à perna, formando um ângulo fixo de 90° .

Quanto ao modo de andar, consiste de duas fases (Fig (2)):

- Fase de suporte simples: durante esta fase uma das pernas realiza o movimento de balanço enquanto a outra é responsável pelo apoio. A extremidade da perna de apoio é assumida como não deslizante.

- Fase de suporte duplo: está é a fase onde ocorre a transição das pernas, ou seja, a perna em balanço torna-se perna de apoio e a outra inicia o movimento de balanço. Essa fase ocorre instantaneamente quando a perna em balanço toca o solo e a perna que antes era de apoio deixa o solo.

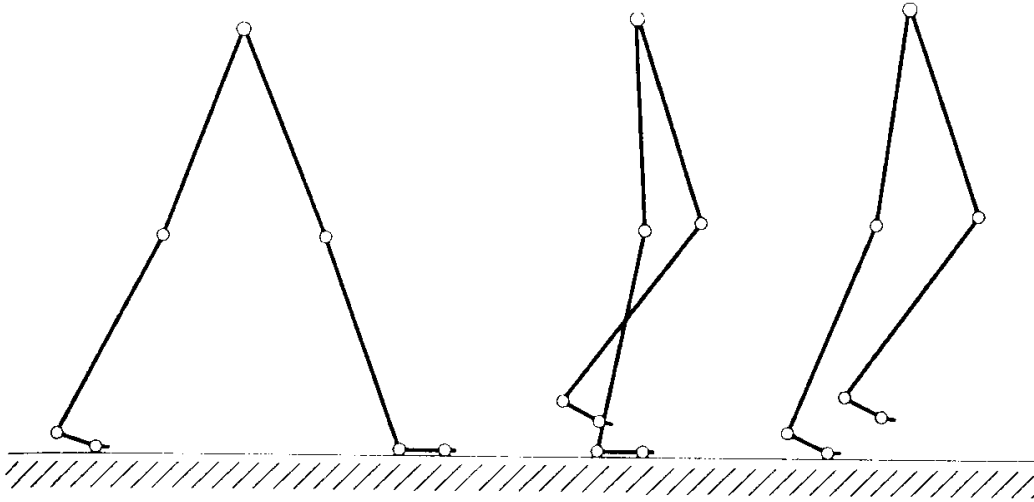


Figura 2. Movimento das pernas, mostrando as fases de suporte duplo e simples (DUTRA, 1995).

Quanto às colisões, cada vez que um dos pés toca o solo, o sistema pode sofrer impactos que incorrem em acelerações adicionais que influenciam na velocidade (Zheng & Hemami, 1984). Por esta razão, deve-se impor algumas condições de continuidade às velocidades das pernas para evitar impactos quando o pé da perna em balanço toca o solo. Por outro lado, considerando a existência de colisões, o impacto da perna em balanço com o solo é assumido como sendo inelástico e sem deslizamento. Isso implica que durante o estágio de transição instantânea:

- a configuração do robô permanece inalterada;
- o momento angular do robô sobre o pé de impacto, bem como o momento angular da perna de apoio (que sofreu impacto) sobre o quadril são conservados. Essas leis de conservação resultam em uma mudança descontínua na velocidade do robô (Goswami *et al.*, 1996).

Nas análises realizadas não foram consideradas parcelas relativas aos impactos e atrito. Esses fenômenos tornam a modelagem extremamente complexa e, por muitas vezes, sem solução. Essa foi uma simplificação necessária para possibilitar a modelagem do sistema.

2.2. Determinação dos Deslocamentos

Adotando o modelo apresentado na Fig. (3), com a especificação dos comprimentos e ângulos, e utilizando as matrizes de translação e rotação, pode-se determinar as coordenadas da ponta do pé da perna em balanço em função do ponto inicial de movimento, neste caso a ponta do pé da perna de apoio. Como a análise é bidimensional a coordenada z será igual a zero, e as coordenadas x e y serão dadas pelas seguintes equações:

$$x_p = \ell_a \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) + \ell_p \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) + \ell_t \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) + \ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) - \ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2) - \ell_t \sin(\theta_1) - \ell_p \cos(\theta_1) - \ell_a \quad (1)$$

$$y_p = \ell_a \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) + \ell_p \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) - \ell_t \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) - \ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) + \ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2) + \ell_t \cos(\theta_1) - \ell_p \sin(\theta_1) \quad (2)$$

onde: x_p e y_p são as coordenadas da ponta do pé; ℓ_a é o comprimento da parte do pé responsável pelo apoio (dedos do pé); ℓ_p é o comprimento da parte do pé que levanta do solo (planta do pé); ℓ_t é o comprimento da tíbia; e ℓ_f é o comprimento do fêmur.

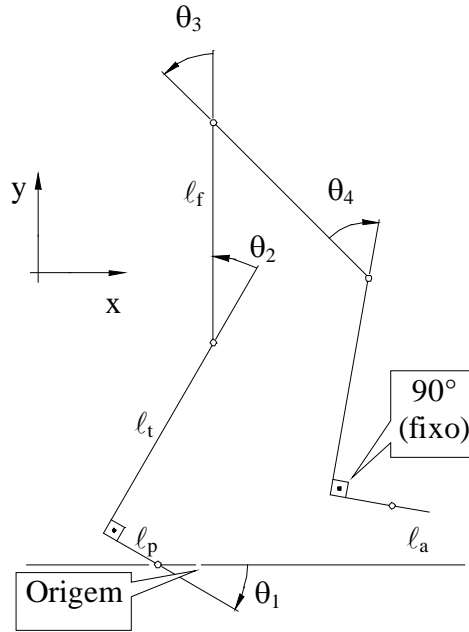


Figura 3. Modelo do locomotor a ser analisado.

A partir das Eq. (1) e (2) pode-se determinar as velocidades e acelerações (pela simples derivação das equações em função do tempo), bem como especificar as outras coordenadas de cada uma das articulações. Isto é muito importante para determinação das trajetórias que permitem que o robô bípede ande de forma mais natural (Shih *et al.*, 1993).

Desta forma, além da ponta do pé da perna em balanço, é interessante descrever as equações para os demais pontos principais do modelo, tais como: os calcanhares, os joelhos e o quadril. Assim sendo, têm-se as seguintes equações:

a) Coordenadas do calcanhar da perna de apoio:

$$x_{ca} = -\ell_p \cos(\theta_1) - \ell_a \quad (3)$$

$$y_{ca} = -\ell_p \sin(\theta_1) \quad (4)$$

b) Coordenadas do joelho da perna de apoio:

$$x_{ja} = -\ell_t \sin(\theta_1) - \ell_p \cos(\theta_1) - \ell_a \quad (5)$$

$$y_{ja} = \ell_t \cos(\theta_1) - \ell_p \sin(\theta_1) \quad (6)$$

c) Coordenadas do quadril:

$$x_q = -\ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2) - \ell_t \sin(\theta_1) - \ell_p \cos(\theta_1) - \ell_a \quad (7)$$

$$y_q = \ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2) + \ell_t \cos(\theta_1) - \ell_p \sin(\theta_1) \quad (8)$$

d) Coordenadas do joelho da perna em balanço:

$$x_{jb} = \ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) - \ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2) - \ell_t \sin(\theta_1) - \ell_p \cos(\theta_1) - \ell_a \quad (9)$$

$$y_{jb} = -\ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) + \ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2) + \ell_t \cos(\theta_1) - \ell_p \sin(\theta_1) \quad (10)$$

e) Coordenadas do calcanhar da perna em balanço:

$$x_{cb} = \ell_t \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) + \ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) - \ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2) - \ell_t \sin(\theta_1) - \ell_p \cos(\theta_1) - \ell_a \quad (11)$$

$$y_{cb} = -\ell_t \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 + \theta_4) - \ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) + \ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2) + \ell_t \cos(\theta_1) - \ell_p \sin(\theta_1) \quad (12)$$

No instante inicial do movimento essas coordenadas fornecerão a localização dos pontos principais do modelo. Após realizado o primeiro passo, as coordenadas fornecem uma localização instantânea em relação à ponta do pé da perna de apoio. A localização em relação ao ponto inicial do movimento será dada pela adição do valor do passo aos valores de cada deslocamento instantâneo.

2.3. Análise Cinemática Inversa

A análise cinemática inversa consiste em especificar equações para determinação dos ângulos envolvidos no sistema em relação às medidas do modelo, coordenadas de algum ponto principal ou mesmo de um outro ângulo. Quanto maior o número de graus de liberdade do sistema, mais complexa se torna a análise inversa. Em nosso caso, os ângulos θ_3 e θ_4 serão fornecidos por uma rede neural artificial, como será visto na Seção 3. Logo, resta determinar as equações para determinação de θ_1 e θ_2 .

Para especificar as equações de θ_1 e θ_2 , a análise se inicia a partir das Eq. (7) e (8) referentes ao quadril. Em primeiro lugar, determina-se a equação de θ_1 . Os termos contendo $(\theta_1 + \theta_2)$ devem ser isolados num dos lados das equações. Desta forma, as equações assumem a seguinte configuração:

$$-\ell_f \sin(\theta_1 + \theta_2) = x_q + \ell_t \sin(\theta_1) + \ell_p \cos(\theta_1) + \ell_a \quad (13)$$

$$\ell_f \cos(\theta_1 + \theta_2) = y_q - \ell_t \cos(\theta_1) + \ell_p \sin(\theta_1) \quad (14)$$

Elevando todas as parcelas ao quadrado e somando-se as equações, vários termos terão uma configuração da forma $\cos^2\theta + \sin^2\theta = 1$. Então, fazendo-se todas as manipulações algébricas necessárias, chega-se a uma configuração final da forma:

$$A \cos^2\theta_1 + B \cos \theta_1 + C = 0 \quad (15)$$

onde:

$$A = (2x_q \ell_p + 2y_q \ell_t + 2\ell_p \ell_a)^2 + (2x_q \ell_t + 2y_q \ell_p + 2\ell_t \ell_a)^2$$

$$B = (4x_q \ell_p + 4y_q \ell_t + 4\ell_p \ell_a)(2x_q \ell_a + \ell_a^2 + \ell_p^2 + \ell_t^2 - \ell_f^2 + x_q^2 + y_q^2)$$

$$C = (2x_q \ell_a + \ell_a^2 + \ell_p^2 + \ell_t^2 - \ell_f^2 + x_q^2 + y_q^2)^2 - (2x_q \ell_t + 2y_q \ell_p + 2\ell_t \ell_a)^2$$

A Eq. (15) é uma equação do segundo grau, logo:

$$\cos \theta_1 = \frac{-B \pm \sqrt{B^2 - 4AC}}{2A} \quad (16)$$

$$\theta_1 = \arccos \left[\frac{-B \pm \sqrt{B^2 - 4AC}}{2A} \right] \quad (17)$$

Vale ressaltar que θ_1 deve ser sempre menor que 90° , pois do contrário o locomotor não permanecerá de pé.

Conhecendo θ_1 , pode-se então encontrar a equação para θ_2 . Considerando as mesmas equações do quadril (Eq. (7) e (8)) e utilizando manipulações algébricas similares às anteriores, chega-se a equação de θ_2 , que dependerá do valor de θ_1 .

$$D \cos^2 \theta_2 + E \cos \theta_2 + F = 0 \quad (18)$$

$$\cos \theta_2 = \frac{-E \pm \sqrt{E^2 - 4DF}}{2D} \quad (19)$$

$$\theta_2 = \arccos \left[\frac{-E \pm \sqrt{E^2 - 4DF}}{2D} \right] \quad (20)$$

onde:

$$D = \ell_f^2$$

$$E = 2\ell_f \sin \theta_1 (\ell_t \sin \theta_1 + \ell_p \cos \theta_1 + \ell_a + x_q)$$

$$F = (\ell_t \sin \theta_1 + \ell_p \cos \theta_1 + \ell_a + x_q)^2 - \ell_f^2 \cos^2 \theta_1$$

O valor de θ_2 também deverá ser sempre menor que 90° .

Assim como na análise cinemática direta, pode-se também especificar velocidades e acelerações angulares a partir das equações dos ângulos por meio de derivação em função do tempo. Como as equações são muito extensas é aconselhável utilizar um programa computacional de cálculo caso as mesmas venham a ser utilizadas. Levando-se em consideração que as Eq. (17) e (20) estão relacionadas ao cálculo de um arco-cosseno, pode-se generalizar uma solução para as velocidades e acelerações angulares da seguinte forma:

$$\dot{\theta}_n = -\frac{1}{\sqrt{1-u^2}} \dot{u} \quad (21)$$

$$\ddot{\theta}_n = -\frac{1}{\sqrt{(1-u^2)^3}} u \dot{u}^2 - \frac{1}{\sqrt{1-u^2}} \ddot{u} \quad (22)$$

onde: $n = 1, 2$; e u se refere as expressões entre colchetes nas Eq. (17) e (20).

3. IMPLEMENTAÇÃO DA REDE NEURAL

Estudos do movimento humano, bem como a análise de Fourier (Braune, 1987), demonstram que o movimento dos ângulos θ_3 e θ_4 (veja Fig. (3)) podem ser descritos com grande precisão por seu harmônico fundamental, estando o bípode nas fases de suporte duplo ou simples.

As funções harmônicas têm as seguintes formas:

$$\theta_3 = \theta_{30} + A_3 \cos \omega t \quad (23)$$

$$\theta_4 = \theta_{40} + A_4 \cos 2\omega t \quad (24)$$

onde: θ_{30} e θ_{40} se referem aos valores iniciais dos ângulos; A_3 e A_4 se referem às amplitudes; ω é a velocidade angular; e t é o tempo.

A rede deverá especificar os ângulos θ_3 e θ_4 a partir de um comprimento do passo desejado. Pode-se adotar as seguintes medidas para os comprimentos: $\ell_a = 0,03$ m, $\ell_p = 0,11$ m, $\ell_t = 0,37$ m e $\ell_f = 0,37$ m. Com estas medidas pode-se então configurar a rede para gerar os resultados desejados.

A rede foi programada no software MATLAB (Version 5.2. Copyright 1984 - 1998. The Math Works, Inc.) 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_3 variando de 30 a 50° e θ_4 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 especificando-se θ_3 e θ_4 (fase de simulação da rede, com 99 conjuntos de pontos).

Com os valores de θ_3 e θ_4 já definidos pela rede, pode-se então calcular os valores de θ_1 e θ_2 pelas Eq. (17) e (20), o que finaliza a análise.

4. RESULTADOS

Utilizando a rede neural pode-se observar então os resultados encontrados por meio do gráfico apresentado pelo próprio programa de simulação, possibilitando uma avaliação do desempenho da rede. A Fig. (4) apresenta o gráfico fornecido pela rede, enquanto a Fig. (5) mostra o gráfico construído por Dutra (1995), a partir de uma análise teórica (observe que a diferença na inclinação se deve a mudança de orientação no eixo que contém os valores de θ_3). Comparando os resultados de ambos os gráficos, o erro no valor de θ_3 fornecido pela rede foi de 0,6% em média, apresentando um valor máximo de cerca de 1,1%. Com relação a θ_4 , o erro foi de 5,5% em média, com valor máximo de cerca de 8,8%. Nota-se claramente a semelhança entre os dois gráficos.

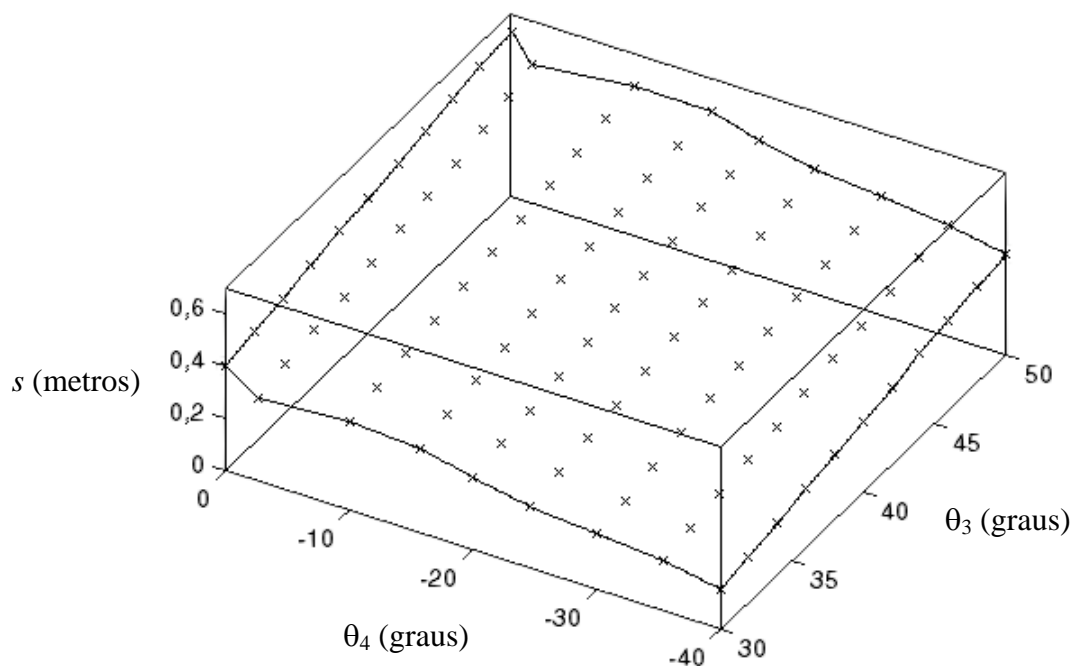


Figura 4. Gráfico fornecido pela rede, considerando a relação entre θ_3 , θ_4 , e o passo s .

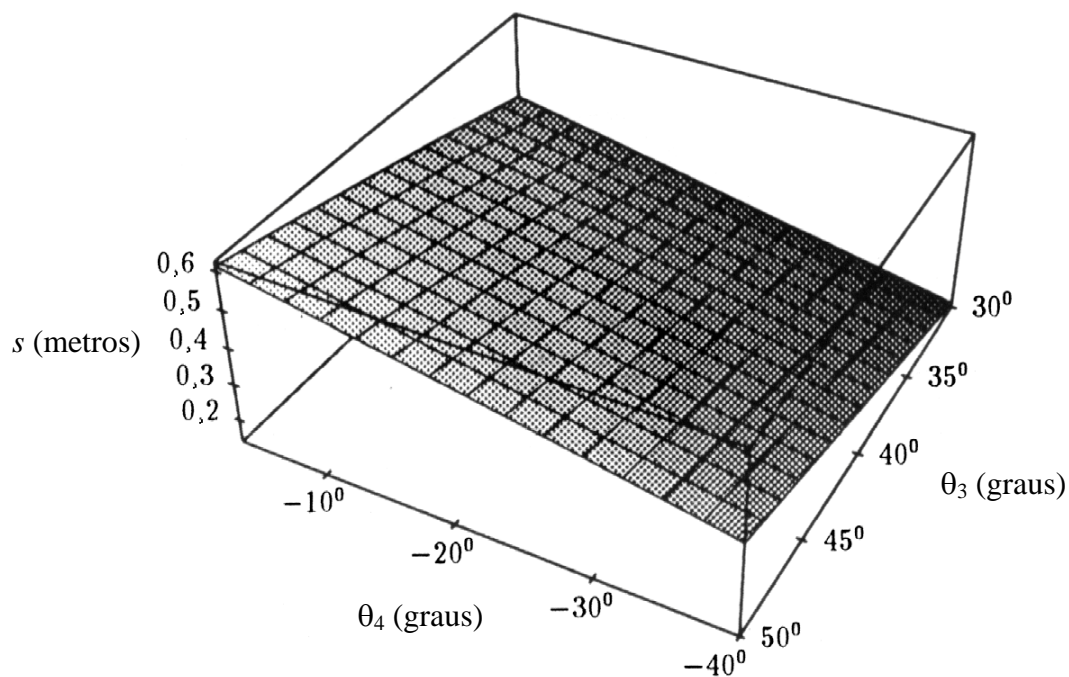


Figura 5. Gráfico construído por Dutra (1995), considerando a relação entre θ_3 , θ_4 , e o passo s .

Em relação aos erros, verifica-se que os erros nos valores de θ_4 são maiores que os erros nos valores de θ_3 , mostrando que é mais difícil para a rede aprender o ângulo θ_4 do que aprender o ângulo θ_3 . Possivelmente um trabalho mais apurado na configuração da rede para treinamento poderá resolver o problema. De qualquer forma o ângulo θ_4 tem menor influência que o ângulo θ_3 na determinação dos deslocamentos dos pontos principais do modelo, o que pode ser visto na Seção 2.2. A Fig. (6) apresenta uma simulação do movimento do robô bípede.

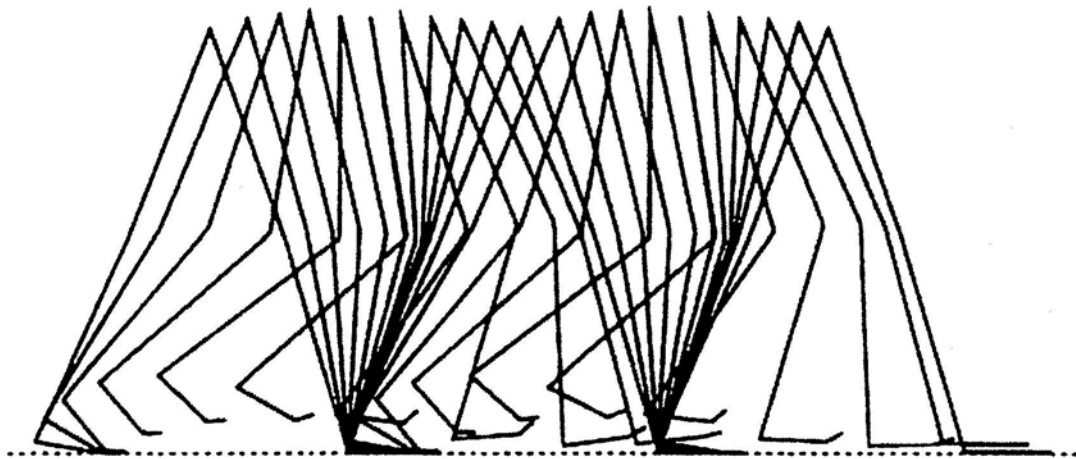


Figura 6. Simulação do movimento do robô bípede.

5. CONCLUSÕES

O trabalho aqui apresentado mostrou a análise cinemática de um modelo de locomotor bípede, com as principais hipóteses para modelagem, e pela implementação de uma rede neural foi possível determinar alguns dos principais determinantes do modo de andar em conjunto com as equações fornecidas através da análise cinemática inversa.

Este estudo demonstrou a possibilidade do emprego de redes neurais para determinação dos ângulos de posicionamento para um sistema mecânico de locomoção bípede. A rede forneceu resultados excelentes, com erro no valor de θ_3 de 0,6% em média, e um valor máximo de cerca de 1,1%. Com relação a θ_4 , o erro foi de 5,5% em média, com valor máximo de cerca de 8,8%.

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.

6. AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de expressar sua gratidão ao CNPq e CAPES 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.
- Denavit, J., Hartenberg, R. S., 1955, "A Kinematic Notation for Lower-Pair Mechanisms Based on Matrices", *ASME Journal of Applied Mechanics*, pp. 215-221.
- Dutra, M. S., 1995, "Bewegungskoordination und Steuerung einer zweibeinigen Gehmaschine", Shaker Verlag, Aachen, Germany.
- Dutra, M. S., Pina Filho, A. C. de, Feiteira, J. F., 2003, "Application of Neural Networks to a Biped Robot Motion for Climbing a Slope" (em espanhol), *Revista Información Tecnológica*, La Serena, Chile.
- Dutra, M. S., Pina Filho, A. C. de, Pina, A. C. de, 2002, "Applying Neural Networks to a Biped Robot Climbing a Stair" (em português), *Proceedings of the 2nd National Congress of Mechanical Engineering (CONEM)*, João Pessoa, PB, Brasil.
- Goswami, A., Thuilot, B., Espiau, B., 1996, "Compass-like biped robot. Part I: Stability and bifurcation of passive gaits", *Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA)*, n. 2996.
- Rivin, E. I., 1988, "Mechanical Design of Robots", McGraw-Hill Book Company.
- Saunders, J. B., Inman, V., Eberhart, H. D., 1953, "The Major Determinants in Normal and Pathological Gait", *J. Bone Jt. Surgery* 35 A.
- Shih, C. L., Gruver, W. A., Lee, T. T., 1993, "Inverse Kinematics and Inverse Dynamics for Control of a Biped Walking Machine", *Journal of Robotic Systems*, Vol. 10, pp. 531-555.
- Wasserman, P. D., 1989, "Neural Computing: Theory and Practice", Van Nostrand Reinhold, New York, USA.
- Zheng, Y. F., Hemami, H., 1984, "Impact Effects of Biped Contact with the Environment", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 14, pp. 437-443.

KINEMATICAL ANALYSIS AND APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN THE LOCOMOTION OF A BIPEDAL ROBOT

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

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@ufrj.br

Abstract. *In the bipedal locomotion we have involved a great number of degrees of freedom, becoming essential a good coordination between them. Most of this coordination is performing by the central nervous system, generating signals in accordance with the desired step. One of the forms to generate these signals is through a artificial neural network, that has ability to "learn" complicated relations of nonlinearities, providing the control of systems through the classic method of Backpropagation. The objective of the work presented here is to make the kinematical analysis of a bipedal robot using the method of Denavit-Hartenberg, applying then neural networks for determination of the main degrees of freedom of the mechanism. Through the application of a neural network, it can be guaranteed that the degrees of freedom will be supplied in "real time", from a length of desired step. This study demonstrates the possibility of the application of neural networks for determination of the positioning angles for a mechanical system of bipedal locomotion.*

Keywords: *Bipedal locomotion, Kinematics, Neural networks.*