

## ESTUDO TEÓRICO E EXPERIMENTAL DE UM ROBÔ HUMANOIDE PARA COMPETIÇÕES

Vinícius Abrão da Silva Marques, Universidade Federal de Uberlândia, [vinicius.abrao@hotmail.com](mailto:vinicius.abrao@hotmail.com)  
Rogério Sales Gonçalves, Universidade Federal de Uberlândia, [rsgoncalves@mecanica.ufu.br](mailto:rsgoncalves@mecanica.ufu.br)  
João Carlos Mendes Carvalho, Universidade Federal de Uberlândia, [jcmendes@mecanica.ufu.br](mailto:jcmendes@mecanica.ufu.br)

**Resumo.** O desenvolvimento da robótica móvel envolve a multidisciplinaridade das áreas de mecânica, eletrônica, computação e biologia. As atuais pesquisas vêm possibilitando o desenvolvimento de robôs que auxiliam nas áreas de exploração, resgate e biomecânica, empregando técnicas de inteligência artificial, otimização e análise dinâmica de sistemas multicorpos. Este trabalho tem como objetivo a síntese de um robô humanoide, obter os modelos cinemático e dinâmico e otimizar o seu movimento de maneira a manter o equilíbrio e reduzir os torques aplicados em suas juntas. A partir do modelo sólido computacional e utilizando simulação numérica de sistemas multicorpos, será possível obter os esforços dinâmicos na estrutura do robô os quais serão comparados com os valores obtidos pelo modelo dinâmico teórico. Em seguida serão aplicados os métodos de controle com aprendizado natural de maneira a otimizar a sua trajetória e reduzir os torques necessários nos atuadores de suas juntas, avaliando-se os resultados através de simulação computacional. Por fim será montado um robô que será utilizado em competições além de ser possível validar a metodologia escolhida aplicada em projetos de robôs humanoides.

**Palavras chave:** robótica, humanoides, cinemática, dinâmica, otimização

### 1. INTRODUÇÃO

Para que seja projetado um sistema multicorpos algumas etapas são percorridas de maneira a se obter uma estrutura robusta que resista tanto a esforços estáticos quanto dinâmicos e que seja possível e viável ainda o seu controle.

A síntese é o processo de obtenção de um sistema multicorpos de forma que satisfaça certos requerimentos previamente definidos, a qual pode ser dividida em duas etapas:

- Síntese topológica – obtém a estrutura da cadeia cinemática
- Síntese dimensional – obtém os parâmetros dimensionais da estrutura

Já a etapa da análise consiste no estudo de um sistema multicorpos já conhecido, de forma a verificar se ele satisfaz os requisitos necessários para a execução das tarefas previstas, a qual se divide em:

- Análise geométrica: estudo das relações entre as coordenadas articulares e a posição e orientação de um ponto de interesse da estrutura.
- Análise cinemática – Estudo das posições, velocidades e acelerações da estrutura.
- Análise dinâmica – Estudo dos esforços que atuam sobre a estrutura.

Tais análises podem ser feitas tanto de maneira analítica quanto de maneira numérica, através de simulações computacionais.

Obtidos os modelos teórico e numérico é possível então que se faça o projeto do seu controle de maneira a otimizar os esforços nas juntas e conseqüentemente reduzir os torques necessários dos atuadores utilizados, reduzindo o consumo de energia e melhorando a performance do sistema.

O objetivo deste trabalho é realizar a síntese, análise e controle de um robô humanoide o qual será utilizado em competições.

Para tanto o modelo numérico obtido pelas simulações computacionais será comparado com os valores teóricos das equações de movimento obtidos pelo método de Lagrange, de maneira a obter os valores dos esforços nas juntas e especificar os atuadores para a construção do robô humanoide.

O método de controle com aprendizado natural será utilizado para otimizar a trajetória do robô, reduzindo os esforços e permitindo o equilíbrio dinâmico da estrutura.

Por fim a análise do robô construído para competições será comparada com os resultados teórico e numérico de maneira a validar a metodologia escolhida.

### 2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Uma das principais técnicas utilizadas para o controle de robôs é baseada em redes neurais artificiais e inteligência artificial. Tais métodos fazem analogia entre o funcionamento de sistemas mecânicos com o funcionamento e organização de sistemas naturais.

É possível encontrar na literatura trabalhos que modelam o comportamento do movimento humano na tentativa de se replicar e conhecer as diferentes variáveis envolvidas. Para o problema de definição da trajetória de robôs humanoides são então definidos comportamentos de maneira a ser o mais próximo ao modelado para o movimento humano.

De acordo com Vieira (1998), quando discutimos os movimentos de natureza biológica, os objetos sob controle podem ser descritos como sistemas dinâmicos não lineares multivariáveis, cujas entradas em função do tempo são

tensões musculares, torques articulares ou taxas de disparos das fibras nervosas que inervam os músculos. Em contrapartida, suas saídas em função do tempo são comprimentos musculares, ângulos articulares ou posição dos membros no espaço em coordenadas cartesianas. A informação flui para os objetos controlados sob a forma de comandos motores relativos à trajetória do movimento. Assim, esta direção do fluxo de informação é dita progressiva (forward) e a direção oposta, inversa. Desta forma, os modelos internos do sistema motor podem ser divididos em dois tipos: modelos progressivos e modelos inversos (Kawato e Gomi, 1992a).

Como modelo progressivo, entendemos a representação neural da transformação de comandos motores no respectivo movimento do objeto controlado, ou seja, o modelo progressivo é apenas um simples modelo do objeto sob controle podendo ser usado como seu substituto (Vieira, 1998).

Se o comando real fornecido ao aparelho locomotor é também enviado ao modelo progressivo, a saída deste último irá prever a trajetória realizada pelo objeto controlado. O tempo de processamento neural para esta previsão (30 ms) é muito menor do que o tempo para o retorno da realimentação visual ou proprioceptiva (100 a 200 ms). Assim, se o modelo progressivo for utilizado no laço de realimentação interno (Fig. (1)), o desempenho do controle por realimentação (feedback) será bastante melhorado uma vez que grandes atrasos relativos à realimentação externa podem ser evitados (Ito, 1984).

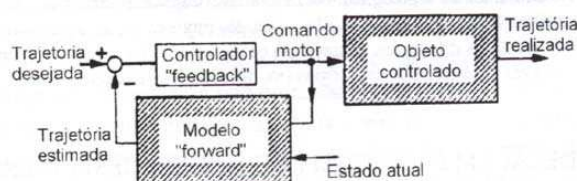


Figura 1. Modelo neural progressivo (forward) do objeto controlado. Objeto controlado aqui significa um objeto físico concreto que seria controlado pelo sistema nervoso central, por exemplo, membros superiores, inferiores e o tronco (modificado de Kawato e Gomi, 1992a).

Por outro lado, uma forma de controle por pré-alimentação (*feed-forward*) mais sofisticada pode ser obtida por meio de um modelo inverso do objeto controlado (Atkeson, 1989). Por modelo inverso entendemos uma representação neural da transformação do movimento desejado do objeto sob controle, nos comandos motores necessários para realizar este movimento. O fato de o modelo inverso possuir características de transferência entrada-saída que são o inverso daquelas do objeto controlado, a conexão em série dos dois sistemas (progressivo e inverso) fornece aproximadamente uma função identidade (Fig. (2)). Se uma determinada trajetória desejada for fornecida ao modelo inverso, ao final do sistema a trajetória realizada é computada fielmente em relação à trajetória desejada, de forma que modelos inversos precisos podem ser utilizados como controladores por pré-alimentação (*feedforward*) ideais. Uma questão importante no desempenho do controle por pré-alimentação, portanto, é o treinamento do modelo inverso (Vieira, 1998).

Resta saber como um modelo inverso pode ser adquirido e treinado. Se um sinal mestre pode fornecer os comandos motores corretos, então o aprendizado motor poderá ocorrer, baseado em processos de plasticidade heterossináptica. Em aprendizagem motora, entretanto, não é realístico supor a existência de um sinal mestre com acesso ao comando motor correto, antes que a própria aprendizagem do movimento tenha ocorrido. Portanto, é mais realístico supor que o sinal mestre tenha acesso somente à trajetória desejada do movimento para o objeto controlado. "Por exemplo, os pais ensinam seus filhos a pronúncia correta das palavras fornecendo fonemas no espaço acústico, mas não podem comunicar diretamente o padrão de disparo neuronal que ativa os músculos da fala" (Kawato e Gomi, 1992a).

Um sinal mestre que seja biologicamente possível não teria acesso direto ao padrão correto de comandos articulatorios, mas somente à trajetória desejada e às discrepâncias resultantes, ou erros, entre as trajetórias desejada e realizada. Afim de treinar o modelo inverso, tais erros devem primeiramente ser convertidos em comandos motores. Três esquemas de aprendizagem foram propostos a fim de realizar esta conversão (Vieira, 1998).

Na modelagem inversa direta (*direct inverse modeling*) (Fig. (3)), o modelo inverso recebe a trajetória realizada como uma entrada e fornece um comando motor estimado em sua saída. A diferença entre o comando motor estimado e o comando motor realizado é usada como um sinal erro para treinar o modelo inverso (Kawato e Gomi, 1992a).

Embora este esquema de aprendizagem seja bastante simples, ele apresenta uma série de inconvenientes. Por exemplo, o modelo inverso não pode ser usado para controle durante o processo de treinamento porque, neste caso, a trajetória desejada ao invés da trajetória realizada é que deveria ser usada como entrada ao modelo inverso (Kawato e Gomi, 1992a). Outro grande problema com este esquema é que ele não pode controlar apropriadamente um objeto com redundância mecânica, como o são nossos membros. Como o modelo inverso é alimentado com a trajetória realizada, num objeto redundante a uma mesma trajetória realizada podem corresponder diferentes comandos motores, isto é, não existe uma relação inversível única entre o alvo desejado e o comando motor necessário para alcançá-lo.

Na modelagem inversa progressiva (*forward inverse modeling*) (Fig. (4)), um modelo progressivo (forward) do objeto controlado é primeiramente aprendido monitorando-se tanto a entrada quanto a saída do mesmo.

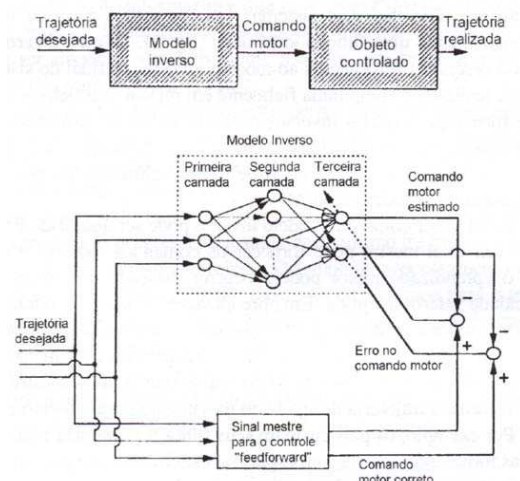


Figura 2. Modelo neural inverso do objeto controlado (modificado de Kawato e Gomi, 1992a).

A trajetória desejada é então fornecida ao modelo inverso a fim de se calcular o comando motor pré-alimentado. O erro resultante na trajetória no espaço é realimentado (backpropagated) através do modelo progressivo para calcular o erro no comando motor (Rumelhart et al., 1986), que é usado como um sinal erro no treinamento do modelo inverso.

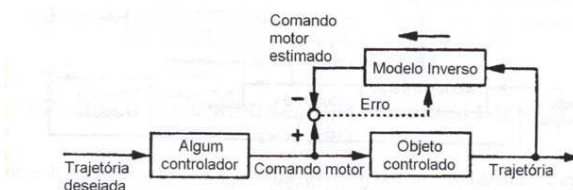


Figura 3. A modelagem inversa direta (*direct inverse modeling*). A direção do fluxo da informação é indicada pelas linhas sólidas. As linhas pontilhadas mostram a informação usada para o treinamento. A seta cheia junto ao modelo inverso mostra a direção do processamento de informação (modificado de Kawato & Gomi, 1992a).

Este esquema supera vários inconvenientes da modelagem inversa direta. A aprendizagem e o controle motor podem ser feitos simultaneamente e o esquema pode ser aplicado a objetos controlados com redundância mecânica, já que não apenas a trajetória realizada é fornecida ao modelo progressivo mas também o comando motor que a causou (Kawato e Gomi, 1992a). Entretanto a realimentação (backpropagation) é difícil de ser realizada neuronalmente, uma vez que não conhecemos os mecanismos fisiológicos de realimentação rápida que levam informações ao longo dos axônios.

Na aprendizagem pela realimentação do erro (feedback error learning) (Fig. (5)), uma soma do comando motor realimentado (feedback) e do comando pré-alimentado (feedforward) gerado pelo modelo inverso é fornecida ao objeto controlado, e o controlador por realimentação transforma o erro na trajetória em erro no comando motor (Kawato et al., 1987). O modelo inverso é treinado durante o controle motor usando o comando motor realimentado como um sinal erro.

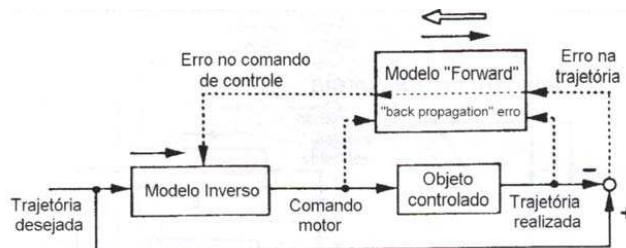


Figura 4. A modelagem inversa progressiva (*forward inverse modeling*). A direção do fluxo de informação é indicada pelas linhas sólidas. As linhas pontilhadas mostram a informação utilizada para o treinamento. As setas cheias junto aos modelos progressivo (*forward*) e inverso mostram a direção do processamento de informação. A seta em branco mostra a direção do fluxo de informação na *backpropagation* (modificado de Kawato e Gomi, 1992a)

Neste esquema, o controlador por realimentação (*feedback*) desempenha o papel de uma aproximação linear do modelo inverso do objeto controlado, e converte o erro na trajetória em um erro no comando motor. O controlador por pré-alimentação (*feedforward*) não substitui o controlador por realimentação, mas adquire um modelo inverso não linear tentando reduzir o comando motor realimentado. (Kawato e Gomi, 1992a).

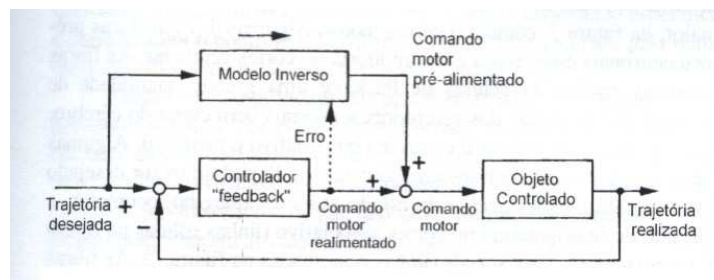


Figura 5. A aprendizagem pela realimentação do erro (*feedback error learning*). A direção do fluxo de informação é indicada pelas linhas sólidas. A linha pontilhada mostra a informação utilizada para o treinamento. A seta cheia junto ao modelo inverso indica a direção do processamento de informação (modificado de Kawato & Gomi, 1992a).

Baseado no modelo de aprendizagem natural do movimento humano é possível então que se defina a trajetória do robô humanoide seguindo a malha de controle proposta.

### 3. METODOLOGIA

As principais etapas que serão percorridas para a realização deste trabalho são:

- 1- Síntese: modelagem computacional da estrutura através de softwares CAD (SolidWorks®).
- 2- Modelo geométrico, cinemático e dinâmico teóricos: obtenção dos modelos geométricos direto e inverso com utilização de Sistema de Coordenadas Equipolentes, análise cinemática pelo método do Jacobiano e análise dinâmica via equações de Lagrange.
- 3- Simulação numérica: Utilização de softwares CAE (Adams®) para análise de sistemas multicorpos.
- 4- Comparação dos valores dos torques nas juntas obtidos pelo modelo teórico com os valores simulado.
- 5- Controle e otimização: simulação e controle via aprendizagem natural da trajetória computacionalmente através da interface Adams®/Matlab®.
- 6- Construção do robô.
- 7- Comparação dos resultados reais com os obtidos pela simulação.

### 4. CONCLUSÃO

O desenvolvimento da área de robótica é visto como crescimento para diferentes áreas da engenharia, como por exemplo dos métodos analíticos e numéricos de análises de estruturas multicorpos, métodos de controle, eletrônica e inteligência artificial. Na área de bioengenharia os robôs são aplicados no auxílio de pessoas com problemas de locomoção, em problemas da neurociência, comunicação e ainda auxiliam em procedimentos cirúrgicos mais complexos.

Com a conclusão deste trabalho será possível avaliar a utilização dos métodos teórico e numéricos escolhidos validando os resultados com os obtidos com a construção de um robô humanoide. Serão utilizadas técnicas de processamento de imagem e controle via aprendizado natural as quais permitirão a definição de uma trajetória com menor gasto de energia e maior equilíbrio dinâmico.

O robô construído será utilizado em competições de humanoídes podendo participar das categorias de futebol de robôs e atletismo.

### 5. REFERÊNCIAS

- ATKESON, C.G. Learning arm kinematics and dynamics. *Annual Review of Neuroscience*, v.12, p. 157-83, 1989.
- ITO, M. The cerebellum and neural control. New York: Raven Press, 1984.
- KAWATO, M.; GOMI, H; The cerebellum and VOR/OKR learning models. *Trends in Neurosciences*, v.15 n. 11, p. 445-53, 1992a.
- KAWATO, M.; FURUKAWA, K.; SUZUKI, R. A hierarchical neural network modelar contral and learning of voluntary movement. *Biological Cybernetics*, v.57, p. 169-85, 1987.
- RUMELHART, D E HINTON, G.E.; WILLIAMS, R.J. Learning representations by back-propagations errors. *Nature*, v.323, p. 533-6, 1986.
- VIEIRA, M. F. . Resolvendo o problema de Bernstein: a aprendizagem cerebelar pela realimentação do erro como uma solução para a redundância do sistema motor. *Pensar a Prática (UFG)*, Goiânia, v. 1, n.1, p. 81-95, 1998.

### 4. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.