

-
-
-
-
-

IF-705 – Automação Inteligente

Redes Neurais para Modelagem e Controle

Aluizio Fausto Ribeiro Araújo
Universidade Federal de Pernambuco
Centro de Informática - CIn
Departamento de Sistemas da Computação
aluizioa@cin.ufpe.br



-
-
-
-
-

Sumário

- Introdução
- Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle
 - Estratégias de Modelagem
 - Arquitetura de Controle Supervisionado
 - Sistemas com Aprendizado por Reforço
 - Parametrização de Controladores Lineares

Introdução

- Modelagem e controle adaptativo empregam cada vez mais modelos de computação inteligente;
- Aplicações em Controle Inteligente (CI) requerem algoritmos capazes de:
 - *Operar* em ambiente mal-definido e variante no tempo;
 - *Adaptar-se* a mudanças na dinâmica da planta ou do processo bem como ao efeitos do ambiente;
 - *Aprender* informações relevantes do meio-ambiente;
 - *Adicionar* poucas restrições à dinâmica da Planta.

Introdução

- As características anteriores são essenciais para operação de sistema em ambientes incertos, com o mínimo de intervenções externas.
- O aprendizado humano possui as características desejadas. O desafio é dotar as máquinas com tais características.
- A capacidade de adaptação autônoma da computação inteligente oferece à área de Engenharia de Controle (EC):
 - Melhoria no desempenho de sistemas de controle devido à sua capacidade de adaptação;
 - Aumento da qualidade da solução;
 - Possibilidade de autonomia para os sistemas;
 - Diminuição dos custos de projeto e operacionais.

Introdução

- Em geral, algoritmos de computação inteligente utilizam:
 - Linearização da planta e modelos de controladores;
 - Definição de diferentes valores de parâmetros para permitir flexibilidade e adaptação ao sistema.
- RNAs podem se aplicadas a sistemas *não-lineares*.
- Um sistema de controle inteligente pode ser implementado com diferentes tipos de RNAs e de algoritmos de aprendizagem:
 - A escolha do sistema de aprendizagem (abordagem e arquitetura) depende fundamentalmente do problema em questão.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle

- Blocos de aprendizagem são empregados nos algoritmos de modelagem e controle neuro-inspirados.
- Modelagem e arquiteturas de controle são em geral independentes da abordagem de aprendizagem a ser empregada:
 - Algumas abordagens podem ser mais adequadas que outras;
 - A habilidade para modelagem e aprendizagem determina a aplicabilidade de uma escolha.
- O grau com que um algoritmo de aprendizagem satisfaz os pontos acima determinam sua adequação para modelagem e controle por aprendizagem online.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Representação

- Sistema de equações de estado que representa um sistema de controle SISO contínuo no tempo:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(t), u(t))$$

$$y(t) = g(\mathbf{x}(t))$$

- Para um sistema SISO discreto no tempo:

$$\mathbf{x}[k+1] = \mathbf{f}(\mathbf{x}[k], u[k])$$

$$y[k] = g(\mathbf{x}[k])$$

onde $\mathbf{x}[k]$ é o vetor do estado da planta, $u[k]$ é o sinal de controle e $y[k]$ é a saída observada da planta.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Representação

- A maioria dos modelos de plantas, admite que o sinal de saída possui informações sobre estados anteriores da planta, ou seja:

$$y[k] = h(\mathbf{y}[k-1], \mathbf{u}[k])$$

onde $\mathbf{y}[k-1]$ é um vetor de comprimento n_y , formado pelas saídas passadas $y[k-1], \dots, y[k-n_y]$ e $\mathbf{u}[k]$ é um vetor de comprimento n_u+1 , formado pelas ações de controle presente e passadas $u[k], \dots, u[k-n_u]$.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Representação

- Resta escolher os valores de n_y e n_u apropriados:
 - Se forem muito grandes, haverá perda de generalização e convergência pobre devido a sobre estimativa;
 - Se forem muito pequenos, o modelo será incapaz de captar a dinâmica existente, afetando a estabilidade de aprendizagem do sistema de controle.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Representação

- Na década de 80, foi criada uma estrutura de modelagem não-linear genérica chamada de NARMAX (Nonlinear Auto-Regressive Moving Average Models with eXogenous inputs):

$$y[k] = h(y[k-1], \dots, y[k-n_y], u[k], \dots, y[k-n_u]) + e[k] \quad \text{Eq.4.4}$$

onde $e[k]$ é uma perturbação aditiva.

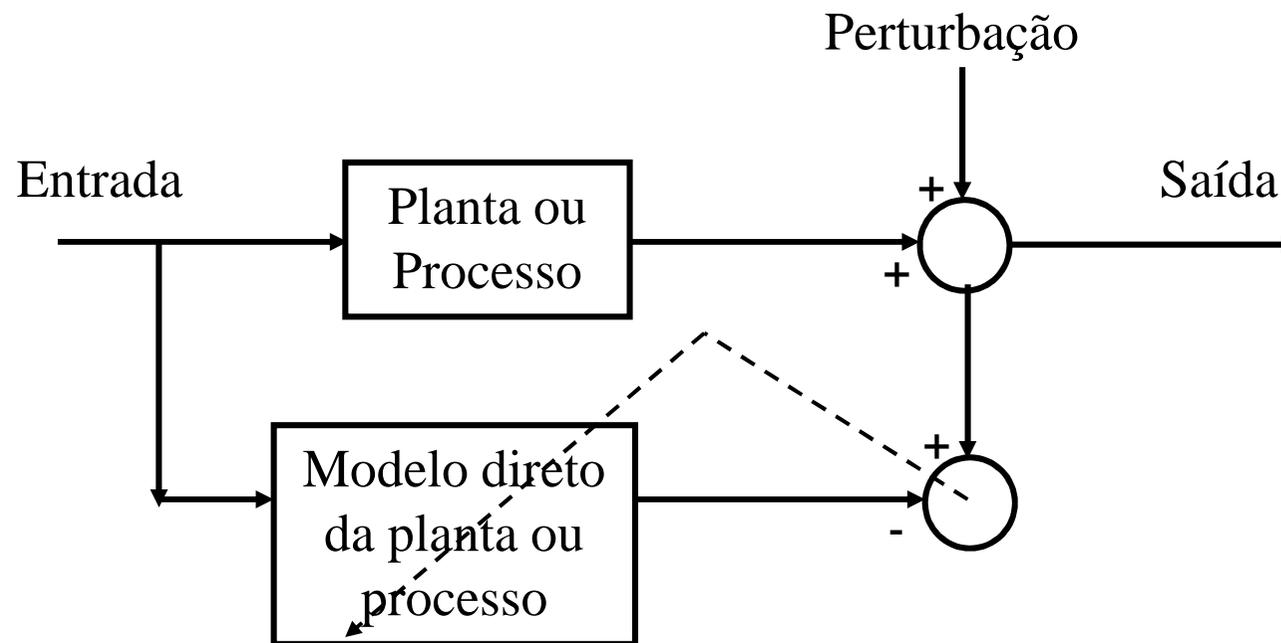
- Este é um modelo genérico, de forma que vários tipos de RNAs podem se adequar a ele.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Há quatro arquiteturas principais nos módulos de aprendizagem para modelar a planta:
 - Modelo Básico (ou Direto) da Planta (MDP);
 - Modelo Inverso da Planta (MIP);
 - Modelo de Operador (MO);
 - Modelo Inverso Especializado da Planta (MIEP).
- O sinal de entrada deve varrer todo o espaço de entrada da rede.
- Nos três primeiros casos, a saída obtida é comparada à desejada, produzida pela planta. Portanto, aprendizagem supervisionada pode ser utilizada para treinar os pesos da rede.
 - Apenas no Modelo Inverso Especializado da Planta, a saída da rede é a entrada da planta e o erro é considerado na saída desta.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Arquiteturas do Modelo Direto da planta ou processo:



Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

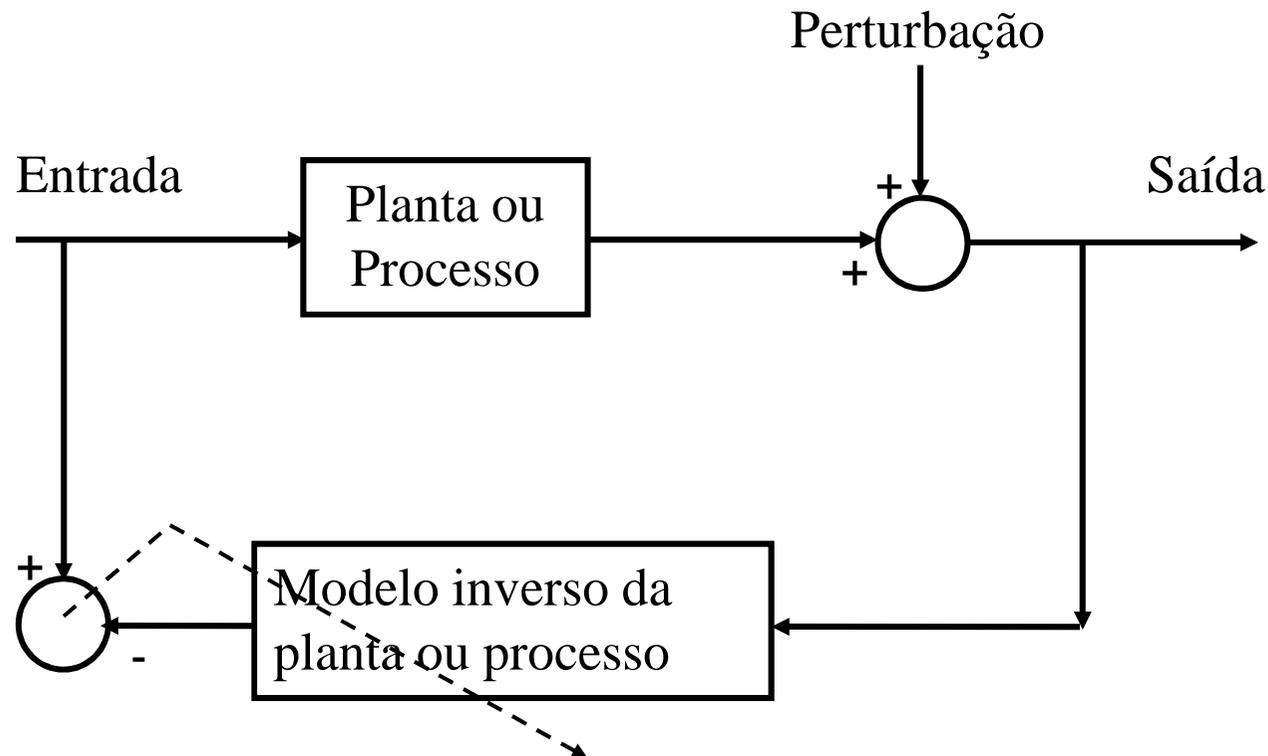
- Modelagem Básico da Planta (Modelo Direto da Planta)
 - O objetivo é modelar (identificar) o funcionamento da planta ou processo considerando suas entradas e saídas como pares para o treinamento.
 - A função de custo busca minimizar a esperança do erro quadrático:

$$J_y = E(\varepsilon_y^2(t)), \quad \varepsilon_y(t) = \hat{y}(t) - y(t)$$

onde $y(t)$ é a saída da rede e $\hat{y}(t)$ é a saída da planta.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Arquiteturas do Modelo Inverso da planta ou processo:



Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem Inversa da Planta

- O objetivo é formular um *controlador* de forma que a arquitetura como um todo (controlador/planta) tenha uma unidade de função de transferência;
- A planta precisa ser total ou localmente inversível;
- A função de custo do controle tenta minimizar a esperança do erro quadrático:

$$J_u = E(\varepsilon_u^2(t)), \quad \varepsilon_u(t) = \hat{u}(t) - u(t)$$

onde $u(t)$ é a saída de controle da rede e $\hat{u}(t)$ é o sinal de controle medido.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem Inversa da Planta:
 - O erro do sinal de controle é relacionado com o erro da planta de um sistema SISO por uma primeira aproximação:

$$\varepsilon_y(t) \approx \frac{dy(t)}{du(t)} \varepsilon_u(t)$$

onde dy/du é o Jacobiano da planta.

- Então a função de custo da resposta da Planta será:

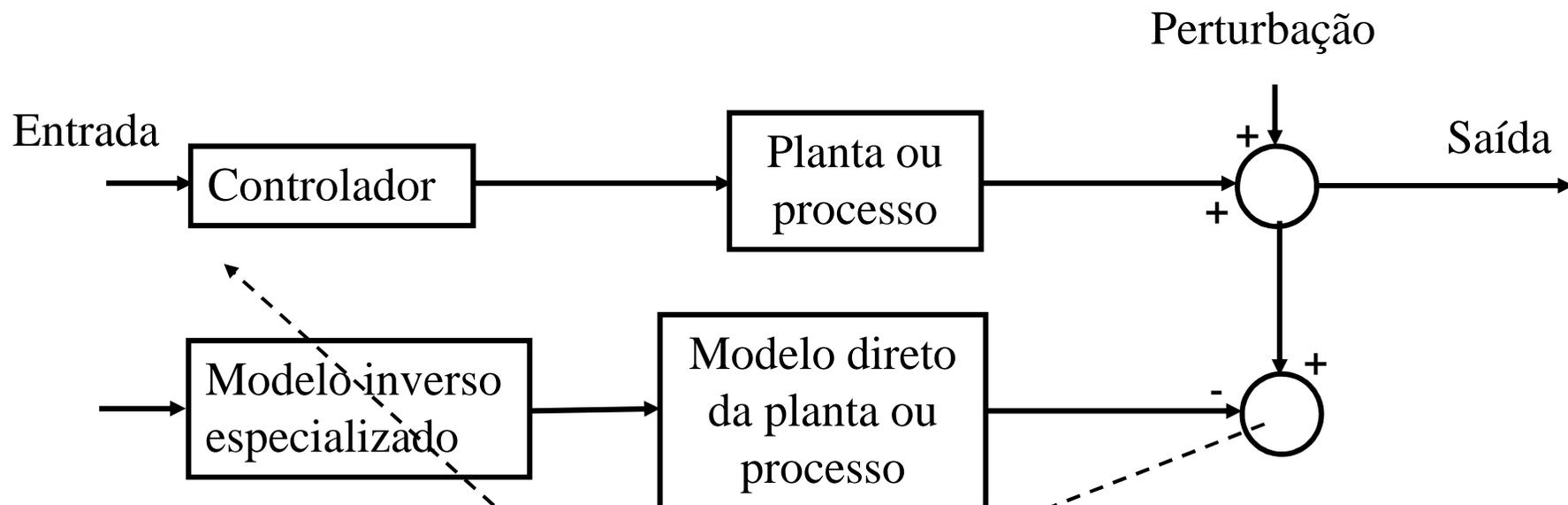
$$J_y = E(\varepsilon_y^2(t)) \approx E\left[\left(\frac{dy(y)}{du(t)}\right)^2 \varepsilon_u^2(t)\right]$$

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem Inversa da Planta :
 - Para planta não-linear, os valores do Jacobiano (dy/du) devem variar, e haverá necessidade de ponderar o erro do controle.
 - Se o erro de saída não for correlacionado com o Jacobiano da planta, então:
$$J_y = E(\varepsilon_y^2(t)) \approx E\left[\left(\frac{dy(y)}{du(t)}\right)^2\right] E[\varepsilon_u^2(t)] \approx E\left[\left(\frac{dy(y)}{du(t)}\right)^2\right] J_u$$
 - E o Jacobiano poderá ser incorporado à taxa de treinamento.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Arquitetura do Modelo Inverso Especializado da Planta ou Processo
 - Após aprender o modelo da planta:



Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem Inversa Especializada da Planta:
 - De forma semelhante ao MIP, propõe um modelo inverso de planta com uma unidade de função de transferência.
 - O método é diferente daquele anteriormente descrito:
 - Constrói-se um Modelo Direto de Planta (MDP);
 - A diferença entre a resposta da MDP e da saída desejada forma um sinal de erro, que é retro-propagado para ajustar os parâmetros livres do Modelo Inverso.
 - A principal vantagem desta abordagem é o chamado *goal driven*. Isto é, tende a não aprender apenas ruídos.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem Inversa Especializada da Planta:
 - Para aplicações on-line, o erro de saída da planta força o MIP a se deslocar para regiões inexploradas no espaço das entradas, enquanto o MIEP só aprende quando o sinal de controle for suficientemente excitado.
 - Outra grande diferença o MIEP e o MIP é que o primeiro tenta minimizar o *erro quadrático da planta*, enquanto o segundo minimiza o *erro quadrático do controle*;
 - Novamente, se a planta for não linear, então como no MIEP, haverá uma incompatibilidade entre a verdadeira planta inversa e o modelo adaptativo.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem de Planta Inversa Especializada:
 - Arquiteturas de Modelagem Inversa podem ser utilizadas para *sintetizar* controladores, porém podem não ser tão robustos quanto controladores de aprendizagem alternativos, devido a falta de informação de realimentação.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Estratégias de Modelagem

- Modelagem de Operadores:
 - O controlador é sintetizado pela aprendizagem de um especialista humano (operador do sistema);
 - O algoritmo de aprendizagem é rodado em paralelo a um operador habilidoso da planta:
 - As respostas do operador formam a saída desejada da RNA, que pode ser treinada com esses dados.
 - Em geral, o sinal que entra na rede precisa ser previamente filtrado pois existe muito ruído decorrente do fato que vários sinais de atuação diferentes resultam em sinais de entradas da rede similares.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Ao algoritmos de aprendizagem em baixo nível de abstração são definidos com respeito a modelos de modelagem e controle e arquitetura de sistemas de controle determinados.
- Uma dificuldade comum na elaboração de controladores com aprendizagem on-line é o *signal de desejado de controle* que frequentemente não está disponível.
- Em geral, a informação disponível é o *signal desejado da planta*:
 - Esta é a informação que pode ser empregada para treinamento do controlador.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Duas abordagens são definidas a partir de Controle Adaptativo:
 - Esquema direto: Constrói um modelo explícito do controlador desejado.
 - Esquema indireto: Produz um modelo da planta e sintetiza a lei de controle através de cálculo pré-definido de otimização/inversão.
- Exemplos de elaboração de controladores:
 - Controladores nebulosos auto-organizáveis são controladores diretos pois as regras nebulosas definem o controlador em si. Além disso, tais regras são modificadas a partir da avaliação conjunta dos erros de saída da planta e do controlador.
 - Sistemas de neuro-controle adaptativo são exemplos de esquema indireto pois constroem um modelo direto da planta para ser usado em um esquema de controle preditivo.

-
-

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controladores diretos:
 - Controlador estabilizante fixo;
- Controladores indiretos:
 - Esquema aprendiz de controle preditivo;
 - Controle adaptativo por modelo de referência;
 - Controle de modelo interno.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controlador Estabilizante Fixo:

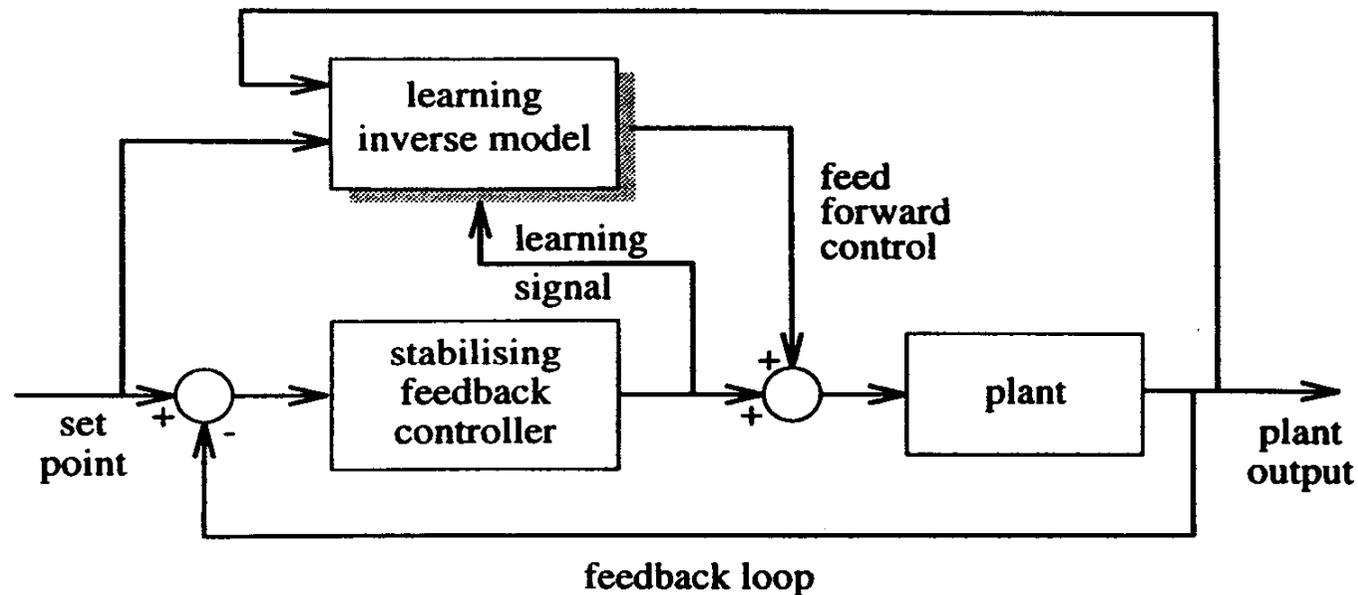


Figure 2.2 A direct learning controller; the fixed linear feedback controller is used to stabilise the system and to provide a training signal for the learning controller.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controlador Estabilizante Fixo:
 - Controlador estabilizante leva o sistema a operação estável em seus pontos de operação. Ele se caracteriza por aprendizagem direta, estrutura fixa, linear e com controle com realimentação é utilizado para treinar uma rede de aprendizagem.
 - O desempenho do sistema de malha fechada depende do ponto atual de operação.
 - O sinal de controle atua como sinal de treinamento para o módulo de aprendizagem.
 - O treinamento on-line iterativo da RNA melhora gradualmente o desempenho tanto do sinal da planta quanto do sinal do controlador.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controlador Estabilizante Fixo:
 - A apresentação de diferentes *set points* leva a aprendizagem do controlador a construir um modelo não-linear da superfície de controle desejada, de forma que a resposta da planta a um sinal antigo não seja “esquecido”. Isto deve ser visto com particular cuidado para aprendizagem supervisionada.
 - A aprendizagem sobre uma áreas do espaço de entradas afete minimamente o aprendido para outras regiões. Módulos neurais podem ser empregados para este tipo de aprendizagem.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controlador Estabilizante Fixo:

- Desvantagens:

- Possuir um controlador linear fixo que determina o sinal de treinamento.
- O módulo de aprendizagem se adapta vagarosamente se a performance do controlador linear for pobre.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Esquema Aprendiz de Controle Preditivo (EACP):
 - Controle com aprendizagem preditiva indireta configura uma estratégia de controle que avalia os efeitos das suas ações para muitos futuros passos de tempo. Escolhe-se a partir das avaliações futuras, a atual ação ótima de controle que será aplicada à planta.
 - A arquitetura requer:
 - Aprendizagem de um modelo de planta;
 - Uma função de desempenho que avalie o efeito a ação do controle;
 - Uma técnicas de otimização que determine a melhor ação de controle.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Esquema Aprendiz de Controle Preditivo (EACP):

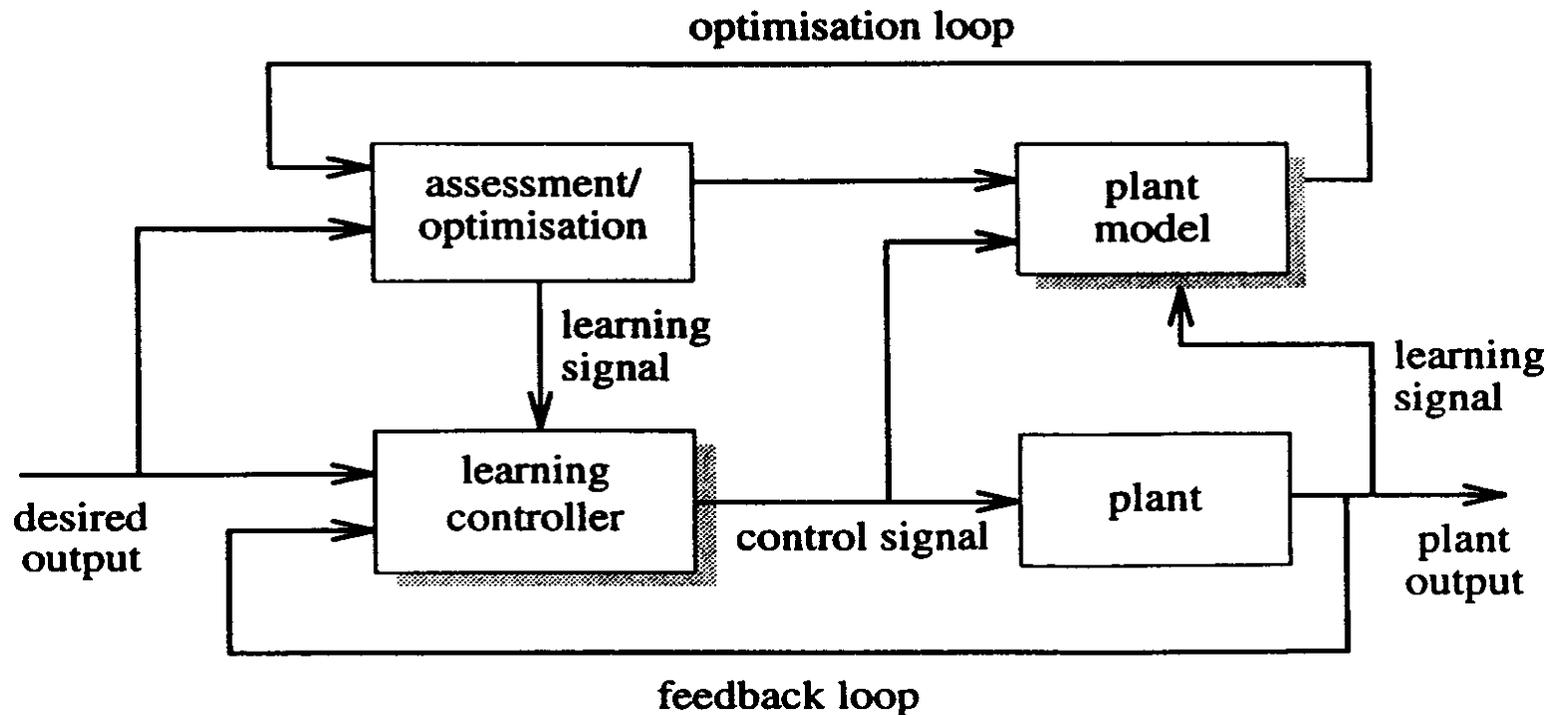


Figure 2.3 A learning predictive control architecture.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Esquema Aprendiz de Controle Preditivo (EACP):
 - Na figura, um elemento de aprendizagem de controle foi incluído. Portanto, após algum tempo de treinamento, espera-se que os cálculos com a otimização não precisem mais ser realizados.
 - Se a planta for variável temporalmente, o modelo geralmente é adaptativo, embora os cálculos iniciais da otimização podem resultar em um controle pobre, se o modelo do processo for pobre.
 - Se o modelo de planta for boa, e a função de performance e a estratégia de procura forem apropriadamente escolhidas, o regime de controle apresentará um excelente controle de laço fechado.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Esquema Aprendiz de Controle Preditivo (EACP):
 - Desvantagens:
 - Cálculo de otimização com múltiplos passos requer grande custo computacional, o que restringe a problemas em que o tempo de resposta não seja crítico.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controle Adaptativo por Modelo de Referência:

- É largamente utilizado no campo de controle adaptativo linear.
- O objetivo é ajustar o sinal de controle, de maneira estável, tal que a saída da Planta $y[k]$ convirja assintoticamente para a saída do modelo de referência desejado $y^d[k]$:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|y[k] - y^d[k]\| < \varepsilon$$

- A performance do algoritmo depende da escolha de um modelo de referência adequado bem como de um mecanismo de aprendizagem apropriado.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controle Adaptativo por Modelo de Referência:

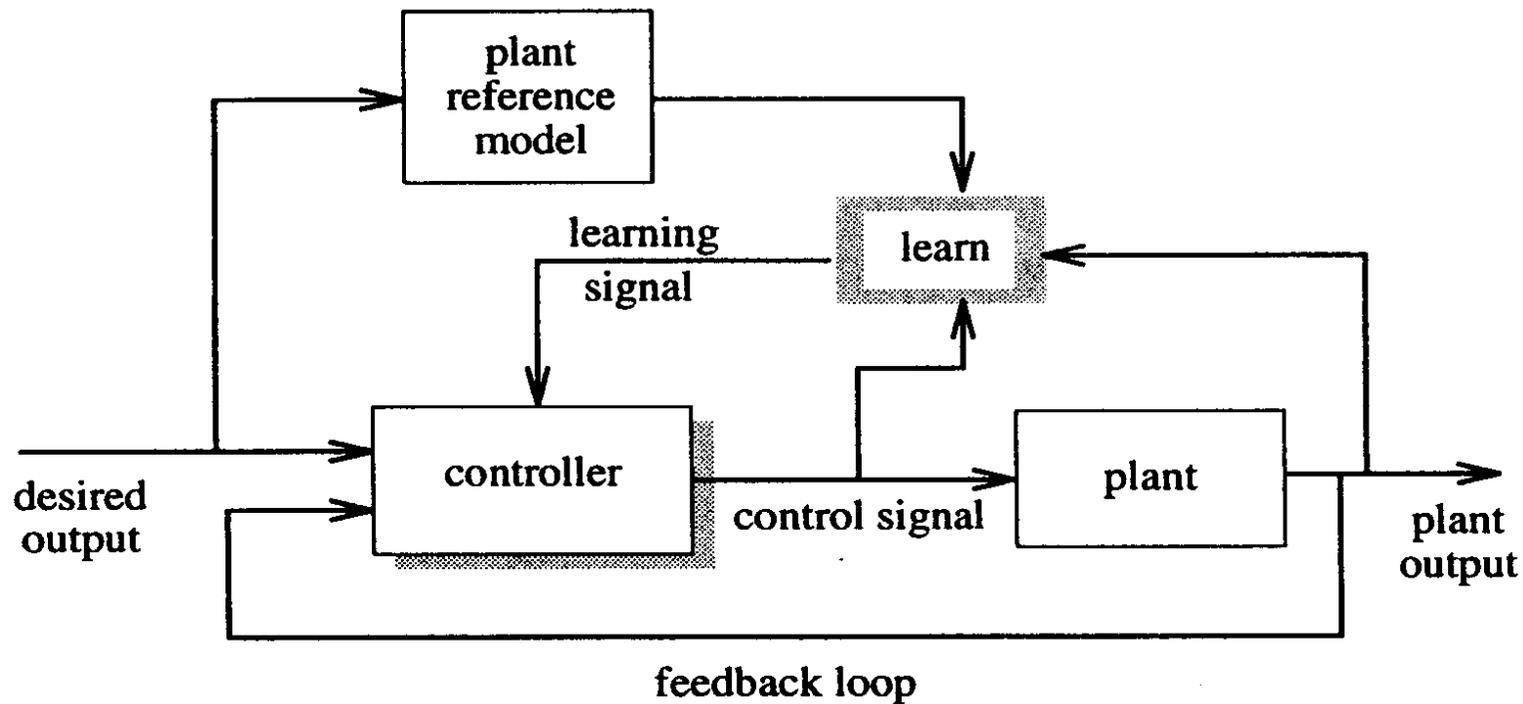


Figure 2.4 A model reference control architecture.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controle de Modelo Interno:
 - Utiliza uma estrutura semelhante aquela do EACP.
 - Neste caso, o módulo de aprendizagem é usado para modelar o processo diretamente, recebendo o sinal de controle aplicado.
 - O erro entre o modelo e a saída da planta é usado como sinal de retorno e passado para o controlador;

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controle de Modelo Interno:

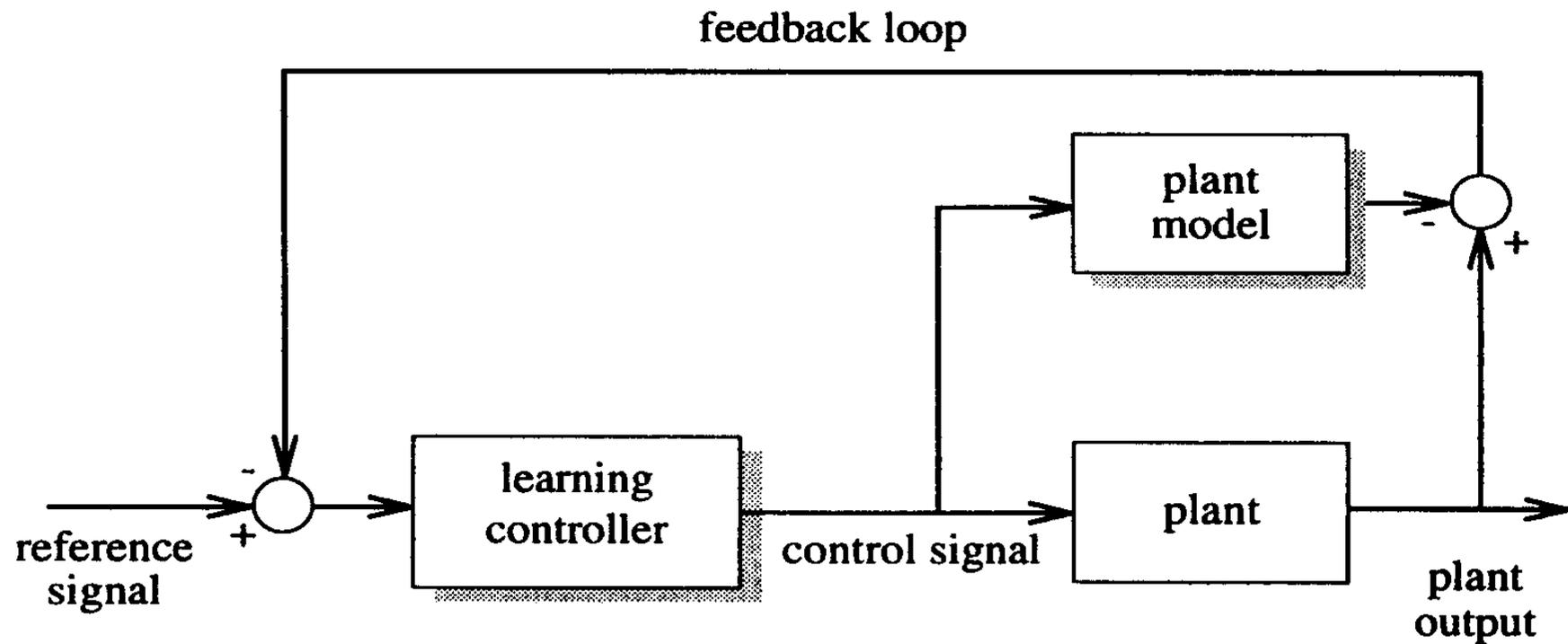


Figure 2.5 An internal model control architecture.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Arquitetura de Controle Supervisionado

- Controle de Modelo Interno:
 - O modelo do Controlador Interno é geralmente ajustado para ser o inverso do modelo da Planta e qualquer dos regimes de modelagem inversa descritos anteriormente pode ser usado para sintetizar um Controlador apropriado.
 - Pode ser estendida para sistemas não-lineares a partir de avaliações de robustez e de estabilidade.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Sistemas com Aprendizado por Reforço

- Na aprendizagem por reforço, a informação disponível é um retorno avaliativa para um conjunto particular de ações.
- Esta aprendizagem foi pioneiramente aplicada ao problema do pêndulo invertido com a restrição de que a plataforma do pêndulo não poderia se mover mais que uma certa distância da posição inicial, de forma a manter o pêndulo aproximadamente na vertical:
 - Se a restrição for violada então um sinal de falha é enviada para o algoritmo de aprendizagem;
 - O controlador determina o balanço do pêndulo invertido, cujos sinais de falha serão cada vez menos freqüentes com a aprendizagem.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Sistemas com Aprendizado por Reforço

- A solução proposta foi construir um regime de controle composto por duas estruturas adaptativas:
 - Elemento de Procura Associativa (EPA): Reproduz um sinal de controle ótimo que satisfaça um determinado objetivo de performance.
 - Elemento Crítico Adaptativo: Monitora a performance do controlador internamente, e provê um sinal de reforço interno que é usado para treinar o EPA.
 - O ECA é treinado utilizando um sinal externo de sucesso/fracasso.

Neuro-Modelagem e Arquitetura de Controle: Sistemas com Aprendizado por Reforço

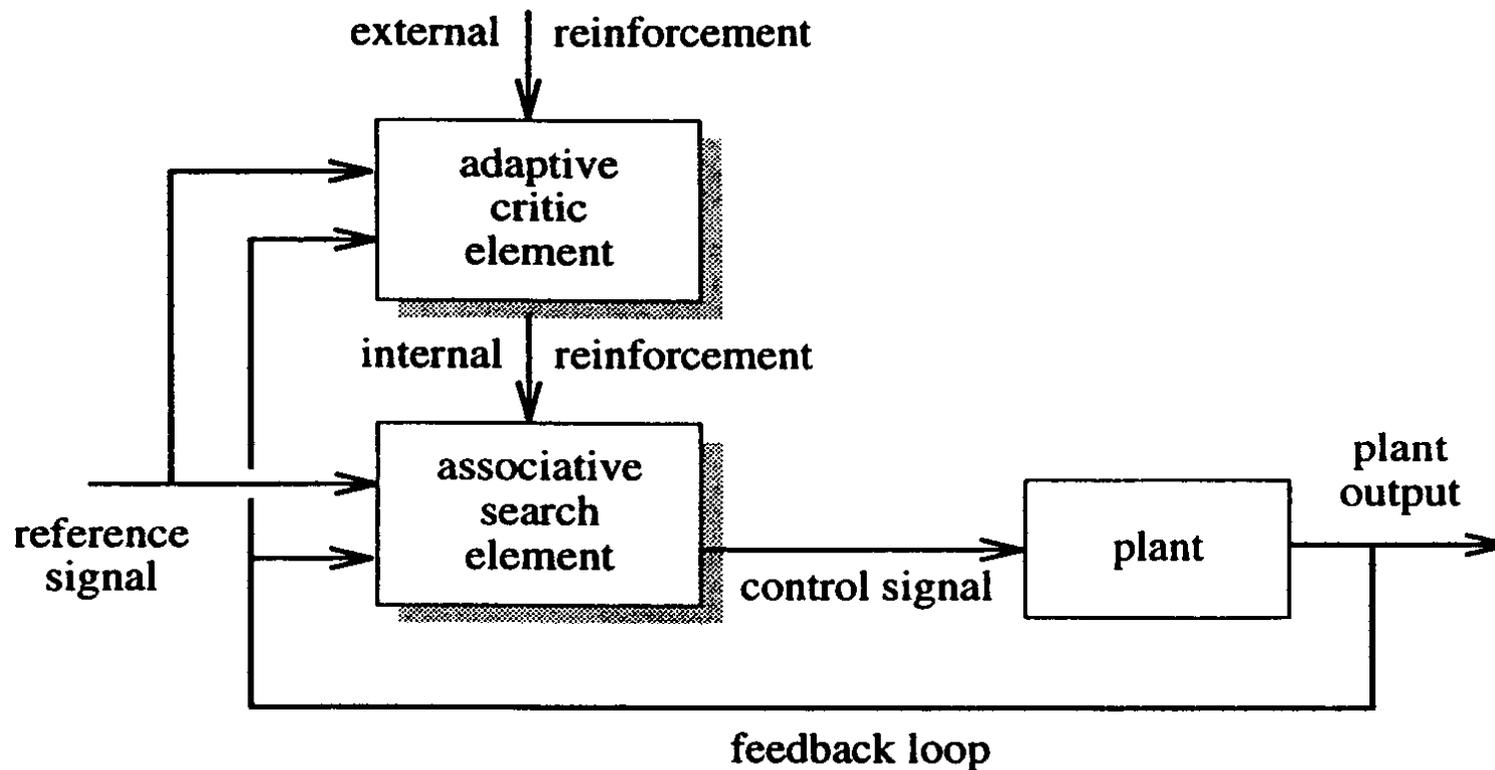


Figure 2.6 An ASE/ACE reinforcement system's architecture.

Bibliografia Básica

- Brown, M. & Harris, C. (1994). *Neurofuzzy Adaptive Modelling and Control*. Prentice-Hall (International Series in Systems and Control Engineering). ISBN-10: 0-13-134453-6.
- Hunt, K. J., Sbarbaro, D., Zbikowski, R., & Gawthrop, P. J. (1992). Neural networks for control systems - A survey. *Automatica*, 28 (6): 1083-1112.
- IEEE Task force on Intelligent Control: <http://www3.nd.edu/~pantsakl/Publications/162-RTFIC.pdf>
- Passino, K. M. (2010) Intelligent Control. In *The Control Systems Handbook*, Second Edition: Control System Advanced Methods. Edited by William S. Levine, 54-1 - 54-12, CRC Press