

CONTROLADOR ADAPTATIVO INVERSO, ASPECTOS E CONSIDERAÇÕES NA MODELAGEM UTILIZANDO UM REGRESSOR MODELADO POR NEURO FUZZY

Luís Caldas e Dr. Alessandro La Neve

Resumo - As técnicas de filtros adaptativos aplicadas a sistemas de comunicações entre outras como o cancelamento de interferências, encontra também aplicação nos controles adaptativos de sistemas desconhecidos, com variação no tempo. O sistema a ser controlador chamado de "plant", pode estar sujeito a perturbações e muitas vezes de origem desconhecida. Os técnicos de controle tem estudado técnicas de controle adaptativo usando variáveis de estado afim de regular plants desconhecidos e controlar as perturbações. O propósito deste trabalho é dar uma alternativa de controlador usando a mesma metodologia de controle adaptativo, aplicando técnicas de modelagem por algoritmos neuro-fuzzy, o ANFIS [2] o qual resultará no "controlador inverso adaptativo". .

Abstract –

Keywords – Filtros adaptativos, controlador adaptativo inverso, perturbações e neuro-fuzzy,

1. Introdução

Este trabalho tem por objetivo desenvolver os modelos do controle inverso do processo e do bloco de perturbação usando uma tecnologia, conhecida como soft-computacional. Através da tecnologia disponível no soft-computacional, podemos implementar um controlador inverso com o modelamento da função inversa de transferência do plant, utilizando-se uma rede neural e lógica fuzzy ou neuro-fuzzy e seguindo a mesma metodologia para o modelamento implementar o modelo inverso para o cancelador do ruído e perturbações. O processo de modelamento se resume na implementação de um agente capaz de observar os estados e as ações e sua evolução ou precisamente no mapeamento das ações, conforme a entrada desejada e os estados internos tal que represente o comportamento dinâmico do plant, em suma é possível prever o próximo estado para um dado estado presente e uma dada ação. Encontrar o modelo inverso de uma função de transferência é encontrar o mapeamento da função inversa dos estados presente e do próximo. A área de modelamento fuzzy aborda vários tipos de modelos e usa vários conceitos da teoria fuzzy, O modelo fuzzy escolhido é baseado na combinação dos modelos Sugeno e Tsukamoto, [2,3], que estima simultaneamente as funções de pertinência do antecedente e parâmetros do conseqüente do modelo fuzzy com regras lineares no conseqüente que representam modelos locais lineares do processo. Tendo-se informações consistentes e suficientes a respeito do comportamento dinâmico do plant é possível, com este modelo, estimar melhor os parâmetros de ajustes da sintonia do modelo do controlador

com o plant e assim simplificar a fase de aprendizagem que em muitos casos não são fáceis de pois o processo pode não tolerar tentativas e erros significativos em operação. No tratamento das não linearidades do processo este modelo deverá ir se ajustando conforme as condições da máquina (como temperatura, viscosidade, pressão interna etc...) e correntes durante o processo, ou seja, suportados por um tipo de realimentação conhecida como feedforward (não realimentada diretamente a entrada do plant). No que diz respeito ao controle da dinâmica do plant e do controle das perturbações e ruído do plant, estes deverão ser separados processos adaptativos como propõe Widrow [1]. As perturbações quando conhecidas as suas fontes de origem, podem ser filtradas através da implementação de um modelo cancelador e cuja origem dos dados foram assim coletados no processo. Neste caso a partir de dados estatísticos é possível obter o modelamento de um filtro adaptativo e inverso e aplica-lo à entrada do sistema de controle para o cancelamento desta perturbação. Outras perturbações poderão sofrer o mesmo tipo de tratamento, mas cabe enfatizar que a grande vantagem do tratamento separado das perturbações é que a função de transferência final do sistema de controle não será alterada com a introdução dos blocos canceladores, ao contrário dos sistema de controle cuja abordagem faz o tratamento conjunto da dinâmica do plant e da atenuação das perturbações o que inevitavelmente acaba-se alterando a função de transferência final do sistema de controle. Na seção 2, introduziremos o conceito do controle inverso, na seção 3, as considerações para a

modelagem do controle inverso. Para a seção 4, mostra-se aprendizagem inversa, com aplicação de um controlador inverso e nas próximas seções apresenta-se um exemplo com simulações e finaliza-se com a apresentação de uma arquitetura final de controlador e cancelador de perturbações e conclusão e bibliografia encerram este trabalho.

2. Controle inverso

A figura 1, mostra um sistema de controle convencional, que faz o uso da retro-realimentação, sentindo a resposta do sistema físico a ser controlado, comparando à resposta desejada pelo comando de entrada e utilizando a diferença entre o desejado e o real, para excitar o controlador, cuja sua saída atua na entrada do sistema físico. Em síntese, o objetivo é que a saída do sistema físico, "siga" o comando de entrada o mais aproximado possível.

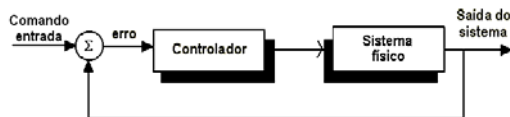


Figura 1 - Sistema convencional de controle por retro-alimentação.

O sistema da figura 1 é conhecido por "follow-up", em virtude da retro-realimentação ser unitária, o qual objetiva, que a saída do sistema físico, acompanhe o sinal de entrada ou o comando de entrada. Qualquer diferença, entre a saída do sistema físico e o comando de entrada, provoca um sinal de erro, que é sentido pelo controlador que o amplifica, o filtra e atua no sistema físico, afim de minimizar o erro. O uso da retro-realimentação, deve ser estudada cuidadosamente, afim de evitar instabilidade e encontrar uma resposta dinâmica satisfatória. Quando, as características de um sistema físico, são variáveis no tempo e não estacionárias, algumas vezes é necessário, projetar um controlador que varie com o sistema físico, com o objetivo de minimizar o erro médio quadrático. Um sistema de identificação, poderá ser usado, para estimar as características do sistema físico, para cada intervalo de tempo. Uma outra alternativa, seria parametrizar o controlador e variar os parâmetros, afim de minimizar o erro médio quadrático. A dificuldade com este tipo de abordagem é que independente de como o controlador é parametrizado, o erro médio quadrático, versus os valores dos parâmetros,

será uma função que não tem um único máximo e poderia se tornar facilmente infinito, se os parâmetros do controlador, fossem empurrados para o limiar da estabilidade. O objetivo é a alternativa de um controle inverso adaptativo em malha aberta que é muito diferente da abordagem do controle retro-alimentado, mostrado na figura 1. O desenvolvimento de um controle inverso, que seja simples, robusto e preciso, como demonstraremos nas nossas simulações, necessita apenas de algum conhecimento de filtro adaptativo, controle inverso adaptativo e é muito prático. O conceito básico, do controle adaptativo, conforme mostrada na figura 2 é comandar o sistema físico com um sinal do controlador, cuja função de transferência é o inverso da função de transferência do próprio sistema. Para que o controlador, opere no modo inverso é necessário que, a saída do sistema físico, "siga" o comando de entrada. Se o sistema físico for desconhecido é necessário adaptar e ajustar os parâmetros do controlador e criar o inverso verdadeiro através sistema físico [2,3,6 et 7]. O sinal de erro introduzido como realimentação para o algoritmo adaptativo, é usado para ajuste dos parâmetros do controlador, afim de minimizar o erro médio quadrático.

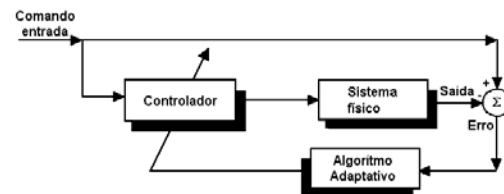


Figura 2 - Configuração do modelo inverso

Assim o comportamento do controlador é de um filtro, com uma única entrada e saída (SISO) nos quais os parâmetros são ajustáveis, por meio do algoritmo adaptativo e o qual é controlado pelo sinal de erro. O objetivo do algoritmo adaptativo é a minimização do erro médio quadrático, entre o comando de entrada e a saída do sistema físico. Comparando assim, os sistemas apresentados nas figuras 1 e 2, conclui-se que a minimização do erro médio quadrático, no primeiro caso, se dá através do uso do sinal do erro diretamente no processo de realimentação para a formação da entrada do processo físico e no segundo caso, o sinal do erro é aplicado, no processo de realimentação para o controle dos parâmetros do controlador e não diretamente na entrada de realimentação do sistema físico. O primeiro caso é conhecido então como controle retro-realimentado "feedback" e o segundo caso,

como controle "feedforward". Em ambos os casos, a realimentação é usada para garantir respostas precisas dos sistemas. Quando o processo de adaptação dos parâmetros do controlador, são afinados ou próximos aos valores do processo, então a função de transferência do controlador, será o inverso do sistema físico [11].

3. Considerações na modelagem do controlador inverso

Assumiremos que o sistema físico, seja linear e que seja quasi-estaticamente estacionário e consideraremos que o controlador inverso é o mais próximo possível da função de transferência inversa do plant. No caso do sistema físico, possuir um atraso interno, o controlador inverso, pode ter dificuldades de acompanhar ao comando de entrada, neste caso o controlador deverá ser um predictor. Quando o sistema físico não é de mínima fase (isto é, zeros na função de transferência no semi-plano direito do plano-s ou fora do círculo unitário no plano-z), então o controlador inverso, terá pólos no semi-plano direito do plano-s ou fora do círculo unitário no plano-z, neste caso o inverso será normalmente instável e é muito difícil a adaptação dos parâmetros do controlador. Igualmente à modelagem direta, o tempo para um sinal se propagar, através do sistema físico, deve ser incluído na modelagem do processo, afim de reduzir o erro médio quadrático a um valor mínimo. As fontes de ruído, se existirem no sistema atual, deverão também ser incluídas no modelo adaptativo. o conceito básico do controlador inverso adaptativo é responder com a função inversa do sistema físico. Uma vez que o sistema físico é desconhecido, é necessário ajustar os parâmetros do controlador, afim de criar a verdadeira função inversa do sistema físico. O erro será utilizado pelo algoritmo adaptativo, para ajuste dos parâmetros do controlador, afim de minimizar o erro médio quadrático. A diferença básica, entre as configurações, conforme as figuras 2 e 3, é a introdução de um tempo de atraso Δ , no modelagem inverso e a inclusão da fonte de ruído.

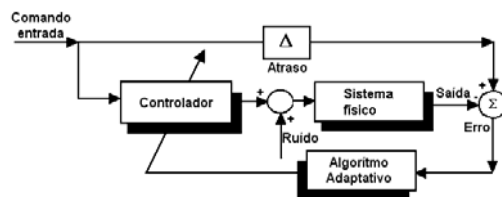


Figura 3 - Modelagem inverso com entradas atraso Δ e ruído.

4. Aprendizagem inverso

O desenvolvimento do aprendizado inverso [2], também conhecido como aprendizado geral, no projeto dos controladores, envolve duas fases : aprendizagem e treinamento. A primeira a técnica pode ser "on-line" ou "off-line", usada para obter os pares de dados do processo e a segunda, modelagem da dinâmica inversa do processo. O modelo neuro-fuzzy obtido, o qual representa o inverso dinâmico do processo, é então usado para gerar ações de controle, na fase de aplicação. Estas duas fases podem ocorrer simultaneamente. O método está de acordo com o esquema clássico de controle adaptativo. Assumindo que a ordem do processo (isto é, o número de variáveis de estado) é conhecido e todas as variáveis de estado são mensuráveis teremos :

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

onde $\mathbf{x}(k+1)$ é o estado no tempo $k+1$, $\mathbf{x}(k)$ é o estado no tempo k , e $u(k)$ é o sinal de controle no tempo k . Assumiremos que $u(k)$ é um escalar. Assim em $k+2$, teremos :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+2) &= \mathbf{f}(\mathbf{x}(k+1), u(k+1)) \\ &= \mathbf{f}(\mathbf{f}(\mathbf{x}(k), u(k)), u(k+1)) \end{aligned} \quad (2)$$

Em geral, nós temos :

$$\mathbf{x}(k+n) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(k), \mathbf{U}), \quad (3)$$

onde n é a ordem do processo, \mathbf{F} é uma função composta múltipla de \mathbf{f} , e \mathbf{U} é a ações de controle de $k+n-1$, o qual é igual a $[u(k), u(k+1), \dots, u(k+n-1)]^T$. A equação precedente, diz que dada uma entrada de controle u , no instante k até $k+n-1$, o estado do processo moverá de $\mathbf{x}(k)$ até $\mathbf{x}(k+n)$, em exatamente n passos de tempo. Assuma que o inverso da dinâmica do processo existe, isto é, \mathbf{U} pode ser expresso, como uma função explícita de $\mathbf{x}(k)$ e $\mathbf{x}(k+n)$:

$$\mathbf{U} = \mathbf{G}(\mathbf{x}(k), \mathbf{x}(k+n)). \quad (4)$$

A equação, quer dizer que existe uma única seqüência de entrada \mathbf{U} , especificada pelo mapeamento \mathbf{G} , que pode guiar o estado do processo de $\mathbf{x}(k)$ até $\mathbf{x}(k+n)$, em n passos de tempo. O problema é encontrar o mapeamento inverso \mathbf{G} , o que nem sempre existe e nem sempre é convergente e nem sempre tem uma forma aproximada analiticamente.

Um sistema linear pode ser escrito pelas equações de estado :

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A} \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}u(k), \quad (5)$$

onde \mathbf{A} e \mathbf{B} são matrizes $n \times n$, respectivamente. Para o instante $k+n$:

$$\mathbf{x}(k+n) = \mathbf{A}^n \mathbf{x}(k) + \mathbf{W}U, \quad (6)$$

onde $\mathbf{W} = [\mathbf{A}^{n-1}\mathbf{B} \dots \mathbf{A}\mathbf{B} \ \mathbf{B}]$ é a matriz de controlabilidade. Se \mathbf{W} é não singular, então o sistema é controlável e U pode ser calculado como:

$$U = \mathbf{W}^{-1}[\mathbf{x}(k+n) - \mathbf{A}^n \mathbf{x}(k)]. \quad (7)$$

Em outras palavras, a controlabilidade no sistema linear é equivalente a condição inversa mencionada anteriormente. A solução mais fácil, será ao invés de procurar métodos de solução da equação (4), podemos utilizar uma rede neural adaptativa ou ANFIS, com $2n$ entradas e n saídas, para aproximar o mapeamento inverso \mathbf{G} , em acordo, para o treinamento genérico dos pares de dados.

$$[\mathbf{x}(k)^T, \mathbf{x}(k+n)^T; U^T]. \quad (8)$$

Considere a figura 4, a qual mostra o bloco processo, no qual a sua saída $x(k+1)$, é uma função do estado anterior $x(k)$ e a entrada $u(k)$, onde u é a variável de ação de controle e $x(k)$ e $x(k+1)$ representam os estados presentes e futuros do processo;

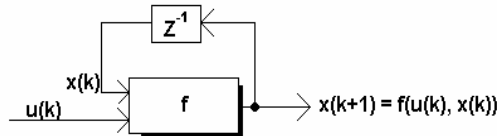


Figura 4 - Diagrama de bloco do "processo"

A primeira etapa para se obter o modelo do processo é preciso ter presente os pares de dados de entrada e saída do processo, ou seja, $u(k)$, $x(k)$ e $x(k+1)$, como mostrado na figura 4. A segunda etapa, corresponde à fase de treinamento, como mostrado na figura 5 é obter o modelo equivalente da dinâmica do processo.

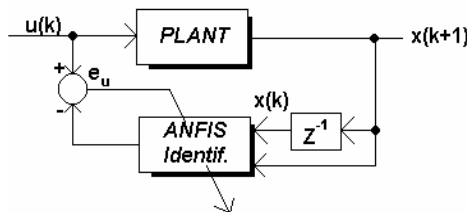


Figura 5 - Diagrama de bloco na fase de aprendizagem.

O processo termina quando o erro médio quadrático (e_u) for mínimo. O resultado obtido é um modelo com o mapeamento muito próximo à dinâmica do processo. Na fase de aplicação, após a fase de treinamento, mostrada na figura 6, conforme a massa de dados, o controlador deverá sintonizar melhor com o processo. O modelo obtido na segunda etapa é invertido e montado em série com o processo a fim de que o valor de saída seja assim igual ao valor desejado de entrada ou seja: $x(k+1) = x_d(k+1)$.

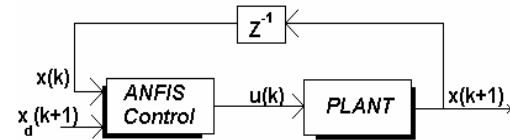


Figura 6 - Diagrama de bloco na fase de aplicação.

A figura 7, mostra um diagrama de bloco simplificado de um aprendizado inverso "on-line", com Anfis duplicados.

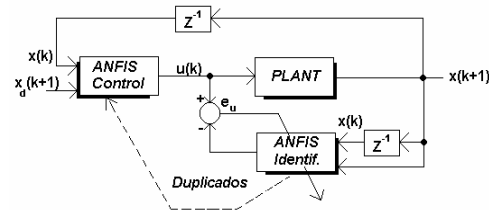


Figura 7 - Arquitetura on-line do processo e anfis.

Da figura 7, podemos concluir, que o processo opera no modo feedforward, cujo erro e_u é realimentado para a rede ANFIS, que automaticamente corrige os pesos, até que $x_d(k+1)$ seja igual a $x(k+1)$. A rede estará constantemente sendo treinada e daí o sistema terá maior robustez, para situações onde o processo, apresenta não linearidades. Se o processo da figura 7, fosse um forno elétrico ou a gás, como energia de aquecimento e um termopar servisse de sensor de temperatura, as variáveis $x_d(k+1)$ e $x(k+1)$, seriam respectivamente, o "set-point" e o valor de saída do sistema. Para operar como um regulador, o processo deverá ser implementado em malha fechada, uma vez que não foram introduzidas no processo descrito, as perturbações de entrada do sistema, que certamente existirão no processo real. Quanto a implementação do atraso z^{-1} , a sua implementação é imediata, pois o mapeamento dos estados do processo é implícito aos valores atuais de estado, ou seja, dispomos de $x(k)$ no instante atual e $x(k+1)$ no instante seguinte. A seguir, mostramos um gráfico da perturbação

aplicada ao sistema, durante um intervalo de tempo de 6 segundos. O sinal "p", foi gerado a partir da expressão matemática :

$$p = \sqrt{1/k} \cdot \text{randn}(n),$$

onde k é uma constante real e n uma seqüência de números escolhidos aleatoriamente. O sinal p é conhecido como um ruído branco, aplicado a um filtro, cujo espectro de freqüência é determinado heurísticamente.

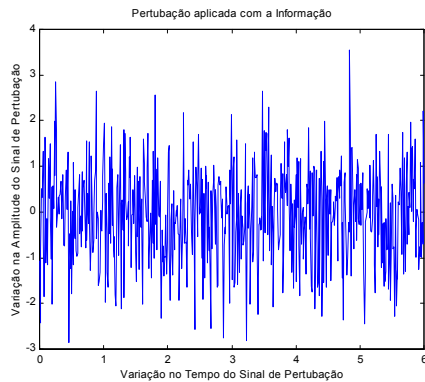


Figura 8 - Gráfico da perturbação aplicada ao sinal de entrada.

Um modelo inverso, terá características na resposta em freqüência, que são opostas àquelas do sistema originário. Se a amplitude da função, resposta em freqüência de um sistema, para uma dada freqüência particular está diminuindo, no modelo inverso estará aumentando. Como resultado, o produto das amplitudes, do modelo físico e seu modelo inverso é unitário quando o sistema e modelo inverso estão em série. Esta feitura é freqüentemente usada, em aplicações práticas, para negar a influência degradante em um sistema de instrumentação, como mostra o exemplo a seguir. Por exemplo, se a função resposta em freqüência $H_1(\omega)$, do sistema de instrumentação, está fora da faixa de resposta e ainda assim influencia significativamente a medida, (assumimos que sua resposta em freqüência era constante sobre uma faixa de interesse), então podemos, introduzir um modelo inverso neste sistema de instrumentação, em série com a instrumentação, para negar esta influência adversa.

5. Arquitetura para o cancelamento do ruído e perturbação no sistema

Na teoria de controle, é muito comum controlar a resposta e a perturbação do sistema em um único processo, entretanto, no controle adaptativo inverso é conveniente tratar estes problemas independentemente. Veremos que o

processo de redução da perturbação no sistema é descompromissado, das necessidades do controle dinâmico. Na figura 9, mostramos um sistema de cancelamento da perturbação da seguinte forma. A arquitetura da figura 9, usa ambos o modelo do processo e o seu modelo inverso.

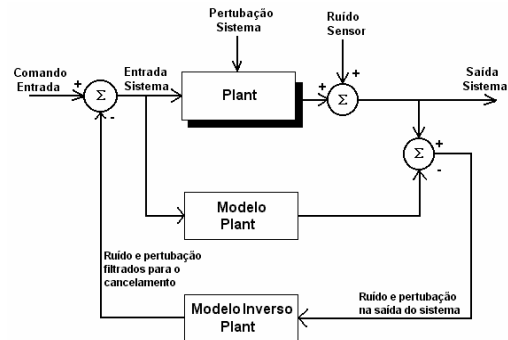


Figura 9 - Arquitetura para o cancelamento do ruído e perturbação no sistema.

O modelo do processo, da figura 9, tem a mesma função de transferência do processo, enquanto o modelo inverso do processo tem a função de transferência recíproca à sua função de transferência. Na literatura de controle, a perturbação no processo é freqüentemente representada, como um ruído aditivo à entrada do processo. Na saída do processo, a monitoração do controle é feito através de um sensor, cuja saída é adicionada a uma perturbação ou ruído de entrada ou ao seu ruído próprio. Este ruído, é freqüentemente representado, como um ruído aditivo à saída do processo. No sistema da figura 9, o ruído e a perturbação são separados da resposta dinâmica da saída do processo. A entrada do processo ou "valor desejado", é o sinal que comanda o processo e seu modelo (o qual é livre de ruído e perturbação). A diferença gerada entre a saída e modelo do processo são somente o ruído e a perturbação . A somatória do ruído e perturbação do processo é realimentada para a entrada do modelo inverso do processo, afim de gerar o complemento destes e para obter o cancelamento através da subtração na entrada do processo. Obtendo modelos direto e inverso quase perfeitos, então a função de transferência, entre o ponto de aplicação do ruído até a saída do processo é próximo a zero. Isto implica, que a somatória do ruído e a perturbação do processo, será altamente atenuada na saída. A resposta dinâmica do processo fica essencialmente inalterada e há o cancelamento do ruído e da perturbação. Este sistema não é comum, pois quando os modelos diretos e inversos são

perfeitos, o ganho no loop será unitário. Isto ocorre, quando a dinâmica do modelo do processo, perfeitamente se afina com a do próprio processo. A figura 10, mostra um sistema prático de controle adaptativo inverso, que inclui características do cancelamento do ruído e perturbação do processo da figura 9 e as características do modelo referência de controle. A figura 10, mostra uma arquitetura de um sistema de controle adaptativo inverso, com cancelamento do ruído e da perturbação. O modelo de referência, o controlador e o processo são obtidos separadamente através da modelagem destes.

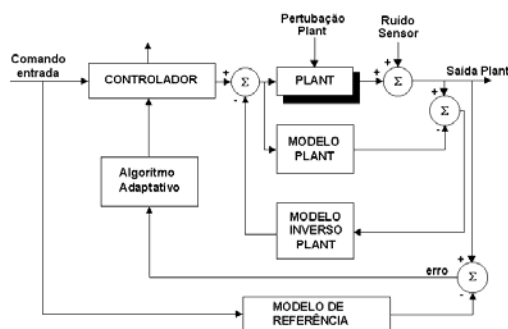


Figura 10 - Modelo de referência de um sistema de controle inverso adaptativo com cancelamento da perturbação e do ruído do processo.

Em sistemas de controle convencionais, o controle da perturbação e do ruído do processo, são feitos através de realimentação. Com a introdução do processo de realimentação, para o controle do ruído e da perturbação, a dinâmica do processo é inevitavelmente alterada. Ficam comprometidos no desempenho do processo, a obtenção de uma boa resposta dinâmica e um bom controle do ruído e da perturbação, tudo ao mesmo tempo. A abordagem, conforme Widrow [1], é a realização do processo adaptativo separadamente para :

- i. o controle da dinâmica do processo;
- ii. o controle do ruído e da perturbação do processo;

6. Predictor

Uma outra configuração do processador adaptativo é prever o futuro do sinal, pelo seu comportamento no passado. A figura 11, mostra a configuração do sistema utilizado. O sinal $S(t)$ é atrasado por uma quantidade Δ , antes de ser colocado na entrada de uma rede neural. Então a rede neural é ajustada, tal que, o erro entre a entrada atrasada e o sinal sem

atraso seja minimizado. Enfim, a rede neural é treinada para produzir uma sinal de saída $S(t)$ de um sinal anterior $S(t)$. A introdução de uma rede neural “escrava”, o qual tem a mesma estrutura de uma rede neural original e cujos pesos são atualizados em tempo real, será idêntica aos pesos na rede neural original. Tal arranjo, é mostrado na figura 11, onde a rede neural “escrava”, tem um sinal de entrada $S(t)$ e um sinal de saída $S(t+\Delta)$.

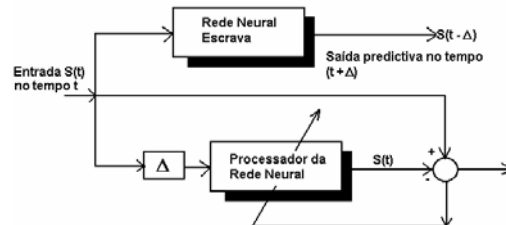


Figura 11 - Rede neural escrava.

Exemplo : Implementação de um controlador inverso isento de perturbação no sistema e ruído.

Suponha que, uma instalação é descrita através de equações dinâmicas desconhecidas e que dispomos, do registro de entrada e saída da instalação, ou seja $u(k)$, ação de controle e $y(k)$, o estado interno no instante k , representados graficamente, como mostra a figura 12. Estes dados, foram coletados antecipadamente e servirão, para a execução do treinamento da rede neural. Não dispomos da função de transferência ou seja, as características dinâmicas são desconhecidas, e assim construiremos a rede ANFIS, que mapeia, os pares de entrada $[y(k), y(k+1)]$, para uma ação desejada de controle $u(k)$. A partir dos dados coletados, geramos a matriz $y(k+1)$ e $u(k)$, entradas para o treinamento de dados, usando uma rede neuro-fuzzy ANFIS.

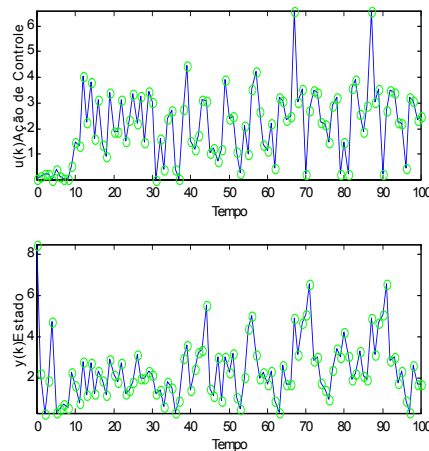


Figura 12 – Gráficos de $y(k+1)$ e $y(k)$, agrupamento dos dados para treinamento.

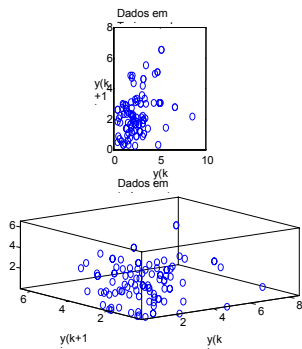


Figura 5.13 - Dados aleatórios "scatter" entre $u(k)$, $y(k)$ e $y(k+1)$.

A partir dos dados, serão geradas conforme especificadas abaixo, as curvas de entrada para aproximação. Foram escolhidas conforme a seguir, o número de nós, o tipo de curva :
 Número de epochs alcançados \Rightarrow ANFIS treinamento completo no epoch 50. O gráfico da figura 14 mostra as funções geradas de entrada e saídas com o regressor escolhido.

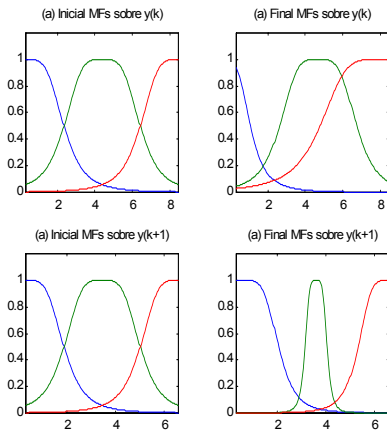


Figura 14 - Funções iniciais e as finais após treinamento.

Os gráficos das figuras 15 mostram as curvas de erros após o treinamento com uma função de entrada do tipo, mostrado a seguir :

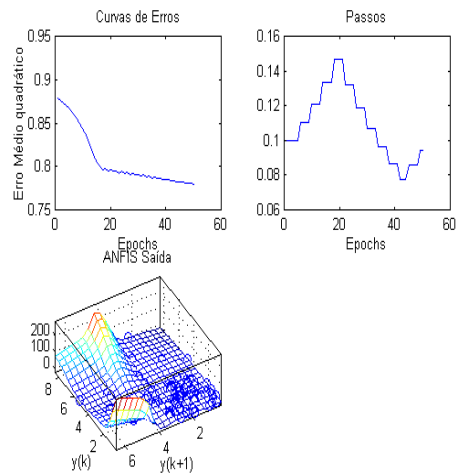


Figura 15 - Superfície de controle bem como os gráficos da evolução do erro médio quadrático e do tamanho do passo.

As formas de ondas, geradas implementadas com a aproximação fuzzy, são apresentadas abaixo e foram programadas no MATLAB 5.0, [4 e 5].

As figuras 17a e b, mostram os gráficos das entradas e saída e suas funções de pertinências.

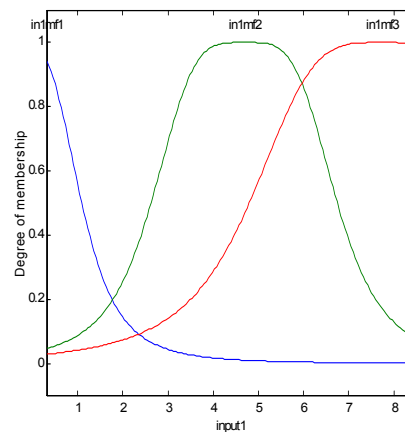


Figura 17a - Função de pertinência da variável de entrada.

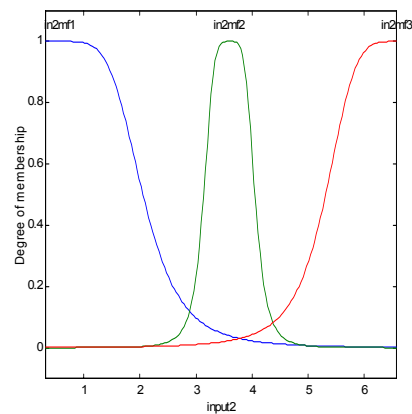


Figura 17b - Função de pertinência para a variável de entrada.

O gráfico 18, mostra a superfície de controle, com as duas entradas e saída.

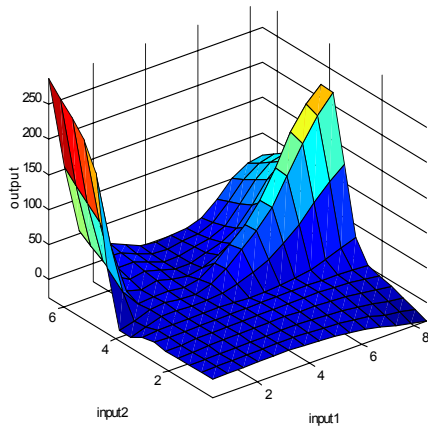


Figura 18 - Superfície de controle do modelo Sugeno do exemplo controlador direto inverso.

Como o controlador, foi implementado idealmente, na simulação não introduzimos qualquer perturbação na entrada. Para o modelo real, proporemos a introdução de um filtro passa-baixa na entrada excitado por um ruído branco como simulação da perturbação.

7. Proposta de um controlador inverso final com abordagem para o cancelamento da perturbação do processo e do ruído de entrada.

Como vimos, no exemplo anterior, um controlador direto ou inverso implementado por uma rede neuro-fuzzy ANFIS, se adapta, as não linearidades do processo, portanto é o que apresenta maior robustez. As figuras 19 e 20 apresentam o controlador final. A modelagem é realizada, fora do processo "em off-line" e permite o treinamento do modelo adaptativo, tanto do sistema físico, como da perturbação do sistema.

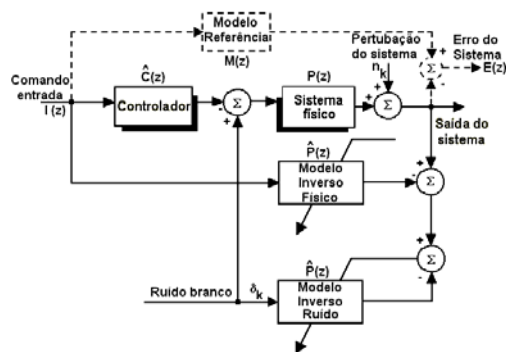


Figura 19 - Arquitetura para o controle do sistema físico e para o cancelamento do ruído.

A figura 20, mostra um controlador adaptativo inverso, com as entradas.

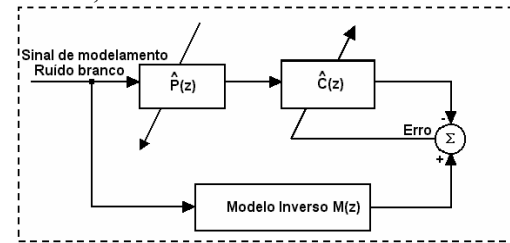


Figura 20 - Processo "off-line" para encontrar o modelo do ruído $\hat{C}(z)$.

Conclusão

O algoritmo adaptativo pode ser utilizado para ajustar os pesos dos filtro afim de aproximar o inverso de um processo desconhecido. Se o processo é de mínima fase, um inverso preciso pode ser facilmente realizável. Se o processo é de não mínima fase, um inverso preciso pode ser realizável prevendo um atraso na resposta. A técnica pode ser facilmente estendida para formar um modelo inverso de referência, tal que o processo e o inverso quando cascadeados tem uma função de transferência que se aproxima àquela selecionada no modelo de referência. O filtro inverso pode ser usado como controlador para controlar o processo. Como processos tem perturbações, a adaptação para formar o inverso ou o modelo inverso de referência podem se tornar muito difíceis. Neste caso, como mostrado neste trabalho, a separação no tratamento das perturbações com a dinâmica do processo é fundamental, pois conhecida a fonte das perturbações pode-se cancelar os seus efeitos. A proposição de realizar uma arquitetura a qual contenha o controlador responsável pelo controle da dinâmica do processo e um cancelador de perturbações, responsável pelo cancelamento das perturbações do processo, não afetará o desempenho final do processo.

Bibliografia

- [1] Widrow, Bernard e Walach, Eugene – (1996) "Adaptive Inverse Control" - NJ Prentice Hall – , págs. 209 a 215.
- [2] Jang, J.S.R. e Sun, C.T. e Mizutani E.- (1997) "Neuro-Fuzzy and Soft Computing", - NJ Prentice Hall, págs. 460 a 467.
- [3] Jamshidi, M., Titli, A., Zadeh, L., Boverie, S, - (1997) "Applications of Fuzzy Logic – Towards High Machine

- Intelligence Quotient Systems, Prentice Hall, págs 58 a 66.
- [4] MATLAB – Mathworks Inc. – (1997) "Versão do estudante" Makron Books.
 - [5] MATLAB – Mathworths Inc. – (1996) Control System Toolbox - User's Guide, manual completo.
 - [6] Caldas, Luís e La Neve, Alessandro – (1999) - "Proposta para proposta para o controle automático de processos industriais por redes neurais e lógica fuzzy", SBA - 99
 - [7] Tsoukalas, Letteri H. e Uhrig, R. E. – (1997) - "Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", John Wiley & Sons Inc.
 - [8] Kosko, Bart – (1992) - "Neural Networks and Fuzzy Systems" – NJ – Prentice Hall
 - [9] Kosko, Bart – (1997) - "Fuzzy Engineering" – NJ – Prentice Hall.
 - [10] Kasabov, Nikola K. – (1996) - "Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering", - A Bradford Book.
 - [11] Millan, Gregory K. – (1983) - "Tunning and Control Loop Performance" – USA – ISA.
 - [12] Freeman, J.A. e Skapura D. M. – (1991) - "Neural Networks, Algorithms, Applications and Programming Techniques" CNS.
 - [13] Zadeh, Lotfi A. – (1972) - "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Process" - Navy Electronic Systems Command.