

Boletim Técnico da Escola Politécnica da USP
Departamento de Engenharia Eletrônica

ISSN 1413-2206

BT/PEE/9925

**Redes Neurais Artificiais Aplicadas a
Estimação de Processos
Biotecnológicos**

Pedro S. Pereiralima

Zsolt L. Kovács

São Paulo – 1999

O presente trabalho é um resumo da tese de doutorado apresentada por Pedro S. Pereiralima, sob orientação do Prof. Dr. Zsolt L. Kovács.: "Projeto de um Fermentador Inteligente", defendida em maio de 1999, na Escola Politécnica.

A íntegra da tese encontra-se à disposição com o autor e na Biblioteca de Engenharia de Eletricidade da Escola Politécnica/USP.

FICHA CATALOGRÁFICA

Pereiralima, Pedro S

Redes neurais artificiais aplicadas a estimação de processos biotecnológicos / P.S. Pereiralima, Z.L. Kovács. -- São Paulo : EPUSP, 1999.

18 p. -- (Boletim Técnico da Escola Politécnica da USP, Departamento de Engenharia Eletrônica, BT/PEE/9925)

1. Redes neurais (Inteligência artificial) 2. Bioengenharia I. Kovács, Zsolt Laszlo II. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Eletrônica III. Título IV. Série

ISSN 1413-2206

CDD 006.3
660.6

Redes neurais artificiais aplicadas a estimação de processos biotecnológicos

Pedro S. Pereiralima¹, Zsolt L. Kovács²

¹*Agrupamento de Sistemas de Controle, Instituto de Pesquisas Tecnológicas do Estado de São Paulo
Caixa Postal 7141 CEP 01064-970 - São Paulo, SP*

E-mail: peralima@ipt.br

²*Departamento de Engenharia Eletrônica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
CEP 05508-900 - São Paulo, SP*

E-mail: kovacs@lac.usp.br

Resumo— É apresentado uma rede neural tipo MLP como estimador de estados de um processo fermentativo de produção do plástico biodegradável e um critério para detecção de neurônios colineares (que podem ser expressos como combinação linear dos demais neurônios pertencentes à mesma camada) na camada oculta da rede. Se tal ocorre, então esta camada pode ser remontada com um neurônio a menos, sem que o desempenho global da rede se degrade com isso. O ganho em termos de redução do tempo de computação é significativo, pois tanto as sinapses de entrada quanto as de saída, deixam de existir.

Abstract— This paper shows a MLP neural net used to estimate the plastic production process variables and a criteria for detection of colinear neurons in a MLP (Multi Layer Perceptron) Neural Net. If a neuron in the hidden layer can be described as a linear combination of the others, then this layer could be remounted with one neuron less without decreasing the performance of the net. The gain in terms of processing time is significant, because all the input and output synapses belonging to that neuron can be cut.

Introdução

Proporemos aqui um novo enfoque para denominar modelos baseados em redes neurais. O conhecimento de um determinado fenômeno pode ser representado através de funções matemáticas e seus parâmetros, e a ênfase do conhecimento será funcional ou paramétrica, dependendo da importância que se atribua aos parâmetros ou às funções. Neste sentido pode-se afirmar que modelos neurais são fortemente paramétricos enquanto os demais dão maior ênfase às funções. Ambos erram em maior ou menor intensidade neste ou naquele caso, a escolha de um ou de outro é meramente uma conveniência. No presente caso veremos que as redes neurais levam uma enorme vantagem sobre modelos mais funcionais.

Redes Neurais Artificiais (ANN) têm sido nos últimos anos uma área de pesquisa a apresentar um dos mais rápidos crescimentos, por outro lado, tentativas de descrever sistemas biotecnológicos têm sido baseadas em modelos funcionais. Esses modelos são usualmente dinâmicos, não lineares e de elevada ordem. Este capítulo descreve como a modelagem por rede neural recursiva foi usada para estimar variáveis não medidas do processo biotecnológico de produção do PHB. Os resultados obtidos pela rede neural são bons viabilizando portanto uma estratégia de controle. No final é feita uma comparação a outros métodos de estimação.

1 Propriedades das redes neurais

O neurônio de McCulloch e Pitts (Hertz, 1991), baseado na morfologia de um neurônio real apresentada na figura 1, é modelado matematicamente por uma saída y função de um potencial de ativação h do tipo: $y = f(h)$, sendo f a função de ativação, conforme figura 2.

A primeira função de ativação utilizada foi a degrau: $y = 1$ se $h > 0$ ou $y = 0$ se $h < 0$. Podemos por enquanto ignorar o valor da função para $h=0$, ou mesmo arbitrariamente fixá-lo em 0,5. O potencial de ativação h , por sua vez, é a síntese dos n sinais x_i de entrada, ponderados pelos n pesos w_i' , sintonizada por

um limiar w_0' , calculado por: $h = \sum_{i=1}^n w_i' \cdot x_i + w_0'$.

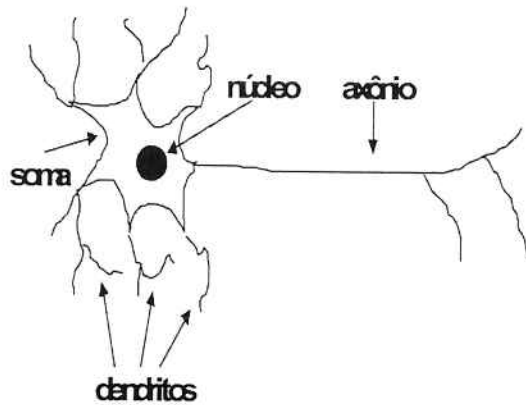


Figura 1 – Morfologia básica de um neurônio

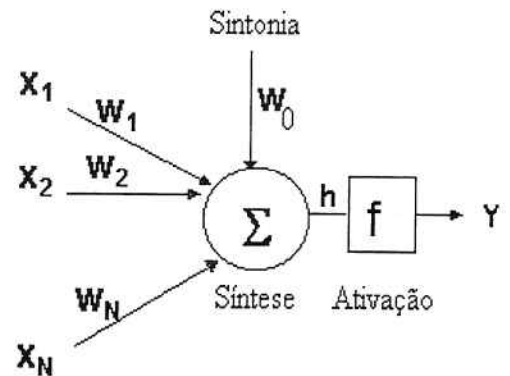
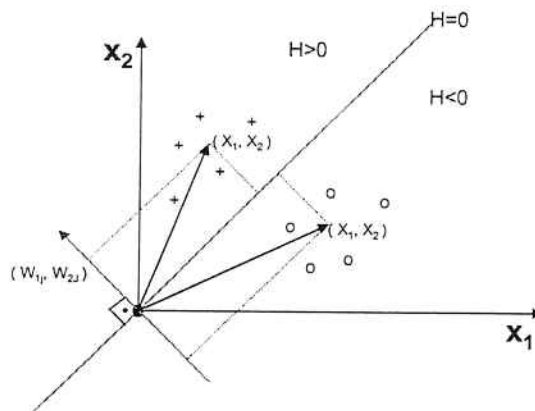
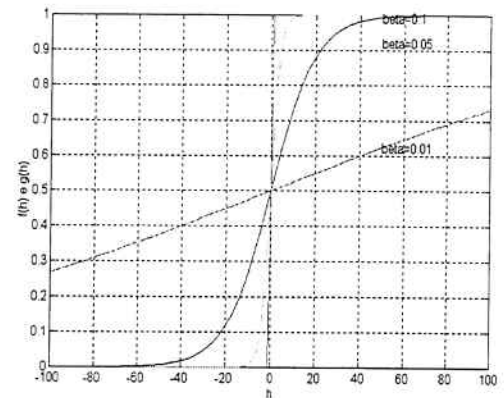


Figura 2 – Modelo neural de McCulloch e Pitts

Esta saída y , de múltiplas entradas, é um discriminador linear (Kovács, 1996), ou seja, é capaz de separar o hiper espaço das n variáveis de entrada em duas partes através do hiper plano definido por $h = 0$. Apenas para efeito de ilustração a figura 3 apresenta estes conceitos para um espaço bidimensional.

Agora este plano é definido por infinitos vetores W no espaço R^n , pois qualquer valor real β não nulo, pode ser multiplicado à equação $h=0$ sem alterá-la, pois $\beta h=0$. Tomemos uma particular solução, e a chamemos de normalizada, assumindo que o limiar w_0 seja diferente de zero, e $\beta h=0$, sendo $\beta=1/w_0$, tem-se:

$$h = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + 1 = 0$$

Figura 3 – Plano de estados para um perceptron de duas entradas ($X_1 \times X_2$) e sua reta discriminatória, definida pelo vetor sináptico W .Figura 4 – Comparação entre a função degrau $f(h)$ e a sigmoidal $g(h)$, para alguns valores de β .

Neste tipo de neurônio, o valor de β não exerce qualquer influência no comportamento da função de ativação, sendo totalmente irrelevante. Já o neurônio de Rumelhart (Hertz, 1991) adota uma função de ativação diferente, com característica de transição não abrupta, do tipo sigmoidal: $g(\beta \cdot h) = (1 + e^{-2 \cdot \beta \cdot h})^{-1}$.

A figura 4 apresenta ambas as funções para alguns valores de β . Vejamos agora algumas propriedades desta função de ativação: ela introduz uma região nebulosa quando $h \rightarrow 0$, entre as duas regiões bem definidas, sendo sua largura ajustada pelo valor de β . Quanto maior o valor de β menor a largura da faixa de transição e vice-versa. A tabela 1 apresenta os limites destas funções para valores de interesse dos argumentos.

Se β tender a um valor muito grande, a sigmóide se comportará como a degrau, caso β tenda a um valor ε bem pequeno, ela tende a um comportamento linear. Isto associado ao fato de haver um grau de liberdade a mais no discriminador linear faz com que o ajuste da inclinação da faixa de transição seja feito pela determinação do limiar w_0 .

Tabela 1 – Comparação entre limites das funções degrau e sigmoidal.

	$h \rightarrow \infty$	$h \rightarrow 0$	$h \rightarrow -\infty$	$\beta \rightarrow +\infty$	$\beta \rightarrow \varepsilon \approx 0$
$\lim f(\beta.h)$	0	0,5	1	$f(\beta.h)$	$f(\beta.h)$
$\lim g(\beta.h)$	0	0,5	1	$f(\beta.h)$	$0,5 + \beta.h$

A mesma discussão feita para estas duas funções pode ser feita entre a tangente hiperbólica e sua correlata a função sinal. Para a função sinal tem-se: $y = \text{sign}(h) = 1$ se $h > 0$ ou $y = -1$ se $h < 0$, enquanto para tangente hiperbólica: $\text{tgh}(\beta.h) = (1 - e^{-2.\beta.h}) / (1 + e^{-2.\beta.h})$. A mesma relação dos limites pode ser calculada chegando-se aos resultados mostrados na tabela 2:

Tabela 2 – Comparação entre limites das funções sinal e tangente hiperbólica.

	$h \rightarrow \infty$	$h \rightarrow 0$	$h \rightarrow -\infty$	$\beta \rightarrow +\infty$	$\beta \rightarrow \varepsilon \approx 0$
$\lim \text{sign}(\beta.h)$	-1	0	1	$\text{sign}(\beta.h)$	$\text{sign}(\beta.h)$
$\lim \text{tgh}(\beta.h)$	-1	0	1	$\text{sign}(\beta.h)$	$2.\beta.h$

Vejam agora a equivalência entre a função sigmoidal e a tangente hiperbólica. É fácil verificar que: $\text{tgh}(\beta.h) = 2.g(\beta.h) - 1$. Essa propriedade associada ao fato de os neurônios da camada seguinte, que receberão os sinais destas funções, realizarem uma operação linear faz com que haja uma equivalência entre estas funções, havendo apenas um remanejamento dos pesos, assim, podemos escrever para a síntese das

$$\text{entradas: } h = \sum_{i=1}^n w_i . x_{i\text{tgh}} + w_0 ,$$

$$\text{mas, } x_{i\text{tgh}}(h) = (1 - e^{-2.\beta.h}) / (1 + e^{-2.\beta.h}) = 2 / (1 + e^{-2.\beta.h}) - 1 = 2.x_{ig}(h) - 1,$$

$$\text{então: } h = \sum_{i=1}^n w_i . (2.x_{ig} - 1) + w_0 = \sum_{i=1}^n w'_i . x_{ig} + w'_0 .$$

Concluindo: não existe diferença entre a utilização da função sigmoidal e sua análoga tangente hiperbólica, sendo apenas uma questão de estilo a sua preferência. Entre a função sigmoidal e sua correlata degrau, existe diferença substancial, sendo que é possível no limite representar a degrau pela sigmóide o oposto não sendo possível. Além disto vimos também que o peso w_0 faz o ajuste da inclinação da rampa de transição, aproximando a função sigmoidal de um degrau ou de uma reta. Isto posto escolhemos para o presente trabalho como função de ativação a sigmóide e o parâmetro $\beta = 0,5$, fixo, sendo a inclinação determinada pelo peso w_0 .

2 Algoritmo para o auto ajuste da topologia de uma rede neural

Um problema ainda não resolvido é a determinação do número de neurônios minimamente necessários em uma determinada camada oculta. O teorema de Kolgomorov (Zbikowski et alii, 1994) estabelece o número suficiente de neurônios para a camada oculta $(2n_c + 1)$, sendo n_c o número de neurônios da camada de entrada, mas não o necessário. Alguns trabalhos na bibliografia (Hirose et alii 1991; Huang e Huang, 1991) abordam esta questão.

Se a saída de um determinado neurônio puder ser decomposta como uma combinação linear das demais saídas dos neurônios pertencentes à mesma camada, então esse neurônio é desnecessário, como não acrescenta qualquer informação à rede, é possível reconstruí-la com um neurônio a menos e melhorar o desempenho da mesma em termos de velocidade de propagação da informação, pois deixa-se de calcular o estado associado a esse neurônio. Há um ganho também significativo quando se está no processo de aprendizado da rede, pois o conjunto de pesos a serem reajustados diminui.

Graus de liberdade

Iniciemos a discussão partindo dos graus de liberdade necessários para se ajustar uma função. No caso de uma rede neural, esse número é estabelecido pela quantidade de sinapses (pesos) a serem determinadas. Para efeito de raciocínio, tomemos um conjunto de n pontos experimentais (x,y) com uma entrada x e uma saída y . Queremos ajustar uma rede neural de três camadas, com $1 \times 1 \times 1$ neurônios respectivamente e função de ativação linear, que a partir da entrada x calcule a melhor estimativa $\hat{y}$.

Neste caso, ter-se-á quatro parâmetros a determinar. Assim: $\hat{y} = v_o + v_1 \cdot z$, que é a saída estimada da rede; sendo $z = w_o + w_1 \cdot x$ a saída da camada oculta, e os w_i 's e v_i 's são as sinapses a serem determinadas. O erro é dado por: $e = \hat{y} - y$, e o erro quadrático médio por:

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e^2(k) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n [\hat{y}(k) - y(k)]^2$$

O conjunto de pesos que minimiza o erro acima é obtido através de: $v_1 \cdot w_1 = \frac{\bar{x} \cdot \bar{y} - \bar{p}_{xy}}{\bar{x}^2 - \bar{p}_{xx}}$ e de

$$v_o + v_1 \cdot w_o = \bar{y} - \frac{\bar{x} \cdot \bar{y} - \bar{p}_{xy}}{\bar{x}^2 - \bar{p}_{xx}} \cdot \bar{x}, \text{ sendo } \bar{x} \text{ a média de } x; \bar{y} \text{ a média de } y; \bar{p}_{xy} \text{ a média do produto de } x$$

com y e $\bar{p}_{xx}$ a média de x^2 .

Verifica-se que, mesmo para esse caso simples, os pesos não terão um único valor, sendo dois deles livres (p.ex. w_o, w_1) e os outros dois (p.ex. v_o, v_1) determinados pelas relações descritas. Ou seja há mais graus de liberdade do que o necessário. Pode-se argumentar que esse exemplo é degenerado, uma vez que se quer implementar um regressor linear com mais coeficientes do que o necessário, porém, o fato de se mudar a função de ativação para a sigmoideal, ou ainda se aumentar o número de entradas não irá eliminar essa redundância, senão aumentá-la. Parece intuitivo que deva haver uma relação entre o número de pesos (n_p) a determinar e o número de exemplos (n_e) fornecidos, da seguinte forma: $n_e \gg n_p$, de tal modo a se obter uma rede que implemente uma função. Caso contrário a rede neural exercerá o papel de uma tabela (Mehrotra et alii, 1991).

Sobretreinamento

Na sequência do raciocínio, podemos discutir o que é o sobretreinamento. Se os dados têm intrinsecamente um erro experimental, de natureza aleatória, então, é de se esperar que a função que fará a aproximação dos dados filtre esse erro, não o reproduzindo. Agora, a rede tentará minimizar o erro médio quadrático, que é sua função objetivo, ajustando para isso os pesos, que são seus graus de liberdade. Portanto, se o número de parâmetros for excessivo, haverá uma apreensão inclusive desse erro aleatório, diminuindo a capacidade de generalização da rede, que ficará muito adaptada à massa de dados do aprendizado. O que leva à seguinte proposição, uma vez que se deseje descrever uma massa de dados experimentais, ou com erro, então necessariamente a rede neural deverá apresentar um erro médio quadrático não nulo, compatível com uma estimativa do erro dos dados experimentais. Resolver esse problema está diretamente relacionado a resolver o problema anterior do balanceamento entre n_e e n_p .

Erro médio quadrático

Embora o conceito de erro médio quadrático seja amplamente utilizado em redes neurais, o mesmo não ocorre com a sua dispersão. Vejamos sua relevância no processo de aprendizado de uma rede neural. Em

cada apresentação que é feita à rede, um erro quadrático é calculado, e conseqüentemente um termo de realimentação para os pesos da rede. Com os novos pesos uma nova saída é gerada e novamente outro erro é calculado. No entanto, esse novo erro não necessariamente será inferior ao anterior, pois, tanto a rede como a sequência de apresentação dos exemplos mudaram. Há uma componente aleatória que se manifesta no erro médio quadrático, fazendo com que sua evolução ao longo do aprendizado apresente um comportamento determinístico somado a um aleatório. A quantificação desta dispersão é importante para que se possa estimar o impacto que o corte de um neurônio terá sobre o erro. Se o aumento do erro devido ao corte estiver compreendido entre a média do erro quadrático médio e duas vezes o seu desvio padrão, então ele pode ser confundido como a própria variação aleatória do mesmo, sendo aceitável.

Colinearidade

Parte da resposta às questões colocadas pode ser investigada na colinearidade que apresentam os neurônios da camada oculta. Analisemos essa característica.

A síntese das saídas geradas numa camada, em um neurônio genérico da camada seguinte, pode ser escrita como (Kovács, 1996):

$$h = \sum_{j=1}^{n+1} w_j \cdot x_j + w_o \quad (1)$$

sendo h a síntese de todas as saídas x_j dos neurônios da camada precedente, já ponderadas pelas $n + 1$ sinapses w_j , e w_o o limiar deste determinado neurônio.

Se for possível escrever a saída do neurônio $n + 1$ da camada precedente como uma combinação linear da saída dos demais n neurônios desta mesma camada, acrescido de um resíduo, então ter-se-á:

$$x_{n+1} = \sum_{j=1}^n a_j x_j + a_o + \xi \quad (2)$$

sendo ξ o resíduo da projeção ortogonal de x_{n+1} no hiper-plano definido pelos n neurônios restantes, a_j os coeficientes angulares da regressão linear multivariável e a_o o coeficiente linear. Substituindo (2) em (1), tem-se:

$$h = \sum_{j=1}^n (w_j + w_{n+1} \cdot a_j) \cdot x_j + (w_o + w_{n+1} \cdot a_o) + \xi \quad (3)$$

Portanto, pode-se obter uma configuração menor para a rede com um neurônio a menos, reajustando-se os pesos restantes conforme a relação (3). O erro cometido nesta aproximação é dado por ξ . Para se obter essa redução deve-se calcular os coeficientes a_j . Façamos as seguintes definições:

$$\bar{x}_j \equiv E\{x_j(k)\} \equiv \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K x_j(k) \quad (4)$$

$$\text{e } \delta_j(k) \equiv x_j(k) - \bar{x}_j$$

onde o índice k significa o k -ésimo exemplo apresentado à rede. A projeção ortogonal nos fornecerá o melhor estimador de x_{n+1} :

$$\hat{x}_{n+1}(k) = \sum_{j=1}^n a_j \cdot x_j(k) + a_o$$

$$\bar{\hat{x}}_{n+1} = \sum_{j=1}^n a_j \cdot \bar{x}_j + a_o \quad (5)$$

$$\hat{\delta}_{n+1}(k) = \sum_{j=1}^n a_j \cdot \delta_j(k)$$

O erro médio quadrático ε , dos K exemplos, será:

$$\varepsilon = \frac{1}{K} \cdot \sum_{k=1}^K [\hat{x}_{n+1}(k) - x_{n+1}(k)]^2 \quad (6)$$

Substituindo-se (5) em (6), tem-se:

$$\varepsilon = \frac{1}{K} \cdot \sum_{k=1}^K [\hat{\delta}_{n+1}(k) + \bar{\hat{x}}_{n+1} - \delta_{n+1}(k) - \bar{x}_{n+1}]^2 \quad (7)$$

O estimador deve estimar corretamente a média da variável portanto impõe-se que: $\bar{\hat{x}}_{n+1} = \bar{x}_{n+1}$ o que implica em: $a_o = \bar{x}_{n+1} - \sum_{j=1}^n a_j \cdot \bar{x}_j$ (8)

Rescrevendo a função de erro somente em relação aos desvios δ s:

$$\varepsilon = \frac{1}{K} \cdot \sum_{k=1}^K [\hat{\delta}_{n+1}(k) - \delta_{n+1}(k)]^2 \quad (9)$$

a solução para este problema é dada pela condição de ortogonalidade (Gardner, 1990):

$$E\{(\delta_{n+1} - A_o^t \cdot X) \cdot X^t \cdot A\} = 0; \forall A$$

$$\text{sendo } \delta_i \equiv [\delta_i(1) \delta_i(2) \dots \delta_i(k)]^t \quad (10)$$

$$\text{e } X \equiv [\delta_1 \delta_2 \dots \delta_n]$$

cujos valores de A_o é obtido por:

$$A_o = R_X^{-1} \cdot R_{X\delta_{n+1}} \quad (11)$$

$$R_X = E\{X^t \cdot X\} \text{ matriz de correlação (nxn)}$$

$$R_{X\delta_{n+1}} = E\{\delta_{n+1}^t \cdot X\} \text{ vetor de correlação (nx1)}$$

A variância de ξ ou o seu mínimo erro quadrático médio pode ser calculada por (Gardner, 1990):

$$\begin{aligned} \sigma_\xi^2 &= R_{\delta_{n+1}} \cdot (1 - \rho^2) \\ R_{\delta_{n+1}} &= E\{\delta_{n+1}^t \cdot \delta_{n+1}\} \\ \rho^2 &= R_{X\delta_{n+1}}^t \cdot A_o / R_{\delta_{n+1}} \end{aligned} \quad (12)$$

O cálculo de σ_ξ^2 é importante pois quanto menor o seu valor, menor será o impacto no erro quadrático médio da saída da rede. Isto levaria a um critério de escolha de corte do neurônio com menor σ_ξ^2 . No entanto pode-se ir mais à frente e tentar estimar qual o aumento causado no erro quadrático médio da rede a partir do valor das sinapses e σ_ξ^2 .

Cálculo da propagação do erro

O descrito até aqui permite-nos identificar a colinearidade e quantificar o erro ao se desprezar um determinado neurônio, transferindo para os demais o seu aprendizado. Agora passemos à análise do impacto que essa aproximação terá no erro médio quadrático da saída da rede.

O erro ξ será, primeiro, multiplicado pelo valor da sinapse w_{ij} e posteriormente filtrado pela função de ativação sigmoidal. O erro propagado por esse caminho será calculado por, conforme Papoulis (1981):

$$\sigma_{g(\xi)}^2 = \left(\frac{\partial g}{\partial \xi} \right)^2 \cdot \sigma_{\xi}^2$$

$$g(\bar{h} + w \cdot \xi) = \text{sig}(\bar{h} + w \cdot \xi) \quad (13)$$

$$\frac{\partial g}{\partial \xi} \bigg|_{\bar{h}} = w \cdot \text{sig}(\bar{h}) \cdot [1 - \text{sig}(\bar{h})]$$

Assim, como ξ é o erro cometido ao se substituir um neurônio pela combinação linear dos demais, esse erro será propagado pelas sinapses a ele ligadas até se manifestar em cada um dos neurônios de saída. Portanto o erro final sofrerá um acréscimo proporcional à soma de todos os caminhos que saem do neurônio:

$$\Delta \varepsilon_j \propto \sum_{i=1}^{n_e} \left\{ w_{ij} \cdot \text{sig}(\bar{h}_i) \cdot [1 - \text{sig}(\bar{h}_i)] \right\}^2 \cdot \sigma_{\xi_j}^2 \quad (14)$$

O neurônio que apresentar o menor $\Delta \varepsilon$, dentro do erro tolerável, será o candidato escolhido ao corte.

Algoritmo de treinamento

Feitas essas considerações pode-se pensar no seguinte algoritmo para a determinação mínima de uma rede neural que satisfaça a um determinado erro:

1. inicia-se a rede com um número suficiente de neurônios na camada oculta, p.ex. $2n_e+1$ sendo n_e o número de entradas da rede;
2. processa-se o algoritmo de aprendizado, sempre monitorando o erro para o conjunto de dados de validação;
3. quando o erro de validação começar a subir, o que significa sobre-treinamento, procede-se à verificação da existência da colinearidade e, caso exista, implementa-se a redução da rede conforme proposto;
4. verifica-se se o corte ocasionou um aumento do erro de validação dentro do tolerável;
5. caso seja afirmativa a condição 4, reinicia-se o processo de aprendizado até a condição 3 voltar a ocorrer;
6. o processo terminará quando a tentativa de redução impactar em um erro superior ao tolerável, quando então a rede estará concluída.

Aplicação a um caso estudo

Escolhemos como caso estudo para testar o algoritmo proposto, um processo fermentativo que já possui um modelo fenomenológico, o qual já havíamos estudado em trabalho anterior (Pereiralima e Cabral, 1995). Baseado nos mesmos dados experimentais que originaram um modelo fenomenológico, desenvolvemos uma rede neural tipo perceptrons em multi-camadas, treinada por "back propagation", que correlaciona as mesmas entradas e saídas. Resumidamente o processo industrial estudado é uma fermentação alcoólica, com as seguinte variáveis: quatro variáveis de entrada: V=volume da dorna; Se=concentração de sacarose na alimentação; S1e=concentração de glicose na alimentação; S2e=concentração de frutose na alimentação; seis variáveis de estado: X80=concentração de massa celular; P=concentração de etanol; G=concentração de glicerol, S=concentração de sacarose; S1=concentração de glicose; S2=concentração

frutose. A Fig. 5 apresenta os sinais produzidos por alguns neurônios da camada oculta e o sinal resultante da melhor regressão linear, tal qual proposta, dos demais neurônios. Observa-se uma quase identidade entre ambos, sendo que o coeficiente de correlação calculado mínimo foi de 99,9 %. Isso indica a possibilidade de neuro-redução.

A Fig. 6 apresenta a evolução das seis primeiras sinapses do primeiro neurônio da camada de saída em função das iterações. Percebe-se claramente o momento de transição que caracteriza o corte de um neurônio.

Por fim um resumo das reduções é mostrado à tabela 3, onde se observa que esse procedimento conseguiu neste caso reduzir o tamanho da camada oculta, de 19 para 11 neurônios. Conseguiu também uma redução do erro de validação, mostrando que o corte dos neurônios não diminuiu a capacidade de generalização da rede, mas sim a aumentou. Verifica-se que a rede tentou reduzir de 11 para 10 neurônios, no entanto o erro aumentou além do permissível e o treinamento foi finalizado.

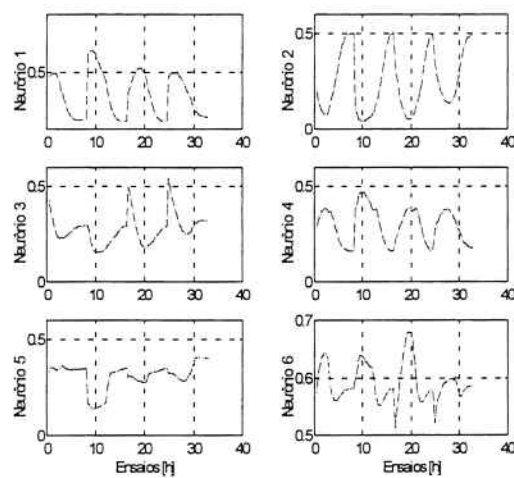


Figura 5- Sinais dos seis primeiros neurônios da camada oculta. Sinal original (linha) e regressão linear dos demais sinais (pontos).

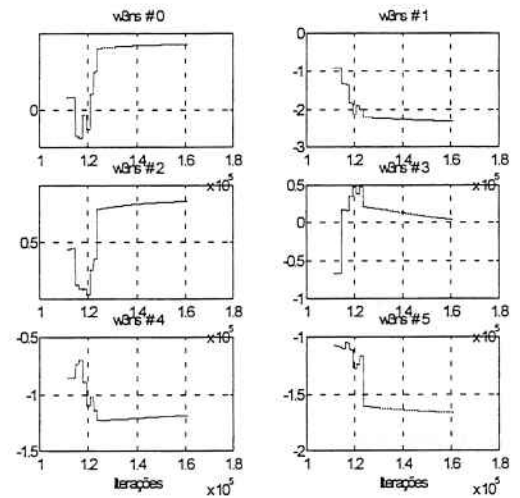


Figura 6 - Evolução das seis primeiras sinapses do primeiro neurônio da camada de saída versus iterações.

Tabela 3 - Resumo do processo de aprendizado com redução do número de neurônios.

Iteração	Redução		Erro quadrático médio	
	de > para	antes (%)	após (%)	ne / np
64800	19 > 18	0,24384	0,24386	1,49
66300	18 > 17	0,24384	0,24381	1,58
67800	17 > 16	0,24703	0,24699	1,67
69300	16 > 15	0,24996	0,25008	1,77
70800	15 > 14	0,24975	0,25099	1,89
72300	14 > 13	0,25113	0,25157	2,03
73800	13 > 12	0,25938	0,25883	2,18
285150	12 > 11	0,07956	0,08449	2,36
287000	11 > 10	0,08080	0,09050	2,58
287000	11	0,08080	fim	2,58

Os resultados alcançados pelo algoritmo proposto indicam que há uma potencialidade sensível na reorganização dos neurônios que apresentam colinearidade, pois uma quantidade significativa deles não realiza qualquer processamento novo, e, pelo contrário, tornam a rede muito adaptada à massa de dados de treinamento.

Isso, quando a massa de dados é acompanhada de erro, degrada o desempenho da mesma quando avaliada sob a massa de dados de validação, ou dito de outra forma, diminui sua capacidade de generalização.

3 A regra de aprendizado *back-propagation*

Uma rede neural tem que ser treinada a partir de uma massa de dados conhecida. O método mais aplicado pra fazer este treinamento é o *back-propagation* que explicaremos a seguir, e para tanto vamos supor uma rede neural com duas camadas de sinapses, m entradas e o saídas, com n neurônios na camada oculta, conforme figura 7.

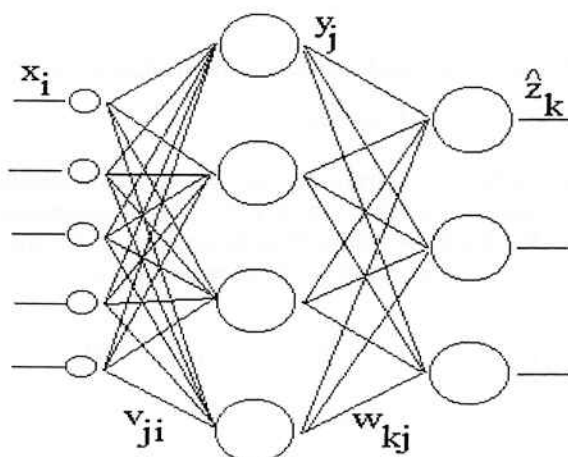


Figura 7 – Rede neural de duas camadas de sinapses.

Podemos escrever para as duas camadas as relações entre as variáveis conforme tabela 4. O objetivo do aprendizado é ajustar os pesos v_{ji} e w_{kj} de forma a minimizar o erro quadrático médio ε entre os dados experimentais z_k e os estimados pela rede, definido por:

$$\varepsilon \equiv \frac{1}{p \cdot o} \sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^o [\hat{z}_k(t) - z_k(t)]^2, \text{ onde } t \text{ é o contador do número de exemplos } (1 \text{ a } p).$$

Tabela 4 – Relações entre as variáveis da rede neural.

Função	Primeira Camada	Segunda Camada
Síntese e Sintonia	$g_j = \sum_{i=1}^m v_{ji} \cdot x_i + v_{j0}$	$h_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} \cdot y_j + w_{k0}$
Ativação	$y_j = f(g_j)$	$\hat{z}_k = f(h_k)$ $k = 1 \dots o$

Assim, utilizando-se a regra do gradiente descendente podemos calcular o incremento nos pesos w_{kj} a partir do erro. Há duas formas de se calcular o incremento Δw_{kj} :

- a batelada, onde todos os pontos são apresentados antes que se façam os ajuste dos pesos:

$$\Delta w_{kj} = \frac{-\partial \mathcal{E}}{\partial w_{kj}} = \frac{-2}{p.o} \sum_{t=1}^p [\hat{z}_k(t) - z_k(t)] \cdot \left. \frac{\mathcal{J}(h_k)}{\partial h_k} \right|_{h_k(t)} \cdot y_j(t) \quad (15)$$

- o ponto a ponto, onde após cada apresentação fazem-se os ajustes dos pesos:

$$\Delta w_{kj} = \frac{-\partial \mathcal{E}(t)}{\partial w_{kj}(t)} = \frac{-2}{p.o} [\hat{z}_k(t) - z_k(t)] \cdot \left. \frac{\mathcal{J}(h_k)}{\partial h_k} \right|_{h_k(t)} \cdot y_j(t) \quad (16)$$

Em ambos os casos o peso é reajustado no instante de atualização por:

$$w_{kj}(\text{nov}) = w_{kj}(\text{anterior}) + \eta \cdot \Delta w_{kj}(\text{calculado})$$

O parâmetro de atualização η , real positivo, é chamado taxa de aprendizado e sua função é acelerar ou frear a velocidade de atualização dos pesos; é experimental e sua determinação depende do sistema a ajustar. É interessante observar que sua função se confunde ao do produto $p.o$ do cálculo da média do erro. Pode-se ainda dotar o incremento Δw_{kj} com um termo inercial **mom** (positivo e menor que a unidade), dito de momento, da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \Delta w_{kj}(\text{nov}) &= \text{mom} \cdot \Delta w_{kj}(\text{anterior}) + (1 - \text{mom}) \cdot \Delta w_{kj}(\text{calculado}) \\ w_{kj}(\text{nov}) &= w_{kj}(\text{anterior}) + \eta \cdot \Delta w_{kj}(\text{nov}) \end{aligned} \quad (17)$$

O interessante a se notar neste termo é que ele situa a atualização entre os dois modos discutidos anteriormente: o batelada e o ponto a ponto, pois se **mom** for igual a zero tem-se a atualização ponto a ponto, mas, se **mom** for $1/(p.o)$ então nos aproximamos da atualização batelada.

Utilizando-se a regra da cadeia podemos calcular agora o incremento nos pesos v_{ji} a partir do erro retro-propagado:

- na batelada, onde todos os pontos são apresentados antes que se façam os ajuste dos pesos, tem-se:

$$\Delta v_{ji} = \frac{-\partial \mathcal{E}}{\partial v_{ji}} = \frac{-2}{p.o} \sum_{t=1}^p \sum_{k=1}^o [\hat{z}_k(t) - z_k(t)] \cdot \left. \frac{\mathcal{J}(h_k)}{\partial h_k} \right|_{h_k(t)} \cdot w_{kj} \cdot \left. \frac{\mathcal{J}(g_j)}{\partial g_j} \right|_{g_j(t)} \cdot x_i(t) \quad (18)$$

- no ponto a ponto, onde após cada apresentação fazem-se os ajustes dos pesos, tem-se:

$$\Delta v_{ji} = \frac{-\partial \mathcal{E}}{\partial v_{ji}} = \frac{-2}{p.o} \sum_{k=1}^o [\hat{z}_k(t) - z_k(t)] \cdot \left. \frac{\mathcal{J}(h_k)}{\partial h_k} \right|_{h_k(t)} \cdot w_{kj} \cdot \left. \frac{\mathcal{J}(g_j)}{\partial g_j} \right|_{g_j(t)} \cdot x_i(t) \quad (19)$$

Analogamente usam-se também a taxa de aprendizado e o termo de momento, para atualização dos pesos, obtendo-se:

$$\begin{aligned} \Delta v_{ji}(\text{nov}) &= \text{mom} \cdot \Delta v_{ji}(\text{anterior}) + (1 - \text{mom}) \cdot \Delta v_{ji}(\text{calculado}) \\ v_{ji}(\text{nov}) &= v_{ji}(\text{anterior}) + \eta \cdot \Delta v_{ji}(\text{nov}) \end{aligned} \quad (20)$$

Por último façamos o cálculo da derivada primeira da função de ativação, com relação ao seu argumento. Assumindo que esta seja a sigmoideal teremos:

$$\frac{\partial f(h_k)}{\partial h_k} = f(h_k) \cdot [1 - f(h_k)] \quad (21)$$

Cálculo dos gradientes das saídas da rede com relação às suas entradas

Pode-se querer calcular as variações das saídas da rede quando se tiver variações nas suas entradas. Isto é necessário, por exemplo, no cálculo variacional, que requer as derivadas de primeira e segunda ordem, conforme será visto no capítulo 4. Portanto, aplicando-se novamente a regra da cadeia, obtemos:

- derivadas de primeira ordem:

$$\frac{\partial z_k}{\partial x_i} = \frac{\partial f(h_k)}{\partial h_k} \cdot \sum_{j=1}^n w_{kj} \cdot \frac{\partial f(g_j)}{\partial g_j} \cdot v_{ji} \quad (22)$$

- derivadas de segunda ordem:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 z_k}{\partial x_i \partial x_l} = & \frac{\partial^2 f(h_k)}{\partial h_k^2} \cdot \left[\sum_{j=1}^n w_{kj} \cdot \frac{\partial f(g_j)}{\partial g_j} \cdot v_{jl} \right] \cdot \left[\sum_{j=1}^n w_{kj} \cdot \frac{\partial f(g_j)}{\partial g_j} \cdot v_{ji} \right] + \\ & + \frac{\partial f(h_k)}{\partial h_k} \cdot \left[\sum_{j=1}^n w_{kj} \cdot \frac{\partial^2 f(g_j)}{\partial g_j^2} \cdot v_{jl} \cdot v_{ji} \right] \end{aligned} \quad (23)$$

Por último façamos o cálculo da derivada segunda da função de ativação com relação ao seu argumento. Assumindo que seja a sigmoideal teremos:

$$\frac{\partial^2 f(h_k)}{\partial h_k^2} = f(h_k) \cdot [1 - f(h_k)] \cdot [1 - 2 \cdot f(h_k)] \quad (24)$$

A vantagem que mencionamos na introdução pode ser aqui justificada. Tomemos como exemplo o modelo funcional cibernético do PHB (Bonomi, 1997), há 11 variáveis de estado. Se admitirmos que a cada uma delas corresponda uma velocidade específica de conversão, então ter-se-á 121 derivadas de primeira ordem distintas que serão necessárias ao cálculo da linearização do sistema. Caso se pretenda adotar a solução ótima baseada no princípio de mínimo de Pontryagin, então necessitar-se-á de mais 665 equações para as derivadas de segunda ordem. Esses números são exagerados, porém corretos. Tem-se a favor que o número de parâmetros não é grande.

No caso da rede neural vimos que as informações não estão contidas na única função, a sigmoideal, mas sim na quantidade de parâmetros que foram ajustados, isto faz com que o cálculo das derivadas seja nada mais do que aplicações da própria rede com polinômios de ordem dois e três da função de ativação. Resumindo, é extremamente mais simples.

4 Arquitetura utilizada: rede *multy layer perceptron* (MLP)

A rede neural utilizada para a estimativa dos estados é uma MLP (Multi Layer Perceptron) com quatro camadas tendo como entradas as quatro vazões mássicas dos substratos, a vazão volumétrica total, o volume, e três medidas das concentrações dos substratos medidos (açúcares, oxigênio e propiônico), todos em três instantes anteriores; e como saídas as sete concentrações de produtos e substratos no instante seguinte. O número de neurônios da camada oculta é 150. A Figura 8 mostra, esquematicamente, a topologia da rede.

A primeira e a última camadas possuem sinapses fixas e as demais adaptadas de acordo com a regra de aprendizado "back propagation". Tal arquitetura nos permite fazer duas tarefas distintas. A primeira consiste em representar os valores reais numa escala conveniente para a rede, a segunda consiste em estabelecer as

sinapses de tal forma a minimizar a média quadrática dos erros entre valores medidos e os valores calculados pela rede.

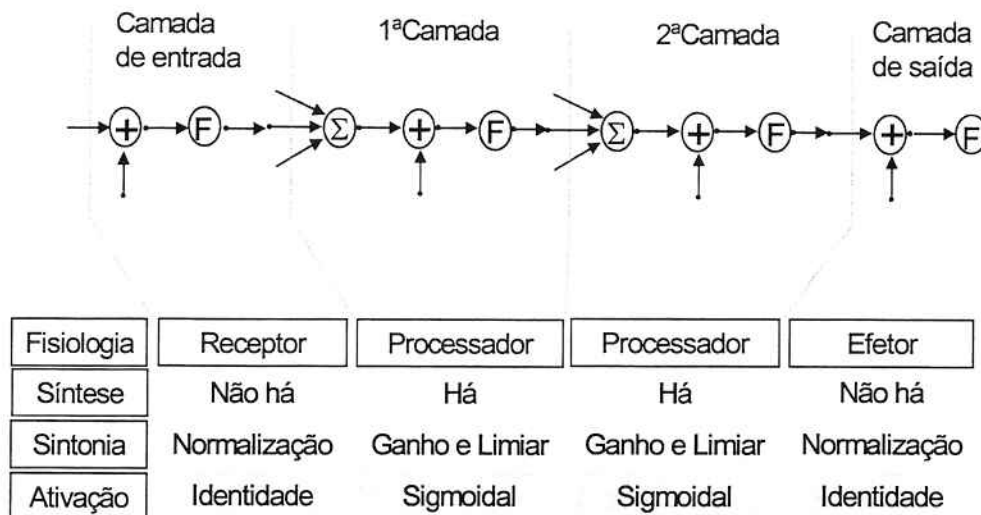


Figura 8 – Topologia da rede neural utilizada para o PHB.

As sinapses da primeira e última camadas são determinadas pelos valores mínimo e máximo de cada variável, de entrada e saída respectivamente. A função neural adotada para estas camadas é a identidade. Esta normalização das variáveis de entrada e saída é necessária, pois, o método de ajuste das sinapses intermediárias é baseado numa soma dos erros multiplicada pelos sinais de entrada e, em não havendo uma normalização, o aprendizado se polarizará em torno das variáveis de maior valor numérico, dificultando o aprendizado ou mesmo inviabilizando-o.

As sinapses das camadas restantes são atualizadas usando o critério do gradiente descendente do erro, usando-se o termo do momento. A função neural usada é a sigmoidal. Optamos também por usar o valor do intervalo de tempo entre duas amostras consecutivas como uma variável explícita da rede, e portanto, nosso estimador aceita intervalos de amostragem não constantes desde que compatíveis com os intervalos apresentados durante o treinamento.

A implementação de uma rede neural requer um programa computacional. Pode-se utilizar bons pacotes disponíveis como MatLab, por exemplo, no entanto optamos por desenvolver nosso próprio pacote devido ao algoritmo de neuro-redução já discutido. O programa NeuroDin foi desenvolvido em linguagem FORTRAN 90 em plataforma workstation Sun Sparc 5 com sistema operacional Solaris.

5 Resultados do estimador neural para a massa de dados experimentais do PHB

De posse da massa de dados experimentais usadas em Bonomi(1997), a submetemos para processamento no programa NeuroDin e os resultados do estimador de estados estão apresentados nas figuras 9 e 10. Em vermelho é representada a estimativa da rede e em azul os valores medidos. As evoluções dos erros em função das últimas mil iterações estão mostradas na figura 11. Na primeira linha destas figuras são mostrados os erros quadráticos médios de treinamento e validação e seu s desvios padrão. Na segunda linha a diferença entre dois erros consecutivos denominada decaimento e na terceira linha uma relação entre o decaimento e o desvio padrão. Observam-se os seguintes erros médios finais para as variáveis:

Erro (%)	Total	Açúcar	Oxigênio	Propiônico	Amônia	Biomassa	PHB	PHV
Médio	7.71	1.76	4.08	1.39	13.00	8.58	8.37	9.04
Quadrá.	0.5950	0.0312	0.1666	0.0195	1.6906	0.7367	0.7019	0.8182

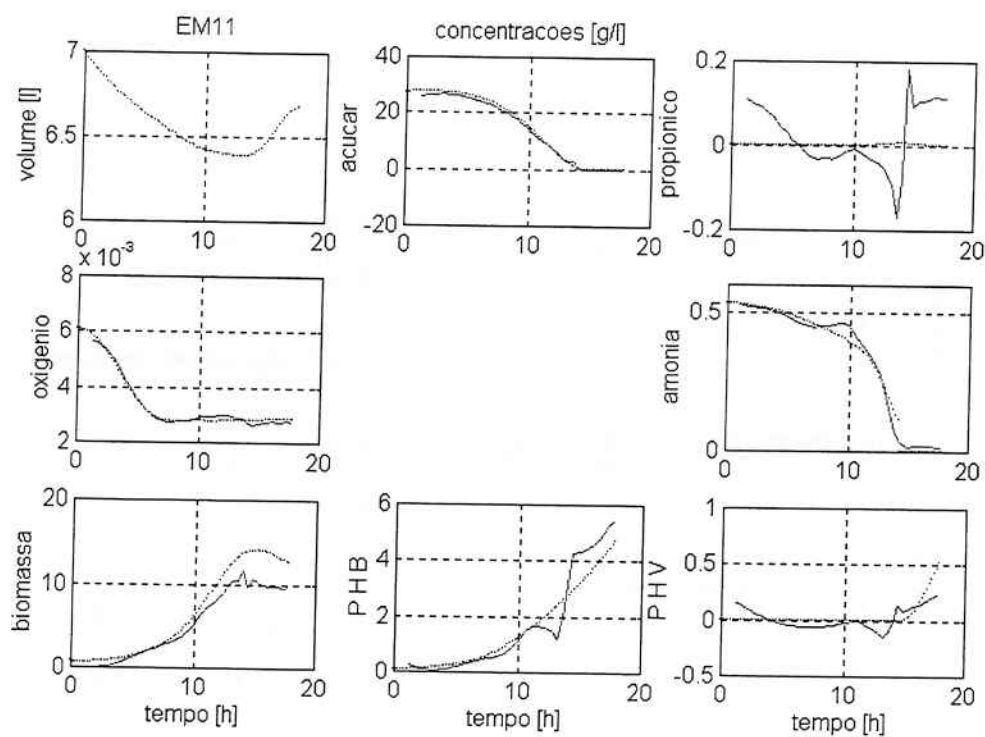


Figura 9 – Ensaio de treinamento EM11.

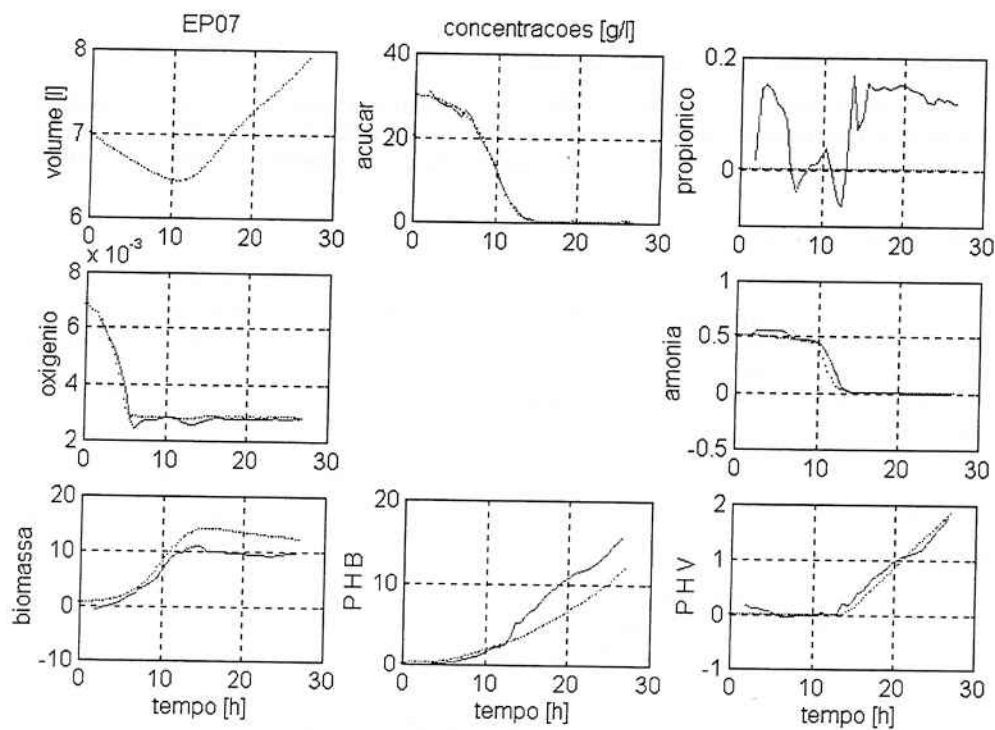


Figura 10 – Ensaio de treinamento EP07.

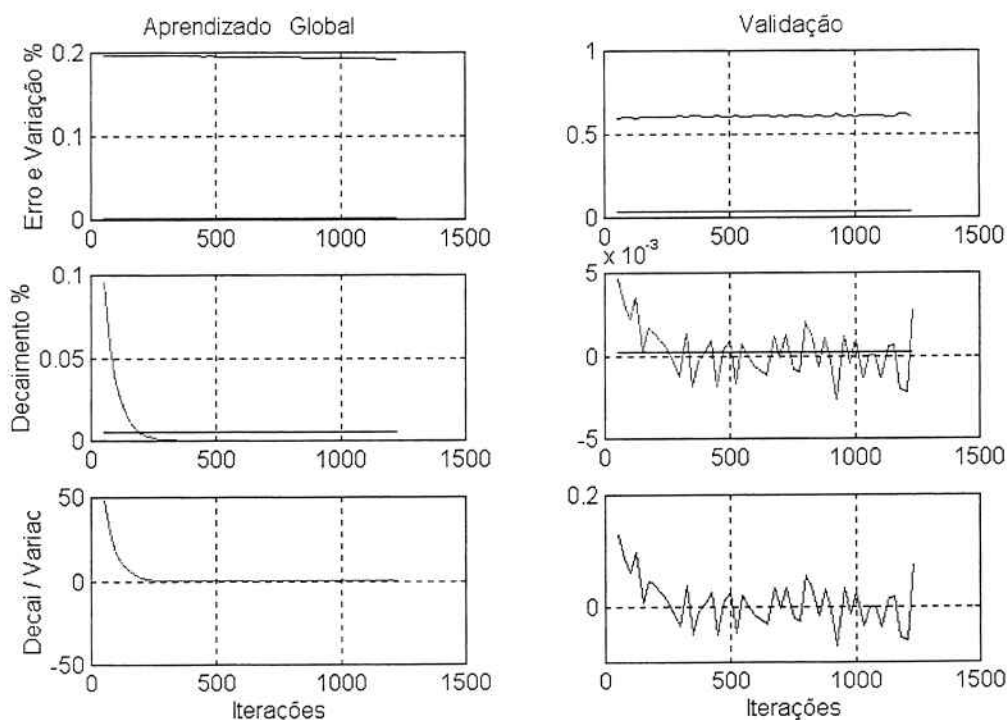


Figura 11 – Evolução dos erros de aprendizado e treinamento Global.

6 Comentários adicionais sobre outros estimadores

Diversos métodos de estimação podem ser aplicados a tais processos. No presente item, serão apresentados os resultados de outros dois estimadores: 1. estimador de estados trivial; 2. análise de imagens; quando aplicados ao processo fermentativo para produção do copolímero (PHB-co-PHV) pela bactéria *Alcaligenes eutrophus* a partir de glicose, frutose e ácido propiônico.

Estimador de estados trivial

Os ensaios realizados possuem duas fases distintas. A primeira fase, denominada fase de crescimento, é caracterizada por privilegiar a produção de biomassa, não existindo, portanto, adição de ácido propiônico. Assim, não ocorre também produção de PHV, já que sua produção está ligada diretamente com aquele substrato. Na segunda fase dos ensaios, denominada fase de acúmulo, privilegia-se a produção de biopolímero, suspendendo-se o crescimento através da ausência de nitrogênio. Nesta fase inicia-se a adição de ácido propiônico, o que permite a produção do co-polímero PHB-co-PHV.

Neste contexto, o desenvolvimento do estimador trivial foi segmentado definindo-se uma estrutura (leia-se base $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$) para cada uma das fases. A tabela 5 explicita as bases utilizadas, bem como as variáveis medidas e estimadas.

Com a escolha das bases, pode-se realizar o procedimento desenvolvido no capítulo anterior para o cálculo dos coeficientes de conversão. A Figura 12 mostra uma comparação entre os resultados da aproximação das funções de consumo dos substratos por combinação linear das funções base e os valores medidos.

Na Figura 13 mostram-se em sequência os resultados para quatro ensaios utilizados no cálculo dos coeficientes de conversão, bem como as correlações R.

Tabela 5. Variáveis e bases utilizadas na estimação

	Fase Crescimento	Fase Acúmulo
Base	$\beta_X, \beta_{P_1}, X^{(*)}$	$\beta_{P_1}, \beta_{P_2}, X^{(*)}$
Variáveis Medidas	$S_1 + S_2, S_3, S_4$	$S_1 + S_2, S_4, S_5$
Variáveis Estimadas	P_1, X	P_1, P_2, X

(*) O termo X nas bases refere-se ao termo de manutenção.

De posse dos coeficientes de conversão pôde-se aplicar o estimador trivial para ensaios totalmente monitorados para efeito de teste. A Figura 13 ilustra os resultados para o Ensaio 5, diferente daqueles utilizados no cálculo dos coeficientes. Nota-se um erro de aproximadamente 50% na estimação da concentração de PHV e PHB no final do processo.

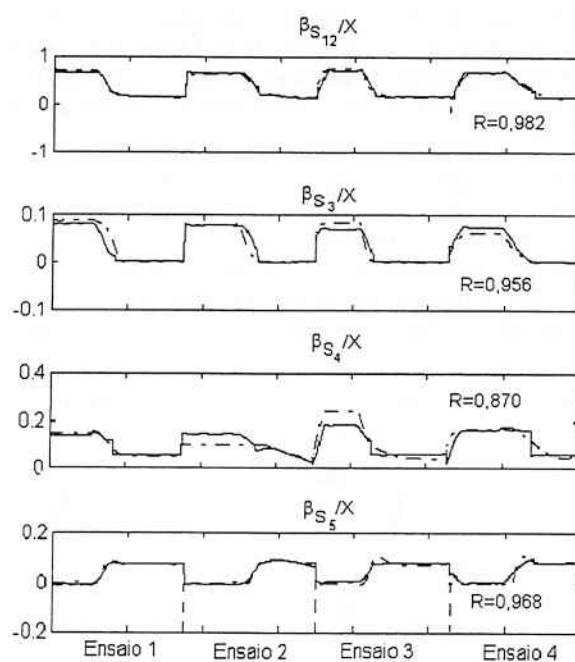


Figura 12. Validação da escolha das bases: (— aproximação das funções cinéticas por combinação linear das funções base; - - - funções cinéticas experimentais calculadas segundo a Equação 29).

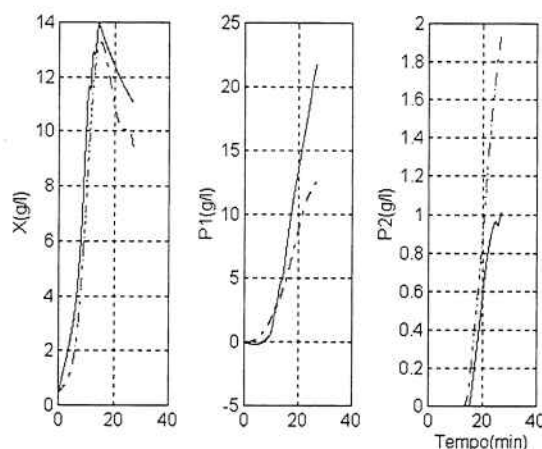


Figura 13. Resultados do estimador para o Ensaio 5 (— valores estimados; - - - valores experimentais).

Processamento e análise de imagens

Para a captura das imagens do microscópio, utilizou-se um sistema composto por: câmera CCD RS-170 marca JVC, placa de aquisição de imagens Miro Movie Pro e software de aquisição e tratamento de imagens KS-400, da Kontron Systems. Utilizou-se o modo monocromático para aquisição das imagens, uma vez que a morfologia das células em questão é perfeitamente identificada pela simples observação da variação dos níveis de reflectância.

Concluída a etapa de captura de imagens, o primeiro passo da análise consistiu em se avaliar os histogramas de nível de cinza das mesmas, com o intuito de se estabelecer uma estratégia de segmentação adequada para todo o conjunto. Os histogramas de nível de cinza das imagens capturadas apresentaram característica eminentemente unimodal, ou seja, os objetos significativos da imagem e o "background" não apresentam níveis de cinza agrupados em faixas suficientemente distintas que permitissem a segmentação automática através de métodos clássicos baseados em modelos multimodais.

Por causa dessa limitação, não foi possível estabelecer um procedimento de limiarização automática garantidamente robusto, isento de considerações subjetivas que em outro conjunto de imagens poderão vir a não se verificar. O resultado desta etapa pode ser visto na figura 14.

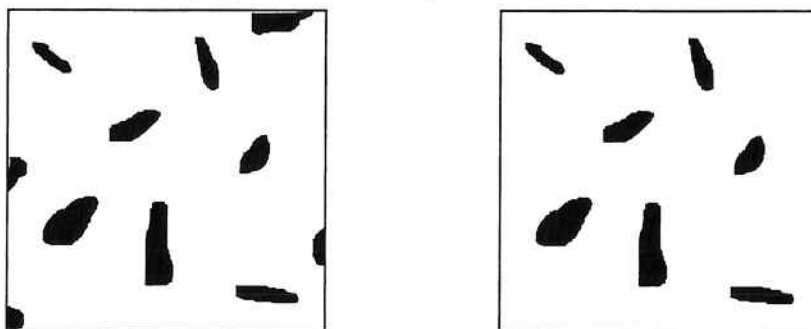


Figura 14: Eliminação de objetos incompletos através do algoritmo *border-kill*

Esses resultados indicam, portanto, a necessidade de se utilizar métodos para a pré-classificação dos objetos dentro das amostras, de modo que seja possível isolar os objetos-referência e identificar as suas dimensões características. Considerando-se que não existem informações *a priori* sobre as densidades de probabilidade das diversas classes de objetos em cada uma das fases do processo de crescimento celular, e que, ademais, não se dispõem de amostras previamente classificadas ("training set") que poderiam ser utilizadas em métodos de classificação paramétricos supervisionados, a análise de grupos ("cluster analysis") se apresenta, em princípio, como uma abordagem bastante adequada para o problema em questão.

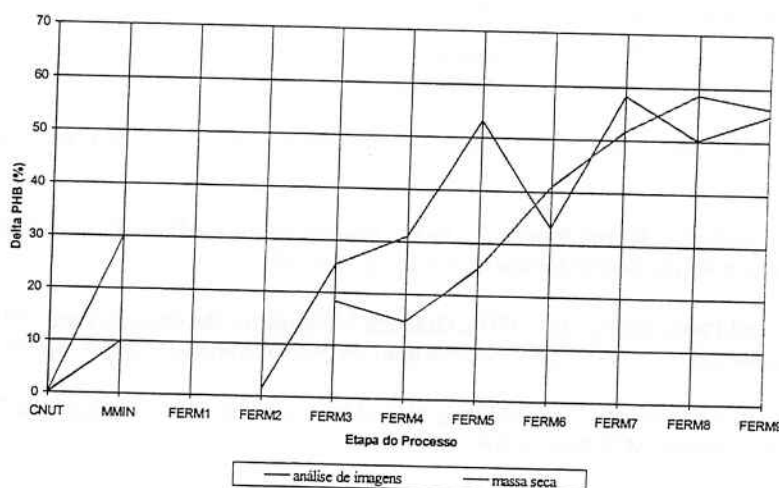


Figura 15 – Variação percentual da massa de PHB na célula.

A variação de volume celular, calculada via análise de imagens, e a taxa de formação de PHB, obtida via “massa seca” são apresentadas nos gráficos da figura 15, onde se pode notar que os valores gerados pelos dois métodos apresentam razoável grau de concordância nas etapas finais do processo, embora difiram significativamente nas etapas iniciais. Notando-se que as amostras de objetos referência segregadas dentro das amostras originais são extremamente pequenas (entre 9 e 34 elementos), não é de se estranhar que tais disparidades ocorram.

A idéia de rastrear ao longo do processo objetos apresentando comprimentos em uma mesma faixa de valores pressupõe que o seu crescimento ocorra apenas em diâmetro, o que não é verdade. É necessário que se associe ao método de análise de imagens uma ferramenta de classificação supervisionada de objetos referência, de modo que o processo como um todo envolva duas etapas: 1) geração do “training set”, quando o microbiologista aponta, nas imagens segmentadas, quais são e quais não são os objetos referência; 2) aplicação da ferramenta treinada, para reconhecimento de objetos referência em novas imagens segmentadas. Dessa forma, pode-se afirmar que o novo método é promissor e que, corrigidos os problemas acima indicados, resultados bastante satisfatórios poderão vir a ser atingidos.

Conclusão

A realização de uma estratégia de controle é fundamental para a implantação de uma política ótima de operação de um processo fermentativo. No entanto, muitas vezes este procedimento é dificultado pela ausência de sensoramento de algumas variáveis (como, por exemplo, a concentração de um produto ou biomassa). Assim, é importante o desenvolvimento de algoritmos de estimação, que, baseados em medições de um conjunto de variáveis do processo, forneçam estimativas das variáveis não medidas.

Até o presente momento a única ferramenta que obteve resultados satisfatórios para estimar os estados do processo para produção do copolímero (PHB-co-PHV) pela bactéria *Alcaligenes eutrophus* a partir de cana de açúcar, foi a técnica de redes neurais artificiais.

Referências Bibliográficas

- Bonomi, A., Piccoli, R.A.M., Ferraz, L., Kapritchkoff, F.M. (1996). Processo de Produção de Plástico Biodegradável por Via Fermentativa – Estudos Preliminares Visando a Modelagem Matemática. In: *Seminário de Hidrólise Enzimática de Biomassas*, Maringá, PR, dezembro de 1996.
- Gardner, W. A. (1990). *Introduction to random process: with applications to signals and systems*. 2nd edition, McGraw-Hill Publishing Company, USA.

- Hirose, Y.; Yamashita, K. and Hijiya, S. (1991). Back propagation algorithm wich varies the number of hidden units. *Neural Networks*, vol 4, pp 61-67.
- Huang, S-C. and Huang, Y-F. (1991). Bounds on the number of hidden neurons in multilayer perceptrons. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol 2, pp47-55.
- Kovács, Z. L. (1996). *Redes Neurais Artificiais – Fundamentos e Aplicações*. Edição Acadêmica São Paulo, USP.
- Mehrotra, K.G.; Mohan, C.K. and Ranka, S. (1991). Bounds on the number of samples for neural learning. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol 2, pp 548-558.
- Narendra, K.S. and Parthasarathy, K. (1991). Gradient Methods for the Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 2, pp. 252-262.
- Narendra, K.S. (1990). Adaptive Control Using Neural Networks. In Miller, Sutton and Werbos (Ed.), *Neural Networks for Control*, MIT Press, USA.
- Papoulis, A. (1981). *Probability, random Variables, and Stochastic Processes*. International student edition, McGraw-Hill International Book Company, USA.
- Pereiralima, P. S. (1996). Proposta de Critério para Detecção de Neurônios Redundantes em uma Camada Oculta de Rede Neural Tipo MLP. *I Seminário em Controle e Modelamento Inteligente*. Depto de Enga Mecânica da EPUSP. São Paulo.
- Pereiralima, P. S. e Cabral, E. F. Jr. (1995). Artificial Neural Nets applied to the identification of non linear dynamical systems. *II Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, Curitiba.
- Sietsma, J. and Dow, R.J.F. (1991). Creating artificial neural networks that generalize. *Neural Networks*, vol 4, pp 67-79.
- Zbikowski, R., Hunt, K. J., Dzielinski, A., Murray-Smith, R. and Gawthrop, J. (1994) A review of advances in neural adaptive control systems. ESPRIT III PROJECT 8039, Daimler-Benz AG, University of Glasgow, Berlim.

BOLETINS TÉCNICOS - TEXTOS PUBLICADOS

- BT/PEE/9301 - Oscilador a HEMT - 10 GHz - FÁTIMA S. CORRERA, EDMAR CAMARGO
- T/PEE/9302 - Representação Senoidal da Voz através dos Polos do Filtro Predictor - MARCELO B. JOAQUIM, NORMONDS ALENS
- BT/PEE/9303 - Blindagens por Grades Condutoras: Cálculo do Campo Próximo - LUIZ CEZAR TRINTINALIA, ANTONIO ROBERTO PANICALI
- BT/PEE/9304 - Sistema de Otimização e Controle de Produção em Minas de Pequeno e Médio Porte - TSEN CHUNG KANG, VITOR MARQUES PINTO LEITE
- BT/PEE/9401 - Determinação das Frases de Aplicação Forense para o projeto NESPER e Tese de Mestrado IME/94, com Base em Estudos Fonéticos - MARCONI DOS REIS BEZERRA, EUVALDO F. CABRAL JUNIOR
- BT/PEE/9402 - Implementação e Teste de uma Rede Neural Artificial do Tipo KSON (Kohonen Self-Organizing Network) com Entradas Bidimensionais - MARCELO YASSUNORI MATUDA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9403 - Transformada de Walsh e Haar Aplicadas no Processamento de Voz - ALEXANDRE AUGUSTO OTTATI NOGUEIRA, THIAGO ANTONIO GRANDI DE TOLOSA, EUVALDO F. CABRAL JÚNIOR
- BT/PEE/9404 - Aplicação de Redes Neurais ao Problema de Reconhecimento de Padrões por um Sonar Ativo - ALEXANDRE RIBEIRO MORRONE, CRISTINA COELHO DE ABREU, EDUARDO KOITI KIUKAWA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9405 - Tudo que se Precisa Saber sobre a Prática da FFT - Transformada Rápida de Fourier (Inclui Software) - ROGÉRIO CASAGRANDE, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9406 - A Survey on Speech Enhancement Techniques of Interest to Speaker Recognition - CELSO S. KURASHIMA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9407 - Identificação de Pulsos Decádicos em Linhas Telefônicas - ANTONIO P. TIMOSZCZUK, MÁRCIO A. MATHIAS, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9408 - Implementação e Teste de Filtros do Tipo Adaptativo e ©Notch^a para a Remoção de Interferência de 60 Hz em Sinais de Eletrocardiograma - FLÁVIO ANTÔNIO MENEGOLA, JOSÉ AUGUSTO DE MATTOS, JOSÉ GOMES G. FILHO, SIDNEY SILVA VIANA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9409 - Compressão de Sinais de Voz utilizando Transformadas de Karhunen-Loève, Fourier e Hadamard - IVAN LUIS VIEIRA, LUIZ FERNANDO STEIN WETZEL, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9410 - ©Ray Tracing^a Paralelo - EDUARDO TOLEDO SANTOS, JOÃO ANTONIO ZUFFO
- BT/PEE/9411 - Implementação de uma Ferramenta Posicionador para ©Gate-Arrays^a Tipo Mar de Portas - JORGE W. PERLAZA PRADO, WILHELMUS A. M. VAN NOIJE
- BT/PEE/9412 - Tudo que se Precisa Saber Sobre a Teoria da FFT - Transformada Rápida de Fourier - FÁBIO LUÍS ROMÃO, REINALDO SILVEIRA, ROGÉRIO CASAGRANDE, EUVALDO CABRAL JR.
- BT/PEE/9413 - Análise do Ruído Sonoro em uma Sala de Aquisição de Amostras de Som com Microcomputador - FÁBIO LUÍS ROMÃO, REINALDO SILVEIRA, EUVALDO CABRAL JR.
- BT/PEE/9414 - Cor: Aspectos Relevantes para Visualização de Dados - SÍLVIA DELGADO OLABARRIAGA
- BT/PEE/9415 - Projeto de Filtros Digitais IIR com Fase Aproximadamente Linear Utilizando Redução de Ordem - IVAN F. J. RODRIGUES, MAX GERKEN
- BT/PEE/9416 - GERA-FILTRO: Sistema para Projeto Automático de Filtros Digitais ©IIR^a (da especificação em alto nível ao leiaute do ©ASIC^a) - RICARDO PIRES, JOSÉ VIEIRA DO VALE NETO
- BT/PEE/9417 - Redes Neurais Artificiais Aplicadas à Identificação de Pulsos Decádicos em Linhas Telefônicas - ANTONIO P. TIMOSZCZUK, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9501 - Estudo Comparativo de Métodos de Cálculo da Frequência Fundamental - MARCOS COSTA HUNOLD, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9502 - Combinando Técnicas de Redes Neurais Artificiais e Informações de Excitação no Reconhecimento Automático do Locutor - ANDRÉ BORDIN MAGNI, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9503 - Utilização de Redes Neurais Artificiais para Detecção e Identificação de Falhas em Circuitos - MÁRCIO YUKIO TERUYA, ROBERTO AMILTON BERNARDES SÓRIA, EUVALDO CABRAL JR.
- BT/PEE/9504 - Uso de Redes Neurais Artificiais no Reconhecimento de Locutores no Domínio Temporal - BENEDITO JOSÉ BARRETO FONSECA JÚNIOR, EUVALDO CABRAL JÚNIOR
- BT/PEE/9505 - Projeto de Filtros Passivos e Ativos em Técnicas de Circuitos Integrados de Microondas - DAVID VIVEIROS JÚNIOR, DENISE CONSONNI
- BT/PEE/9506 - Uma Análise de Clustering para as Frases de Projeto NESPER - RONALDO OLIVEIRA MESSINA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9507 - Controle com Estrutura Variável e Modos Deslizantes - Um Estudo para Aplicação em Controle Carga-frequência da Geração - JOSE PAULO F. GARCIA, JOCELYN FREITAS BENNATON

- BT/PEE/9508 - Recuperação das Margens de Ganho e de Fase para Sistemas de Fase Não Mínima por Realimentação da Saída - MARCO H. TERRA, VITOR M. P. LEITE
- BT/PEE/9509 - Sistema de Inspeção Óptica de Dispositivos Bi-Dimensionais - CASIMIRO DE ALMEIDA BARRETO, PEDRO LUÍS PRÓSPERO SANCHEZ
- T/PEE/9510 - Sistema de Partículas Uma Poderosa Técnica de Animação em Computação Gráfica - RENATO CURTO RODRIGUES, JOÃO ANTÔNIO ZUFFO
- BT/PEE/9511 - Efeito de Ruídos em Sinais de Voz Visualizados em Trajetórias Neurais de Kohonen - CELSO S. KURASHIMA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9601 - "Um Reconhecedor de Sinais Sonoros Utilizando LVQ" - ALEXANDRE TORNICE, EUVALDO CABRAL JR.
- BT/PEE/9602 - "Coleção Artificial Neural Networks: Uma Visão Geral dos Sistemas Neurais Artificiais de Stephen Grossberg" - CHIU HSIUNG HUANG
- BT/PEE/9603 - "Reactively-Sputtered TiN Formation Using a RF Magnetron System"- SÉRGIO PAULO AMARAL OSÓRIO, LUIZ SÉRGIO ZASNICOFF
- BT/PEE/9604 - Aspectos em Tradução de Linguagens Naturais Através de Redes Neurais Artificiais - CARLOS EDUARDO DANTAS DE MENEZES, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9605 - Implementação de Blocos Passa-Tudo Utilizando Realimentação de Erro - SÉRGIO JOSÉ CARNEIRO LEÃO, MAX GERKEN
- BT/PEE/9606 - Coleção SANN group Redes Neurais Artificiais: A Rede Neural de Sakoe - ANDRÉ BORDIN MAGNI, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9607 - Coleção SANN group Redes Neurais Artificiais: A Rede Neural de Steinbuch - ROBERTO AMILTON BERNARDES SÓRIA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9608 - Desenvolvimento de uma Estrutura de Duplo Nível de Metal para a Confecção de Interconexões em Circuitos Integrados - JOSÉ AUGUSTO DE ALENCAR PEREIRA, LUIZ CARLOS MOLINA TORRES
- BT/PEE/9609 - Determinação de Parâmetros de Processo para Fotomáscara "Balzers" Utilizando Gerador de Padrões - JORGE SÉKI, MEGUMI SAITO
- BT/PEE/9610 - Um Ambiente para Desenvolvimento de Sistemas Distribuídos - PEDRO F. ROSA, JOÃO A. ZUFFO
- BT/PEE/9611 - Interpretações Teóricas do Funcionamento Cerebelar: Uma Revisão - MARCUS FRAGA VIEIRA, ANDRÉ FÁBIO KOHN
- BT/PEE/9612 - Marcapasso Cardíaco Temporário Microcontrolado de Demanda e Baixo Consumo - FLAVIO ANTONIO MENEGOLA, JOSÉ CARLOS TEIXEIRA DE BARROS MORAES
- BT/PEE/9613 - Um Sistema de Planejamento de Ação Baseado em Casos para uma Célula Flexível de Manufatura - RICARDO LUÍS DE FREITAS, MÁRCIO RILLO
- BT/PEE/9614 - Aplicações do Boundary-Scan para o Teste de Módulos Multichip - ROBERTO C. COSSI JR., JOSÉ ROBERTO DE A. AMAZONAS
- BT/PEE/9615 - A 2.488 Gb/s GaAs 1:4/1:16 Demultiplexer IC with Skip Circuit for Sonet STS-12/48 Systems - TAUFIK ABRÃO, FATIMA S. CORRERA
- BT/PEE/9616 - Uma Contribuição para a Construção de Algoritmos em Projetos de Redes - ALLAN DE SOUZA, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA
- BT/PEE/9617 - Análise Crítica dos Métodos de Medição do Intervalo QT do Eletrocardiograma - SÍDNEY DA SILVA VIANA, JOSÉ CARLOS TEIXEIRA DE BARROS MORAES
- BT/PEE/9618 - Deposição e Caracterização de Filmes de SiO₂ Crescidos pela Técnica de PECVD a Baixa Temperatura - MARCO ALAYO CHÁVEZ, INÉS PEREYRA
- BT/PEE/9619 - PARSTOOL: Uma Ferramenta de Auxílio à Simulação de Sistemas Paralelos - LI KUAN CHING, LIRIA MATSUMOTO SATO
- BT/PEE/9620 - Análise de um Método de Otimização por Malha no Treinamento de Robôs - OLÍMPIO MURILO CAPELI, JOSÉ CARLOS T. B. MORAES, SÁDÃO ISOTANI
- BT/PEE/9701 - Identification of Unstable Mechanical Systems - ROBERTO MOURA SALES, ANSELMO BITTAR, MICHAEL PORSCH, LAÉRCIO LUCCHESI
- BT/PEE/9702 - Analysis of the Subthreshold Slope Transition Region in SOI nMOSFET - VICTOR SONNENBERG, JOÃO ANTONIO MARTINO
- BT/PEE/9703 - Introduction of the SOI MOSFET Dimensions in the High-Temperature Leakage Drain Current Model - MARCELO BELLODI, JOÃO ANTONIO MARTINO, DENIS FLANDRE
- BT/PEE/9704 - Controle de Largura de Banda Dinâmica para Transmissões Multicast para Redes de Alta Velocidade - SANG SOON LEE, SERGIO TAKEO KOFUJI
- BT/PEE/9705 - Uma Modificação Proposta para o Controle Preditivo Generalizado com Filtro de Kalman - JAIME QUINTERO R., OSWALDO L. V. COSTA
- BT/PEE/9706 - Aplicações de Redes Neurais em Previsões Financeiras - OLÍMPIO MURILO CAPELI, EUVALDO F. CABRAL JR.

- BT/PEE/9707 - Sistema Microcontrolado, Multicanal e Portátil para Estimulação Neuromuscular Funcional - ROGÉRIO QUIARIM ZARZA, JOSÉ CARLOS TEIXEIRA DE BARROS MORAES
- BT/PEE/9708 - Requisitos para o Mapeamento Tecnológico em Projetos de Microeletrônica - LUCIANO DE OLIVEIRA CORRÊA DE BRITO, JOSÉ ROBERTO DE ALMEIDA AMAZONAS
- BT/PEE/9709 - Sistemas PRMA com Dados Acoplados - JOSÉ AUGUSTO DE LIMA, PAUL JEAN ETIENNE JESZENSKY
- BT/PEE/9710 - Algoritmos Genéticos (AG's) para a Otimização de Controladores Nebulosos - JULIO CESAR CEBALLOS AYA, OSWALDO L. V. COSTA
- BT/PEE/9711 - Um Estudo Sobre a Redução de Ruídos em Sinais Caóticos - ERNANE JOSÉ XAVIER COSTA, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9712 - Geradores não Lineares de Sequência para uso em Sistemas Spread Spectrum - ANGEL ANTONIO GONZALEZ MARTINEZ, PAUL JEAN ETIENNE JESZENSZY
- BT/PEE/9713 - Modelamento Físico do Sistema Heteroestrutura - Metal - CECÍLIA WETTERLE RODRIGUES, MEGUMI SAITO
- BT/PEE/9714 - Tensões Induzidas em Linhas Aéreas por Descargas Atmosféricas Indiretas - Modelagem e Aplicação ao Cálculo de Interrupções - ALEXANDRE PIANTINI, JORGE M. JANISZEWSKI
- BT/PEE/9715 - RECMAP - Uma Ferramenta para Otimização em Síntese de Alto Nível Baseada em Reconhecimento Funcional e Mapeamento de Componentes - ANDRÉ GERHARD, JOSÉ VIEIRA DO VALE NETO
- BT/PEE/9716 - Estudo da Sinterização de Contatos Al/Ti por Recozimento Térmico Rápido Visando a Aplicação em Circuitos Integrados - ANGELO EDUARDO BATTISTINI MARQUES, ROGÉRIO FURLAN
- BT/PEE/9717 - Mixed H2/H- Control of Discrete-Time Markovian Jump Linear Systems - OSWALDO L. V. COSTA, RICARDO P. MARQUES
- BT/PEE/9718 - Aluminium Etching with CCl4-N2 Plasmas - ANGELA MAKIE MAKAZAWA, PATRICK VERDONCK
- BT/PEE/9719 - O Uso de Resistes Amplificados Quimicamente e de Sililação em Litrografia por Feixe de Elétrons - ANTONIO C. SEABRA, PATRICK B. VERDONCK
- BT/PEE/9720 - Implementação de um Simulador de um Circuito Neuro-Medular que Atua no Controle da Força Motora - LUIZ JURANDIR SIMÕES DE ARAÚJO, ANDRÉ FÁBIO KOHN
- BT/PEE/9721 - Avaliação das Características Físico-Químicas e Elétricas de Filmes de SiO2 Depositados por PECVD a Partir da Reação entre O2 e TEOS - ALVARO ROMANELLI CARDOSO E CLAUS MARTIN HASENACK
- BT/PEE/9722 - Controle e Simulação Dinâmica de Colunas de Destilação: Aplicação Prática em uma Coluna com Refluxo por Gravidade
- BT/PEE/9723 - Circuitos de Portas Lógicas Primitivas Implementados a Partir de uma Classe de Lógicas Paraconsistentes Anotadas - JOÃO INÁCIO DA SILVA FILHO, JAIR MINORO ABE, PEDRO LUÍS PRÓSPERO SANCHEZ
- BT/PEE/9724 - Lattice Heating and Energy Balance Consideration on the I-V Characteristics of Submicrometer Thin-Film Fully Depleted SOI NMOS Devices - CLAUDIA BRUNETTI, NELSON L. A. BRAGA, LUIZ S. ZASNICOFF
- BT/PEE/9725 - Identificação de um Processo de Neutralização de pH via Redes Neurais - SILVIO FLABOREA, CLAUDIO GARCIA
- BT/PEE/9726 - Uma Estratégia de Migração de Sistemas de Telefonia Móvel com Tecnologia AMPS para a Tecnologia CDMA - RONALD LUÍS CLARKSON EISNER, PAUL JEAN ETIENNE JESZENSKY
- BT/PEE/9727 - Controle de pH Usando Conceitos de Invariantes de Reações e Geometria Diferencial - OSCAR A. ZANABARIA S., CLAUDIO GARCIA
- BT/PEE/9728 - Estudo da Influência dos Parâmetros de Recozimento Térmico Rápido na Morfologia dos Filmes de TiSi2 Formados e sua Correlação com a Tensão Mecânica - SILVANA GASPAROTTO DE SOUZA, ARMANDO ANTONIO MARIA LAGANÁ, SEBASTIÃO GOMES DOS SANTOS FILHO
- BT/PEE/9729 - Analysis of Silicon Surface Microirregularities by LASER Light Scattering - JOSÉ CÂNDIDO DE SOUSA FILHO, SEBASTIÃO GOMES DOS SANTOS FILHO
- BT/PEE/9730 - Wavelets in Music Analysis and Synthesis: Timbres Analysis and Perspectives - REGIS ROSSI ALVES FARIA, RUGGERO ANDREA RUSCHIONI, JOÃO ANTONIO ZUFFO
- BT/PEE/9731 - Estudo de Efeitos Mútuos da Distribuição de Corrente em Condutores - AUGUSTO CARLOS PAVÃO, JORGE MIECZYSLAW JANISZEWSKI
- BT/PEE/9801 - Equivalência entre a Semântica da Lógica de Transações e a Semântica de sua Implementação Prolog - PAULO E. SANTOS, FLÁVIO S. C. DA SILVA
- BT/PEE/9802 - Nash Game in Mixed H2/Hoo Control Theory a Convex Optimization Approach- HELENICE OLIVEIRA FLORENTINO, ROBERTO MOURA SALES
- BT/PEE/9803 - Text-Independent Speaker Recognition Using Vector Quantization and Gaussian Mixture Models - THOMAS E. FILGUEIRAS Fº, RONALDO O. MESSINA E EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9804 - Elementos Piezoresistivos para Sensores de Pressão com Tecnologia CMOS - LUIZ ANTONIO RASIA, E. C. RODRIGUEZ

- BT/PEE/9805 - Automação do Processo de Casamento de Impedância em Sistemas de Aquecimento por Microondas - J. C. DE SOUZA, J. T. SENISE, V. C. PARRO, F. M. PAIT
- BT/PEE/9806 - Considerações para o Projeto de Células de Memória Si com Transistores HEMT - JAIME H. LASSO, EDGAR CHARRY R.
- BT/PEE/9807 - Covariance Controller with Structure Constraint and Closed Loop H Bound - ANTÔNIO CARLOS DE LIMA, ROBERTO MOURA SALES
- BT/PEE/9808 - Controle Unidimensional de Objetos: Uma Aplicação Prática em Fresadora Automática - MÁRCIO A. F. MURATORE, OSWALDO L. V. COSTA
- BT/PEE/9809 - Redes Neurais com Retardos Temporais Aplicadas ao Reconhecimento Automático do Locutor - ROGÉRIO CASAGRANDE, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9810 - Topological Computation and Voluntary Control - HENRIQUE SCHÜTZER DEL NERO, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA, ALFREDO PORTINARI MARANCA
- BT/PEE/9811 - Casamento de Impedância em Guia de Onda Retangular Utilizando como Variável Medida a Potência Refletida - J. C. DE SOUZA JR., J. T. SENISE
- BT/PEE/9812 - Applied Surface Science - RONALDO D. MANSANO, PATRICK VERDONCK, HOMERO S. MACIEL
- BT/PEE/9813 - Contribuição ao Estudo da Morfologia da Superfície e da Interface do Siliceto de Titânio Formado sobre Si (100) Empregando a Técnica de Microscopia de Força Atômica (AFM) - N. M. HASAN, A. A. M. LAGANÁ, S. G. SANTOS FILHO
- BT/PEE/9814 - Estudo Experimental da Tensão Mecânica em Filmes Finos de Cobre Obtidos por Evaporação ou Deposição Eletroquímica Espontânea - A. I. HASHIMOTO, S. G. FILHO
- BT/PEE/9815 - Controle Híbrido de Manipuladores Robóticos - WEBER ALLEGRI, JOSÉ JAIME DA CRUZ
- BT/PEE/9816 - Entropia Informacional e Cronobiologia - ANA AMÉLIA BENEDITO SILVA, JOSÉ ROBERTO CASTILHO PIQUEIRA
- BT/PEE/9817 - Estabilidade de Lyapunov e Controle de Atitude - FERNANDO SOUSA, FREITAS JÚNIOR, PAULO SÉRGIO PEREIRA DA SILVA
- BT/PEE/9818 - Projeto de um Conversor de Frequências Resistivo em Tecnologia MMIC - CLÁUDIA C. A. APARÍCIO, DENISE CONSONNI
- BT/PEE/9819 - Estudo de Sensibilidade de um Sistema de Modulação Digital via Simulação - RONALDO DI MAURO, LUIZ ANTONIO BACCALÁ
- BT/PEE/9820 - Engenharia do Conhecimento Aplicada ao Conhecimento Aplicado ao Domínio de Gerenciamento de Falhas em Redes de Comunicação: Uma Abordagem Baseada em Modelo - MARILZA ANTUNES DE LEMOS, MARCIO RILLO
- BT/PEE/9821 - Uma Biblioteca de Métodos de Resolução de Problemas de Planejamento para Fornecer Apoio à Aquisição de Conhecimento - LELIANE NUNES DE BARROS, MARCIO RILLO
- BT/PEE/9822 - Um Estudo de Técnicas de Aprendizado por Reforço Livre de Modelo - Aplicação ao Pêndulo Invertido - SÉRGIO RIBEIRO AUGUSTO, ADEMAR FERREIRA
- BT/PEE/9823 - Identificação de Sistemas Dinâmicos com Redes Neurais - FRANCISCO CARLOS PONS, CLÁUDIO GARCIA
- BT/PEE/9824 - Comparison between Single and Double Langmuir Probe Techniques for Analysis of Inductively Coupled Plasmas - RAUL M. DE CASTRO, GIUSEPPE A. CIRINO, PATRICK VERDONCK, HOMERO S. MACIEL, MARCOS MASSI, MARCELO B. PISANI, RONALDO D. MANSANO
- BT/PEE/9825 - DECMEF: Um Sistema de Decomposição Aplicada à Síntese de Máquinas de Estados Finitos - CARLOS HUMBERTO LLANOS QUINTERO, MARIUS STRUM
- BT/PEE/9826 - Controladores Preditivos Através de Desigualdade Matriciais Lineares - RENATO C. BARÃO, RICARDO P. MARQUES, OSWALDO L. V. COSTA
- BT/PEE/9827 - Parametrization of all H2 Optimal Output Feedback Controllers - JOÃO YOSHIYUKI ISHIHARA, ROBERTO MOURA SALES
- BT/PEE/9901 - Digital Equalization Using Time Delay Neural Network (TDNN) - MARIO ANDRÉS VERGARA ESCOBAR, EUVALDO F. CABRAL JR.
- BT/PEE/9902 - Simulação e Análise Estrutural do Modelo de Deposição da Publicação ICRP 66 - JOAQUIM CARLOS SANCHES CARDOSO, JOSÉ CARLOS T. DE BARROS MOARAES
- BT/PEE/9903 - Modelamento e Ajuste por Regra Sub-Ótica de Maximização da Informação da Mútua de um Sistema Reconhecedor de Palavras Isoladas, Independente do Falante, para Ambientes Adversos, com Redundância de Informação - MÁRIO MINAMI, IVANDRO SANCHES
- BT/PEE/9904 - Modelagem Matemática e Controle Multivariável do Tanque de Contato Empregado no Processo de Lixiviação dos Minerais Niquelíferos - DANIEL GUZMÁN DEL RÍO, CLAUDIO GARCIA
- BT/PEE/9905 - Avaliação de Transdutores para Análise Metabólica Humana - HENRIQUE TAKACHI MORIYA, JOSÉ CARLOS T. DE BARROS MORAES
- BT/PEE/9906 - Estudo da Aplicação do Método TLM-2D à Análise de Campos Eletromagnéticos - MARCO ANTONIO MATHIAS, JORGE M. JANISZEWSKI

- BT/PEE/9907 – Comportamento Transitório de Campos Eletromagnéticos em Meios Condutivos: Simulação Computacional Eficiente por Diferenças Finitas no Domínio do Tempo – ALEXANDRE AUGUSTO OTTATI NOGUEIRA, JORGE MIECZYSLAW JANISZEWSKI
- BT/PEE/9908 – H_2 and H_∞ Control for Maglev Vehicles – ANSELMO BITTAR, ROBERTO MOURA SALES
- BT/PEE/9909 – Amplificador Distribuído em GaAs – 1 a 17 GHz – CRISTIANE FERREIRA DE ARAÚJO, FATIMA SALETE CORRERA
- BT/PEE/9910 – Modelo Não-Linear de MESFET para Simulação de Amplificadores de Alta Eficiência – ANTONIO SANDRO VERRI, FATIMA SALETE CORRERA
- BT/PEE/9911 – Projeto de um Sistema de Propulsão e Levitação Magnética com Dois Graus de Liberdade – ALEXANDRE BRINCALEPE, FELIPE MIGUEL PAIT
- BT/PEE/9912 – A New Technique to Obtain the MOS Gate Oxide Thickness and Electric Breakdown Field Distributions From Fowler-Nordheim Tunneling Current – WILLIAN AURÉLIO NOGUEIRA, SEBASTIÃO GOMES DOS SANTOS FILHO
- BT/PEE/9913 – Polarization Effects on the Raman and Photoluminescence Spectra of Porous Silicon Layers – WALTER JAIME SALCEDO, FRANCISCO JAVIER RAMIREZ FERNANDEZ
- BT/PEE/9914 – Aproximação Gaussiana Melhorada Aplicada na Análise de um Método de Aquisição em Dois Estágios para Sistemas DS/CDMA – IVAN ROBERTO SANTANA CASELLA, PAUL JEAN ETIENNE JESZENSKY
- BT/PEE/9915 – Simulação e Análise de Soluções de Comunicação entre Sub-Redes IP sobre ATM – MARCELO ZANONI SANTOS, JOÃO ANTONIO ZUFFO
- BT/PEE/9916 – Uma Nova Abordagem para a Análise Computacional de Movimento – RAMONA M. STRAUBE, JOÃO ANTONIO ZUFFO
- BT/PEE/9917 – Caches Remotos e Prefetching em Sistemas Multiprocessadores de Alto Desempenho – Considerações Arquiteturais – EDWARD DAVID MORENO, SERGIO TAKEO KOFUJI
- BT/PEE/9918 – Um Modelo de Referência para o Controle do Processo de Lodo Ativado – OSCAR A. ZANABRIA SOTOMAYOR, SONG WON PARK, CLAUDIO GARCIA
- BT/PEE/9919 – Identificação Não-Linear de um Processo de Neutralização de pH Multivariável Utilizando Modelos Narmax Polinomiais com Tempo Morto – ROSIMEIRE APARECIDA JERÔNIMO, CLAUDIO GARCIA
- BT/PEE/9920 – Avaliação do U-Net em Clusters com Rede Myrinet – PAULO A. GEROMEL, SERGIO T. KOFUJI
- BT/PEE/9921 – Implementação de Finos Diafragmas em Lâminas de Silício Monocristalino, Altamente Dopadas com Boro, Visando Fabricação de Microsensores de Pressão CMOS Utilizando Pós-Processamento – HUMBER FURLAN, EDGAR R. CHARRY
- BT/PEE/9922 – A5GHz Continuous Time Sigma-Delta Modulador Implemented in $0.4\mu\text{m}$ InGaP/InGaAs – A. OLMOS, E. CHERRY, M. NIHEI, Y. WATANABE
- BT/PEE/9923 – Dimensionamento de Unidades Remotas de Sistemas VSAT – CLAUDIO TRÁPAGA FAGUNDES DO NASCIMENTO FILHO, FATIMA SALETE CARRERA
- BT/PEE/9924 – Implementação de um Pós-Filtro Adaptativo para a Melhora de Qualidade Perceptual de Sinais de Voz com Ruído – CELSO SETSUO KURASHIMA, IVANDRO SANCHES

