

# Utilização de Redes Neurais Artificiais para Predição do Grau de Cozimento de um Digestor de Celulose

Ronaldo Neves Ribeiro<sup>1,2</sup> ([ronaldo.ribeiro@cenibra.cm.br](mailto:ronaldo.ribeiro@cenibra.cm.br)), Roselito Albuquerque<sup>2</sup> ([roselito@unilestemg.br](mailto:roselito@unilestemg.br)), Andréa Oliveira Souza da Costa<sup>2</sup> ([andreaosc@unilestemg.br](mailto:andreaosc@unilestemg.br)).

<sup>1</sup>CENIBRA – Celulose Nipo-Brasileira S.A.  
Belo Oriente – MG

<sup>2</sup>Curso de Mestrado em Engenharia Industrial  
UnilesteMG  
Coronel Fabriciano - MG

## RESUMO

*Neste trabalho é proposta a modelagem de um digestor Kraft de celulose. Para isto, são consideradas as influências das variáveis operacionais e das características químicas dos cavacos de madeira (variáveis de entrada) no grau de cozimento (# Kappa) (variável de saída). O modelo proposto é baseado em Inteligência Artificial uma vez que redes neurais artificiais são empregadas. Com o objetivo de reduzir a quantidade de informações alimentada aos modelos propostos, emprega-se a Análise de Componentes Principais (PCA) nos dados que descrevem a composição química da madeira. Tal informação é obtida empregando-se a tecnologia FTNIR (Fourier Transform Near Infrared). Vale ressaltar que a variável # Kappa sofre influência de diferentes fatores durante a etapa de cozimento em uma indústria de celulose e a diversidade da química da madeira, que é medida através do FTNIR, mostra uma boa correlação com estas variações. O modelo neural obtido é capaz de descrever satisfatoriamente o processo.*

Palavras-Chave: Digestor *Kraft*, predição do # Kappa, modelagem, Redes Neurais Artificiais.

## 1. INTRODUÇÃO

No período entre 2005 e 2008, a previsão para crescimento do mercado de celulose (polpa química) é de aproximadamente 3,3% ao ano, representando 5 milhões de toneladas mundiais para o novo montante. Aproximadamente 95% deste crescimento ocorrerá na América Latina, isto significa que esta região produzirá 25% do mercado mundial. No Brasil espera-se um crescimento neste período de 1,9 milhões de toneladas (LANSDELL, 2006).

Para alcançar esta produção, o país conta com a ajuda das condições climáticas e uma engenharia florestal muito desenvolvida. As indústrias de celulose alcançam hoje patamares elevados de produção e qualidade, competindo em níveis até mesmo superiores ao mercado mundial (LANSDELL, 2006). Desde o plantio da madeira até o processo de cozimento e obtenção do produto final, os sistemas automatizados têm sido utilizados em larga escala, o que gera uma alta produção, com custos mais baixos.

O processo de polpação pode ser considerado o coração de uma planta de celulose, pois neste se dá o cozimento para posterior separação das fibras dos demais componentes da

madeira. O digestor é o equipamento responsável por este cozimento e está sujeito a uma série de fatores que podem ser considerados distúrbios para o processo.

Neste trabalho, é proposta a modelagem do cozimento da madeira em um digestor industrial que emprega a rota *Kraft* para a produção de celulose. Para isto, são considerados valores de variáveis operacionais e as influências das alterações químicas da madeira no grau de cozimento (número Kappa ou # *Kappa*) apresentado na saída do equipamento. Utiliza-se para a modelagem do processo as Redes Neurais Artificiais (RNAs) que possuem grande capacidade de mapeamento de processos não lineares. Vale ressaltar que o comportamento do digestor estudado apresenta comportamento fortemente não linear.

Mais além, o # *Kappa*, que é a variável predita pelo modelo proposto, é de difícil medição pelas técnicas usuais empregadas na fábrica e quando predita, oferece informação de grande valor ao operador. Isto porque esta predição permite uma ação corretiva mais eficiente durante o processo de cozimento. Tal fato evidencia a importância deste estudo na proposta de melhorias relacionadas às atividades de acompanhamento da rotina produtiva da fábrica.

## 2. DESCRIÇÃO DO PROCESSO KRAFT

Costa (2000) descreve as principais etapas envolvidas no processo de produção de celulose Kraft da seguinte forma (Figura 1):

1. preparo das toras de madeira: as toras de madeira são transformadas em cavacos por meio de um processo que envolve a retirada das cascas e uma etapa de redução de tamanho;
2. cozimento dos cavacos de madeira: os cavacos são levados ao digestor juntamente com o licor branco de cozimento;
3. separação da pasta e do licor formados: após o cozimento, a pasta celulósica é separada do licor negro que é levado à etapa de recuperação.

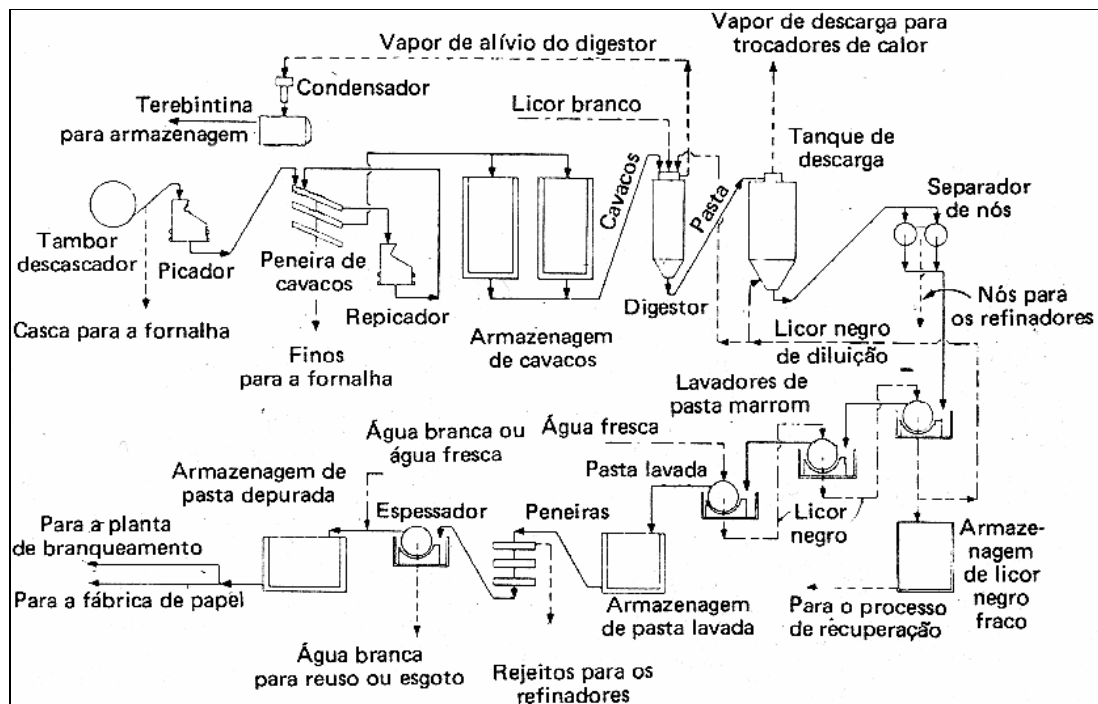


Figura 1: Principais etapas envolvidas na rota produtiva Kraft (ASSUNPÇÃO et al., 1988).

Durante o processo de recuperação, o licor negro que sai do digestor é levado a um sistema de evaporadores de múltiplo efeito para que o mesmo sofra um aumento em seu conteúdo de sólidos. O licor mais concentrado é então queimado em caldeiras de recuperação. Os sais fundidos resultantes são tratados e retornam à rota produtiva de celulose na forma de licor branco (NaOH e Na<sub>2</sub>S). Assim, uma característica importante deste processo de recuperação dos sais inorgânicos é que as etapas envolvidas estão correlacionadas de forma a atribuir ao processo global uma natureza cíclica como mostra a Figura 2.

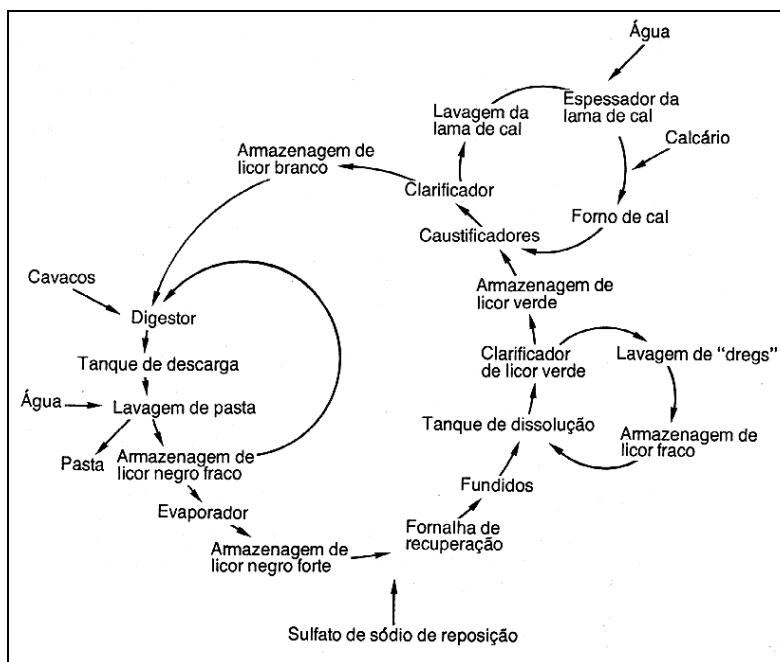


Figura 2: Representação das etapas de produção de celulose e de recuperação do licor negro (ASSUNPÇÃO *et al.*, 1988).

Com altura aproximada de 50-60m (MOCZYDLOWER, 2002), o digestor, equipamento estudado neste trabalho, é um vaso de pressão onde os cavacos e o licor branco são alimentados continuamente pela parte superior. O cozimento da madeira ocorre do topo até o centro do digestor em fluxo co-corrente. Do centro até a parte inferior, realiza-se uma operação de lavagem com fluxo em contra-corrente, a fim de se retirar o licor negro formado. Uma visão esquemática do digestor de celulose é apresentada na Figura 3. As múltiplas entradas de licor branco e as múltiplas extrações de licor negro fraco existentes nestes equipamentos podem ser rearranjadas, dependendo das características individuais de cada digestor. Assim, a flexibilidade inerente do processo permite um controle independente de reações químicas nas diferentes zonas existentes.

A finalidade do cozimento da madeira é separar da sua organização compacta as fibras que estão unidas pela substância lignina. De acordo Assunção *et al.* (1988), para a produção de pastas uniformes, deve-se dar um tratamento químico e térmico idêntico a todas as fibras. Isto só é possível se os reagentes químicos houverem sido transportados para o interior dos cavacos. Este transporte é realizado por meio de dois mecanismos (ASSUNPÇÃO *et al.*, 1988): penetração do licor na madeira devido a um gradiente de pressão hidrostática; difusão de íons ou outros solutos através da água sob a influência de um gradiente de concentração.

Embora a lignina seja o componente da madeira mais afetado pela polpação alcalina, todos os carboidratos, incluindo a celulose, são atacados pelo licor de cozimento composto

principalmente de NaOH e Na<sub>2</sub>S (ASSUNPÇÃO *et al.*, 1988). Assunção *et al.* (1988) afirmam que as variáveis que controlam o rendimento, a composição química e as propriedades físicas da pasta produzida podem ser divididas em dois grupos:

1. Variáveis associadas com a madeira: espécie, densidade básica (Expressa em gramas ou quilogramas de madeira seca por centímetro cúbico ou por decímetro cúbico de madeira verde, respectivamente.), fatores de crescimento, estocagem e dimensões do cavaco.
2. Variáveis associadas com a operação do digestor: relação entre massa dos reagentes e a massa de madeira seca, concentração dos reagentes no licor de cozimento, sufidez do licor, temperatura e tempo de cozimento.

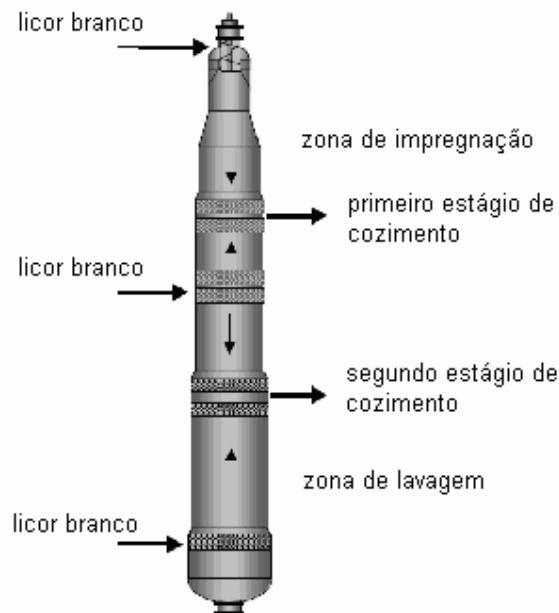


Figura 3. Processo de cozimento Lo-Solids com diferentes zonas de cozimento.

A qualidade da polpa é usualmente verificada ao final do processo de cozimento da madeira. Uma maneira tradicional de se realizar esta medida é a obtenção do # *Kappa* para o processo. D'Almeida (1988) afirma que a lignina presente em pasta não branqueada é prontamente oxidada por permanganato de potássio, enquanto a celulose é muito pouco atacada. Tomando-se esta propriedade, pode-se definir # *Kappa* como sendo o número em ml de solução de permanganato de potássio 0,1N consumido por um grama de pasta absolutamente seca, sob condições específicas.

O # *Kappa* é determinado pela norma TAPPI (*Technical Association for the Pulp, Paper, and converting Industry*) T236 cm-85. O # *Kappa* corrigido foi obtido após a quantificação dos ácidos hexanurônicos e utilizando-se do fator de conversão proposto por Li e Gellertedt (1997), no qual 11,9 mmol de *Ahexs/kg* de polpa correspondem a uma unidade de *Kappa*.

Já o procedimento ISO 302:1981, define o # *Kappa* como o número de ml de 0,02 mol/l de solução de permanganato de potássio, consumido sobre condições especificadas em 1 g de polpa (calculada em base seca). Os resultados são corrigidos para um valor correspondente obtido, quando 50% (*massa/massa*) de permanganato de potássio são consumidos no teste. Neste trabalho o # *Kappa* considerado é obtido através de análises laboratoriais.

### 3. METODOLOGIA

Como descrito anteriormente, este trabalho propõe modelos matemáticos que correlacionem as alterações do número # *Kappa* em função de variáveis operacionais e das variações na química da madeira. Estas variações na química da madeira são identificadas pela análise da absorvância de luz do infravermelho próximo nos cavacos de *Eucalyptus grandis* em uma planta de celulose que utiliza o processo de cozimento *Kraft*.

Esta análise da absorvância de luz do infravermelho próximo é possível por meio da utilização de um equipamento denominado FT-NIR (*Fourier Transform Near Infrared*) modelo “*Nicolet Antaris*”, instalado em laboratório, no qual foram retiradas amostras do processo e feitas análises diárias dos cavacos, por um período aproximado de 6 meses. Desta forma considera-se as análises para este trabalho, feitas *off line*, pois ainda encontra-se em desenvolvimento a tecnologia para a medição contínua (*on line*).

Caldeira (2007) instalou na linha produtiva, provisoriamente para testes, um equipamento *Direct-Light™ System 6500* para obtenção de informações *on line* sobre a densidade e o teor seco dos cavacos. Estes testes mostraram que a tecnologia FT-NIR, pode ser utilizada também *on line*.

A tecnologia FT-NIR, baseia-se nos fenômenos de transmissão e absorção de luz, especialmente na região do infravermelho próximo. Jenkins e White (1981) observaram que quando a intensidade de todos os comprimentos de onda é atenuada de maneira semelhante, a substância apresenta uma absorção geral. Mas em grande parte das substâncias onde alguns comprimentos de onda são absorvidos em relação aos outros, estes apresentam uma absorção seletiva.

GBC (1995) afirma que toda absorção ocorre em nível molecular. É neste nível que as moléculas absorvem energia (luz) de determinados comprimentos de onda. A análise espectrofotométrica tem como base a seletividade na absorção de energia. Para obtenção de um espectro deve-se medir a quantidade de energia que é absorvida em função do comprimento de onda e esta energia é denominada *absorvância*.

Hulst (1981) diz que a absorção é a medida da perda de luz do feixe principal. Quando parte da luz emerge do meio para fora do eixo do raio principal, da-se o nome de energia espalhada ou difusa. Assim a somatória da absorção e do espalhamento será o fato da extinção de luz.

Baseado nestes princípios, a espectroscopia no Infravermelho Próximo por Transformada de Fourier (FT-NIR) passou a ser uma técnica muito utilizada para várias análises laboratoriais de variáveis dos processos industriais (COHN, 2002; BORIN, 2003; CIENFUEGOS, 2003; PASQUINI, 2003; KARLSSON, 2006; CALDEIRA, 2007). Nesta tecnologia, a Transformada de Fourier, tem como função básica decompor ou separar um sinal de diferentes frequências, com suas respectivas amplitudes.

Conforme mostrado na Figura 4, o infravermelho apresenta comprimentos de onda compreendidos nos seguintes valores: Infravermelho próximo com comprimento de onda de 780 a 2.500 *nm* com número de onda de 12.800 a 4000 *cm<sup>-1</sup>*, infravermelho médio com comprimento de onda de 2.500 a 5000 *nm* com número de onda de 4000 a 200 *cm<sup>-1</sup>* e infravermelho distante, com comprimento de onda de 5.000 a 10.000 *nm* com número de onda de 200 a 1000 *cm<sup>-1</sup>*.

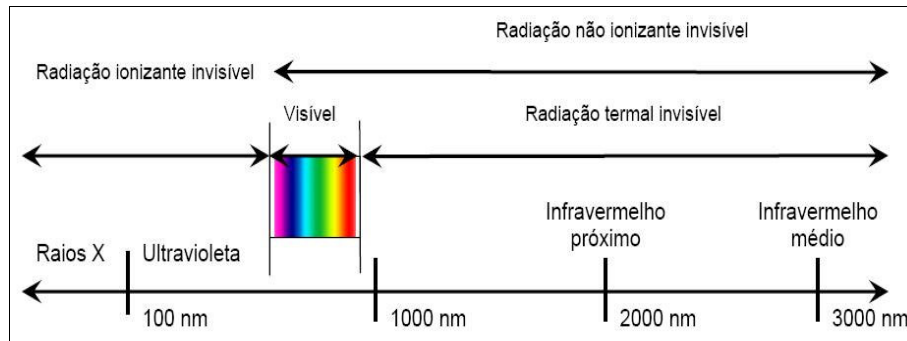


Figura 4: Faixa de radiação ionizante e não ionizante, Culozzi (2004)

Utilizando a tecnologia FT-NIR para análise dos cavacos de madeira, pôde-se obter o espectro de frequência mostrado na Figura 5. Esta variável foi utilizada como uma das entradas da Rede Neural para predição do grau de cozimento na saída do processo de cozimento.

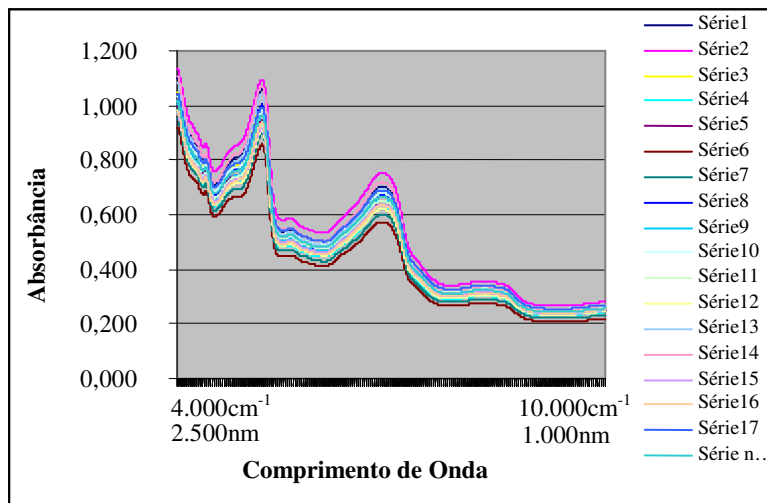


Figura 5. Exemplo de espectro de frequência de cavacos de madeira, obtidos usando a técnica FTNIR.

Para a obtenção do modelo, as informações contidas em cada espectro, que descreve cada amostra de madeira, necessitam ser alimentadas ao modelo como entradas. Para isto, é realizada uma discretização dos espectros de frequência gerados para cada amostra. Cada amostra discretizada gera um conjunto de 1557 dados, ou seja, o equipamento utilizado (Antaris) analisa uma amostra de cavacos e gera um espectro de frequência, de 1557 pontos, correspondentes a um comprimento de onda com variações entre  $4.000$  a  $10.000 \text{ cm}^{-1}$ , em função da absorbância do infravermelho no cavaco, como mostrado na Figura 5.

Na busca da viabilidade de utilização destas informações como entradas das redes testadas, os dados gerados foram tratados de forma a reduzir a dimensão do vetor de entradas das redes. A técnica escolhida para a realização desta tarefa foi a Análise de Componentes Principais (PCA - *Principal Componentes Analyses*). Neto (1998) afirma que a análise de componentes principais consiste essencialmente em reescrever as coordenadas das amostras em outro sistema de eixo mais conveniente para a análise dos dados. PASQUINI (2003) mostra que o PCA a técnica mais aplicada para análises quantitativas quando se usa espectroscopia NIR.

O PCA é uma técnica multivariada que se baseia na combinação linear entre as variáveis analisadas. Para o PCA, geralmente os dois ou três primeiros autovetores encontrados

explicação a maior parte da variabilidade presente (MONTEIRO, 1999; HAYKIN, 2002; ESBENSEN, 2002; JOHNSON, 2002; TINO, 2005).

Uma vez realizado o tratamento nos dados que descrevem a química da madeira, as informações do processo são empregadas como entradas das RNAs testadas. Neste estudo, são empregadas redes do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*) (HAYKIN, 2002) com uma camada de nós sensoriais, uma camada intermediária (ou escondida) e uma camada de saída (Figura 6). A capacidade de mapeamento das RNAs está intimamente ligada ao número de neurônios utilizados na camada intermediária. Neste trabalho este número foi definido durante a etapa de treinamento, de forma a se obter modelos de maior capacidade de generalização.

De acordo com Haykin (2002), as redes MLP, têm sido aplicadas com sucesso para resolver diversos problemas de difíceis soluções, através de treinamento supervisionado com o algoritmo de retropropagação de erro (*Error Back propagation*). Basicamente, a aprendizagem por retropropagação de erro consiste em dois passos através das diferentes camadas da rede:

- um passo adiante, “propagação”, ocorre a propagação do sinal funcional com todos os pesos da rede fixos (*forward*);
- um passo atrás, “retropropagação”, ocorre a propagação do erro em sentido contrário à propagação do sinal funcional, sendo os pesos da rede ajustados nesta fase, característica pela qual este algoritmo é chamado de retropropagação do erro.

Neste trabalho foi utilizado o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*). Tal algoritmo foi proposto por Rumelhat *et al.* (1986), sendo este o algoritmo mais difundido em treinamento de redes neurais multicamadas. Esta metodologia de treinamento utiliza pares de entrada-saída proveniente do processo de tal forma que os pesos possam ser ajustados por um método de correção de erros (Rumelhat *et al.*, 1986; TAKAHASHI, 2006).

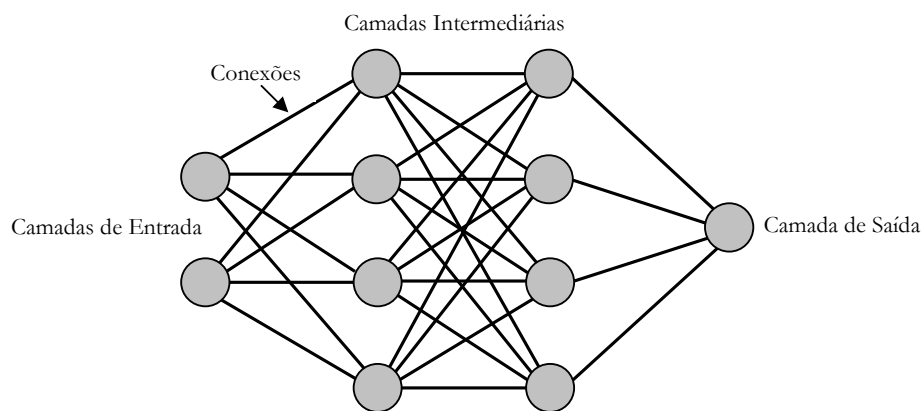


Figura 6. Perceptron de múltiplas camadas (rede MLP)

O conjunto de dados (entradas e saídas) foi normalizado antes de se iniciar o processo de obtenção dos modelos. A escolha dos dados empregados no treinamento das redes e os usados na validação do modelo foi aleatória (tem que concordar com “a escolha”). O *software* MATLAB foi adotado no desenvolvimento deste estudo.

A Figura 7 evidencia a estrutura de todos os modelos testados.

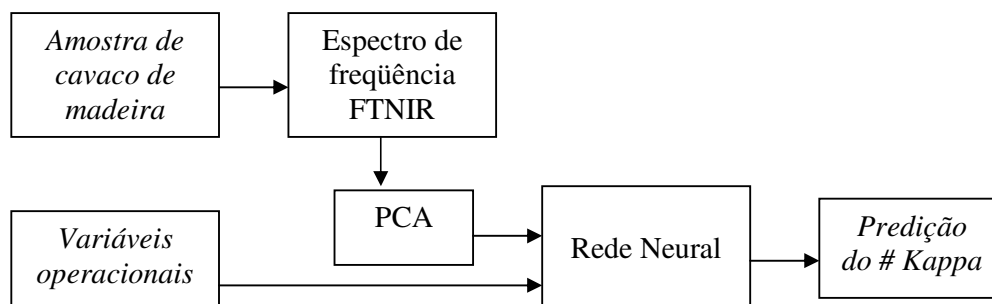


Figura 7: Estrutura de todos os modelos testados

#### 4. RESULTADOS

Ao empregar a Análise de Componentes Principais (PCA) no tratamento dos dados que descrevem a química da madeira, fornecidos pelo FT-NIR, foi possível reduzir o número de informações de 1557 dados para 3 componentes principais. Estes 3 dados descrevem 95% das informações contidas na massa original de pontos. Além disso, outras informações operacionais foram consideradas como entradas das redes testadas. A descrição das 10 entradas e 1 saída (S1) consideradas para todos os modelos testados é apresentada na Tabela 1.

Tabela 1: Entradas as redes neurais testadas

<i>Variáveis</i>	<i>Descrição</i>
S1	# Kappa Real
E1	Temperatura na circulação de cozimento antes aquecimento de licor de cozimento
E2	Temperatura na circulação de homogeneização antes aquecimento de licor de cozimento
E3	Temperatura na circulação de Homogeneização após aquecimento de licor de cozimento
E4	Alcali Total Titulável (AT) observado na extração
E5	Alcali Residual (AR) observado na extração
E6	Sulfididade do licor branco de cozimento
E7	Relação lignina por Kg de celulose
CP1	Componente principal 1
CP2	Componente principal 2
CP3	Componente principal 3

O conjunto de dados para a obtenção dos modelos é constituído de 160 pares entradas/saída. Deste total, são escolhidos aleatoriamente 70% destes padrões para serem empregados na etapa de treinamento dos modelos. Ou seja, 30% dos dados não são empregados no ajuste dos parâmetros do modelo realizado durante o treinamento das redes.

Um tempo de retenção (ou tempo de residência) igual a 3 horas foi calculado em função da velocidade de alimentação do digestor. Ou ainda, considerou-se que após 3 horas de alimentação do cavaco, a polpa gerada desta alimentação sairá do equipamento. Esta informação foi considerada na elaboração do conjunto de dados originais. Assim, o # Kappa (variável a ser predita) considerado para cada conjunto de entradas é avaliado 3 horas depois do momento que em as entradas são verificadas na planta industrial.



Em uma situação ótima, deseja-se que o valor predito para o # Kappa seja exatamente igual ao valor real. Isto nos leva a uma correlação linear igual a 1 (100%) entre o número Kappa real e o predito. Sabe-se ainda que para sistemas reais e complexos, como é o caso do digestor estudado, esta correlação dificilmente será alcançada. O que se faz na prática é buscar modelos que se aproximem ao máximo desta meta.

Além disso, desejam-se modelos que possam ser empregados no acompanhamento do processo em tempo real, ou seja, modelos que funcionem como sensores virtuais (*soft sensor*) para a variável estudada. Neste sentido, a validação dos modelos indica a capacidade do modelo para desempenhar este papel. Os dados de validação simulam as novas condições (ou novos dados) operacionais que serão gerados pela planta industrial, uma vez que não são usados na estimação dos parâmetros do modelo. Ou ainda, embora o desempenho da rede no teste de treinamento seja importante, mais significativo é o obtido no teste de validação.

A Figura 8 mostra os resultados obtidos quando são treinadas diferentes redes, com diferentes números de neurônios na camada intermediária. Nestes testes, utilizou-se a rotina de treinamento “*trainscg*” do MATLAB proposta por Moller (1993).

A análise da Figura 8 evidencia que para todos os modelos testados, as correlações lineares entre os dados reais e preditos obtidos para os padrões de treinamento superam 90%. Ou ainda, apenas 10% da variabilidade dos dados de treinamento não são descritos pelas redes. Para os testes de validação, verifica-se que existe uma tendência de se obter melhores modelos com o aumento do número de neurônios. Os melhores modelos obtidos neste caso possuem 12, 25 e 35 neurônios na camada intermediária e apresentam correlações lineares iguais a 0,7; 0,65 e 0,70 respectivamente.

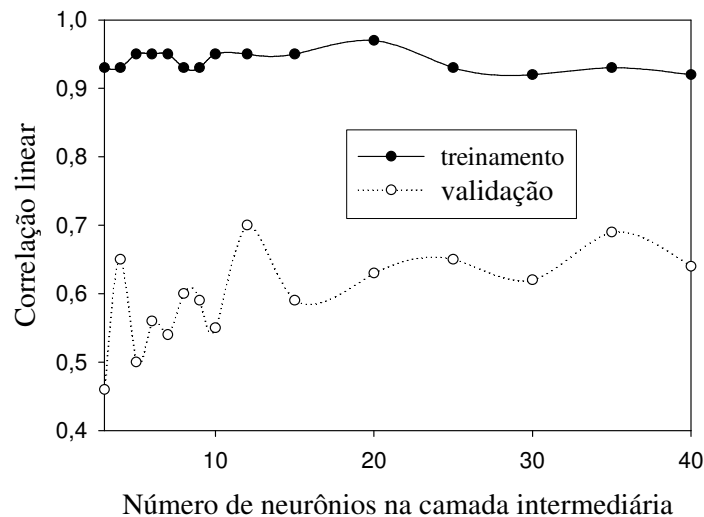


Figura 8: Resultados obtidos quando são treinadas diferentes redes empregando-se o algoritmo *trainscg*

Também foi utilizada a rotina de treinamento com regularização (“*trainbr*”) do *MATLAB* proposta por MacKay (1992). Esta rotina envolve a modificação da função objetivo geralmente utilizada, que é o somatório dos erros quadráticos médio das respostas da rede. O objetivo da modificação é melhorar a capacidade de generalização do modelo, penalizando a obtenção de soluções super ajustadas aos padrões de treinamento.

A análise da Figura 9 evidencia que as correlações lineares entre os dados reais e preditos obtidos para os padrões de treinamento aumentam com o aumento do número de neurônios na camada intermediária. Ao mesmo tempo, existe uma tendência inversa para as correlações

lineares apresentadas para os testes de validação. Este resultado indica que, com o aumento do número de neurônios, acentua-se a tendência da rede em “decorar” os dados de treinamento, o que diminui a sua capacidade de generalização (ocorre uma diminuição na capacidade de predição). Os melhores modelos obtidos neste caso possuem 3, 4 e 5 neurônios na camada intermediária e apresentam correlações lineares iguais a 0,65; 0,66 e 0,64 respectivamente.

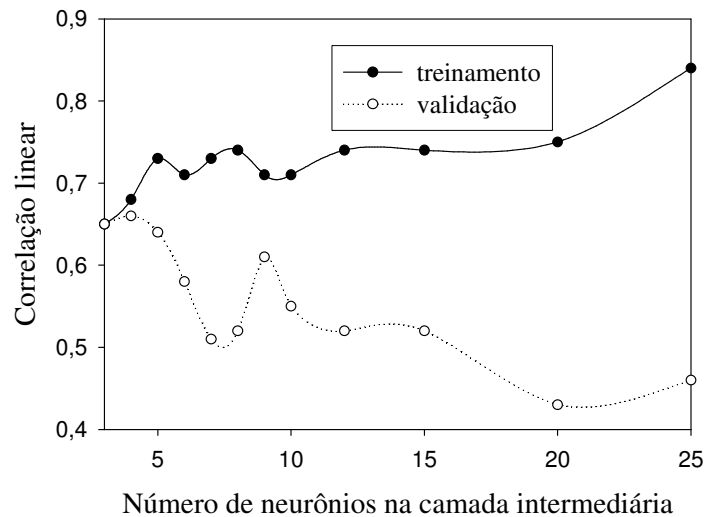


Figura 9: Resultados obtidos quando são treinadas diferentes redes empregando-se o algoritmo *trainbr*

A Figura 10 mostra a tendência entre o # *Kappa* predito e o real, para o algoritmo de treinamento “*trainscg*”, quando se obteve o melhor resultado na validação, utilizando 12 neurônios na camada escondida (correlação linear igual a 0,7).

Pode ser observado que o modelo acompanha a tendência do processo de forma coerente. A Figura 10 evidencia ainda que os erros (resíduos) do modelo oscilam em torno do valor zero como é desejado.

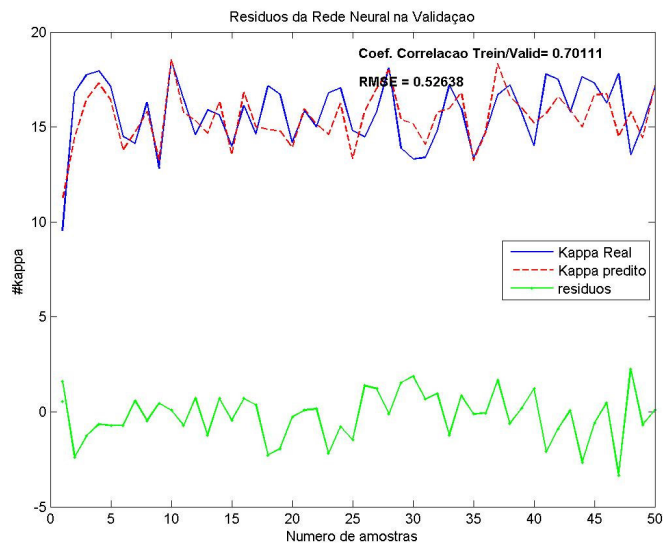


Figura 10: Resultados obtidos quando utilizados 12 neurônios para o treinamento e validação utilizando algoritmo *trainscg* (melhor Rede)

## 5. CONCLUSÕES

A estratégia proposta neste trabalho foi empregada com sucesso na modelagem da operação de um digestor *Kraft* de celulose. Os resultados obtidos evidenciam o potencial da metodologia para o desenvolvimento de sensores virtuais para a descrição do número Kappa do processo. Tais sensores são de grande interesse para os operadores da planta industrial, uma vez que existe um atraso de 3 horas entre a alimentação do equipamento e a verificação da qualidade do produto obtido. A tecnologia FT-NIR, ainda *off-line*, mostra-se promissora na identificação de variáveis de processo de difíceis medições e quando associada à ferramentas computacionais, aumenta sua capacidade de identificação e ainda oferece informações de grande valia para os processos produtivos.

## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ASSUNPÇÃO, R. M. V.; PINHO, M.R.R.; CAHEN, R.; PHILLIPP, P.; **“Polpação química”. Celulose e Papel. Tecnologia de Fabricação de Pasta Celulósica**, Volume 1, 2ª edição, Capítulo 6. São Paulo: IPT-SENAI, 1988.

BORIN, A.; **Aplicação de Quimiometria e Espectroscopia no Infravermelho no Controle de Qualidade de Lubrificantes**, Dissertação Mestrado, 2003-Universidade Estadual de Campinas – Instituto de Química – LAQQA., 2003.

CALDEIRA, A. F.; ROCHA, A. P.; SANTOS, C. V. C.; ALMEIDA. C.; PATELLI, J. E.; CALVOSA, P. S. P; SACON, V.; **NIR On Line: Na Innovation in the VCP Wood Yard**. Colóquio internacional de celulose e papel, Março 2007, Belo Horizonte, Brasil.

CIENFUEGOS, F.; **Análise Instrumental: Conceitos e Avanços da Análise no Infravermelho**, Revista Química e Derivados, São Paulo, ano 35, N°413, pp. 40-46, março 2003.

COHN, P. E. e RIBEIRO, R. N.; **Medição “on line” do alcali total nos licores branco e verde empregando tecnologia FT-NIR**. In: 35º Congresso e Exposição Anual de Celulose e Papel da ABTCP, 2002.

COSTA, A.O.S.; **Alternativas para o Controle de um Sistema de Evaporadores de Múltiplo Efeito**. 2000. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Programa de Engenharia Química do Instituto Alberto Luis Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa em Engenharia - PEQ-COPPE-UFRJ, Rio de Janeiro, RJ.

COLUZZI, D.J.; **Fundamentals of dental lasers: science and instruments**. Dent Clin N Am 2004; 48(4)751-770.

D'ALMEIDA, M.L.O.; **“Caracterização Química e Físico-Química de Materiais Lignocelulósicos”**. Celulose e Papel. Tecnologia de Fabricação de Pasta Celulósica, Volume 1, 2ª edição, Capítulo 4. São Paulo: IPT-SENAI, 1988.

ESBENSEN, K.H.; **Multivariate data analysis – In Practice**: 5<sup>th</sup> Edition. Oslo: CAMO, 2002, 598p.

GBC.; In: **Introduction to UV-Visible spectroscopy. GBC UV-VIS Cintra 10/20/40 Spectrometer Operation Manual. Dandenong**: GBC Scientific Equipment Pty Ltd 1996;1;1-3.

HULST, V.; **Light scattering by small particles**. New York: Dover; 1981.

HAYKIN, S.; **Redes Neurais: princípios e práticas**; trad. Paulo Martins Engel. -2.ed. – Porto Alegre: Bookman 2002.

JENKINS, F.A.; WHITE, H.; mE. **Fundamentals of optics**. 4<sup>th</sup>, ed. Auckland: McGraw-Hill; 1981.

JOHNSON, R. A.; WICHERN D.W.; **Applied Multivariate Statistical Analysis**, Fifth Edition, cp. 1 – Aspects of Multivariate Analysis, cp. 2 – Matrix Algebra and Random Vectors, cp. 8 – Principal Components, 2002.

KARLSSON, H.; AB Lorentzen & Wettre; **FIBER GUIDE; Fiber analysis and process applications in pulp and paper industrie**. Sweden, 2006.

LANSDALL, O.; CREUS, A.; BONA, E.; PPPC (Pulp and Paper Products Council) Report; **Supply and Demand MARKET PULP**, April, 2006.

LI, J.; GELLERSTEDT, G.; **On the structural significance of kappa number measurement**. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM WOOD PULPING CHEMICAL, 9.; Montreal, 1997. Proceedings. Montreal: TAPPI, 1997. p.56-71

MACKAY, D. J. C.; **Bayesian interpolation**. **Neural Computation**. vol. 4, pp. 415-447, 1992.

MOCZYDLOWER, D. **Modelagem e Controle de um Digestor Contínuo de Celulose**. 2002. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) – Programa de Engenharia Química do Instituto Alberto Luis Coimbra de Pós-Graduação e Pesquisa em Engenharia - PEQ-COPPE-UFRJ, Rio de Janeiro, RJ.

MOLLER, M. F.; **A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning**. **Neural Networks**, Vol. 6, pp. 525-533, 1993;

MONTEIRO, L. R.; REIS, S. F.; **Princípios de Morfometria Geométrica**. Holos Editora, Ribeirão Preto, Brasil, 1999, 198p.

NETO, J. M. N.; MOITA, G. C.; **Uma introdução à análise exploratória de dados multivariados**; Revista Química Nova, vol.21 no.4 São Paulo, July/Aug. 1998.

PASQUINI, C.; “**Near Infrared Spectroscopy: Fundamentals Pratical Aspects and Analytical Applications**”, J. Braz. Chem. Soc., vol 14, N°2, pp. 198-219., 2003.

RUMELHART, D. E. and McCLELLAND; editors ; **Parallel distributed process : explorations in the microestrutura cognition**, v. 1; Foudation Mit Press. (1986).

TAKAHASHI, H. J.; **Predição de propriedades mecânicas de aços de alta resistência**

**microligados utilizando técnicas de inteligência computacional**, Dissertação de Mestrado – Centro Universitário do Leste de Minas Gerais, 2006, 128p.

TAPPI (Technical Association for the Pulp, Paper, and converting Industry) T236 cm-85.

TINO, V.F.; **Utilização de análise de componentes principais na regulação de máquinas de injeção plástica**, 2005, 79p, Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2005.