



MODELAGEM DO PROCESSO DE GASEIFICAÇÃO DE BIOMASSA EMPREGANDO REDES NEURONAIS

Leonardo Couceiro Nemer

Monografia em Engenharia Química

Orientadores:

Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

Prof. Amaro Gomes Barreto Jr., D.Sc.

Fevereiro de 2010

MODELAGEM DO PROCESSO DE GASEIFICAÇÃO DE BIOMASSA EMPREGANDO REDES NEURONAIS

Leonardo Couceiro Nemer

Monografia em Engenharia Química submetida ao Corpo Docente da Escola de Química, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Engenheiro Químico.

Aprovado por:

Patrícia Oliva Soares, M.Sc.

Márcia Peixoto Vega Domiciano, D.Sc.

Luiz Fernando Lopes Rodrigues Silva, D.Sc.

Orientado por:

Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

Amaro Gomes Barreto Jr., D.Sc.

Rio de Janeiro, RJ – Brasil

Fevereiro de 2010

Nemer, Leonardo Couceiro.

Modelagem do processo de gaseificação de biomassa empregando redes neuronais/Leonardo Couceiro Nemer. Rio de Janeiro: UFRJ/EQ, 2010.

xii, 65 p.; il.

(Monografia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Escola de Química, 2010.

Orientadores: Maurício Bezerra de Souza Jr. e Amaro Gomes Barreto Jr.

1. Gaseificação de biomassa 2. Modelagem . 3. Redes Neuronais. 4. Monografia.

(Graduação – UFRJ/EQ). 5. Maurício Bezerra de Souza Jr, D.Sc. e Amaro Gomes Barreto Jr., D.Sc.

Dedico este trabalho à minha família pelo carinho e pelo esforço realizado durante todos esses anos para que esse momento fosse possível.

AGRADECIMENTOS

Aos meus amigos do colégio e da faculdade por todo o apoio e pela companhia durante esse longo caminho percorrido até aqui.

Aos meus orientadores Maurício Bezerra de Souza Jr. e Amaro Gomes Barreto Jr., pela oportunidade e confiança depositadas.

Ao Centro de Pesquisa da Petrobrás (CENPES) pela iniciativa de realização do trabalho, em especial à Cristina Pontes e à Patrícia Oliva.

Aos membros do Laboratório de Processos de Separação por Membranas (PAM) e do Laboratório de Bioprocessos do PEQ/COPPE pelo carinho durante o tempo em que estive lá, em especial à Professora Helen Ferraz, Professor Cristiano Borges e aos colegas Carol, Dani, Gabriela, Liliane, Luzia, Herval, João Baptista e Walter.

Aos colegas da Nortec, em especial Alessandra, Renata, Rose, César, Cleiton, Leo, Michael, Rodrigo, Róbson, Toni e Waltinho.

Aos colegas da Chemtech pelas oportunidades e pelo companheirismo.

Aos professores e funcionários da Escola de Química, por fazerem da Universidade um ambiente agradável ao longo desses cinco anos.

Resumo da Monografia apresentada à Escola de Química como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Engenheiro Químico.

MODELAGEM DO PROCESSO DE GASEIFICAÇÃO DE BIOMASSA EMPREGANDO REDES NEURONAIS

Leonardo Couceiro Nemer

Fevereiro, 2010

Orientadores: Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

Prof. Amaro Gomes Barreto Jr., D.Sc.

A tecnologia de gaseificação de biomassa desponta como uma das rotas mais promissoras para contribuir com o uso de fontes renováveis para o fornecimento de energia global. O processo de gaseificação permite uma combustão mais limpa e eficiente da biomassa e tem sido muito utilizado, principalmente, em sistemas de co-geração de energia.

Entretanto, a complexidade desses processos, os quais envolvem escoamento bifásico gás-sólido, transferência de massa e calor e diversas reações acontecendo simultaneamente, torna a sua modelagem para simulação e predição de desempenho uma tarefa bastante complicada. Nesse contexto, o uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) pode ser de grande utilidade na tentativa de avaliar o desempenho da gaseificação de forma mais genérica e economicamente vantajosa do que aquela baseada em princípios básicos de conservação.

Neste trabalho, foi feito o levantamento de dados obtidos na literatura, em 21 artigos científicos, de forma a investigar uma correlação entre as características da biomassa e a composição do gás obtido no processo de gaseificação. Essa base de dados foi utilizada no treinamento de RNA de múltiplas camadas. Foram empregadas redes com diferentes arquiteturas, tendo como dados de entrada análises da biomassa e algumas condições de operação. Os resultados de predição e desempenho das redes são analisados estatisticamente com o emprego de *softwares* adequados.

ÍNDICE

Capítulo 1 - Introdução	1
1.1 - Motivação	1
1.2 - Objetivo	4
1.3 - Estrutura do trabalho	4
Capítulo 2 - Gaseificação de biomassa	6
2.1 - Introdução	6
2.2 - Principais reações envolvidas	7
2.3 - Efeito das propriedades da biomassa	8
2.4 - Tipos de gaseificadores	9
2.5 - Agentes de gaseificação	12
2.6 - Modelagem do processo	14
Capítulo 3 - Redes Neurais Artificiais	16
3.1 - Introdução	16
3.2 - Neurônio biológico x Neurônio artificial	17
3.3 - Topologia das RNA	19
3.4 - Treinamento das RNA	21
<u>3.4.1 - Método de retropropagação</u>	23
<u>3.4.2 - Método do gradiente conjugado (GC)</u>	26
Capítulo 4 - Metodologia	27
Capítulo 5 - Resultados	30
5.1 - Levantamento de dados da literatura	30
5.2 - Redes Neurais	31
5.3 - Aplicativo para execução da rede	48
Capítulo 6 - Conclusão	55

Capítulo 7 - Bibliografía	56
Anexo I – Base de datos	59

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 – Oferta mundial de energia primária.....	1
Figura 2 - Oferta interna de energia no Brasil	3
Figura 3 - Oferta de energia elétrica no Brasil.....	3
Figura 4 - Leito Fixo de Fluxo Ascendente	10
Figura 5 - Leito Fixo de Fluxo Descendente	11
Figura 6 - Tipos de gaseificadores de leito fluidizado.....	12
Figura 7 - Neurônio biológico.....	17
Figura 8 - Representação do Sistema Nervoso	17
Figura 9 - Modelo de um neurônio artificial.....	18
Figura 10 - Rede <i>feedforward</i> com camada única	19
Figura 11 - Rede <i>feedforward</i> com múltiplas camadas	20
Figura 12 - Rede Recorrente	20
Figura 13 - Erro x Número de iterações do treinamento	22
Figura 14 - Configuração da rede	31
Figura 15 - Gráfico: H ₂ real x H ₂ predito.....	33
Figura 16 - Gráfico: CO real x CO predito	33
Figura 17 - Gráfico: CH ₄ real x CH ₄ predito	34
Figura 18 - Gráfico: CO ₂ real x CO ₂ predito	34
Figura 19 - Gráfico: C ₂ H _n real x C ₂ H _n predito.....	35
Figura 20 - Gráfico: H ₂ real x H ₂ predito.....	37
Figura 21 - Gráfico: CO real x CO predito	38
Figura 22 - Gráfico: CH ₄ real x CH ₄ predito.....	39
Figura 23 - Gráfico: CO ₂ real x CO ₂ predito	40
Figura 24 - Gráfico: H ₂ real x H ₂ predito.....	41
Figura 25 - Gráfico: CO real x CO predito	42

Figura 26 - Gráfico: CH ₄ real x CH ₄ predito	43
Figura 27 - Gráfico: CO ₂ real x CO ₂ predito	44
Figura 28 - Gráfico: H ₂ real x H ₂ predito	45
Figura 29 - Gráfico: CO real x CO predito	46
Figura 30 - Gráfico: CH ₄ real x CH ₄ predito	47
Figura 31 - Gráfico: CO ₂ real x CO ₂ predito	48
Figura 32 - Tela de interface com o usuário	49

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Análise do desempenho da rede	32
Tabela 2 - Resultado da análise de sensibilidade da rede	36
Tabela 3 - Análise de sensibilidade	38
Tabela 4 - Análise de sensibilidade	38
Tabela 5 - Análise de Sensibilidade.....	39
Tabela 6 - Análise de Sensibilidade.....	40
Tabela 7 - Análise de Sensibilidade.....	42
Tabela 8 - Análise de Sensibilidade.....	42
Tabela 9 - Análise de Sensibilidade.....	43
Tabela 10 - Análise de Sensibilidade.....	44
Tabela 11 - Análise de Sensibilidade.....	45
Tabela 12 - Análise de Sensibilidade.....	46
Tabela 13 - Análise de Sensibilidade.....	47
Tabela 14 - Análise de Sensibilidade.....	48
Tabela 15 - Padrões utilizados no treinamento da rede	50
Tabela 16 - Padrões utilizados no treinamento da rede (Vapor).....	53
Tabela 17 - Padrões utilizados no treinamento da rede (Ar)	54

LISTA DE SIGLAS

AIE – Agência Internacional de Energia

BEN – Balanço Energético Nacional

GC – Gradiente Conjugado

IPS – Intelligent Problem Solver

MLP – Multilayer Perceptron

MME – Ministério de Minas e Energia

PCI – Poder Calorífico Inferior

PCS – Poder Calorífico Superior

RNA – Redes Neurais Artificiais

SNN – Statistica Neural Network

NOMENCLATURA

d : resposta desejada para o neurônio

y : resposta obtida na saída do neurônio

e : erro na saída do neurônio

ε : energia instantânea total do erro

C : conjunto que inclui os neurônios da camada de saída

N : número de padrões de treinamento

v : campo local induzido

m : número de entradas da rede

w : peso sináptico

$\varphi (\cdot)$: função de ativação associada ao neurônio

η : taxa de aprendizagem

δ : gradiente local

λ : termo de momento

Capítulo 1 - Introdução

1.1 - Motivação

O progresso cultural e econômico, na história da civilização ocidental e do desenvolvimento humano manifesta-se, dentre outras coisas, através da inovação em tecnologias energéticas cada vez mais eficientes (Henriques, 2009). Entretanto, os esforços para o desenvolvimento dessas tecnologias sempre tiveram como motivação aspectos predominantemente econômicos, fazendo com que, ainda nos dias de hoje, os combustíveis fósseis sigam como a principal fonte energética, como mostra a Figura 1.

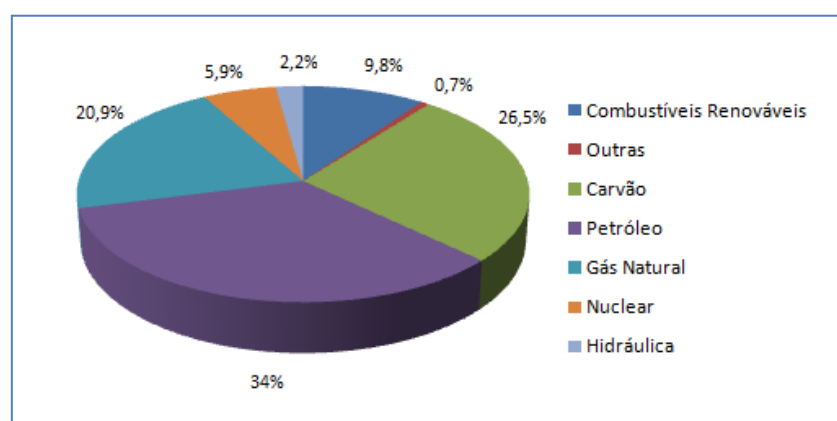


Figura 1 – Oferta mundial de energia primária
Fonte: AIE (2007)

Esse panorama de desenvolvimento, pautado majoritariamente no uso de energia de origem fóssil, tem conseqüências ambientais graves. Além de ser uma fonte não-renovável e, portanto, limitada, a queima desses combustíveis produz gases que contribuem para o aquecimento global, podendo ter conseqüências catastróficas no nosso planeta. Nesse contexto, a substituição dessa fonte de energia por fontes renováveis e o uso de tecnologias limpas, isto é, de pouco ou nenhum impacto ambiental, passou a ser essencial para o futuro da humanidade. E o uso da biomassa de forma mais eficiente surge como uma das principais alternativas.

A biomassa para geração de energia pode ser definida como um combustível renovável derivado de material orgânico. Os principais materiais utilizados para este fim são resíduos da agricultura, como bagaço, palha, cascas, além de restos de madeira, resíduos sólidos urbanos, entre outros. A biomassa energética é comumente dividida em

três grupos: biomassa tradicional, biomassa “aperfeiçoada” e biomassa moderna (Karekesi *et al.*, 2005).

Biomassa tradicional é aquela usada em métodos tradicionais de combustão direta da madeira, lenha, resíduos e carvão vegetal para cocção e secagem, e ainda muito utilizada como fonte de energia nas áreas rurais de países em desenvolvimento. Está normalmente associada a uma exploração predatória e não-sustentável da biomassa, de baixo custo e bastante poluente. Segundo a Agência Internacional de Energia, essa é a fonte de energia primária de cerca de um terço da população mundial. Biomassa “aperfeiçoada” é aquela usada em tecnologias mais eficientes de combustão direta da biomassa, tais como fogões e fornos. Já a biomassa moderna é aquela que é utilizada em técnicas avançadas de conversão da biomassa em eletricidade e biocombustíveis (Guardabassi, 2006), incluindo neste caso a gaseificação.

Embora não seja o combustível sólido mais utilizado, a biomassa tem atraído cada vez mais atenção como fonte de energia. Além de ser renovável, sua aplicação resulta em um saldo próximo de zero de emissão de gás carbônico, não contribuindo para o efeito estufa, já que esse gás é absorvido no crescimento da biomassa durante o processo de fotossíntese. Esse aspecto, nos dias de hoje, de grande preocupação com o aquecimento global, tem sido determinante para atrair maiores investimentos nessa área.

Os principais esforços no desenvolvimento de tecnologias de conversão da biomassa em formas secundárias de energia são nas áreas de geração de energia elétrica e na produção de combustíveis líquidos. Na questão de geração de energia elétrica de forma renovável, a biomassa concorre com outras fontes de energia como a eólica, solar, geotérmica, entre outras. Já a sua utilização na produção de combustíveis líquidos (como etanol e biodiesel) segue como a principal alternativa aos derivados de petróleo e por esse motivo tem ganhado muito mais destaque, especialmente no Brasil.

A Figura 2 mostra a participação das diferentes fontes na oferta interna de energia no Brasil e pode-se ver a grande participação da biomassa na nossa matriz energética. Isso se deve, principalmente, à utilização da cana-de-açúcar na produção de etanol. A participação da biomassa deve aumentar ainda mais nos próximos anos com os incentivos e investimentos que a produção de biodiesel vem recebendo.

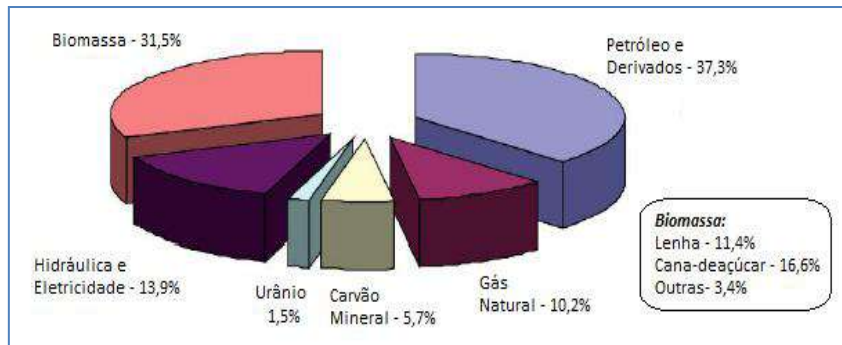


Figura 2 - Oferta interna de energia no Brasil

Fonte: adaptada de BEN/MME, 2008

Analisando agora especificamente a oferta de energia elétrica (Figura 3), observamos que a participação da biomassa reduz bastante. Isso está relacionado ao grande potencial do Brasil para geração de energia hidrelétrica. Porém, o aumento da demanda por energia e o alto custo associado à construção de novas hidrelétricas e ao adequado gerenciamento sócio-ambiental que é requerido para estas usinas (cuidados necessários para que não ocorra assoreamento, indenização às populações deslocadas, entre outros), podem impulsionar o uso da biomassa também para este fim.

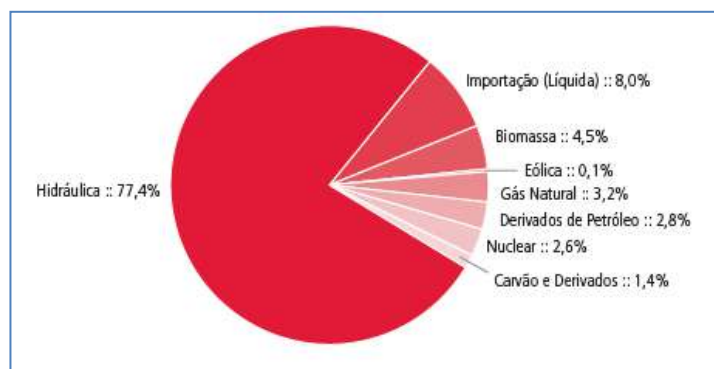


Figura 3 - Oferta de energia elétrica no Brasil

Fonte BEN/MME, 2007

Nesse contexto, a tecnologia de gaseificação da biomassa é uma das rotas mais promissoras para contribuir de forma significativa com o uso de fontes renováveis para o fornecimento de energia global (Siedlecki *et al.*, 2007). Sistemas com ciclos combinados de geração de calor e energia elétrica que aproveitam o gás gerado na gaseificação da biomassa estão em fase bem avançada em alguns países, principalmente da Europa, e já são utilizados em pequena escala. Em países em desenvolvimento, a gaseificação pode ter grande aplicação como fonte de energia elétrica em comunidades rurais isoladas usando a biomassa local (Hislop e Hall, 1996).

1.2 - Objetivo

O presente trabalho foi realizado com o objetivo de investigar a correlação entre as características da biomassa e a composição do gás produzido no processo de gaseificação através do uso de redes neuronais artificiais (RNA). Esta informação é de grande importância para o projeto do equipamento em função da flexibilidade operacional que se espera que ele tenha e para a predição de seu desempenho e determinação das possíveis aplicações do produto gerado.

Os processos de gaseificação são bastante complexos e de difícil modelagem, pois envolvem escoamento bifásico gás-sólido, transferência de calor e massa, pirólise de biomassa, reações homogêneas na fase gasosa e heterogêneas gás-sólido (Guo *et al.*, 2001; Souza, 2009). Assim, a modelagem a partir dos princípios básicos de conservação encontra-se ainda em uma fase incipiente (Guo *et al.*, 2001). Adicionalmente, a maior parte dos trabalhos tem sido desenvolvida para carvão (e.g., Nougues *et al.*, 2000; Guo *et al.*, 1997) como destacam Nemtsov & Zabaniotou (2008).

Dessa forma, o desenvolvimento de um modelo mecanístico exige que muitas idealizações e suposições sejam feitas. Por exemplo, Li *et al.* (2004) tentaram prever a composição do gás de saída a partir de considerações do equilíbrio químico dos componentes, contudo as predições obtidas apresentaram uma variação significativa.

As redes neuronais são aproximadores universais e receberam numerosas aplicações nas últimas décadas (Haykin, 2001), motivando a investigação no presente trabalho da sua capacidade de prever as características do gás produzido nos processos de gaseificação de diferentes biomassas.

1.3 - Estrutura do trabalho

Os resultados dessa investigação são apresentados nessa monografia, que está estruturada como segue. O Capítulo 2 deste trabalho trata da teoria do processo de gaseificação da biomassa, os aspectos técnicos e as reações envolvidas. No Capítulo 3, é feita uma introdução ao tema de RNA, suas aplicações, a inspiração no neurônio biológico, as diferentes topologias de redes, dando ênfase aos tipos de redes utilizadas neste trabalho. A metodologia usada no desenvolvimento do trabalho está descrita no Capítulo 4. No Capítulo 5 são apresentados os resultados obtidos, com a inclusão das

melhores redes geradas e a avaliação de seus desempenhos. O Capítulo 6 finaliza o trabalho com as conclusões obtidas.

Capítulo 2 - Gaseificação de biomassa

2.1 - Introdução

A gaseificação é um processo no qual um combustível sólido ou líquido é convertido em um combustível na fase gasosa, através do contato com um agente gaseificante. Utiliza combustíveis como o carvão, a biomassa, coque de petróleo, entre outros (Basu, 2006). Do ponto de vista químico é um processo bastante complexo, pois envolve muitas reações acontecendo simultaneamente, como reações de pirólise, combustão e gaseificação (De Souza Jr. e Barreto Jr., 2009).

O gás produzido é composto principalmente de hidrogênio (H_2), monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO_2) e metano (CH_4), além de traços de hidrocarbonetos mais pesados (como etano e etileno), água, nitrogênio (quando o ar é usado como agente de gaseificação) e alguns contaminantes. Além disso, como subprodutos do processo têm-se o alcatrão e um resíduo sólido de carbono não convertido (*char*).

O processo de gaseificação é conhecido desde o século XIX, mas até hoje é um desafio projetá-lo e otimizá-lo de modo a atender às exigências de qualidade para suas possíveis aplicações (Siedlecki *et al.*, 2007). Entre os principais desafios podemos citar: a dificuldade de fazer o escalonamento para unidades industriais e a instabilidade no processo de produção do gás (Chen *et al.*, 2004).

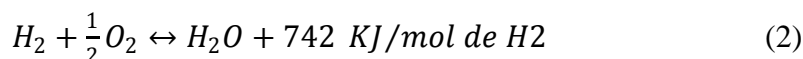
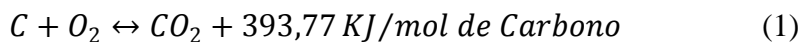
A composição dos gases e a produção conjunta dos subprodutos dependem de diversos fatores, tais como: processo empregado, energia fornecida ao processo, tipo de gaseificador, condições de operação e tipo de biomassa utilizada. O gás produzido pode ter diferentes aplicações como: alimentação de turbinas a gás ou motores de combustão interna, produção de gás de síntese e, após uma etapa adequada de limpeza e reforma, pode ser usado para produção de hidrogênio, na alimentação de células combustíveis (Chen *et al.*, 2004; Baratieri *et al.*, 2008).

2.2 - Principais reações envolvidas

As reações que acontecem dentro de um gaseificador podem ser separadas em quatro etapas de acordo com a temperatura (Basu, 2006):

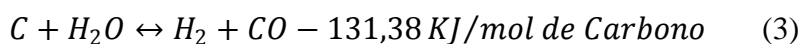
1. Secagem (Temperatura acima de 150°C): Processo endotérmico que evapora a umidade presente no combustível.
2. Pirólise (Temperatura entre 200 e 700°C): Processo endotérmico que tem como produtos gases (H_2 , CO , CO_2 , H_2O e CH_4), alcatrão e um resíduo sólido de carbono (*char*).
3. Combustão (Temperatura entre 700 e 1500°C): Processo exotérmico, resultado da reação entre o carbono da matéria-prima e o oxigênio do ar.
4. Redução (Temperatura entre 800 e 1100°C): Processo endotérmico de obtenção dos gases combustíveis.

A zona de oxidação ou combustão é determinada pela posição de entrada do comburente, cujo oxigênio é responsável pela queima de parte da matéria-prima, liberando energia térmica. É a combustão, através das reações abaixo, que fornece praticamente toda a energia necessária para que as outras etapas aconteçam.

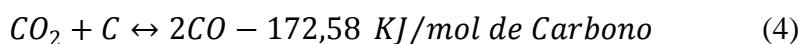


Os gases quentes da zona de combustão passam, em seguida, à zona de redução, sempre adjacente, acima ou abaixo, dependendo da configuração do gaseificador. Esta etapa envolve uma série de reações endotérmicas que promovem a produção dos gases combustíveis, segundo as seguintes reações principais:

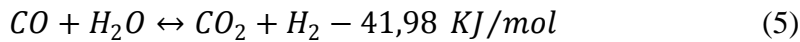
- Oxidação parcial do carbono pelo vapor d'água:



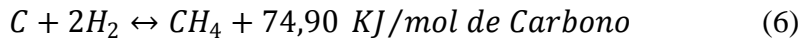
- Reação de Boudouard – reação do dióxido de carbono com o resíduo sólido de carbono:



- Reação de Shift:



- Reação de formação de metano:



A zona de pirólise fica situada acima das zonas de oxidação e redução e as reações começam a ocorrer em temperaturas em torno de 200°C, quando se inicia a decomposição da estrutura da biomassa pela ação térmica. Na zona de secagem, ocorre a eliminação da umidade da biomassa na forma de vapor.

2.3 - Efeito das propriedades da biomassa

Algumas características da biomassa têm um efeito significativo no desempenho do gaseificador. Por esse motivo, antes de alimentar o reator é sempre feita a análise dessas propriedades, denominada de Análise Imediata (na qual se determinam os teores de umidade, componentes voláteis, carbono fixo e cinzas). O efeito dessas propriedades e o modo como é feita a análise estão descritos a seguir:

- a. Umidade: a biomassa com umidade muito elevada (acima de 30%) dificulta a ignição e diminui o poder calorífico do gás produzido, já que antes que a combustão/gaseificação possa ocorrer é necessária a evaporação dessa umidade. A temperatura do reator diminui, fazendo com que a quebra dos hidrocarbonetos liberados durante a pirólise seja incompleta (McKendry, 2002). O ideal é manter a umidade abaixo de 10% antes da gaseificação. Se necessário, é feito um pré-tratamento da carga com a secagem da mesma.
- b. Componentes Voláteis: quanto maior o teor de voláteis, mais reativo é o material e, por isso, é convertido em gás mais facilmente formando menor quantidade do resíduo sólido de carbono (*char*).
- c. Cinzas: O teor de cinzas não afeta diretamente a composição do gás, mas sim a operação do gaseificador, podendo impossibilitar a gaseificação. A temperatura dentro do reator muitas vezes é maior que o ponto de fusão da cinza causando problemas de aglomeração e incrustação. Esse tipo de problema ocorre com teores acima de 5% (Basu, 2006).

Alem da Análise Imediata, outro tipo de caracterização que é geralmente feita quando se trabalha com biomassa é a Análise Elementar. Neste caso, é determinada a fração mássica dos principais elementos químicos presentes na biomassa (C, H, O, N e S).

Outra propriedade importante da biomassa é o seu poder calorífico. É definido como a quantidade de energia na forma de calor liberada pela combustão de uma unidade de massa (ou volume para o caso de gases) do combustível. É geralmente expressa em MJ/Kg (MJ/m^3) ou KJ/Kg (KJ/m^3). Devido à formação de água durante a combustão, provocada pela presença de hidrogênio, existem duas formas de indicar o poder calorífico de um combustível, dependendo se a energia consumida na vaporização da água é considerada ou não. São elas:

- Poder Calorífico Superior (PCS): é a quantidade total de energia sem considerar a perda decorrente da vaporização da água. É determinado resfriando-se todos os produtos da combustão até sua temperatura original antes da combustão, condensando todo vapor d'água produzido.
- Poder Calorífico Inferior (PCI): é a energia efetivamente disponível por unidade de massa (ou volume) do combustível depois de descontada as perdas com a evaporação da água (calor latente de vaporização).

2.4 - Tipos de gaseificadores

Os gaseificadores são geralmente classificados de acordo com o tipo do leito. Os principais reatores utilizados na gaseificação da biomassa estão listados a seguir:

- Gaseificadores de Leito Fixo:
 - a. de fluxo ascendente ou contracorrente: a alimentação da biomassa é feita pelo topo do reator e desce em contracorrente ao agente gaseificante, que é alimentado pelo fundo. Inicialmente, o ar entra em contato com a biomassa em uma região de temperatura bastante elevada, ocorrendo sua combustão. Em seguida, em temperaturas mais baixas, o CO_2 e H_2O presentes são reduzidos a CO , H_2 e CH_4 . Os gases sobem para zonas de temperaturas mais baixas e encontram a biomassa em fluxo descendente, nas etapas de pirólise e secagem. Esse tipo de reator produz um gás com

alto teor de alcatrão e óleos formados na pirólise, sendo necessária uma lavagem dos gases em etapa posterior à gaseificação, provocando uma perda de calor sensível e diminuindo a eficiência energética global do processo. Um esquema ilustrativo desse reator e o perfil de temperatura observado é mostrado na Figura 4.

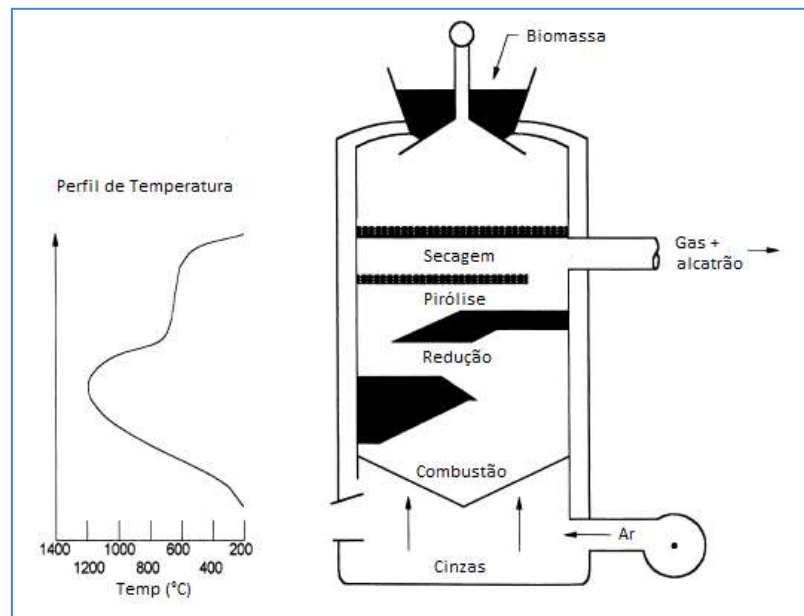


Figura 4 - Leito Fixo de Fluxo Ascendente

Fonte: adaptada de McKendry, 2002

- b. de fluxo descendente ou co-corrente: foi projetado com o objetivo de eliminar do gás os alcatrões e os óleos. O ar é alimentado em uma região superior do reator e os produtos de combustão são reduzidos a CO e H₂ à medida que atravessam o leito a alta temperatura, sendo os óleos e alcatrões craqueados a gases simples ou a carbono. Esse tipo de reator é apresentado na Figura 5.

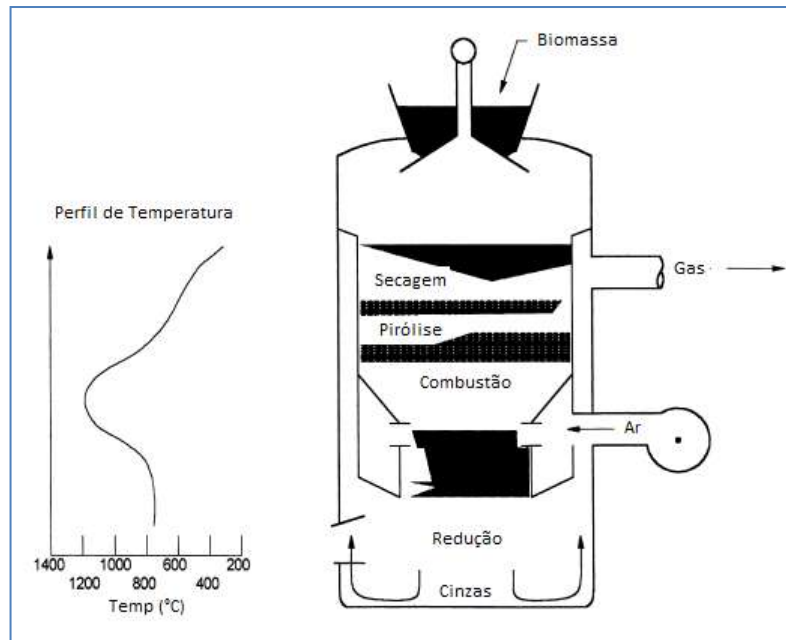


Figura 5 - Leito Fixo de Fluxo Descendente

Fonte: adaptada de McKendry, 2002

- Gaseificadores de Leito fluidizado:

Os gaseificadores de leito fluidizado apresentam como principal característica a formação de um leito de biomassa em suspensão produzido por efeito do fluxo de ar. Devido à intensa interação entre a biomassa e o ar no leito fluidizado, os processos de transferência de massa e energia se realizam com facilidade, obtendo-se uma distribuição quase uniforme da temperatura ao longo do equipamento (Henriques, 2009).

Sua operação em temperaturas relativamente mais baixas que a dos reatores de leito fixo reduz significativamente os teores de enxofre e de material particulado, além de diminuir a formação de óxidos de nitrogênio. Esse tipo de gaseificador é de uma concepção mais moderna e tem sido objeto de estudos mais intensos, com perspectivas bastante promissoras. Normalmente, utiliza-se como leito um material inerte (em geral a areia) ou um material reativo (como o calcário ou um catalisador), que melhoram a transferência de calor e propiciam uma ação catalítica ou purificadora do gás.

Esse tipo de reator é o mais popular quando se usa biomassa como combustível também pelo fato de ser mais flexível quanto aos diferentes tipos de biomassa e ter maior capacidade de conversão devido ao melhor contato entre o sólido e o gás dentro

do reator. Esses gaseificadores são divididos em dois tipos principais: borbulhante e circulante, como pode ser observado na Figura 6.

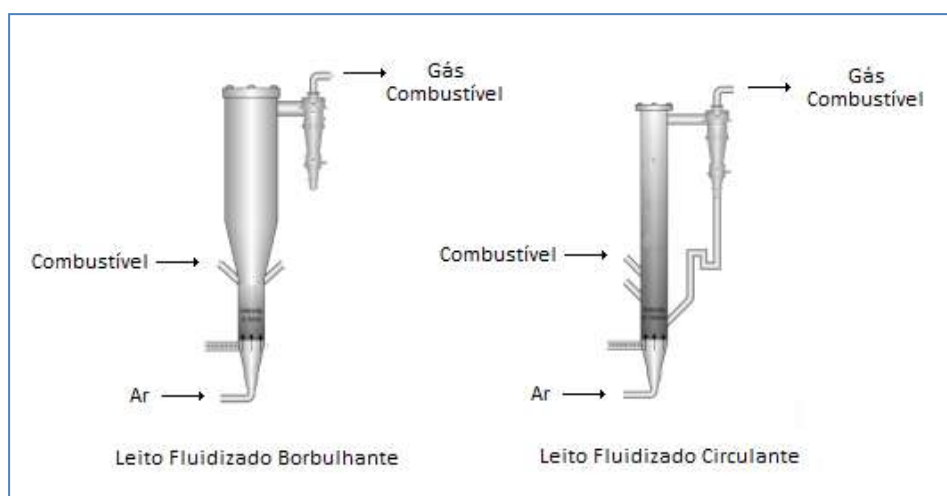


Figura 6 - Tipos de gaseificadores de leito fluidizado

Fonte: adaptada de Dutta, 2007

A principal diferença entre esses dois tipos citados é a velocidade com a qual o material atravessa o leito. O gaseificador de leito borbulhante foi o primeiro equipamento de leito fluidizado a ser projetado com velocidade de 1m/s. No leito circulante, resultado de projetos mais recentes, a velocidade na qual o material atravessa é mais alta, entre 7 e 10 m/s, permitindo melhor mistura do ar com o combustível gaseificado (Henriques, 2009). Outra diferença importante é o fato de, no circulante, haver recirculação do leito e do material não convertido, aumentando a conversão da biomassa.

2.5 - Agentes de gaseificação

Podem ser usados como agentes de gaseificação o ar, oxigênio, vapor d'água ou uma combinação deles. No caso do uso de ar e do oxigênio, é o calor liberado na reação exotérmica do oxigênio com o combustível que será usado para manter o gaseificador na temperatura de operação e como fonte de calor para que as reações endotérmicas de gaseificação aconteçam. Quando vapor é utilizado torna-se necessário uma fonte de aquecimento externa. Abaixo estão descritas as principais diferenças no gás produzido quando cada um destes agentes é utilizado.

a. Ar

O gás gerado quando ar é usado como agente gaseificante apresenta um baixo poder calorífico, pois se encontra diluído em nitrogênio. Esse valor costuma ficar na faixa de 4 a 6 MJ/Nm³ (McKendry, 2002). É o processo mais simples e mais desenvolvido comercialmente. É adequado para geração de calor em processos industriais e operação de motores.

b. Oxigênio

O uso de oxigênio puro torna o processo muito caro, devido à dificuldade de separação do mesmo, que em geral é feita a partir do fracionamento do ar em processos de alto custo como a destilação criogênica. O gás produzido tem médio poder calorífico, ficando em torno de 15 MJ/Nm³ (McKendry, 2002). Pode ser usado como fonte de calor ou como gás de síntese.

Quando ar ou oxigênio são usados como agentes de gaseificação, é definido o termo Razão Equivalente (RE). Este valor é determinado pela razão entre a quantidade de oxigênio fornecido ao sistema e a quantidade estequiométrica necessária para que ocorra a combustão completa do combustível. Valores muito baixos de RE (< 0,2) causam problemas como gaseificação incompleta, formação excessiva de resíduo sólido de carbono e baixo poder calorífico do gás produzido. Por outro lado, valores muito altos (> 0,4) resultam na formação excessiva de produtos da combustão (como CO₂ e H₂O), diminuindo também o poder calorífico do gás (Basu, 2006).

c. Vapor

Quando somente vapor é usado como agente gaseificante, faz-se uso de uma fonte de calor externa para fornecer a energia necessária para que ocorram as reações de gaseificação, que são endotérmicas. O gás produzido, assim como no caso do oxigênio puro, tem médio poder calorífico, em torno de 15 MJ/Nm³ e pode ser usado como gás de síntese (McKendry, 2002).

No caso do vapor, costuma-se avaliar o desempenho do gaseificador também em função da razão entre a vazão mássica de vapor que entra no reator e a vazão mássica de alimentação da biomassa (Vapor/Biomassa).

2.6 - Modelagem do processo

Uma boa modelagem do processo de gaseificação pode ajudar a otimizar o projeto e a operação dos gaseificadores de biomassa. A maior parte dos trabalhos, porém, têm sido desenvolvidos para carvão, como destacaram Nemtsov & Zabaniotou (2008). Em comparação com o carvão, a biomassa é feita não apenas de lignina, mas também de celulose e hemicelulose, as quais têm seu próprio comportamento térmico (Nemtsov & Zabaniotou, 2008), o que torna a modelagem da gaseificação de biomassa mais difícil.

Dessa forma, o desenvolvimento de um modelo mecânico exige que muitas idealizações e suposições sejam feitas, o que resulta em um modelo bastante simplificado, com pouca capacidade preditiva (De Souza Jr. e Barreto Jr., 2009). Corella e Sanz (2005) destacaram a dificuldade de se fazer um modelo baseado nas equações cinéticas das diferentes reações envolvidas junto com os balanços de massa e energia para um gaseificador de biomassa de leito fluidizado circulante. Nesse trabalho de Corella, os autores citam o objetivo de desenvolver um modelo “tão bom quanto possível”.

Ainda assim, existem importantes trabalhos nessa linha como os de Belleville e Capart (1983), que desenvolveram um modelo empírico para gaseificadores a ar de leito fluidizado borbulhante que foi aplicado com sucesso em um gaseificador na França. Para esse tipo de reator também pode ser citado com destaque o modelo fenomenológico desenvolvido por Corella et al (1990).

A literatura, conforme indicado por Xiao et al (2008), aponta a habilidade inerente das redes neurais artificiais (RNA) em aprender e reconhecer relações altamente não-lineares e, então, organizar dados dispersos em um modelo não linear (modelagem empírica e híbrida) (De Souza Jr. & Barreto Jr., 2009). Essa é uma característica bastante interessante e que pode ser de grande importância para auxiliar na modelagem de processos de gaseificação de biomassa.

Existem alguns trabalhos na literatura utilizando redes neurais para prever características de processos combustão, pirólise ou gaseificação. Guo *et al.* (1997) desenvolveram um modelo híbrido para gaseificação de carvão usando redes neurais para estimar parâmetros de reatividade dos diferentes tipos de carvão com razoável sucesso. Em 2002, Dong *et al.* utilizaram RNA para prever a emissão de gases poluentes em um processo de combustão de uma mistura de resíduos sólidos urbanos e carvão com resultados próximo aos dados experimentais.

Guo *et al.* (2001) desenvolveram um modelo híbrido para gaseificação de biomassa em reatores de leito fluidizado, tendo vapor com agente gaseificante, usando redes neurais de múltiplas camadas para estimar parâmetros do processo e, então, determinar a partir de um modelo fenomenológico a taxa de produção e a composição de H₂, CO, CO₂ e CH₄. Porém, as redes foram treinadas para cada tipo de biomassa separadamente.

Xiao *et al.* (2008) utilizaram redes neurais em processos de gaseificação de resíduos sólidos urbanos em leito fixo para prever o poder calorífico inferior do gás produzido e a sua taxa de produção a partir das seguintes variáveis de entrada: tipo de resíduo utilizado (papel, madeira, lixo de cozinha, material plástico e têxtil), temperatura de gaseificação e valor de Razão Equivalente. Os resultados apontaram a viabilidade do uso de RNA para a modelagem deste processo.

Capítulo 3 - Redes Neurais Artificiais

3.1 - Introdução

As redes neuronais artificiais (RNA) representam um conceito computacional que visa ao processamento de informações de forma semelhante ao cérebro humano. Encontram aplicações nas mais diversas áreas, como modelagem, análise de séries temporais, reconhecimento de padrões, processamento de sinais e controle, entre outras. Isso decorre de sua capacidade de aprender a partir de dados de entrada (Haykin, 2001), reconhecer padrões e inferir uma função dessas observações.

A modelagem baseada em redes neuronais pode ser mais genérica e economicamente vantajosa que aquela baseada em princípios básicos de conservação, uma vez que as redes empregam apenas dados históricos das plantas (De Souza Jr., 2005).

De acordo com Haykin (2001), podemos definir uma rede neuronal como um processador maciçamente paralelamente distribuído constituído de unidades de processamento simples, que têm a propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso. Ela se assemelha ao cérebro em dois aspectos:

1. O conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de treinamento.
2. Forças de conexão entre neurônios, denominadas pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

Duas categorias principais de problemas podem ser resolvidos usando o modelo baseado em RNA:

- a. Classificação: o objetivo é determinar em qual classe está inserido o caso dado como entrada do modelo. A saída é uma variável nominal.
Exemplos: reconhecimento de assinatura (verdadeira ou falsa), detecção de câncer (presença ou ausência do tumor).

- b. Regressão: o objetivo é prever o valor de uma ou mais variáveis contínuas. A saída é uma variável numérica.

Exemplos: preço de uma ação no mercado financeiro e, como é o caso do presente trabalho, a composição de um gás produzido em um processo químico.

3.2 - Neurônio biológico x Neurônio artificial

O sistema nervoso é formado por um conjunto extremamente complexo de células, os neurônios, responsáveis pela condução do impulso nervoso. Um neurônio biológico consiste de três seções: o corpo celular, os dendritos e o axônio.

Os dendritos realizam as conexões com outras células, permitindo que recebam sinais em pontos de conexão chamados de sinapses. Os sinais são passados para o corpo celular onde eles são somados com outros sinais. Se o sinal resultante ao longo de um curto intervalo de tempo é suficientemente elevado, a célula “dispara”, produzindo um pulso ao longo do axônio que é passado para células sucessivas (Wasserman, 1989).

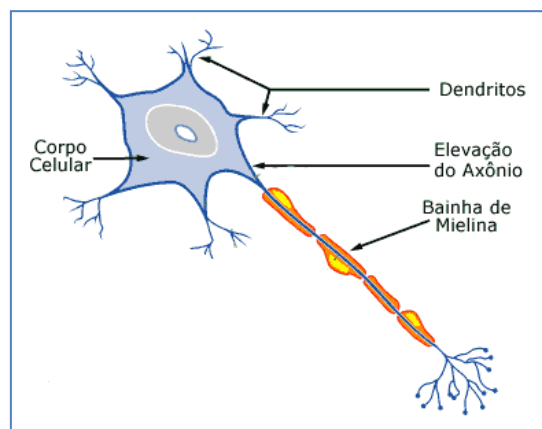


Figura 7 - Neurônio biológico

O sistema nervoso humano pode ser visto como um sistema de três estágios, como mostrado na Figura 8 (Haykin *apud* Arbib, 1987):

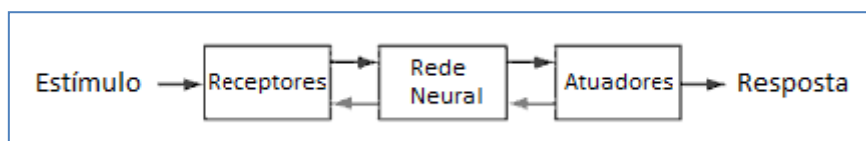


Figura 8 - Representação do Sistema Nervoso

Fonte: Haykin, 2001

O cérebro aparece representado como a rede neuronal, que recebe continuamente informação, percebe-a e toma decisões apropriadas. Os receptores convertem estímulos do corpo humano ou do ambiente externo em impulsos elétricos que transmitem informação para o cérebro. Os atuadores convertem impulsos elétricos gerados pelo cérebro (rede neuronal) em respostas discerníveis como saídas do sistema (Haykin, 2001).

A estrutura altamente eficiente formada pelo cérebro, capaz de um processamento extremamente rápido no reconhecimento de padrões serviu como inspiração para estudos visando reproduzir esse tipo de atuação. Um neurônio artificial é mostrado na Figura 9, com seus três elementos básicos: as sinapses, um somador e a função de ativação.

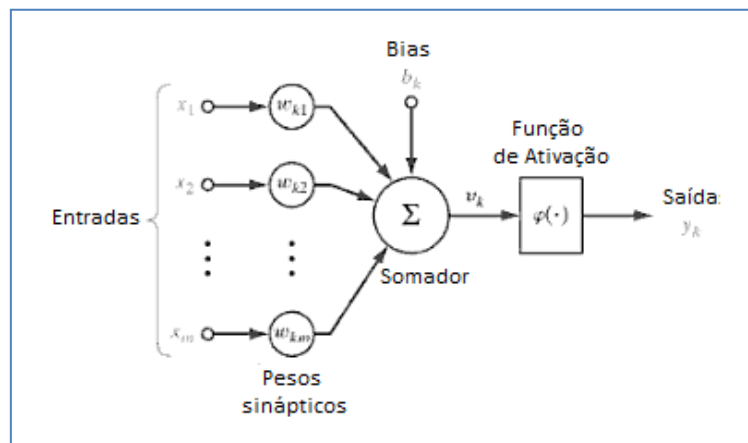


Figura 9 - Modelo de um neurônio artificial

Fonte: adaptada de Haykin, 2001

O dado de entrada passa pelas sinapses ou elos de conexão, onde tem seu valor multiplicado pelo peso sináptico. No somador, os sinais de entrada ponderados pelas respectivas sinapses do neurônio são somados e esse valor é comparado com um valor limite (*threshold* ou *bias*). A comparação das entradas ponderadas com o *bias* é chamada de função de Potencial Pós-Sináptica (PSP). A função de ativação atua restringindo a amplitude da saída de um neurônio, tipicamente em um intervalo $[0,1]$ ou $[-1,1]$.

Ao expor a rede a um conjunto de dados padrões, os pesos e *biases* são ajustados a partir de algoritmos de treinamento especiais que usam o erro na predição dos dados de saída para ajustar esses parâmetros para cada unidade da rede.

3.3 - Topologia das RNA

A topologia ou arquitetura de uma rede é a forma pela qual os neurônios estão estruturados. As arquiteturas das RNA são, geralmente, organizadas em camadas. Tipicamente, uma rede possui uma camada de entrada e uma camada de saída. Entre elas pode existir um número variável de camadas, que recebem o nome de camadas intermediárias ou camadas escondidas.

Dependendo da topologia adotada, os sinais das RNA podem se propagar apenas para frente (redes *feedforward*) ou também para trás (redes recorrentes) (De Souza Jr., 2005).

- Redes *Feedforward* com camada única:

É a forma mais simples de uma rede em camadas, tendo uma camada de entrada, cujos nós apenas recebem os padrões, e se projeta sobre uma camada de saída de neurônios (Figura 10). Recebe esse nome, pois somente a camada de saída realiza cálculos.

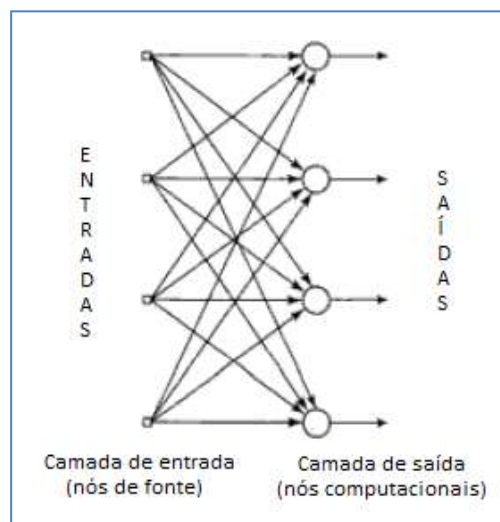


Figura 10 - Rede *feedforward* com camada única
Fonte: adaptada de Haykin, 2001

- Redes *Feedforward* com múltiplas camadas:

Apresenta uma ou mais camadas escondidas, cujos nós intervêm entre a entrada externa e a saída da rede. As camadas intermediárias processam os dados e atuam

extraindo características, fazendo com que seus pesos sejam uma codificação de características apresentadas nos padrões de entrada. Isso permite que a rede adquira uma perspectiva global, devido ao conjunto extra de conexões sinápticas e da dimensão extra de interações neurais (Haykin *apud* Churchland e Sejnowski, 1992). Dessa forma, a rede cria sua própria representação, mais rica e complexa, do problema.

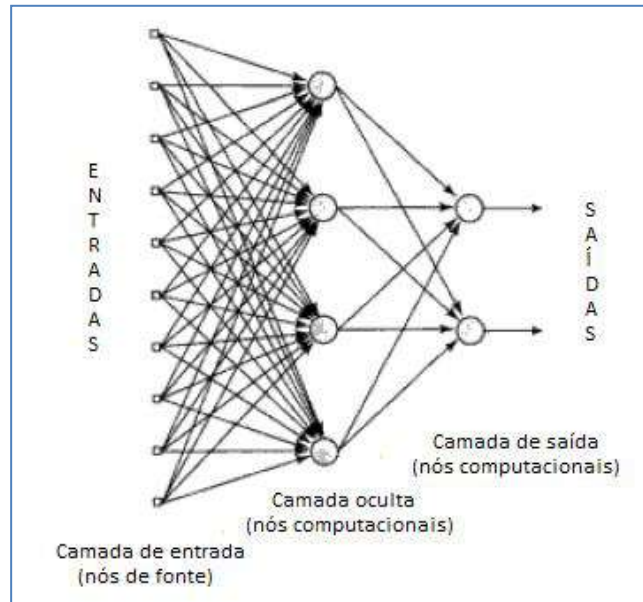


Figura 11 - Rede *feedforward* com múltiplas camadas
Fonte: adaptada de Haykin, 2001

- Redes Recorrentes:

Essas redes diferem das Redes *Feedforward* por apresentarem pelo menos um laço de realimentação.

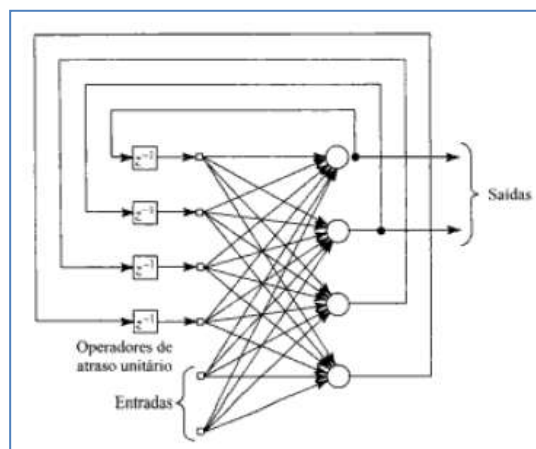


Figura 12 - Rede Recorrente
Fonte: Haykin, 2001

3.4 - Treinamento das RNA

No final da década de 50, Rosenblatt propôs um modelo pioneiro, denominado Perceptron, para aprendizagem de uma rede composta de múltiplos neurônios dispostos em duas camadas. O método ajusta os pesos entre a camada de entrada e a camada de saída conforme a diferença entre as saídas desejadas e as computadas. É a forma mais simples de uma rede neuronal usada para a classificação de padrões ditos linearmente separáveis (Haykin, 2001). Entretanto, Rosenblatt não conseguiu estender seu método para perceptrons com uma camada escondida, mas seu trabalho foi fundamental e se tornou uma referência para todos os métodos que surgiram a partir de então.

Uma rede neuronal aprende acerca do seu ambiente através de um processo iterativo de ajustes aplicados a seus pesos sinápticos e níveis de *bias* que segue até que uma função de erro global seja minimizada. De acordo com Mendel e McClaren (1970), a aprendizagem é um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neuronal são adaptados através de um processo de estimulação pelo ambiente na qual a rede está inserida.

Os métodos de treinamento da rede podem ser divididos em duas categorias:

- Supervisionado: Um agente externo indica a resposta desejada para um padrão de entrada. A rede é treinada com o objetivo de encontrar a função que melhor descreva o fenômeno, fazendo as devidas modificações nas suas interconexões (pesos e *biases*).
- Não-supervisionado: Não existe um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada. A rede é autônoma, isto é, ela descobre alguma propriedade sobre os dados e aprende como refletir estas propriedades nas suas saídas.

Definir os parâmetros de treinamento é um dos grandes problemas enfrentados quando se tenta gerar uma rede. Existem inúmeras pesquisas na tentativa de obter uma metodologia que possibilite encontrar a rede ideal para um determinado problema. Dois problemas devem ser levados em conta na hora de escolher um tipo de rede: o *overfitting* (“ajuste excessivo”) e o *overtraining* (“excesso de treinamento”).

O *overfitting* acontece quando a rede é mais complexa do que o requisitado para resolver o problema abordado, causando perda da sua capacidade de generalização (isto é, não tem uma boa predição para dados que não foram usados no treinamento da rede). A complexidade da rede é proporcional ao número de parâmetros livres que ela possui (equivalente ao número de camadas escondidas e ao número de neurônios). Ao tornar o número de conexões demasiadamente grande, a rede tende a se adaptar a detalhes específicos do conjunto de treinamento, inclusive aqueles que podem ser frutos de ruídos, como se a rede “decorasse” os dados de treinamento (Campos, 2000).

O *overtraining* está associado ao treinamento excessivo, com muitas iterações. A consequência disso, assim como a do *overfitting*, é a redução na capacidade de generalização da rede, conforme ilustra a Figura 13 (Campos, 2000).

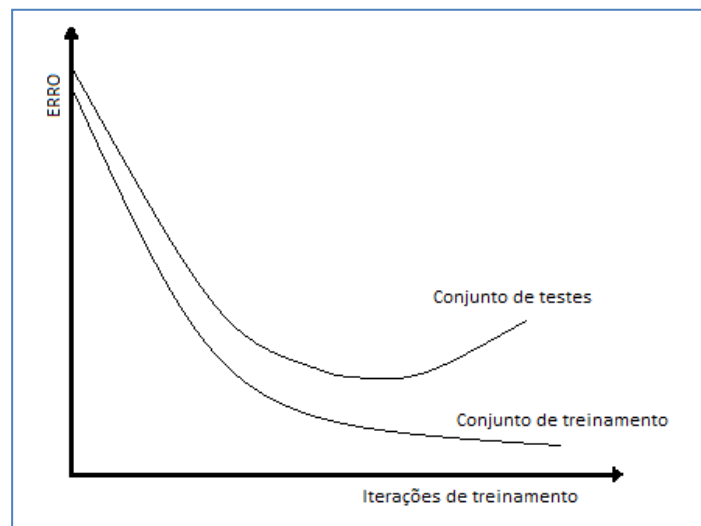


Figura 13 - Erro x Número de iterações do treinamento
Fonte: adaptada de Campos, 2000

Existem diferentes formas para determinar o momento em que o treinamento de uma rede neuronal deve ser encerrado. Os critérios de parada mais utilizados são: pelo número de ciclos (número de vezes que o conjunto de treinamento é apresentado à rede), pelo erro (encerra o treinamento quando atingir um erro médio quadrático – que relaciona as respostas obtidas e as definidas como padrão – previamente definido), uma combinação dos métodos anteriores e, por último, a validação (o treinamento é interrompido e é feita uma estimativa do erro da rede sobre um conjunto de dados de teste. A partir do momento em que o erro medido no conjunto de teste apresentar crescimento, o treinamento é encerrado).

3.4.1 - Método de retropropagação

Uma explicação mais detalhada será feita neste item sobre o método de retropropagação, que é um dos algoritmos de treinamento usado nas redes geradas neste trabalho. Trata-se de um método supervisionado de aprendizagem por correção de erro que tem sido muito utilizado desde seu surgimento e há uma unanimidade em todos os trabalhos dos últimos vinte anos em apontar seu sucesso nas mais diversas áreas, incluindo a Engenharia Química (De Souza Jr., 2005).

Para as redes *feedforward* esse método calcula o gradiente do erro, aplicando a regra da cadeia do cálculo elementar, como será descrito na sequência. Para isso, as funções de ativação dos neurônios da rede precisam ser continuamente diferenciáveis. Várias funções não-lineares podem ser usadas no método, sendo a sigmoideal a mais empregada (De Souza Jr., 2005).

Dessa forma, ao apresentar exemplos de padrões de entrada e saída, o método irá ajustar os pesos e biases da rede até que a aplicação de um conjunto de entradas retorne saídas que correspondam às desejadas. Isso significa que um treinamento desse tipo é composto de duas fases: a fase em que a entrada é propagada para frente através da rede, até computar as saídas e compará-las com as saídas alvos, obtendo-se um erro; e uma fase em que o erro é propagado para trás e os parâmetros são atualizados (De Souza Jr., 1993).

O desenvolvimento matemático do algoritmo de retropropagação está descrito na sequência, conforme Haykin (2001):

O sinal de erro na saída do neurônio j (da camada de saída) é determinado para a iteração n por:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (I)$$

onde:

- d é a resposta desejada para o neurônio.
- y é a resposta obtida na saída do neurônio.

O valor instantâneo da energia do erro para o neurônio j é definido como: $\frac{1}{2}e_j^2(n)$.

Assim, temos que o valor instantâneo da energia total do erro é obtido somando-se os termos $\frac{1}{2}e_j^2(n)$ de todos os neurônios da camada de saída.

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (\text{II})$$

onde o conjunto C inclui todos os neurônios da camada de saída da rede.

Sendo N o número total de padrões utilizados no treinamento, a energia média do erro quadrático é obtida por:

$$\varepsilon_{med} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n) \quad (\text{III})$$

A energia média do erro é uma função de todos os parâmetros livres da rede (pesos sinápticos e níveis de *bias*) e representa a função objetivo como uma medida do desempenho de aprendizagem da rede. Então, o final do treinamento se dará quando os ajustes dos parâmetros livres da rede tenham minimizado a função de ε_{med} .

A soma ponderada de todas as entradas sinápticas acrescida do *bias*, comumente chamada de campo local induzido, que constitui o sinal aplicado à função de ativação associada com o neurônio j é definida como:

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^m w_{ji}(n)y_i(n) \quad (\text{IV})$$

onde

- m é o número total de entradas (excluindo o *bias*) aplicadas ao neurônio j .
- w é o peso sináptico, escolhido aleatoriamente no início do processamento.
- y_i é a resposta do neurônio i , que se encontra na camada anterior ao neurônio j .

Assim, o sinal funcional obtido na saída do neurônio j na iteração n , após a atuação da função de ativação, é:

$$y_j(n) = \varphi_j(v_j(n)) \quad (\text{V})$$

onde $\varphi(\cdot)$ representa a função de ativação que descreve a relação associada ao neurônio j .

O algoritmo de retropropagação aplica uma correção ao peso sináptico, que é proporcional à derivada parcial $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)}$. Usando a regra da cadeia do cálculo elementar, podemos expressar esse gradiente da seguinte forma:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{VI})$$

Essa derivada representa um fator de sensibilidade que vai determinar a direção de busca no espaço de pesos.

Diferenciando as equações (I), (II), (IV) e (V) em relação, respectivamente, a $y_j(n)$, $e_j(n)$, $w_{ji}(n)$ e $v_j(n)$ e substituindo na equação (VI), temos que:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \cdot \varphi_j'(v_j(n)) \cdot y_i(n) \quad (\text{VII})$$

A regra delta define a correção feita aos pesos sinápticos da seguinte forma:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (\text{VIII})$$

onde η é o parâmetro da taxa de aprendizagem do algoritmo. O sinal negativo indica a descida do gradiente no espaço de pesos, ou seja, a busca pela redução do valor de $\varepsilon(n)$. O parâmetro taxa de aprendizado tem grande influência durante o treinamento. Valores muito baixos tornam o aprendizado muito lento, enquanto uma taxa muito elevada provoca oscilações e impede a convergência do processo de aprendizado. Geralmente, seu valor varia de 0,1 a 1,0.

Substituindo a equação (VII) em (VIII), tem-se que:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta(-e_j(n)) \cdot \varphi_j'(v_j(n)) \cdot y_i(n) \quad (\text{IX})$$

Assim, define-se o gradiente local $\delta_j(n)$, que aponta as modificações necessárias nos pesos sinápticos:

$$\delta_j(n) = -e_j(n) \cdot \varphi_j'(v_j(n)) \quad (\text{X})$$

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (\text{XI})$$

3.4.2 - Método do gradiente conjugado (GC)

Esse é o outro método utilizado para o treinamento das redes desse trabalho. Esse é um método mais avançado para redes MLP e, geralmente, tem um melhor desempenho que o método de retropropagação (Leonard e Kramer, 1990). Enquanto o método de retropropagação ajusta os pesos após cada padrão de treinamento, a abordagem proposta por Leonard e Kramer (1990), baseada em otimização pelo GC só faz o ajuste ao final de uma época (isto é, após a apresentação de todos os padrões de treinamento), o que acelera sua taxa de convergência.

Nesse método, é adicionado do lado direito da equação (VIII) um termo de momento com o intuito de evitar problemas associados à oscilações nas variáveis independentes de otimização (equação XII). No método de retropropagação, o fato do tamanho do passo ser fixo o torna ineficiente, já que valores de taxa de aprendizagem pequenos conduzem a uma convergência extremamente lenta, enquanto que valores grandes levam a oscilações nas variáveis independentes de otimização.

Dessa forma, no método do GC os termos η e λ são ajustados dinamicamente, podendo eliminar as oscilações do gradiente descendente com passo fixo, convergindo de forma mais confiável (De Souza Jr., 2005).

$$\Delta w_{ji}(n+1) = -\eta \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} + \lambda \Delta w_{ji}(n) \quad (\text{XII})$$

Capítulo 4 - Metodologia

Neste trabalho foi utilizada a ferramenta de RNA do *software* Statistica 6.0 (Statistica Neural Networks – SNN) para desenvolvimento do modelo de gaseificação de biomassa. Para alcançar o objetivo proposto foram seguidos os seguintes passos:

- Levantamento de dados da literatura sobre o processo de gaseificação de biomassa para treinamento das RNA;
- Criação de uma base de dados em forma de planilha no Microsoft Excel;
- Treinamento de uma variedade de tipos e tamanhos de rede através da ferramenta *Intelligent Problem Solver* (IPS) do SNN;
- Análise e comparação dos resultados das redes de melhor desempenho através de critérios estatísticos;
- Desenvolvimento inicial de um simulador para predição das características do gás de saída de um gaseificador a ar.

Após um estudo inicial do problema e dos assuntos envolvidos, foi realizada a etapa de busca na literatura por dados experimentais do processo de gaseificação de biomassa. Foram levantadas informações de 21 artigos para processos de gaseificação de diferentes tipos de biomassa (Anexo I). Esta etapa ocorreu de forma isolada no início, mas seguiu paralelamente com as outras atividades durante praticamente todo o trabalho, já que o desempenho das redes seria tão melhor quanto maior a quantidade e variedade dos dados usados no treinamento das mesmas.

A busca dos dados teve três focos principais de informações: o sistema de gaseificação (aspectos técnicos e operacionais), a biomassa usada como alimentação e o gás de saída, conforme descrito a seguir:

- Sistema de gaseificação: os tipos de gaseificadores foram registrados assim como as dimensões do reator, condições de operação e agente de gaseificação utilizado.
- Biomassa: Foram usados os resultados da Análise Imediata e da Análise Elementar da biomassa. Algumas fontes usadas como referência não tinham essas informações e dificultaram a aquisição de dados. Em alguns casos foi

analisada a viabilidade do uso de informações obtidas em bases de dados disponibilizados por grupos de pesquisa que trabalham com biomassa (*The Energy Center of Biomass e Biobib*). Por não ser informado em algumas das referências utilizadas, o poder calorífico da biomassa foi obtido através de uma estimativa baseada na sua análise elementar.

- Gás de saída: a principal informação levantada foi a composição do gás em termos de H_2 , CO , CH_4 e CO_2 . O valor do poder calorífico do gás pode ser obtido com boa precisão através de estimativas que levam em consideração essa composição.

Com o levantamento de uma quantidade considerável de dados, foram fixadas algumas características do sistema de gaseificação (como o tipo de leito e a pressão de operação) para treinamento das redes. Foram treinadas redes para leito fluidizado, tendo areia como material do leito, e que operam em pressão atmosférica. As dimensões dos reatores utilizados nas referências são de escala laboratorial e piloto. Após o treinamento de redes incluindo todos os agentes de gaseificação, foram geradas redes específicas para aqueles que tinham disponíveis uma quantidade razoável de dados para serem usados como padrões de treinamento.

Algumas observações devem ser feitas com relação aos dados levantados:

- Os teores de cinzas, componentes voláteis e carbono fixo foram determinados para base seca.
- A variável S/B indica a razão entre a vazão mássica de vapor e a vazão mássica de alimentação da biomassa.
- As variáveis C , H , N , O e S indicam a porcentagem em massa de carbono, hidrogênio, nitrogênio, oxigênio e enxofre, respectivamente, na biomassa.
- A composição do gás produzido no processo é dada em porcentagem volumétrica.
- A variável C_2H_n indica a soma dos hidrocarbonetos de dois átomos de carbono que são formados no processo (etileno e etano, principalmente).

A escolha das variáveis de entrada do modelo foi feita, ao menos em um primeiro momento, de forma heurística. O conhecimento do problema estudado foi

usado para avaliar quais informações teriam influência nas respostas desejadas e deveriam ser usadas como entradas do modelo. A análise de sensibilidade feita após o treinamento da rede também foi usada para auxiliar essa tarefa.

A ferramenta *Intelligent Problem Solver* (IPS) do SNN ajuda a criar e testar diferentes tipos de redes para resolver um problema de predição. Dispõe de algoritmos sofisticados que ajudam a resolver o problema da escolha da melhor configuração da rede a partir de algumas especificações definidas pelo usuário como o tipo de problema tratado, as variáveis a serem utilizadas e o critério de seleção das redes a serem retidas.

As redes de melhor desempenho foram do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*), que são redes *feedforward* de múltiplas camadas. Tipicamente, a rede MLP consiste de um conjunto de unidades sensoriais que formam a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas de nós computacionais e uma camada de saída de nós computacionais (Haykin, 2001). As redes geradas têm apenas uma camada escondida. Sabe-se que quanto maior o número de parâmetros livres (maior complexidade da rede), maior deve ser a quantidade de padrões usados no seu treinamento para evitar *overfitting* (sobreajuste) dos dados.

As informações para análise das redes de melhor desempenho após a etapa de treinamento incluem:

- A configuração da rede retida.
- Análise de sensibilidade dos dados de entrada do modelo.
- Dados estatísticos da predição (erros e correlação)
- Gráficos: saída observada x saída prevista

O SNN permite ainda que seja gerado um código em linguagem C ou Visual Basic da RNA treinada. Essa ferramenta foi utilizada no desenvolvimento de um programa em VB.NET para predição da composição do gás de saída de um gaseificador de leito fluidizado a ar e dos seus valores de poder calorífico (inferior e superior). Para o desenvolvimento desse aplicativo foi utilizado o Microsoft Visual Studio 2008.

Capítulo 5 - Resultados

5.1 - Levantamento de dados da literatura

A base de dados criada com informações obtidas da literatura pode ser visualizada no Anexo I. A composição do gás produzido em processos que usam o ar como agente de gaseificação apresenta uma grande quantidade de inertes (principalmente nitrogênio). Dessa forma, ela está apresentada considerando a presença dos inertes e também sem considerá-la.

O poder calorífico superior (PCS) da biomassa foi obtido através de uma estimativa baseada na sua Análise Elementar e não foi utilizado como variável de entrada do modelo. Sheng *et al.* (2005) avaliaram estatisticamente diversas fórmulas obtidas na literatura para a determinação do PCS da biomassa a partir de sua caracterização. Eles observaram que as melhores estimativas se baseavam na Análise Elementar da biomassa e propuseram a seguinte correlação como sendo a mais exata e que foi utilizada neste trabalho:

$$PCS (MJ/Kg) = -1,3675 + 0,3137 * C + 0,7009 * H + 0,03180 * O \quad (XIII)$$

Onde C, H e O representam a porcentagem em massa de carbono, hidrogênio e oxigênio respectivamente.

Já os valores de poder calorífico inferior e superior do gás de saída foram calculados com base em sua composição a partir da seguinte fórmula (Xiao *et al.*, 2008):

$$PCI(KJ/Nm^3) = \sum_{i=1}^n x_i \cdot (PCI)_i \quad (XIV)$$

$$PCS(KJ/Nm^3) = \sum_{i=1}^n x_i \cdot (PCS)_i \quad (XV)$$

onde:

- x_i é a fração molar do componente i
- $(PCI)_i$ é o poder calorífico inferior do componente i

- $(PCS)_i$ é o poder calorífico superior do componente i

Na sequência são apresentadas as redes de melhor desempenho obtidas para cada agente de gaseificação separadamente e também incluindo todos os agentes em um mesmo treinamento:

5.2 - Redes Neurais

a. Incluindo todos os agentes de gaseificação

a.1. Redes com múltiplas saídas

Foi realizado o treinamento de 300 redes do tipo MLP utilizando 131 padrões da planilha tendo como variáveis de saída H_2 , CO , CH_4 , CO_2 e C_2H_n . Esse conjunto de dados foi ainda dividido em dois subconjuntos: o primeiro contendo os dados de treinamento da rede e o segundo sendo usados como dados de validação, na proporção 2:1. Essa divisão foi feita de forma aleatória. Esses dados estão listados na Tabela 15 no final deste capítulo. Os resultados da rede de melhor desempenho estão descritos na sequência.

A melhor rede apresentou um bom desempenho em termos de correlação entre saídas previstas e observadas com uma topologia formada por 13 neurônios na camada de entrada, 13 na camada escondida e 5 na camada de saída, tendo 10 variáveis como entrada do modelo. Essa configuração pode ser observada na Figura 14.

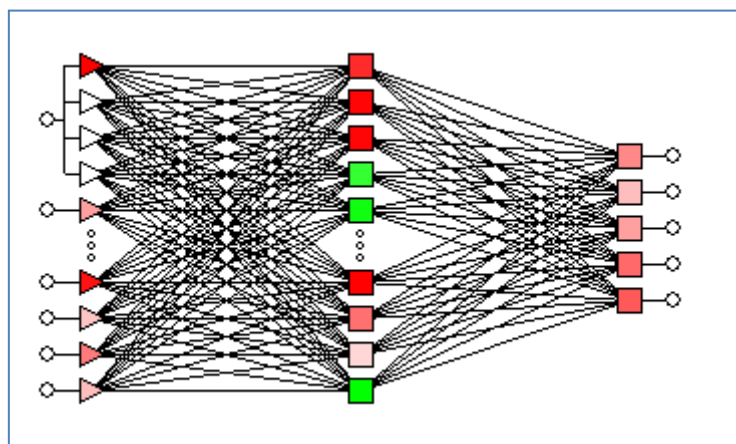


Figura 14 - Configuração da rede

A estimativa mais simples que se pode fazer de alguma medida é aquela baseada na média dos seus valores. Na tabela 1 estão listados alguns resultados estatísticos obtidos após o treinamento da rede para que se possa comparar essa predição baseada na média com as predições feitas pela rede. Estão incluídos valores da média dos dados usados como padrão no treinamento, desvio-padrão desses dados, erro da predição da rede (resíduo entre o valor predito e o valor real), desvio-padrão dos erros, erro absoluto médio, razão do desvio-padrão e coeficiente de correlação.

Tabela 1 - Análise do desempenho da rede

	H ₂	CO	CH ₄	CO ₂	C ₂ H _n
Média dos dados	38,62	27,71	4,84	27,20	1,46
Desvio-padrão dos dados	17,99	14,32	4,58	12,47	1,87
Média dos erros	-0,23	-0,16	-0,04	0,11	0,03
Desvio-padrão dos erros	2,29	2,13	0,82	2,15	0,63
Erro Absoluto médio	1,68	1,47	0,50	1,56	0,28
Razão do desvio-padrão (R_{dp})	0,127	0,149	0,178	0,173	0,336
Coeficiente de correlação	0,992	0,989	0,984	0,985	0,942

Sendo:

$$\text{Razão do desvio - padrão (R}_{dp}\text{)} = \frac{\text{desvio - padrão do erro}}{\text{desvio - padrão dos dados}}$$

De maneira geral, valores de R_{dp} abaixo de 0,1 indicam um desempenho muito bom da rede. Nesse caso, a pior estimativa ficou para os hidrocarbonetos mais pesados, de dois átomos de carbono. Isso pode ser explicado pelo fato da concentração desses compostos ser muito pequena no gás produzido e, por esta razão, muitos autores desconsideram sua presença.

A correlação obtida entre os valores estimados e os valores reais usados como padrões foi muito próxima de 1,0 para todas as variáveis de saída, com o pior desempenho sendo novamente o dos hidrocarbonetos de dois átomos de carbono. Essa boa correlação pode ser melhor observada nas Figuras 15 a 19 para cada gás separadamente:

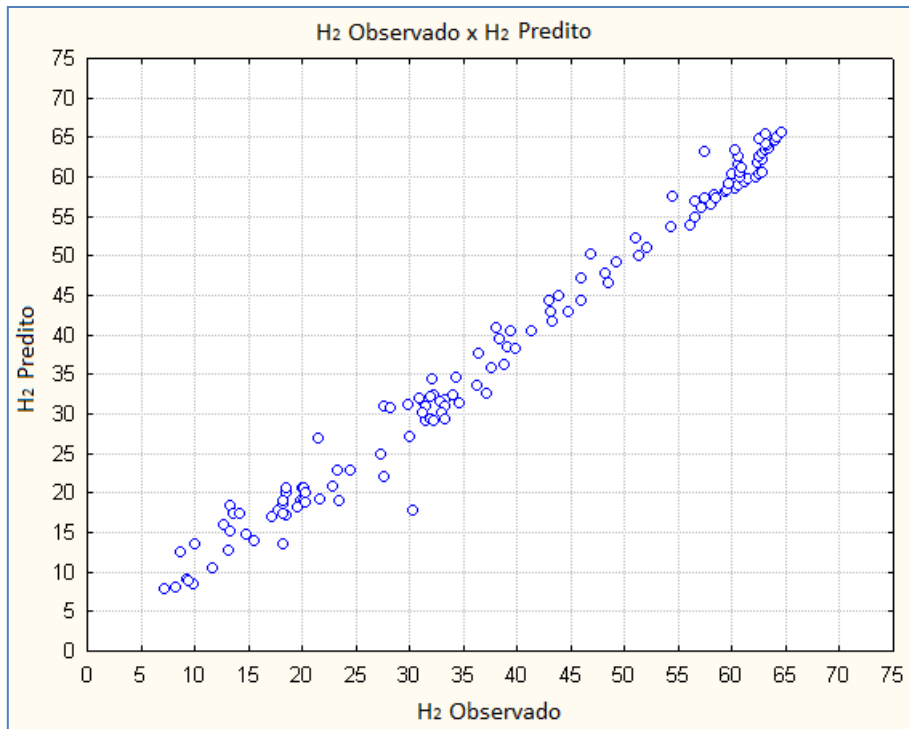


Figura 15 - Gráfico: H₂ real x H₂ predito

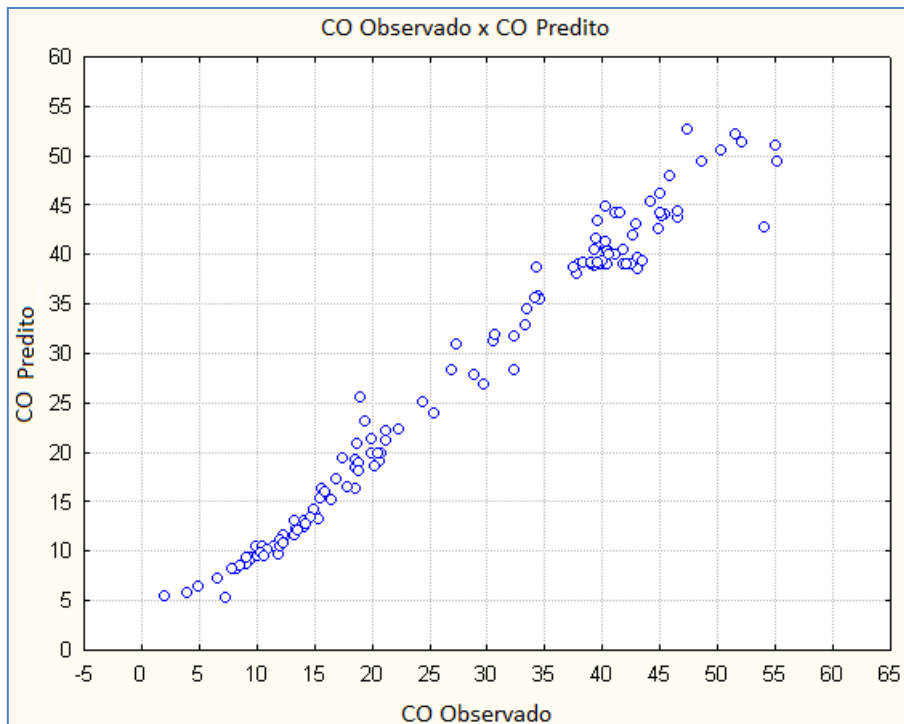


Figura 16 - Gráfico: CO real x CO predito

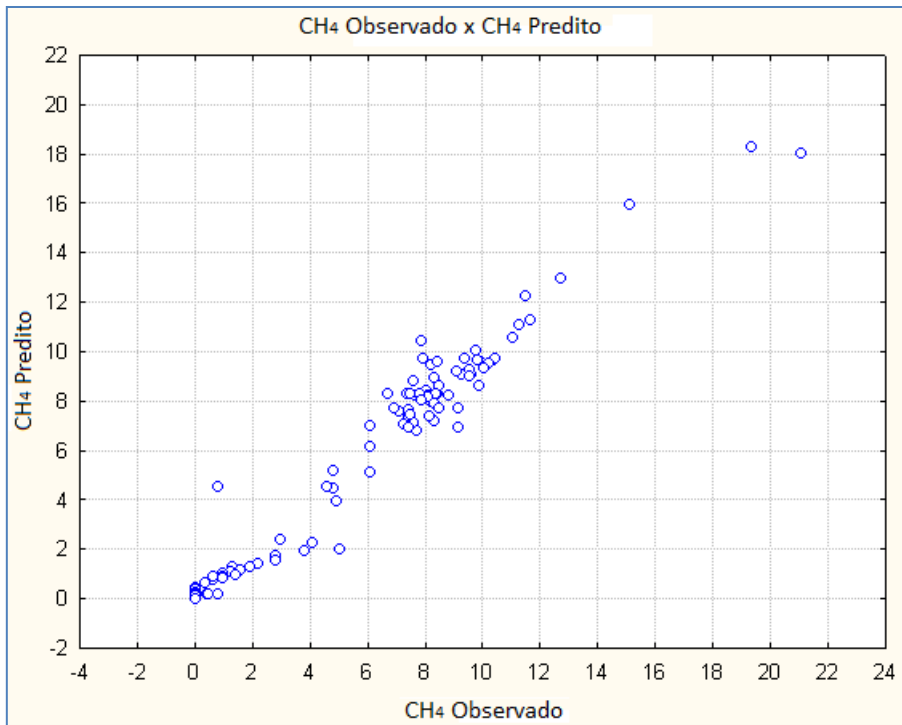


Figura 17 - Gráfico: CH₄ real x CH₄ predito

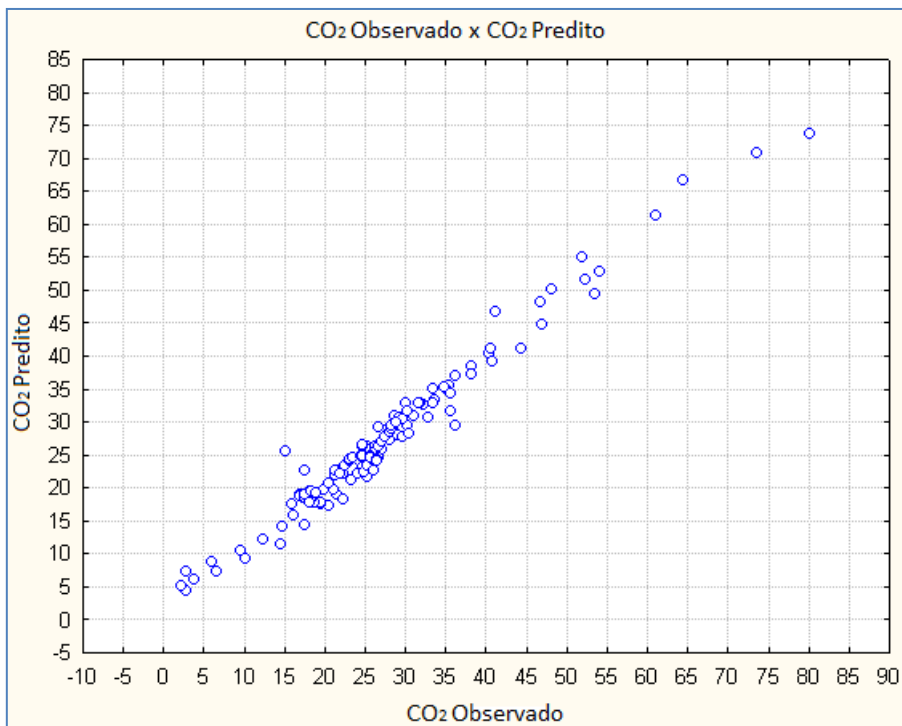


Figura 18 - Gráfico: CO₂ real x CO₂ predito

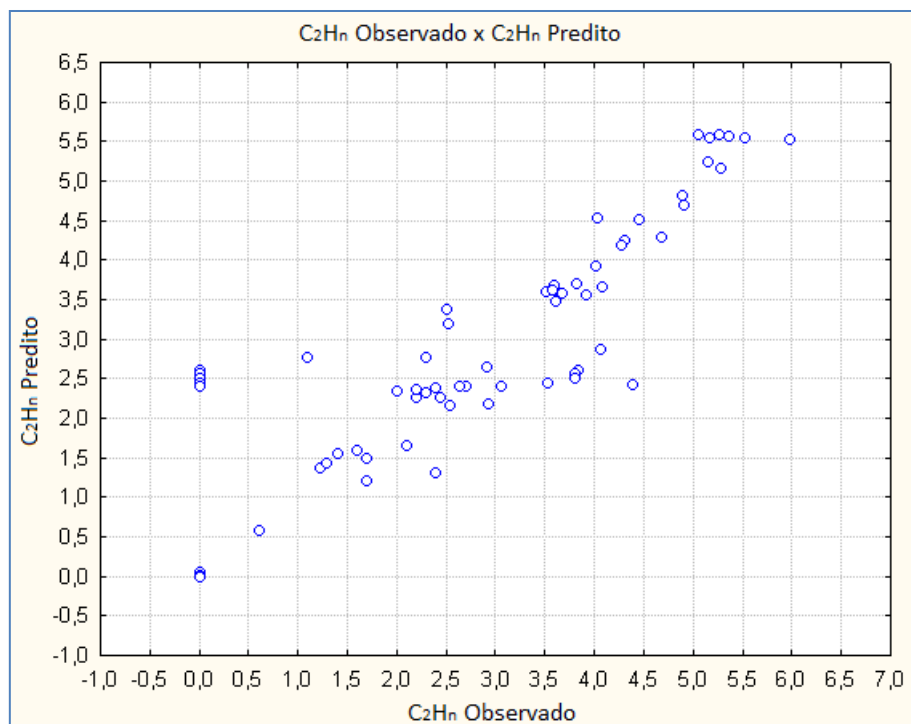


Figura 19 - Gráfico: C_2H_n real x C_2H_n predito

Outro resultado interessante é o da Análise de Sensibilidade das variáveis de entrada do modelo. Ela pode indicar quais delas são mais importantes para aquela rede em particular. Quando sua presença é irrelevante, ela é retirada do modelo e, por este motivo, algumas redes que serão mostradas neste trabalho apresentam menos variáveis de entrada do que as que foram apresentadas no seu treinamento.

A Análise de Sensibilidade é feita da seguinte forma: executa-se a rede para os padrões de teste e guarda-se o erro observado. Na seqüência, executa-se novamente a rede usando os mesmos casos, mas dessa vez substituindo a variável em análise pela sua média e observa-se o erro obtido. É feita, então, a razão deste erro com aquele obtido inicialmente. Quanto maior essa razão, mais sensível é o modelo para essa variável.

Pode ocorrer que duas variáveis de entrada contenham a mesma informação. Nesse caso, apesar de possuir uma informação importante para fazer a predição, uma variável pode ser compensada pela outra e a análise indica pouca importância dela no modelo. Da mesma forma, uma variável que contenha uma informação de pouca importância, mas é a única que a contém, pode ter uma sensibilidade maior do que outras variáveis que contém mutuamente informação mais importante.

Outro cuidado que deve ser tomado nesta análise é o fato de o uso da média dos dados poder mascarar a importância de uma variável. Se houver uma baixa dispersão dos valores desta variável nos padrões utilizados para treinamento, a média ficará próxima do valor real e o erro obtido será pequeno. Assim, para tirar conclusões definitivas, é necessário que se tenha uma grande quantidade e variedade de dados.

Observando a Análise de Sensibilidade da rede de melhor desempenho, a variável que apresentou maior influência na predição da composição do gás de saída, foi o agente de gaseificação, conforme mostra a Tabela 2. Apesar de indicar a umidade como a variável de menor influência no modelo, isso pode ser justificado pela necessidade da biomassa ter baixa umidade para facilitar a gaseificação, como explicado no Capítulo 2. Assim, se a biomassa tem uma umidade alta, é feito um pré-tratamento para reduzir seu teor e os valores no conjunto de treinamento têm pequena dispersão. Isso vale para todos os resultados de Análise de Sensibilidade mostrados no trabalho.

Tabela 2 - Resultado da análise de sensibilidade da rede

Análise de Sensibilidade - Rede 1										
	Agente de gaseificação	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	RE	S/B	T (°C)
Razão	3,743332	1,11516	1,874511	2,244024	2,757072	1,970154	3,274319	2,324629	2,487995	1,800537
Rank	1,000000	10,00000	8,000000	6,000000	3,000000	7,000000	2,000000	5,000000	4,000000	9,000000

a.1. Redes com uma variável de saída

De modo a aumentar a relação padrões de treinamento/parâmetros, foram geradas redes individuais para cada um dos quatro componentes principais do gás produzido. O número de parâmetros da rede pode ser determinado pela equação (XVI):

$$\text{Número de parâmetros} = N_h * (N_i + N_o + 1) + N_o \quad (\text{XVI})$$

Onde:

- N_h é o número de neurônios na camada escondida.
- N_i é o número de neurônios na camada de entrada.
- N_o é o número de neurônios na camada de saída.

O número de parâmetros da rede com múltiplas saídas apresentado no item anterior apresenta 252 parâmetros e uma relação muito baixa padrões/parâmetros, de cerca de 1/2 e o recomendado seria próximo de 3, apesar de ser muito difícil atingir essa

relação quando são utilizados dados experimentais. No entanto, essa relação aumenta consideravelmente ao utilizar apenas uma variável de saída na rede.

Dessa forma, foram treinadas 300 redes para cada um dos componentes com os mesmos 131 padrões, sendo que 110 foram usados para treinamento e 21 para validação. Os resultados das redes de melhor desempenho para cada um desses componentes estão listados a seguir:

- Hidrogênio (H_2)

A rede apresentou um desempenho muito bom com a configuração 11:9:1 (11 neurônios na camada de entrada, 9 na camada escondida e 1 na camada de saída). A Figura 20 mostra a excelente correlação obtida (0,991) entre os dados observados e os dados preditos pela rede tanto no treinamento quanto validação. A Razão de desvio-padrão foi de 0,13. A Análise de Sensibilidade pode ser observada na Tabela 3, que indica as variáveis de entrada utilizadas no modelo e aponta o agente de gaseificação como a variável mais relevante para prever a composição de H_2 .

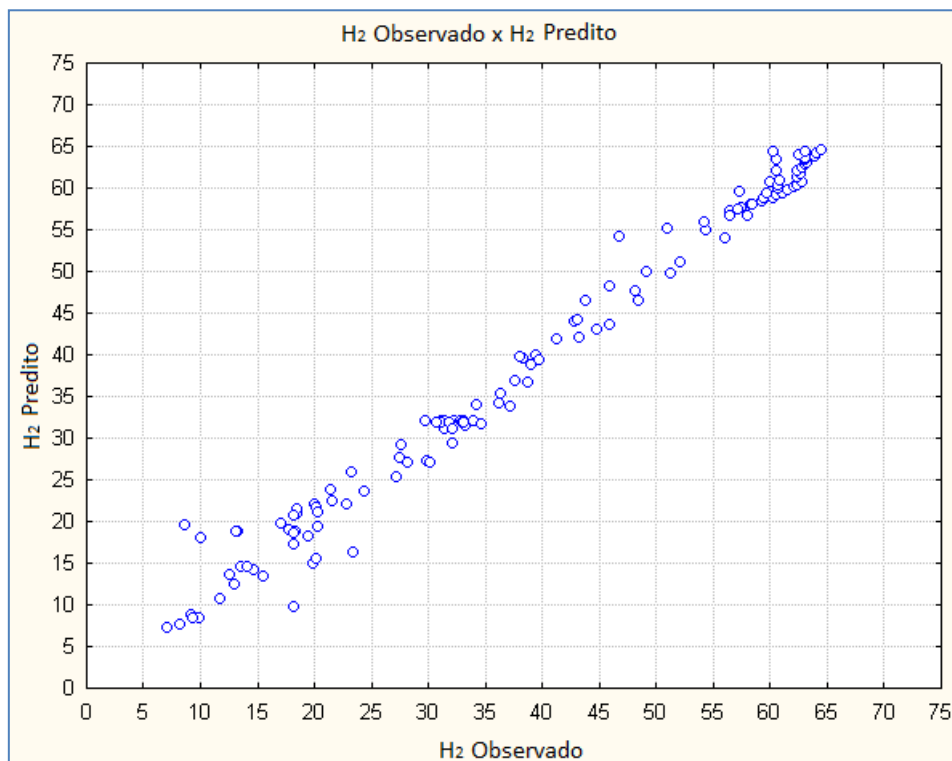


Figura 20 - Gráfico: H_2 real x H_2 predito

Tabela 3 - Análise de sensibilidade

	Análise de Sensibilidade							
	Umidade (wet basis)	Cinza	C	O	RE	S/B	T (°C)	Agente de gaseificação
Razão	1,180552	2,269057	2,501256	3,951086	3,342044	1,911529	1,769014	4,053782
Rank	8,000000	5,000000	4,000000	2,000000	3,000000	6,000000	7,000000	1,000000

- Monóxido de carbono (CO)

A rede apresentou um desempenho muito bom, com a configuração 10:6:1. A correlação obtida foi de 0,990 e a Razão de desvio-padrão de 0,14. A Figura 21 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados.

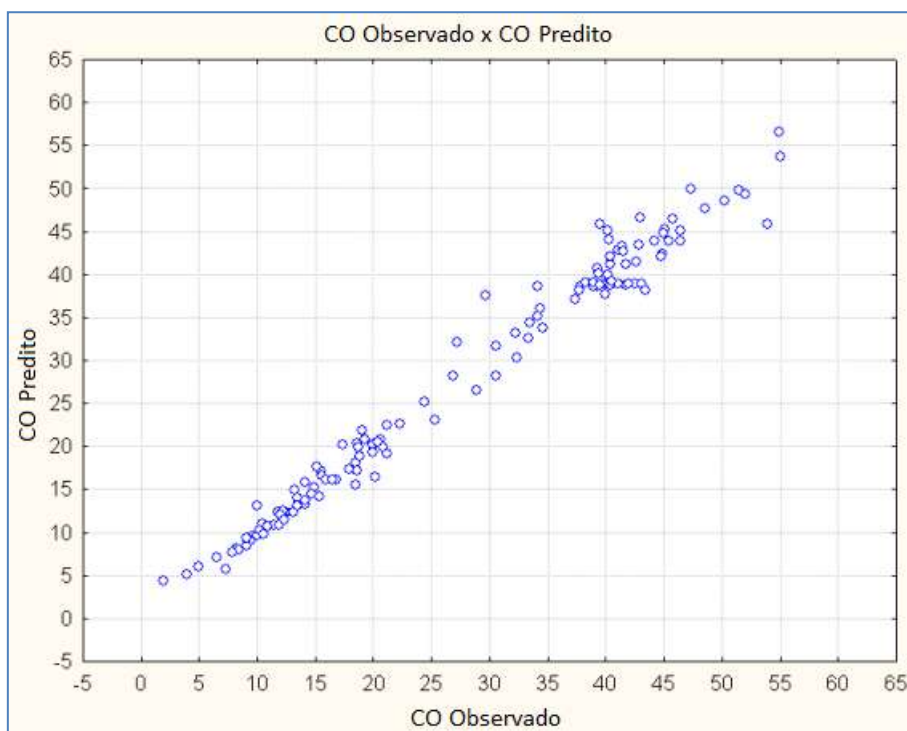


Figura 21 - Gráfico: CO real x CO predito

A Análise de Sensibilidade indicou o agente de gaseificação como a variável de entrada mais relevante.

Tabela 4 - Análise de sensibilidade

	Análise de Sensibilidade						
	Cinza	Voláteis	O	RE	S/B	T (°C)	Agente de gaseificação
Razão	3,570256	3,231470	1,761726	3,844832	4,169510	1,776974	6,073801
Rank	4,000000	5,000000	7,000000	3,000000	2,000000	6,000000	1,000000

- Metano (CH₄)

A melhor rede também apresentou desempenho muito bom com configuração 13:9:1. A correlação obtida foi de 0,991 e a Razão de desvio-padrão de 0,13. A Figura 22 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados.

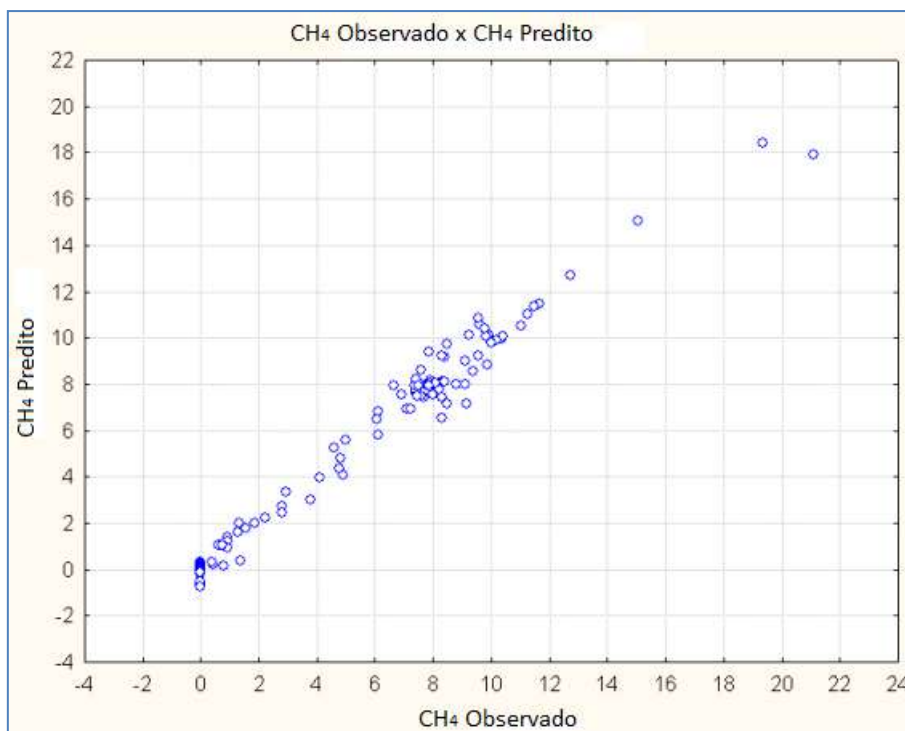


Figura 22 - Gráfico: CH₄ real x CH₄ predito

A Análise de Sensibilidade também indicou o agente de gaseificação como a variável de entrada mais relevante.

Tabela 5 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade									
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	RE	S/B	T (°C)	Agente de gaseificação
Razão	1,16421	3,984383	3,168316	5,007391	2,648339	5,408022	1,265842	2,516108	5,002986	9,118867
Rank	10,00000	5,000000	6,000000	3,000000	7,000000	2,000000	9,000000	8,000000	4,000000	1,000000

- Dióxido de carbono (CO₂)

A rede apresentou desempenho muito bom, tendo uma configuração 10:11:1. A correlação obtida foi de 0,979 e a Razão de desvio-padrão de 0,20. A Figura 23 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados.

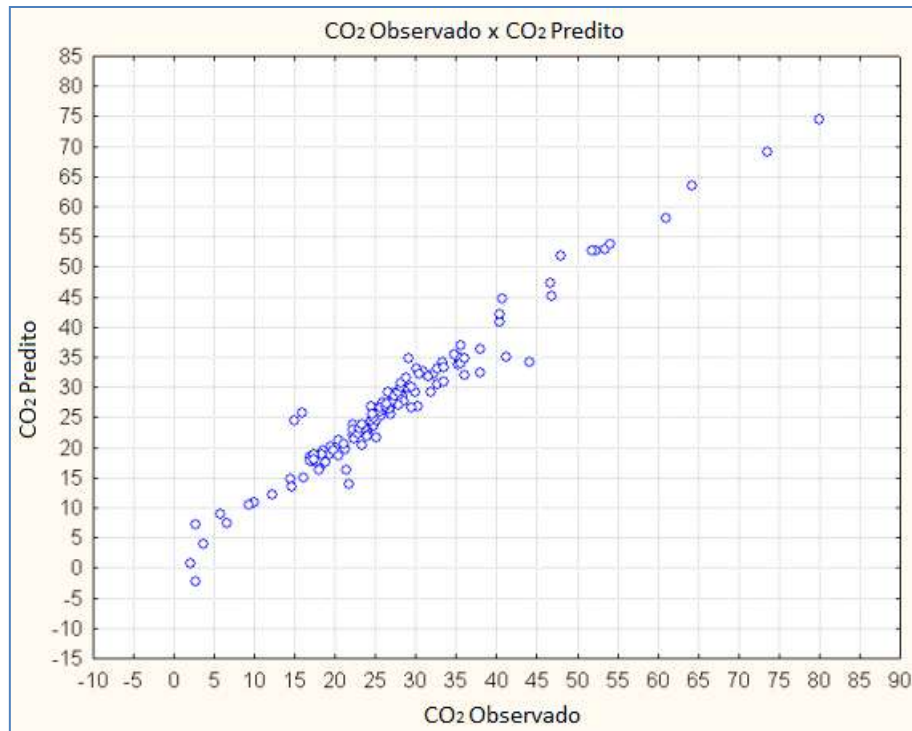


Figura 23 - Gráfico: CO₂ real x CO₂ predito

A Análise de Sensibilidade desta rede, assim como a de todas as outras, indicou o agente de gaseificação como a variável de entrada mais relevante.

Tabela 6 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade						
	Umidade (wet basis)	Cinza	C	RE	S/B	T (°C)	Agente de gaseificação
Razão	1,205877	3,536896	4,619251	6,780980	2,622482	1,493696	7,124857
Rank	7,000000	4,000000	3,000000	2,000000	5,000000	6,000000	1,000000

Como o agente de gaseificação apareceu como a variável de maior influência no resultado da composição do gás produzido, pode ser mais interessante o uso de redes separadas para cada agente de gaseificação. Foram geradas redes para os processos que utilizavam *ar* e *vapor*, separadamente, como agentes de gaseificação, pois estes continham uma quantidade de padrões razoável para o treinamento das redes. Os resultados dessas redes estão descritos na seqüência.

b. Vapor

Da mesma forma, foi realizado o treinamento de 300 redes do tipo MLP para cada componente do gás de saída utilizando 51 padrões da planilha, sendo 40 para treinamento e 11 para validação. Os dados utilizados estão listados na Tabela 16 no final deste capítulo. Devido à pequena quantidade de padrões de treinamento, foram geradas redes com menor quantidade de neurônios na camada escondida (limitou-se em oito o número máximo de neurônios escondidos). Os resultados das redes de melhor desempenho para cada componente estão listados na seqüência.

- Hidrogênio (H₂)

A rede apresentou desempenho muito bom com a configuração 8:4:1. A correlação obtida entre os dados observados e os dados preditos pela rede foi de 0,994. A Razão de desvio-padrão foi de 0,11. A Figura 24 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 7.

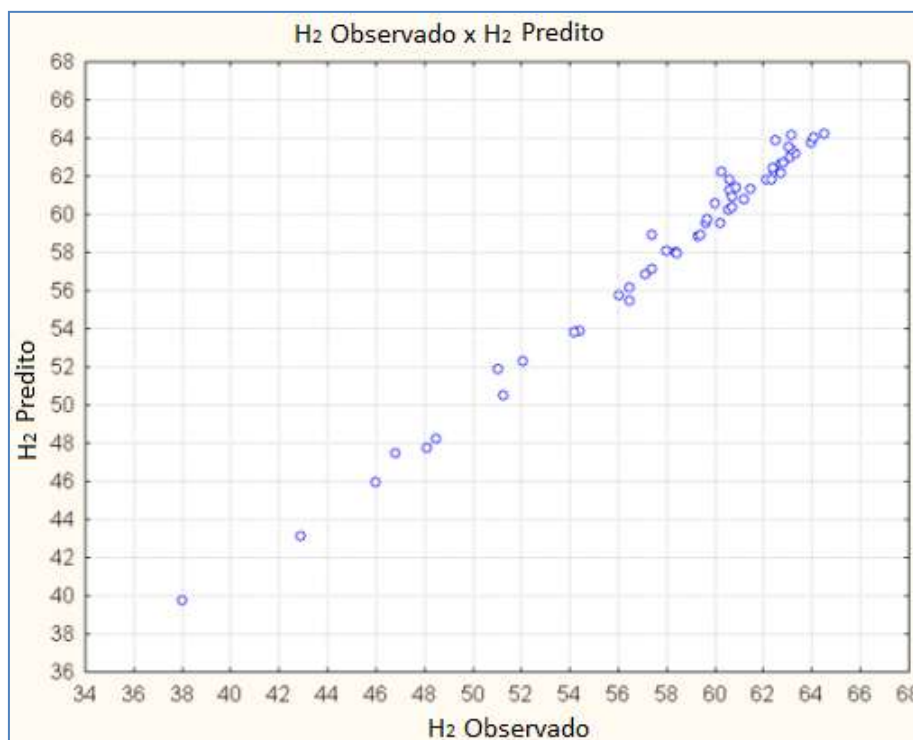


Figura 24 - Gráfico: H₂ real x H₂ predito

Tabela 7 - Análise de Sensibilidade

Análise de Sensibilidade								
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	S/B	T (°C)
Razão	3,608616	3,438987	4,541864	3,267436	3,547644	3,415357	7,539997	6,774652
Rank	4,000000	6,000000	3,000000	8,000000	5,000000	7,000000	1,000000	2,000000

- Monóxido de carbono (CO)

A rede apresentou desempenho muito bom, com a configuração 8:5:1. A correlação obtida foi de 0,998 entre os dados observados e os dados preditos pela rede e a Razão de desvio-padrão foi de 0,06. A Figura 25 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 8.

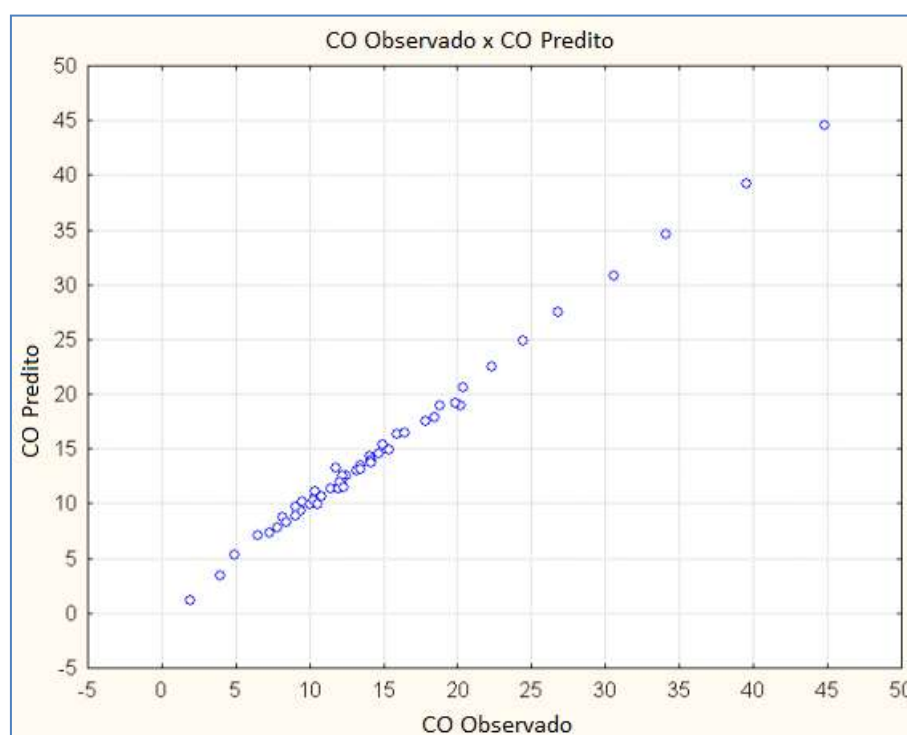


Figura 25 - Gráfico: CO real x CO predito

Tabela 8 - Análise de Sensibilidade

Análise de Sensibilidade								
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	S/B	T (°C)
Razão	5,840933	21,78571	8,081651	5,267949	8,925450	5,744831	16,75354	4,827843
Rank	5,000000	1,000000	4,000000	7,000000	3,000000	6,000000	2,000000	8,000000

- Metano (CH₄)

A rede apresentou desempenho muito, com a configuração 8:7:1. A correlação obtida foi de 0,994 entre os dados observados e os dados preditos pela rede e a Razão de desvio-padrão foi de 0,11. A Figura 26 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 9.

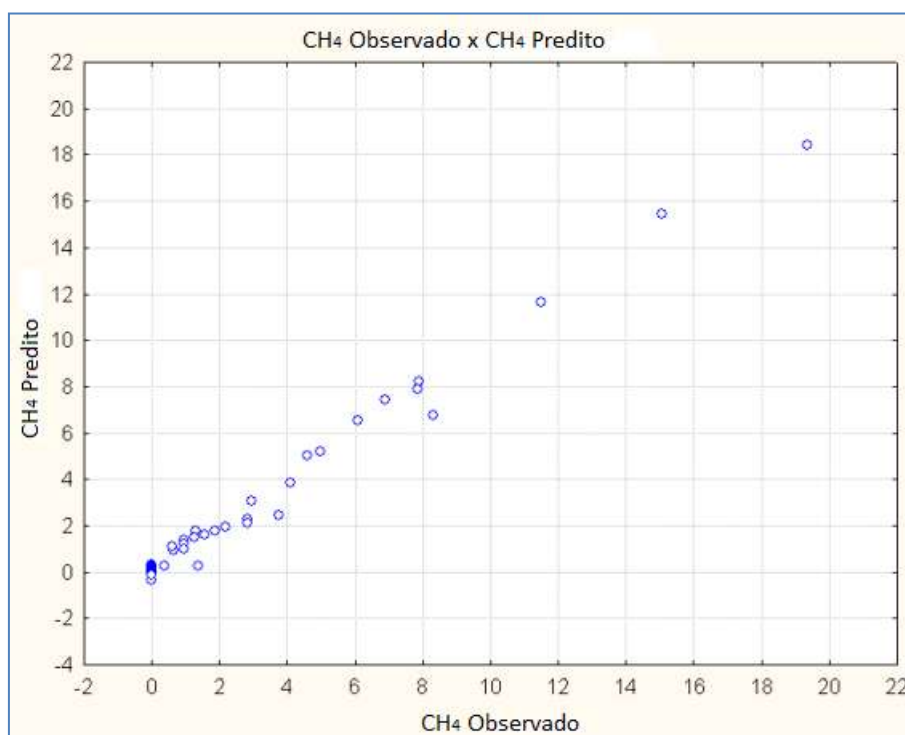


Figura 26 - Gráfico: CH₄ real x CH₄ predito

Tabela 9 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade							
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	S/B	T (°C)
Razão	2,166758	3,418653	3,633554	1,825630	3,371426	2,863626	3,500218	8,065779
Rank	7,000000	4,000000	2,000000	8,000000	5,000000	6,000000	3,000000	1,000000

- Dióxido de carbono (CO₂)

A rede apresentou desempenho muito bom com configuração 6:3:1. A correlação obtida foi de 0,998 entre os dados observados e os dados preditos pela rede e a Razão de desvio-padrão foi de 0,06. A Figura 27 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de

Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 10.

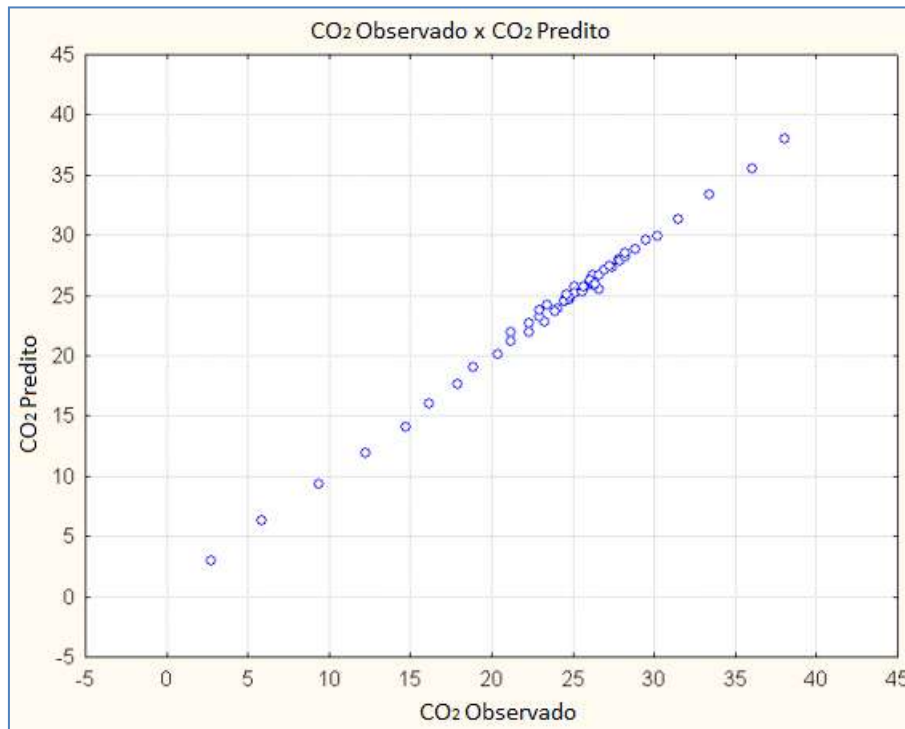


Figura 27 - Gráfico: CO₂ real x CO₂ predito

Tabela 10 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade					
	Umidade (wet basis)	Cinza	C	O	S/B	T (°C)
Razão	4,886427	12,24275	1,768030	3,288067	14,30301	6,951093
Rank	4,000000	2,00000	6,000000	5,000000	1,00000	3,000000

c. Ar

Foi realizado o treinamento de 300 redes do tipo MLP para cada componente do gás de saída utilizando 43 padrões da planilha, sendo 33 para treinamento e 10 para validação. Os dados utilizados estão listados na Tabela 17 no final deste capítulo.

- Hidrogênio (H₂)

A rede apresentou desempenho muito bom, sua configuração 8:7:1. A correlação obtida entre os dados observados e os dados preditos pela rede foi de 0,998. A Razão de desvio-padrão foi de 0,06. A Figura 28 mostra a comparação entre os

dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 11.

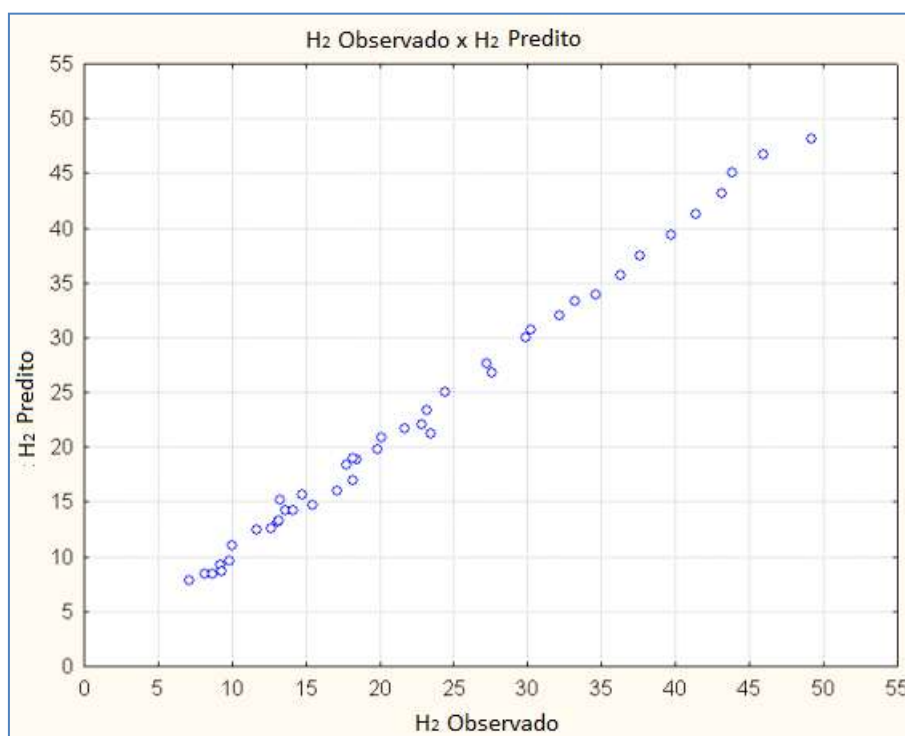


Figura 28 - Gráfico: H2 real x H2 predito

Tabela 11 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade							
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	RE	T (°C)
Razão	1,367654	8,569294	2,451345	6,479658	4,762527	10,65473	11,61003	7,625077
Rank	8,000000	3,000000	7,000000	5,000000	6,000000	2,000000	1,000000	4,000000

- Monóxido de carbono (CO)

A rede apresentou desempenho muito bom, sendo a sua configuração 5:4:1. A correlação obtida foi de 0,959 entre os dados observados e os dados preditos pela rede e a Razão de desvio-padrão foi de 0,28. A Figura 29 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 12.

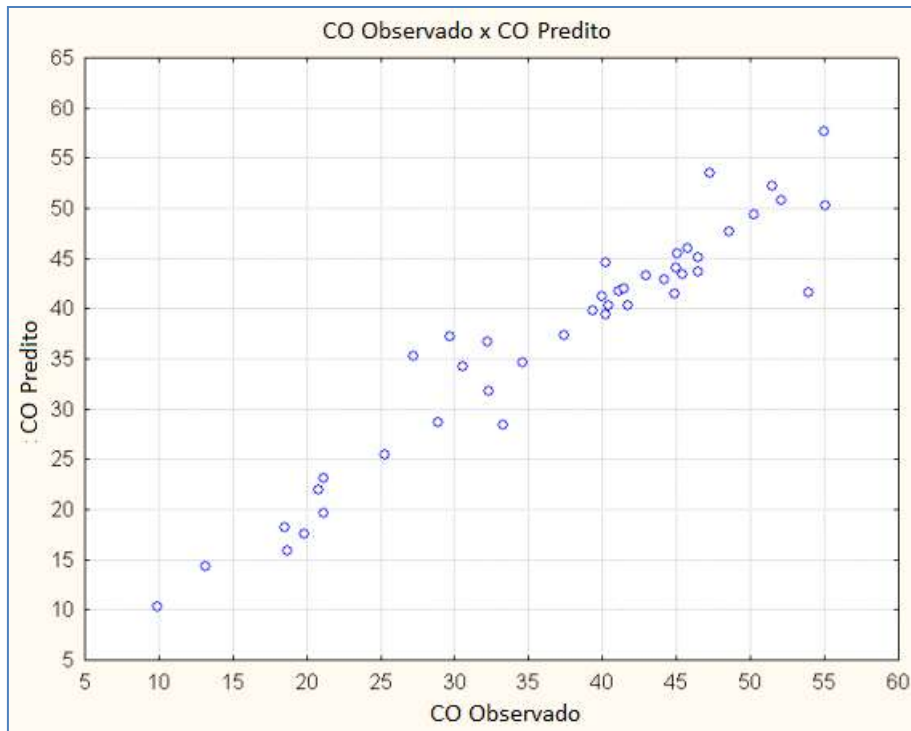


Figura 29 - Gráfico: CO real x CO predito

Tabela 12 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade				
	Cinza	Voláteis	C	RE	T (°C)
Razão	2,944278	1,708323	1,363617	3,248021	1,656100
Rank	2,000000	3,000000	5,000000	1,000000	4,000000

- Metano (CH₄)

A rede apresentou desempenho muito bom com a configuração 8:7:1. A correlação obtida foi de 0,996 entre os dados observados e os dados preditos pela rede e a Razão de desvio-padrão foi de 0,09. A Figura 30 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 13.

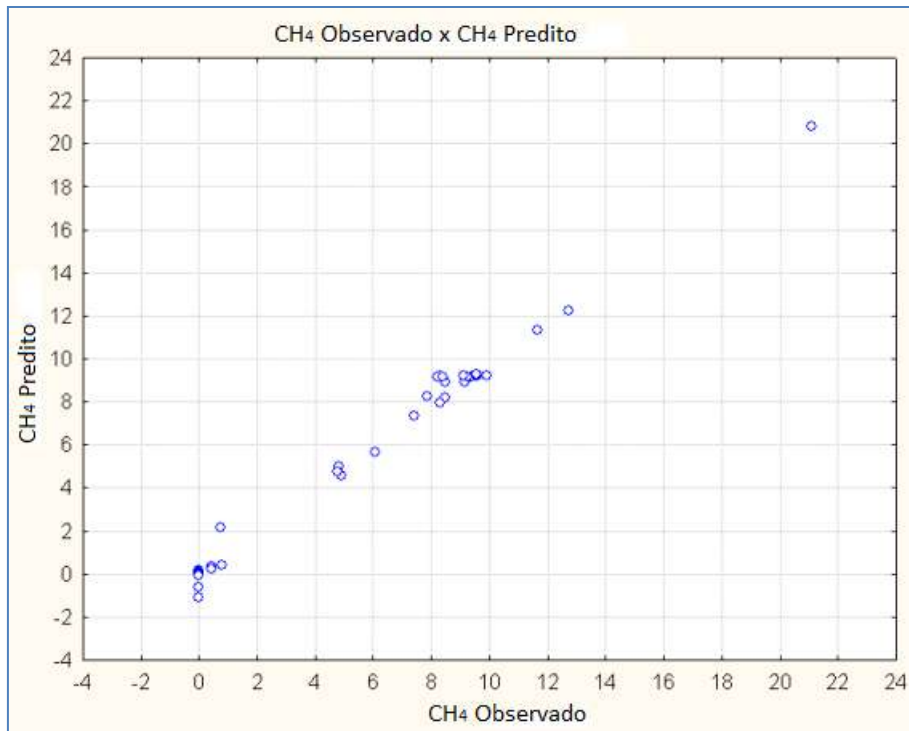


Figura 30 - Gráfico: CH4 real x CH4 predito

Tabela 13 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade							
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	RE	T (°C)
Razão	1,156077	5,430985	3,372170	4,614281	1,310243	8,222543	1,444730	7,461385
Rank	8,000000	3,000000	5,000000	4,000000	7,000000	1,000000	6,000000	2,000000

- Dióxido de carbono (CO₂)

A rede apresentou desempenho muito bom com a configuração 8:6:1. A correlação obtida foi de 0,991 entre os dados observados e os dados preditos pela rede e a Razão de desvio-padrão foi de 0,13. A Figura 31 mostra a comparação entre os dados preditos e os observados. O resultado da Análise de Sensibilidade, assim como as variáveis de entrada do modelo, pode ser visto na Tabela 14.

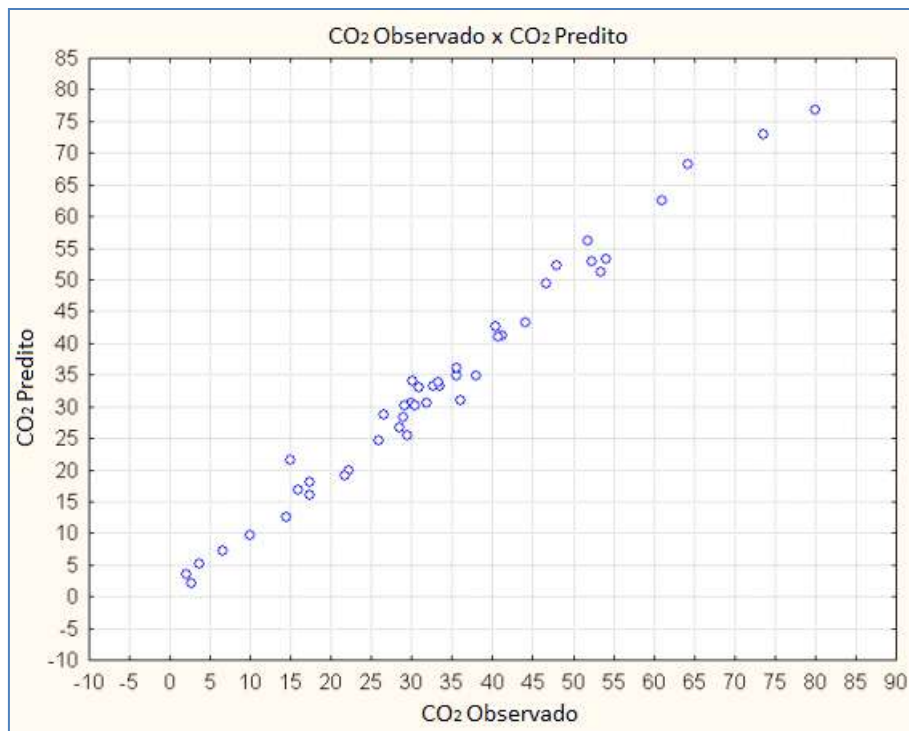


Figura 31 - Gráfico: CO₂ real x CO₂ predito

Tabela 14 - Análise de Sensibilidade

	Análise de Sensibilidade							
	Umidade (wet basis)	Cinza	Voláteis	C	H	O	RE	T (°C)
Razão	1,113393	3,012475	3,415866	3,649461	2,082642	2,539462	9,415112	3,288417
Rank	8,000000	5,000000	3,000000	2,000000	7,000000	6,000000	1,000000	4,000000

5.3 - Aplicativo para execução da rede

Um dos objetivos para a seqüência do trabalho é o desenvolvimento de um simulador que permita prever as características do produto da gaseificação da biomassa. Esse simulador vai usar o modelo da melhor rede projetada e, para isso, estudos iniciais já começaram a ser desenvolvidos.

Esse aplicativo foi feito com o código gerado da melhor rede obtida usando reator do tipo leito fluidizado e ar como agente de gaseificação, pois este é o processo mais utilizado comercialmente. Ao iniciar o programa, o usuário entra com as características da biomassa e tem como resposta a composição do gás de saída, além do poder calorífico inferior e superior que são estimados a partir da composição obtida.

Na Figura 32 está a tela de interface com o usuário para que sejam inseridos os dados de entrada do modelo para predição da composição do gás de saída através dos cálculos da rede. Os valores de PCI e PCS não são variáveis de saída da rede, eles são estimados a partir da composição obtida pela fórmula mostrada anteriormente no item 5.1.

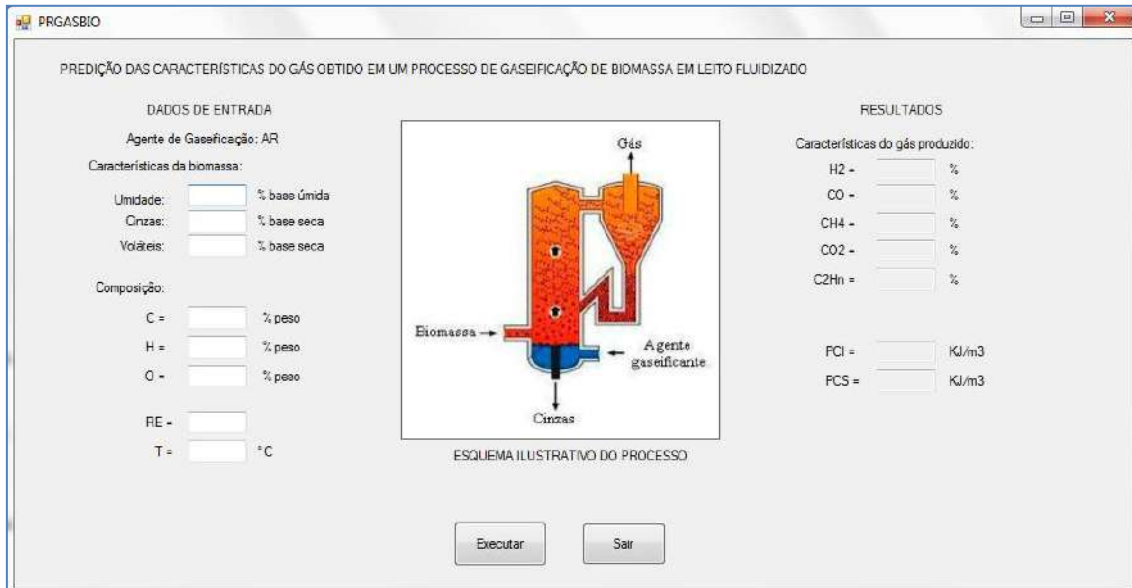


Figura 32 - Tela de interface com o usuário

Tabela 15 - Padrões utilizados no treinamento da rede

ENTRADAS										SAIDAS					Fonte
Agente	Análise Imediata			Análise Elementar			Composição (vol%)								
	Umidade	Cinzas	Voláteis	C	H	O	RE	S/B	T (°C)	gás seco e sem inertes					
										H2	CO	CH4	CO2		
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,18	1,40	750	31,40	20,60	8,40	35,30	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,18	1,40	800	37,20	17,40	7,60	35,30	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,18	1,40	850	38,80	18,60	8,30	32,20	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,18	1,40	900	38,30	19,30	8,00	32,70	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,18	1,40	950	44,80	19,00	7,10	28,40	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,37	1,70	850	27,60	15,50	7,70	46,90	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,28	1,70	850	34,30	15,60	7,60	40,40	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,18	1,70	850	39,10	16,80	7,40	34,70	2	
Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,09	1,70	850	43,20	18,50	7,40	28,50	2	
Vapor	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,00	1,70	850	46,80	20,20	8,30	22,30	2	
Vapor	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,00	1,10	800	46,00	19,90	7,90	24,10	2	
Vapor	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,00	1,40	800	48,50	18,50	6,90	24,60	2	
Vapor	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,00	1,80	800	51,30	15,90	6,10	25,10	2	
Vapor	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,00	2,70	800	54,40	11,80	5,00	27,40	2	
Vapor	7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	0,00	4,70	800	57,40	7,30	4,10	30,20	2	
Ar	6,10	2,08	81,70	51,00	5,55	42,90	0,36	0,00	847	18,42	29,65	8,49	41,14	3	
Ar	3,50	3,23	82,88	51,20	5,88	42,50	0,38	0,00	861	17,76	30,55	8,31	40,68	3	
Ar	10,80	2,90	81,57	50,30	5,87	42,30	0,38	0,00	843	18,16	27,26	7,83	44,20	3	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,70	700	21,48	42,89	9,12	20,51	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,70	750	28,18	39,32	8,16	19,45	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,70	800	32,10	37,73	7,46	18,55	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,70	850	36,33	34,40	7,25	18,88	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,70	900	39,40	33,42	6,10	19,36	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,19	1,56	800	32,24	37,80	7,90	17,97	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,21	1,56	800	31,13	39,50	8,10	17,26	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,23	1,56	800	31,44	40,06	7,61	16,85	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,25	1,56	800	31,11	39,68	7,37	18,07	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,27	1,56	800	31,86	38,24	6,67	19,87	5	
Ar	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	0,00	800	33,22	42,96	6,05	15,91	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	0,61	800	31,84	34,19	9,87	21,49	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	1,35	800	29,78	40,35	8,34	16,85	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,02	800	30,81	39,26	8,20	17,41	5	
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,22	2,70	800	32,10	37,73	7,46	18,55	5	
Ar	8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,41	0,00	780	13,30	21,18	7,39	53,45	7	
Ar	8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,73	0,00	800	19,84	18,75	4,89	54,08	7	
Ar	8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,59	0,00	800	23,48	21,21	4,80	47,98	7	
Ar	8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,67	0,00	800	20,16	19,89	4,77	52,25	7	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,35	0,00	875	13,63	41,71	9,15	29,98	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,25	0,00	805	15,50	41,10	9,60	28,45	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,20	0,00	732	11,70	44,17	9,92	29,06	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,17	0,00	677	9,86	40,24	9,35	36,09	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,35	0,00	848	12,66	40,22	8,31	33,54	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,25	0,00	820	14,75	41,46	9,24	29,50	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,20	0,00	693	9,23	45,42	9,55	30,91	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,17	0,00	649	7,11	45,09	8,21	35,57	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,35	0,00	875	14,15	40,37	8,46	31,85	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,25	0,00	782	13,08	44,91	9,54	26,49	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,20	0,00	685	9,36	46,50	9,11	30,12	8	
Ar	10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,17	0,00	661	8,21	46,46	8,39	32,66	8	

Padrões utilizados no treinamento da rede (cont.)

Agente	Umidade	Cinzas	Voláteis	C	H	O	RE	S/B	T (°C)	H2	CO	CH4	CO2	Fonte
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,19	1,56	800	34,00	39,00	8,10	18,30	10
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,21	1,56	800	32,80	41,70	8,80	17,80	10
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,23	1,56	800	33,20	42,50	7,80	17,50	10
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,25	1,56	800	33,00	42,00	7,80	18,30	10
Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	50,54	7,08	41,11	0,27	1,56	800	33,20	39,00	7,48	21,00	10
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,21	0,61	834	20,27	39,48	11,26	25,17	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,28	0,80	851	18,22	40,42	9,82	27,89	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,27	0,72	847	19,52	40,27	9,76	26,94	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,18	0,76	840	20,01	42,67	11,03	22,22	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,22	0,88	850	20,13	41,12	10,35	24,73	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,23	0,87	846	20,27	40,53	10,42	25,19	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,24	0,89	850	18,56	43,06	10,18	24,62	11
Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	47,15	6,20	46,44	0,24	0,92	856	18,46	43,40	10,01	24,52	11
Ar	9,00	26,40	58,80	36,27	3,94	32,38	0,06	0,00	736	21,67	33,33	11,67	33,33	15
Ar	14,30	3,40	80,81	48,20	4,41	44,34	0,09	0,00	744	18,18	40,00	12,73	29,09	15
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	650	38,03	1,97	19,34	38,03	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	675	42,90	3,93	15,08	36,07	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	700	48,15	4,92	11,48	33,44	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	725	52,10	6,56	7,87	31,48	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	750	56,05	8,20	4,59	29,51	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	775	58,00	9,51	2,95	27,87	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	800	59,65	11,48	1,31	26,23	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	825	60,00	12,46	0,65	25,57	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	850	60,60	13,44	0,00	24,59	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	875	60,60	14,10	0,00	23,93	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	900	60,30	15,08	0,00	23,28	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,40	800	56,49	15,38	3,77	24,79	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,45	800	57,43	14,12	2,82	25,11	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,50	800	58,37	13,18	2,82	25,73	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,55	800	59,31	12,24	2,20	26,05	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,60	800	60,25	11,93	1,88	26,67	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,65	800	60,57	10,36	1,57	26,99	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,70	800	61,19	10,04	1,26	27,30	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,75	800	61,51	9,41	0,94	27,93	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,80	800	62,13	9,10	0,94	28,24	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,85	800	62,45	8,47	0,63	28,24	17
Vapor	8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,00	0,90	800	62,76	7,85	0,94	28,87	17
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,05	0,00	800	49,21	47,30	0,80	2,69	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,10	0,00	800	45,93	51,51	0,42	2,14	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,15	0,00	800	43,84	52,06	0,45	3,65	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,20	0,00	800	43,15	50,26	0,00	6,59	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,25	0,00	800	41,34	48,60	0,00	10,06	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,30	0,00	800	39,76	45,78	0,00	14,46	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,35	0,00	800	37,59	44,96	0,00	17,45	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,40	0,00	800	36,29	41,49	0,00	22,22	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,45	0,00	800	34,65	39,37	0,00	25,98	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,50	0,00	800	32,17	37,39	0,00	30,43	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,55	0,00	800	29,91	34,57	0,00	35,52	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,60	0,00	800	27,26	32,33	0,00	40,41	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,65	0,00	800	24,44	28,89	0,00	46,67	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,70	0,00	800	22,89	25,30	0,00	51,82	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,75	0,00	800	18,19	20,78	0,00	61,03	19

Padrões utilizados no treinamento da rede (cont.)

Agente	Umidade	Cinzas	Voláteis	C	H	O	RE	S/B	T (°C)	H2	CO	CH4	CO2	Fonte
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,80	0,00	800	17,15	18,56	0,00	64,29	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,85	0,00	800	13,22	13,22	0,00	73,56	19
Ar	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,90	0,00	800	10,00	9,96	0,00	80,04	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,11	800	51,05	44,79	1,39	2,77	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,23	800	54,21	39,56	0,37	5,86	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,34	800	56,48	34,12	0,00	9,41	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,45	800	57,14	30,61	0,00	12,25	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,57	800	58,44	26,84	0,00	14,72	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,68	800	59,44	24,42	0,00	16,14	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,79	800	59,70	22,34	0,00	17,96	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	0,90	800	60,71	20,41	0,00	18,87	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,02	800	60,75	18,82	0,00	20,43	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,13	800	60,90	17,88	0,00	21,23	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,24	800	62,36	16,47	0,00	21,17	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,36	800	62,74	14,91	0,00	22,35	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,47	800	62,42	14,65	0,00	22,92	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,58	800	62,84	14,19	0,00	22,98	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,70	800	63,12	13,48	0,00	23,40	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,81	800	63,31	12,23	0,00	24,46	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	1,92	800	63,16	12,03	0,00	24,81	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	2,03	800	63,08	12,31	0,00	24,61	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	2,15	800	63,99	10,41	0,00	25,60	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	2,26	800	62,49	10,84	0,00	26,66	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	2,37	800	64,09	10,26	0,00	25,65	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	2,49	800	63,15	10,53	0,00	26,32	19
Vapor	9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,00	2,60	800	64,54	9,09	0,00	26,37	19
Ar	11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,30	0,00	695	8,66	32,24	21,08	38,02	20
Ar	11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,35	0,00	874	30,21	53,98	0,77	15,04	20
Ar	11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,40	0,00	1046	27,55	55,08	0,00	17,37	20
Ar	11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,45	0,00	1195	23,24	54,97	0,00	21,79	20

Tabela 16 - Padrões utilizados no treinamento da rede (Vapor)

ENTRADAS							SAIDAS						
Análise Imediata			Análise Elementar				Composição (vol%)						
Umidade	Cinzas	Voláteis	C	H	O	S/B	T (°C)	gás seco e sem inertes					
								H2	CO	CH4	CO2	Fonte	
7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	1,70	850	46,80	20,20	8,30	22,30	2	
7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	1,10	800	46,00	19,90	7,90	24,10	2	
7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	1,40	800	48,50	18,50	6,90	24,60	2	
7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	1,80	800	51,30	15,90	6,10	25,10	2	
7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	2,70	800	54,40	11,80	5,00	27,40	2	
7,50	0,32	76,78	48,01	6,04	45,43	4,70	800	57,40	7,30	4,10	30,20	2	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	650	38,03	1,97	19,34	38,03	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	675	42,90	3,93	15,08	36,07	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	700	48,15	4,92	11,48	33,44	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	725	52,10	6,56	7,87	31,48	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	750	56,05	8,20	4,59	29,51	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	775	58,00	9,51	2,95	27,87	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	800	59,65	11,48	1,31	26,23	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	825	60,00	12,46	0,65	25,57	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	850	60,60	13,44	0,00	24,59	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	875	60,60	14,10	0,00	23,93	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	900	60,30	15,08	0,00	23,28	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,40	800	56,49	15,38	3,77	24,79	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,45	800	57,43	14,12	2,82	25,11	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,50	800	58,37	13,18	2,82	25,73	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,55	800	59,31	12,24	2,20	26,05	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,60	800	60,25	11,93	1,88	26,67	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,65	800	60,57	10,36	1,57	26,99	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,70	800	61,19	10,04	1,26	27,30	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,75	800	61,51	9,41	0,94	27,93	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,80	800	62,13	9,10	0,94	28,24	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,85	800	62,45	8,47	0,63	28,24	17	
8,50	9,41	71,02	36,57	4,91	40,70	0,90	800	62,76	7,85	0,94	28,87	17	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,11	800	51,05	44,79	1,39	2,77	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,23	800	54,21	39,56	0,37	5,86	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,34	800	56,48	34,12	0,00	9,41	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,45	800	57,14	30,61	0,00	12,25	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,57	800	58,44	26,84	0,00	14,72	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,68	800	59,44	24,42	0,00	16,14	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,79	800	59,70	22,34	0,00	17,96	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,90	800	60,71	20,41	0,00	18,87	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,02	800	60,75	18,82	0,00	20,43	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,13	800	60,90	17,88	0,00	21,23	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,24	800	62,36	16,47	0,00	21,17	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,36	800	62,74	14,91	0,00	22,35	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,47	800	62,42	14,65	0,00	22,92	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,58	800	62,84	14,19	0,00	22,98	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,70	800	63,12	13,48	0,00	23,40	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,81	800	63,31	12,23	0,00	24,46	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	1,92	800	63,16	12,03	0,00	24,81	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	2,03	800	63,08	12,31	0,00	24,61	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	2,15	800	63,99	10,41	0,00	25,60	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	2,26	800	62,49	10,84	0,00	26,66	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	2,37	800	64,09	10,26	0,00	25,65	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	2,49	800	63,15	10,53	0,00	26,32	19	
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	2,60	800	64,54	9,09	0,00	26,37	19	

Tabela 17 - Padrões utilizados no treinamento da rede (Ar)

ENTRADAS								SAÍDAS				
Análise Imediata			Análise Elementar					Composição (vol%)				
Umidade	Cinzas	Voláteis	C	H	O	RE	T (°C)	gás seco				
								H2	CO	CH4	CO2	Fonte
6,10	2,08	81,70	51,00	5,55	42,90	0,36	847	7,05	11,35	3,25	15,75	3
3,50	3,23	82,88	51,20	5,88	42,50	0,38	861	6,77	11,65	3,17	15,51	3
10,80	2,90	81,57	50,30	5,87	42,30	0,38	843	6,42	9,64	2,77	15,63	3
8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,41	780	5,40	8,60	3,00	21,70	7
8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,73	800	7,30	6,90	1,80	19,90	7
8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,59	800	9,30	8,40	1,90	19,00	7
8,90	8,50	74,40	52,70	7,20	38,10	0,67	800	7,60	7,50	1,80	19,70	7
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,35	875	6,39	19,55	4,29	14,05	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,25	805	7,41	19,65	4,59	13,60	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,20	732	5,39	20,34	4,57	13,38	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,17	677	4,85	19,79	4,60	17,75	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,35	848	5,12	16,26	3,36	13,56	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,25	820	7,01	19,70	4,39	14,02	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,20	693	4,44	21,84	4,59	14,86	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,17	649	3,24	20,54	3,74	16,20	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,35	875	6,19	17,66	3,70	13,93	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,25	782	6,80	23,35	4,96	13,77	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,20	685	4,75	23,59	4,62	15,28	8
10,50	3,59	77,80	45,97	5,78	44,15	0,17	661	4,05	22,92	4,14	16,11	8
9,00	26,40	58,80	36,27	3,94	32,38	0,06	736	13,00	20,00	7,00	20,00	15
14,30	3,40	80,81	48,20	4,41	44,34	0,09	744	10,00	22,00	7,00	16,00	15
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,05	800	43,90	42,19	0,72	2,40	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,10	800	36,33	40,74	0,33	1,69	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,15	800	32,70	38,83	0,34	2,73	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,20	800	29,46	34,31	0,00	4,50	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,25	800	25,92	30,47	0,00	6,30	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,30	800	23,53	27,09	0,00	8,56	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,35	800	20,18	24,14	0,00	9,37	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,40	800	17,84	20,40	0,00	10,93	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,45	800	16,15	18,35	0,00	12,10	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,50	800	13,77	16,01	0,00	13,03	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,55	800	11,92	13,77	0,00	14,15	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,60	800	10,09	11,96	0,00	14,95	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,65	800	8,29	9,79	0,00	15,82	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,70	800	7,20	7,96	0,00	16,31	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,75	800	5,37	6,14	0,00	18,04	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,80	800	4,61	4,98	0,00	17,27	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,85	800	3,48	3,48	0,00	19,34	19
9,40	0,90	82,00	45,20	5,40	39,00	0,90	800	2,34	2,33	0,00	18,71	19
11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,30	695	3,79	14,10	9,22	16,63	20
11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,35	874	14,16	25,30	0,36	7,05	20
11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,40	1046	11,75	23,49	0,00	7,41	20
11,70	0,40	84,80	51,80	6,20	40,60	0,45	1195	8,86	20,96	0,00	8,31	20

Capítulo 6 - Conclusão

As seguintes conclusões podem ser sumarizadas da investigação realizada:

- O desempenho das redes neuronais geradas a partir de dados de processos de gaseificação de diferentes tipos de biomassa mostrou que é possível fazer a correlação do gás produzido com as características da biomassa.
- O agente de gaseificação tem grande influência no processo e, dependendo da aplicação que será dada ao gás produzido, pode ser mais interessante fixar o agente e utilizar uma rede específica para ele.
- A etapa de levantamento de dados da literatura precisa ser intensificada, pois o desempenho das redes está diretamente ligado à quantidade e variedade de padrões usados no seu treinamento.

Dessa forma, pode-se afirmar que as redes neuronais artificiais do tipo MLP se mostram como uma alternativa bastante interessante para a modelagem do processo de gaseificação de biomassa. Contudo, uma maior quantidade de dados experimentais de treinamento permitiria que fossem testadas redes mais complexas, o que pode melhorar ainda mais a sua capacidade de predição.

Como sugestão adicional para trabalhos futuros, indica-se que o emprego dos modelos de redes desenvolvidos para avaliar condições otimizadas de operação de gaseificadores.

Capítulo 7 - Bibliografia

- A. A. Boateng, W. W. (1992). Fluidized-Bed Steam Gasification of Rice Hull. *Bioresource Technology*, Vol. 40 , pp. 235-239.
- Aarsen, F. V. (1985). Fluidized bed wood gasifier performance and modeling. *Tese de Doutorado, University of Twente*.
- Arbib, M. (1987). *Brains, Machines, and Mathematics, 2nd Edition*. New York: Springer-Verlag.
- Baratieri, M., Baggio, P., Fiori, L., Grigiante, M. (2008). Biomass as an energy source: Thermodynamic constraints on the performance of the conversion process. *Bioresource technology*, Vol. 99 , pp. 7063-7073.
- Basu, P. (2006). *Combustion and gasification in fluidized beds*. Taylor & Francis Group.
- Belleville, P., Capart, R. (1983). A model for predicting outlet gas concentration from a wood gasifier. In: *Thermochemical Processing of Biomass* (pp. 217-228). London, UK: Butterworks.
- Bilodeau, J., Thérien, N., Proulx, P., Czernik, S., Chornet, E. (1993). A mathematical model of fluidized bed biomass gasification. *The Canadian Journal of Chemical Engineering* 71 .
- Campos, T. E. (2000). Técnicas de seleção de atributos e de classificação para reconhecimento de faces. *Projeto de Pesquisa - Exame de classificação. Departamento de Ciência da Computação - IME - USP* .
- Cao, Y., Wang, Y., Riley, J. T., Pan, W.-P. (2006). A novel biomass air gasification process for producing tar-free higher heating value fuel gas. *Fuel processing technology* , Vol. 87, pp. 343-353.
- Chang, C., Fan, L., & Walawender, W. (1984). Dynamic modeling of biomass gasification in fluidized bed. *AICHE Symposium Series 80 (234)* , 80-90.
- Chen, G., Andries, J., Spliethoff, H., Fang, M., Enden, P. v. (2004). Biomass gasification integrated with pyrolysis in a circulating fluidised bed. *Solar Energy*, Vol. 76, pp. 345-349.
- Chitra, S. (1993). Use neural networks for problem solving. *Chemical Engineering Progress* , 44-52.
- Churchland, P., Sejnowski, T. (1992). *The Computational rain*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Companhia Energética de Minas Gerais (CEMIG). (1986). *Gaseificação de Biomassa*. Belo Horizonte.

- Corella, J., Sanz, A. (2005). Modeling circulating fluidized bed biomass gasifiers. A pseudo-rigorous model for stationary state. *Fuel Processing Technology* 86 , pp. 1021-1053.
- Corella, J., Alday, F., Herguido, J. (1990). A model for the non-stationary states of a commercial fluidized bed air gasifier of biomass. In: G. G. (eds.), *Biomass for Energy and Industry*, vol. 2 (pp. 2804-2809). London: Elsevier.
- De Souza Jr., M. (2005). Redes Neurais Artificiais na Engenharia Química. *Apostila* . Rio de Janeiro, Brasil.
- De Souza Jr., M. (1993). Redes Neurais Multicamadas Aplicadas a Modelagem e Controle de Processos Químicos. *Tese de Doutorado, PEQ/COPPE/UFRJ* .
- De Souza Jr., M., Barreto Jr., A. (2009). *Investigação da Correlação entre as Características da Biomassa e o Produto Final dos Processos de Gaseificação Através do Uso de Redes Neurais Multicamadas. 1º Relatório Parcial. Projeto/Programas Específicos em P&D em Energia: Biocombustíveis.*
- Dellepiane, D., Bosio, B., Arato, E. (2003). Clean energy from sugarcane waste: feasibility study of an innovative application of bagasse and barbojo. *Journal of power sources* , pp. 47-56.
- Doherty, W., Reynolds, A., Kennedy, D. (2009). The effect of air preheating in a biomass CFB gasifier using ASPEN Plus simulation. *Biomass and Bioenergy* , pp. 1158-1167.
- Dong, C., Jin, B., Zhong, Z., Lan, J. (2002). Tests on co-firing of municipal solid waste and coal in a circulating fluidized bed. *Energy Conversion and Management* 43 , pp. 2189-2199.
- Drift, A. v., J. van doorn, J. W. (2001). Ten residual biomass fuels for circulating fluidized-bed gasification. *Biomass & Bioenergy* , pp. 45-56.
- Dutta, A. (6 de Dezembro de 2007). *WIDE*. Acesso em 7 de Janeiro de 2010, disponível em http://www.soi.wide.ad.jp/class/20070041/slides/05/index_43.html
- Ergudenler, A., Ghaly, A. E. (1992). Quality of gas produced from wheat straw in a dual-distributor type fluidized bed gasifier. *Biomass and Bioenergy*, Vol.3, No. 6 , pp. 419-430.
- Faaij, A., Ree, R. V., Waldheim, L., Olsson, E., Oudhuist, A., Wijk, A. V. (1997). Gasification of biomass wastes and residues for electricity production. *Biomass and Bioenergy*, Vol. 12, No. 6 , pp. 387-407.
- García-Ibañez, P., Cabanillas, A., Sánchez, J. (2004). Gasification of leached orujillo (olive oil waste) in a pilot plant circulating fluidised bed reactor. Preliminary results. *Biomass & Bioenergy* , pp. 183-194.
- Guardabassi, P. M. (2006). Sustentabilidade da biomassa como fonte de energia. Perspectivas para países em desenvolvimento. *Tese de Mestrado, EP/FEA/IEE/IF da Universidade de São Paulo* .

- Guo. (1997). Modeling coal gasification with a hybrid neural network. *Fuel* , pp. 1159-1164.
- Guo. (2001). Simulation of biomass gasification with a hybrid neural network model. *Bioresource Technology* , pp. 77-83.
- Guo, B., Li, D., Cheng, C., Lü, Z.-a., Shen, Y. (2001). Simulation of biomass gasification with a hybrid neural network model . *Bioresource Technology* 76 , pp. 77-83.
- Guo, B., Shen, Y., Li, D., Zhao, F. (1997). Modelling coal gasification with a hybrid neural network. *Fuel, Vol. 76, No. 12* , pp. 1159-1164.
- Haykin, S. (2001). *Redes Neurais: Princípios e prática, 2.ed.* Porto Alegre: Bookman.
- He, M., Xiao, B., Liu, S., Guo, X., Luo, S., Xu, Z. (2009). Hydrogen-rich gas from catalytic steam gasification of municipal solid waste (MSW): Influence of steam to MSW ratios and weight hourly space velocity on gas production and composition. *International journal of hydrogen energy* , pp. 2174-2183.
- Henriques, R. (2009). Potencial para geração de energia elétrica no Brasil com resíduos de biomassa através de gaseificação. *Tese de Doutorado*. Programa de Planejamento Energético da COPPE.
- Hislop, D., Hall, D. (1996). *Biomass resources for gasification power plant*.
- Jiang, H., Morey, R. (1992). A numerical model of fluidized bed biomass gasifier. *Biomass and Bioenergy* 3.
- Karekesi. (2005). Status of Biomass Energy in Developing Countries and Prospects for International Collaboration. In: *GFSE-5 Enhancing International Cooperation on Biomass*. Austria.
- Li, X., Grace, J., Lim, C., Watkinson, A., Chen, H., Kim, J. (2004). Biomass gasification in a circulating fluidized bed. *Biomass & Bioenergy* , pp. 171-193.
- Lv, P., Chang, J., Xiong, Z., Huang, H., Wu, C., Chen, Y. (2003). Biomass air-steam gasification in a fluidized bed to produce hydrogen-rich gas. *Energy & Fuels* , pp. 677-682.
- Mansaray, K., Al-Taweel, A., Ghaly, A., Hamdullahpur, F., Ugursal, V. (2000). Mathematical modeling of a fluidized bed rice husk gasifier: Part I - Model development. *Energy Sources* 22 .
- McKendry, P. (2002). Energy production from biomass (part 3): gasification technologies. *Bioresource Technology* 83 , pp. 55-63.
- Mendel, J., McLaren, R. (1970). Reinforcement-learning control and pattern recognition systems. In: J. Mendel, & K. Fu, *Adaptive, Learning, and Pattern Recognition Systems: Theory and Applications, vol. 66* (pp. 287-318). New York: Academic Press.

- Nemtsov, D., Zabaniotou, A. (2008). Mathematical modelling and simulation approaches of agricultural residues air gasification in a bubbling fluidized bed reactor. *Chemical Engineering Journal*.
- Nikoo, M. B., Mahinpey, N. (2008). Simulation of biomass gasification in fluidized bed reactor using ASPEN PLUS. *Biomass & Bioenergy* .
- Nougués. (2000). Identification of a pilot scale fluidised-bed coal gasification unit by using neural networks . *Applied Thermal Engineering*, 20 , pp. 1561-1575.
- Schuster, G., Loffler, G., Weigl, K., Hofbauer, H. (2001). Biomass steam gasification - an extensive parametric modeling study. *Bioresource Technology* , pp. 71-79.
- Shen, L., Gao, Y., Xiao, J. (2008). Simulation of hydrogen production from biomass gasification in interconnected fluidized beds. *Biomass and Bioenergy* , pp. 120-127.
- Siedlecki, M., Simeone, E., Jong, W. d., Verkooijen, A. (2007). Characterization of gaseous and condensable components in the product gas obtained during steam-oxygen gasification of biomass in a 100 KWth CFB gasifier. *15th European Biomass Conference and Exhibition - From Research to Market*, (pp. 1-8).
- Sheng, C., Azevedo, J. L. T. (2005). Estimating the higher heating value of biomass fuels from basic analysis data. *Biomass & bioenergy*, Vol. 28, n°5 , pp. 499-507.
- Souza, M. (2009). *Tecnologia do Hidrogênio*. Rio de Janeiro: Synergia Editora.
- Souza-Santos, M. L. (2008). Comprehensive simulator (CSFMB) applied to circulating fluidized bed boilers and gasifiers. *The Open Chemical Engineering Journal* , pp. 106-118.
- Souza-Santos, M. L. (2008). CSFB applied to fluidized-bed gasification of special fuels. *Fuel*.
- Souza-Santos, M. L. (2004). *Solid fuels combustion and gasification*. New York: Marcel Dekker, Inc.
- Turn, S., Kinoshita, C., Zhang, Z., D.Ishimura, Zhou, J. (1998). An experimental investigation of hydrogen production from biomass gasification. *Int. J. Hydrogen Energy*, Vol. 23, No. 8 , pp. 641-648.
- Wasserman, P. (1989). *Neural Computing: Theory and Practice*. New York: Van Nostrand Reinhold.
- Xiao, G., Ni, M.-j., Chi, Y., Jin, B.-s., Xiao, R., Zhong, Z.-p.(2008). Gasification characteristics of MSW and an ANN prediction model. *Waste Management*.

ANEXO I – Base de dados

BANCO DE DADOS																									
ENTRADAS													SAIDAS												
Biomassa	Agente	Análise Imediata (% peso)					Análise elementar (% peso)					Composição (vol%)										Fonte			
		Umidade	Cinzas	Voláteis	C fixo	C	H	N	S	O	RE	S/B	T (°C)	gás seco					gás seco e sem inertes						
													H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn			
8	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,20	0,00	472										1	
9	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,20	0,00	548										1	
10	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,20	0,00	570										1	
11	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,20	0,00	604										1	
12	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,40	0,00	474										1	
13	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,40	0,00	503										1	
14	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,40	0,00	605										1	
15	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,40	0,00	700										1	
16	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,60	0,00	402										1	
17	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,60	0,00	507										1	
18	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,60	0,00	603										1	
19	Madeira	Ar	8,42	2,18	83,45	14,37	43,73	4,62	0,27	0,04	40,96	0,60	0,00	698										1	
20	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,18	1,40	750					31,40	20,60	8,40	35,30	4,30	2	
21	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,18	1,40	800					37,20	17,40	7,60	35,30	2,50	2	
22	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,18	1,40	850					38,80	18,60	8,30	32,20	2,20	2	
23	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,18	1,40	900					38,30	19,30	8,00	32,70	1,70	2	
24	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,18	1,40	950					44,80	19,00	7,10	28,40	0,60	2	
25	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,37	1,70	850					27,60	15,50	7,70	46,90	2,40	2	
26	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,28	1,70	850					34,30	15,60	7,60	40,40	2,20	2	
27	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,18	1,70	850					39,10	16,80	7,40	34,70	2,00	2	
28	Madeira	Vapor/Oxigênio	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,09	1,70	850					43,20	18,50	7,40	28,50	2,30	2	
29	Madeira	Vapor	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,00	1,70	850					46,80	20,20	8,30	22,30	2,40	2	
30	Madeira	Vapor	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,00	1,10	800					46,00	19,90	7,90	24,10	2,10	2	
31	Madeira	Vapor	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,00	1,40	800					48,50	18,50	6,90	24,60	1,60	2	
32	Madeira	Vapor	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,00	1,80	800					51,30	15,90	6,10	25,10	1,70	2	
33	Madeira	Vapor	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,00	2,70	800					54,40	11,80	5,00	27,40	1,40	2	
34	Madeira	Vapor	7,50	0,32	76,78	18,70	48,01	6,04	0,15	0,05	45,43	0,00	4,70	800					57,40	7,30	4,10	30,20	1,10	2	
35	Madeira	Ar	6,10	2,08	81,70	16,22	51,00	5,55	0,46	0,04	42,90	0,36	0,00	847	7,05	11,35	3,25	15,75	0,88	18,42	29,65	8,49	41,14	2,30	3
36	Madeira	Ar	3,50	3,23	82,88	13,89	51,20	5,88	0,26	0,05	42,50	0,38	0,00	861	6,77	11,65	3,17	15,51	1,03	17,76	30,55	8,31	40,68	2,70	3
37	Madeira	Ar	10,80	2,90	81,57	15,53	50,30	5,87	1,44	0,08	42,30	0,38	0,00	843	6,42	9,64	2,77	15,63	0,90	18,16	27,26	7,83	44,20	2,55	3

ANEXO I – Base de dados (cont.)

BANCO DE DADOS																									
ENTRADAS													SAIDAS												
7	Biomassa	Agente	Análise Imediata (% peso)					Análise elementar (% peso)					Composição (vol%)												
			Umidade	Cinzas	Voláteis	C fixo	C	H	N	S	O	RE	S/B	T (°C)	gás seco					gás seco e sem inertes					
38	Casca de Arroz	Vapor	10,86	21,52	62,48	16,00	48,16	6,03	0,59	0,00	45,23	0,00		700	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	Fonte
39	Casca de Arroz	Vapor	10,86	21,52	62,48	16,00	48,16	6,03	0,59	0,00	45,23	0,00		750						32,80	29,26	4,67	28,61	4,41	4
40	Casca de Arroz	Vapor	10,86	21,52	62,48	16,00	48,16	6,03	0,59	0,00	45,23	0,00		800						42,62	19,98	3,03	30,50	3,82	4
41	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,70	700						21,48	42,89	9,12	20,51	5,28	5
42	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,70	750						28,18	39,32	8,16	19,45	4,03	5
43	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,70	800						32,10	37,73	7,46	18,55	3,91	5
44	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,70	850						36,33	34,40	7,25	18,88	2,63	5
45	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,70	900						39,40	33,42	6,10	19,36	1,23	5
46	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,19	1,56	800						32,24	37,80	7,90	17,97	3,84	5
47	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,21	1,56	800						31,13	39,50	8,10	17,26	3,80	5
48	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,23	1,56	800						31,44	40,06	7,61	16,85	3,81	5
49	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,25	1,56	800						31,11	39,68	7,37	18,07	3,53	5
50	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,27	1,56	800						31,86	38,24	6,67	19,87	3,05	5
51	Serragem de Pinho	Ar	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	0,00	800						33,22	42,96	6,05	15,91	1,29	5
52	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	0,61	800						31,84	34,19	9,87	21,49	2,93	5
53	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	1,35	800						29,78	40,35	8,34	16,85	4,39	5
54	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,02	800						30,81	39,26	8,20	17,41	4,06	5
55	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,22	2,70	800						32,10	37,73	7,46	18,55	3,91	5
56	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	0,39							19,11	20,72	13,53	23,13	23,51	6
57	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	0,39							25,16	61,43	0,71	12,23	0,47	6
58	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	0,46							34,33	51,95	0,49	13,11	0,12	6
59	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	0,60							34,36	44,72	0,38	19,56	0,98	6
60	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	0,68							42,49	34,05	0,26	22,27	0,93	6
61	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	0,77							42,77	32,53	0,50	23,69	0,50	6
62	Resíduo Sólido Urbano	Vapor	8,80	5,93	82,28	11,79	51,81	5,76	0,26	0,36	35,88	0,00	1,04							44,05	30,51	0,29	24,79	0,36	6
63	Óleo de oliva residual	Ar	8,90	8,50	74,40	17,10	52,70	7,20	1,60	0,07	38,10	0,41	0,00	780	5,40	8,60	3,00	21,70	1,90	13,30	21,18	7,39	53,45	4,68	7
64	Óleo de oliva residual	Ar	8,90	8,50	74,40	17,10	52,70	7,20	1,60	0,07	38,10	0,73	0,00	800	7,30	6,90	1,80	19,90	0,90	19,84	18,75	4,89	54,08	2,45	7
65	Óleo de oliva residual	Ar	8,90	8,50	74,40	17,10	52,70	7,20	1,60	0,07	38,10	0,59	0,00	800	9,30	8,40	1,90	19,00	1,00	23,48	21,21	4,80	47,98	2,53	7
66	Óleo de oliva residual	Ar	8,90	8,50	74,40	17,10	52,70	7,20	1,60	0,07	38,10	0,67	0,00	800	7,60	7,50	1,80	19,70	1,10	20,16	19,89	4,77	52,25	2,92	7
67	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,35	0,00	875	6,39	19,55	4,29	14,05	2,59	13,63	41,71	9,15	29,98	5,53	8

ANEXO I – Base de dados (cont.)

BANCO DE DADOS																									
ENTRADAS													SAIDAS												
Biomassa	Agente	Análise Imediata (% peso)					Análise elementar (% peso)					Composição (vol%)										Fonte			
		Umidade	Cinzas	Voláteis	C fixo	C	H	N	S	O	RE	S/B	T (°C)	gás seco					gás seco e sem inertes						
													H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn			
68	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,25	0,00	805	7,41	19,65	4,59	13,60	2,56	15,50	41,10	9,60	28,45	5,35	8
69	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,20	0,00	732	5,39	20,34	4,57	13,38	2,37	11,70	44,17	9,92	29,06	5,15	8
70	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,17	0,00	677	4,85	19,79	4,60	17,75	2,19	9,86	40,24	9,35	36,09	4,45	8
71	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,35	0,00	848	5,12	16,26	3,36	13,56	2,13	12,66	40,22	8,31	33,54	5,27	8
72	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,25	0,00	820	7,01	19,70	4,39	14,02	2,40	14,75	41,46	9,24	29,50	5,05	8
73	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,20	0,00	693	4,44	21,84	4,59	14,86	2,35	9,23	45,42	9,55	30,91	4,89	8
74	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,17	0,00	649	3,24	20,54	3,74	16,20	1,83	7,11	45,09	8,21	35,57	4,02	8
75	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,35	0,00	875	6,19	17,66	3,70	13,93	2,26	14,15	40,37	8,46	31,85	5,17	8
76	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,25	0,00	782	6,80	23,35	4,96	13,77	3,11	13,08	44,91	9,54	26,49	5,98	8
77	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,20	0,00	685	4,75	23,59	4,62	15,28	2,49	9,36	46,50	9,11	30,12	4,91	8
78	Palha de Trigo	Ar	10,50	3,59	77,80	17,61	45,97	5,78	0,55	0,12	44,15	0,17	0,00	661	4,05	22,92	4,14	16,11	2,11	8,21	46,46	8,39	32,66	4,28	8
79	Cipreste	Ar	9,70	0,70	83,80	15,48	51,60	6,20	0,65	0,45	40,40		0,00		5,60	6,90	1,40	18,10	0,00	17,50	21,56	4,38	56,56	0,00	9
80	Cicuta	Ar/Vapor	8,80	0,39	84,07	15,54	51,82	6,20	0,60	0,38	40,60				5,50	16,60	3,40	15,00	0,00	13,58	40,99	8,40	37,04	0,00	9
81	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,70	700						23,50	45,60	10,20	22,00	0,00	10
82	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,70	750						29,80	41,90	8,50	20,80	0,00	10
83	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,70	800						33,00	39,70	7,90	19,60	0,00	10
84	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,70	850						38,00	36,00	7,20	19,00	0,00	10
85	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,70	900						40,40	34,10	6,20	19,00	0,00	10
86	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,19	1,56	800						34,00	39,00	8,10	18,30	0,00	10
87	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,21	1,56	800						32,80	41,70	8,80	17,80	0,00	10
88	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,23	1,56	800						33,20	42,50	7,80	17,50	0,00	10
89	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,25	1,56	800						33,00	42,00	7,80	18,30	0,00	10
90	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11	0,27	1,56	800						33,20	39,00	7,48	21,00	0,00	10
91	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		0,00	800						33,50	44,00	7,00	16,70	0,00	10
92	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		1,20	800						31,50	43,00	8,00	18,00	0,00	10
93	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,00	800						33,00	42,00	7,70	18,80	0,00	10
94	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		2,80	800						33,50	41,00	7,75	19,20	0,00	10
95	Serragem de Pinho	Ar/Vapor	8,00	0,55	82,29	17,16	50,54	7,08	0,15	0,57	41,11		4,00	800						33,50	39,80	7,20	21,00	0,00	10
96	Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,21	0,61	834	15,30	29,80	8,50	19,00	2,88	20,27	39,48	11,26	25,17	3,82	11
97	Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,28	0,80	851	12,80	28,40	6,90	19,60	2,57	18,22	40,42	9,82	27,89	3,66	11

ANEXO I – Base de dados (cont.)

BANCO DE DADOS																													
ENTRADAS												SAIDAS																	
6	7	Biomassa	Agente	Análise Imediata (% peso)				Análise elementar (% peso)					Composição (vol%)																
				Umidade	Cinzas	Voláteis	C fixo	C	H	N	S	O	RE	S/B	T (°C)	gás seco					gás seco e sem inertes								
98	99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120	121	122	123	124	125	126	127
Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,27	0,72	847	14,20	29,30	7,10	19,60	2,55	19,52	40,27	9,76	26,94	3,51	11					
Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,18	0,76	840	13,60	29,00	7,50	15,10	2,77	20,01	42,67	11,03	22,22	4,08	11					
Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,22	0,88	850	14,00	28,80	7,20	17,20	2,55	20,13	41,12	10,35	24,73	3,67	11					
Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,23	0,87	846	14,40	28,80	7,40	17,90	2,55	20,27	40,53	10,42	25,19	3,59	11					
Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,24	0,89	850	14,40	33,40	7,90	19,10	2,77	18,56	43,06	10,18	24,62	3,57	11					
Madeira (clean wood pellets)	Vapor/Oxigênio	8,10	2,00	79,00	19,00	47,15	6,20	0,20	0,00	46,44	0,24	0,92	856	13,10	30,80	7,10	17,40	2,56	18,46	43,40	10,01	24,52	3,61	11					
Miscanto (miscanthus pellets)	Ar/Vapor	8,70	2,74	80,83	16,43	43,90	5,90	0,57	0,14	46,80	0,30			6,00	12,57	2,45	16,02	0,74	15,88	33,27	6,48	42,40	1,96	13					
Cipreste	Ar	9,70				51,60	6,20	0,65	0,46	40,40		0,00	718	3,10	11,00	1,90	15,90	0,00	9,72	34,48	5,96	49,84	0,00	14					
Cicuta	Ar	10,00				51,80	6,20	0,60	0,38	40,60		0,00	815	3,00	9,60	1,90	17,10	0,00	9,49	30,38	6,01	54,11	0,00	14					
Cicuta	Ar	8,80				51,80	6,20	0,60	0,38	40,60		0,00	772	4,00	14,70	2,90	16,50	0,00	10,50	38,58	7,61	43,31	0,00	14					
Cicuta	Ar	9,20				51,80	6,20	0,60	0,38	40,60		0,00	787	3,80	12,60	2,70	15,70	0,00	10,92	36,21	7,76	45,11	0,00	14					
Cicuta	Ar	11,70				51,80	6,20	0,60	0,38	40,60		0,00	718	5,50	16,60	3,40	15,00	0,00	13,58	40,99	8,40	37,04	0,00	14					
Cicuta	Ar	15,00				51,80	6,20	0,60	0,38	40,60		0,00	752	3,50	13,40	2,80	15,60	0,00	9,92	37,96	7,93	44,19	0,00	14					
Cicuta	Ar	14,70				51,80	6,20	0,60	0,38	40,60		0,00	789	4,20	14,60	3,00	15,70	0,00	11,20	38,93	8,00	41,87	0,00	14					
SPF	Ar	10,50				50,40	6,25	0,62	0,34	41,60		0,00	766	3,20	10,70	1,90	17,10	0,00	9,73	32,52	5,78	51,98	0,00	14					
PS	Ar	10,10				49,10	7,26	0,25	0,50	39,50		0,00	701	5,40	21,40	4,60	14,70	0,00	11,71	46,42	9,98	31,89	0,00	14					
Casca de Amêndoa	Ar	9,00	26,40	58,80	14,80	36,27	3,94	0,79	0,05	32,38	0,06	0,00	736	13,00	20,00	7,00	20,00	0,00	21,67	33,33	11,67	33,33	0,00	15					
Poda de Noz	Ar	14,30	3,40	80,81	15,80	48,20	4,41	0,59	0,03	44,34	0,09	0,00	744	10,00	22,00	7,00	16,00	0,00	18,18	40,00	12,73	29,09	0,00	15					
Faia (beech chips)	Vapor	25,00	0,61	80,00	19,39	48,26	5,82	0,22	0,03	45,67	0,00		800						56,18	31,17	0,11	12,42	0,00	16					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	650						38,03	1,97	19,34	38,03	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	675						42,90	3,93	15,08	36,07	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	700						48,15	4,92	11,48	33,44	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	725						52,10	6,56	7,87	31,48	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	750						56,05	8,20	4,59	29,51	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	775						58,00	9,51	2,95	27,87	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	800						59,65	11,48	1,31	26,23	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	825						60,00	12,46	0,65	25,57	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	850						60,60	13,44	0,00	24,59	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	875						60,60	14,10	0,00	23,93	0,00	17					
Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	900						60,30	15,08	0,00	23,28	0,00	17					

ANEXO I – Base de dados (cont.)

BANCO DE DADOS																									
ENTRADAS													SAIDAS												
		Análise Imediata (% peso)					Análise elementar (% peso)						Composição (vol%)												
													gás seco					gás seco e sem inertes							
Biomassa	Agente	Umidade	Cinzas	Voláteis	C fixo	C	H	N	S	O	RE	S/B	T (°C)	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	Fonte	
128	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,40	800					56,49	15,38	3,77	24,79	0,00	17	
129	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,45	800					57,43	14,12	2,82	25,11	0,00	17	
130	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,50	800					58,37	13,18	2,82	25,73	0,00	17	
131	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,55	800					59,31	12,24	2,20	26,05	0,00	17	
132	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,60	800					60,25	11,93	1,88	26,67	0,00	17	
133	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,65	800					60,57	10,36	1,57	26,99	0,00	17	
134	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,70	800					61,19	10,04	1,26	27,30	0,00	17	
135	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,75	800					61,51	9,41	0,94	27,93	0,00	17	
136	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,80	800					62,13	9,10	0,94	28,24	0,00	17	
137	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,85	800					62,45	8,47	0,63	28,24	0,00	17	
138	Palha (straw)	Vapor	8,50	9,41	71,02	19,60	36,57	4,91	0,57	0,14	40,70	0,00	0,90	800					62,76	7,85	0,94	28,87	0,00	17	
139	Bagaço de Cana	Vapor	10,40	2,40	85,60	12,00	49,90	6,00	0,16	0,04	43,90	0,00							52,27	25,00	4,55	18,18	0,00	18	
140	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,05	0,00	800	43,90	42,19	0,72	2,40	0,00	49,21	47,30	0,80	2,69	0,00	19
141	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,10	0,00	800	36,33	40,74	0,33	1,69	0,00	45,93	51,51	0,42	2,14	0,00	19
142	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,15	0,00	800	32,70	38,83	0,34	2,73	0,00	43,84	52,06	0,45	3,65	0,00	19
143	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,20	0,00	800	29,46	34,31	0,00	4,50	0,00	43,15	50,26	0,00	6,59	0,00	19
144	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,25	0,00	800	25,92	30,47	0,00	6,30	0,00	41,34	48,60	0,00	10,06	0,00	19
145	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,30	0,00	800	23,53	27,09	0,00	8,56	0,00	39,76	45,78	0,00	14,46	0,00	19
146	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,35	0,00	800	20,18	24,14	0,00	9,37	0,00	37,59	44,96	0,00	17,45	0,00	19
147	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,40	0,00	800	17,84	20,40	0,00	10,93	0,00	36,29	41,49	0,00	22,22	0,00	19
148	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,45	0,00	800	16,15	18,35	0,00	12,10	0,00	34,65	39,37	0,00	25,98	0,00	19
149	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,50	0,00	800	13,77	16,01	0,00	13,03	0,00	32,17	37,39	0,00	30,43	0,00	19
150	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,55	0,00	800	11,92	13,77	0,00	14,15	0,00	29,91	34,57	0,00	35,52	0,00	19
151	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,60	0,00	800	10,09	11,96	0,00	14,95	0,00	27,26	32,33	0,00	40,41	0,00	19
152	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,65	0,00	800	8,29	9,79	0,00	15,82	0,00	24,44	28,89	0,00	46,67	0,00	19
153	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,70	0,00	800	7,20	7,96	0,00	16,31	0,00	22,89	25,30	0,00	51,82	0,00	19
154	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,75	0,00	800	5,37	6,14	0,00	18,04	0,00	18,19	20,78	0,00	61,03	0,00	19
155	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,80	0,00	800	4,61	4,98	0,00	17,27	0,00	17,15	18,56	0,00	64,29	0,00	19
156	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,85	0,00	800	3,48	3,48	0,00	19,34	0,00	13,22	13,22	0,00	73,56	0,00	19
157	Serragem de Pinho	Ar	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,90	0,00	800	2,34	2,33	0,00	18,71	0,00	10,00	9,96	0,00	80,04	0,00	19

ANEXO I – Base de dados (cont.)

BANCO DE DADOS																									
ENTRADAS													SAÍDAS												
6	7	Biomassa	Agente	Análise Imediata (% peso)					Análise elementar (% peso)					Composição (vol%)											
				Umidade	Cinzas	Voláteis	C fixo	C	H	N	S	O	RE	S/B	T (°C)	gás seco					gás seco e sem inertes				
7													H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	H2	CO	CH4	CO2	C2Hn	Fonte		
158	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,11	800	49,71	43,62	1,35	2,70	0,00	51,05	44,79	1,39	2,77	0,00	19
159	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,23	800	50,05	36,52	0,34	5,41	0,00	54,21	39,56	0,37	5,86	0,00	19
160	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,34	800	48,70	29,42	0,00	8,11	0,00	56,48	34,12	0,00	9,41	0,00	19
161	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,45	800	47,34	25,36	0,00	10,15	0,00	57,14	30,61	0,00	12,25	0,00	19
162	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,57	800	45,65	20,97	0,00	11,50	0,00	58,44	26,84	0,00	14,72	0,00	19
163	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,68	800	43,62	17,92	0,00	11,84	0,00	59,44	24,42	0,00	16,14	0,00	19
164	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,79	800	41,59	15,56	0,00	12,51	0,00	59,70	22,34	0,00	17,96	0,00	19
165	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	0,90	800	40,24	13,53	0,00	12,51	0,00	60,71	20,41	0,00	18,87	0,00	19
166	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,02	800	38,21	11,84	0,00	12,85	0,00	60,75	18,82	0,00	20,43	0,00	19
167	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,13	800	36,86	10,82	0,00	12,85	0,00	60,90	17,88	0,00	21,23	0,00	19
168	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,24	800	35,85	9,47	0,00	12,17	0,00	62,36	16,47	0,00	21,17	0,00	19
169	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,36	800	34,16	8,12	0,00	12,17	0,00	62,74	14,91	0,00	22,35	0,00	19
170	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,47	800	33,14	7,78	0,00	12,17	0,00	62,42	14,65	0,00	22,92	0,00	19
171	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,58	800	31,45	7,10	0,00	11,50	0,00	62,84	14,19	0,00	22,98	0,00	19
172	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,70	800	30,10	6,43	0,00	11,16	0,00	63,12	13,48	0,00	23,40	0,00	19
173	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,81	800	29,76	5,75	0,00	11,50	0,00	63,31	12,23	0,00	24,46	0,00	19
174	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	1,92	800	28,41	5,41	0,00	11,16	0,00	63,16	12,03	0,00	24,81	0,00	19
175	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	2,03	800	27,73	5,41	0,00	10,82	0,00	63,08	12,31	0,00	24,61	0,00	19
176	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	2,15	800	27,05	4,40	0,00	10,82	0,00	63,99	10,41	0,00	25,60	0,00	19
177	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	2,26	800	25,36	4,40	0,00	10,82	0,00	62,49	10,84	0,00	26,66	0,00	19
178	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	2,37	800	25,36	4,06	0,00	10,15	0,00	64,09	10,26	0,00	25,65	0,00	19
179	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	2,49	800	24,35	4,06	0,00	10,15	0,00	63,15	10,53	0,00	26,32	0,00	19
180	Serragem de Pinho	Vapor	9,40	0,90	82,00	17,10	45,20	5,40	0,10	0,00	39,00	0,00	2,60	800	24,01	3,38	0,00	9,81	0,00	64,54	9,09	0,00	26,37	0,00	19
181	Madeira (hemlock)	Ar	11,70	0,40	84,80	14,80	51,80	6,20	0,60	0,38	40,60	0,30	0,00	695	3,79	14,10	9,22	16,63	0,00	8,66	32,24	21,08	38,02	0,00	20
182	Madeira (hemlock)	Ar	11,70	0,40	84,80	14,80	51,80	6,20	0,60	0,38	40,60	0,35	0,00	874	14,16	25,30	0,36	7,05	0,00	30,21	53,98	0,77	15,04	0,00	20
183	Madeira (hemlock)	Ar	11,70	0,40	84,80	14,80	51,80	6,20	0,60	0,38	40,60	0,40	0,00	1046	11,75	23,49	0,00	7,41	0,00	27,55	55,08	0,00	17,37	0,00	20
184	Madeira (hemlock)	Ar	11,70	0,40	84,80	14,80	51,80	6,20	0,60	0,38	40,60	0,45	0,00	1195	8,86	20,96	0,00	8,31	0,00	23,24	54,97	0,00	21,79	0,00	20
185	Madeira (clean wood)	Ar	50,00	1,30			49,10	6,00	0,48	0,01	44,30		0,00	900	15,33	19,92	3,26	14,14	1,11	28,51	37,06	6,07	26,30	2,07	21
186	Capim (verge grass)	Ar	60,00	8,40			48,70	6,40	1,90	0,14	42,50		0,00	900	14,52	17,47	3,05	14,14	1,04	28,92	34,78	6,08	28,15	2,07	21
187	Rejeito Orgânico Doméstico	Ar	54,00	18,90			51,90	6,70	2,20	0,50	38,70		0,00	900	13,06	16,20	3,26	13,67	0,92	27,72	34,39	6,91	29,03	1,94	21
188	Madeira (demolition wood)	Ar	20,00	0,90			48,40	5,20	0,15	0,03	45,20		0,00	900	17,49	21,25	3,40	13,55	1,16	30,77	37,38	5,98	23,83	2,04	21

Fontes:

1. "Gasification characteristics of MSW and an ANN prediction model", Xiao et al (2008).
2. "An experimental investigation of hydrogen production from biomass gasification", Turn et al (1998).
3. "Ten residual biomass fuels for circulating fluidized-bed gasification", Van der Drift et al (2001).
4. "Fluidized-Bed steam gasification of rice hull", Boateng et al (1992).
5. "Biomass air-steam gasification in a fluidized to produce hydrogen-rich gas", Lv et al (2003).
6. "Hydrogen-rich gas from catalytic steam gasification of municipal solid waste (MSW): Influence of steam to MSW ratios and weight hourly space velocity on gas production and composition", He et al (2009).
7. "Gasification of leached orujillo (olive oil waste) in a pilot plant circulating fluidized bed reactor. Preliminary results", Garcia-Ibanez et al (2004).
8. "Quality of gas produced from wheat straw in a dual-distributor type fluidized bed gasifier", Ergudenler et al (1992).
9. "Comprehensive Simulator (CSFMB) applied to circulating fluidized bed boilers and gasifiers", Souza Santos (2008).
10. "Simulation of biomass gasification in fluidized bed reactor using ASPEN PLUS", Nikoo et al (2008).
11. "Characterization of gaseous and condensable components in the product gas obtained during steam-oxygen gasification of biomass in a 100 KWth CFB gasifier", Siedlecki et al (2007).
12. "A novel biomass air gasification process for producing tar-free higher heating value fuel gas", Cao et al (2006)
13. "Biomass gasification integrated with pyrolysis in a circulating fluidised bed", Chen et al (2004).
14. "Biomass gasification in a circulating fluidized bed", Li et al (2004).
15. "CSFB applied to fluidised-bed gasification of special fuels", Souza-Santos (2008).
16. "Biomass steam gasification - an extensive parametric modeling study", Schuster et al (2001).
17. "Simulation of hydrogen production from biomass gasification in interconnected fluidized beds", Shen et al (2008).
18. "Clean energy from sugarcane waste: feasibility study of an innovative application of bagasse and barbojo", Dellepiane et al (2003).
19. "Biomass as an energy source: Thermodynamic constraints on the performance of the conversion process", Baratieri et al (2008).
20. "The effect of air pre-heating in a biomass CFB gasifier using ASPEN Plus simulation", Doherty et al (2009).
21. "Gasification of biomass wastes and residues for electricity production", Faaij et al (1997).