



I J I E

Iberoamerican Journal of Industrial Engineering
Revista Iberoamericana de Engenharia Industrial
Revista Iberoamericana de Ingeniería Industrial

IJIE – Iberoamerican Journal of Industrial Engineering
Periódico da área de Engenharia Industrial e áreas correlatas
Editor responsável: Nelson Casarotto Filho, Prof. Dr.
Organização responsável: Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC)
Processo de avaliação de artigos por pares
Periodicidade: Semestral
Florianópolis, SC, v. 3, n. 1, p. 62-79, Julho, 2011.
Artigo recebido em 01/05/2011 e aceito para publicação em 05/07/2011.

DESENVOLVIMENTO DE UM MODELO *NEUROFUZZY* DE REDE NEURAL ARTIFICIAL PARA APLICAÇÃO EM PROCESSAMENTO DE MATERIAIS POLIMÉRICOS

DEVELOPMENT OF A NEUROFUZZY MODEL OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR USE IN PROCESSING OF POLYMERIC MATERIALS

Josafá Borges

Universidade Nove de Julho
Bacharel em Ciência da Computação
Campus Universitário, Av. Francisco Matarazzo, 612 - Água Branca, CEP: 05001-100, São Paulo, SP – Brasil.
josafa.borges@gmail.com

Prof. MSc. Carlos Affonso

Universidade Nove de Julho
Programa de Mestrado em Engenharia de Produção
Campus Universitário, Av. Francisco Matarazzo, 612 - Água Branca, CEP: 05001-100, São Paulo, SP – Brasil.
carlos.affonso@uninove.edu.br

Prof. Dr. Renato José Sassi

Universidade Nove de Julho
Programa de Mestrado em Engenharia de Produção
Campus Universitário, Av. Francisco Matarazzo, 612 - Água Branca, CEP: 05001-100, São Paulo, SP – Brasil.
sassi@uninove.br

José Luiz di Cristi Junior

Universidade Nove de Julho
Bacharel em Ciência da Computação
Campus Universitário, Av. Francisco Matarazzo, 612 - Água Branca, CEP: 05001-100, São Paulo, SP – Brasil.
josedicristi@hotmail.com

Resumo: Há uma tendência cada vez mais no mundo automotivo, o amplo mercado de consumo dos materiais poliméricos, porque a sua processabilidade é de baixo custo em grandes volumes. Esta disposição suscita a busca de soluções tecnológicas a fim de melhorar o desempenho do material, mesmo em fase de projeto de produto. O objetivo deste trabalho é o de prever o nível de qualidade de uma peça injetada de acordo com seus parâmetros de moldagem utilizando uma MLP (*Multilayer Perceptron*) Rede NeuroFuzzy. A metodologia envolve a aplicação de Lógica Fuzzy para definir a morfologia e inferência, a fim de inserir conhecimento humano sobre o processamento de polímero em bases de regras estruturadas. Os atributos dos parâmetros de moldagem são descritos usando funções de associação e convertido em regras Fuzzy. A fim de validar a rede, as saídas são comparadas com dados adquiridos a partir de teste executado na fabricação de peças automotivas. Além disso, uma aplicação de técnicas de Planejamento Fatorial foi considerada. Os resultados mostraram que a Rede NeuroFuzzy pode obter resultados precisos em relação aos dados experimentais, e que foi capaz de prever o nível de qualidade de peças injetadas, em conformidade com os valores experimentais.

Palavras-chave: Rede NeuroFuzzy. Processo de Injeção. Polímero. Lógica Fuzzy. Planejamento Fatorial.

ABSTRACT: There is an increasingly tendency in an automotive world wide market to consume polymeric row materials, because its processability and low cost in high volumes. This disposition gives rise to search for technological solutions in order to improve the material performance, even on the project product stage. The purpose of this paper is to predict the quality level of an injected part according to its molding parameters using a Multilayer Perceptron (MLP) Neuro Fuzzy Network. The methodology involves the application of Fuzzy Logic to define inference morphology in order to insert the human knowledge about polymer processing into a structured rule bases. The attributes of the molding parameters are described using membership functions and converted on Fuzzy rules. Thus the rule bases were used to train a back programmed Multilayer Perceptron (MLP) Neuro Fuzzy Network. In order to validate the Network the outputs are compared with data acquired from test-runs of industrial automotive parts. In Addition, an application of techniques of design Fractional Factorial was considered. The results shown that Neuro Fuzzy Network could achieve accurate results compared to experimental data, and was capable to predict quality level for injected parts, in accordance to the experimental values.

Keywords: NeuroFuzzy Network. Injection Moulding Process. Polymer. Fuzzy Logic. Fractional Factoring.

1 INTRODUÇÃO

Existe atualmente uma tendência mundial no mercado automotivo de se utilizar cada vez mais materiais poliméricos, devido a sua fácil processabilidade e seu baixo custo de produção, principalmente para grandes volumes.

Uma característica importante destes materiais é sua grande versatilidade. Existem vários softwares comerciais, que utilizam as ferramentas de modelação via elementos finitos, para previsão dos parâmetros de processo, previsões estas baseadas nas propriedades reológicas, térmicas, e exata geometria do produto conforme Kiam (2007). Outra forma de se determinar estes parâmetros pode ser feita de forma analítica segundo Agassant et al. (1991).

Entretanto, o tratamento deste problema por meio da aplicação das teorias clássicas dos fenômenos de transporte via equações de Navier-Stokes requer um equacionamento que depende de característica precisas da máquina injetora, de características geométricas do produto e parâmetros do processo. Neste trabalho o tratamento e classificação dos dados de entrada serão feito por meio da Lógica *Fuzzy*.

Esta abordagem proporciona uma morfologia de inferência que possibilita o conhecimento humano ser inserido numa base de regras, uma vez que esta fornece ferramentas matemáticas para capturar incertezas, ambiguidades e divagações associadas ao processo cognitivo, e utilizá-lo para criar um modelo de inferência (TAKAGI; SUGENO, 1983).

Um dos processos mais comuns de manufatura é a injeção de plásticos devido à alta capacidade de produção em larga escala e ao seu baixo custo de produção He *et al.*, (2001). Entretanto, garantir a qualidade destes produtos é uma tarefa complexa devido ao grande número de fatores que influenciam este processo, desde o conceito do produto até a construção da ferramenta de injeção. A qualidade do produto final é função de variáveis correlacionadas ao design de produto, projeto de ferramenta, parâmetros do processo, entre outros. A Figura 1 mostra alguns destes fatores envolvidos.

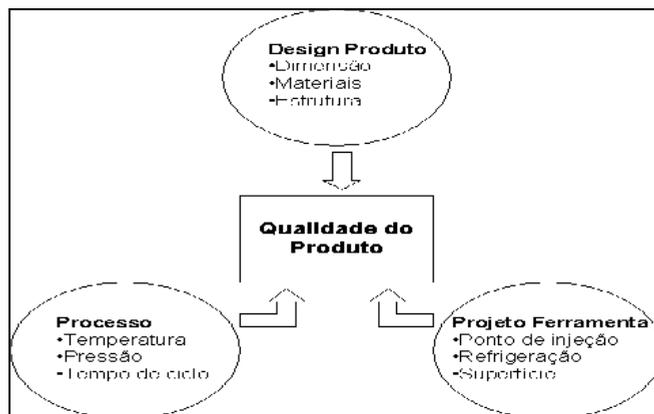


Figura 1 – Fatores que influenciam na qualidade de peças injetadas
 Fonte: He et al. (2001)

A aplicação de materiais poliméricos na produção de componentes do setor automotivo tende a crescer, principalmente para aplicação em peças de acabamento. Esta tendência se justifica exatamente pela flexibilidade das propriedades encontradas nos materiais poliméricos Hemais (2003). As várias famílias de materiais, tais como commodities, matérias reforçados, plásticos de engenharia, elastômeros termoplásticos, entre muitos outros, oferecem um enorme leque de possibilidades de aplicação.

Conforme discutido por Canevarollo (2006) esta flexibilidade permite que se selecione, o melhor material, dependendo de quais características finais se deseja obter. Pensando em vários produtos com características diferentes sugerem necessidades diferentes, portanto devem-se utilizar soluções diferentes.

Um dos critérios mais importantes para a seleção de materiais para produtos injetados é seu tempo de ciclo, pois determina a quantidade de peças que serão produzidas num determinado período e, portanto, seu custo de produção.

Deve-se considerar também o impacto ambiental, pois é sempre desejável que seja utilizada a menor quantidade possível de energia. Outra abordagem possível, alternativa à aplicação de Lógica *Fuzzy* para processos de injeção, é a construção de sistemas especialistas para diagnóstico e correção de problemas de qualidade.

Conforme He et al. (2001) um sistema especialista para peças plásticas possui algumas limitações, como a dificuldade de descrever grande quantidade de problemas; o registro de apenas correções qualitativas sem valores numéricos ou graus de correção; a falta de informação sobre os detalhes construtivos do produto e a falta de solução para problemas que não estejam claramente definidos na base de regras do sistema especialista.

Este trabalho está estruturado da seguinte forma: apresenta-se na seção 2 os princípios do processo de injeção de polímeros. Na seção 3 os princípios da Lógica *Fuzzy* são

discutidos, mostrando como foram estruturadas as funções de pertinência aplicadas ao sistema estudado, como a base de regras é montada e como funciona o mecanismo de inferência. Nessa mesma seção apresenta-se brevemente a teoria sobre Redes Neurais Artificiais e a sua associação com Lógica *Fuzzy* formando a Rede Neuro*Fuzzy*. A seção 4 apresenta a estruturação metodológica do trabalho, a *Fuzzyficação* do processo de injeção e a arquitetura da Rede Neuro*Fuzzy* com seus parâmetros. Os resultados e as discussões são apresentados na seção 5 e na seção 6 conclui-se o trabalho.

2 PRINCÍPIOS DO PROCESSO DE INJEÇÃO DE POLÍMEROS

O processo de injeção de polímeros apresenta três etapas principais Agassant et al. (1991): carregamento, injeção e resfriamento. Na fase de carregamento o polímero é alimentado por meio de um funil de alimentação e depois devido ao atrito com as hélices da extrusora e da transferência de calor das resistências elétricas este é fundido, como pode ser verificado na Figura 2.

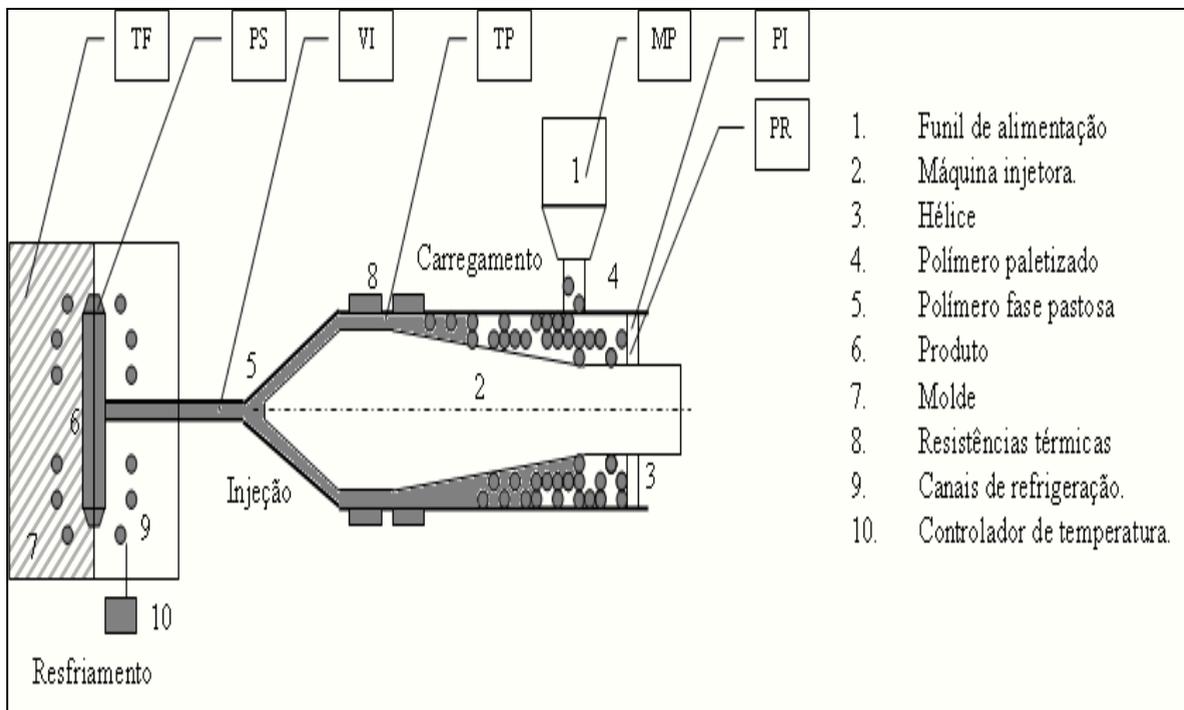


Figura 2 – Processo de Injeção

Fonte: Agassant et al. (1991)

Na fase de injeção o material é empurrado para dentro da cavidade do molde a alta pressão. E finalmente na fase de resfriamento o polímero troca calor com o molde de injeção até retornar à fase sólida.

A análise do fenômeno pelos métodos clássicos é complexa devido aos seguintes fatores Agassant et al. (1991): os moldes são frequentemente de forma complexa, o fluxo acontece em regime não permanente num tempo de injeção de alguns segundos, os efeitos térmicos são relevantes, o polímero é injetado numa tensão de cisalhamento bastante alta provocando grande dissipação de calor durante o processo e, finalmente, os polímeros apresentam reologia complexa, ou seja, sua viscosidade é função da taxa de cisalhamento e da temperatura.

O descritivo dos parâmetros do processo é apresentado a seguir, para facilitar o entendimento sobre a dinâmica do sistema estudado, conforme Billmeyer (1971):

- Temperatura do polímero (TP): Cada polímero possui uma temperatura de amolecimento própria, e pode ter variações em função da complexidade do produto, tais valores são tabelados e podem ser encontrados nos descritivos técnicos, os chamados *data-sheet*, disponibilizados pelos fabricantes de matéria-prima. Consideraremos como temperatura do polímero as temperaturas que possibilitam melhores condições de processamento do material.
- Temperatura da ferramenta (TF): O material polimérico fundido perde calor para as paredes da ferramenta de injeção, diminuindo sua energia interna até que sua temperatura fique abaixo da temperatura de cristalização, e assim se inicie a solidificação. O ferramental por sua vez é resfriado (ou aquecido), por um fluido de refrigeração (ou aquecimento) de forma que sua temperatura seja mantida em regime permanente e o mais homogêneo possível.
- Pressão de injeção (PI): A pressão de injeção é a carga aplicada pelas paredes das hélices da rosca da injetora contra o material polimérico fundido para que este preencha as cavidades internas do molde durante a fase de injeção.
- Pressão de recalque (PR): A função da pressão de recalque é compactar o material durante sua etapa de solidificação, para garantir a estabilidade dimensional do produto, e evitar o aparecimento de defeitos de superfície. Esta pressão começa a atuar após a etapa de injeção.
- Velocidade de injeção (VI): A velocidade de injeção pode ser traduzida como o tempo de preenchimento da cavidade da ferramenta pelo material polimérico fundido.
- Tempo de injeção (TI): Corresponde ao tempo necessário para que o material polimérico preencha e seja compactado dentro das cavidades da ferramenta de injeção.

- Tempo de resfriamento (TR): É o tempo necessário para que o material, por meio da troca de calor com as paredes da ferramenta de injeção, se solidifique e adquira estabilidade dimensional.

Deve-se também considerar os principais problemas a que as peças injetadas estão sujeitas, como a instabilidade dimensional (quando determinado produto possui um número significativo de cotas funcionais com divergência acima do limite especificado); e defeitos superficiais (quando o aspecto visual da superfície do produto é agredido). Estes últimos podem ser definidos como: juntas frias (*welding lines*), manchas de fluxo (*tiger stripes*) e chupagem (*shrinkmarks*).

3 LÓGICA FUZZY E REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Utiliza-se o conceito de Lógica *Fuzzy* como sendo o ferramental matemático necessário para o tratamento das operações lógicas e algébricas realizadas no universo dos conjuntos *Fuzzy* (PASSINO, 1998).

Os conceitos da Lógica *Fuzzy* podem ser utilizados para traduzir em termos matemáticos a informação imprecisa expressa por um conjunto de variáveis linguísticas.

Será utilizada a nomenclatura dos conjuntos *Fuzzy* definindo-os como uma classe de objetos de variáveis contínuas.

Tais conjuntos são caracterizados por funções de pertinência as quais assinalam para cada elemento um grau de pertinência de 0 a 1, segundo Nicolleti (2004). Os conceitos de intersecção, união, complementaridade, convexidade, etc. são extensivos para tais conjuntos, e várias propriedades destas noções no contexto dos conjuntos *Fuzzy* estão estabelecidas em Zadeh (1965).

Na teoria clássica dos conjuntos a pertinência de um elemento a um conjunto fica bem definida. Entretanto, para um grande gama de fenômenos físicos é difícil estabelecer claramente se um elemento pertence ou não a determinado conjunto.

Desta forma, Zadeh (1965) propôs uma caracterização mais ampla, uma vez que com a função de pertinência pôde-se assumir valores contínuos entre zero e um.

Um conjunto *Fuzzy* A em um universo X é definido por uma função de pertinência, conforme mostram as Equações (1) e (2):

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0,1] \quad (1)$$

e representado por um conjunto de pares ordenados:

$$A = \{\mu_A(x) / x\} x \in X \quad (2)$$

Onde $\mu_A(x)$ indica quanto x é compatível com o conjunto, quanto mais próximo da unidade, maior a “afinidade” do elemento ao conjunto. Embora a função de pertinência aparente-se com uma função de probabilidade, existem diferenças essenciais.

A questão central para consistência do modelo de um sistema por meio da Lógica *Fuzzy* é a determinação de uma Base de Regras que represente de forma satisfatória sua dinâmica, ou seja, como as variáveis de entrada relacionam-se entre si, quais são suas saídas, e os correspondentes erros associados. Portanto, a exatidão do modelo é diretamente proporcional a aderência entre a dinâmica real do sistema e a Base de Regras proposta para representá-la.

O estabelecimento do mecanismo de inferência que simula um sistema envolve dois estágios conforme Carvalho (2008): Primeiro, as premissas de todas as regras são comparadas com as entradas controladas para determinar quais regras se aplicam para determinada situação e depois as conclusões são estabelecidas usando as regras que foram determinadas. Estas são caracterizadas com os conjuntos *Fuzzy* que representam o grau de certeza que as variáveis de entrada devem ter. Uma regra da Base de Regras *Fuzzy* possui a forma, conforme Equação (3).

$$i. \quad \text{se } \mathbf{x} = A_i \quad \text{e} \quad \mathbf{y} = B_i \quad \Rightarrow \quad \mathbf{z} = C_k \quad (3)$$

Os antecedentes x e y , o conseqüente z é variáveis *crisp*, e A_i e B_i e C_k são conjuntos *Fuzzy*.

As Redes Neurais Artificiais são modelos inspirados na estrutura do cérebro tendo como objetivo simular o comportamento humano como: aprendizagem, associação, generalização e abstração Haykin (1999).

Estes modelos são constituídos por unidades de processamento simples, chamados de neurônios artificiais, que calculam funções matemáticas. Trata-se de uma forma de computação que não utiliza algoritmos lineares.

Redes Neuro*Fuzzy* combinam os atributos positivos das Redes Neurais Artificiais e da Lógica *Fuzzy* produzindo a capacidade de aprender e de se adaptar às necessidades de resolução de problemas do mundo real. Estas redes são ideais para aplicações na engenharia como: modelagem e controle de processos dinâmicos em tempo real, classificação e vigilância de condição de sensor.

4 METODOLOGIA

O trabalho de He et al. (2001) mostra que a produção de peças por injeção de polímeros é um processo onde a modelação matemática direta é inviável, devido ao elevado número de variáveis e fenômenos físicos envolvidos.

Entretanto como é característico em trabalhos que utilizam Lógica *Fuzzy*, é indispensável o conhecimento tácito de especialistas na área de conhecimento em estudo.

Abordagens semelhantes têm utilizado sistemas especialistas que podem oferecer sugestões em processo de injeção, materiais e projeto de molde para eliminação de problemas operacionais (JAN; O'BRIEN, 1993).

A combinação dos paradigmas Lógica *Fuzzy* e Redes *NeuroFuzzy*, conforme proposto neste trabalho, mostrou-se bastante eficiente para resolução deste tipo de problema (He et al., 2001), pois a Lógica *Fuzzy* fornece ferramentas matemáticas capazes de capturar ambiguidades associadas ao processo cognitivo humano, e por outro lado as Redes *NeuroFuzzy* têm se mostrado uma excelente ferramenta para identificação de padrões, segundo Haykin (1999).

A abordagem utilizada será uma Rede *NeuroFuzzy* conforme modelo proposto por (TAKAGI; SUGENO, 1983), conhecido como modelo TSK, pois neste modelo a saída é calculada diretamente sem necessidade de *Defuzzyficação*.

As entradas da Rede serão os parâmetros de processo: temperatura do polímero, temperatura da ferramenta, pressão de injeção, tempo de injeção, tempo de resfriamento, e velocidade de injeção.

De acordo com (GALDAMEZ; CARPINETTI, 2004), estes são os parâmetros que influenciam na qualidade final das peças injetadas. Como é característico nas abordagens que utilizam a Lógica *Fuzzy* os dados são transformados em funções de pertinência antes do processamento pela Rede *NeuroFuzzy* (REZENDE, 2005).

4.1 *Fuzzyficação do processo de injeção*

Para amplitude das funções de pertinência μ , de todos os parâmetros do processo de injeção, foram considerados 2 (dois) níveis de sensibilidade: baixa e alta. Na Figura 3 são apresentadas as funções de transferência para a temperatura do polímero.

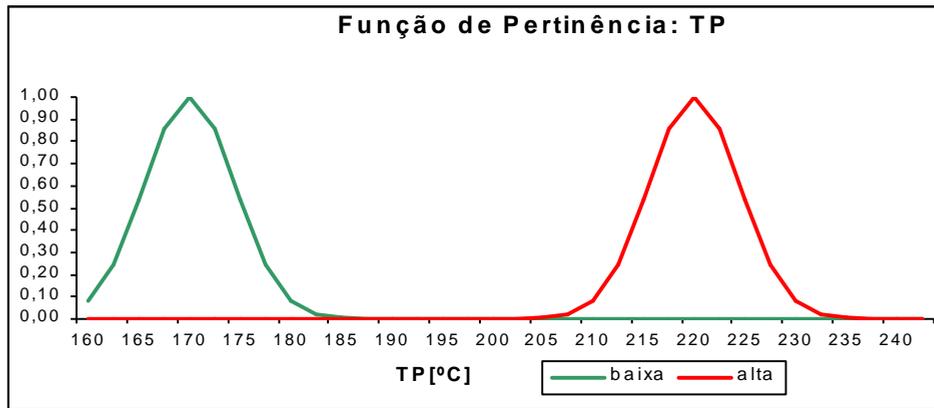


Figura 3 – Função de transferência (Temperatura do Polímero)
Fonte: Affonso (2010)

Uma das famílias de funções mais utilizadas que melhor representam este tipo de fenômeno é a função Gaussiana (PASSINO, 1998). Portanto, foi utilizada a função mostrada na Equação (4):

$$\mu^{\alpha}(x) = e^{-\frac{1}{\sigma}(x - c_{\alpha})^2} \quad (4)$$

Onde:

- c = centro da função Gaussiana
- = dispersões da função Gaussiana
- = nível de sensibilidade da função de pertinência

Para o modelamento do grau de pertinência da variável temperatura do polímero – TP utilizou-se dois níveis de temperatura, sendo: $-1 = \text{baixa}$ e $1 = \text{alta}$.

E os respectivos valores para os centros das funções são: $c_{-1} = 170^{\circ}\text{C}$ e $c_1 = 220^{\circ}\text{C}$.

A dispersão foi comunizada, sendo: $\sigma_{-1} = \sigma_1 = \sigma = 40$.

Seguindo os princípios da modelação de sistemas utilizando Lógica Fuzzy (PASSINO, 1998), os valores acima foram escolhidos, por serem os que melhor representam o comportamento do sistema em estudo. Os valores das regras de inferência podem, portanto, ser calculadas conforme a Equação (5).

$$\Phi_i = T(\mu_{ij}^{\alpha}, \mu_{ik}^{\beta}) \quad (5)$$

A norma-T opera sobre as funções de pertinência para obtenção das regras de inferência (WANG, 2009). Será adotado para esta norma o operador min, conforme proposto por Lucimar, (2008).

Usualmente informações precisas sobre a Rede não estão disponíveis, segundo Melo et al. (2009) e pode-se apenas utilizar um conjunto de exemplos observados do sistema atual, chamado de classe de treinamento, para definição do mecanismo de inferência. O nível de ativação das regras é obtido aplicando-se uma norma T aos elementos da classe de treinamento.

4.2 Arquitetura da Rede NeuroFuzzy

Neste trabalho será apresentada uma arquitetura de Rede NeuroFuzzy retroalimentada supervisionada (*feed forward network*) em 3 camadas, conforme Figura 4. A camada **C1** representa os valores *crisp* de entradas da Rede, e a saída desta camada corresponde aos valores das regras de inferência. Na camada **C2**, a Rede é treinada a partir de um conjunto de regras de inferência.

A camada **C3** apresenta os valores de saída do sistema, correspondendo aos valores previstos pela Rede NeuroFuzzy para os parâmetros de qualidade.

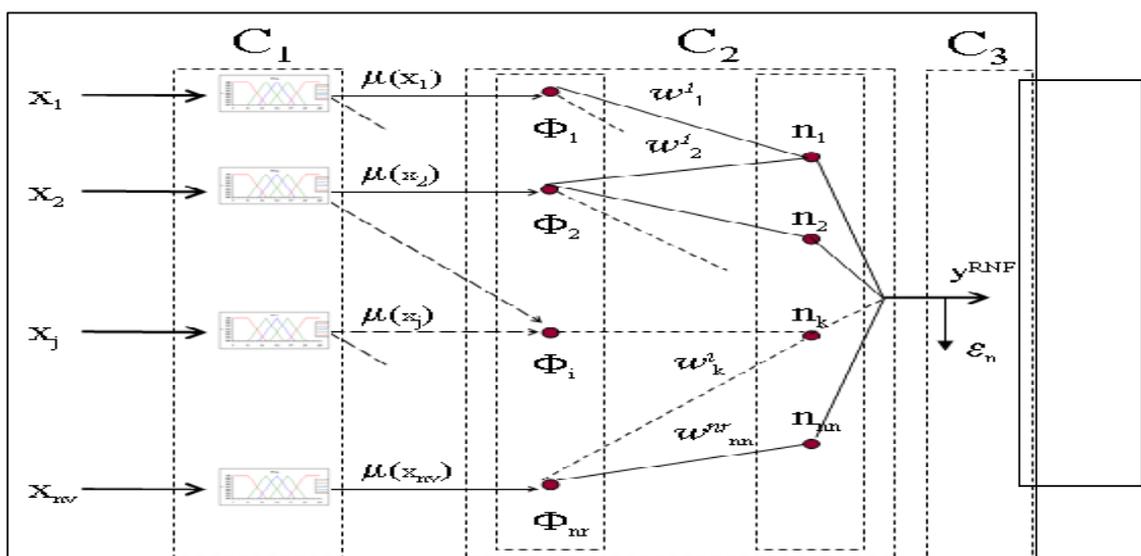


Figura 4 – Rede NeuroFuzzy MLP
Fonte: Affonso (2010)

Os pesos sinápticos da Rede são determinados de forma a se atingir os valores de *target* y , os quais são os próprios valores dos objetivos obtidos experimentalmente, conforme a Equação (6).

$$\sum_{k=1}^m W_k (\Phi_j) = y_i \quad (6)$$

Como linguagem de programação foi utilizada o SCILAB 5.1, em função das vantagens apontadas em (RESENDE, 2005). A métrica utilizada para verificação da validade da rede foi o erro absoluto, estabelecido como a diferença entre o valor retornado pela Rede e a saída da base de dados. Com este parâmetro de erro, foi estabelecido um ponto de corte em 100 épocas.

Segundo Haykin (1999), não se pode demonstrar que um algoritmo convergiu e não existem critérios bem definidos para encerrar sua operação.

Entretanto, foi considerado que o algoritmo convergiu quando a taxa absoluta de variação do erro absoluto por época foi inferior a 1%, segundo Rezende (2005).

4.3 Planejamento Fatorial e a Rede NeuroFuzzy

O objetivo desta validação é verificar se as escolhas tomadas quanto aos parâmetros das funções de pertinência, bem como da arquitetura da Rede NeuroFuzzy produz resultados satisfatórios quando comparados aos valores experimentais. Portanto, será tomada a base de dados obtidos por (GALDAMEZ; CARPINETTI, 2004), e as superfícies de resposta destas duas técnicas (Rede NeuroFuzzy / Planejamento Fatorial) serão comparadas.

Para validação do mecanismo de inferência proposto, será utilizada a base de dados produzida por (GALDAMEZ; CARPINETTI, 2004). Obviamente neste caso os valores de entrada foram definidos conforme um planejamento prévio de forma a se obter resultados estatisticamente significativos, conforme preconizados pelas técnicas de delineamento de experimentos. Inicialmente para cada uma das variáveis de entrada foram considerados dois níveis de ajuste, sem ponto central, conforme mostrado na Tabela 1.

Tabela1 – Experimento fatorial fracionado

| Teste | Tempo injeção | Tempo resfriamento | Temperatura molde | Temperatura máquina | | Velocidade injeção | Pressão injeção |
|-------|---------------|--------------------|-------------------|--|--|--------------------|-----------------|
| 1 | 2 | 6 | água industrial | Z ₁ : 190°C Z ₂ : 170°C | Z ₃ : 165°C Z ₄ : 160°C | 40 | 18 |
| 2 | 10 | 6 | " | " | " | 100 | 18 |
| 3 | 2 | 15 | " | " | " | 100 | 30 |
| 4 | 10 | 15 | " | " | " | 40 | 30 |
| 5 | 2 | 6 | água normal | " | " | 100 | 30 |
| 6 | 10 | 6 | " | " | " | 40 | 30 |
| 7 | 2 | 15 | " | " | " | 40 | 18 |
| 8 | 10 | 15 | " | " | " | 100 | 18 |
| 9 | 2 | 6 | água industrial | Z ₁ : 190°C Z ₂ : 240°C | Z ₃ : 230°C Z ₄ : 220°C | 40 | 30 |
| 10 | 10 | 6 | " | " | " | 100 | 30 |
| 11 | 2 | 15 | " | " | " | 100 | 18 |
| 12 | 10 | 15 | " | " | " | 40 | 18 |
| 13 | 2 | 6 | água normal | " | " | 100 | 18 |
| 14 | 10 | 6 | " | " | " | 40 | 18 |
| 15 | 2 | 15 | " | " | " | 40 | 30 |
| 16 | 10 | 15 | " | " | " | 100 | 30 |

Fonte: Galdamez e Carpinetti (2004)

As saídas obtidas do sistema correspondem a desvios de qualidade classificados em três tipos: desvios dimensionais, Falha/rebarba e Defeitos, conforme Equação (7):

$$Y = (\text{rebarba deformação})^2 + (\text{defeitos})^2 + (\text{desvio dimensional})^2 \quad (7)$$

Onde Y é uma variável adimensional que representa o nível de qualidade da peça injetada. As análises estatísticas realizadas neste experimento demonstraram que os principais parâmetros que influenciam no processo de injeção são o tempo de resfriamento e a temperatura do molde (GALDAMEZ; CARPINETTI, 2004).

Entretanto, para determinação de um polinômio do segundo grau, considerando estes dois parâmetros, que represente a superfície de resposta foi necessário a realização de uma nova série de experimentos conforme apresentado na Tabela 2.

Tabela 2 – Experimento Fatorial Fracionado 2º Fase

| Try out | TP | PI |
|---------|---------------------|----|
| 1 | 190°/165°/170°/160° | 18 |
| 2 | . | 26 |
| 3 | 190°/210°/220°/200° | 18 |
| 4 | . | 26 |
| 5 | 190°/187°/195°/180° | 22 |
| 6 | . | 22 |
| 7 | . | 22 |
| 8 | . | 22 |
| 9 | . | 22 |
| 10 | 190°/220°/230°/210° | 22 |
| 11 | 190°/155°/160°/150° | 22 |
| 12 | 190°/187°/195°/180° | 27 |
| 13 | . | 16 |

Fonte: Galdamez e Carpinetti (2004)

Aplicando o método dos mínimos quadrados, foi construído um polinômio do segundo grau, com os coeficientes mostrados na Equação (8).

$$Y = 12,35 - 8,45TP - 10,14Pi - 20,8TP^2 + 15,2Pi^2 + 42,80TPPi \quad (8)$$

A seguir a base de dados apresentada nas Tabelas 1 e 2 será aplicada como exemplo de treinamento para a Rede NeuroFuzzy, e sua capacidade de generalização será validada comparando a saída da Rede com a superfície de resposta obtida pela Equação (8).

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste trabalho, uma Rede NeuroFuzzy do tipo MLP é utilizada como alternativa para a previsão da qualidade de um processo de injeção em função de suas variáveis de processo. Uma das características das Redes Neuro Fuzzy é o fato de serem não-paramétricas, ou seja, não dependem do conhecimento sobre as estatísticas da população.

Desta forma a descoberta e conhecimento podem ser compreendidos como o ajuste de curvas em um espaço de alta dimensionalidade. Na Figura 5 é apresentado o resultado da Rede NeuroFuzzy MLP, comparativamente com a função objetivo.

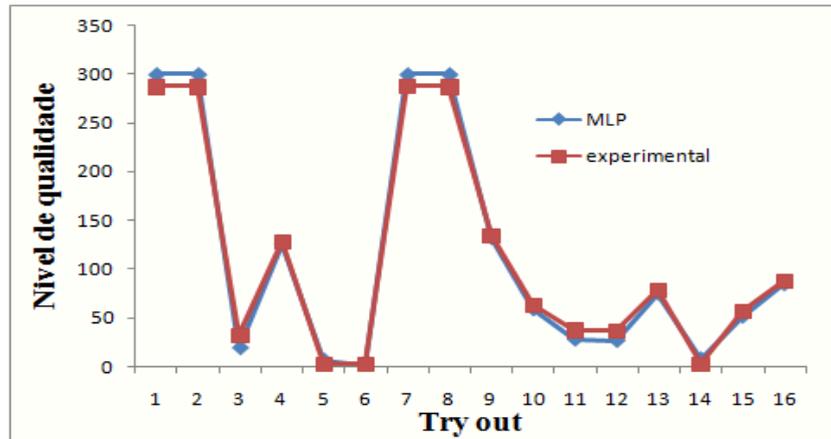


Figura 5 – Rede NeuroFuzzy MLP (Base de dados alternativa)
Fonte: Affonso (2010)

O erro absoluto médio, como é de se esperar, decresce com o número de épocas rodada pela Rede, apresentando um caráter marcadamente assintótico, como pode ser observado na Figura 6.

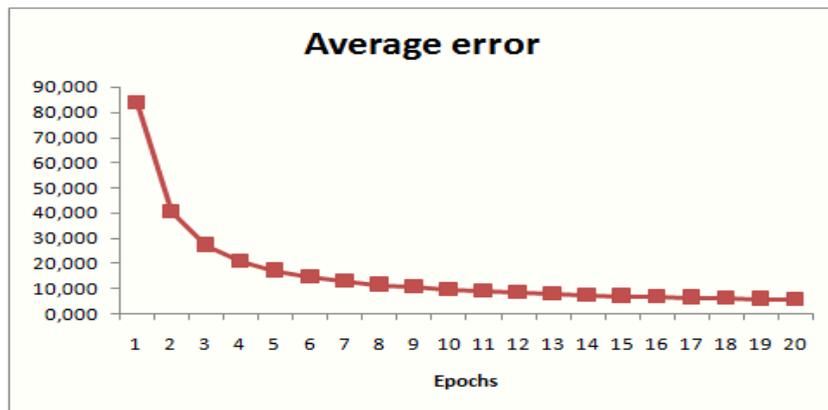


Figura 6 – Rede NeuroFuzzy MLP (Erro absoluto médio)
Fonte: Affonso (2010)

Na Figura 7 são apresentados os resultados obtidos por (GALDAMEZ; CARPINETTI, 2004) utilizando um Planejamento Fatorial, após a segunda série de experimentos.

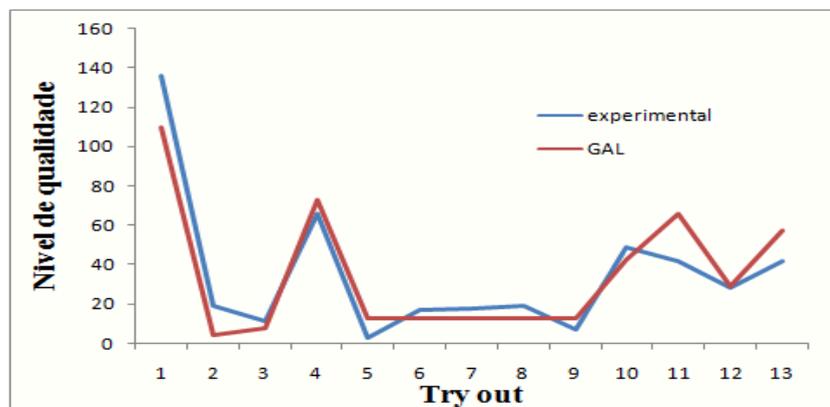


Figura 7 – Planejamento Fatorial (Superfície de Resposta)
Fonte: Affonso (2010)

A Figura 7 mostra boa aderência entre os valores reais e as saídas previstas pela Equação de ajuste (8).

Entretanto, no delineamento de experimentos via Planejamento Fatorial é necessário que as variáveis de entrada assumam valores pré-determinados e que os experimentos sejam repetidos para que a superfície de resposta entrada-saída seja estabelecida.

6 CONCLUSÕES

A aplicação de uma Rede NeuroFuzzy MLP mostrou resultados satisfatoriamente aderentes com os resultados encontrados na parametrização de um processo de injeção de polímeros baseados no delineamento de experimentos via Planejamento Fatorial 2^{k-p} .

Desta forma, pode-se concluir que foi possível validar uma Rede NeuroFuzzy MLP utilizando uma base de dados experimental de processamento de polímeros, diminuindo-se a quantidade de experimentos necessários para obtenção da superfície de resposta com a Rede NeuroFuzzy em comparação com o delineamento via Planejamento Fatorial.

As variáveis de processo de injeção de polímeros puderam ser corretamente representadas por meio da Lógica Fuzzy e os resultados apontam um potencial para utilização de Redes NeuroFuzzy para predição em processo de injeção de polímeros para bases de dados de experimentos não delineados.

Com base neste trabalho será desenvolvida uma Rede NeuroFuzzy do tipo RBF (*Radial Basis Function*) para determinação dos tempos de ciclo de injeção de polímeros. Apesar dos bons resultados obtidos com a utilização de Redes do tipo MLP, espera-se que a utilização de funções de base radial possa melhorar a capacidade de aprendizagem da Rede, reduzindo o número de épocas necessárias para mapeamento da função objetivo.

Outra possibilidade é a utilização de dados obtidos aleatoriamente, ou seja, sem a utilização de delineamento de experimentos, para mapeamento da superfície de variáveis de saída do processo de injeção de polímeros.

Agradecimentos. Os autores agradecem à Universidade Nove de Julho pela concessão da bolsa que permitiu a realização desta pesquisa e aos revisores anônimos quanto a sugestões no texto.

REFERÊNCIAS

AFFONSO, C. O. **Aplicação de redes neuro fuzzy ao processamento de polímeros na indústria automotiva.** Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção). 111f. Universidade Nove de Julho, São Paulo, 2010.

AGASSANT, J. F.; AVENAS, P.; Ph SERGENT, J.; CARREAU, P. J. **Polymer Processing: Principles and Modeling, Chapter I: Continuum Mechanics,** Hanser Publishers, 1991.

BILLMEYER, F. W. **Textbook of polymer science.** John Wiley & Sons, 1971.

CANEVAROLLO, S. V. **Ciência dos Polímeros, um texto básico para tecnólogos e engenheiros.** Artliber Editora, p. 191-275, 2002.

CARVALHO, L. M. F; NASSAR, S. M.; AZEVEDO, F. M.; CARVALHO, H. J. T.; MONTEIRO, L. S.; RECH, C. M. Z. A neuro-fuzzy system to support in the diagnostic of epileptic events using different fuzzy arithmetical operations. **Arquivos de Neuropsiquiatria,** v. 66, n. 2a, p. 179-183, 2008.

GALDAMEZ, E. V.; CARPINETTI, L. C, Aplicação das técnicas de planejamento e análise de experimentos no processo de injeção plástica. **Gestão e Produção,** v. 11 n. 1, p. 121-134, São Carlos jan./abr. 2004.

HAYKIN, S. **Neural Networks: a comprehensive foundation.** New York: Willey & Sons, 1999.

HE, W.; ZHANG, F.Y.; LIU, T.I. Development of a Fuzzy-Neuro System for Parameter Resetting of injection Molding. **Journal of Manufacturing Science and Engineering,** v. 123, p. 110-118, 2001.

HEMAIS, C.A. Polímeros e a indústria automobilística. **Polímeros,** v. 13, n. 2, p. 107-114, São Carlos abr./jun. 2003.

JAN, T. C.; O'BRIEN K. T., A. User-friendly, Interactive Expert System for the Injection Molding of Engineering Thermoplastics. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,** v. 8, n. 1 p. 42-51, 1993.

KIAM, T. M; PEREIRA, C. N. Estudo de caso de peça moldada pelo processo de injeção-compressão para termoplásticos utilizando análise computacional. **Polímeros** v. 17 n. 1, p. 16-22, São Carlos jan./mar. 2007.

MELO, G. S.; CAMPOS G. L; SILVA, J.V; SOUSA, J. T. Projeto automático de Redes neurais artificiais para o problema de previsão em séries tempera. 41º Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional - SBPO, **Anais....**, 2009.

PASSINO, K.M., YURKOVICH, S. **Fuzzy Control.** Addison Wesley Longman, Inc. 1998.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações**. Manole, 2005.

TAKAGI, T.; SUGENO, M. Derivation of *Fuzzy* control rules from human operators control action. In Proc. **IFAC Symp. Fuzzy Inform, Knowledge Representation, Decision Analysis**, Marseille/Frankreich, France, July 1983, p. 55-60.

ZADEH, L. A. *Fuzzy* Sets. **Information and Control**, v. 8, n. 3, p. 338-353, 1965.

WANG, X.; RUAN, D.; KERRE, E. E. Mathematics of fuzziness: basic Issues. Springer, v. 245, **Studies in Fuzziness and Soft Computing**, 2009.