

# IDENTIFICAÇÃO DE REGIMES DE ESCOAMENTO EM TRANSPORTADORES PNEUMÁTICOS DE SÓLIDOS ATRAVÉS DE REDES NEURAIS AUTO-ORGANIZATIVAS

## **Paulo Roberto Barbosa**

Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador Sãocharlense, 400  
13566-590 São Carlos, SP. Brasil  
[paulorb@sc.usp.br](mailto:paulorb@sc.usp.br)

## **Kelen Cristina Oliveira Crivelaro**

Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador Sãocharlense, 400  
13566-590 São Carlos, SP. Brasil  
[crivelar@sc.usp.br](mailto:crivelar@sc.usp.br)

## **Paulo Seleghim Junior**

Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador Sãocharlense, 400  
13566-590 São Carlos, SP. Brasil  
[seleghim@sc.usp.br](mailto:seleghim@sc.usp.br)

**Resumo:** - O transporte pneumático de sólidos constitui uma aplicação recorrente em processos industriais petroquímicos, de mineração, de alimentos e agrícolas. O espectro de materiais que podem ser transportados é bastante amplo, incluindo pós, partículas e grãos, além de elementos mecânicos e componentes eletrônicos. Entretanto, devido a limitações de ordem prática, a maioria das aplicações existentes envolve o transporte de 1 a 400 toneladas por hora, ao longo de distâncias de até 1000 m. Entre estas limitações, a demanda de potência provavelmente é a mais severa. Um objetivo inicial para otimização destes sistemas é a identificação de regimes de escoamento gás-sólido que ocorrem durante o transporte do material particulado, produzindo então, informações suficientes para a elaboração de técnicas de controle, capazes de economizar energia e possibilitar uma operação segura. Este trabalho apresenta a utilização de redes neurais auto-organizativas na identificação de regimes em um circuito experimental com 45 mm de diâmetro interno utilizado para transportar sementes de *Setaria Italica*. A instrumentação utilizada é composta de sensores de pressão instalados ao longo da linha de transporte. Resultados preliminares mostram uma porcentagem de acerto da rede de 100%.

**Palavras-chave:** - redes neurais, regimes de escoamento e transporte pneumático.

## **1. INTRODUÇÃO**

O transporte pneumático de sólidos constitui uma aplicação recorrente em processos industriais petroquímicos, de mineração, de alimentos e agrícolas. O espectro de materiais que podem ser transportados é bastante amplo, incluindo pós, partículas e grãos, além de elementos mecânicos e componentes eletrônicos. Entretanto, devido a limitações de ordem prática, a maioria das aplicações existente envolve o transporte de 1 a 400 toneladas por hora, ao longo de distâncias de até 1000 m. Entre estas limitações, a demanda de potência provavelmente é a mais severa. Um objetivo inicial para otimização destes sistemas é a identificação de regimes de escoamento gás-sólido que ocorrem durante o transporte do material particulado, produzindo então, informações suficientes para a elaboração de técnicas de controle, capazes de economizar energia e possibilitar uma operação segura. Isto pode ser realizado, por exemplo, com a implementação de um controlador PID com ganhos programados, de maneira que para cada regime um conjunto de parâmetros adequados seja então selecionado (Barbosa e Seleglim, 2003). Este trabalho apresenta a utilização de uma rede neural artificial auto-organizativa na identificação destes regimes.

## **2. REDES NEURAIS AUTO-ORGANIZATIVAS (MAPAS AUTO-ORGANIZATIVOS)**

Os mapas auto-organizativos são uma classe especial de redes neurais artificiais baseadas na aprendizagem competitiva. Neste tipo de aprendizagem, os neurônios de saída da rede competem entre si para serem ativados ou não, sendo que apenas um neurônio (ou apenas um por grupo) é ativado a cada vez que uma entrada é apresentada. Um neurônio de saída que vence a competição é chamado de neurônio vencedor (winning neuron ou winning-takes-all). Uma forma de induzir este tipo de competição entre os neurônios de saída é o uso de respostas negativas (lateral inhibitory connections), idéia originalmente proposta por Rosenblat (1958).

Em um mapa auto-organizativo, os neurônios são dispostos em uma grade, usualmente unidimensional ou bidimensional. Mapas com dimensões superiores também são possíveis, mas não são comuns. No decorrer do processo de aprendizagem competitiva, os neurônios se tornam sintonizados de acordo com os vários padrões de entrada (ou classes de padrões de entrada).

Um mapa auto-organizativo é ainda caracterizado pela formação de um mapa topográfico dos padrões de entrada no qual as localizações espaciais (as coordenadas) dos neurônios na grade são indicativos de características estatísticas intrínsecas contidas nos padrões de entrada (Kohonen, 2001).

O desenvolvimento de mapas auto-organizativos como um modelo neural é motivado por uma característica do cérebro humano: o cérebro é organizado em vários setores de forma que entradas sensoriais diferentes são representadas por mapas computacionais topologicamente organizados. Em particular, entradas sensoriais como, por exemplo, o tato, visão e audição são mapeadas em diferentes áreas do córtex cerebral de maneira topologicamente organizada (Haykin, 1999).

O principal objetivo de um mapa auto-organizativo ou rede neural auto-organizativa é transformar um padrão de sinal de entrada de dimensão arbitrária em uma mapa discreto uni ou bidimensional e realizar esta transformação adaptativamente em uma forma organizada topologicamente (Cai et al., 1994)

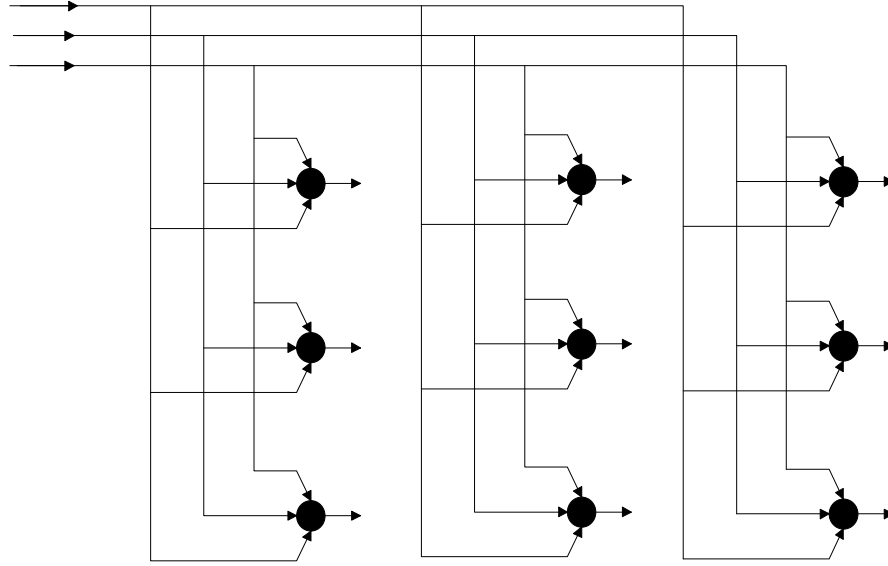


Figura 1: Grade bidimensional de neurônios

A figura 1 mostra um diagrama esquemático de uma grade de neurônios bidimensional freqüentemente utilizada como mapa discreto.

Cada neurônio na grade é completamente conectado aos nós de alimentação da camada de entrada. Esta rede representa uma estrutura feedforward com uma camada computacional simples constituída por neurônios dispostos em linhas e colunas. Uma grade unidimensional é um caso especial da situação descrita anteriormente constituída apenas por uma linha ou coluna de neurônios.

A posição física dos neurônios é definida de acordo com uma função de topologia que gera, por exemplo, uma grade (ou malha) retangular, hexagonal ou randômica. O procedimento para identificar o neurônio vencedor é semelhante ao utilizado em camadas competitivas. No entanto, ao invés de atualizar apenas o neurônio vencedor  $i_v$ , todos os neurônios dentro de uma certa vizinhança  $N_{i_v}(d)$  são atualizados com a utilização da chamada regra de Kohonen. Especificamente, todo neurônio  $i \in N_{i_v}(d)$  é ajustado por,

$${}_i w(q) = {}_i w(q-1) + \alpha(p(q) - {}_i w(q-1)) \quad (1)$$

ou

$${}_i w(q) = (1 - \alpha) {}_i w(q-1) + \alpha p(q) \quad (2)$$

A vizinhança  $N_{i_v}(d)$  contém todos os índices dos neurônios que estão dentro do raio  $d$ , ou seja,

$$N_i(d) = \{j, d_{ij} \leq d\} \quad (3)$$

Dessa forma, toda vez que um vetor  $p$  é apresentado à rede o neurônio com o vetor de pesos mais próximo dele vencerá a competição. Os vetores de pesos do neurônio vencedor e de seus vizinhos sintonizam-se na direção do vetor de entrada  $p$ . Repetindo este processo várias vezes, neurônios vizinhos aprendem quais vetores são similares uns aos outros.

É também possível definir a função distância de diferentes maneiras, por exemplo, escolhendo um agrupamento retangular ou hexagonal dos neurônios e vizinhanças, no entanto a performance da rede não é sensível à forma exata das vizinhanças (Hagan, 1996).

Outra possibilidade é a especificação de diferentes topologias para a localização original dos neurônios, as mais comuns são a retangular, hexagonal e randômica.

A arquitetura de um mapa auto-organizativo pode também ser representada como:

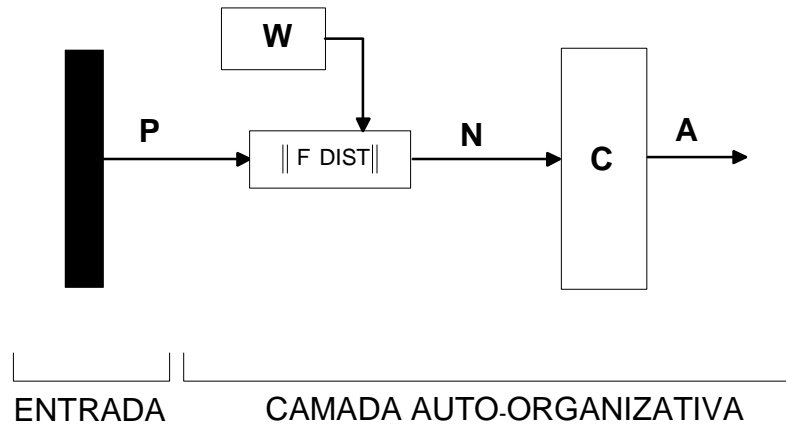


Figura 2: Mapa auto-organizativo

Esta arquitetura é semelhante a uma rede neural competitiva, porém não existe a utilização de bias. Na figura anterior, a distância  $N$  geralmente é dada por  $N = -\|W - P\|$ , sendo  $P$  o vetor de entrada e  $W$  o vetor peso, e  $C$  representa a função de transferência competitiva que como descrito anteriormente retorna o vetor de saída  $A$  com o valor 1 para o neurônio vencedor e 0 para os demais.

### 3. REGIMES DE ESCOAMENTO GÁS-SÓLIDO

A necessidade da identificação de regimes de escoamento tem origem no comportamento fortemente histerético deste tipo de aplicação. Isto pode ser melhor compreendido através da análise de um experimento simples que pode ser realizado em uma linha horizontal. Neste experimento, a velocidade da fase transportadora é variada lentamente de zero até um determinado valor máximo, acima do qual o regime disperso é plenamente desenvolvido e permanente. Os diferentes estágios deste experimento são indicados no gráfico da Figura 3, no qual  $U_p$  denota a velocidade das partículas e  $U_g$  a velocidade da fase gasosa transportadora. No estágio indicado por (a),  $U_g$  não é suficientemente alta de forma que  $U_p = 0$  até que um determinado valor crítico  $U_g = U_1$  seja alcançado, quando as forças turbulentas se igualam às forças de atrito e ao peso próprio das partículas. Após esse ponto, no estágio indicado por (b),  $U_g > U_1$ , as partículas são capturadas pelo escoamento gasoso central e o regime disperso se estabelece assintoticamente, ou seja,  $U_p \approx U_g$ .

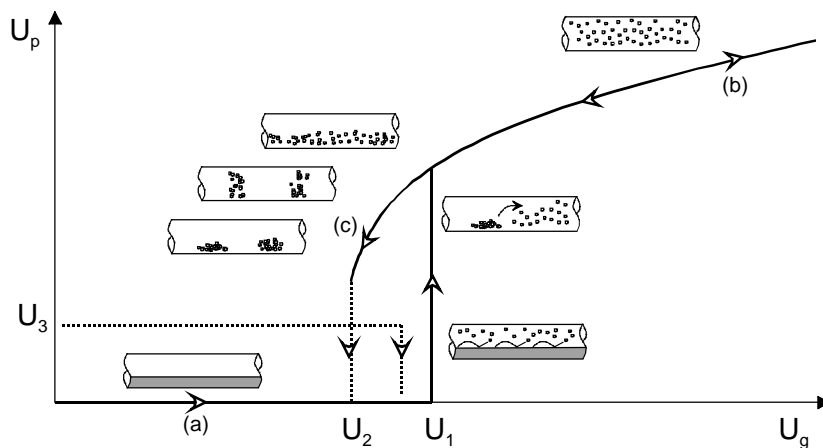


Figura 3: Representação esquemática da evolução dos regimes de escoamento quando variando a velocidade da fase transportadora.

Diminuindo  $U_g$  a partir de um dado valor máximo, estágio indicado por (c), e dependendo da granulometria do particulado, diferentes regimes de escoamento podem se estabelecer, dentre os quais os mais comuns são os regimes estratificado, intermitente e a dunas, até que outro valor crítico  $U_g = U_2$  seja alcançado. Nesse ponto, as forças de sustentação se igualam ao peso próprio das partículas, algumas delas sedimentam formando um leito fixo na parte inferior do tubo, e outras começam a quicar e a rolar a uma velocidade  $U_p = U_3$ . Operar a linha de transporte pneumático na zona de transição significa fixar  $U_2 < U_g < U_1$  e administrar esse comportamento histerético em  $U_p$ , assim como na perda de carga e outros parâmetros macroscópicos relevantes. Devido a essa problemática descrita anteriormente, as redes neurais artificiais foram utilizadas neste trabalho para identificar os diferentes regimes de escoamento gás-sólido em um circuito pneumático experimental com 45 mm de diâmetro interno utilizado para transportar sementes de *Setaria Italica*.

#### 4. INSTALAÇÕES EXPERIMENTAIS

Os testes de validação foram realizados no circuito experimental do Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos da Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo. A linha de transporte desenhada esquematicamente na figura 4 possui uma seção de testes transparente de 45 mm de diâmetro interno, com 12 m de comprimento na horizontal e 9 m na vertical.

A alimentação de ar é assegurada por um compressor Worthington de 60cv (1) capaz de imprimir velocidades de até cerca de 40 m/s na tubulação de transporte. O controle da vazão de ar é feito com auxílio de uma servo-válvula (2), dotada de comando elétrico (4-20 mA) e atuador pneumático. A vazão de ar é determinada por uma placa de orifício (3), instrumentada com transmissores para a medida da temperatura e das pressões diferencial e absoluta. A introdução do particulado na seção de testes é feita através de um venturi (4) alimentado por uma válvula helicoidal (5) ligada a um silo de armazenagem (10). A vazão de sólido é determinada pela rotação do motor de acionamento da válvula helicoidal, controlada por um pequeno inversor de frequência (6).

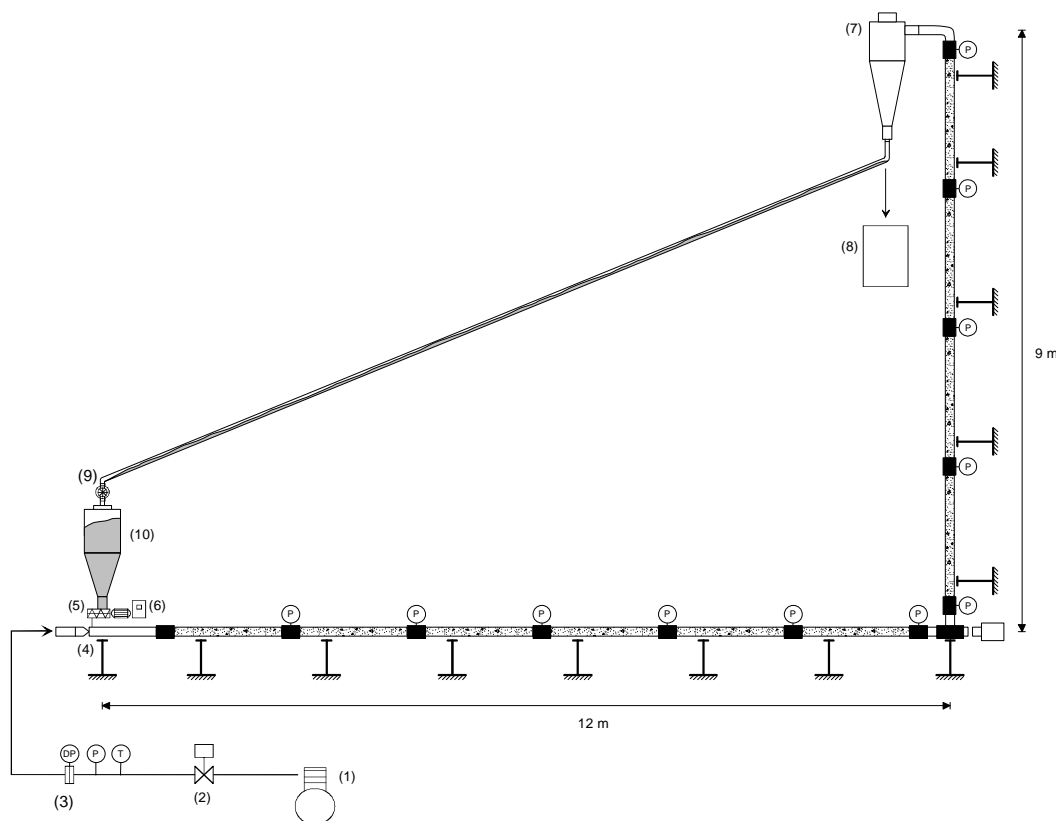


Figura 4: Representação esquemática do circuito de transporte pneumático experimental do NETeF – EESC – USP.

Na saída da seção de testes, um ciclone (7) é responsável pela separação do particulado e do ar, retornando o particulado para um reservatório de coleta (8) (operação em batch) ou para o silo de armazenagem através de uma válvula rotativa (9) (operação contínua). Além dos transmissores de pressão, construídos a partir de sensores Motorola do tipo MPX e de conversores tensão/corrente Burr-Brown XTR106, o circuito é provido de um sistema de aquisição National Instruments constituído por um chassi PXI – 1000B, módulo de aquisição Multifunction I/O 6025E e módulo processador PXI 8170, que garante a comunicação com o computador central de controle.

## 5. TESTES EXPERIMENTAIS E RESULTADOS

A rede neural auto-organizativa com aprendizado competitivo, utilizada neste trabalho, foi implementada no software MATLAB® com o auxílio do Neural Network toolbox. As posições físicas dos neurônios foram definidas por uma malha hexagonal através da função de topologia *hextop*, e as distâncias foram calculadas com a função euclidiana *linkdist*. O vetor de entrada era composto por 3900 elementos, e a grade possuía 6 neurônios de saída, para testar a habilidade do modelo em reduzir e classificar os 4 regimes avaliados.

O sólido utilizado era constituído de sementes de *Setaria italica* (painço), com diâmetro médio  $D_p = 2.5$  mm e densidade aproximada de  $800 \text{ kg/m}^3$ . Os sinais de pressão foram isolados eletronicamente e amostrados a uma taxa de 30 Hz. A vazão mássica do sólido variou de 0,0824 Kg/s a 0,1437 Kg/s e a vazão de ar variou de 0.015 kg/s a 0.021 kg/s de forma a produzir os 4 regimes de escoamentos chamados neste trabalho de homogêneo, dunas com cristas, dunas grandes e escoamento sobre a camada depositada, com base em observações na parte horizontal do circuito.

No escoamento homogêneo a velocidade do ar é bastante alta e as partículas encontram-se dispersas na tubulação. Reduzindo a velocidade do ar tem início a formação de dunas com cristas (fig 05). Diminuindo ainda mais a velocidade do ar as partículas começam a se depositar no fundo da tubulação e a formar dunas grandes nas quais claramente se observa algumas partículas sendo agregadas por essa estrutura e outras (do lado oposto) sendo arrastadas pela corrente de ar. Finalmente, com uma última redução do ar o regime de escoamento sobre uma camada depositada é atingido (fig. 05).

Trechos dos sinais contendo 300 pontos foram fornecidos à rede para treinamento que resultou em uma classificação com 100% de acerto. Na sequência, outros trechos dos sinais foram apresentados à rede que classificou com sucesso como mostra a tabela seguinte.

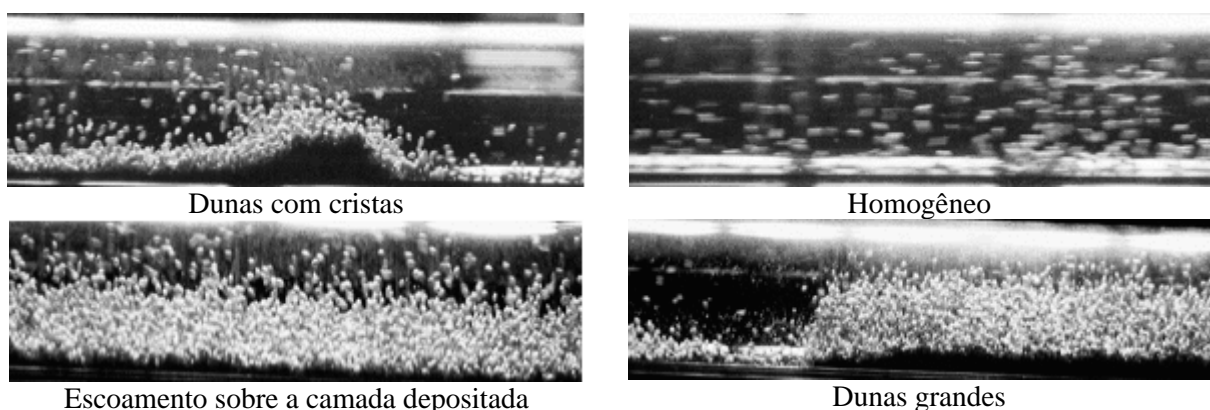


Figura 5: Fotos dos regimes de escoamento

Como pode também ser visto na tabela 1, a rede reduziu de seis para quatro o número de neurônios, confirmando a existência de quatro regimes distintos.

Tabela 1: Resultados da rede neural

Regimes de escoamento	Exemplos	Neurônio
Homogêneo	1,2,3,4,5,6,7,8,9 e 10	6
Dunas com cristas	11,12,13,14,15,16,17,18,19 e 20	1
Dunas grandes	21,22,23,24,25,26,27,28,29 e 30	4
Escoamento sobre a camada depositada	31,32,33,34,35,36,37,38,39 e 40	5

## 6. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

A identificação de regimes de escoamento gás-sólido que ocorrem em transportadores pneumáticos foi realizada neste trabalho. A técnica proposta consiste na utilização de uma rede neural auto-organizativa treinada com informações sobre os valores de pressão em vários pontos da tubulação. A principal vantagem deste tipo de modelo é o aprendizado não supervisionado, ou seja, não existe a necessidade de conhecimento a priori (pares entrada/saída). Este aspecto é de fundamental importância, já que os regimes em situações práticas podem variar dependendo da granulometria do particulado, diâmetro e geometria da tubulação etc, e portanto informações sobre quantos e quais são os regimes não são conhecidas.

Testes preliminares realizados com sementes de *Setária Itálica* (painço) em um circuito pneumático experimental de 45mm de diâmetro interno mostram uma porcentagem de acerto da rede de 100%, confirmando a identificação visual dos regimes. Trabalhos futuros devem incluir testes experimentais sistemáticos com diferentes tipos de particulado e escala estendida de vazões de forma a avaliar a aplicabilidade desta técnica em processos industriais.

## 7. AGRADECIMENTOS

Este trabalho contou com financiamento da FAPESP (proc. nº. 02/00472-5)

## 8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Barbosa, P.R. e Seleglim Jr, P., 2003, "Improving the Power Consumption in Pneumatic Conveying Systems by Adaptive Control of the Flow Regime", Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, Vol. XXV, No. 4, pp. 373-377.
- Cai, S.Q., Toral, H., e Jianhung and Aecher, J. S., 1994, "Neural Network Based Objective Flow Regime Identification in Air-Water Two-Phase Flow", Canadian Journal of Chemical Engineering, Vol. 72, No. 3, pp. 440-445.
- Hagan, M.T., Demuth, H.B. e Beale, M., 1996, Neural Network Design. Boston, PWS Publishing Company.
- Haykin, S., 1999, Neural Networks: a Comprehensive Foundation. New Jersey, Prentice-Hall, pp.842.
- Kohonen, T., 2001, Self-Organizing Maps. Berlin, Springer, pp.501.

## IDENTIFICATION OF FLOW REGIMES IN PNEUMATIC CONVEYING SYSTEMS THROUGH SELF-ORGANIZING NEURAL NETWORKS

**Paulo Roberto Barbosa**

Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos

Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
13566-590 São Carlos, SP. Brazil  
[paulorb@sc.usp.br](mailto:paulorb@sc.usp.br)

**Kelen Cristina Oliveira Crivelaro**  
Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
13566-590 São Carlos, SP. Brazil  
[crivelar@sc.usp.br](mailto:crivelar@sc.usp.br)

**Paulo Seleghim Junior**  
Núcleo de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
13566-590 São Carlos, SP. Brazil  
[seleghim@sc.usp.br](mailto:seleghim@sc.usp.br)

**Abstract.** *The pneumatic conveying of solids in a gas stream is a recurrent process in petrochemical industries, mainly because of its flexibility, security in the transport of high valued products, ease of automation/control and low maintenance costs. The range of material that can be pneumatically transported is extensive: powders and rocks of up to 50 mm in size to finished manufactured parts such as electronic components for instance. However, due to practical limitations the majority of existing systems have capacities ranging from 1 to 400 tones per hour over distances less than 1000 m and average particulate size less than 100 mm. Among these limitations probably the most important one refers to a high power consumption per transported unit mass. An initial objective is the identification of gas-solid flow regimes in order to optimize these systems, providing information for control strategies design. These strategies must result in a lower power consumption and a secure system operation. This work presents the flow regime identification through a self-organizing neural network in a 45 mm i.d. pneumatic conveying system used to transport Setaria Italica seeds. The instrumentation is constituted of several pressure sensors installed along the transport line. Preliminary results show a 100% correct identification for the experimental conditions of this work.*

**Keywords.** *Neural networks, flow regimes and pneumatic conveying.*