



## ANÁLISE PARAMÉTRICA DO FLUXO CRÍTICO DE CALOR NO ESCOAMENTO DE ÁGUA EM FEIXES DE VARETAS ATRAVÉS DE REDES NEURAIS

**Pedro Carajilescov**

Universidade Federal Fluminense, Departamento de Engenharia Mecânica

Rua Passo da Pátria, 156

CEP. 24210-240 - Niterói, RJ, Brasil

E-mail: pedroc@caa.uff.br

**Resumo.** *A prevenção de ocorrência de fluxo crítico de calor representa o principal limite termohidráulico de projeto de reatores nucleares do tipo PWR (Pressurized Water Reactors). Nestes reatores, os elementos combustíveis consistem de feixes de varetas, presas por grades espaçadoras, em arranjos quadrados, com a água refrigerante escoando axialmente no espaço entre elas. No presente trabalho, é desenvolvida uma rede neural artificial para a simulação de ocorrência de fluxo crítico de calor, utilizando-se dados experimentais obtidos em feixes de varetas com aquecimento axial uniforme, para o treinamento da rede. Com a rede desenvolvida, foram analisados os efeitos do fluxo de massa, da pressão de saída e do título do escoamento na entrada do feixe, em duas seções de teste com arranjos 3x3 e 5x5.*

**Palavras-chave:** *Fluxo crítico de calor, Segurança de reatores, Redes neurais.*

### 1. INTRODUÇÃO

Reatores nucleares do tipo PWR (Pressurized Water Reactors) representam a opção brasileira para a geração núcleo-elétrica e para propulsão naval. As usinas nucleares ANGRA-I, projetada pela Westinghouse e em operação, e ANGRA-II, desenvolvida pela KWU e em fase final de construção, são dotadas de reatores deste tipo. Além desses reatores, o CTM/SP - Centro Tecnológico da Marinha em São Paulo, do Ministério da Marinha, vem desenvolvendo o reator denominado de INAP-11 - Instalação Nuclear a Água Pressurizada - que consiste de um reator PWR, com núcleo de pequeno porte, para propulsão de submarino.

O principal limite termohidráulico de projeto de reatores PWR, para Condições I (operação normal e transitórios operacionais) e II (transitórios devido a falhas de frequência moderada), consiste na prevenção de ocorrência de fluxo crítico de calor (FCC), também denominado de DNB (Departure from Nucleate Boiling), cuja verificação é efetuada através do DNBR (Departure from Nucleate Boiling Ratio), o qual consiste na razão entre o valor do fluxo crítico de calor, calculado nas condições locais do refrigerante, e o fluxo de calor operacional local. A margem de projeto é estabelecida pelo valor mínimo desta relação.

Para o monitoramento contínuo do mínimo DNBR, foram desenvolvidas correlações empíricas com base em dados experimentais, obtidos em seções de testes que simulam as condições geométricas e operacionais dos elementos combustíveis. Usualmente, a análise dos dados experimentais é efetuada através de programas computacionais, que calculam as condições locais do escoamento, através da técnica conhecida como "análise de subcanais". Os programas mais usados são os programas da linha COBRA (Rowe, 1971; Stewart et al, 1977) e os da linha THINC (Chelemer et al, 1967). Estes programas calculam as condições locais do fluido e fornecem, baseado em correlações empíricas, o valor do fluxo de calor local para que, naquelas condições, venha a ocorrer fluxo crítico de calor. A utilização desses programas é complexa, exigindo um grande conjunto de dados de entrada, com os resultados dependentes da especificação de diversos dados de entrada, tais como coeficientes de perda de carga localizada, coeficientes de atrito, fator de mistura (mixing) entre os subcanais, etc. Este processo acumula incertezas de diversas naturezas. Entre as mais importantes se encontram aquelas associadas ao desenvolvimento da correlação empírica adotada, dos diversos parâmetros experimentais das seções de testes, assim como dos modelos teóricos e numéricos associados com o programa computacional.

Ao lado das limitações mencionadas, deve-se mencionar, também, o elevado custo dos experimentos de medida de fluxo crítico de calor, o qual impede a realização de corridas envolvendo variadas condições geométricas e operacionais das seções de teste, dificultando, desta forma, a análise acurada do efeito de diversos parâmetros do escoamento. Tipicamente, as seções de testes são compostas de feixes de varetas, aquecidas através da passagem de corrente elétrica, que simulam as varetas de combustível nuclear, presas por grades típicas de reatores nucleares. Este feixe é colocado em um casco de seção quadrada, projetado para suportar elevadas pressões operacionais. Uma típica seção de testes 4x4 é apresentada na Fig.1. A seção de teste é instalada em um circuito termohidráulico experimental, o qual impõe as condições operacionais desejadas.

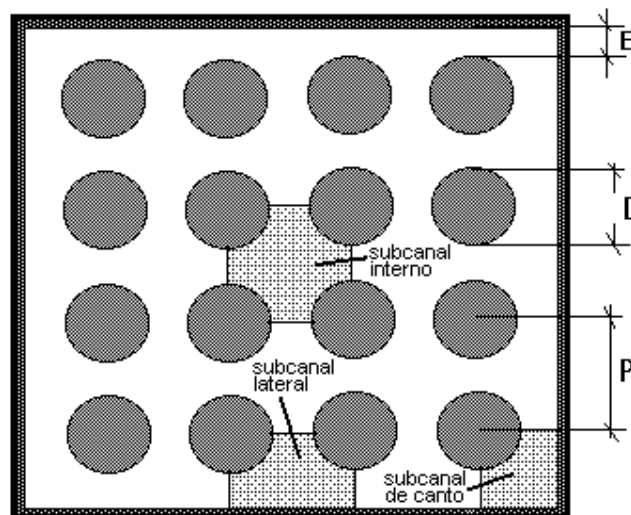


Figura 1. Seção transversal esquemática de uma seção de testes 4x4.

Pode-se observar que qualquer alteração nos parâmetros geométricos da seção de testes irá implicar na fabricação de nova seção de testes, a qual é de elevado valor. Ainda, dois outros fatores dificultam o procedimento experimental: o primeiro está associado ao consumo elevado de energia elétrica para o aquecimento das varetas para a ocorrência de fluxo crítico de calor e o segundo se refere ao risco elevado de dano das varetas, durante a observação do

fenômeno, devido ao aquecimento local rápido das varetas na ocorrência de crise de ebulição, a qual causa uma rápida degradação das condições de troca de calor.

Diante destas observações, torna-se óbvia a necessidade de instrumentos capazes de analisar, de forma rápida e precisa, os efeitos de diversos parâmetros operacionais e geométricos que influenciam a ocorrência de fluxo crítico de calor em feixes de varetas.

A utilização de redes neurais, para a análise de fluxo crítico de calor em reatores nucleares, vem sendo objeto de diversos estudos (Kim e Lee, 1993; Carajilescov, 1998). Kim e Lee utilizaram dados teóricos fornecidos por correlação empírica, acoplada ao programa COBRA-IV, para o treinamento da rede, cuja validade está restrita às condições geométricas do reator considerado. Esta análise, obviamente, está sujeita a todas as incertezas mencionadas. Carajilescov, por outro lado, utilizou dados experimentais, limitando sua faixa de validade para as condições operacionais do reator INAP-11. Em ambos os casos, as variáveis de entrada da rede foram as variáveis primitivas, sem qualquer preocupação com o número de variáveis de entrada e sua influência nos valores do fluxo crítico de calor.

O presente trabalho apresenta uma análise paramétrica do fluxo crítico de calor, para o escoamento de água em feixes de varetas, com aquecimento axial uniforme, através de uma rede neural artificial (RNA), cujos parâmetros de entrada foram especificados com base em uma análise fenomenológica do escoamento. O treinamento da rede foi feito através de dados experimentais, obtidos ao longo de mais de 20 anos pelo HTRF e compilados pelo EPRI (Fighetti e Reddy, 1982a,b), organizados em um Banco de Dados de FCC, desenvolvido para os interesses do Programa Nuclear Brasileiro (Carajilescov, 1994a,b). Através da RNA desenvolvida, foram analisados os efeitos do fluxo de massa, da pressão na saída da seção de testes e do título termodinâmico da água, na entrada, para o caso de duas seções de testes 3x3 e 5x5 varetas, respectivamente.

## 2. REDES NEURAIS

A utilização de redes neurais artificiais para a determinação de fluxo crítico de calor se encontra amplamente discutida em Carajilescov (1998). Figura 2 apresenta uma típica rede neural para a análise de FCC. A rede consiste de *processadores neuronais* ou *neurônios*, representados por círculos, e a informação é canalizada através das *conexões* entre eles. Os quadrados armazenam as entradas para a rede.

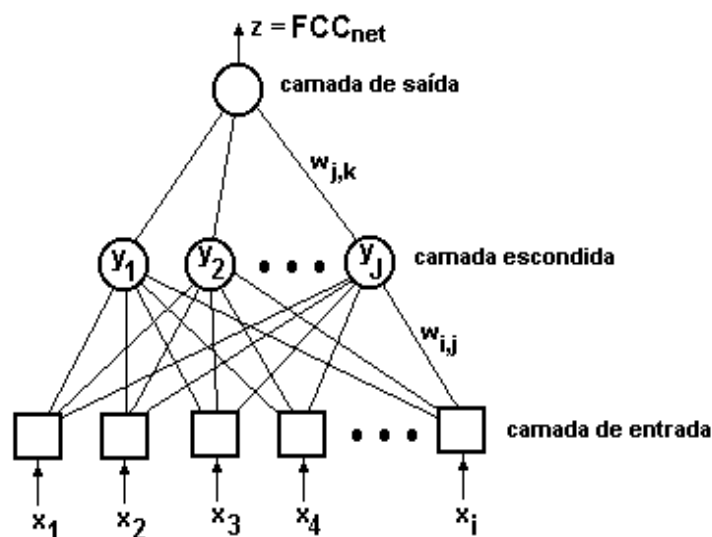


Figura 2. Rede neural artificial típica para análise de DNBR

Cada neurônio executa duas funções principais, transformando as entradas em uma saída. A primeira função consiste no somatório ponderado de suas entradas e a segunda, na transformação do resultado do somatório através de uma função cuja saída estará normalizada entre 0 e 1 e que seja diferencial em função da entrada. Usualmente, adota-se a chamada *função sigmoideal*. Estas funções do processador neuronal são apresentadas na Figura 3.

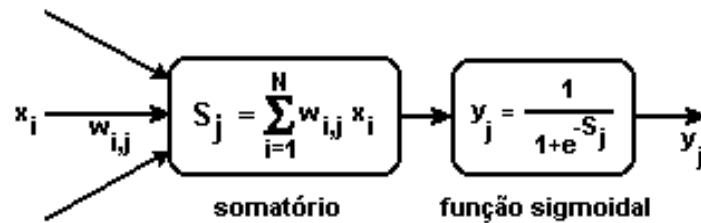


Figura 3. Funções de um processador neuronal

Nesta figura,  $w_{i,j}$  representa o peso da entrada  $x_i$  no neurônio  $j$ .

Para o treinamento da rede, que consiste na determinação dos pesos  $w_{i,j}$ , foi utilizado o *método de retro-propagação* (back propagation), efetuando-se sucessivas pequenas alterações nos pesos, procurando-se minimizar a soma das diferenças quadráticas entre as saídas da rede e os valores experimentais desejados.

### 3. ARQUITETURA DA REDE NEURAL ARTIFICIAL

A arquitetura da rede neural adotada consiste de três camadas de neurônios, conforme apresentado na Fig. 2. Para o estabelecimento dos parâmetros de entrada, diversos fatores fenomenológicos do escoamento em feixes de varetas foram considerados.

Em tubos uniformemente aquecidos, diversos autores (Collier, 1972) sugerem que o fluxo crítico de calor para água é função de cinco variáveis independentes:

$$q_{crit}'' = fn(G, x_{in}, p, D, L) \quad (1)$$

Nesta expressão,  $G$  representa o fluxo médio de massa,  $x_{in}$  é o título termodinâmico da água, na entrada da seção de testes,  $p$  é a pressão,  $D$  e  $L$  são o diâmetro e o comprimento do tubo, respectivamente.

Ainda, no caso de tubos, a ocorrência de FCC depende do título termodinâmico local da água. Desta forma, no presente caso, adotou-se, no lugar de  $G$ , a variável modificada,  $\Omega$ , dada por:

$$\Omega = \frac{A_F G h_{fg}}{P_h L}, \quad (2)$$

onde  $A_F$  representa a área do escoamento,  $P_h$  é o perímetro aquecido e  $h_{fg}$  é o calor latente da água na pressão do escoamento.

No caso do escoamento em feixes de varetas, a presença das paredes da seção de testes dá origem a três tipos de subcanais, conforme mostrado na Fig. 1. Este fato irá provocar uma redistribuição do escoamento que irá depender das razões das áreas e dos perímetros molhados das diversas regiões da seção de testes e do coeficiente de grade do feixe. Para a descrição desta redistribuição, foram considerados os seguintes parâmetros:

$$\beta = \frac{\sum (\text{Area\_dos\_subcanais\_internos})}{\text{Area\_total\_do\_escoamento}} \quad (3)$$

$$\gamma = \frac{\sum (\text{Perímetro\_molhado\_dos\_subcanais\_internos})}{\text{Perímetro\_molhado\_total}} \quad (4)$$

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} C_{g,i}}{N_g} \quad (5)$$

Na Eq. (5),  $C_{g,i}$  representa o valor do coeficiente de grade  $i$  e  $N_g$  é o número total de grades do feixe.

Considerando-se o fato de que as varetas podem apresentar diferentes fluxos de calor, o valor do fator radial de potência da vareta onde ocorre FCC representa um parâmetro de entrada importante para a rede.

Os parâmetros de entrada da rede utilizados se encontram na tabela que segue.

Tabela 1. Parâmetros de entrada da rede

Ordem	Símbolo	Descrição
1	$\Omega$	Parâmetro principal do escoamento
2	$x_{in}$	Título termodinâmico da água na entrada da seção de testes
3	$p$	Razão da pressão de saída pela pressão crítica
4	$F_r$	Fator radial de potência da vareta crítica
5	$\beta$	Razão de área dos canais quentes pela área total
6	$\gamma$	Razão de perímetro molhado dos canais quentes pelo total
7	$\lambda$	Coefficiente médio das grades

Usualmente, recomenda-se que os valores de entrada da rede e os valores esperados de saída sejam normalizados entre 0 e 1. No presente trabalho, estes parâmetros foram normalizados entre 0.1 e 0.9, tendo em vista que, nesta faixa, a função sigmoideal tem um comportamento aproximadamente linear. Para esta normalização, os extremos do intervalo foram atribuídos aos valores mínimo e máximo dos parâmetros calculados a partir do Banco de Dados de FCC (Carajilescov et al, 1994 a,b). Estes extremos se encontram na Tabela 2.

Tabela 2. Mínimo e máximo dos parâmetros de entrada e saída da rede

Parâmetro	Unidade	Mínimo	Máximo
$\Omega$	Mw/m <sup>2</sup>	0.0	18.9
$x_{in}$	-	-1.0	0.0
$p$	-	0	0.8
$F_r$	-	1.0	1.7
$\beta$	-	0.44	1.0
$\gamma$	-	0.28	1.0
$\lambda$	-	0.5	1.5
$q''_{crit,exp}$ (saída)	Mw/m <sup>2</sup>	0	3.94

Conforme observado, a camada de entrada da rede é composta por 7 neurônios, enquanto a camada de saída possui apenas um neurônio, fornecendo o fluxo crítico de calor. Para o

número de neurônios da camada intermediária ou escondida, determinou-se como sendo igual a 3, através de alguns testes numéricos.

Para o treinamento e teste da rede neural desenvolvida, foram selecionadas 2863 corridas, a quais foram divididas aleatoriamente em dois conjuntos, sendo o primeiro, contendo 2363 corridas, utilizado para o treinamento da rede, e o segundo, com 500 corridas, utilizado para o teste de desempenho da rede. Os coeficientes da rede, indicados na Fig.2, são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3. Coeficientes  $w_{i,j}$  e  $w_{j,k}$  da rede neural artificial desenvolvida

$j \setminus i$	1	2	3	4	5	6	7
1	-1.1628	1.6800	0.4519	-0.1015	-0.7540	1.3773	0.0031
2	9.8608	1.4746	-1.2304	-0.2145	-0.2676	1.2686	-0.3283
3	-10.9247	12.0106	6.8352	-5.1600	-6.8983	-5.1204	3.0045

$k \setminus j$	1	2	3
1	-10.3794	6.1750	2.0939

O desempenho da rede, para o conjunto de corridas de teste, é mostrado na Fig. 4.

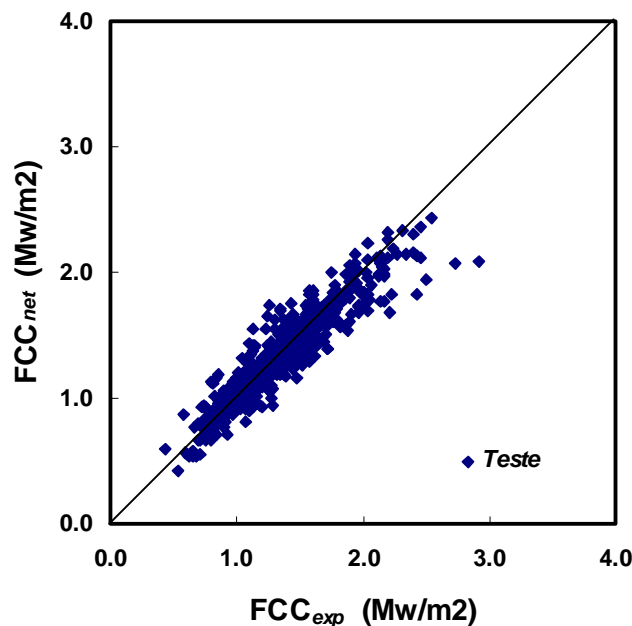


Figura 4. Comparação entre dados teóricos e experimentais

Figura 5 apresenta o desempenho da rede neural, para o conjunto de dados utilizado em seu treinamento. Tabela 4 apresenta a média e o desvio padrão para a razão entre o valor teórico e experimental do FCC.

Tabela 4. Desempenho da rede neural desenvolvida

Conjunto	Número de pontos	Média, $\mu$	Desvio Padrão, $\sigma$
Treinamento	2363	1.012	0.124
Teste	500	1.002	0.117
Total	2863	1.010	0.123

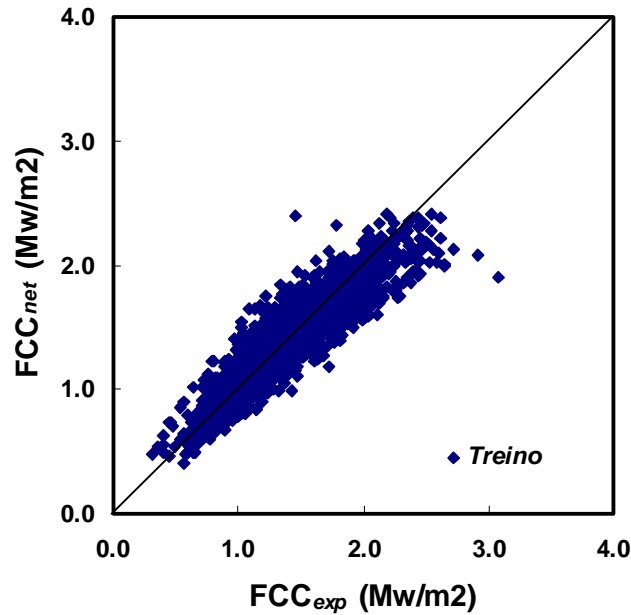


Figura 5. Comparação entre dados teóricos e experimentais

Conforme pode ser observado, a rede desenvolvida produz resultados satisfatórios para a previsão de ocorrência de fluxo crítico de calor no escoamento de água em feixes de varetas.

### 3. RESULTADOS

Utilizando-se a rede neural desenvolvida, foram analisados os efeitos do fluxo médio de massa,  $G$ , da pressão,  $p$ , e do título termodinâmico do escoamento,  $x_{in}$ , na entrada do feixe, para feixes com 9 (arranjo 3x3) e 25 (arranjo 5x5) varetas, cujos parâmetros principais são apresentados na Tabela 5. Os dados de referência e as faixas de variações dos parâmetros analisados são apresentados na Tabela 6.

Tabela 5. Parâmetros principais dos feixes considerados.

Feixe	D	P/D	E/D	$F_r$	$\beta$	$\gamma$	$\lambda$
3x3	1.00 cm	1.30	0.15	1.00	0.445	0.287	1.00
5x5	1.00 cm	1.30	0.15	1.00	0.640	0.481	1.00

Tabela 6. Dados de referência e faixas de variações dos parâmetros analisados.

Parâmetro	Unidade	Referência	Faixa
$G$	$\text{Kg/m}^2/\text{s}$	3000	1000 a 5000
$p$	MPa	13	10 a 15
$x_{in}$	-	-0.25	-0.75 a 0.0

Figuras 6, 7 e 8 apresentam as influências do fluxo médio de massa, da pressão e do título na entrada, respectivamente, para os dois feixes considerados.

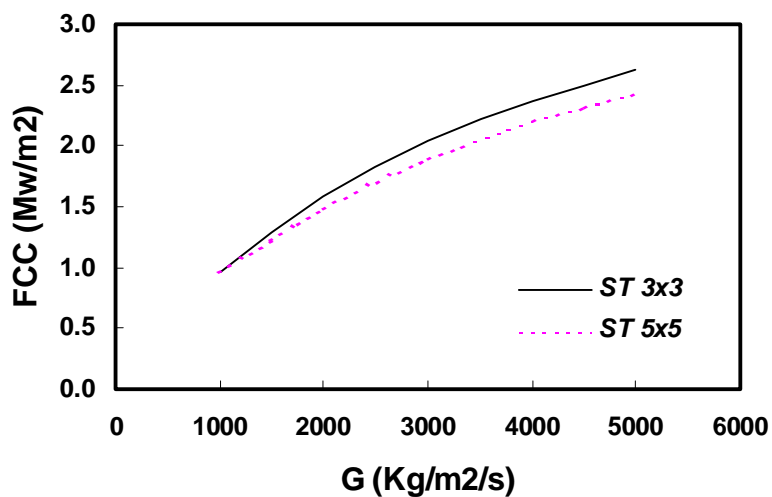


Figura 6. Influência do fluxo médio de massa no fluxo crítico de calor.

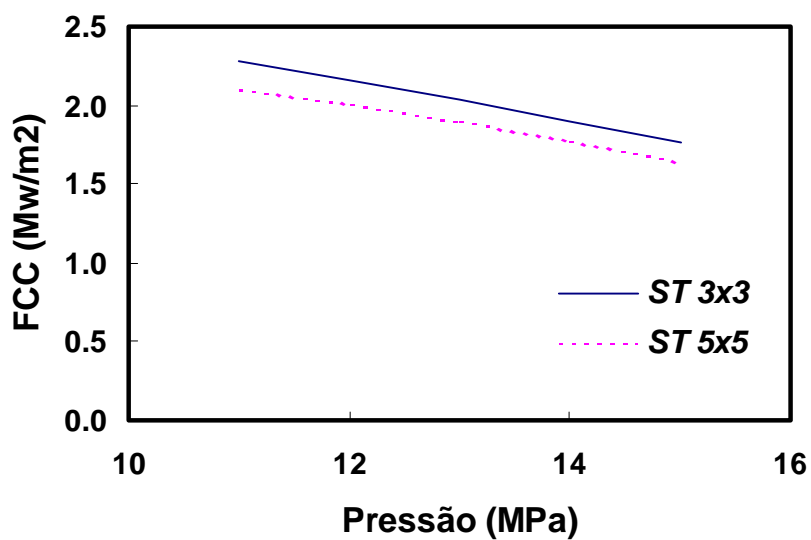


Figura 7. Comportamento do fluxo crítico de calor em função da pressão de saída.

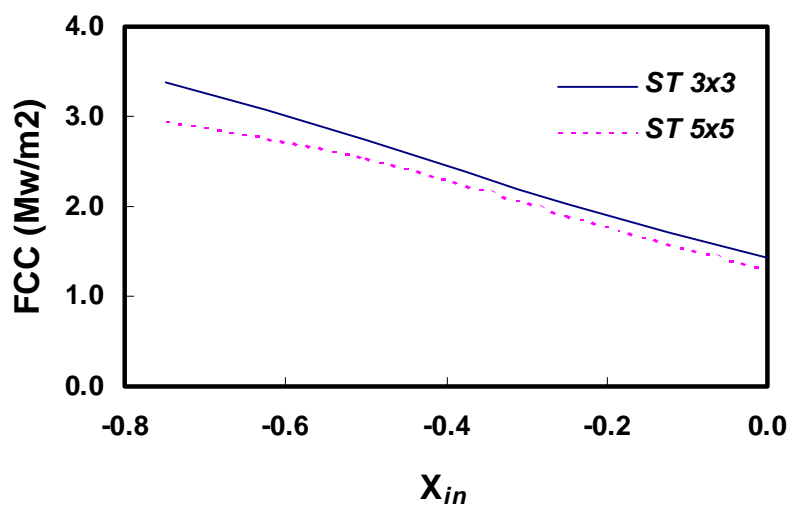


Figura 8. Efeito do título termodinâmico da água no fluxo crítico de calor.



Conforme conhecido, o aumento do fluxo de massa tem o efeito de provocar o descolamento das bolhas de vapor da superfície das varetas. Este fato dificulta a formação da película de valor, nas varetas, característica da ocorrência de crise de ebulição, provocando um aumento no fluxo crítico de calor.

Por outro lado, à medida que a pressão aumenta, o calor latente de vaporização diminui, fazendo com que, após a saturação, o título termodinâmico local aumente mais rapidamente, ao longo das varetas, provocando condições locais mais críticas e fazendo com que o fluxo crítico de calor possua valores menores. Este fato é comprovado através da Fig. 7, onde se observa que o FCC decresce, de forma aproximadamente linear, com o aumento da pressão.

O efeito do aumento do título termodinâmico da água, na entrada do feixe, irá exigir um comprimento aquecido menor para se atingir as condições de saturação do refrigerante e, conseqüentemente, a partir da saturação, para se atingir as condições locais críticas da água, a maior disponibilidade de comprimento aquecido irá exigir um menor fluxo de calor, ao longo da vareta, conforme observado na Fig. 8.

Em todos os casos, foi observado que os valores de FCC são menores para o feixe de 5x5 varetas, em comparação com o feixe 3x3. Este fato está associado com a redistribuição do escoamento entre os três tipos de subcanais, apresentados na Fig. 1. Tendo em vista a importância dos subcanais internos, que são os subcanais típicos dos reatores nucleares PWR, cujos elementos combustíveis não possuem paredes laterais, na maioria dos ensaios de fluxo crítico de calor, que compõem o banco de dados utilizados para o treinamento da rede, a ocorrência de FCC se manifestava nos subcanais internos. Para os valores de E/D utilizados, pode-se demonstrar que o fluxo de massa, nos subcanais internos, tende a ser superior que o valor médio do fluxo de massa, na seção de testes. Entretanto, à medida que aumenta o número de varetas do feixe, a diferença entre o fluxo de massa, nos subcanais internos, e o valor médio tende a diminuir. Desta forma, a diminuição do fluxo de massa local tende a provocar uma redução do valor do fluxo crítico de calor, conforme já observado.

#### **4. CONCLUSÕES**

O presente trabalho apresenta o desenvolvimento de uma rede neural artificial, para a análise do fluxo crítico de calor, no escoamento de água em feixes de varetas, com base em parâmetros fenomenológicos do escoamento. Conforme observado, os resultados obtidos são bastante satisfatórios.

A análise paramétrica demonstrou que o fluxo crítico de calor tende a aumentar com o aumento do fluxo de massa, na seção de testes, e diminuir, de forma aproximadamente linear, com o aumento da pressão e do título termodinâmico da água, na entrada.

Observação interessante está associada com a diminuição do fluxo crítico de calor, com o aumento de varetas do feixe, o qual provoca uma redução, nos subcanais internos, do fluxo de massa local. Esta constatação está sendo analisada, para o desenvolvimento de uma nova arquitetura de rede neural, tendo por objetivo a sua generalização para a análise de reatores nucleares do tipo PWR.

#### **REFERÊNCIAS**

- Carajilescov, P. et al., 1994a, Banco de dados de fluxo crítico de calor, Relatório Final, Projeto FCC, COPESP.
- Carajilescov, P. et al., 1994b, Compilação de dados experimentais de fluxo crítico de calor, Relatório Final, Projeto FCC, Vol. 1,2 e 3, COPESP.

- Carajilescov, P., 1998, Análise de fluxo crítico de calor em feixes de varetas através de redes neurais, Rev. Bras. Ciências Mecânicas, Vol. XX, N<sup>o</sup>.1, pp.91-102.
- Chelemer, H. et al., 1967, "Subchannel thermal analysis of rod bundle core", Report WCAP-7015, Rev. 1.
- Collier, J.G., 1972, Convective boiling and condensation, McGraw-Hill Book Co., 2<sup>nd</sup>.Edition.
- Fighetti, C.F. and Reddy, D.G., 1982a, "Parametric Study of CHF Data-Vol.1, Compilation of Rod-Bundle CHF Data", Report EPRI-NP-2609.
- Fighetti, C.F. and Reddy, D.G., 1982b, "Parametric Study of CHF Data-Vol.3, Critical Heat Flux Data", Report EPRI-NP-2609.
- Kim, H.K. and Lee, S.H., 1993, "Neural network model for estimating departure from nucleate boiling performance of a pressurized water reactor core", Nuclear Technology, V.101, pp.111-122.
- Rowe, D.S., 1971, "COBRA-III: A digital computer program for steady state and transient thermal-hydraulic analysis of rod bundle fuel elements", Report BNWL-B-82, Battelle.
- Stewart, C.W. et al., 1977, "COBRA-IV: The model and the method", Report BNWL-2214, Battelle.

#### PARAMETRIC ANALYSIS OF CRITICAL HEAT FLUX IN WATER FLOW IN ROD BUNDLES THROUGH ARTIFICIAL NEURAL NETS

**Abstract.** *The occurrence of critical heat flux represents the major thermalhydraulic limit in the design of PWR (Pressurized Water Reactors) type reactors. In this kind of reactors, the fuel elements consist of rod bundles, held by grids, in square arrays, with the water flowing axially along the pins. In the present work, it is developed an artificial neural net to simulate the occurrence of critical heat flux, utilizing experimental data obtained in rod bundles with uniform axial heat, to train the net. With the developed net, the effects of average mass flux, outlet pressure and inlet quality were analyzed for two test sections with 3x3 and 5x5 arrays.*

**Key words:** Critical heat flux. Nuclear safety. Artificial neural nets.