

## 類神經網路應用於雙相氣泡流相傳遞特性之即時決定

楊安石 林柏宏

大葉大學機械工程學系

彰化縣大村鄉山腳路 112 號

### 摘 要

雙相氣泡流的物理傳輸機制可經由廣泛地實驗量測與複雜的理論模擬等探討過程而了解；然而，在實際的工業應用中常需要快速地決定紊流氣泡流場動態特性，故而本研究運用類神經網路以即時掌握雙相氣泡流流域內相發展的機制。分析係基於 Liu's 所量測實驗的數據資料分別建立三個倒傳遞類神經網路，以預測雙相氣泡紊流的空泡分率、液相速度和氣相速度等分佈。三個訓練完成後的倒傳遞類神經網路計算輸出與原量測數值比較後，驗證結果發現預測和目標向量之均方根誤差低於 4.33%。本研究也完整調查了各種網路參數(包含了隱藏層數目、訓練對數目、轉換函數型式、學習增加率數目、學習減少率數目和動量項數目等)對於類神經網路訓練品質的影響。

**關鍵詞：**類神經網路，倒傳遞，雙相氣泡流，相分佈

## Real-Time Determination of Phase Transport Characteristics in Bubbly Pipe Flows with Artificial Neural Networks

AN-SHIK YANG and PO-HUNG LIN

*Department of Mechanical Engineering, Da-Yeh University*

*112 Shan-Jiau Rd, Da-Tsuen, Changhua, Taiwan*

### ABSTRACT

The physical transport mechanisms of gas-liquid flows are innately complex and generally entail a great effort to comprehend the nature of the flow field through either experimental measurements or theoretical simulations. Nevertheless, instant knowledge of bubbly-flow characteristics is needed practically for many industrial applications. In this study, an approach for using neural networks is implemented to demonstrate their effectiveness in the real-time determination of fully developed two-phase flow properties of upward bubbly-pipe flows. Three back-propagation neural networks are established via a training process with Liu's experimental database to predict the distributions of a void fraction and axial liquid/gas velocities of upward two-phase turbulent bubbly flows. Comparisons of the predictions with the test target vectors indicate that the average root-mean-squared errors from three back-propagation neural networks are well within 4.33%. This study also examines the effects of various network parameters, including the number of hidden nodes, transfer function type, number of training pairs, learning rate-increasing ratio, learning rate-decreasing ratio, and momentum value on the performance of neural networks in



detail.

**Key Words:** neural networks, back propagation, two-phase bubbly flow, phase distribution

## 一、前言

雙相氣泡流普遍存在於各式工業設施，例如核能電廠、石油化學工廠等。考慮核反應器爐心內，燃料棒上的表面溫度超過冷卻液的飽和溫度時，氣泡即間歇生出，而液態冷卻液也由單相流轉變成雙相氣泡流。

在這特別的流域之中蘊含許多複雜的物理行為，尤其是氣 - 液相互作用的交界面上會衍生質量、動量和能量的傳輸現象，因而多年來雙相氣泡流場內的相分佈特性吸引了許多學者的投入研究。由於未能精確的模擬氣泡紊流場結構與液相介面交互 (interfacial exchange) 作用，早期的理論模型無法預測出空泡率之近壁聳立現象 (wall peaking phenomenon) [4,5,12,23]。垂直向上雙相氣泡流實驗觀察發現當氣泡尺寸增大至一臨界值將引致流型改變 (flow pattern transfiguration) [6,24,25,27,28,30]，由此可知，相發展過程對流場特性本質變化的影響甚大。近年新的模型除考慮氣 - 液相交界互動外，更特別包括氣泡擾動所引起的紊流效應對雙相流場結構的影響，故多能合理準確地預測氣泡流相分佈 [14,19-21,22,26]。

Liu [24] 針對向上流的圓管內氣泡流以實驗方法探討雙相全展流場相傳輸過程和紊流結構的物理機制。藉調整入口氣態與液態面積平均速度 (inflow gas and liquid-phase superficial velocity) 大小，予以有系統地量測其中重要流場參數，故而可完整了解雙相氣泡紊流的特性；尤其重要的是，由此實驗研究得以建立一套包括空泡率 (void fraction)、氣泡速度、液體速度、液相紊流強度等數據而甚具參考價值的資料庫。譬如核能安全規範施行時，常需要對於反應爐心的操作狀況予以即時監控冷卻流道內氣泡流的空泡分佈；因此，必須掌握氣泡流動態特性資訊以供各項核能系統監督用途。本研究即採用類神經網路方法以即時決定完全發展雙相流場特性。

類神經網路本質上為生物激發計算系統 (biologically inspired computing systems)，此方法跳脫常用之演繹 (deduction) 或回想 (recollection) 等規則，而具備直接經由經驗而模型識別 (pattern recognition) 的能力，故已廣泛應用於各種領域 [1-3,7-11,15,17,18,31,32]；然而，卻尚無根基於類神經網路法以了解相分佈傳輸特性的相關文獻。因

此，本研究目的是藉由 Liu 的實驗數據資料庫訓練而建立三個倒傳遞類神經網路 (back propagation neural network)，以即時決定全展雙相氣泡紊流內的空泡分率與液氣相速度等重要流場特性之徑向分佈 (radial distribution)。此外，本工作也深入探討各種網路參數對類神經網路訓練品質與預測準確性的影響程度。

## 二、向上氣泡流場的特性

Liu's [24] 所研究的向上雙相氣泡流域中已完整探討相分佈機制和紊流現象，在其實驗過程裡所使用的儀器為兩重感應器電阻探針 (dual-sensor resistivity probe) 量測空泡分率、氣泡速度和氣泡尺寸的分佈；與熱膜速度計 (hot-film anemometer) 決定液相速度和紊流強度。回顧實驗條件，流體溫度與壓力為 10 和 1 大氣壓。測試段的圓管直徑  $D$  為 3.81cm 而全長為 2.8m。實驗是在軸向位置為  $36xD$  流場全展狀況下順著半徑方向取數據，液相和氣相的入口面積平均速度範圍分別為 0.376 至 1.391m/s 和 0.0 至 0.347m/s。隨流場條件與位置不同，入口處的氣泡直徑的範圍為 2.0 至 4.2mm。

關於空泡率分佈的一般趨勢，實驗可清楚觀察到氣泡傾向管壁漂移現象，並引致近管壁處形成空泡率高峰且在轉向於管中心區域時空泡率逐漸降為平坦曲線。當考慮高速液相氣泡流，其近壁空泡率聳立的現象會變成更為明顯，但是在於圓管核心範圍所表現的空泡分率圖形走向則相當均一。然而，對於低液相流速的流體所呈現的空泡率分佈於接近管壁之突出值比高液相流速狀況相對較低，且管中心區空泡率曲線更為均勻。

考慮低液相流率狀況，液相和氣泡速度分佈由低氣相速度時的平坦曲線轉變成高氣相速度時的拋物線型曲線。但是，高液相流率狀況時呈現相反的趨勢。此外當增加了液相或氣相之流率，則液體與氣泡速度圖形於接近中心時均顯現較為平坦的曲線，但是接近管壁時由於不滑動條件 (no-slip condition) 而下降。實驗探討中也發現相對氣泡引起紊流 (bubbly-induced turbulence) 強度隨著氣相流率上升而增加，此顯示管中央之局部紊流動能甚受氣泡擾動 (bubble agitation) 行為影響。



### 三、類神經網路

類神經網路 (neural network) 是一種使用人工神經元相互依序連接方式去模仿生物神經網路的計算系統。人工神經元可考慮為一簡單生物神經元的模仿體，它可以由週遭環境或上游層神經元獲取資訊並將其計算結果傳遞回週遭環境或下游神經元 [13,16]。

倒傳遞類神經網路是目前各種類神經網路學習模式中最具代表性，並且也是應用最為普遍的一種模式。倒傳遞類神經網路屬於監督式學習網路，因此應用較偏重於診斷和預測等。所謂監督式學習網路是從現有問題領域中整理以取得包括輸入變數和輸出變數的訓練組，從中學習或歸結出輸入變數和輸出變數間的非線性函數關係並建立相互對應之規則，而利用此經訓練後的規則，即可改變成全新的輸入變數值而能即時且合理準確地預測其相對之輸出變數值。

以本研究而論，即採用三個倒傳遞類神經網路以預測雙相氣泡紊流全展狀況時的空泡分率、液相速度和氣相速度等徑向分佈。其輸入向量係取液相和氣相入口面積平均速度，而輸出向量則為空泡分率、液相速度和氣相速度。所訓練的資料庫係根源於 Liu's 所量測的實驗數據，而在學習過程中亦配以適合的動量項和學習率以提昇訓練品質 [18]。此外，預測氣泡流特性值需與其相對之目標向量仔細比較差異程度以評估這三個倒傳遞類神經網路的訓練品質。訓練品質

的定量表示可以選擇總和平方誤差 (sum-squared error) 或均方根誤差 (root-mean-squared error)，其定義如下：

$$SSE = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n (T_{ij} - P_{ij})^2 \quad (1)$$

$$RMS = \frac{1}{m} \cdot \frac{1}{n} \cdot \sqrt{SSE} \quad (2)$$

其中  $T$  為目標輸出值； $P$  為預測輸出值； $M$  為訓練對數目； $N$  為輸出層單元處理數目。本研究亦調查了不同網路參數對訓練品質的影響，其中包含了隱藏層節點數目、轉換函數型式、訓練對數目、學習增加率數值、學習減少率數值和動量項數值等，而所有的測試條件詳列於表 1 內。

### 四、結果與討論

於倒傳遞類神經網路的訓練階段中，表 1 測試條件內的 A5 詳細列出類神經網路所設定的基準 (baseline) 參數值。訓練的網路總共有 39 組訓練對，初始偏權值 (bias) 和類神經網路的權重值 (weight) 是在 -1 至 1 範圍內隨機選取的。圖 1 呈現出訓練過程中的典型均方根誤差收斂歷程，明顯地迭代數 (iteration Number) 小於 10 前其誤差皆非常高，這是因為訓練網路的初始猜值尚遠離其收斂值，而經過重複

表 1. 檢驗網路參數對訓練品質影響效應的測試條件

Test Condition	Input Layer	Hidden Layer		Overall Parameters			
	Training Pairs	Hidden Layer	Hidden Nodes	Transfer Function	Lr-inc	Lr-dec	Momentum
A1	39	1	1	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
A2	39	1	2	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
A3	39	1	4	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
A4	39	1	8	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
A5	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
B1	39	1	16	Hyper-tang	1.06	0.7	0.9
B2	39	1	16	Pure-linear	1.06	0.7	0.9
C1	29	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
C2	19	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
C3	9	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.9
D1	39	1	16	Sigmoid	1.2	0.7	0.9
D2	39	1	16	Sigmoid	1.5	0.7	0.9
D3	39	1	16	Sigmoid	2.0	0.7	0.9
E1	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.6	0.9
E2	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.8	0.9
E3	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.9	0.9
F1	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.6
F2	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.7
F3	39	1	16	Sigmoid	1.06	0.7	0.8



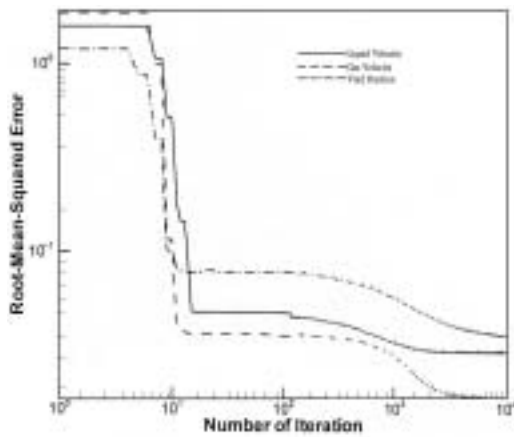


圖1. 訓練階段之均方根誤差收斂歷程

約 12,000 次訓練後各個網路皆能完成收斂。針對此 39 組訓練對，空泡分率、液相速度、氣相速度的類神經網路之均方根誤差分別可達到 4.33%、3.46% 和 2.87%，亦顯示出這三個倒傳遞類神經網路擁有良好的訓練品質。至於空泡分率網路中表現較高的訓練誤差值，可以肇因為原有空泡分率圖形中有較複雜的近壁聳立曲線所致的緣故。

上述類神經網路訓練成功後，即需檢驗其預測能力。基本上係將三個並沒有經過類神經網路的訓練輸入與目標輸出向量的測試對，應用在此三個倒傳遞類神經網路中而獲得其預測輸出向量。本研究中，測試對的輸入向量由三組不同入口面積平均液相和氣相速度所組成的。如圖 2 至 4 所示，將預測向量與 Liu's 實驗數據的空泡分率分佈、液相以及氣相速度分佈等目標向量比較後發現有良好一致性，而這三個測試對的均方根誤差皆小於 4.33%。注意空泡分率的圖形中波峰位置約略在  $r/R$  處為 0.92，此現象與 Liu's 所觀察在靠近管壁處會顯現聳立現象相同。至於此預測與目標向量之液相和氣相速度所表現出來的曲線皆類似。其相速度的分佈趨勢在管路中央的範圍是平坦的，而靠近管壁處則快速地下滑。

在本研究中，亦探討各項類神經網路參數對於訓練品質的影響效應。圖 5 說明隱藏層節點 (hidden nodes) 數目對於訓練品質的影響。參考 A1 至 A5 組的測試條件，隱藏層節點數目由 1 至 16 間變化以觀察均方根誤差的趨勢。在大多數情形下，增加隱藏層節點的數目有助於提昇訓練品質。然而，此數目增加會引致訓練過程中伴隨非常長的思考和計算更多的數據，亦即必須花費很長的時間去完成訓練，更需要極大的空間去儲存數據。以本研究而論，隱藏層節點數目

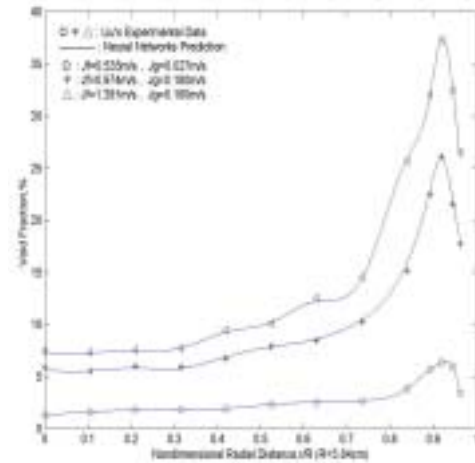


圖 2. 空泡分率網路之預測與目標向量比較圖

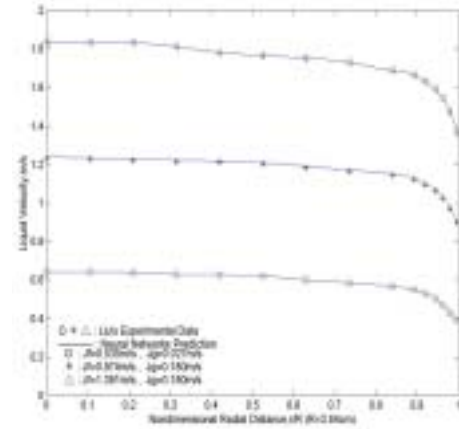


圖3. 液相速度網路之預測與目標向量比較圖

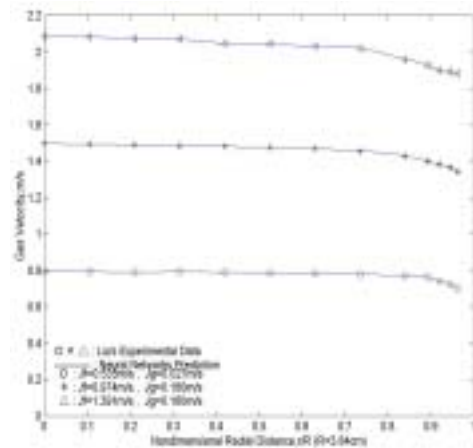


圖4. 氣相速度網路之預測與目標向量比較圖

取 16 可得較佳結果。



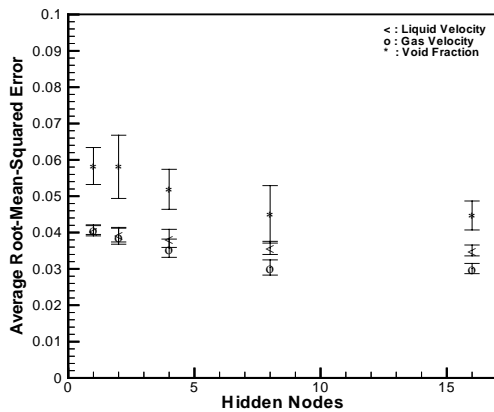


圖 5. 隱藏節點數目對均方根誤差之影響效應

不同的轉換函數 (transfer function) 對於網路的訓練亦有重要的影響。討論中轉換函數的型式, 包括 Sigmoid、Hyperbolic Tangent 和 Pure Linear 函數等三種, 其定義如下:

$$\text{Sigmoid: } f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

$$\text{Hyperbolic tangent: } f(x) = \tanh(x) \quad (4)$$

$$\text{Pure linear: } f(x) = x \quad (5)$$

圖 6 表現不同轉換函數對於訓練品質的影響。網路參數的設定值參見表 1 中的測試條件 A5、B1 和 B2。注意 Sigmoid 函數中的均方根誤差比 Hyperbolic Tangent、Pure Linear 函數的均方根誤差低了许多。以本研究而論, 轉換函數的種類取 Sigmoid 函數為最佳。

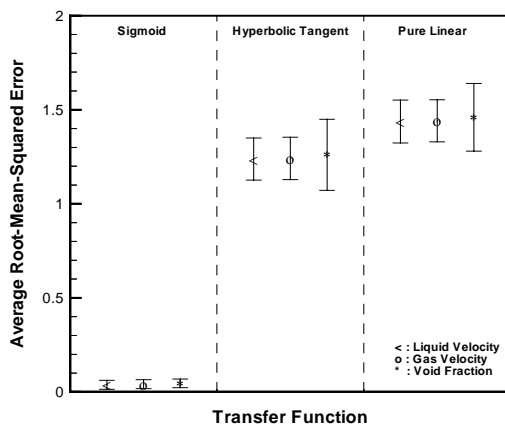


圖 6. 轉換函數對均方根誤差之影響效應

圖 7 展示訓練對數目對於訓練誤差的影響。網路參數的設定值根據表 1 中的測試條件 A5 和 C1~3, 相對訓練對數目則由 9 至 39 組改變。對於氣 - 液相類神經網路而言, 分析結果指出當訓練對數目增加時對訓練品質的影響則不甚明顯。然而, 對於空泡分率類神經網路而言, 分析結果指出訓練對數目增至 29 組時均方根誤差會逐漸降低。

圖 8 檢驗學習增加率數值 (increasing ratio of learning rate) 對於訓練品質的影響。網路參數的設定值見表 1 中的測試條件 A5 和 D1~3。當學習增加率為 1.06 時可得到較低之均方根誤差。故本研究中學習增加率的數目以取 1.06 為最佳。

相對的, 圖 9 顯現了學習減少率數值 (decreasing ratio of learning rate) 對於訓練品質的影響。網路參數的設定值見表 1 中的測試條件 A5 和 E1~3。分析結果發現學習減少率數值由 0.6 升至 0.9 對均方根誤差改變無確定趨勢。

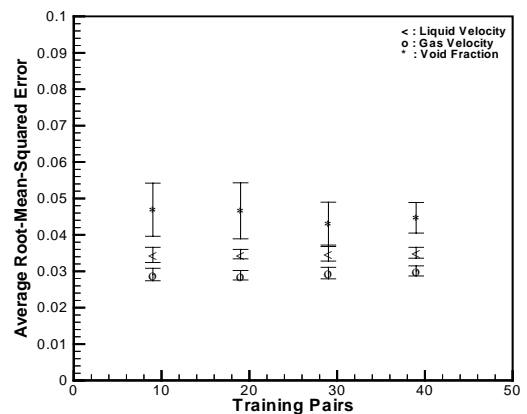


圖 7. 訓練對數目對均方根誤差之影響效應

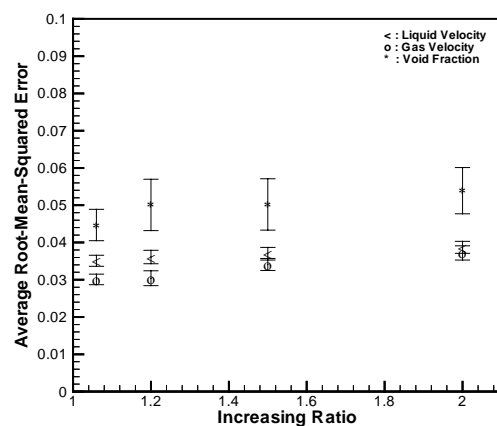


圖 8. 學習增加率數值對均方根誤差之影響效應





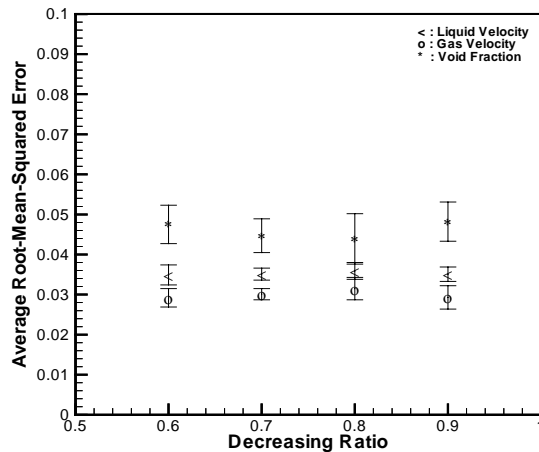


圖 9. 學習減少率數值對均方根誤差之影響效應

圖 10 列出動量項數值對訓練品質的影響。網路參數的設定值在表 1 中的測試條件組為 A5 和 F1~3 四個測試狀況中可得動量項為 0.9 時的均方根誤差較低。故以本研究而論動量項的數值取 0.9 為最佳。

## 五、結論

經過了長時間的訓練過程之後，本探討中已充分驗證類神經網路可以成功地即時決定雙相氣泡紊流的流場特性。三個倒傳遞類神經網路具備準確預測全展氣泡管流空泡分率、液相速度和氣相速度分佈的能力。所訓練的內容係根據 Liu's 的實驗數據資料庫，其中包含了 39 組訓練對，而其輸入向量內的初始液相與氣相面積平均速度範圍分別為 0.376 至 1.391m/s 和 0.0 至 0.347m/s。訓練結果顯示空泡分率、液相速度和氣相速度的均方根誤差分別為 4.33%、3.46% 和

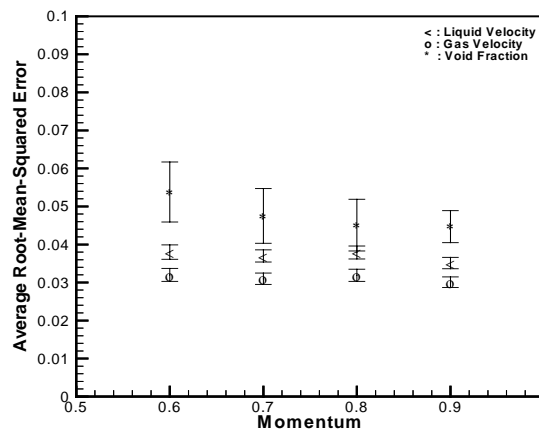


圖 10. 動量項數值對均方根誤差之影響效應

2.87%。至於已訓練類神經網路預測能力正確性的確認，可以發現空泡分率、液相速度和氣相速度網路的預測向量與目標向量的測試比較誤差皆低於 4.67%。本研究亦詳細檢查了各項網路參數對於訓練品質的影響，分析結果歸納出當轉換函數為 Sigmoid 函數、隱藏層節點數目為 16、訓練對數為 29、學習增加率為 1.06、學習減少率為 0.7、動量項數值為 0.9 之組合時可呈現較低的均方根誤差，而適用於這三個倒傳遞類神經網路以獲得最佳訓練品質。

## 參考文獻

1. Ackley, D. H., G. E. Hinton and T. J. Sejnowski (1985) A learning algorithm for Boltzmann machines. *Cognitive Science*, 9, 147-169.
2. Allen, M. G., C. T. Bulter, S. A. Johnson, E. Y. Lo and F. Russo (1993) An imaging neural network combustion control system for utility boiler applications. *Combustion and Flame*, 94, 205-214.
3. Andrew, J. M. and S. H. Lieberman (1991) Use of a neural network for the analysis of fluorescence spectra from mixtures of poly-cyclic aromatic hydrocarbons. *SPIE, Chemical, Biochemical, and Environmental Fiber Sensor*, 3(2), 121-133.
4. Bankoff, S. G. (1960) A variable density single-fluid model for two-phase flow with particular reference to steam-water flow. *Journal of Heat Transfer*, 82, 265-271.
5. Beattie, D. R. H. (1972) Two-phase flow structure and mixing length theory. *Nuclear Engineering Design*, 21, 46-64.
6. Beyerlein, S. W., R. K. Cossmann and H. J. Richter (1985) Prediction of bubble concentration profiles in vertical turbulent two-phase flow. *International Journal of Multiphase Flow*, 11, 629-641.
7. Carpenter, G. A. and S. Grossberg (1987) A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 37, 54-115.
8. Carpenter, G. A., S. Grossberg and J. H. Reynolds (1989) ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network. *Neural Networks*, 4, 303-314.
9. Carpenter, G. A. (1989) Neural network models for pattern recognition and associative memory. *Neural Networks*, 2, 243-257.



10. Carpenter, G. A. and S. Grossberg (1990) ART 3: Hierarchical search using chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures. *Neural Networks*, 3, 129-152.
11. Chen, J. S. (1996) Neural network based model and error compensation for thermally-induced spindle errors of a machining center. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 12, 303-308.
12. Delhaye, J. M. (1969) General equations of two-phase systems and their applications to air-water bubble flow and to steam-water flashing flow. ASME Paper 69-HT-63, 11th Heat Transfer Conference, Minneapolis.
13. Demuth, H. and M. Beale (1993) *Neural Network Toolbox User's Guidance*, The Math Works Inc., Natick, Massachusetts.
14. Drew, D. and R. T., Lahey (1982) Phase distribution mechanisms in turbulent two-phase flow in a circular pipe. *Journal Fluid Mechanics*, 117, 91-106.
15. Dumek, V., M. Druckmuller and M. Rauduensky (1993) Novel approaches to the IHCP: neural networks and expert systems. *Inverse Problems in Engineering: Theory and Practice ASME*.
16. Hertz, J., A. Krogh and R. G. Palmer (1991) *Introduction to the Theory of Neural Computation*, Addison-Wesley, New York, NY.
17. Hsieh, W. H. and C. Y. Chen (1998) Inverse problem of specifying combustion parameters in the design of airbag inflators with neural networks. *Combustion Science and Technology*, 136, 171-197.
18. Jacobs, R. A. (1988) Increased rates of convergence through learning rates adoption. *Neural Networks*, 1, 295-307.
19. Kuo, T. C., A. S. Yang, C. Pan and C. C. Chieng (1997) Eulerian-Lagrangian computations on phase distribution of two phase bubbly flow. *International of Journal Multiphase Flow*, 24, 1-15.
20. Kuo, T. C., A. S. Yang, C. Pan and C. C. Chieng (1997) Prediction of the entrance region effect on turbulent bubbly flow in pipes. 8th International Topical Meeting on Nuclear Reactor Thermal-Hydraulics Proceedings, 93-100, Kyoto.
21. Kuo, T. C., A. S. Yang, C. Pan and C. C. Chieng (1999) Effects of two phase turbulent structure interactions on phase distribution in bubbly pipe flows. *Japanese Society of Mechanical Engineering Series B*, 42, 419-428.
22. Lahey, R. T. (1990) The analysis of phase separation and phase distribution phenomena using two-fluid models. *Nuclear Engineering Design*, 122, 17-40.
23. Levy, S. (1963) Prediction of two-phase pressure drop and density distribution phenomena mixing length theory. *Journal of Heat Transfer*, 85, 137-152.
24. Liu, T. J. (1989) *Experimental investigation of turbulence structure in two-phase bubbly flow*. Ph.D. thesis, Northwestern University, Evanston, Illinois, IL.
25. Liu, T. J. (1993) Bubble size and entrance length on void development in a vertical channel. *International Journal of Multiphase Flow*, 19, 99-113.
26. Lopez de Bertodano M., R. T. Lahey, R. T. Jr. and D. C. Jones (1994) Development of a  $k-\varepsilon$  model for bubbly two-phase flow. *Transaction American Society of Magazine Editors*, 116, 128-134.
27. Matusi, G. (1992) Characteristic structure of upward bubble flow. *Dynamics of Two-Phase Flows*, 359-377. CRC Press, New York, NY.
28. Pokharna, H., M. Mori and V. H. Ransom (1997) The particle fluid model and using Lagrangian representation in two-phase flow modeling. *Nuclear Engineering Design*, 175, 59-69.
29. Rumelhart, D. E., G. E. Hinton and R. J. Williams (1986) Learning internal representation by error propagation. *Parallel Distributed Processing*, MIT Press, Cambridge, MA.
30. Serizawa A., I. Kataoka and I. Michiyoshi (1975) Turbulence structure of air-water bubbly flow. *International Journal of Multiphase Flow*, 2, 221-259.
31. Shiraiishi H. I., L. Susan and S. D. Dongil (1995) CMAC neural network controller for fuel-injection system. *IEEE Transaction on Control System Technology*, 3(1), 32-38.
32. Whitaker, K. W., K. Ravi Prasanth and E. Robert (1993) Markin specifying exhaust nozzle contours with a neural network. *AIAA Journal*, 31, 229-238.

收件：90.11.07 修正：91.03.19 接受：91.03.28

