

多证据推理 Hopfield 神经网络在 PIV 数据后处理中的应用

吴龙华,唐洪武

(河海大学水利水电工程学院,江苏 南京 210098)

摘要 在对人脑判别 PIV 错误矢量方式进行模拟的基础上,建立了错误矢量识别的多证据推理 Hopfield 神经网络模型,并通过数值试验对该网络模型的功能进行了验证.试验结果表明,该网络模型具有较强的识别能力,可以识别出所有的错误矢量.

关键词 多证据推理;Hopfield 神经网络;PIV 数据处理

中图分类号 TV131.66

文献标识码 A

文章编号 1000-1980(2006)04-0406-03

PIV 测试技术是一种高精度、非接触式、可实现全流场同步测量的流体测试技术.该技术在流体特性研究中的作用越来越大^[1-2].但利用 PIV 测试流场时也会产生:(a)随机误差.此类误差是由 PIV 图像记录和分析中的噪音引起的.(b)加速度误差.当流动存在加速度时,在用粒子的 Lagrange 速度导出测量点的 Euler 速度的过程中会产生此类误差.(c)速度梯度误差.当查问区域内的流体存在速度梯度时会出现此类误差.(d)系统误差.由于粒子的形状不规则、尺寸不均匀以及 CCD 或胶片的有限分辨率等影响了相关峰值计算的准确性,因而会产生此类误差.

这些误差,有些可以通过改进试验设计和提高试验技巧来缩小,有些选用合适的粒子及撒播密度就可以避免,但有些(如由加速度和查问单元内的速度梯度导致的误差以及在信号峰值位置确定过程中产生的误差等)是无法通过试验手段来避免的.于是,Keane 等^[3-6]提出了一些剔除 PIV 所测流场错误矢量的方法.其中,文献[6]所提出的利用 Hopfield 网络检测并剔除流场中错误矢量的方法优于其他方法.但是,利用文献[6]方法来识别 PIV 流场矢量时,只能基于单一证据(通常为矢量模)推理进行 PIV 流场矢量的识别.然而,在对流场矢量进行人工识别时,一般需根据流场的连续性特征从矢量的大小和方向 2 个方面对矢量进行判别,当且仅当这 2 个方面都能满足给定的判别标准时才认定该矢量符合要求.因此,在利用人工神经网络模型识别矢量时采用单一证据推理存在着明显的缺陷.为此,本文利用多证据推理方法模拟人脑识别方式,并建立了包括矢量模和矢量方向的 2 个专家决策的多证据推理 Hopfield 网络模型.

1 多证据推理 Hopfield 网络结构和动力特性

根据神经网络大规模并行信息处理的特点及 AM(associative memory)的容错性,Wang 等^[7-10]提出了由多值指数 BAM(eBAM)和多个 BAM 组成的多专家决策系统,如图 1 所示.图中: X_q ($q = 1, 2, \dots, L$)为第 q 个专家所获得的证据; w_q ($q = 1, 2, \dots, L$)为第 q 个专家所获证据在共同表决时的权重; L 为专家个数; Y 为共同的表决结果.

陈松灿等^[11]在改进型二值和多值指数 BAM 模型的基础上,通过不同专家权威度或影响因子的引入,构建了加权型多专家决策系统.该系统的学习和推理规则为

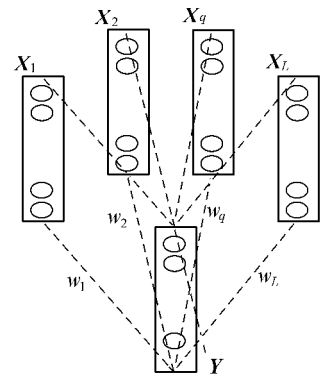


图 1 多重加权神经网络构建的多证据推理模型

Fig.1 Multi-evidence reasoning model constructed from multi-weighted neural network

$$y_k = \begin{cases} 1 & \sum_{q=1}^L w_q \sum_{i=1}^N y_{ik} b \langle X_q^T X_q \rangle + \langle Y_i^T Y \rangle \geq 0 \\ -1 & \sum_{q=1}^L w_q \sum_{i=1}^N y_{ik} b \langle X_q^T X_q \rangle + \langle Y_i^T Y \rangle < 0 \end{cases} \quad x_{qk} = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^N x_{qik} b \langle X_q^T X_q \rangle + \langle Y_i^T Y \rangle \geq 0 \\ -1 & \sum_{i=1}^N x_{qik} b \langle X_q^T X_q \rangle + \langle Y_i^T Y \rangle < 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中： p ——联想模式数； b ——一个正数， $b > 1$ ； $\langle \rangle$ ——2 个向量的内积； x_{qk}, x_{qik} ——样本 x_q 和 x_{qi} 的第 k 个元素； N ——训练样本对数（证据-假设对）其他符号含义同上。

由能量函数的定义及稳定性分析原理，可以证明由上述推理规则决定的多专家决策系统的推理过程不仅稳定，而且能够获得传统意义上的多数投票决策结果^[11-12]。

2 矢量识别的多证据推理 Hopfield 神经网络

人工判别流场矢量的正误时，一般通过目标矢量模的大小和方位角与邻近矢量模的大小和方位角的比较来进行。因此，对于 PIV 所测得的矢量结果，可利用人工判别方法并根据多证据推理人工神经网络的特点对错误矢量进行自动识别和剔除。本文建立的 Multi-Hopfield 网络是由 $L = 2, k = 1$ 的具有共同输出的单个 Hopfield 网络组成的。

a. 专家判别证据 1（矢量模判别）。该网络的输入为判别矢量的模，专家通过如下网络来判别矢量模的大小是否正确。

$$U_i(t) = \sum_{j=1}^N W_{ij} X_{1j}(t) \quad (2)$$

$$X_{1i}(t+1) = f[U_i(t)] = \begin{cases} 1 & U_i(t) > 0 \\ -1 & U_i(t) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

神经网络中各神经元的权重定义为 $W_{ij} = T_R - R_{ij}$ (4)

式中： x_{1i} —— $t+1$ 时刻第 i 个神经元的输出； $U_i(t)$ ——第 i 个神经元在 t 时刻的总输入； $f[\ast]$ ——神经元非线性活动函数； $R_{i,j}$ ——矢量模差值（速度差）； T_R ——反映流体特性的一种函数，是根据流体运动特性进行学习后建立起来的。

b. 专家判别证据 2（矢量方向判别）。该网络的输入为判别矢量的相对角度，专家通过如下网络来判别矢量的相对角度是否正确。

$$U_i(t) = \sum_{j=1}^N W_{ij} X_{2j}(t) \quad (5)$$

$$X_{2i}(t+1) = f[U_i(t)] = \begin{cases} 1 & U_i(t) > 0 \\ -1 & U_i(t) < 0 \end{cases} \quad (6)$$

神经网络中各神经元的权重定义为 $W_{ij} = T_\theta - \theta_{ij}$ (7)

式中： θ_{ij} ——矢量相对角度差值； T_θ ——反映流体特性的一种函数，是根据流体运动特性进行学习后建立起来的。

c. 网络的矢量正误判别。对流速矢量正误的判别是通过各个专家的判别结果来进行的，当且仅当各个专家通过各自证据判定为正确时，网络才能判定该矢量正确，即

$$U_i(t) = \sum_{j=1}^2 T_{ij} X_{ji}(t) \quad y_i(t) = \begin{cases} 1 & U_i(t) > 0 \\ -1 & U_i(t) \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中： $T_{ij} = 1 (j = 1, 2)$ ； $y_j(t)$ —— t 时刻网络对第 i 个矢量的判别结果。

上述模型中，没有指定输入学习，只指定了输入的某些限制条件，即流体的连续性。模型没有给出外部响应，只在中间步骤给出了适当的内部信息并将其作为新的输入，同时通过抑制连续权重 W_{ij} 来控制输出的唯一性。

本文各个专家推理所建立的网络为无自反馈的离散网络，即当 $W_{ij} = W_{ji}, W_{ii} = 0$ 时，上述网络总收敛于其稳定状态。

3 多证据推理 Hopfield 神经网络剔除错误矢量的有效性

本文通过数值模拟试验来检验该网络剔除错误矢量的有效性。由于强迫涡的速度矢量变化非常大，用其

来检验多证据推理人工神经网络剔除错误矢量的有效性是很有说服力的.图2为强迫涡 $V = \omega r$ 的局部速度矢量图,图3为人为随机叠加了30%错误矢量的速度矢量图,图4是运用上述神经网络检测后得到的准确流速矢量图.由图4可以看出,本文建立的多证据推理人工神经网络剔除了所有的错误矢量.这表明,该网络具有良好的识别功能.

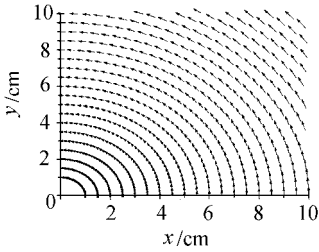


图2 强迫涡的速度矢量图

Fig.2 Velocity vectorgraph of forced vortex

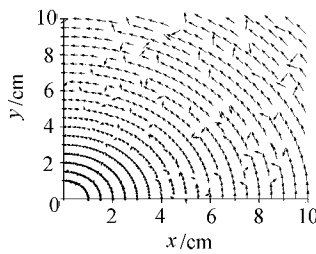


图3 叠加了30%错误矢量后的速度矢量图

Fig.3 Velocity vectorgraph with 30% incorrect vectors overlapped

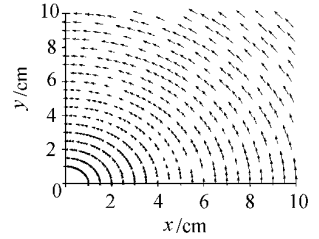


图4 剔除错误矢量后的速度矢量图

Fig.4 Velocity vectorgraph after elimination of incorrect vectors

4 结 论

利用人工神经网络识别 PIV 所测得的流场矢量已成为 PIV 数据后处理的一个重要组成部分.本文建立了一种包括矢量大小和方向的多证据推理 Hopfield 神经网络,并利用数值试验对该网络的有效性进行了检验.结果表明,该网络具有良好的错误矢量识别功能.

参考文献:

- [1] WESTERWHEEL J. Digital particle image velocimetry: theory and practice [D]. Delft: Delft University of Technology, 1993.
- [2] RAFFEL M, WILLERT C, KOMPENHANS J. Particle image velocimetry [M]. Hongkong: Springer Publisher, 1998: 1-12.
- [3] KEANE R D, ANDRIAN R J. Optimization of particle image velocimeters [J]. Measurement Science and Technology, 1990, 2: 1202-1215.
- [4] WESTERWHEEL J. Efficient detection of spurious vectors in particle image velocimetry data [J]. Experiments in Fluids, 1994, 16: 236-247.
- [5] HART D P. PIV error correction [J]. Experiments in Fluids, 2000, 29: 13-22.
- [6] 唐洪武. 复杂水流模拟问题及图像测速技术研究 [D]. 南京: 河海大学, 1997.
- [7] WANG C C, DON H S. An analysis of high capacity discrete eBAM [J]. IEEE Trans Neural Nets, 1995, 6(2): 492-496.
- [8] WANG C C, DON H S. The decision-making of discrete multiple exponential BAMs [J]. IEEE Trans Neural Nets, 1995, 6(4): 995-999.
- [9] WANG C C, DON H S. The majority-theorem of centralized multiple BAMs networks [J]. Information Science, 1998, 110: 179-193.
- [10] 周志华, 曹存根. 神经网络及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 295-320.
- [11] 陈松灿, 蔡俊. 多种改进型指数 BAM 及其在证据推理中的决策性能 [J]. 计算机学报, 2000, 23(11): 1184-1188.
- [12] 陈松灿, 蔡俊. 多重加权指数 BAM 网络及其表决性能 [J]. 计算机学报, 2001, 24(2): 209-212.

Application of multi-evidence reasoning Hopfield neural network to postprocessing of data of particle image velocimetry

WU Long-hua, TANG Hong-wu

(College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract Based on the simulation of the way of the human brain for identifying incorrect vectors in the particle image velocimetry, a multi-evidence reasoning Hopfield neural network model for identifying incorrect vectors was established. Numerical tests on the network model show that the model is of powerful identifying capacity, and can identify all the incorrect vectors.

Key words multi-evidence reasoning; Hopfield neural network; PIV; data processing