

自组织映射神经网络在粒子图像匹配中的研究

李木国 杜海

(大连理工大学海岸和近海工程国家重点实验室, 大连 116024)

摘要 研究了动态粒子图像追踪过程中的误匹配问题,提出了基于自组织映射(SOM)神经网络的粒子图像匹配算法。该方法使用SOM神经网络将归一化相关算法与最近邻判断准则结合在一起。首先使用互相关算法估计初始匹配位置;然后根据不同相关度的位置信息构建SOM神经网络并使用近邻支持判断准则选择最佳匹配位置。经SOM神经网络改进的粒子图像匹配算法大大减少了伪矢量的数量,增强了实际的处理能力;最后,使用人工合成的粒子图以及真实流场中的粒子图像进行了算法验证及误差分析。结果表明,该算法在分析精度方面有很大的提高并且具有很强的鲁棒性。

关键词 图像匹配 自组织映射神经网络 粒子图像测速 相关技术 鲁棒性

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)12-2357-06

The Study on Particle Image Velocimetry Based on SOM Network

LI Mu-guo, DU Hai

(State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

Abstract In order to reduce matching error, in this paper, a new matching method for particle images is proposed based on the SOM neural network, which combines the nearest-neighbor matching algorithm with the cross-correlation algorithm. Firstly, the cross-correlation approach is used to evaluate the initial matching position. Secondly, the processing results of the correlation are used to build the neural network. Thirdly, nearest-neighbor matching algorithm is adopted to select the best matching points. The modified method can reduce the number of false vectors and improve the practical value. At last, the synthetic particle images and real particle images are tested and the errors are analyzed. The experimental results show that the proposed method is a robust algorithm for measuring the movement of particles and the vector fields can be obtained with high precision.

Keywords image matching, SOM neural network, particle image velocimetry, correlation technology, robustness

1 引言

粒子测速技术是将所测物体粒子化,用粒子的运动表示物体的运动。由于该技术可以非接触地获得瞬间、全场运动信息,对于运动研究极为有益,所以已成为现代测试技术之一。发展至今,分为粒子相关技术与粒子追踪技术^[1]。相关技术是对粒子化的图像进行区域划分后进行相关匹配,使用该方

法不能得到某一粒子点所在位置的移动情况,而是得到某一个粒子群的平均位移;而追踪技术是针对场中的某一个粒子进行追踪,然后使用最近邻法进行寻找,进而得到该粒子点的运动轨迹。但是使用CCD等图像获取设备得到的粒子化的数字图像中的每个粒子不一定都会有对应点,并且需要检测出粒子的中心,因而得到准确的追踪轨迹也就很不容易。而自组织映射(SOM)神经网络是一种自适应的竞争算法,该网络采用竞争机制而不用通过训练,

基金项目:国家自然科学基金项目(50379002)

收稿日期:2006-12-06;改回日期:2007-11-28

第一作者简介:李木国(1953~),男,教授,博士生导师。主要研究工作是运动控制与智能化视觉测量。E-mail: albertddd@hotmail.com

所以较适合于没有先验知识的粒子测速系统。其中, SOM 神经网络已在粒子追踪实验中取得了较好的发展^[2], 该技术将前后两帧粒子图像对应于神经网络中的两个层, 并将粒子分布作为神经元分布。然而这种应用虽然较以往的 PTV (particle tracking velocimetry) 技术有了较好的提高, 但由于粒子追踪技术在稠密粒子区分析的局限性, 使得实际实验时在粒子分布不规则的情况下很难取得预想的效果。为此在 PIV 相关匹配的基础上使用 SOM 神经网络将不同的粒子兴趣区域相关进行连接, 并根据邻近粒子对相关匹配的支持度对粒子图像进行了运动分析, 结果表明 SOM 对两种技术的结合不仅增强了测速算法的鲁棒性而且分析的合理性与准确性也有很大的提高。

2 粒子图像测速技术概要

粒子测速系统是在对场运动显示的基础上结合光学图像处理技术对待测量的运动场进行粒子化后的非接触、高精度测量^[3], 尤其是将该方法用于对非刚体运动的测量^[4]。常用的图像粒子化的方法为特征提取法与粒子示踪法。特征提取法是对拍摄的图像进行边缘检测、中心提取、角点检测等一系列的图像算法将所测对象的特征用粒子信息显示出来。而粒子示踪法是对所测运动场加入示踪粒子然后使用粒子运动表征场运动, 该方法多用于流场的测量^[5-7]。粒子测速系统如图 1 所示。



图 1 粒子图像测速原理

Fig. 1 Theory of particle image velocimetry

定义 $x(t)$ 、 $y(t)$ 为某个粒子点在 t 时刻的位置, 经过 Δt 时间粒子点的位置为 $x(t + \Delta t)$ 与 $y(t + \Delta t)$, 那么该粒子 x 、 y 方向的速度 v_x 、 v_y 分别为

$$\begin{cases} v_x = \frac{dx(t)}{dt} \approx \frac{x(t + \Delta t) - x(t)}{\Delta t} \\ v_y = \frac{dy(t)}{dt} \approx \frac{y(t + \Delta t) - y(t)}{\Delta t} \end{cases} \quad (1)$$

根据分析对象不同, 粒子测速技术分为粒子追踪技术与粒子相关技术。

粒子追踪技术以单个粒子作为对象, 通过跟踪同一粒子在不同时刻的位置变化来进行速度测量。

实现时首先需要检测出粒子所在位置, 然后利用短时间间隔追踪的最近邻准则对临近的粒子进行寻找, 一般使用追踪技术满足邻近粒子点运动变化不大的假设^[8]。该技术常用于测量场中粒子点稀疏分布的情况。但是实际测量时, 往往会提取出大量的粒子点。由于粒子点分布密集, 采用单点跟踪分析方法不仅难度大并且效率不高。为了克服单点跟踪分析的缺点, 可以采用粒子相关法^[7]。这里采用原理简单、适用性强、精度高的归一化协方差相关分析法。假设在很短的时间间隔 Δt 内先后获得了同一场的两幅粒子图像, 这两幅图像分别表示为 f 与 g , f_m , g_m 分别表示在各自区域内的平均灰度。分析窗口的尺寸为 $M \times N$ 。定义二者的数字互相关函数为

$$r(k, l) = \frac{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [f(i, j) - f_m][g(i + k, j + l) - g_m]}{\sqrt{\sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [f(i, j) - f_m]^2 \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [g(i, j) - g_m]^2}} \quad (2)$$

由于时间间隔 Δt 很小, 可以认为在这段时间内测量场内部没有剧烈的变化。即互相关函数的最大值所在位置对应着粒子场间的相对位移。因而若已知时间间隔 Δt 则可通过相关的最大值位置计算出这段时间间隔内流场的速度。但是, 相关算法也存在着弊病: 分析窗口尺寸的选择直接影响着分析的精度与速度。分析窗口越小越能够体现流动的局部特征, 但由于窗口内的粒子数太少, 粒子分布模型相似的可靠性降低; 相反若窗口太大, 由于粒子运动的状态会不同致使分析区域偏移, 使得误对应速度向量增多。

3 算法描述

为了避免粒子追踪技术中的粒子密度与光学灰度的敏感性以及粒子相关技术中的分析窗口尺寸敏感性, 采用 SOM 神经网络对这两种技术进行结合。

3.1 自组织映射神经网络概述

自组织映射神经网络 (SOM) 属于竞争学习网络。在这种网络中, 输出节点与其邻域其他节点广泛连接并相互激励。输入节点和输出节点之间通过强度 $w_{ij}(t)$ 相连接。通过竞争学习规则不断地调整

$w_j(t)$, 使在稳定时每一个邻域的所有节点对某种输入具有类似的输出, 并且这种聚类的概率分布与输入模式的概率分布相接近。SOM 神经网络在训练时, 只给定样本, 而不给理想的输出。在输出层各神经元之间相互竞争, 最终只产生一个输出, 与此输出相应的权值为最强。由于 SOM 网络择优选择性好, 所以常用于查询匹配方面^[9, 10]。

3.2 神经网络在粒子图像测速中的实现

根据多帧粒子图像进行运动测量时, 若在前一帧粒子图像中给定分析点后 (非边缘区域), 那么后一帧图像中存在着唯一的一个对应点, 它们共同记录着场中运动的同一个粒子, 但由于粒子分布复杂, 光照、光分布不均以及采集设备的成像噪声和整像素性等因素的影响, 很难找到两帧图像中准确对应的两个点, 但是可以找到包括准确点在内的若干个候选点。使用相关算法 (式 (2)) 进行点匹配, 根据指定的相关阈值 T_s 可以得到 M 个候选位置, 这里记作 $y_i, i = 1, \dots, M$, 然后以这些位置作为相关中心, 使用同样的方法可以在前一帧图像中得到 N 个相关位置, 记作 $x_i, i = 1, \dots, N$ 。采用 x_i 与 y_i 作为神经元的初始分布并构建两个相似的 SOM 网络组合完成粒子测速的需要。其中, 每一个网络都由两个神经层构成, 这两个神经层联系着连续抓拍的两帧图

像平面。假设第 1 层网络有 N 个神经元, 位于第 1 个像平面上, 位置为 x_i , 第 2 层网络有 M 个神经元, 位于第 2 个像平面, 位置为 y_j 。定义两个子网的连接权为 $v_i, i = 1, \dots, N$ 与 $w_j, j = 1, \dots, M$ 。在网络训练过程中, v_i 与 w_j 互相作为激励并且同时进行修正。权值 v_i 以前一次位移矢量为基准, 按相关后相关峰值在第 1 帧图像中的位置坐标进行修正。与此同时, 若按式 (2) 计算的相关系数大于 0.6, 则相关窗口的大小减小一半, 否则相关窗口大小保持不变。而 w_j 的修正按下式进行:

$$w_j = w_j + \alpha_j (v_i - w_j) \quad j = 1, \dots, M \quad (3)$$

式中, α_j 为权值调整率, 反映了权值修改的快慢。当神经元在半径为 R_s 的区域内时, $\alpha_j = \alpha / \text{iter}$, iter 为迭代次数, 否则 $\alpha_j = 0$ 。每次计算后, 相关中心修改为 w_j , 由于邻近的粒子运动变化不大, 所以若干次迭代后, 在与原位置对应的第 2 帧图像的候选位置中的匹配位置会越来越靠近初始点。当计算达到最大迭代次数后才停止计算, 根据得到的位移矢量寻找前一帧图像上对应的匹配点, 然后使用最近邻准则将距离分析点最近的点选择出来, 那么与此点对应的匹配点即为最佳匹配点, 这样根据式 (1) 可以得到单位间隔内以像素为单位的粒子运动速度。其实现过程如图 2 所示。

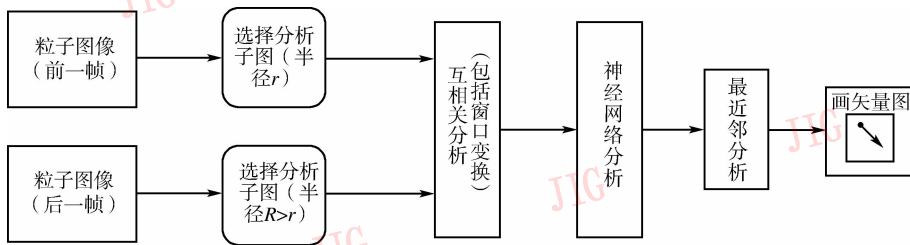


图 2 基于 SOM 神经网络的粒子测速算法原理框图

Fig. 2 Particle image velocimetry based on SOM network

4 实验结果与讨论

4.1 人工合成粒子图像实验

为了验证图 2 所示的算法模型, 将基于 SOM 神经网络的匹配算法与粒子追踪法、粒子相关匹配法进行对比。实验过程中假设图像已经被粒子化, 粒子的运动速率为

$$\begin{cases} v_x = c \cdot x / (x^2 + y^2) \\ v_y = c \cdot y / (x^2 + y^2) \end{cases} \quad (4)$$

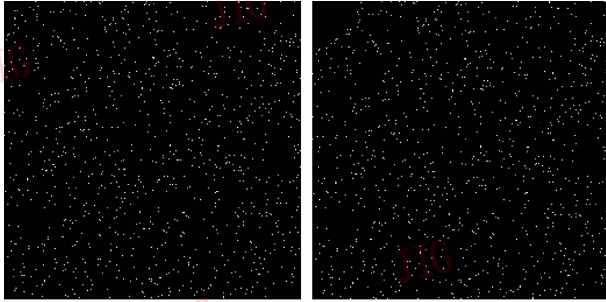
式中, c 为一个常数, 在实验中选择 $c = 400$ 。如图

3 所示, 图 3 (a) 与图 3 (b) 分别为需要处理的前后两帧粒子图像, 粒子数为 1 000 个。在处理过程中, 采用 $r = 10$ 、 $R = 63$ 、 $a = 0.4$ 、 $\text{iter} = 10$ 构建网络并选取相关阈值 $T_s = 0.6$, 结果分析时采用累积误差 P_E 与分析点数的比值 P_{error} 来衡量计算值与真实值之间的误差。 P_E 定义为

$$P_E = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(d_{\text{org}}(i) - d_{\text{rec}}(i))^2}{d_{\text{org}}^2(i)}} \times 100\% \quad (5)$$

$$P_{\text{error}} = \frac{P_E}{N} \quad (6)$$

这里 $d_{org}(i)$ 为原始信号, $d_{rec}(i)$ 为相应的计算值, N 为分析点数。



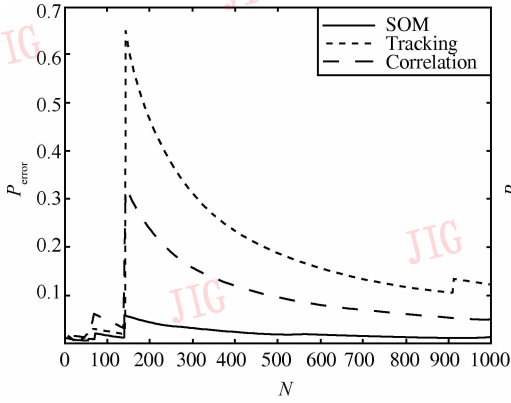
(a) 前一帧图像 (b) 后一帧图像

图 3 人工合成的粒子图像实验

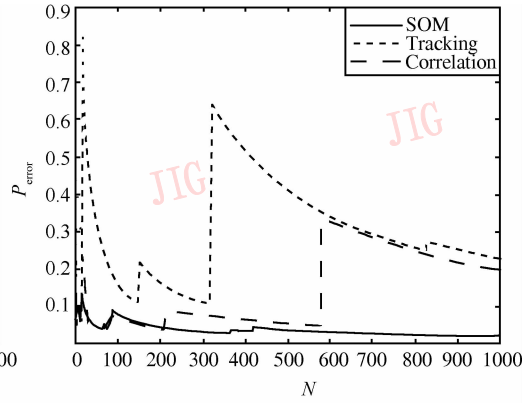
Fig.3 Synthetic particle images experiment

图 4 是使用基于 SOM 神经网络的粒子测速算法与粒子追踪法以及粒子相关法进行的误差对比, 其中误差采用式(6)进行计算。粒子追踪采用近邻

法进行判断,分析半径为粒子所在的 32×32 尺寸区域内粒子的平均距离,而粒子相关法采用 FFT 加速的归一化协方差相关法进行处理^[11],采用 32×32 分析窗口(为了更好地对比实验结果,窗口已进行优化选择)。从图 3 与图 4 中可以看出由于粒子分布复杂且并不一一对应,所以误差较大于相关法。粒子分布结构的复杂性也使相关法失效。原因是相关法采用极值搜索,所以找到的仅为相关极值处而不一定是符合粒子运动的最大匹配处。而使用 SOM 粒子测速算法就可以避免这些缺点,很好地求出粒子的位移矢量。通过误差对比分析,如图 4 所示,可以明显看出基于 SOM 的测速算法处理精度上较相关法与追踪法有了明显的提高,并且对窗口尺寸的依赖性也有所降低。图 5 为其处理结果的图形显示,从图中可以清楚看出粒子的运动情况。



(a) x轴向误差比较



(b) y轴向误差比较

图 4 误差对比分析

Fig.4 Error comparison

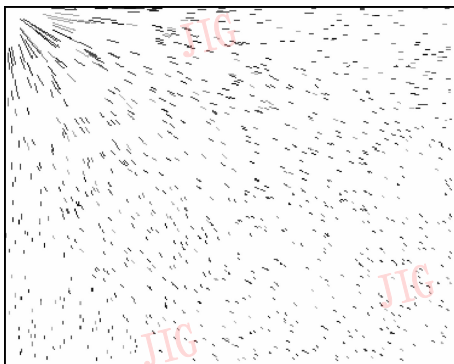


图 5 处理结果的矢量化显示

Fig.5 Estimated vector field produced by PIV based on SOM network

4.2 真实运动图像处理的效果显示

为了验证算法的实际效果,在造波槽内对波浪进行了实验。实验过程中选择波浪为规则波,实验水深为 35cm,周期 T 分别为 0.8s,0.9s,1.0s,1.1s,1.2s,实验波高分别为 7.5cm,10cm,12.5cm,结构物净空 s 分别为 1cm,2cm,3cm,4cm。光源采用的是一台 3500 流明的投影仪,垂直于水槽底部向上照射,并用计算机控制使其打出宽 5mm 的片光;摄像设备采用的是加拿大 DALSA 公司的 MotionVision CA-D6-0512W 型高速数字 CCD 相机,最大帧频达 262fps。把它安装在水槽的一侧,垂直于片光进行拍摄;为了清楚呈现流体内部运动,采用 100 目的 PVC(聚氯乙烯)粉末作为示踪粒子,粒径约 $150\mu\text{m}$ 。图 6 为其中一组粒子图

像,由于粒子图像测速技术处理的兴趣区域为流体内部的运动情况,所以论文中仅截取液面以下部分,而波浪部分并未在图 6 中显示。



(a) 第1帧粒子图像



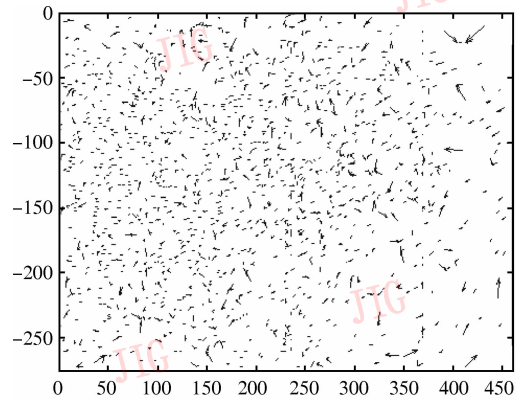
(b) 第2帧粒子图像

图 6 波浪实验

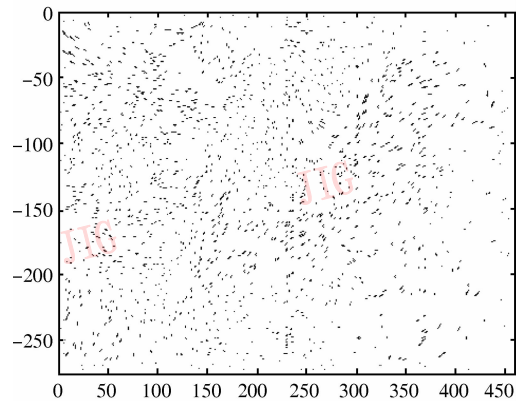
Fig. 6 Wave experiment

在对比实验中,首先使用基于 SOM 网络的粒子追踪技术对图 6 进行处理,处理结果如图 7(a)所示。粒子追踪的结果可以清楚看出,由于实际粒子场中粒子的光学分布并不均匀导致粒子中心提取会出现较大误差并且粒子有逃出光片场范围的情况,所以在图 7(a)中出现了许多伪矢量(零乱的矢量箭头)。与此同时,在实验过程中,也采用了基于互相关法的粒子图像测速技术对图像帧进行了处理,处理结果如图 7(b)所示,处理时分析窗口半径为 7pixels 与 11pixels(已做优化)。从结果图中可以看出基于结构匹配的粒子相关方法基本上可以分析出流场的大体运动情况但由于实际流场中粒子分布较为复杂,粒子密度不均,使得窗口匹配时有效的粒子点数变化较大,所以在图 7(b)的中上部以及左下方出现了运动矢量的不连续性,这会严重地影响粒子图像测速的精度。图 7(c)为基于 SOM 神经网络的粒子图像匹配方法的处理结果,处理时分析窗口半径为 5 pixels 与 8 pixels。由于 SOM 网络技术用到了粒子图像匹配中,使得粒子图像在匹配过程中进行了反复的检测,所以从图中可以清楚看出,相比前

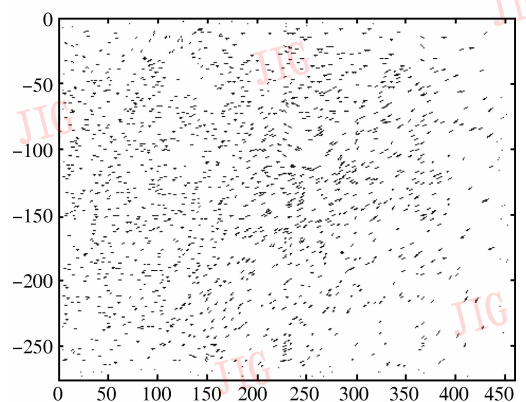
两种方法,基于 SOM 神经网络的粒子图像匹配技术可以很好地得到较为光滑的粒子运动矢量场,这从处理的效果上再次说明 SOM 神经网络提高了粒子图像匹配的实用性。



(a) PTV处理结果



(b) PIV处理结果(已优化)



(c) SOM-PIV处理结果

图 7 处理后的位移矢量图

Fig. 7 Estimated vector fields

5 结 论

鉴于粒子测速系统中的相关技术与追踪技术的局限性,使用 SOM 神经网络对这两种技术进行

了融合。改进后的算法不仅消除了追踪时对图像灰度与分布密度的敏感性,而且也降低了相关技术对分析窗尺寸的敏感。算法合理地对待匹配点进行了筛选,找出了最佳的匹配位置。最后,使用人工合成的粒子图进行了算法验证及误差分析。结果表明,所提算法不仅分析更加合理而且处理精度方面有很大的提高,并且还具有很强的鲁棒性。

参考文献 (References)

- Adiran R J. Twenty years of particle image velocimetry [J]. *Experiments in Fluids*, 2005, **39**(2): 159 ~ 169.
- Labonte G. On a neural network that performs an enhanced nearest-neighbour matching [J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2000, **3**(3): 267 ~ 278.
- Chang Fa-liang, Ma Li, Qiao Yi-zheng. Target tracking algorithm under occlusion based on feature correlation matching [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, **11**(6): 877 ~ 882. [常发亮, 马丽, 乔谊正. 遮挡情况下基于特征相关匹配的目标跟踪算法[J]. *中国图象图形学报*, 2006, **11**(6): 877 ~ 882.]
- Li Fang-zhen, Hu Kuang-hu. Proceeding of non-rigid motion analysis [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(1): 11 ~ 17. [李防震, 胡匡祐. 非刚性运动分析方法的现状与展望[J]. *中国图象图形学报*, 2005, **10**(1): 11 ~ 17.]
- Gao Dian-rong, Wang Yi-qun, Shen Gong-xi. DPIV technique and its application in flow field measurement [J]. *Hydraulics Pnenmatics & Seals*, 2001, (5): 30 ~ 33. [高殿荣, 王益群, 申功旸. DPIV 技术及其在流场测量中的应用[J]. *液气气动与密封*, 2001, (5): 30 ~ 33.]
- Gao Chao, Cao Ying, Guo Yong-cai. Particle image velocimetry techniques used in blood flow field analysis [J]. *Opto-electronic Engineering*, 2004, **31**(8): 37 ~ 40. [高潮, 曹英, 郭永彩. PIV 血流场显示测速技术[J]. *光电工程*, 2004, **31**(8): 37 ~ 40.]
- Wang Can-xing, Lin Jian-zhong, Yamamoto F. An algorithm for two-dimensional PIV images [J]. *Journal of Hydrodynamics*, 2001, **16**(4): 399 ~ 404. [王灿星, 林建忠, 山本富士夫. 二维 PIV 图像处理算法[J]. *水动力学研究与进展*, 2001, **16**(4): 399 ~ 404.]
- Pereira F, Stüer H, Graff E C, *et al.* Two-frame 3D particle tracking [J]. *Measurement Science and Technology*, 2006, **17**(7): 1680 ~ 1692.
- Guo D, Ming X. Color clustering and learning for image segmentation based on neural networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, **16**(4): 925 ~ 936.
- Yi Y C, Kuu Y Y. Applying SOM as a search mechanism for dynamic system [A]. In: *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control [C]*, Seville, Spain, 2005: 4111 ~ 4116.
- Zhu Yong-song, Guo Cheng-ming. Research of correlation tracking algorithm based on correlation coefficient [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, **9**(8): 963 ~ 967. [朱永松, 国澄明. 基于相关系数的相关跟踪算法研究[J]. *中国图象图形学报*, 2004, **9**(8): 963 ~ 967.]