

一种基于 PCNN 的多聚焦图像融合改进算法

童怀水^{1,2}, 吴小俊¹

(1. 江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 东华理工大学数学与信息科学学院, 江西 抚州 344000)

摘 要: 为提高图像融合质量和融合效率, 提出一种基于脉冲耦合神经网络的多聚焦图像融合改进算法。对待融合的源图像作分块处理, 选取合理的图像质量评价指标, 计算每个分块的指标值, 归一化后相减得到指标差值。把指标差值作为外部刺激输入到 PCNN 模型中, 得到脉冲输出结果。用脉冲输出与给定的阈值作比较, 若输出脉冲超过阈值则选择指标值大的源图像块作为融合图像块, 否则取指标值小的源图像块。选取互信息、交叉熵、均方根误差、峰值信噪比、结构相似度以及相关系数 6 个客观质量评价指标进行评价, 实验结果表明, 该算法可获得较好的图像融合效果。

关键词: 脉冲耦合神经网络; 图像融合; 融合质量; 融合效率; 外部刺激

An Improved Multi-focus Image Fusion Algorithm Based on PCNN

TONG Huai-shui^{1,2}, WU Xiao-jun¹

(1. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

2. College of Mathematics and Information Science, East China Institute of Technology, Fuzhou 344000, China)

【Abstract】 An improved multi-focus image fusion algorithm based on Pulse Coupled Neural Network(PCNN) is proposed for improving the fusion quality and the fusion efficiency. The image quality evaluation index of each block is calculated, which is selected with enough reason. The difference of the index is obtained by subtracting the two normalized indices. The difference of the index is input into PCNN model as external stimulus, and the output pulse is obtained. Comparing the value of output pulse with a given threshold, the fused image block is selected from the source image block whose evaluation index is large, while pulse output is larger than threshold. Take the source image block with small value of evaluation index. The performance of the proposed method is evaluated using six criteria including mutual information, cross entropy, root mean squared error, peak value signal-to-noise ratio, structure similarity index and correlation coefficient. Experimental result shows that the algorithm can improve image fusion effect.

【Key words】 Pulse Coupled Neural Network(PCNN); image fusion; fusion quality; fusion efficiency; external stimulus

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.24.052

1 概述

照相机在成像时受到焦距的限制, 不能对场景中每个对象聚焦, 这就必然导致某些对象不能聚焦而产生模糊的图像。为了使整幅图像都清晰可见, 常用的技术是采用多聚焦图像融合方法来获得完全清晰的图像。如文献[1]的方法, 把图像分成大小为 $d \times d$ 的图像块, 计算每个子块的空间频率, 比较大小而选出空间频率大的源图像块作为融合图像的子块, 获得了令人较满意的融合效果。此外, 还有人工神经网络方法^[2]、支持向量机方法^[3]、小波变换法^[4-5]、对数 Gabor 变换法^[6]、区域特征融合方法^[7-8]等。为了获得更好的视觉效果, 文献[8]用模糊 C-均值聚类算法(FCM)对图像进行区域分割, 获取区域特征矩阵, 经过降维处理, 计算区域的距离, 以此作为区域相似度。这种相似度考虑了图像像素的局部关系以及区域的显著性, 更加符合人类

的视觉特征。

近年来, 脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)方法得到广泛的应用研究。如图像去噪^[9]、图像分割^[10]等许多领域, 也有不少文献用于研究多聚焦图像融合^[11-16]。文献[11]的方法是先将图像分块, 计算每块区域空间频率值作为输入神经元输入到 PCNN 模型中, 通过迭代产生脉冲, 计算每次迭代产生的脉冲之和作为输出结果, 然后对比 2 幅图像输出结果的大小来选择融合图像。该方法要求每幅源图像均要经过 PCNN 模型迭代, 计算量大。文献[15]提出了一种结合人眼视觉特性的自适应 PCNN 图像融合新方法, 使用图像逐像素的局部对比度作为 PCNN 对应神经元的链接强度, 经过 PCNN 点火获得参与融合图像的点火映射图, 再通过判决选择算子, 选择各参与融合图像中的明显特征部分生成融合图像。该方法

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(609730944); 江西省自然科学基金资助项目(20114BAB201022)

作者简介: 童怀水(1974—), 男, 副教授、博士研究生, 主研方向: 图像融合, 模式识别; 吴小俊, 教授、博士生导师

收稿日期: 2012-02-21 **修回日期:** 2012-04-23 **E-mail:** thshj@163.com

解决了 PCNN 用于图像处理时参数多且调整困难的问题。本文在文献[11]的基础上对模型的输入作了调整, 用源图像分块的质量评价指标差值作外部刺激输入, 经过一次 PCNN 模型计算, 得到脉冲输出结果, 比较输出结果与阈值, 选择合适的图像块作为融合图像块, 合并这些融合图像块得到融合图像。

2 PCNN 模型介绍

文献[17]在研究猫的视觉神经活动时, 提出了基于脉冲耦合神经元的神经网络。随后 PCNN 方法得到了较大的发展, 常用的脉冲耦合神经网络是在文献[17]提出的网络基础上进行修改而构建的, 给出了单层的、各神经元横向连接的简化神经网络模型。

PCNN 模型的神经元由 3 个部分组成: 神经分支树, 调制耦合器, 脉冲产生器, 如图 1 所示。

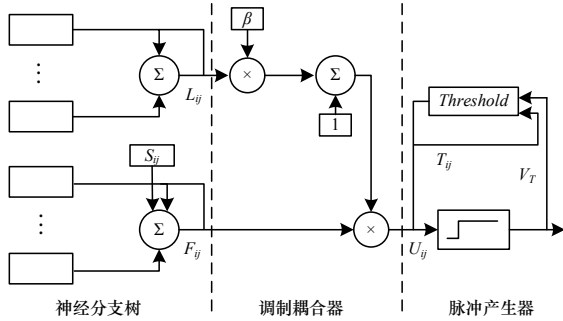


图 1 PCNN 神经元结构模型

PCNN 的数学模型描述为:

$$F_{ij}(n) = e^{-\alpha_f} F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{k,l} w_{ijkl} Y_{ij}(n-1) + S_{ij} \quad (1)$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} m_{ijkl} Y_{ij}(n-1) \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > T_{ij}(n-1) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$T_{ij}(n) = e^{-\alpha_T} T_{ij}(n-1) + V_T Y_{ij}(n) \quad (5)$$

其中, 式(1)、式(2)组成图 1 第 1 部分为神经分支树, F 、 L 分别表示馈送域和链接域; w 和 m 分别表示突触权重系数; S 是输入神经元; V 是规范化常数; α 是时间衰减常数。式(3)形成图 1 第 2 部分调制耦合器, U 表示神经元的内部状态; β 是连接参数。式(4)、式(5)构成图 1 第 3 部分脉冲产生器, T 是脉冲产生的阈值, 这是一个动态值。馈送域的神经元与链接神经元耦合处理后, 比较耦合神经元的状态值 U 与阈值 T 的大小, 当 $U > T$ 时, 当前馈送域神经元点火成功, 产生脉冲。

3 图像融合算法与分析

3.1 图像质量评价指标的选取

用于评价图像清晰度的指标很多, 常用的主要包括方差、空间频率、拉普拉斯梯度能量、梯度能量、Tenengrad、拉普拉斯分量绝对和等。文献[1]采用了空间频率作为分块选择的评价指标, 获得了较好的融合效果。文献[18]对多聚焦图像的不同清晰度评价指标作了分析, 指出了清晰度

的评价指标选择拉普拉斯梯度能量或拉普拉斯分量绝对和比较适合。通常拉普拉斯分量绝对和更具有代表性, 然而, 它的计算比拉普拉斯梯度能量的计算复杂, 所以许多文献中选择拉普拉斯梯度能量作为评价图像清晰度的指标, 如文献[11,13]等。鉴于这种情况, 本文从时间效率、视觉效果、客观评价指标等多方面对使用这 2 个不同清晰度评价指标做了实验对比, 结果表明, 采用拉普拉斯梯度能量更有效地实现融合处理。

3.2 图像融合算法

选定了评价指标后, 把待融合处理的源图像分成 $P \times Q$ 个大小为 $d \times d$ 的图像块。计算每块图像的指标值, 对应子块的指标值相减, 选取差值最小的作为输入 PCNN 模型的外部刺激。以 2 幅源图像融合为例, 融合算法流程如图 2 所示。具体融合过程如下:

Step1 把 2 幅源图像 A 和 B 分解成 $P \times Q$ 个大小为 $d \times d$ 的图像块, 记为 A_{ij} 和 B_{ij} , 计算每个图像块的拉普拉斯能量值作为对应图像块的清晰度, 分别记为 EA_{ij} 和 EB_{ij} , 它们的差值记为 S_{ij} , 即 $S_{ij} = EA_{ij} - EB_{ij}$ 。

Step2 把 S_{ij} 作为外部刺激输入 PCNN 模型中, 经过同步脉冲发放产生脉冲输出, 记为 O_{ij} 。

Step3 比较 O_{ij} 与给定阈值 T 的大小, 这里的阈值 T 与 PCNN 模型的参数有关, 在给定模型参数的条件下, 本文对所有图像选取了相同的阈值。融合后的图像子块为:

$$C_{ij} = \begin{cases} A_{ij} & \text{如果 } O_{ij} > T \\ B_{ij} & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

Step4 对融合后的图像子块作调整, 如果 $C_{ij} = A_{ij}$ 而其周围子块都来自源图像 B , 则把这个子块调整为 $C_{ij} = B_{ij}$ 。反之, 亦可作类似调整, 最终得到融合图像。

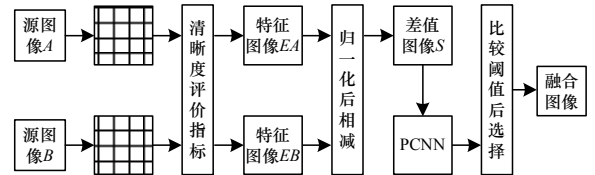


图 2 融合算法流程

3.3 融合算法分析

源图像做分块后计算每个子块的清晰度, 得到特征图像, 特征图像归一化后相减, 得到差值图像, 也就是待输入的外部刺激。显然, 外部刺激 S_{ij} 有正值也有负值。根据式(1)可知, 当 S_{ij} 为正值时, S_{ij} 越大, 则 F_{ij} 也越大, 经过 PCNN 越容易产生脉冲。在图像清晰度评价指标选取合理的情况下, 说明源图像 A 的子块清晰度大于源图像 B 的子块清晰度时, 脉冲输出结果较大。同理, 当 S_{ij} 为负值时, S_{ij} 的绝对值越大, F_{ij} 则越小, 经过 PCNN 就很难产生脉冲。这说明源图像 A 的子块清晰度小于源图像 B 的子块清晰度时, 脉冲输出结果较小。当然, 式(1)中的 F_{ij} 值不完全由 S_{ij} 决定, 还有前一次迭代的 F_{ij} 值和当前子块周围的子块影响程度。对于正的 S_{ij} 值, 前一次迭代的 F_{ij} 值一定为正数, 并受到周围子块影响它的值就会越来越

大;而对于负的 S_{ij} 值,迭代初期 F_{ij} 值一般为负数,随着迭代的深入,周围子块的影响越来越大,有可能使 F_{ij} 值转为正值,从而可能超出阈值产生脉冲。显然,前一种情形产生的脉冲输出要大于后一种情形。

式(2)代表的是链接域的值,其值通常为正值。式(3)是计算神经元内部状态值, F_{ij} 值越大,则内部状态值也越大,当其值大到超出动态阈值时产生脉冲,说明脉冲输出主要是由 F_{ij} 值和动态阈值决定的。阈值小则产生脉冲输出就容易,阈值大则产生脉冲输出就困难,需要选择合适的阈值初值和时间衰减参数来确定阈值的大小变化,使产生的脉冲总量处于一个适中的值,便于区分出 S_{ij} 值大则脉冲总量大, S_{ij} 值小则脉冲总量小这 2 种情况。

一般来说,对选定清晰度评价指标 EOL,图像块越清晰 EOL 值越大,而有时图像块清晰,但 EOL 值偏低。根据当前子块 EOL 差值与周围影响,可以把图像融合过程子块选择分为 4 种情况,如图 3 所示。

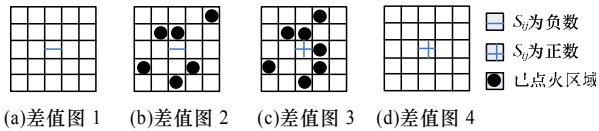


图 3 融合过程中可能出现的 4 种差值图像

第 1 种情况是源图像 A 的子块的 EOL 值小于源图像 B 的子块的 EOL 值,即 S_{ij} 为负值,且当前神经元周围没有什么神经元点火成功。这种情况反映了源图像 A 的当前子块不如源图像 B 的清晰,且当前子块周围的子块也是这样。在迭代初期, F_{ij} 值为负,从而得到内部状态 U_{ij} 值也为负,则神经元不可能点火;随着迭代的深入,除非神经元状态转为第 2 种情况,否则当前神经元永远不可能点火成功,所以这种情况下神经元点火的总次数非常低。

第 2 种情况是 S_{ij} 为负值,且当前神经元周围有许多神经元点火成功。这种情况反映了源图像 A 当前子块的 EOL 值小于源图像 B 当前子块的 EOL 值,但其周围的许多子块正好相反,这很可能是图像块清晰,但 EOL 值小的特殊情形。迭代初期,由于周围神经元的影响, F_{ij} 值可能转化为正值,可通过调整规范化常数 V_F 来实现,则此时神经元就可能点火成功;进一步迭代后, F_{ij} 值逐渐增大, U_{ij} 值也逐渐增大,从而神经元点火的概率越来越高,所以这种情况下神经元点火的总次数应比第 1 种情况好得多。

第 3 种情况是源图像 A 的子块的 EOL 值大于源图像 B 的子块的 EOL 值,即 S_{ij} 为正值,且当前神经元周围有许多神经元点火成功。这种情况反映了源图像 A 的当前子块比源图像 B 的清晰,且当前子块周围的子块也是这样。此时 F_{ij} 值始终为正值,且随着迭代过程逐渐增大,神经元点火可能性最高,从而神经元点火的总次数应该最大。

第 4 种情况是 S_{ij} 为正值,且当前神经元周围没有什么神经元点火成功。这种情况反映了源图像 A 的当前子块的 EOL 值大于源图像 B 的当前子块的 EOL 值,但其周围的许多子块正好相反,这就很可能是图像块模糊,但 EOL

值大的特殊情形。这时 F_{ij} 值的增长由上一次迭代值与 S_{ij} 的值决定,控制好 α_F 的值就能控制 F_{ij} 值的增长,从而控制神经元点火的总次数。

综上所述,实验目的是调整好参数,使第 2 种和第 3 种情况产生的脉冲总次数大,而第 1 种和第 4 种情况产生的脉冲总次数小。通过分析发现,调整好参数后,就能始终得到更清晰的图像块,从而得到更清晰的融合图像。

4 实验结果与分析

为了验证方法的有效性,在 HP ProBook 4321s 计算机中的 Matlab7.6.0(R2008a)环境下进行了实验,与文献[1,11]提出的方法作了对比分析。实验中,取分块大小 $d=8$, $V_F=V_L=0.0724$, $\alpha_F=0.38$, $\alpha_L=1.0$, $\alpha_T=3.0$, $V_T=100$,迭代次数为 300 次,阈值 $T=25$,连接半径 $r=5$ 。

4.1 客观融合评价指标

用到的融合客观评价指标有互信息(MI)、交叉熵(CE_{RF})、均方根误差(R_{RMSE})、峰值信噪比(P_{PSNR})、结构相似度(S_{SSIM})^[19]以及相关系数 ρ ,计算公式为:

$$MI(A, B) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ab}(i, j) \lg \frac{p_{ab}(i, j)}{p_a(i) p_b(j)} \quad (7)$$

$$CE_{RF} = \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln \frac{p_i}{q_i} \quad (8)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [F(i, j) - R(i, j)]^2}{m \times n}} \quad (9)$$

$$P_{PSNR} = 10 \lg(255 \times 255 / R_{RMSE}^2) \quad (10)$$

$$S_{SSIM} = \frac{(2\mu_R \mu_F + C_1)(2\sigma_{RF} + C_2)}{(\mu_R^2 + \mu_F^2 + C_1)(\sigma_R^2 + \sigma_F^2 + C_2)} \quad (11)$$

$$\rho = \frac{\left| \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [R(i, j) - \mu_R][F(i, j) - \mu_F] \right|}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [R(i, j) - \mu_R]^2 \right) \left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [F(i, j) - \mu_F]^2 \right)}} \quad (12)$$

互信息 MI 反映融合效果的一种图像融合性能评价客观指标。 MI 值越大,表示融合图像从源图像中获取的信息越丰富,融合效果越好。交叉熵反映了 2 幅图像对应像素的差异,交叉熵越小,融合图像与源图像的差异越小,则该融合算法从源图像提取的信息量越多,融合效果越好。均方根误差用来评价融合图像与参考图像之间的差异程度,均方根误差越小,表明融合的效果越好。峰值信噪比提供了一个衡量图像失真或是噪声水平的客观标准,峰值信噪比越大,则融合的效果较好。 S_{SSIM} 反映了融合图像与参考图像的结构相似程度, S_{SSIM} 值越大,融合效果越好。融合图像与源图像的相关系数能反映融合图像空间分辨率的改善程度,相关系数越大,说明融合图像从源图像中获得的信息越多,融合效果越好。

4.2 融合实验结果分析

选择有参考图像的 3 组源图像,如图 4 所示。采用不同的融合方法得到的融合结果如图 5 所示。其中,图 5 (a)、图 5 (d)、图 5 (g)由文献[1]的方法得到;图 5 (b)、图 5 (e)、图 5 (h)由文献[11]的方法得到;图 5 (c)、图 5 (f)、图 5 (i)由本文方法得到。相应的融合实验数据如表 1~表 3 所示。



图4 源图像与参考图像

图5 融合结果

表1 Clip 图像的评价数据

方法	互信息	交叉熵	均方根误差	峰值信噪比/dB	结构相似度	相关系数	运行时间/s
文献[1]方法	2.795 5	0.004 0	10.277 0	27.893 4	0.874 8	0.985 7	0.046 800
文献[11]方法	2.667 7	0.008 3	9.073 0	28.975 8	0.848 9	0.989 0	0.280 802
本文方法	2.918 8	0.003 6	7.258 5	30.913 8	0.900 6	0.992 8	0.093 601

表2 Qinhua 图像的评价数据

方法	互信息	交叉熵	均方根误差	峰值信噪比/dB	结构相似度	相关系数	运行时间/s
文献[1]方法	5.075 8	0.002 1	15.738 7	24.191 4	0.956 9	0.988 2	0.015 600
文献[11]方法	5.337 6	0.002 7	2.444 9	40.365 5	0.997 0	0.999 7	0.140 401
本文方法	5.623 0	0.001 8	0.728 6	50.880 5	0.999 3	1.000 0	0.062 400

表3 Book 图像的评价数据

方法	互信息	交叉熵	均方根误差	峰值信噪比/dB	结构相似度	相关系数	运行时间/s
文献[1]方法	4.407 0	0.165 3	5.206 1	33.800 6	0.970 6	0.997 5	0.031 200
文献[11]方法	4.542 5	0.146 2	5.250 4	33.726 9	0.981 5	0.997 8	0.202 801
本文方法	4.566 2	0.144 9	4.208 4	35.648 4	0.986 4	0.999 2	0.093 601

从图5可以看出,3种方法都可以得到较好的视觉效果,细微的差别很难主观分辨,可以利用客观评价数据来区别。表1~表3中的数据表明,本文方法得到的交叉熵与均方根误差值比其他2种方法小,说明本文方法得到的融合图像与参考图像更加接近,融合图像从源图像中提取的信息量更多,融合效果更好。而从互信息、峰值信噪比、结构相似度以及相关系数的数据来看,本文方法得到的数据值更大,说明融合图像与参考图像结构更接近、失真程度更低、提取源图像信息更丰富、图像空间分辨率改善程度更大,融合质量更高。从运行时间来看,文献[1]的方法只需要计算空间频率并作比较即可,不需要经过模型计算,从而算法运行时间最短。文献[11]的方法需要经过2次PCNN模型计算,从而运行时间最长。本文方法只需

要经过一次PCNN模型的计算,所以比文献[11]的方法运行效率高,但比文献[1]的方法运行效率低。总的来说,文献[11]的方法改进了融合效果,但降低了融合速度,而本文方法进一步改进了融合效果,同时比文献[11]的方法运行效率更高。

5 结束语

在进行图像融合处理时,往往需要通过多个PCNN模型产生外部刺激,如文献[11]中要经过2个PCNN模型,影响了图像融合的效率。本文提出了一种基于PCNN的多聚焦图像融合改进算法,只需要一个PCNN模型即可进行融合。实验结果证明该算法的图像融合效果较优。模型结构和模型参数的优化是今后的研究方向。

参考文献

- [1] Li Shutao, Kwok J T, Wang Yaonan. Combination of Images with Diverse Focus Using the Spatial Frequency[J]. Information Fusion, 2001, 2(3): 169-176.
- [2] Li Shutao, Kwok J T, Wang Yaonan. Multifocus Image Fusion Using Artificial Neural Networks[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(8): 985-997.
- [3] Li Shutao, Kwok J T, Wang Yaonan. Fusing Images with Different Focuses Using Support Vector Machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(6): 1555-1561.
- [4] 吴体瑞, 吴小俊. 一种基于区域和 Contourlet 变换的多聚焦图像融合新方法[J]. 中国体视学与图像分析, 2007, 12(2): 98-104.
- [5] Li Shutao, Yang Bin. Multifocus Image Fusion by Combining Curvelet and Wavelet Transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(9): 1295-1301.
- [6] Redondo R, Fischer S, Cristóbal G. Multifocus Image Fusion Using the Log-gabor Transform and a Multisize Windows Technique[J]. Information Fusion, 2009, 10(2): 163-171.
- [7] 罗晓清, 吴小俊, 王士同, 等. 基于二次融合多特征的多聚焦图像融合[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(4): 430-436.
- [8] Luo Xiaoqing, Wu Xiaojun. New Metric of Image Fusion Based on Region Similarity[J]. Optical Engineering, 2010, 49(4): 1-13.
- [9] Ji Luping, Zhang Yi. A Mixed Noise Image Filtering Method Using Weighted-linking PCNNs[J]. Neurocomputing, 2008, 71(14): 2986-3000.
- [10] Fu J C, Chen C C, Chai J W, et al. Image Segmentation by EM-based Adaptive Pulse Coupled Neural Networks in Brain Magnetic Resonance Imaging[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2010, 34(4): 308-320.
- [11] Huang Wei, Jing Zhongliang. Multi-focus Image Fusion Using Pulse Coupled Neural Network[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(9): 1123-1132.
- [12] Min Li, Wei Cai, Zheng Tan. A Region-based Multi-sensor Image Fusion Scheme Using Pulse-coupled Neural Network[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(16): 1948-1956.
- [13] Wang Zhaobin, Ma Yide, Gu Jason. Multi-focus Image Fusion Using PCNN[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2003-2016.
- [14] 王志慧, 赵保军, 沈庭芝. 基于 PCNN 的图像融合规则[J]. 激光与红外, 2008, 38(5): 485-488.
- [15] 苗启广, 王宝树. 基于局部对比度的自适应 PCNN 图像融合[J]. 计算机学报, 2008, 31(5): 875-880.
- [16] 郭传奇, 汪文革, 储彬彬. 一种改进的 PCNN 图像融合算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(19): 176-178.
- [17] Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature Linking via Synchronization Among Distributed Assemblies: Simulations of Results from Cat Visual Cortex[J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293-307.
- [18] Huang Wei, Jing Zhongliang. Evaluation of Focus Measures in Multi-focus Image Fusion[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [19] Wang Zhou, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

编辑 顾逸斐

(上接第 219 页)

参考文献

- [1] Rota S, Rabbi M, Pelillo M. Content-based Image Retrieval with Relevance Feedback Using Random Walks[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 2109-2122.
- [2] 袁 杰, 魏宝刚, 王李冬. 一种综合 PHOG 形状和小波金字塔能量分布特征的图像检索方法[J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2115-2119.
- [3] Ela Y, Ali M, Mohammad H. Efficient Content-based Image Retrieval Using Multiple Support Vector Machines Ensemble[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(3): 2385-2396.
- [4] 曾接贤, 赵永刚, 符 祥. 基于改进距离聚合向量的图像检索算法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(5): 715-719.
- [5] Jhanwar N, Chaudhuri S, Seetharaman G. Content Based Image Retrieval Using Motif Co-occurrence Matrix[J]. Image and Vision Computer, 2004, 22(14): 1211-1220.
- [6] 何永丛, 刘文波, 张 弓, 等. 基于 NSCT 的旋转不变纹理图像检索算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 79-83.
- [7] Liu Guanghai, Zhang Lei, Hou Yingkun. Image Retrieval Based on Multi-texton Histogram[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2380-2389.
- [8] 王向阳, 陈景伟, 于永健. 一种基于彩色边缘综合特征的图像检索算法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(4): 216-221.
- [9] Huang Jing. Image Indexing Using Color Correlograms[C]//Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan, Puerto Rico: IEEE Press, 1997: 762-768.
- [10] 支力佳, 张少敏, 赵大哲, 等. 基于灰度共生矩阵和梯度相位互信息的医学图像检索[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2010, 31(3): 358-361.
- [11] Lin Chuen-Horng, Chen Rong-Tai, Chan Yung-Kuan. A Smart Content-based Image Retrieval System Based on Color and Texture Feature[J]. Image and Vision Computer, 2009, 27(6): 658-665.

编辑 金胡考

