

文章编号: 1001-9081(2013)10-2895-04

doi: 10.11772/j.issn.1001-9081.2013.10.2895

改进遍历过程的 PCNN 在图像处理中的应用

夏潇鸾, 邓红霞, 李海芳*

(太原理工大学 计算机科学与技术学院, 太原 030024)

(*通信作者电子邮箱 sxlhf123@163.com)

摘要: 图像通常包含多个颜色相同的连通区域, 针对脉冲耦合神经网络无法对它们进行分离提取的问题, 提出一种改进遍历过程的脉冲耦合神经网络模型。通过引入深度优先搜索遍历算法, 将不连通的多个同色区域分层激活, 从而实现分离。最后针对图像噪声对新模型的影响, 对其作进一步改进。以每层激活区域的大小作为图像噪声杂点判定的依据, 并引入均值滤波算法来消除。实验验证了改进后的模型对图像多个同色连通区域的分离效果及噪声杂点的去除能力。

关键词: 脉冲耦合神经网络; 噪声判定; 均值滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Application of PCNN with the improved traversal process in image processing

XIA Xiaoluan, DENG Hongxia, LI Haifang*

(College of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan Shanxi 030024, China)

Abstract: Images usually have multiple connected regions of the same color. For the problem that Pulse Coupled Neural Networks (PCNN) cannot abstract these areas separately, a PCNN model with improved traversal process was proposed. By introducing the depth-first search traversal algorithm, multi-unconnected regions were activated on different layers, so as to achieve a separation. Finally, the new model was improved again for the effect of image noise. The activated scope in each layer was used to detect noisy pixels, and then the mean-shift algorithm was introduced to eliminate the noisy pixels. The separation effect of multi-regions with the same color in the image and the ability to eliminate noise has been verified by experiment.

Key words: Pulse Coupled Neural Networks (PCNN); noise determination; mean filtering

0 引言

图像通常包含相同颜色、不同颜色的多个连通区域, 对这些连通区域的分离提取在图像处理中起着关键作用^[1], 有助于后续的特征提取、分析及目标识别。目前针对图像连通区域提取的方法主要有像素标记法^[2-3]、线标记法^[4-5]、区域生长法^[6-7]等, 这些方法虽能有效提取图像中的连通区域, 但它们大都是针对二值图像来作处理, 可用于分离提取多个同色连通区域, 而在处理包含多种颜色的图像时, 需要将多种颜色降维至两种, 如图像分割等, 最终可能会导致多个位置相邻的目标作为单个目标被错误提取出来。

脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 较为符合人脑视皮层的工作机制, 在图像处理中具有一定的优势^[8]。PCNN 可以通过多次迭代的输出来实现图像不同颜色区域的分离提取, 但对一次迭代过程中出现的多个同色连通区域的分离却无能为力, 目前还鲜有文献对此进行讨论。针对这一问题, 本文将连通区域提取方法融入 PCNN 迭代过程中, 提出一种改进遍历过程的 PCNN 模型结构 (Pulse Coupled Neural Network of Improved Traversal, PCNN-IT), 使它在分离图像不同颜色区域的同时, 也能够将颜色相同的多个连通区域一并分离提取出来。在此基础上, 对每个连通区域的大小作噪声点判定, 参考均值滤波算法来消除。仿真实验结果显示, 改进后的模型具有优良分层效果, 在引

入噪声消除模块后, 具有较好的图像去噪能力, 可轻易去除掉具有强对比度的孤立噪声点。

1 PCNN 模型及其实现时的遍历过程

1.1 PCNN 模型

1990 年, Eckhorn 根据猫的大脑皮层同步脉冲发放现象, 提出了一种连接模型^[9]。其后, Johnson 和 Ranganath 等人又对该模型进行完善, 使它更适合于图像处理, 形成了标准 PCNN 模型^[10-11]。该模型具有一定的生物学依据, 但由于它的结构比较复杂、参数多等问题, 目前较常用的是其简化形式, 单个神经元的结构及其第 n 次迭代过程中的离散数学方程可描述为

$$F_n(i, j) = I(i, j) \quad (1)$$

$$L_n(i, j) = \sum W_{ij}(k, l) Y_{n-1}(k, l) \quad (2)$$

$$U_n(i, j) = F_n(i, j)(1 + \beta L_n(i, j)) \quad (3)$$

$$\theta_n(i, j) = \exp(-\alpha_\beta) \theta_{n-1}(i, j) + \nu_F Y_{n-1}(i, j) \quad (4)$$

$$Y_n(i, j) = \begin{cases} 1, & U_n(i, j) \geq \theta_n(i, j) \\ 0, & U_n(i, j) < \theta_n(i, j) \end{cases} \quad (5)$$

其中: i, j 为神经元的位置标号; n 为迭代次数; $I(i, j)$ 为 (i, j) 处神经元的外部刺激; $F_n(i, j)$ 、 $L_n(i, j)$ 、 $U_n(i, j)$ 、 $\theta_n(i, j)$ 、 $Y_n(i, j)$ 分别表示第 n 次迭代时位于 (i, j) 处神经元的反馈输入、链接输入、内部活动项值、动态阈值和最终的二值输出。 W

收稿日期: 2013-03-26; 修回日期: 2013-06-01。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61070077)。

作者简介: 夏潇鸾(1987-), 男, 河南开封人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、智能信息处理; 邓红霞(1976-), 女, 山西太原人, 博士研究生, 主要研究方向: 智能信息处理; 李海芳(1963-), 女, 山西昔阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 脑认知模型与脑机接口技术、视听觉信息计算。

取 3×3 的链接权矩阵, 即 k, l 取值范围 $\{-1, 0, 1\}$; α_β, ν_F 及 β 分别为阈值衰减系数、阈值增幅系数与链接系数。

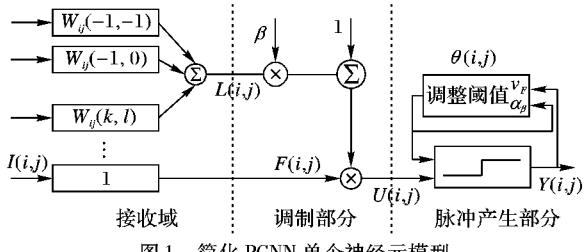


图 1 简化 PCNN 单个神经元模型

1.2 PCNN 模型遍历过程

PCNN 模型在计算机中实现的遍历过程类似于广度优先遍历方式: 处理完一个像素点后, 开始处理其右邻接像素点; 如果不存在, 就处理下一行最左位置像素点; 如果下一行也不存在, 表示一次 PCNN 遍历的完成。

然而这种实现方式未能模拟生物同层神经细胞间的并行工作机制, 原因在于: 1) 当前计算机中物理 CPU 个数受限; 2) 采用并发多线程技术 (Simultaneous Multi-Threading, SMT) 时, 又将涉及到内存占用、共享及数据一致性等问题, 且单个 PCNN 模型的计算工作为浮点密集型, 耗费 CPU 时间长, 对浮点单元与内存带宽消耗比较大, 使得 PCNN 模型的实现过程并不适合 SMT 技术而采用单线程方式进行逐个像素点的处理。由于这种遍历方式未考虑像素点的区域特性, 造成图像中满足激活条件所有同色像素点同时激活, 也就无法实现多个同色连通区域块分离。

基于此问题, 本文改进了模型实现时的遍历过程, 提出了 PCNN-IT 模型, 并由仿真实验来测试其分离提取能力。

2 PCNN-IT

PCNN-IT 中单个神经元模型在简化 PCNN 基础上引入了点火时间矩阵 (Fire Time Matrix, FTM)^[12-13], 增加了迭代次数的自动判定功能, 综合深度优先、广度优先两种搜索方式来改进模型在计算机中实现时的遍历过程, 实现了同色不相邻区域的分离。

2.1 PCNN-IT 中单个神经元模型

在简化 PCNN 基础上, 新模型结构需要增加调整 T 值与遍历标记模块, 如图 2, 离散方程描述增加了式(6)和(7):

$$T(i, j) = \begin{cases} t, & Y_n(i, j) == 1 \\ T(i, j), & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$Flag(i, j) = \begin{cases} 1, & Y_n(i, j) == 1 \\ Flag(i, j), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中: t 值为神经元激活的层号变量, 每次迭代开始前初始化为 n ; T 为点火时间矩阵, 首次迭代开始前初始化为零矩阵; $Flag$ 为遍历标志矩阵, 每次迭代开始前需初始化为零矩阵。

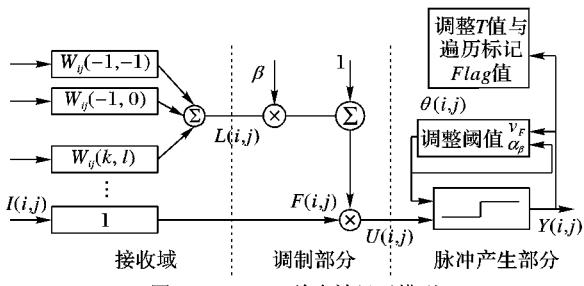


图 2 PCNN-IT 单个神经元模型

本文取灰度图像作为实验材料, 用 $Gray_{max}$ 表示图像最大

灰度值, 由于图像一般迭代 10~40 次即可得到较好结果, 因此取最多迭代次数 $times_{max} = 50$; 另外, 阈值指数降低, 灰度值接近于零的像素点很难被激活, 因此需要增加参数 K 来控制 PCNN 的迭代次数。参考人眼的灰度分辨特性, 在 0 灰度附近人眼能分辨出 7 个灰度等级^[14], 即 0 灰度与 7 灰度认为是一个灰度颜色。则 K 值可取为: 原始图像的灰度直方图中灰度值小于 8 的像素点个数, 当剩余未激活像素点个数小于等于 K 时, 迭代过程即可提前终止, 此时 PCNN 只需迭代的次数为

$$break_times = ceil\left(-\alpha_\beta * \lg\left(\frac{7}{Gray_{max}}\right)\right)$$

实际迭代次数 $times$ 为

$$times = \min(break_times, times_{max})$$

为消除神经元激活周期重叠现象对实验造成影响^[15], 需保证所有神经元在实验过程中最多激活一次, 阈值增幅系数 ν_F 取值范围为

$$\nu_F \geq \frac{Gray_{max}}{\exp(-\alpha_\beta * times)}$$

为便于计算, 本文在实验仿真中直接取无穷大, 即 $\nu_F = \text{Inf}$ 。

2.2 PCNN-IT 模型的遍历过程

PCNN-IT 的遍历过程引入深度优先搜索遍历 (Depth First Search Traverse, DFST), DFST 属于区域生长法, 描述如下: 从像素点 x 出发, 用 PCNN-IT 数学方程对 x 作处理, 然后再依次从 x 的满足条件 1~3 的邻接像素点出发进行深度优先遍历。

条件 1 优先考虑 x 的邻接像素点位置次序, 如图 3(a), 位置 1→位置 8 的优先级逐次降低;

条件 2 像素点未被遍历过, 即式(7)中 $Flag(i, j) = 0$;

条件 3 像素点经计算结果显示会激活, 即式(5)中 $Y_n(i, j) = 1$ 。

图 3(b)为一次深度优先搜索遍历次序的实例: 所有像素点均满足条件 2; 灰色像素点满足条件 3, 白色相反。则从像素 1 开始深度优先遍历时, 黑色区域所有像素点将得到处理, 次序如图 1→25。

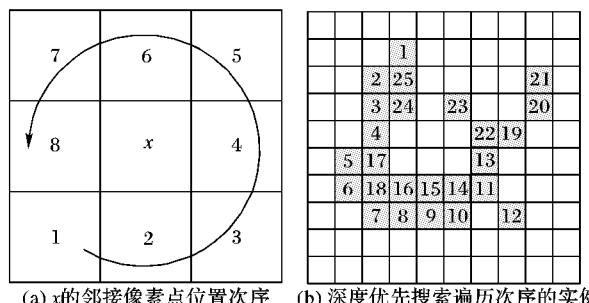


图 3 深度优先遍历

同时, 为使 PCNN 能够分离同一层激活的非连通区域, 需要在 PCNN-IT 中设置图像复杂度参数 im_com , 作为每次深度遍历完成后迭代输出层号的增加量, 如 $n = 3, im_com = 0.1$ 时, 则原本第 3 次迭代过程中激活的若干个连通区域将会在第 3 层、3.1 层、3.2 层……分开提取出来。PCNN-IT 实现过程伪代码描述如下:

- 1) $[p, q] \leftarrow \text{size}(I); activated \leftarrow 0;$
- 2) $T \leftarrow \text{zeros}(p, q); sum_pix \leftarrow p * q;$
//activated 表示已激活像素个数

```

3)   for  $n = 2 : times_{max}$ 
      // 可将最多迭代次数  $times_{max}$  设定为 50
4)    $Flag \leftarrow zeros(p, q)$ ;           // Flag 矩阵初始化
5)    $t \leftarrow n$ ;
6)   for  $i = 1 : p$ 
7)     for  $j = 1 : q$ 
8)       if  $Flag(i, j) == 0$ 
9)         do; PCNN-IT;
10)        if  $Y_n(i, j) == 1$ 
11)          do; DFST;
              // 从  $(i, j)$  开始深度优先搜索遍历
12)          activated  $\leftarrow activated + count_{DFST}$ ;
              //  $count_{DFST}$  为深度优先搜索遍历到的像素个数
13)           $t \leftarrow t + im\_com$ ;           // 修改层号变量  $t$  值
14)        end;
15)      end;
16)    end;
17)  end;
18)  if  $activated \geq sum\_pix - K$ 
19)    break;                         // 终止程序
20)  end;
21) end;

```

2.3 实验及结果分析

为验证 PCNN-IT 的区域分离功能,对如图 4 所示的图像分别利用传统 PCNN 与 PCNN-IT 进行实验。

PCNN

图 4 实验图像

由实验结果(图 5)可见四个字母的颜色接近,在传统 PCNN 实验中会同时激活于第 4 次迭代,无法确定像素点与字母的对应关系,因而无法单独提取某一个字母。而在 PCNN-IT 中,字母“PCNN”依次激活于第 4 层、4.1 层、4.2 层、4.3 层,白色背景被字母 P 分成两部分,分别激活于第 3 层、3.1 层。即,每一层中激活的神经元均在同一颜色的连通区域中,从而在分离不同颜色区域块的同时,也实现了多个同色区域块的分开提取。

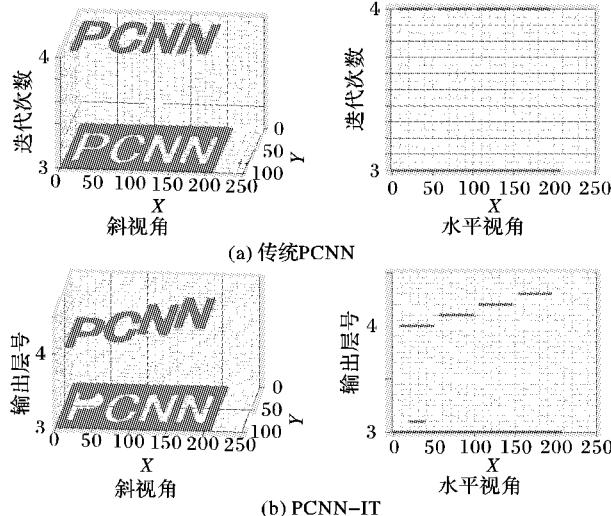


图 5 实验结果对比

区域的分离提取在其他方面也很有意义,如:模拟人脑视觉系统过程中,可根据像素群的位置来确定注意的转移、释加地点等。然而,这种分层效果同样会给图像的后续处理带来新问题。

通常,图像在处理过程中会受到各种噪声干扰,产生杂乱无章的噪声点,使用 PCNN 模型来处理时,其耦合特性虽可过滤掉差异较小的噪声点,但对灰度对比强度较大的噪声点却无能为力^[16-17];并且耦合特性还会影响一些区域边界像素点的正常激活,模型链接系数 β 越大,缓解噪声能力就越强,同时造成的负面影响也越大。这些未能过滤掉的噪声点同样是单一颜色的连通区域,因此在 PCNN-IT 处理过程中就会产生数量巨大且无意义的迭代输出层,基于此问题,本文在 PCNN-IT 中引入均值滤波(Mean Filtering, MF)算法^[18],即 PCNN-IT (MF) 来消除图像噪声点的影响。

3 PCNN-IT(MF)

3.1 噪声杂点的判定

利用 PCNN-IT 对图像单连通区域的分层提取,得到各个区域激活像素的数目,并将其作为噪声杂点判定的依据,设置参数 $noise$,如 $noise = 2\%$,如果该连通区域中像素点个数($count_{DFST}$)占图像像素总数(sum)的比例小于 $noise$,即可将其判定为噪声杂点。

3.2 噪声杂点的消除

本文使用均值滤波算法来去除杂点,MF 模型结构及数学方程描述如下:

$$L_r = \sum I_{ab}(k, l) \overline{Y_n(k, l)} \quad (8)$$

$$num = \sum \overline{Y_n(k, l)} \quad (9)$$

$$U_n(a, b) = \frac{L_r}{num} \quad (10)$$

$$I(a, b) = U_n(a, b) \quad (11)$$

$$Y_n(a, b) = T(a, b) = 0 \quad (12)$$

其中: $I_{ab}(k, l)$ 和 $\overline{Y_n(k, l)}$ 分别表示像素点 (a, b) 为中心的 3×3 的灰度值方阵及输出值取反方阵;因此, num 和 $U_n(a, b)$ 将分别表示该层 (a, b) 像素点为中心的 3×3 方阵中未激活像素(即:非噪声像素点)的个数及灰度均值;其他符号与 PCNN-IT 模型意义相同。

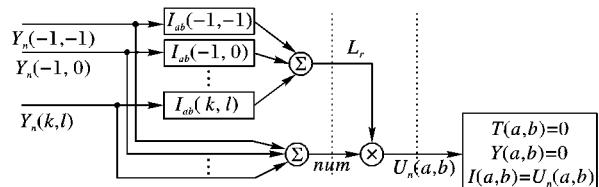


图 6 MF 模型结构

MF 模型的实现过程仍采用深度优先遍历:从像素点 x 出发,使用 MF 数学方程对 x 作处理,然后再依次从它的满足条件 1,2 的邻接像素点出发进行深度优先遍历。

条件 1 与 PCNN-IT 深度优先遍历方式条件 1 相同;

条件 2 像素点已被遍历过,即式(7)中 $Flag(i, j) == 0$;

MF 模型每次深度优先遍历都将完成一块连通区域所有像素点的处理。

3.3 PCNN-IT 中引入 MF

将 MF 模型引入 PCNN-IT 中,对 PCNN-IT 所有迭代输出层进行杂点判定,如果被判定为杂点,就用 MF 模型来消除,否则程序正常执行,因此将 PCNN-IT 实现过程第 11)、12)步修改为:

if $count_{DFST}/sum_pix \geq noise$

```

activated ← activated + countDFST;
t ← t + im_com;
else
do: MF;
    // 从(i, j)开始深度优先搜索遍历该噪声杂点并消除
end;

```

3.4 仿真实验

为模拟常见噪声图像,本文选取 Matlab 中的 imnoise('image, 'salt&pepper')、imnoise('image, 'gaussian')、imnoise('image, 'speckle') 三个函数来生成实验所用图像,image 为

标准图像。图 7 为生成的三张实验图像及两种模型对它们进行噪声去除实验的输出结果对比,表 1 为增加多个噪声参数情况下,两种模型对噪声去除能力的性能比较。例如,受椒盐噪声密度 $d = 0.05$ 污染的图像中,有 2180 个像素点与标准图像有所偏差,占总像素个数的 10.6378%;经过 PCNN(参数: $\alpha_\beta = 0.15$; $\beta = 5$) 处理后,与标准图像处理结果相比,有 1015 个像素点有偏差,占总像素个数的 4.9529%;而经 PCNN-IT(参数同 PCNN) 处理过后,只有 144 个像素点出现偏差,占总像素个数的 0.7027%。

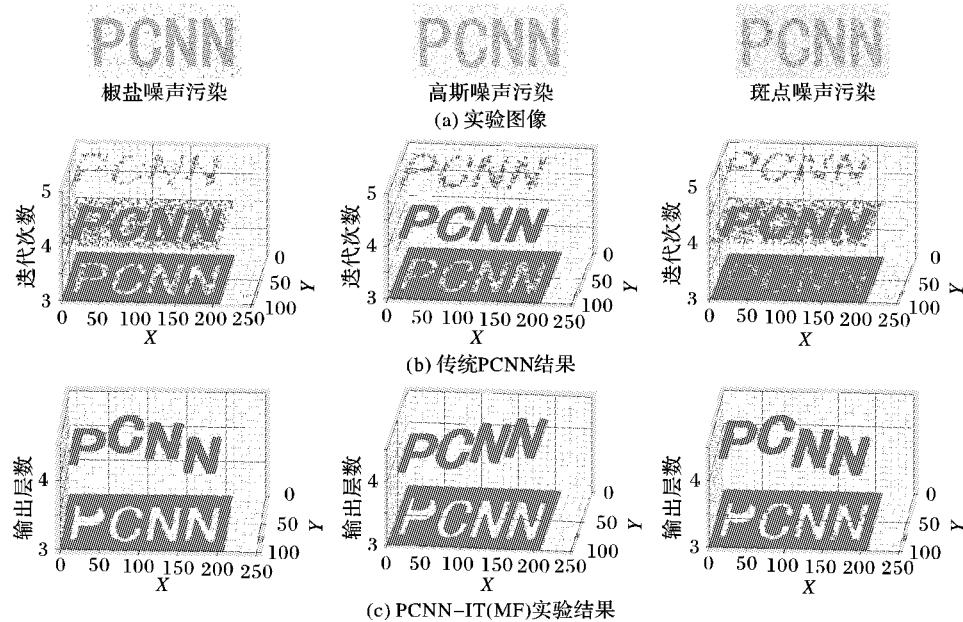


图 7 PCNN 与 PCNN-IT(MF) 去噪实验输出结果对比

表 1 PCNN 与 PCNN-IT(MF) 对多种噪声图像去噪时实验数据对比

噪声总类	噪声参数	加噪图像		传统 PCNN 处理后		PCNN-IT(MF) 处理后	
		噪声像素点个数	噪声强度/%	噪声像素点个数	噪声强度/%	噪声像素点个数	噪声强度/%
椒盐噪声 (密度 d)	$d = 0.05$ (默认)	2180	10.6378	1015	4.9529	144	0.7027
	$d = 0.1$	4102	20.0166	1850	9.0275	719	3.5085
	$d = 0.2$	7763	37.8812	3471	16.9375	1191	5.8117
高斯噪声 (均值 n , 方差 var)	(0, 0.01)(默认)	18702	91.2604	552	2.6936	245	1.1955
	(0.02, 0.02)	18597	90.7481	1138	5.5531	520	2.5375
	(0, 0.05)	19145	93.4221	2363	11.5308	1025	5.0017
斑点噪声 (均值 n , 方差 var)	(0, 0.04)(默认)	19172	93.5539	1874	9.1446	650	3.1718
	(0, 0.06)	19198	93.6808	2207	10.7695	734	3.5817
	(0, 0.1)	19327	94.3103	4225	20.6168	1744	8.5102

由三组实验结果可以看出,由于高斯噪声污染产生了变化平缓的噪声点,PCNN 的去噪效果尚可,对于斑点噪声、椒盐噪声污染的图像,其噪声缓解能力开始迅速下降,PCNN-IT(MF)却能够消除其中具有强灰度对比的孤立噪声点,得到很好的去噪效果,虽然对区域边界连通的杂点仍难消除,但总体去噪能力较好,且程序简单,可与其他更高效去噪方法结合使用,以达更好的去噪目的,如:PCNN-IT 也可与中值滤波算法结合^[19],与基于边缘检测的图像去噪方法结合^[20]以实现对区域边界连通杂点的消除等。因此,通过 PCNN-IT 分层提取后的区域大小作为杂点判定依据并进行杂点消除是一种可行方法,值得进一步研究。

4 结语

PCNN 在图像处理、信号识别等方面具有优势,但受限于

它在计算机中遍历实现过程,未能分开提取图像中颜色相同的多个连通区域,本文通过将连通区域提取方法融入到 PCNN 的遍历过程中来解决这一问题,并在分离出单连通区域的基础上,针对图像噪声在实验过程中造成的影响,作进一步的改进,在判定出图像中的噪声杂点后,将均值滤波模型 MF 与 PCNN-IT 相结合来消除,通过传统 PCNN 与 PCNN-IT(MF) 仿真实验对比显示出 PCNN-IT(MF) 对连通区域的分层能力以及更好的去噪效果,将更有利图像的后续处理。

参考文献:

- [1] HE L F, CHAO Y Y, SUZUKI K. Fast connected-component labeling [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(9): 1977–1987.
- [2] SUN X Y, DUBOIS E. A novel algorithm to stitch multiple views in image mosaics [C]// Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Acoustics Speech, and Signal Processing. Piscataway: IEEE, 2004, 3: 481–484.

(下转第 2910 页)

4 结语

本文将抠像技术和跟踪问题相结合,提出了一种运用抠像技术的融合图像精确跟踪算法。在本算法中,当前帧用于抠像的草图可以由前一帧的跟踪结果自动产生,同时可以由抠像结果获取精确的目标轮廓并完成目标模型的更新。

实验证明,本文算法思路是正确的,有效地避免了跟踪中的漂移问题,具有良好的跟踪精度。但是算法以颜色特征为模型核心,当部分背景与前景的颜色相同或非常相似时,算法会将这部分背景认为前景从而造成误检,因此算法的鲁棒性仍有待提高。在由颜色特征生成自动草图的模型中引入更多的目标特征,是算法下一步的改进方向。

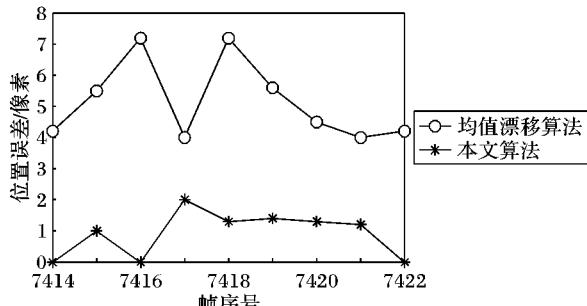


图 5 本文方法与均值漂移算法的位置误差比较

参考文献:

- [1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey [J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 13.
- [2] YANG M, WU Y, HUA G. Context-aware visual tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(7): 1195–1209.
- [3] NGUYEN H T, SMEULDERS A W M. Robust tracking using foreground-background texture discrimination [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 69(3): 277–293.
- [4] ZIVKOVIC Z, KR?SE B. An EM-like algorithm for color-histogram-based object tracking [C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004, 1: 798–803.
- [5] 周尚波, 胡鹏, 柳玉炯. 基于改进 Mean-Shift 与自适应 Kalman 滤波的视频目标跟踪 [J]. 计算机应用, 2010, 30(6): 1753–1756.
- [6] ISARD M, BLAKE A. Condensation conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5–28.
- [7] REN X, MALIK J. Tracking as repeated figure/ground segmentation [C]// Proceedings of the 2007 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 1–8.
- [8] SCHOENEMANN T, CREMERS D. Globally optimal shape-based tracking in real-time [C]// Proceedings of the 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2008: 1–6.
- [9] CHUANG Y Y, CURLESS B, SALESIN D H, et al. A Bayesian approach to digital matting [C]// Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2001: 264–271.
- [10] Ruzon M A, Tomasi C. Alpha estimation in natural images [C]// Proceedings of the 2000 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2000: 18–25.
- [11] LEVIN A, LISCHINSKI D, WEISS Y. A closed-form solution to natural image matting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 228–242.
- [12] 王晓华, 滕炯华, 赵春晖. 基于 H 分量检测的模板更新鲁棒分块跟踪方法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(5): 1261–1264.
- [13] 钱小燕, 韩磊, 王帮峰. 红外与可见光图像快速融合算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 23(7): 1211–1216.

(上接第 2898 页)

- [3] 宋斌. 一种新的图像连通区域快速标号算法 [J]. 电子测量技术, 2009, 32(9): 67–68.
- [4] 刘奇琦, 龚晓峰. 一种二值图像连通区域标记的新方法 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(11): 178–180.
- [5] 马庆军, 周世椿. 等价标号数组的快速处理算法 [J]. 光学与光子工程, 2010, 8(1): 52–54.
- [6] 朱云芳, 叶秀清, 顾伟康. 视频序列的全景图拼接技术 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(8): 1150–1155.
- [7] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [8] 顾晓东, 余道衡. PCNN 的原理及其应用 [J]. 电路与系统学报, 2001, 6(3): 45–50.
- [9] ECKHORN R, REITBOECK H J, AMDT M. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulation of results from cat visual cortex [J]. Neural Computation, 1990, 2(3): 293–307.
- [10] RANGANATH H S, KUNTIMAD G, JOHNSON J L. Pulse coupled neural networks for image processing [C]// Proceedings of 1995 IEEE Southeast Visualize the Future. Piscataway: IEEE, 1995: 37–43.
- [11] JOHN J L, RITTER D. Observation of periodic waves in a pulse-coupled neural network [J]. Optics Letters, 1993, 18(15): 1253–1255.
- [12] 马义德, 史飞, 李廉, 等. 一种基于脉冲耦合神经网络的脉冲噪声滤波器设计 [J]. 生物医学工程杂志, 2004, 21(6): 1019–1023.
- [13] 刘志华, 樊建华, 金志成. 注意在视觉特征捆绑中的作用 [J]. 应用心理学, 2006, 12(2): 135–141.
- [14] 于天河, 戴景民. 结合人眼视觉特性的红外图像增强新技术 [J]. 红外与激光工程, 2008, 37(6): 951–954.
- [15] 邓翔宇, 马义德. PCNN 参数自适应设定及其模型的改进 [J]. 电子学报, 2012, 40(5): 955–964.
- [16] 顾晓东, 郭仕德, 余道衡. 一种基于 PCNN 的图像去噪新方法 [J]. 电子与信息学报, 2002, 24(10): 1304–1309.
- [17] 邹文洁. 基于 PCNN 神经网络的图像去噪算法研究 [J]. 计算机仿真, 2008, 25(8): 234–237.
- [18] 杨秋霞. 中值滤波与均值滤波的应用研究 [J]. 内江科技, 2010, 31(11): 99–99.
- [19] 刘莉, 谈文蓉, 王燕. 一种基于 PCNN 和自适应中值滤波的去噪方法 [J]. 西南民族大学学报: 自然科学版, 2010, 36(6): 1045–1049.
- [20] 黄剑玲, 郑雪梅. 一种基于边缘检测的图像去噪优化方法 [J]. 计算机仿真, 2009, 26(11): 260–263.