

文章编号 1004-924X(2010)06-1429-07

概率神经网络与差异演化在胶囊 内窥图像出血识别中的应用

潘国兵, 颜国正, 张明卿, 邱祥玲

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要:为了解决在大量的胶囊内窥图像中寻找出血或相关病理特征这一难题,提出了一种智能自动识别胶囊内窥图像出血的方法。首先分析了胶囊内窥图像出血的颜色特征分布,然后利用差异演化算法(DE)对概率神经网络(PNN)进行了改进,使每个神经元传递函数具有不同的平滑参数。在此基础上提出了一种胶囊内窥图像出血智能识别的方法,并通过软件编程实现了该方法。实验结果表明,该软件能正确地识别出内窥图像中的出血区域并清晰地标示,用该方法测得的出血检测灵敏度和特异度分别为94%和87%,节省了图像识别时间,基本实现了胶囊内窥图像出血智能识别,可代替临床医生应用于胶囊内窥图像的初步检测。

关键词:胶囊内窥镜;出血检测;概率神经网络;差异演化算法

中图分类号:R445; TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20101806.1429

Application of probabilistic neural network and differential evolution to bleeding detection in wireless capsule endoscopy images

PAN Guo-bing, YAN Guo-zheng, ZHANG Ming-qing, QIU Xiang-ling

(School of Electronic, Information and Electrical Engineering, Shanghai JiaoTong
University, Shanghai 200240, China)

Abstract: An automatic and intelligent computer aided bleeding detection technique is presented to recognize the bleeding regions and other pathological features in large amounts of images generated from a Wireless Capsule Endoscope(WCE). Color features of the bleeding region in WCE images is extracted, and then the Probabilistic Neural Network (PNN) is improved by using differential evolution (DE) algorithm to offer the different smoothing parameters for each transfer function of neurons. Based on the improved PNN, the intelligent recognizing method is proposed and implemented through programming. The experimental results show that the bleeding regions in WCE images can be recognized correctly and marked clearly, and the sensitivity and the specificity of the method are measured as 94% and 87%, respectively. The intelligent bleeding detection method reduces the time-consuming for the WCE video detection and can help the clinician examine the gastrointestinal disease.

收稿日期:2009-06-15;修订日期:2009-07-07.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 30570485);国家863高技术研究发展计划资助项目(No. 2006AA04Z368)

Key words: capsule endoscopy; bleeding detection; Probabilistic Neural Network(PNN); differential evolution

1 引言

消化道出血是临床上最常见的胃肠道疾病之一,也是许多危险疾病的并发症和初期信号。大多数与出血相关的疾病在早期可以被治愈或者控制^[1],但是检测胃肠道出血却并不容易。无线胶囊内窥镜(Wireless Capsule Endoscopy, WCE)可以深入人体胃肠道进行全消化道检测^[2-4]。其被病人吞服后在人体胃肠道蠕动作用下顺着消化道向下运动,在运动过程中,以 2 frame/s 的速率将胃肠道图像发射出体外,并由体外的接收盒接收存储,最后被导入图像工作站进行处理。胶囊内窥镜最后由肛门自然排出,检测结束。整个过程无需人工干预,不会为病人带来任何疼痛与不便,而且不存在检测盲区,实现了无痛无创全消化道检测。由于这些优点,胶囊内窥镜作为一种新型的消化道检测技术越来越多地在临床中得到应用^[5-8]。

胶囊内窥镜在人体内大约工作 8 h 后被排出,患有胃肠道疾病的人代谢时间会更长,所以一次检测将产生至少 57 600 帧图像。在如此巨大数量的图像中寻找出血或相关病理特征是一件非常耗时耗力的工作。即使是经验丰富的专家也至少要花 2 h 的时间,这不仅浪费时间,而且由于视觉疲劳会出现漏检的情况。随着胶囊内窥镜向高速高清多功能的方向发展,一次检测过程将产生更多的内窥图像,人工检测如此众多的图像几乎是不可能的事情。所以利用图像处理与模式识别技术实现出血计算机智能识别是一个必然的趋势,也是当前必须解决的问题。

Given Image 公司虽然也提供了出血自动识别的软件 SBI (Suspected Blood Indicator),但是其精度不高,不足以代替人工的检测,据报告其灵敏度与特异度分别为 72% 和 85%^[9-10]。M. Mackiewicz 等人使用自适应的彩色直方图来检测出血^[11]。这种方法首先在 HSI 彩色直方图中

得到整个检测过程中的胃肠道背景和出血的颜色分布,然后从可疑出血内窥图像中提取出颜色特征,最后采用支持向量机(Support Vector Classification, SVC)将内窥图像归类为出血,损伤和正常等 3 类。作者并未给出具体的测试,而文中的实验结果也只是显示该算法比 SBI 要好。N. Bourbakis 提出了一种基于神经网络的出血检测算法^[12],但是作者并未在文中给出所构建的神经网络的模型。该神经网络只使用了 13 帧内窥图像对其进行训练,而测试该神经网络的性能也只用了 3 帧图像,这显然是不够的,而且其出血识别灵敏度低于 80%。Baopu Li 等构建了一个 3 层的多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)的神经网络来进行出血识别^[13]。多层感知器是线性感知器的一种改进形式,其鲁棒性和抗噪声能力比较低,并不适合非线性的分类。尽管文中实验表明该种方法的灵敏度达 90%,但文中并未给出该种方法的特异度。对于出血检测还有其他的一些研究^[14-15],但是都未能取得满意的结果。

针对这个问题,本文对胶囊内窥图像的出血特征分布和概率神经网络进行了研究,使用差异演化(Differential Evolution, DE)算法对概率神经网络进行优化,最后通过软件编程实现了基于优化的概率神经网络的出血识别方法。实验表明该方法的出血检测灵敏度达 94%,特异度达 87%,基本实现了胶囊内窥图像出血智能识别,将代替临床医生应用于胶囊内窥图像的初步检测。

2 概率神经网络模型及其改进算法

2.1 概率神经网络模型

概率神经网络结合了统计模式识别和前向型神经网络的优点,具有训练时间短、结构稳定、能产生贝叶斯后验概率输出的特点,而且可以获得正确识别结果的最大可能概率,所以概率神经网络又称为最大可能概率神经网络。径向基函数为高斯函数,由于其局部响应的特点,概率神经网络能够以任意精度逼近任意的连续函数。所以当训

训练样本足够时,概率神经网络具有强大的非线性识别能力,适合复杂的识别分类问题^[16-17]。概率神经网络由径向基神经元和竞争神经元共同组建,加上输入层,概率神经网络一般为三层网络,其网络结构如图 1 所示^[18]。

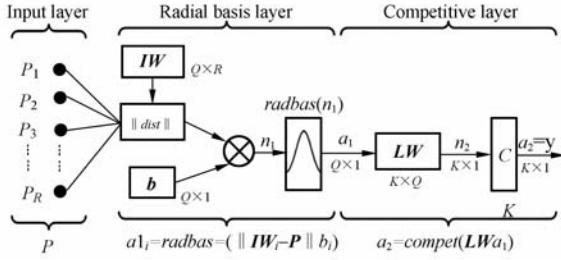


图 1 概率神经网络的结构
Fig. 1 Architecture of PNN

图 1 所示的神经网络有 Q 组输入向量,径向基网络层有 Q 个神经元;每组输入向量有 R 个元素,输入层有 R 个神经元;所有输入向量共可分 K 种模式类,竞争网络层有 K 个神经元。 \mathbf{P} 是 R 维的输入向量; \mathbf{IW} 是径向基神经元的权重矩阵;函数计算输入向量 \mathbf{P} 与权重矢量 \mathbf{IW}_j ($j=1, 2, \dots, Q$) 的距离; \mathbf{b} 为阈值矢量; $radbas(n)$ 为径向基神经元传递函数:

$$a = radbas(n) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{P} - \mathbf{IW}_j\|^2}{2\sigma^2}\right]. \quad (1)$$

由式(1)可见,当输入向量 \mathbf{P} 与权重矢量 \mathbf{IW}_j 相同时,距离为 0,径向基函数输出为最大值 1。当 \mathbf{P} 与权重矢量 \mathbf{IW}_j 的距离增大时,径向基函数输出值减小。所以径向基函数相当于输入矢量 \mathbf{P} 与权重矢量 \mathbf{IW}_j 的相似性探测器,当二者完全相同时输出为 1。而阈值 b 可以调节径向基神经元的灵敏度。 \mathbf{LW} 是竞争网络层神经元权重矩阵,每个 K 维的 \mathbf{LW}_j 矢量只有一个元素为 1,其它都为 0。 C 为竞争层神经元竞争函数。竞争层传递函数比较输入向量 \mathbf{P} 与各种模式类的相似概率,并输出一个 K 维的向量,其中相似概率最大的那种模式类对应的元素被设置为 1,其它都为 0,于是 1 所出现的位置就指示了输入向量 \mathbf{P} 被识别的类别。

2.2 差异演化算法优化概率神经网络

径向基神经元传递函数 $radbas(n)$ 中 σ 为平滑参数,其值决定了高斯曲线的宽度。在基本概率神经网络中,每个神经元的传递函数采用了相

同的平滑参数 σ ,其识别性能受到限制。如果每个神经元都采用自适应的平滑参数,概率神经网络的识别性能将得到提升,则每个神经元传递函数具有不同的平滑参数:

$$a = radbas(n) = \frac{1}{(2\pi\sigma_j^2)^{n/2}} \exp\left[-\frac{\|\mathbf{P} - \mathbf{IW}_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right] \quad j=0, 1, \dots, Q. \quad (2)$$

差异演化算法是一种基于群体差异的演化算法。和其它进化算法如遗传算法(GA)、进化规划(EP)、进化策略(ES)相比,差异演化算法不仅在求解非凸、多峰,非线性函数优化问题中表现极强的稳定性,而且还具有算法简单、收敛速度快等优点。利用差异演化算法对径向基传递函数进行优化主要包括以下几个步骤:

(1)初始化种群的构造:在 Q 维空间随机均匀产生满足约束条件的 NP 个个体向量

$$\sigma_{ij,0} = \sigma_{ij,0}^L + \epsilon_{ij,0} (\sigma_{ij,0}^U - \sigma_{ij,0}^L) \quad i=0, 1, \dots, Q; j=0, 1, \dots, NP, \quad (3)$$

式中: $\sigma_{ij,0}$ 为第 0 代第 i 个个体, $\sigma_{ij,0}^L$ 和 $\sigma_{ij,0}^U$ 为 $\sigma_{ij,0}$ 的上界和下界, $\epsilon_{ij,0} \in [0, 1]$ 。

(2)变异操作:变异操作主要是生成扰动矢量。从当前代中随机选择 3 个互不相同的个体,按下式生成扰动矢量 $\mathbf{v}_{j,G}$:

$$\mathbf{v}_{j,G} = \sigma_{r1,G} + F \cdot (\sigma_{r2,G} - \sigma_{r3,G}), \quad (4)$$

其中: $\sigma_{r1,G}, \sigma_{r2,G}, \sigma_{r3,G}$, 表示第 G 代中 3 个不同的随机个体,变异因子 $F \in [0, 2]$,它控制参数矢量和差别的放大量。

(3)交叉操作:交叉操作能增加种群的多样性。对变异操作得到的扰动量 $\mathbf{v}_{i,G}$ 和对应父代个体 $\sigma_{ij,G}$ 按下式进行交叉操作生成新的个体 $\mathbf{u}_{ij,G+1}$:

$$\mathbf{u}_{ij,G+1} = \begin{cases} \mathbf{v}_{ij,G} & rand(j) < Cr \text{ 或者 } i=k \\ \sigma_{ij,G} & \text{其它} \end{cases}, \quad (5)$$

$k \in \{1 \dots NP\}$ 为随机生成数,交叉概率 $Cr \in [0, 1]$ 。

(4)选择操作:比较新矢量 $\mathbf{u}_{j,G+1}$ 和预订矢量 $\sigma_{j,G}$,如果新的矢量优于预定矢量,就用新的矢量代替预定矢量;否则保留预定矢量:

$$\sigma_{j,G+1} = \begin{cases} \mathbf{u}_{j,G+1} & f(\mathbf{u}_{j,G+1}) \leq f(\sigma_{j,G+1}) \\ \sigma_{j,G} & f(\mathbf{u}_{j,G+1}) > f(\sigma_{j,G+1}) \end{cases}, \quad (6)$$

其中: $f(x)$ 为评价函数。在对平滑参数 σ 寻优时, σ 必须满足 $\sigma \in [0, 1]$ 。DE 算法的寻优过程中选择 $F=0.9, N=100$,将最后一代种群中具有最

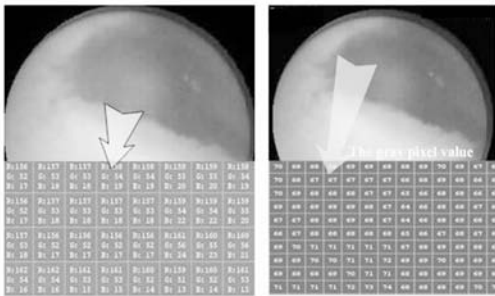
优目标函数值的个体作为 PNN 中的平滑参数。

3 出血检测

3.1 出血图像特征提取

HSI 是最常用的一种基于视觉感知的颜色空间。H 表示颜色所对应的色调;S 为饱和度,表示了一种颜色的纯度。当一种颜色混合了白光后,其饱和度就会降低,混合白光越多,饱和度越低;相反混合的白光越少,饱和度越高。色调和饱和度组成了一种颜色的色度。I 表示颜色的灰度。最常用的基于设备的颜色空间是 RGB 空间。在 RGB 空间中任何一种颜色都是由红 (Red) 绿 (Green) 蓝 (Blue) 三基色组成: $C = rR + gG + bB$, C 表示合成的某一种颜色; \equiv 表示颜色组合; r, g, b 为各分量的系数。所以颜色在 RGB 和 HSI 颜色空间中可以分别用颜色向量 $C(R, G, B)$ 和 $C(H, S, I)$ 表示。

图 2(a) 所示的是一帧典型的出血胶囊内窥图像。从图可见出血区域区别于非出血区域最典型的特征就是二者颜色的差异。虽然整帧图像都呈现红色,但是出血区域呈现饱和度更高的红色。图 2(b) 所示的图像是该典型出血胶囊内窥图像对应的灰度图像。由图可见,出血区域的灰度明显低于非出血区域。这是因为出血区域颜色饱和度较高,即颜色混合了较少的白光,所以其灰度值较低;而非出血区域颜色饱和度较低,即混合了较多的白光,其灰度值因此比较高。

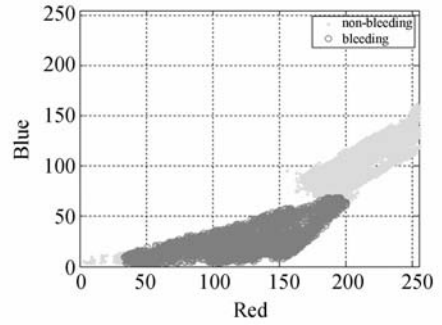


(a) 颜色特征对比 (a) Color difference
 (b) 灰度特征对比 (b) Gray difference

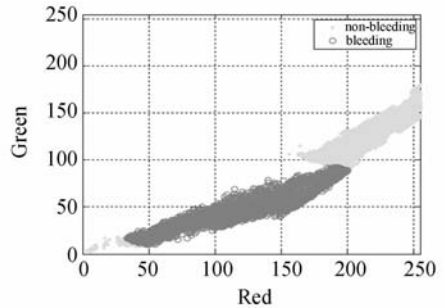
图 2 典型出血胶囊内窥图像

Fig. 2 Typical bleeding WCE images

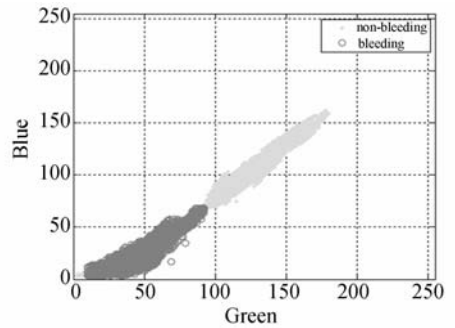
典型出血胶囊内窥图像中的出血像素和非出血像素在 RGB 空间中的分布状况如图 3 所示,



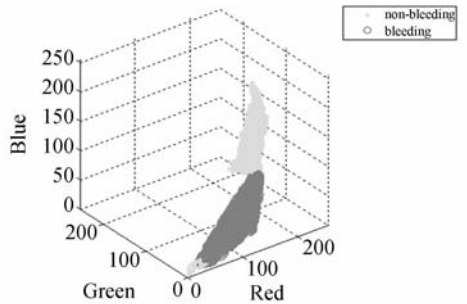
(a) 像素在 RB 颜色空间中的分布
 (a) Distribution of pixels in RB space



(b) 像素在 RG 颜色空间中的分布
 (b) Distribution of pixels in RG space



(c) 像素在 GB 颜色空间中的分布
 (c) Distribution of pixels in GB space



(d) 像素在 RGB 颜色空间中的分布
 (d) Distribution of pixels in RGB space

图 3 出血像素和非出血像素的分布
 Fig. 3 Distribution of bleeding and non-bleeding pixels

其中(a)~(c)分别显示了出血像素和非出血像素在 RB, RG 和 GB 2 维空间中的分布, (d) 显示了其在 RGB 三维空间中的分布。其中红色的‘○’表示出血像素而绿色的‘·’表示非出血像素。

从图 3 所示的分布图中可以清楚地看出: 出血像素和非出血像素有自己特定的颜色区域, 可以通过颜色特征将出血像素和非出血像素区分开, 进而识别出胶囊内窥图像中出血区域和非出血区域, 所以可以选择像素在 RGB 和 HSI 颜色空间中的向量 $x = (R, G, B, H, S, I)$ 值作为颜色特征向量。

3.2 出血识别方法及其实现

概率神经网络出血识别分类器的输入为 6 维的颜色特征向量 $x = (R, G, B, H, S, I)$, 输出为待测像素的模式 m , 定义输出 $m = 1$ 为出血模式; $m = 0$ 为非出血模式。为了构建概率神经网络分类器, 我们从 20 帧胶囊内窥图像中提取出 930 575 个像素组成输入序列 $P\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中包含了 339 850 个出血像素和 590 725 个非出血像素。这些像素的模式组成了目标输出序列 $T\{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ 。从输入/目标序列 P/T 中选取 1 000 像素序列组成概率神经网络的初始训练样本 P'/T' 。 P/T 剩下的部分被分成 15 组, 并分组对建立的概率神经网络进行测试。每一组测试后将错误识别的像素提取出来加入到训练样本 P'/T' 中对已经建立的概率神经网络进行强化训练。经过 15 组的强化训练后, 该概率神经网络可以正确识别出输入/目标序列 P/T 每一个像素。

基于上面构建好的概率神经网络分类器, 出血识别方法按如下步骤实现, 如图 4 所示: (a) 读入待检测的胶囊内窥图像, 去掉黑色边缘及图像区域中太暗的像素; (b) 逐行逐个扫描内窥图像中的像素, 输入概率神经网络识别器中识别其模式, 并相应地标记每个像素为出血模式和非出血模式; (c) 计算每个出血区域的面积, 如果面积太

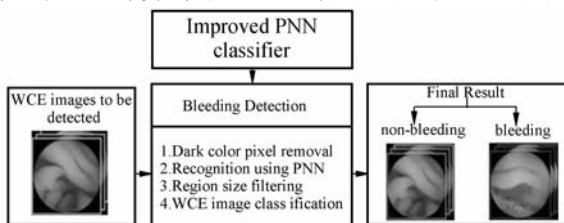
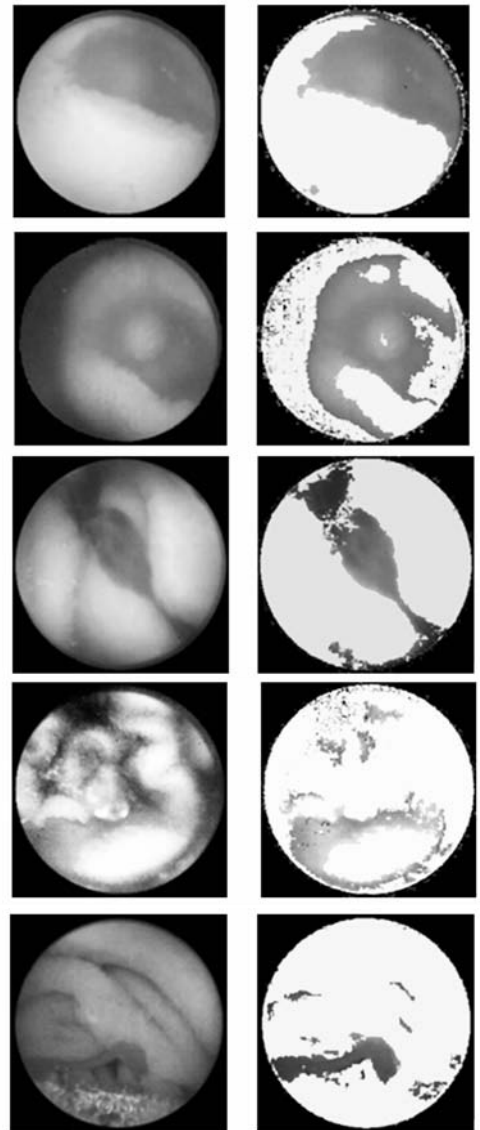


图 4 出血识别步骤框架图

小则滤除该出血区域, 因为出血像素不可能孤立地或者很少数量地出现; (d) 经过小面积滤出后, 如果内窥图像中有出血区域, 则该图像被归类为出血内窥图像, 否则归类为非出血内窥图像。

以上的检测方法通过软件编程被实现为出血检测应用软件。使用该出血检测软件在通用 PC 机上对图 5 (a) 中的胶囊内窥图像进行了识别, 其结果如图 5 (b) 所示。在识别结果中, 红色和绿色分别代表出血和非出血区域。小面积的出血区域被滤除后被标记为绿色。识别结果清楚地显示出: 内窥图像出血区域能够被该识别方法正确地识别并清楚地标示。



(a) 待检测的胶囊内窥图像 (b) 出血检测结果
(a) WCE images to be detect (b) Detection result

图 5 出血胶囊内窥图像识别结果

Fig. 5 Detection result of bleeding WCE images

Fig. 4 Frame work of bleeding detection method

4 实验与分析

在出血识别过程中,出血图像可能被识别为非出血图像,这种情况被称为出血模式错误识别;非出血图像可能被识别为出血图像,这种情况被称为非出血模式错误识别;其他情况是正确的识别结果。灵敏度和特异度是衡量模式识别分类效果的理想指标^[19]。为了检测基于概率神经网络出血识别方法的性能,我们通过实验测试了该识别方法的灵敏度和特异度,其计算公式如下:

$$Sensitivity = \frac{T_B}{T_B + F_{NB}}, \quad (7)$$

$$Specificity = \frac{T_{NB}}{T_{NB} + F_B}, \quad (8)$$

其中: T_B , T_{NB} 分别为出血和非出血的正确识别数; F_B , F_{NB} 分别为出血和非出血的错误识别数。

从胶囊内窥镜图像库中,我们选取了 150 个视频共 14 630 帧胶囊内窥镜图像,其中出血图像 3 172 帧,非出血图像 11 458 帧。使用出血识别应用软件对这些图像进行识别,识别结果如表 1 所示。

实验结果显示该出血检测灵敏度为 94% 特异度近 87%。在识别过程中,大多数被错误识别的内窥镜图像的出血都是陈旧性出血,陈旧性出血区域较暗,颜色特征不明显,所以容易误判。

参考文献:

- [1] National Digestive Diseases Information Clearinghouse. *Bleeding in the Digestive Tract* [M]. Bethesda, Maryland: National Institutes of Health, 2004:1-6.
- [2] LDDAN G, MERON G, GLUKHOVSKY A, *et al.*. Wireless capsule endoscopy [J]. *Nature*, 2000,405(6785):417-417.
- [3] SWAIN P, LDDAN G J, MERON G, *et al.*. Wireless capsule endoscopy of the small bowel: development, testing, and first human trials [C]. *Bio-monitoring and Endoscopy Technologies, Amsterdam, Netherlands, SPIE*, 4158, 19-23.
- [4] 姜萍萍, 颜国正, 郭旭东, 等. 用于体内胶囊式遥测系统的电磁跟踪定位方法 [J]. *光学精密工程*, 2007,15(8):1247-1252.

表 1 内窥镜图像出血识别结果

Tab. 1 Results of bleeding detection (units: frames)

	识别为出血	识别为非出血	共计
出血	2 987	185	3 172
非出血	1 505	9 953	11 458
共计	4 492	10 138	14 630
灵敏度		94.2%	
特异度		86.9%	

5 结 论

胶囊内窥镜作为一种新型的胃肠道疾病检测技术,由于其方便、无痛、无创、全消化道检测的优点正得到越来越多的应用。然而从庞大的图像数据中寻找出血的病理特征,对医生来说是一件非常费时费力的事情。为了实现胶囊内窥镜图像出血的自动智能识别,本文分析了出血像素和非出血像素的颜色特征,利用颜色特征向量作为输入,利用差异演化算法对概率神经网络进行了改进。在此基础上实现了一种新的基于改进的概率神经网络的胶囊内窥镜图像出血智能识别的方法,并通过软件编程实现了该方法。最后通过 150 个视频共 14 630 帧胶囊内窥镜图像实验验证了该出血检测方法的可行性,实验结果表明,该方法的出血检测灵敏度和特异度分别达 94% 和 87%,基本实现了胶囊内窥镜图像出血智能识别,将代替临床医生应用于胶囊内窥镜图像的初步检测。

- JIAN G P P, YANG G ZH, GUO X D, *et al.*. Electro-magnetic tracking system for capsule-typed telemetric device [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(8):1247-1252. (in Chinese)
- [5] CHAN S, WANG J, DANIELS J M, *et al.*. A retrospective evaluation of wireless capsule endoscopy: determination of factors that influence transit time [J]. *Gastrointestinal Endoscopy*, 2004,59(5):175.
- [6] CANLAS K R, DOBOZI B M, LIN S, *et al.*. Using capsule endoscopy to identify GI tract lesions in cirrhotic patients with portal hypertension and chronic anemia [J]. *Journal of Clinical Gastroenterology*, 2008,42(7):844-848.
- [7] CHAN F S, CHU K M. Capsule endoscopy for gastrointestinal bleeding of obscure origin [J]. *Asian Journal of Surgery*, 2008,31(2):96-99.
- [8] 周曲, 颜国正, 王文兴. 相关系数分析在模糊图像

- 参数识别中的应用 [J]. 光学精密工程, 2007, 15(6): 988-995.
- ZHOU Q, YAN G ZH, WANG W X. Application of correlation analysis to parameter recognition for blur image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(6): 988-995. (in Chinese)
- [9] BUSCAGLIA J M, GIDAY S A, KANTSEVOY S V, *et al.*. Performance characteristics of the suspected blood indicator feature in capsule endoscopy according to indication for study [J]. *Clinical Gastroenterology and Hepatology*, 2008, 6(3): 298-301.
- [10] LIANGPUNSAKUL S, MAYS L, REX D K. Performance of given suspected blood indicator [J]. *The American Journal of Gastroenterology*, 2003, 98(12): 2676-2678.
- [11] MACKIEWICZ M, FISHER M, JAMIESON C. Bleeding detection in Wireless Capsule Endoscopy using adaptive colour histogram model and Support Vector Classification [C]. *Medical Imaging 2008 Conference, San Diego, CA: Spie-Int Soc Optical Engineering*, 2008, 6914: R1-R12.
- [12] BOURBAKIS N, MAKROGIANNIS S, KAVRAKI D, *et al.*. A neural network-based detection of bleeding in sequences of WCE images [C]. *5th IEEE Symposium on Bioinformatics and Bioengineering, Minneapolis, MN: IEEE Computer Soc*, 2005, 324-327.
- [13] BAOPU L, MENG M Q H. Computer aided detection of bleeding in capsule endoscopy images [C]. *2008 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 2008: 1963-1966.
- [14] HWANG S, OH J, COX J, *et al.*. Blood detection in wireless capsule endoscopy using expectation maximization clustering [C]. *Medical Imaging 2006: Image Processing. San Diego, CA, USA: SPIE*, 2006, 6144: 1-11.
- [15] SUB YUN J, YOUNG HO K, HA DONG L, *et al.*. Active Blood Detection in a High Resolution Capsule Endoscopy using Color Spectrum Transformation [C]. *2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics, IEEE*, 2008: 859-862.
- [16] SPECH T D. Probabilistic neural network [J]. *Neural Networks*, 1990, 3(1): 109-118.
- [17] 洪喜, 续志军, 杨宁. 基于径向基函数网络的光电编码器误差补偿法 [J]. 光学精密工程, 2008, 16(4): 598-604.
- HONG X, XU ZH J, YANG N. Error compensation of optical encoder based on RBF network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(4): 598-604. (in Chinese)
- [18] Mathworks. Probabilistic Neural Networks [N/OL]. <http://www.mathworks.com/access/helpdesk/>, Jun, 2009.
- [19] DG A, JM B. Diagnostic tests. 1: Sensitivity and specificity [J]. *BMJ*, 1994, 308(6943): 1552.

作者简介:



潘国兵(1978—),男,湖北襄樊人,博士研究生,主要研究方向为微医疗智能检测系统,医疗图像处理与微型智能机器人等。E-mail: guobpan@gmail.com



张明卿(1986—),女,四川成都人,硕士研究生,主要研究方向为微型智能检测系统。E-mail: tracy_18@163.com



颜国正(1961—),男,湖南桃江人,教授,博士生导师,主要研究方向为微型机电系统控制理论与方法、医用精密仪器与机器人技术等。E-mail: gzhyan@sjtu.edu.cn



邱祥玲(1984—),女,江苏徐州人,硕士研究生,主要研究方向为微型智能检测系统。E-mail: qxl19840714@163.com