

基于改进BP神经网络的尿液中红白细胞识别算法

刘晓彤 王伟 李泽禹 沈思婉 姜小明

重庆邮电大学生物医学工程研究中心 重庆 400065

重庆市医用电子与信息技术工程研究中心 重庆 400065

(786304648@qq.com)



摘要 对显微图像中的尿液有形成分包括红白细胞等进行分析,可以帮助医生对有肾脏和泌尿系统疾病的患者进行评估。针对无染色、无标记的尿液图像中红白细胞存在对比度低、边缘模糊等问题,提出一种基于改进BP神经网络的识别方法。首先,将遗传算法引入BP神经网络对网络权值和阈值进行优化,解决训练过程中网络容易陷入局部极值等问题,提高BP神经网络的识别精度;其次,使用动量梯度下降法消除网络在梯度下降中产生的摆动,加快网络的收敛,提高BP神经网络的学习速度。与基础BP神经网络相比,改进方法对红白细胞的识别准确度分别提高了6.9%和9.5%,且识别时间分别缩短了19.3s和42.1s;与CNN识别算法相比,改进算法对白细胞的识别准确度提高了1.7%;与SVM识别算法相比,改进算法对红白细胞的识别准确度分别提高了12.9%和12.7%。验证实验和对照实验的结果表明,改进方法能以较高的准确率和较快的速度实现红白细胞的识别。

关键词:尿液有形成分;红白细胞;遗传算法;BP神经网络;动量梯度下降法

中图法分类号 TP391.41,TP183

Recognition Algorithm of Red and White Cells in Urine Based on Improved BP Neural Network

LIU Xiao-tong, WANG Wei, LI Ze-yu, SHEN Si-wan and JIANG Xiao-ming

Research Centre of Biomedical Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Chongqing Engineering Research Center of Medical Electronics and Information Technology, Chongqing 400065, China

Abstract Analyzing the components of urine in the microscopic image such as red and white blood cells can help doctors evaluate patients with kidney and urinary diseases. According to the characteristics such as low contrast, fuzzy edge of red and white cells in the non-stained and unlabeled urine image, a recognition method based on improved BP neural network was proposed in this paper. Firstly, the method combines genetic algorithm with BP neural network to optimize the weights and thresholds, to solve the problems of local extremum in the training process and improve the recognition accuracy of the BP neural network. Secondly, it uses the method of momentum gradient descent to eliminate the oscillation of network in gradient descent, to accelerate the convergence of the network and improve the learning rate of BP neural network. Compared with basic BP neural network, the improved algorithm improves the recognition rate of red and white blood cells by 6.9% and 9.5%, and the recognition speed has increased by 19.3s and 42.1s. Compared with the CNN recognition algorithm, the improved algorithm improves the recognition rate of white blood cells by 1.7%. Compared with the SVM recognition algorithm, the improved algorithm improves the recognition rate of red and white blood cells by 12.9% and 12.7%. The results of verification test and control test show that the improved method can realize the recognition of red and white cells with higher accuracy and faster recognition speed.

Keywords Urine formed element, Red and white cells, Genetic algorithm, BP neural network, Gradient descent with momentum

1 引言

尿液有形成分的检查,是指将新鲜尿离心后,用显微镜观察尿沉淀物的检查方法。对显微图像中尿液的有形成分包括红细胞、白细胞、结晶等进行分析,可以帮助医生对有肾脏和泌尿道疾病的患者进行评估^[1]。本文主要对尿液有形成分中

的红白细胞进行识别分析,这也是显微镜中最具有临床价值的必要参数^[2]。

近年来,基于机器学习的尿液有形成分识别算法(如支持向量机)^[3]都取得了很好的效果,但是其只针对特定的图片才能达到较好的识别效果。深度学习是一种实现机器学习的技术,其最具有代表性的卷积神经网络(Convolutional Neural

到稿日期:2019-08-05 返修日期:2019-12-18 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61801069);重庆市教委科学技术研究项目(KJ1704073)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61801069) and Chongqing Education Commission Science and Technology Research Project(KJ1704073).

通信作者:王伟(wangw@cqupt.edu.cn)

Networks, CNN)凭借着极强的适应性以及权值共享结构,在图像识别领域取得了巨大成功。Molina-Cabello 等^[4]使用圆霍夫变换(Circle Hough Transform, CHT)对细胞进行定位,将血细胞图像作为 CNN 的输入,取得了良好的识别效果;但其未考虑网络收敛问题,且训练 CNN 对计算机硬件的要求很高。神经网络可以有效地实现针对大数据量的预测,且硬件要求较低,在识别尿液有形成分方面取得了一定的成果,在特征提取、有监督和无监督学习、训练、检测识别等环节也有比较稳定的性能^[5]。神经网络中基于有监督学习的 BP(Back Propagation)神经网络模型因具有较强的非线性映射能力,在各类图像识别方面都具有良好的应用,如人体姿势、车牌、手势和手写数字识别^[6-9]等。

传统 BP 神经网络存在着局部极值^[10]、收敛速度较慢等问题。为了弥补这些缺陷,本文做了两方面改进:1)使用遗传算法寻找网络最佳初始阈值、初始权值和网络结构;2)使用动量梯度下降法消除梯度下降中产生的摆动,加快学习速率。

2 识别与优化算法

2.1 BP 神经网络

神经网络^[11-14]是近年来备受关注的机器学习技术,被运用于各个学科的研究分析,并取得了很多有价值的成果。BP 神经网络因具有良好的非线性映射能力、自学习和自适应能力,成为了目前应用最多的神经网络之一^[15]。BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,其基本原理是利用已有结果的数据对网络进行训练,之后用训练好的网络模型对未知数据样本进行输出预测^[16]。

训练 BP 神经网络的过程,实际上就是网络通过反向传播不断调整自身参数的过程。BP 神经网络的参数即权值和阈值通常初始化为(-1,1)之间的随机数,该初始值对网络训练的影响很大,但又无法准确获得,使得 BP 神经网络具有较强的随机性和不确定性,因而通常在实际应用中达不到预期效果。因此,本文引入遗传算法来优化出最佳的网络初始参数,提高 BP 神经网络的预测精度。

2.2 遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithm)受生物进化论启发,是一种通过模拟自然界中适者生存、优胜劣汰的进化过程得到待解决问题的最优解的方法^[17]。

如图 1 所示,遗传算法由种群初始化开始,而初代种群包含了待解决问题的解集。

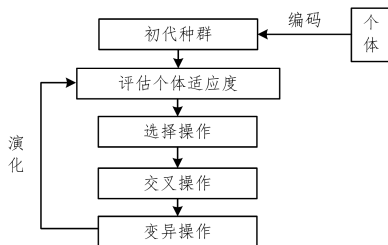


图 1 遗传算法的过程

Fig. 1 Process of genetic algorithm

产生的初代种群由一定数目的基因编码的个体组成,而每个个体是染色体带有特征的实体,其中每一条染色体代表问题的一个解。

使用遗传算法优化 BP 神经网络是为了得到最优个体,从而对网络的初始权值和阈值进行赋值,使网络经训练后能更好地预测样本的输出。

2.3 动量梯度下降法

在处理数据量过大、目标函数复杂等情况下,BP 神经网络会出现收敛速度较慢等缺陷,因此本文选取动量梯度下降法对网络进行优化,以减少梯度下降过程中产生的摆动,加快网络学习速度。

在传统 BP 神经网络梯度下降法中,每次参数更新的公式为:

$$W_i = W - \alpha \nabla W$$

$$b_i = b - \alpha \nabla b$$

其中, W 和 b 为神经网络权值和阈值, α 为学习率。可以看到,网络每次更新参数仅与当前梯度值相关,并不涉及之前的梯度。而动量梯度下降法(Gradient Descent with Momentum)则对求得的梯度 ∇W 和 ∇b 使用指数加权平均得到 $V_{\nabla W}$ 和 $V_{\nabla b}$,并使用新的参数更新之前的参数。

动量梯度下降法是梯度下降法的改良版本,通过消除梯度下降中产生的摆动,使得 BP 神经网络可用较大的学习率加快学习速度。

3 改进 BP 神经网络识别算法

遗传算法优化 BP 神经网络的目的是寻找网络的最佳初始权值和阈值^[18],使优化后的网络能更好地进行红白细胞的分类预测。遗传算法优化三层 BP 神经网络分类预测模型的具体过程如图 2 所示。

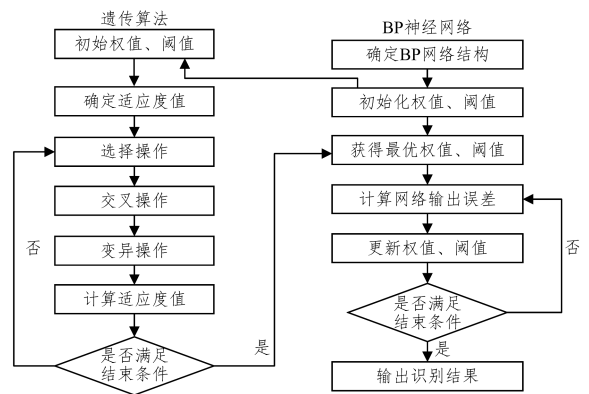


图 2 GA-BP 网络的结构

Fig. 2 Structure of GA-BP network

3.1 种群初始化

在种群初始化产生的初代种群中,每个个体在编码中都携带了 BP 神经网络各层的权值和阈值,即包含了网络全部的参数,在网络模型结构不变的前提下,就可以形成一个结构和参数确定的 BP 神经网络分类预测模型。

3.2 适应度值

根据种群初始化中的个体,可以得到 BP 神经网络的初始权值和阈值。把网络的实际输出与期望输出之间的误差作为个体的适应度值 F ,其计算公式为:

$$F = k \left(\sum_{j=1}^n \text{abs}(y_j - o_j) \right) \quad (1)$$

其中, n 为网络输出节点数; y_i 为网络第 i 个节点的期望输

出; o_i 为网络第 i 个节点的实际输出; k 为系数。

3.3 选择操作

运用比例选择法(又称轮盘赌法)进行选择操作,其作用是确定种群中需要重组或交叉的个体。 p_i 为种群中每个个体被选中的概率,其计算公式为:

$$f_i = \frac{k}{F_i} \quad (2)$$

$$p_i = \frac{J_i}{\sum_{j=1}^N f_j} \quad (3)$$

其中, N 为种群个体数目, f_i 是适应度值的倒数。 f_i 越小,适应性越差; f_i 越大,适应性越好,个体被选择的概率也就越大。

3.4 交叉操作

随机选中两个个体的两个“基因”进行相同段基因的“杂交”,第 k 个个体 a_k 和第 l 个个体 a_l 在相同段的第 j 个基因的交叉操作方法如下:

$$a_{kj} = a_{kj}(1-b) + a_{lj}b \quad (4)$$

$$a_{lj} = a_{lj}(1-b) + a_{kj}b \quad (5)$$

其中, b 是 $[0, 1]$ 之间的随机数。

3.5 变异操作

在种群中随机选取某个个体中的某个基因进行变异操作。对第 i 个个体中的第 j 个基因 a_{ij} 进行变异操作的方法如下:

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) * f(g), & r > 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) * f(g), & r \leq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

$$f(g) = r_2 \left(1 - \frac{g}{G_{\max}}\right)^2 r_2 \quad (7)$$

其中, a_{\max} 为基因 a_{ij} 的上界; a_{\min} 为基因的下界; g 为当前迭代次数; G_{\max} 是最大的迭代次数; r 为 $[0, 1]$ 间的随机数。

引入遗传算法的目的是得到更适合 BP 神经网络分类预测的初始权值和阈值,解决 BP 神经网络学习模型中存在的局部极值问题,使优化后的网络能更好地进行红白细胞的分类预测。

4 实验和结果分析

本文选取的实验图片为 50 幅无染色、无标记的 20 倍倍率的尿液有形成分镜检原图,分辨率为 $2048 * 1536$,通过 python 语言对本文提出的识别算法进行验证。首先,从分割好的红白细胞子图像中各选取 1000 组数据作为输入,其中前 600 组作为训练集,后 400 组作为测试集。为了进行分析比较,实验选择 3 种神经网络及 SVM 分类器对分割好的红白细胞子图像进行分类识别。

4.1 验证实验

表 1 比较了两种 BP 神经网络对红细胞和白细胞的识别率测试结果。

表 1 两种 BP 神经网络对红细胞和白细胞的识别率

Table 1 Recognition rate of red and white blood cells by two BP neural networks

(单位: %)		
	本文改进算法	未优化的 BP 神经网络
白细胞	98.4	88.9
红细胞	97.4	90.5

本文改进 BP 神经网络对白细胞的识别率为 98.4%, 对

红细胞的识别率为 97.4%; 而未优化的 BP 神经网络对白细胞的识别率为 88.9%, 对红细胞的识别率为 90.5%。可以看出, 本文改进的 BP 神经网络由于对初始权值和阈值进行了优化, 避免了传统 BP 神经网络容易陷入局部极值的问题, 增强了 BP 神经网络的鲁棒性, 识别效果明显优于未优化的基础 BP 神经网络。

表 2 列出了两种 BP 神经网络对红细胞和白细胞的识别时间。本文改进 BP 神经网络对白细胞的识别时间为 132.3 s, 对红细胞的识别时间为 148.6 s; 而未优化的 BP 神经网络对白细胞的识别时间为 174.4 s, 对红细胞的识别时间为 167.9 s。可以看出, 本文采用动量梯度法改进的 BP 神经网络, 减少了传统 BP 神经网络在梯度下降中产生的摆动, 加速了网络的收敛, 识别速度明显快于未优化的基础 BP 神经网络。

表 2 两种 BP 神经网络对红细胞和白细胞的识别时间

Table 2 Recognition time of red and white blood cells by two BP neural networks

(单位: s)		
	本文改进算法	未优化的 BP 神经网络
白细胞	132.3	174.4
红细胞	148.6	167.9

4.2 对照实验

4.2.1 SVM 对照实验

将本文分割图像的纹理、面积、形状、统计特征、熵、二阶矩等^[19]不同形式的传统特征作为红细胞和白细胞的数值描述输入 SVM 分类器与本文算法对红白细胞进行识别, 结果如表 3 所列。本文改进 BP 神经网络对白细胞的识别率为 98.4%, 对红细胞的识别率为 97.4%; 而 SVM 分类器对白细胞的识别率为 85.7%, 对红细胞的识别率为 84.5%。由于传统特征缺乏对特征之间关系的考虑, SVM 分类器的识别效果不佳, 且 SVM 分类器适用于小样本分类, 对本文较大数据量的识别效果较差。

表 3 基于 SVM 的红白细胞识别率

Table 3 Recognition rate of red and white blood cells based on SVM

(单位: %)		
	本文改进算法	SVM
白细胞	98.4	85.7
红细胞	97.4	84.5

4.2.2 CNN 对照实验

本实验选取 CNN^[20-21]网络和本文方法分别对 ASH Image Bank 中的红细胞和白细胞进行识别, 结果如表 4 所列。其中, 运用 CNN 对红细胞的识别率为 93.5%; 采用本文方法对红细胞的识别率为 95.2%, 且对于 Molina-Cabello^[6]未识别的白细胞, 本文方法也达到了 90.1% 的识别率。Molina-Cabello 使用 CNN 网络对 ASH Image Bank 图像中的红细胞进行识别时得到了不错的效果, 但是由于在细胞定位时使用了圆霍夫变换检测法^[22-24]定位细胞, 出现了图像中形状不规则的红细胞被误检成多个细胞, 以及在低照明度环境下其他非细胞的类圆形物体被误检的情况, 导致最终的红细胞识别效果不佳。而本文算法没有局限于类圆形细胞的检测识别, 因此可以达到更好的红白细胞识别效果。

表 4 对 ASH Image Bank 中红白细胞的识别率

Table 4 Recognition rate of red and white blood cells in ASH

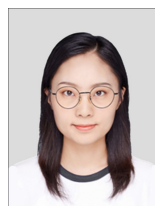
	训练样本	测试样本	本文算法识别率/%	CNN 识别率/%
白细胞	20	20	90.1	无
红细胞	600	400	95.2	93.5

结束语 本文将 BP 神经网络与遗传算法和动量梯度下降法相结合,明显提高了对尿液中红白细胞的分类效果。以尿液镜检原始图像为例进行了实验测试,所提算法对红细胞的识别率为 97.4%,识别时间为 148.6 s;对白细胞的识别率为 98.4%,识别时间为 132.3 s。结果表明,改进的 BP 神经网络可以有效、准确地对尿液中的红细胞和白细胞进行分类识别。然而,由于数据量过大,网络的识别速度较慢。下一步将提升网络收敛速度,使得 BP 神经网络在分类识别尿液有形成分方面能够取得更加满意的效果。

参 考 文 献

- [1] LIANG Y X, KANG R, LIAN C Y, et al. An end-to-end system for automatic urinary particle recognition with convolutional neural network[J]. *Journal of Medical Systems*, 2018, 42(9): 165.
- [2] SOMMER C, GERLICH D W. Machine learning in cell biology-teaching computers to recognize phenotypes[J]. *Journal of Cell Science*, 2013, 126(24): 5529-5539.
- [3] TU L L. Urinary sediment cell classification recognition system based on SVM algorithm research[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2014.
- [4] MOLINA-CABELLO M A, LÓPEZ-RUBIO E, LUQUE-BAENA R M, et al. Blood cell classification using the hough transform and convolutional neural networks[M]// *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Cham: Springer International Publishing, 2018: 669-678.
- [5] LIU Y C, RICHARD D, ZHANG Y C. Research on Pan-real-time Problem of Medical Detection Based on BPNNs Recognition Algorithm[J]. *Computer Science*, 2018, 45(6): 307-313.
- [6] LI B, HAN C, BAI B. Hybrid approach for human posture recognition using anthropometry and BP neural network based on Kinect V2[J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019(1): 1-15.
- [7] WU Z P, ZHAO Y L, LUO Z L, et al. License plate recognition technology based on PSO-BP neural network[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2017, 56(1): 46-52.
- [8] LI D J, LI Y Y, LI J X, et al. Gesture recognition based on BP neural network improved by chaotic genetic algorithm[J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2018, 15(3): 267-276.
- [9] CHENG H X, LIU J L. Application of BP neural network optimized by genetic algorithm in handwritten numeral recognition [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(9): 89-92.
- [10] PAN J H, WANG Y H, WU W. Physical quantity regression method based on optimized BP neural network[J]. *Computer Science*, 2018, 45(12): 170-176.
- [11] YOGANAND A V, KAVIDA A C, RUKMANIDEVI. Face detection approach from video with the aid of KPCM and improved neural network classifier[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(24): 31763-31785.

- [12] ELSALAMONY H A. Detection of anaemia disease in human red blood cells using cell signature, neural networks and SVM [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(12): 15047-15074.
- [13] XIAO M H, MA Y, FENG Z X, et al. Rice blast recognition based on principal component analysis and neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 154: 482-490.
- [14] DAI K K, ZHAO J W, CAO F L. A novel algorithm of extended neural networks for image recognition[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2015, 42: 57-66.
- [15] BADI H, HAMZA A, HASAN S. New method for optimization of static hand gesture recognition[C]// *2017 Intelligent Systems Conference (IntelliSys)*. IEEE, 2017: 542-544.
- [16] WANG J C, YU Y, YANG K, et al. Brain tumor segmentation of MRI based on BP neural network[J]. *Journal of Biomedical Engineering Research*, 2016, 35(4): 290-293.
- [17] SUN Y, XUE B, ZHANG M, et al. Automatically Designing CNN Architectures Using Genetic Algorithm for Image Classification[J]. arXiv:1808.03818, 2018.
- [18] YAN X, LI S Y, ZHANG Z. Application of BP neural network based on genetic algorithms in prediction model of City water consumption[J]. *Computer Science*, 2016, 43(S2): 547-550.
- [19] LI Y M. The research of the urinary sediment images automatic recognition algorithm [D]. Chongqing: Chongqing University, 2007.
- [20] ADEM K. Exudate detection for diabetic retinopathy with circular Hough transformation and convolutional neural networks [J]. *Expert Systems With Applications*, 2018, 114: 289-295.
- [21] MU N, XU X, ZHANG X L, et al. Salient object detection using a covariance-based CNN model in low-contrast images[J]. *Neural Computing and Applications*, 2018, 29(8): 181-192.
- [22] OU X F, YAN P C, HE W, et al. Adaptive GMM and BP neural network hybrid method for moving objects detection in complex scenes[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2019, 33(2): 1950004.
- [23] ZHU J M, HU L Y. Comparative Analysis of RMB Exchange Rate Forecast Based on ARIMA and BP Neural Network—Take the exchange rate of US dollar to RMB as an example[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2019, 33(5): 207-212.
- [24] TIAN Z S, CUI Y Q. Attitude measurement fusion algorithm in GPS/SINS based on BP neural-network [J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2014, 26(4): 478-482.



LIU Xiao-tong, born in 1993, postgraduate, is member of China Computer Federation (CCF). Her main research interest include medical image processing.



WANG Wei, born in 1977, associate professor. His main research interests include digital medical instruments and medical image processing.