

基于BP神经网络的医学图像分割新方法

唐思源 邢俊凤 杨 敏

(包头医学院计算机科学与技术系 包头 014040)

摘 要 对于医学图像而言,其分割结果的准确性对医生诊断病情并给出正确的治疗方案至关重要。应用传统的BP神经网络对医学图像进行分割,存在对初始权重值敏感、学习速率固定、收敛速度慢和易陷入局部极小值等问题。因此,提出了一种基于改进的粒子群优化算法的BP神经网络的医学图像分割方法。首先,应用粒子群优化算法与BP神经网络的映射关系,通过粒子群强大的搜索功能找到最佳适应函数,使对应的BP神经网络的均方误差达到最小值,克服了BP神经网络产生多个局部最小值的可能;其次,确定粒子的最佳位置后,在BP神经网络学习中获得最合理的权值和偏置值,以提高网络的收敛速度;最后,BP神经网络经反复训练后,获得最佳输出值,并计算阈值,通过阈值来分割图像区域。实验结果表明,利用改进的算法能够得到更清晰的图像分割效果,提高了图像的分割精度,对临床的诊断也具有重要参考意义。

关键词 医学图像分割,神经网络,粒子群优化算法,适应函数,均方误差

中图法分类号 TN911.73-34,TP391

文献标识码 A

New Method for Medical Image Segmentation Based on BP Neural Network

TANG Si-yuan XING Jun-feng YANG Min

(Department of Computer Science and Technology, Baotou Medical College, Baotou 014040, China)

Abstract For the medical image segmentation, good accuracy of results is very important and helpful for doctors to diagnose the illness and make the right therapeutic schemes. The traditional BP neural network is used to segment medical image, but is sensitive to the initial weights, and it has fixed learning rate, slow convergence and is easy to fall into local minimum that. A method for medical image segmentation of BP neural network based on improved particle swarm optimization algorithm was proposed. Firstly, the mapping relationships are used to algorithm of particle swarm optimization algorithm and the BP neural network. The best adaptive functions can be found by particle swarm of powerful search function, which make the BP neural network attain the minimal error. It can overcome running into local minimum value easily in BP neural network. Secondly, the best position of particles can be determined, the most reasonable weights and bias values of BP neural network are obtained and network convergence speed is improved etc. Lastly, the BP neural network are repeatedly trained, then the best output values are obtained and the threshold values are calculated, The image area is divided by threshold. The simulation results show that the use of improved algorithm for medical images segmentation, can get more clear effect of segmentation image, improve the segmentation accurate rate, and it is important for the clinical diagnosis.

Keywords Medical image segmentation, Neural network, Particle swarm optimization algorithm, Adaptive functions, Mean square error

1 引言

医学图像对疾病的诊断、选择治疗手段和方法起到决定性的作用,能够最大限度地为医生提供患者的信息。医学图像的分割是按照纹理、颜色等特征,把图像分解成不同特性的区域,并将感兴趣的部分提取出来的过程^[1],是图像处理与分析的关键步骤,也是对图像进行特征提取、参数选择、目标识别的基础和前提条件。因此,研究医学图像的分割在医学研究与临床实践中有着广泛的研究和应用价值。

目前,医学图像的分割方法种类繁多,有基于区域、基于模型和与特定理论相结合的图像分割方法^[2]等,如基于小波变换、支持向量机、基于人工神经网络的方法等都是比较成熟的分割方法。将各种方法进行比较后发现,人工神经网络具有类似于人脑的学习和识别能力,可以对人体器官进行模拟建模,可以对已确定的诊断信息和病变组织进行自主学习,与传统的方法相比,可以提高诊断病人病情的可靠性和有效性。因此,本文应用BP(Back Propagation)神经网络的方法对医学图像进行有效的分割。

本文受内蒙古自治区自然科学基金项目(2016MS0601),包头医学院科学研究基金项目(BYJJ-QM 201637)资助。

唐思源(1981—),女,硕士,副教授,主要研究方向为数字图像处理;邢俊凤(1981—),女,硕士,副教授,主要研究方向为数字图像处理;杨敏(1984—),女,硕士,讲师,主要研究方向为数字图像处理。

传统的 BP 神经网络的医学图像分割方法在收集训练样本集并创建网络模型时,由于学习速率固定,网络收敛的速度很慢,不能及时准确地得到分割结果。在收敛的过程中,采用梯度下降法可能会陷入多个局部最小化等问题,进而导致图像分割失败。

针对上述 BP 神经网络算法存在的问题,提出一种改进的粒子群优化算法^[3](Particle Swarm Optimization, PSO)对 BP 神经网络进行优化处理。PSO 算法计算简单、容易实现,且求解速度快,不需要设定太多的参数,搜索能力也较强。根据粒子群优化算法与 BP 神经网络的映射关系,在多数情况下,可以使 BP 神经网络克服局部最优、避免收敛慢等问题。仿真结果表明,改进的算法在医学图像处理方面具有可行性,并能提高图像的分割效率和精确度。

2 BP 神经网络的图像分割原理

BP 神经网络算法的原理^[12]是把确定结果的训练样本集放入网络中进行训练,然后利用训练好的网络对图像进行分割或做其他处理。

利用 BP 神经网络对图像进行分割时,将待分割图像中的所有点聚类为目标和非目标的像素点,准确聚类后去除非目标像素点,从而得到目标图像。具体的分割方法的思想^[4]是:首先,收集训练好的样本集建立神经网络模型,从而确定各个节点间的权值和连接情况;然后,不断调整节点间的权重值与连接情况,直到网络的全局误差小于预先设定的一个极小值,也即网络收敛;最后,计算出图像分割的最佳阈值,分割出图像感兴趣的区域,完成图像的分割。

BP 网络的训练过程^[13]就是不断更改各层神经元的连接值的过程:输入模式是用传递函数 sigmoidal 把输入层节点直接传送到隐藏层各节点上,再把隐藏层各节点传递到输出层,最后从输出层输出响应信号。该过程可以描述如下^[5]:设一个 M 层的 BP 神经网络的结构如图 1 所示,其中第一层为输入层,中间各层为隐藏层,第 M 层为输出层。用 x_i 表示输入信号, y_i 表示输出信号,各层神经元节点的个数为 n 个,各层神经元连接权系数为 ω_{ij} 。则节点 i 的输入为:

$$x_i = \sum_{j=1}^{m-1} \omega_{ij} y_j \quad (1)$$

节点 i 的输出为:

$$y_i = f(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-x_i}} \quad (2)$$

设输入输出样本的个数分为 P 组,其中 $P=1, 2, 3, \dots, P$ 。 x_p 为输入样本, y_p 为输出样本, d_p 为输出的期望目标值。 η 为系统的“学习效率”,将输出样本值与期望目标值进行比较从而得到误差信号值 E_p ,逐层修改连接权系数,直到修正完所有层间的连接权系数,使误差达到一个预先设定的最小值,完成一个学习过程。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P (d_p - y_p)^2 \quad (3)$$

连接值的修正是基于式(4)进行迭代的:

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta \frac{E_p}{\omega_{ij}} \quad (4)$$

3 BP 神经网络的算法步骤

本文以 3 层 BP 神经网络为例,详细介绍算法的学习过

程及步骤,图 1 即为 3 层 BP 神经网络的结构图。其中, $X = (X_1, \dots, X_m)^T$ 为输入向量, $Y = (Y_1, \dots, Y_m)^T$ 为输出向量, ω_{ij} 为输入层和中间层之间的连接权值系数, ν_{ji} 为中间层和输出层之间的连接权值系数, $S = (S_1, \dots, S_m)^T$ 为中间层各单元的输入向量, $B = (B_1, \dots, B_m)^T$ 为中间层各单元的输入向量, $T = (T_1, \dots, T_m)^T$ 为期望输出向量。

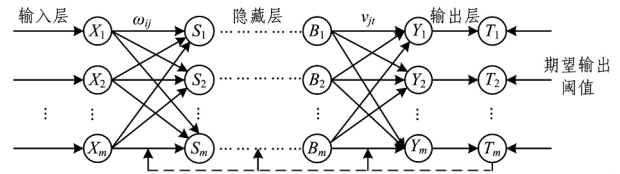


图 1 3 层 BP 神经网络的结构图

算法的具体步骤如下:

1) 在区间 $(-1, 1)$ 的范围内,设定权重值 ω_{ij} , ν_{ji} , 以及阈值 θ_j 的初始值。

2) 提供给神经网络一组随机选取的输入 X_m 和目标 Y_m 学习样本。

3) 对于中间层各节点的输入值 S_m , 用输入样本 X_m 、权值 ω_{ij} 、阈值 θ_j 来计算,中间层各节点的输出值为 B_m , 用输入值 S_m 计算获得。

4) 设神经网络中权值和偏置的输出函数为:

$$F = f \left| \sum_{i=1}^n W_{ij} V_{ij} - B_{ij} \right| \quad (5)$$

利用该函数得到权重矩阵集和偏置向量,计算输出层各单元的输出生值 Y_m 。

5) 利用式(6)(其中, S 为样本总数, D_k 为输出向量的维度, Y_m 为网络输出向量)计算输出层的各单元误差 d_i 。

$$d_i = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \left| \sum_{j=1}^{D_k} (Y_m - T_m)^2 \right| \quad (6)$$

6) 不断修正输出层各节点的权值 ν_{ji} 和阈值 θ_j , 直到数值达到预先设定好的误差 d_i 的范围内。

7) 从训练样本集中任意选取未学习的样本向量输入神经网络,返回步骤 3),直到所有训练样本全部训练完毕。

8) 再从选择的学习样本中随机选取一组输入和目标样本,返回步骤 3),直到网络全局误差小于预先设定的一个极小值,即网络收敛。如果处于无限学习状态,网络就无法收敛。

9) 结束训练,得出最佳输出值。

BP 神经网络经过反复训练,不断调整权重和偏置向量的值,使神经网络所获得的输出值和期望值接近,通过计算出的阈值来分割图像的目标区域。

4 改进的粒子群优化算法

kennedy 和 Eberhart^[5]于 1995 年根据对鸟群觅食行为的详细研究,提出了粒子群优化算法,该算法的核心思想^[14]是寻找种群中优秀的个体,将个体的信息在种群中共享,使其他个体粒子获得借鉴,并通过种群间个体粒子的协作来促进种群共同发展,最终获得问题的最优解。

在粒子群中,每一个粒子由位置、速度和适应值决定,位置表示粒子在粒子群中的初始状态,即最优解中的决策向量,速度表示粒子飞行的长度和方向,即决策向量的改变,适应值表示粒子在粒子群的目标空间中的优劣,即目标向量。粒子

群优化算法的最终目的是找到粒子群中的最优个体,计算出个体的适应值,把最优的适应值作为个体最优,再将选出的个体最优值中的最优个体作为整个种群的全局最优解,最终获得全局最优位置。

但是,由于粒子群优化算法理论简单,无法确保严格的收敛,并且局部搜索能力也较弱,容易陷入局部最优。本文通过改进粒子群算法速度的方式,来提高算法的收敛效率以最大程度地避免算法陷入局部最优。

在 PSO 算法^[15]的运行过程中,首先产生一个初始群,同时给群里的每个粒子设定一个随机速度,根据公式:

$$V_{id}(t+1) = \omega * V_{id}(t) + C_1 \varphi_1 * [P_{id}(t) - X_{id}(t)] + C_2 \varphi_2 * [P_{gd}(t) - X_{id}(t)] \quad (7)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (8)$$

来不断改变粒子的速度和位置,其中, V_{id} 表示粒子的随机速度; ω 是惯性因子; C_1 表示粒子自身的思想行为,即认知项系数值; C_2 表示粒子间相互合作和信息共享的情况,即社会项系数值; φ_1, φ_2 表示(0,1)间的随机数; X_{id} 表示粒子当前所处的位置; P_{id} 表示粒子当前所处的最佳位置; P_{gd} 表示粒子群所处的最佳位置。

粒子群算法的速度由 C_1 (认知项), $\omega * V_{id}(t)$ (动量项)和 C_2 (社会项)决定。本文对式(7)进行改进,改变动量项和社会项的值,增强了粒子群的自我学习能力和粒子之间的合作关系,从而实现粒子群的智能搜索,改进公式为:

$$V_{id}(t+1) = [\omega + \text{rand}(\text{value})] * V_{id}(t) + C_1 \varphi_1 * [P_{id}(t) - X_{id}(t)] + C_2 \varphi_2 * [P_{gd}(t) - X_{id}(t) + \text{rand}(\text{value})] \quad (9)$$

$\text{rand}(\text{value})$ 取(0,1)间的任意数,由于改进后的粒子群算法的惯性因子 ω 的取值范围灵活,避免了 ω 值出现过或者过小的情况,从而避免了算法陷入局部最优问题。改进的算法平衡了粒子群的全局和局部的搜索能力,具体的算法步骤见第5节。

5 基于改进 PSO 算法医学图像分割的具体实现

应用 BP 神经网络算法对图像进行分割拥有可操作性好、训练算法多、可调参数多等优点,但也存在一些问题,如学习的速度较慢、网络在收敛的过程中容易陷入局部最优等问题。本文把 PSO 算法与 BP 神经网络相结合,使用改进的粒子群优化算法对 BP 神经网络中的目标函数进行优化,使算法跳出最优解的盲区,提高了算法的效率,也提高了医学图像的分割精度。

在利用 PSO 算法优化 BP 神经网络实现网络学习的过程中,主要是实现 BP 神经网络与粒子群优化算法的 3 个映射^[7]。

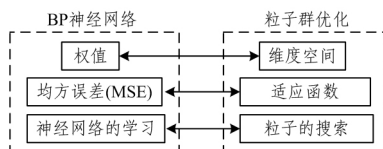


图2 BP神经网络与PSO粒子群的映射

神经网络中的权值也包含偏置值,BP神经网络中的权值对应粒子群中粒子的维数。通过粒子群强大的搜索功能找到适应函数,把适应函数作为神经网络的均方误差,使误差最小

化。BP神经网络的学习过程是不断更新权重值和偏置值,并使均方误差达到一个最小值的过程,粒子的搜索过程是维度空间中速度和位置不断调整的过程,而BP神经网络中权重和偏置于粒子群中的粒子的位置是相对应的。因此,BP神经网络的学习过程等价于粒子在维度空间中搜索粒子最佳位置的过程。

本文医学图像分割算法的基本步骤为:

1)首先收集100幅血细胞图像,应用图像处理软件Adobe Photoshop将100幅图像进行手动均匀分割,一类作为神经网络的训练样本集,另一类作为测试样本集,其次将分割好的图像转化为灰度图像,并对图像进行归一化处理^[8]。

2)创建BP神经网络结构,将选择好的训练样本集输入网络,并确定期望目标样本。假设BP神经网络中输入层的单元个数为 n ,隐含层的单元数为 q ,输出层的单元数为 m 。

3)随机产生 N 个PSO粒子群,对粒子群中的各粒子的位置和速度设定初始值,预先设定好算法的运行参数。根据粒子群维度空间与神经网络权值的对应关系,可用公式:

$$D = n * q + q * m + q + m \quad (10)$$

计算出空间的维度值^[9]。

4)计算粒子群中每个粒子的适应函数,并根据该函数选择粒子目前的最佳位置及粒子群的最佳位置,反复比较每个粒子当前与历史的适应函数,如果当前值最佳,记录粒子当前的位置,以此类推,记录粒子群的最佳位置,最后保存并记录全局最佳位置。

5)利用式(8)、式(9)对粒子群中的每个粒子进行位置和速度的更新和变换。

6)当系统的适应函数达到设定的全局误差上限,或是迭代次数超过允许的最大次数时,算法结束。最终输出粒子群全局最佳位置,也即得到BP神经网络的最佳权重值和偏置值^[10]。

7)设定好要训练的参数值,对BP神经网络进行训练。

8)把权重值和偏置值代入输出函数:

$$F = f \left| \sum_{i=1}^n W_{ij} V_{ij} - B_{ij} \right| \quad (11)$$

计算网络的输出,并对结果进行评估,若能达到要求,则得到分割图像的阈值,结束训练;否则返回步骤7)。

9)最终用训练好的网络对图像进行分割,得到最终分割理想的效果图。

6 实验结果与分析

本文选择大小为 $256 * 256$ 的血细胞图像作为实验对象,由于血细胞图像邻域间的像素点比较密集,本文采用 $3 * 3$ 的矩阵窗口采样获得BP神经网络的输入值,实验平台选择Matlab 2013a。

根据图像的特点,设定BP神经网络输入层神经元的个数为8,通过搜索决策树来确定隐含层神经元节点的个数为6,输出层神经元节点的个数为2。通过式(10)计算粒子群空间的维数为 $D = 8 * 6 + 6 * 2 + 6 + 2 = 68$,速度范围设定为 $[-1, 1]$,位置范围设定为 $[-100, 100]$, $C_1 = C_2 = 1$ 。通过反复的实验比较后,得出粒子群在目标函数图像中的最佳位置,代入式(5)以计算网络的输出,得出合理的阈值,对图像进行准确的分割。

本文应用误差率、分割准确率、迭代次数、运行时间来评估算法的性能,误差率定义为:

$$ME=1-\frac{|I_1 \cap T_1|+|I_2 \cap T_2|+\dots+|I_n \cap T_n|}{|I|} \quad (12)$$

其中, I 是原图经手工实验获得的最佳分类集合, T 是采用算法获得自动分类的集合, ME 的变化范围为 $0 \sim 1$ 。实验过程发现粒子群中粒子个数的选取对结果有重要影响。当选择粒子数过多, 计算量增大, 分割精确性难以保证, 数量过小则失去优化算法的意义。根据图像特点, 经过多次实验, 粒子群中粒子个数在 $40 \sim 80$ 之间比较合适, 迭代次数在 $15 \sim 50$ 之间时分割效果明显。

对比算法采用传统的 BP 神经网络、GA (Genetic Algorithm, 遗传算法)-BP 神经网络^[11], 本文算法与上述两种算法比较后, 筛选出两组实验结果对比图, 如图 3 和图 4 所示。

图 3 是含有大白细胞的血细胞原始图像。图 3(a) 为含有大白细胞和小红细胞的血细胞原始图像, 图 3(b) 为传统的 BP 神经网络算法的分割结果图。由图 3 可知, 分割效果较差, 所选阈值不是最佳全局最小值。由表 1 可知, 收敛速度也较慢, 需要较长的训练时间。图 3(c) 是采用 GA-BP 算法获得的分割结果图, 该算法的分割效果比传统的 BP 算法好, 收敛速度也更快, 但是图像的噪声及孤立点还比较多, 细胞内部也存在较多空白点, 这不利对于观察细胞的详细信息。

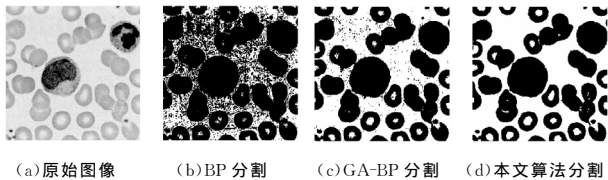


图 3 血细胞分割结果图

图 4 是不含大白细胞的红细胞图。图 4(a) 为含有大量小红细胞的血细胞原始图像。图 4(b) 为传统的 BP 神经网络算法的分割结果图, 由于 BP 网络学习速率固定, 抗噪声干扰等性能较差, 因此分割效果较差。图 4(c) 是采用 GA-BP 算法获得分割结果图, 该算法的分割效果比传统的 BP 算法要好, 收敛的速度同样加快, 抗噪效果略好, 但分割的细胞区域不完整, 同样在细胞内部存在较多的空白区域, 丢失了细胞的一些重要信息, 不利于细胞的详细观察。

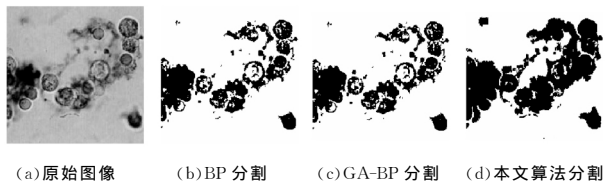


图 4 血细胞分割结果图

本文提出的改进 PSO-BP 算法可以克服传统 BP 算法的不足, 同时应用了 PSO 算法的优化功能, 能动态地获得更准确的最佳阈值, 分割结果分别如图 3(d)、图 4(d) 所示。该算法不仅清晰地将感兴趣的细胞图像分割出来, 而且也去除了大量的噪声和孤立点, 细胞内部的空白区域也有所填充, 与前两种算法相比, 分割效果最理想。

图 3 所示的 BP 算法、GA-BP 算法和本文算法的实验结果值如表 1 所列。

表 1 3 种算法的对比实验结果值

算法	误差率/%	分割准确率/%	迭代次数	运行时间/s
BP	11.2	80.1	28	2.53
GA-BP	8.9	88.4	26	1.32
改进 PSO-BP	4.5	92.3	18	2.01

图 4 所示的 BP 算法、GA-BP 算法和本文算法的实验结果值如表 2 所列。

表 2 3 种算法的对比实验结果值

算法	误差率/%	分割准确率/%	迭代次数	运行时间/s
BP	15.1	82.6	41	3.13
GA-BP	6.3	87.4	30	1.50
改进 PSO-BP	2.9	95.5	19	2.26

由表 1、表 2 可知, 本文算法与其他两种算法相比, 在保证迭代次数较少的情况下, 能获得较高的准确率及较低的误差率。在运行时间上, BP 算法耗时最长, 其次是本文算法, 耗时最少的为 GA-BP 算法, 但本文算法能获得分割效果最理想的图像, 因此即使消耗更多的运行时间也是值得的。

结束语 本文在应用 BP 神经网络方法对医学图像进行分割的基础上, 加入改进的粒子群优化算法对 BP 神经网络进行优化处理。实验结果表明, BP 神经网络基于改进的粒子群优化算法的实现简单, 而且能更有效且快速地收敛于最优解, 与其他两种方法相比, 图像的分割效果也得到了较大的改善, 是一种很有效的方法, 有比较好的应用前景。

参考文献

- [1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- [2] 严加勇, 庄天戈. 医学超声图像分割技术的研究及发展趋势[J]. 北京生物医学工程, 2013, 22(1): 67-71.
- [3] 董建明, 胡觉亮. 基于 PSO 算法的图像分割方法[J]. 计算机工程与技术, 2006, 27(18): 77-78.
- [4] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB R2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.
- [5] WU Y T, DAI Y M, JI Z C, et al. Hybrid particle swarm optimization algorithm with cooperation of multiple particle roles[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(8): 2306-2310.
- [6] 吴逸庭, 戴月明, 纪志成, 等. 多粒子角色协同作用的混合粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(8): 2306-2310.
- [7] YOU J X, CHEN J L, DONG M G. An improved Multistage multi-objective particle swarm Optimization algorithm[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 36(4): 792-796.
- [8] 林晓梅, 吕姗姗, 等. 基于神经网络-粒子群优化算法的医学图像分割新方法[J]. 长春工业大学学报, 2013, 29(2): 158-161.
- [9] 吴启迪, 汪镭. 智能微粒群研究及应用[M]. 南京: 江苏教育出版社, 2005.
- [10] 张煜东, 吴乐南, 吴含, 等. 工程优化问题中神经网络与进化算法的比较[J]. 计算机工程与应用, 2015, 45(3): 1-6.
- [11] 马义德, 齐春亮. 基于遗传算法的脉冲耦合神经网络自动系统的研究[J]. 系统仿真学报, 2011, 18(3): 722-725.
- [12] 田娅, 饶妮妮, 蒲立新. 国内医学图像处理技术的最新动态[J]. 电子科技大学学报, 2012, 31(5): 485-489.
- [13] 朱学芳. 计算机图像处理导论[M]. 北京: 科学技术文献出版社, 2013: 201-211.
- [14] 阮秋琦. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 169-190.
- [15] 王亮申, 欧宗瑛. 图像纹理分析的灰度-基元共生矩阵法[J]. 计算机工程, 2014, 23(30): 19-21.