

# 一种新的脑部CT图像异常检测算法

王珂雅,邱力军

(第四军医大学 生物医学工程系,陕西 西安 710032)

**摘 要:**针对脑梗CT图像自动判读问题,文中提出一种基于随机 Hough 变换和 BP 网络的脑部异常检测算法。首先通过随机 Hough 变换,利用不同脑组织 CT 图像的灰度信息,检测圆形或类圆形区域,初步判断可能异常的区域,利用 RHT 变换求出该区域中心位置及半径;然后采集可能异常部位的灰度特征信息,利用训练过的 BP 网络进行比对分析,排除正常区域,确定脑部异常部位。试验证明,该方法能够判读出脑部异常部位,准确率较高,可以为医生判读脑部 CT 图像提供决策依据。

**关键词:**图像识别;CT 图像;RHT;BP 网络

**中图分类号:**TP391.9

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2012)05-0185-03

## A New Anomaly Detection Algorithm for Brain CT Image

WANG Ke-ya, QIU Li-jun

(Faculty of Biomedical Engineering, The Fourth Military Medical University, Xi'an 710032, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of infarction CT image automatic interpretation, present a method based on random Hough transform and BP network brain anomaly detection algorithm. First, through the random Hough transform, the use of different brain CT image gray information, detect a round or oval area, preliminarily judge possibly abnormal regions, using RHT for the region center and radius; Then the acquisition may be the gray feature information of abnormal parts, using the trained BP network to compare, exclude normal region, define brain abnormalities site. The test shows that this method can read out of the brain abnormalities site, has high accuracy, can provide physician interpretation of brain CT images with basis for decision making.

**Key words:** image recognition; CT image; RHT; BP network

## 0 引言

脑梗塞是由于脑动脉粥样硬化,血管内膜损伤使脑动脉管腔狭窄,进而因多种因素使局部血栓形成,使动脉狭窄加重或完全闭塞,导致脑组织缺血、缺氧、坏死,引起神经功能障碍的一种脑血管病。CT 检查以其简单、快速有效、无创且诊断准确性高、为临床医生提供可靠的诊断依据而成为脑血管病的首选检查。脑 CT 检查显示脑梗塞病灶的大小和部位准确率为 66.5%~89.2%,显示初期脑出血的准确率为 100%<sup>[1]</sup>。当脑梗塞发病在 24 小时内,或梗塞灶小于 8 毫米,或病变在脑干和小脑处,但受人眼感知能力的限制,对早期脑梗的 CT 图像识别率较低。脑 CT 检查往往不能提供正确诊断,必要时应在短期内复查。脑梗 CT 图像的自动判读技术有助于医生发现早期脑梗位置及程

度,尽早做进一步治疗,对减少脑梗后遗症甚至挽救病人生命,有重要的意义<sup>[2]</sup>。

CT 图像是以不同的灰度来表示<sup>[3]</sup>,反映器官和组织对 X 线的吸收程度。CT 图像是由一定数目由黑到白不同灰度的像素按矩阵排列所构成。与 X 线图像所示的黑白影像一样,黑影表示低吸收区,即低密度区;白影表示高吸收区,即高密度区<sup>[4]</sup>。脑梗区域图像灰度信息不同于正常脑组织,文中提出一种自动化脑梗检测算法,首先采用随机 Hough 变换检测出脑梗可能位置,通过 BP 网络对可能区域进行检测,确定异常部位位置,进而确定脑梗位置。

## 1 Hough 变换检测脑梗原理

对于脑梗的自动检测问题,实际为 CT 图像中异常的亮点或斑点的检测。首先要准确定位人脑位置,因为 CT 图像中人脑近似椭圆,所以文中采用随机 Hough 变换<sup>[5]</sup>。随机 Hough 变换检测圆的原理是对图像进行某种形式的坐标变换,它将图像中一定几何形状的曲线变换成参数空间的一个点,将图像空间中给定形状的圆上的所有点都集中到参数空间中的某个单元而形成局部峰值<sup>[6]</sup>,在图像空间中检测圆的问题变

收稿日期:2012-02-15;修回日期:2012-04-08

基金项目:国家自然科学基金(10702065);陕西省教育厅项目(09JK148);长安科技局科技计划专项(201203)

作者简介:王珂雅(1985-),女,硕士研究生,研究方向为生物医学信号检测与处理;邱力军,副教授,研究方向为生物医学信号检测与处理。

成寻找参数空间中峰值单元的问题。在图像空间内选取不共线的 3 个点映射成参数空间的一个点,得到多对一的映射,避免了传统 Hough 变换<sup>[7]</sup>庞大的计算量,降低了内存要求,采用链表结构,链表中存储结点只分配给多对一映射参数。人脑轮廓在图像中参数方程为:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (1)$$

式中:  $a$ 、 $b$  为人脑中心所在位置,  $r$  为人脑轮廓半径。

若将圆的方程表示为:

$$2xa + 2yb + d^2 = x^2 + y^2 \quad (2)$$

其中:  $d^2 = r^2 - a^2 - b^2$

用  $D$  代表图像中所有边缘点的集合,从  $D$  中随机选择 3 个像素点,判断是否在同一条直线上,如果不在,根据不在同一直线上的三个点确定一个圆的原理,即可以确定圆心  $(a, b)$  与半径  $r$ ,其中三个像素点为:  $d_i = (x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, 3$ 。

$$a = \frac{\begin{vmatrix} x_2^2 + y_2^2 - (x_1^2 + y_1^2) & 2(y_2 - y_1) \\ x_3^2 + y_3^2 - (x_1^2 + y_1^2) & 2(y_3 - y_1) \end{vmatrix}}{4[(x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_3 - x_1)(y_2 - y_1)]} \quad (3)$$

$$b = \frac{\begin{vmatrix} 2(x_2 + x_1) & x_2^2 + y_2^2 - (x_1^2 + y_1^2) \\ 2(x_3 + x_1) & x_3^2 + y_3^2 - (x_1^2 + y_1^2) \end{vmatrix}}{4[(x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_3 - x_1)(y_2 - y_1)]} \quad (4)$$

$$r = \left| \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2} \right| \quad (5)$$

其中  $i = 1, 2, 3$ 。

所求的该圆为候选圆, RHT 的方法取遍  $D$  中的点  $d_i = (x_i, y_i)$ , 如果满足公式(6)

$$d_i = \left| \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2} \right| < \delta \quad (6)$$

$\delta$  为阈值,计数器加 1,取完后,计数器大于预先设定阈值,则为真实圆。

但在实际试验过程中,由于人脑本身含有多个圆形结构,所以,在检测过程中,不但检测出异常部位,检测结果同时还含有部分脑组织的轮廓。为了进一步确认脑梗位置,需要剔除大脑及无关脑部组织的轮廓。

图 1 为正常组织及 RHT 变换后图像。

## 2 基于 BP 神经网络的脑梗识别

人脑外壳及部分脑部组织在 RHT 变换中,容易被识别出来,所以需要根据人脑的特点,剔除非人脑部分。正常脑组织有比较规律的形状,脑梗有比较明显的异常灰度值,文中采用 BP 网络<sup>[8]</sup>来区分正常脑组织与脑梗,图 2 是神经网络工作原理。



(a) 正常脑部CT图像 (b) RHT变换结果

图 1 正常组织及 RHT 变换后图像

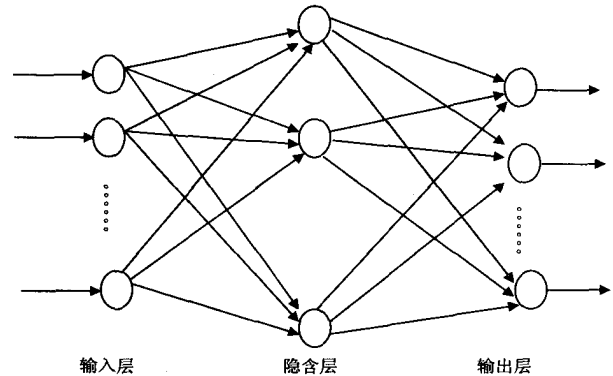


图 2 神经网络工作原理

BP 网络是误差反向传播的多层前向网络结构,能够实现输入和输出间的任意非线性映射,适宜于复杂类型模式的分类,具有范化的功能<sup>[9-11]</sup>。采用 3 层 BP 网络,由于识别分类较多,为了实现快速训练采用速度较快的共轭梯度算法<sup>[12]</sup>。样例中含有早期脑梗塞不能及时诊断而后被证实为脑梗塞患者的 CT 影像资料和确诊后脑梗人脑组织的 CT 影像资料,试验选取训练样本 300 例,200 例为测试样本,100 例为验证样本,为了不让过多的特征参数影响训练速度和准确度,试验从特征参数中抽取效果显著的特征参数。

BP 神经网络核心代码:

```
std::string target_name;
double ftemp;
std::vector<double> target_vector;
if (pvecTarget != NULL)
{
    pvecTarget->clear();
    for (i=0; i<nOutput; i++)
    {
        fscanf(fp, "%s", temp);
        target_name = temp;
        target_vector.clear();
        for (int j=0; j<m_nOutput; j++)
        {
            fscanf(fp, "%lf", &ftemp);
            target_vector.push_back(ftemp);
        }
        pvecTarget->push_back(std::pair<std::string, std::vector<
```

```
double> > (target_name, target_vector));
```

```

    }
    for(i=0; i<nI2HW; i++)
    {
        fscanf(fp, "%lf", &(m_I2HWeight[i]));
        sprintf(a, "%lf", m_I2HWeight[i]);
        MessageBox(NULL, A2T(a), _T(""), MB_OK);
    }
    for(i=0; i<nH2OW; i++)
    {
        fscanf(fp, "%lf%c", &(m_H2OWeight[i]));
        fclose(fp);
    }

```

### 3 仿真试验

试验采用 Matlab7.1, 在一台 2.8G、2G 内存的 Pentium4 计算机上运行, 为了验证所提算法的可行性与有效性, 以其中丘脑梗病例来说明基于 RHT 变换后得到的结果(如图 3 所示)。

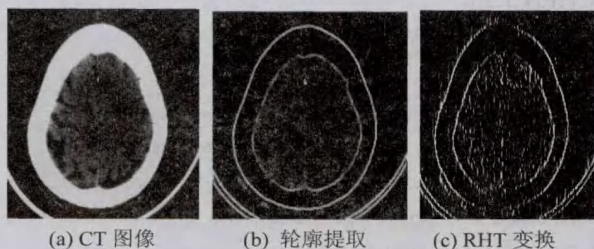


图 3 CT 图像 RHT 处理

对特征参数进行归一化处理, 加快网络收敛速度<sup>[13]</sup>。构建输入层为 25 个神经元、输出层为 7 个节点的 BP 网络并进行训练。训练次数为 4000 次, 期望的误差为 0.006。经过多次训练和误差分析, 发现当隐含层神经元为 23 时每次输出的结果相对稳定, 得出有效网络结构为 25-23-7。将 200 粒测试样本分别输入 BP 网络进行测试, 得到模型识别脑梗的准确率, 识别精度可达到 89.3%, 图 4 为部分 CT 脑梗识别结果图。

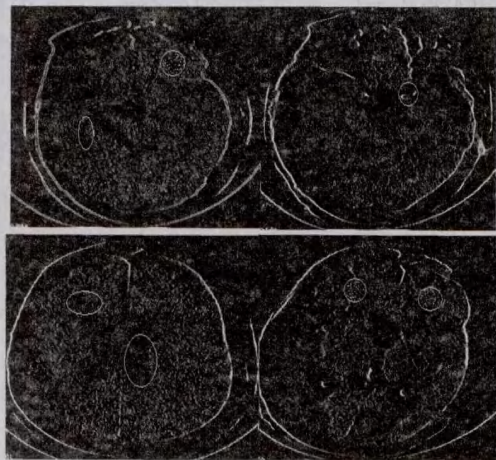


图 4 部分 CT 脑梗识别结果图

### 4 结束语

文中首先介绍了基于随机 Hough 变换和 BP 网络的脑部异常检测算法的过程, 利用不同脑组织 CT 图像的灰度信息的差异, 通过随机 Hough 变换, 检测异常的圆形或类圆形区域, 进行判断候选的异常区域, 对采集可能异常部位的灰度特征信息, 利用训练过的 BP 网络进行比对分析, 排除正常区域, 确定脑部异常部位。试验证明, 该方法能够判读出 CT 图像中脑部异常部位, 准确率较高, 可以为医生判读脑部 CT 图像提供决策依据。

#### 参考文献:

- [1] 崔 屹. 双下肢医学 CT 图像的三维可视化研究与实现[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(12): 175-177.
- [2] Zhao D, Liu J, Wang W, et al. Epidemiological transition of stroke in China: twenty-one-year observational study from the Sino-MONICA-Beijing Project[J]. Stroke, 2008, 39: 1668-1674.
- [3] 谢小棉, 李树祥, 江贵平, 等. 基于 MC 的医学三维等值面的平滑与归并[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(8): 806-809.
- [4] 沈 晶, 杨学智. 一种新的边缘保持分水岭的图像分割算法[J]. 工程图学学报, 2009, 30(5): 80-88.
- [5] Xu L. A unified perspective and new results on RHT computing, mixture based learning, and multi-learner based problem solving[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(8): 2129-2153.
- [6] Galambos C, Kittler J, Matas J. Using gradient information to enhance the progressive probabilistic Hough transform[C]//Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain: [s. n.], 2000: 560-563.
- [7] 邢宝书, 薛惠峰, 延秀娟. 面状条纹结构光在三维人脸数据获取应用研究[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(1): 152-154.
- [8] Xing Shubao, Xue Huifeng. Research on Model of Biometric Identification Emergency Response in Electronic Commerce[C]//Proc of the 2008 International Conference on Management of e-Commerce and e-Government (ICMG2008). Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2008.
- [9] Horn B K P. Extended Gaussian image[J]. Proceedings of IEEE, 1984, 72(12): 1671-1676.
- [10] Guillaume L, Florent D, Atilla B. Constant curvature region decomposition of 3D meshes by a mixed approach vertextriangle[J]. Journal of WSCG, 2004, 12(2): 245-254.
- [11] Ahmed A H, Farag A A. A new formulation for shape from shading for non-lambertian surfaces[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: [s. n.], 2006.
- [12] Bowyer K W, Flynn P. A Survey of Approaches and Challenges in 3D and Multi-modal 3D+2D Face Recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 101(1): 1-15.
- [13] Papatheodorou T, Reuckert D. Evaluation of automatic 4D face recognition using surface and texture registration[C]//Sixth International Conference on Automated Face and Gesture Recognition. [s. l.]: [s. n.], 2004: 321-326.