

文章编号: 1005-0523(2008)01-0041-04

基于神经网络的肝脏B超图像自动诊断系统设计

蒋先刚, 赵晓霞

(华东交通大学 交通信息工程与控制研究所, 江西 南昌 330013)

摘要: 通过灰度共生矩阵对肝脏B超图像的纹理描述和相关分类技术进行较全面的分析比较, 将BP神经网络技术应用于纹理组织的分类处理中, 并对B超图像自动诊断识别系统的软件设计技术进行了探讨。

关键词: 灰度共生矩阵; BP神经网络; B超图像

中图分类号: TP183

文献标识码: A

肝脏B超图像的纹理是由于各种肝脏组织纤维不同, 使其对超声脉冲的吸收、衰减、反射有差异且超声脉冲又相互作用而形成的。不同肝脏B超图像的纹理有光点粗细、分布状态的差别, 医生正是根据这种纹理差别来判断肝脏有无疾病, 肝脏超图像的纹理反映了肝脏组织的结构, 因此, 可通过对肝脏纹理的定量分析来区分肝脏有无疾病及疾病种类, 供医生辅助诊断时参考。临床经验表明:

(1) 正常肝脏超声图像的纹理规则、清晰、分布较密。

(2) 脂肪肝超声图像的纹理规则、欠清晰、分布均匀, 其纹理分布密集。

(3) 肝硬化超声图像的纹理不规则但较清晰, 分布不均匀, 其分布较稀疏。

在医学B超图像中, 正常组织与病变组织的纹理在粗细、分布走向上有很大差别。纹理特征是反映宏观意义上灰度变化规律的重要特征, 而通过计算机辅助的B超图像分析系统对提高医疗诊断率起了非常重要的作用。图1是肝脏B超图像自动诊断系统主界面。

1 肝脏B超图像的纹理分析

1.1 灰度共生矩阵

图像的灰度共生矩阵反映了图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息, 它是分析图像的局部模式结构及其排列规则的基础。作为纹理分析的特征量, 往往不是直接应用计算的灰度共生矩阵, 而是在灰度共生矩阵的基础上再提取纹理特征量, 称为二次统计量。一幅图像的灰度级数一般是256级, 这样级数太多会导致计算灰度共生矩阵大, 计算量大。因此, 在求灰度共生矩阵之前, 常压缩为较低等级。

在纹理图像中, 在某个方向上相隔一定的距离的一对像元灰度出现的统计规律, 应当能具体反映这个图像的纹理特性。可以用一对像元的灰度共生

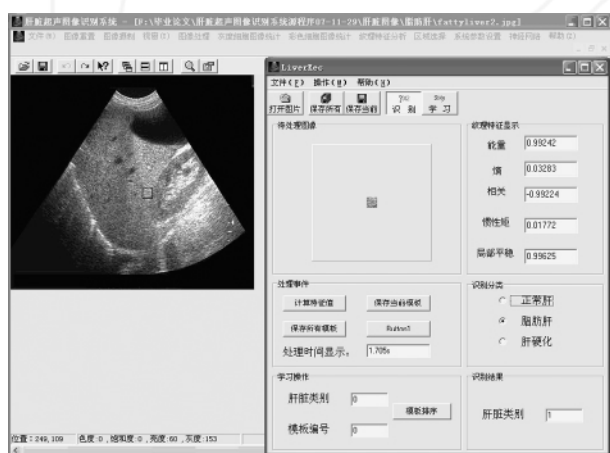


图1 肝脏B超图像自动诊断系统主界面

收稿日期: 2007-11-03

作者简介: 蒋先刚(1958-), 男, 湖南永州人, 华东交通大学教授。

矩阵来描述这个统计规律,进而由其计算出一些参数定量描述这个纹理的特性.

灰度共生矩阵是描述在 θ 方向上,相隔 d 像元距离的一对像元,分别表示具有灰度层 i 和 j 的出现概率,其元素可记为 $P(i, j | d, \theta)$, 当 θ 和 d 选定时,也可简记为 P_{ij} . 显然灰度共生矩阵是一个对称矩阵,其阶数由图像中的灰度层数决定. 这个矩阵是距离和方向的函数,在规定的计算窗口或图像区域内统计符合条件的像元对数.

由灰度层共生矩阵可以计算出一组参数,用来定量描述纹理特性. 其中下面的 5 种是比较常用的参数:

(1) 能量

$$E(d, \theta) = \sum_{i,j} \{p(i, j | d, \theta)\}^2$$

能量是灰度共生矩阵各元素的平方和. 它是图像纹理灰度变化均一的度量,反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度. 如果共生矩阵的所有值均相等,则能量值就小;相反,如果其中一些值大而其它值小,则能量值大. 能量的值大表明是一种较均一和规则变化的纹理模式.

(2) 熵

$$H(d, \theta) = - \sum_{i,j} \{p(i, j | d, \theta)\} \log \{p(i, j | d, \theta)\}$$

熵度量图像纹理的随机性. 当空间共生矩阵中所有值均相等时,它取得最大值;相反,如果共生矩阵中的值非常不均匀时,其值较小. 熵的较大值暗示图像中的灰度分布非常随机.

(3) 惯性矩

$$I(d, \theta) = \sum_{i,j} i^2 p(i, j | d, \theta)$$

对比度是灰度共生矩阵主对角线附近的惯性矩,它度量矩阵的值是如何分布和图像中局部变化的多少,反映了图像的清晰度和纹理的沟纹深浅. 纹理的沟纹深,对比值大,效果清晰;反之,对比值小,则沟纹浅,效果模糊.

(4) 相关

$$C(d, \theta) = \frac{\sum_{i,j} (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j | d, \theta)}{\sigma_x \sigma_y}$$

它度量空间灰度共生矩阵元素在行或列方向上的相似程度,因此,相关值大小反映了图像中局部灰度相关性. 当矩阵元素值均匀相等时,相关值就大;相反,如果矩阵像元值相差很大则相关值小. 当一幅图中相似的纹理区域有某种方向性时,其值较大.

(5) 局部平稳

$$L(d, \theta) = \sum_i i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} p(i, j | d, \theta)$$

它度量图像纹理局部变化的多少. 其值大则说明图像纹理的不同区域间缺少变化,局部非常均匀. 对于特征纹理参数,如何选择距离 d 和方向 θ 使所得的参数较好一直是研究的重点,通常情况下,小的值可以提供比较好的结果.

$$\text{其中, } \mu_x = \sum_i i \sum_j P(i, j | d, \theta)$$

$$\sigma_x = \sum_i (i - \mu_x)^2 \sum_j P(i, j | d, \theta)$$

$$\mu_y = \sum_j j \sum_i P(i, j | d, \theta)$$

$$\sigma_y = \sum_j (j - \mu_y)^2 \sum_i P(i, j | d, \theta)$$

如何选择距离 d 和方向 θ ,以及如何用共生矩阵的参数作纹理分析,对 B 超图像的正确分类具有较大的影响.

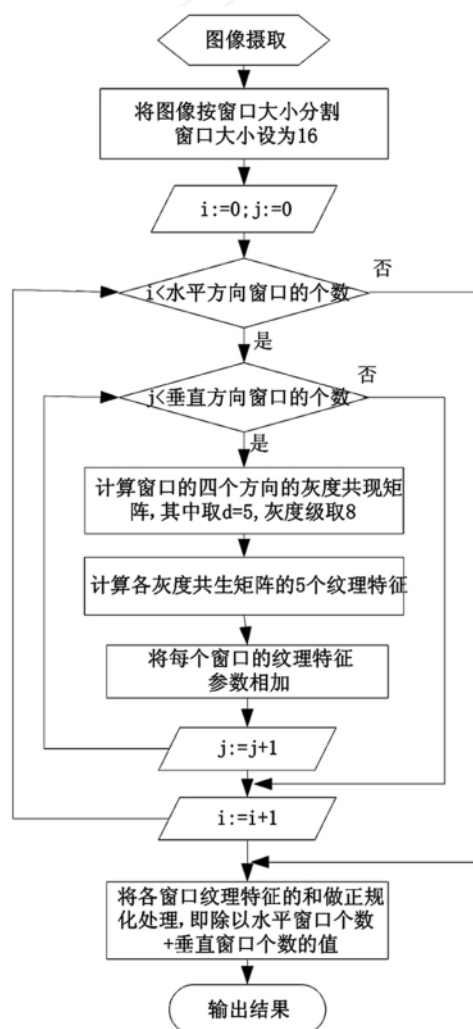


图2 肝脏B超图像纹理分析流程

2 B超图像自动诊断系统的程序设计

2.1 B超图像分析系统的框架设计

该软件包选用 Delphi 7 设计软件系统,采用灰

度共生矩阵的方法对肝脏超声图像进行纹理特征提取。系统在处理灰度共生矩阵时,取图像二次量化灰度级为 8 个灰度级,将图像分成若干个大小为 16 的子窗口,计算各子窗口的纹理均值,然后通过神经网络进行分类处理。B 超图像纹理分析系统的处理流

程如图 2 所示。

2.2 纹理计算中合理参数的选取

表 1 和表 2 是不同方向,灰度层为 8,距离 $d=1$ 的条件下计算的特征值。

表 1 方向为 0 度,灰度层为 8,距离 $d=1$ 时的特征值

特征值	能量	熵	相关	惯性矩	局部平稳
正常肝脏	0.993 6 -	0.011 05 -	-0.989 63 -	0.001 31 -	0.998 13 -
	0.996 32	0.024 99	-0.985 64	0.003 48	1.006 57
脂肪肝	0.992 4 -	0.010 73 -	-0.989 14 -	0.001 56 -	0.998 9 -
	0.996 79	0.033 45	-0.987 57	0.003 59	1.007 65
肝硬化	0.992 29 -	0.011 28 -	-0.990 86 -	0.001 06 -	0.997 3 -
	0.995 75	0.032 32	-0.994 64	0.012 74	1.005 87

表 2 方向为 90 度,灰度层为 8,距离 $d=1$ 时的特征值

特征值	能量	熵	相关	惯性矩	局部平稳
正常肝脏	0.993 14 -	0.011 05 -	-0.990 09 -	0.001 31 -	0.998 13 -
	0.996 32	0.023 84	-0.985 82	0.004 36	1.006 57
脂肪肝	0.992 4 -	0.010 73 -	-0.989 14 -	0.001 56 -	0.998 93 -
	0.996 79	0.033 45	-0.985 95	0.003 59	1.007 65
肝硬化	0.992 29 -	0.011 24 -	-0.990 96 -	0.001 06 -	0.997 3 -
	0.996 17	0.029 85	-0.994 64	0.012 74	1.005 87

从统计数据来看,各方向的能量、熵和对比度的结果和以上定性分析基本上是吻合的。局部平稳性的值在不同情况下的图像中变化不大,即各图像中纹理的分布都比较均匀,同时,相关的值在不同情况下的图像中变化不大。

根据分析,相关和局部平稳对识别不同超声图像的特异性不大,所以在后面的分类识别中我们选

用水平方向的能量、熵和惯性矩三种特征参数作为样本的特征值。而且,根据表中数据,能量、熵、惯性矩在水平、垂直、45 度和 135 度不同方向上的值域都比较稳定,这说明我们选取的这三个参数具有很好的旋转不变性。

从表 3 和表 4 比较,可得到同样方向,不同灰度层下,取相同距离 d 的特征值的区别。

表 3 方向为 0 度,灰度层为 8,距离 $d=5$ 时的特征值

特征值	能量	熵	相关	惯性矩	局部平稳
正常肝脏	0.991 9 -	0.021 2 -	-0.991 13 -	0.005 06 -	0.995 1 -
	0.993 87	0.034 77	-0.988 02	0.014 2	0.997 74
脂肪肝	0.992 19 -	0.014 4 -	-0.992 23 -	0.002 56 -	0.996 38 -
	0.995 33	0.026 53	-0.990 81	0.010 08	0.998 05
肝硬化	0.993 88 -	0.009 05 -	0.993 09 -	0.002 66 -	0.997 41 -
	0.995 75	0.016 88 -	-0.991 16	0.004 31	0.998 69

表 4 方向为 0 度,灰度层为 16,距离 $d=5$ 时的特征值

特征值	能量	熵	相关	惯性矩	局部平稳
正常肝脏	0.992 05 -	0.019 8 -	-0.990 4 -	0.008 14 -	0.995 59 -
	0.993 44	0.035 63	-0.993 13	0.026 7	0.997 45
脂肪肝	0.991 98 -	0.024 2 -	-0.989 91 -	0.010 1 -	0.994 73 -
	0.993 23	0.042 1	-0.992 85	0.045 26	0.996 74
肝硬化	0.992 5 -	0.011 66 -	-0.990 68 -	0.002 66 -	0.995 65 -
	0.995 53	0.034 65	-0.993 67	0.024 39	0.998 69

比较不同灰度层时综合各特征值的取值范围和处理时间因素,选择灰度层为 8 比较合适,而由表 3 和表 1 中统计数据来看距离 $d=5$ 时各类肝脏的不

同特征值的范围差距比较明显,彼此包含的相关参数相对较少,所以本文采样间距取 5。

2.3 基于神经网络的超声图像的分类识别

神经网络具有学习、抗噪和并行计算能力,且 BP 网络具有分类灵活、算法简练的优点. BP 神经网络是一种有导师的学习算法,其算法的基本思想是,学习过程由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成.

(1) 基本神经元模型的数学表达式如下

$$S = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i - \theta$$

$$y = f(s)$$

其中: ω_i : 权值(Weights), x_i : 阈值(threshold), $f(s)$: 作用函数.

(2) 本系统采用 S 型作用函数

$$y = f(WX + \theta) = \frac{1}{1 + e^{-(WX + \theta)}}$$

此时输出与输入成对数正切关系,选择 S 型函数作为输出函数具有以下有益特性: 非线性,单调性,无限次可微,当权值很大时可近似阈值函数,当权值很小时可近似线性函数.

(3) 神经网络中各参数的合理选择

在进行 BP 网络的设计时,一般应从网络的层数,每层中神经元个数和激励函数、初始值以及学习速率等几个方面来进行考虑, BP 网络的基本结构如图 3 所示.

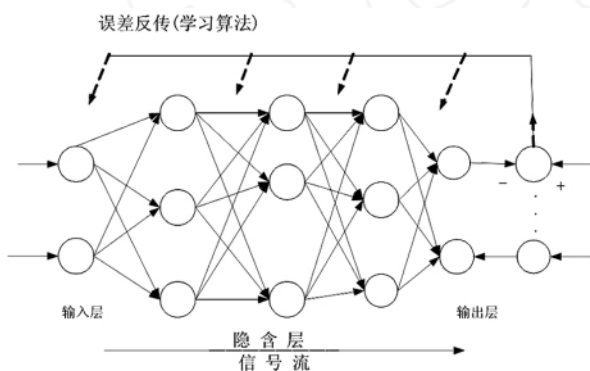


图3 BP神经网络结构

对于 BP 网络,本文采用三层结构,第一层为输入层,经过纹理计算得到 4 个方向,每个方向 3 个特征值,每幅选择区域图像 12 个特征值,所以输入层神经元个数为 12.

本系统选用 10 个隐含层. 对于输出层,肝脏初分类为五类,正常肝、肝硬化、轻度脂肪肝、中度脂肪肝、重度脂肪肝. 选择 5 个输出神经元即输出向量维数,本程序中采用了二进制码来进行编码,对于输出‘正常肝’,采用(1,0,0,0,0)这样的目标输出向量.

因为神经元的激励函数是 s 型函数即 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$, 所以激励函数的输出永远不可能达到 0 或 1,可能会导致算法不收敛,因此采用是接近值 0.0001 代表 0,0.9999 代表 1. 例如肝脏组织类别定义编码方案如下:

正常肝的编码: 0.9999, 0.0001, 0.0001, 0.0001, 0.0001

肝硬化的编码: 0.0001, 0.9999, 0.0001, 0.0001, 0.0001

轻度脂肪肝的编码: 0.0001, 0.0001, 0.9999, 0.0001, 0.0001

中度脂肪肝的编码: 0.0001, 0.0001, 0.0001, 0.9999, 0.0001
重度脂肪肝的编码: 0.0001, 0.0001, 0.0001, 0.0001, 0.9999

为了提高网络的识别率,这里将学习速率设为 0.015,动量系数设为 0.5,本实验在训练时自动产生 300 肝脏超声图像,对其反复训练次数为 300 次. 经过多次实验验证 BP 网络识别分类方法将把用模板分类方式的 85.7% 的识别率提高到 88.7%. 实验中,每种肝脏以 300 个样本为例,识别结果比较如表 5 所示.

表5 肝脏纹理识别实验分类结果数据

结果 样本	正常肝脏	脂肪肝	肝硬化
正常肝脏	265	21	13
脂肪肝	18	260	22
肝硬化	13	18	269

3 结束语

本文根据正常肝脏、脂肪肝、肝硬化在超声图像的纹理特征,应用灰度共生矩阵特征描述方法,对不同超声图像的感兴趣区域进行特征参数的提取,并将其所反映的规律与分类方法进行对比验证. 通过 BP 网络各参数的合理调配,可使 B 超组织纹理的自动识别和分类达到良好的分辨率. 针对肝脏纹理的采样间隔及二次量化灰度级作了合理的选取并得到较好的效果. 在纹理特征提取上,我们正着手研究采用频率和空间域具有良好局部描述的 Gabor 小波进行纹理分析.

(下转第 84 页)

Design of Front – end in Temperature Measure and Control System Based on 1 – Wire Bus

CHEN Wei¹, WANG Xun¹, HUANG DE – chang²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering;

2. School of Information Engineering, East China Jiaotong University Nanchang 330013, China)

Abstract: The design of front – end module is based on a single bus(1 – Wire Bus) technology, and constructs topology tree of 1 – Wire network by utilizing digital Thermometer DS18B20 to minimize occupation of MCU' s hardware resources. The design of program completes its exploration by means of binary tree data structure. This design perfects the communication agreement of front – end module to guarantee reliability and accuracy of temperature acquisition. Meanwhile, it can transmit the exact data to the controlling center system in time.

Key words: 1 – Wire bus; binary tree search; DS18B20; temperature acquisition

(责任编辑: 刘棉玲)

(上接第 44 页)

参考文献:

- [1] 田 娅, 饶妮妮, 浦立新. 国内医学图像处理技术的最新动态 [J]. 电子科技大学学报, 2002, 31(5): 486 – 489.
- [2] 张宏林, 蔡 锐. Visual C++ 数字图像模式识别技术

及工程实践 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2003.

- [3] 章 鲁, 陈 瑛, 顾顺德, 等. 医学图像处理与分析 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2006.
- [4] 陈玉芳. BP 神经网络的改进研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2004.

Automatic Diagnostic System Design of Liver Ultra – sound Images Based on Neural Network

JIANG Xian – gang, ZHAO Xiao – xia

(Information & Control Engineering Institute, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: The paper describes liver ultra – sound images texture definition by gray co – occurrence matrix and probes a more comprehensive analysis by different classifying technology. The BP neural network technology has been applied to classification of texture tissue in this image analysis system. It also explores the software design technology of automatic diagnostic system of liver ultra – sound images.

Key words: gray co – occurrence matrix; BP neural network; ultra – sound images.

(责任编辑: 王建华)