

证据理论和改进神经网络相融合的图像识别算法

王丽艳

(重庆邮电大学 移通学院, 重庆 401520)

摘 要: 针对单一特征图像自动识别算法存在识别结果不稳定和识别正确率低等缺陷, 提出一种基于证据理论和改进神经网络相融合的图像自动识别算法. 首先提取能反映图像类别信息的颜色和纹理特征, 然后采用 RBF 神经网络对单一特征进行初步识别, 识别结果作为证据, 最后采用证据理论对初步识别结果进行决策融合处理, 得到图像最终识别结果. 仿真测试结果表明, 该算法的平均识别正确率达到 92.29%, 相对于单一特征识别算法, 图像识别结果的可靠性和正确率得到了大幅提高, 具有较好的应用前景.

关键词: 颜色特征; 纹理特征; 神经网络; 证据理论

中图分类号: TP317.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0148-05

Image Recognition Algorithm Based on Evidence Theory and Improved Neural Network

WANG Li-yan

(College of Mobile Telecommunications, Chongqing University of Posts and Telecom, Chongqing 401520, China)

Abstract: Because single feature automatic image recognition algorithm's identification result is not stable and the correct recognition rate is low blemish, this paper put forward a image automatic recognition algorithm based on based on evidence theory and improved neural network. Firstly, color and texture features of image are extracted which can reflect the image category information, and then RBF neural network is used for single feature identification and recognition results are taken as evidences, the evidence theory is used to fuse the identification results and gets the final recognition result of image. The result of the simulation shows that the proposed algorithm's the average recognition rate is up to 92.29%, and compared with the single feature recognition algorithms, image recognition results of reliability and accuracy is increased greatly, and it has better application prospect in image recognition.

Key words: color features; texture features; neural network; evidence theory

1 引言

随着计算机图像的飞速发展, 图像分析在空间探测、遥感图像分类、图像跟踪、机器人视觉和通信工程等多个领域得到了广泛的应用, 其中图像识别是一种图像分析中的关键步骤, 其识别效果对图像理解起着至关重要的作用, 成为当前图像研究中的一个重要课题^[1].

图像自动识别是一类模式识别中的分类问题, 包括图像特征提取和图像分类器设计等几个关键步

骤^[2]. 目前用于图像识别特征较多, 主要有纹理特征和颜色特征, 由于图像可以被看作为不同纹理区域的组合纹理特征, 描述图像的空间信息; 颜色特征是一种图像视觉特征^[3]. 当前相关研究通常只侧重纹理特征或颜色特征等单指标特征的图像, 单一特征并不能全面的描述图像所包含的内容, 导致单一特征存在一定片面性和不确定性, 经常导致图像误识, 无法真正满足图像分析要求, 应用范围存在一定局限^[4]. 近些年, 一些学者提出基于组合特征的图像识别算法, 相对于单一特征, 组合特征法能更全面全描

述图像信息,提高了图像自动分级正确率^[5].但是传统特征组合算法只是简单将特征组合在一起,然后输入图像分类器进行识别,特征间信息冗余严重,没有对特征进行有效融合,导致特征维度过高,计算量大,图像自动识别的正确率、实时性以较差,如何有效对图像特征进行融合,是图像识别首先要解决的难题^[6].除了特征提取外,图像自动识别结果还与分类器选择相关联,当前分类器目前主要有基于神经网络和支持向量机等机器学习算法的图像分类器^[5].由于神经网络具有自组织、自学习能力,可以准确刻画图像特征和图像类别之间的非线性映射关系,因此本研究选择 RBF 神经网络构建图像分类器^[7].然而 RBF 神经网络在图像识别中,参数决定了分类结果的优劣,因此构建图像分类器之前,须对 RBF 神经网络参数进行优化^[8].

Dempster Shafer(D_S)证据理论是一种多源信息融合技术,可以有效解决不确定性和信息不完全问题.为进一步提高图像识别的正确率,将 RBF 神经网络、人工鱼群算法和 D_S 证据理论结合,提出一种证据理论和改进神经网络相融合的图片自动识别方法(DS-RBF),并通过具体图像自动识别试验检验该方法的效果.

2 图像自动识别模型

2.1 图像自动系统的结构框图

基于 DS-RBF 的图像自动识别系统主要包括两部分:改进神经网络和证据理论推理,其系统框架如图 1 所示.首先分别提取图像的颜色和纹理特征;然后分别将它们输入到 RBF 神经网络进行初步识别,并采用遗传算法对 RBF 神经网络的参数进行优化;最后采用 DS 证据对信息进行融合,最后得到最终的图像识别结果.

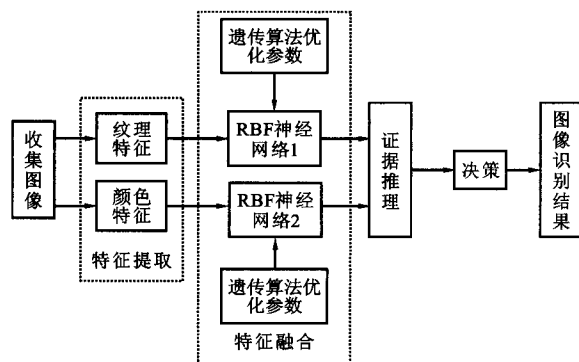


图 1 图像自动系统的结构框图

2.2 提取图像特征

2.2.1 提取颜色特征

颜色是一种重要的视特征,要对颜色特征进行提取,首先进行颜色空间选择,当前颜色空间主要有 RGB 颜色空间、HIV 颜色空间,其中 RGB 颜色空间是根据三个分量 R、G、B 对图像颜色特征进行提取,灵活性强,因此,本研究采用 RGB 颜色空间提取图像特征^[9].

颜色直方图具有良好的尺度和旋转不变性等优点,常用来描述图像的颜色特征,R、G、B 均有自己的直方图,可以描述了图像颜色的统计特征.对于一幅图像来说,R、G、B 值处于 0 到 255 之间,这样颜色直方图矢量维数十分高,直接计算它们的特征,运算量大,图像识别实时性难以保证,而且眼睛对颜色的分辨能力有限,因此需要对 RGB 空间进行量化处理,降低特征矢量的维数,然后计算它们直方图,减少计算量.

量化方式具全为:据 R、G、B 的范围,将它们均匀分成 4 等份,量化公式如下:

$$R = \begin{cases} 0 & \text{if } r \in [0, 63] \\ 1 & \text{if } r \in [64, 127] \\ 2 & \text{if } r \in [128, 191] \\ 3 & \text{if } r \in [192, 255] \end{cases} \quad (1)$$

$$G = \begin{cases} 0 & \text{if } g \in [0, 63] \\ 1 & \text{if } g \in [64, 127] \\ 2 & \text{if } g \in [128, 191] \\ 3 & \text{if } g \in [192, 255] \end{cases} \quad (2)$$

$$B = \begin{cases} 0 & \text{if } b \in [0, 63] \\ 1 & \text{if } b \in [64, 127] \\ 2 & \text{if } b \in [128, 191] \\ 3 & \text{if } b \in [192, 255] \end{cases} \quad (3)$$

这样,可以颜色特征向量为

$$\vec{C} = (R_0, \dots, R_3, G_0, \dots, G_3, B_0, \dots, B_3) \quad (4)$$

2.2.2 纹理特征提取

纹理特征和颜色特征一样,是一种重要的视觉特征,当前灰色变化剧烈、颜色比较接过、纹理比较明显的图像,颜色特征无法对其进行准确识别,而纹理特征可以描述该图像信息.目前图像纹理特征提取方法有:结构法、统计法以及其它信号分析方法.Gabor 滤波器的是当前提取纹理特征最有效的方法,因此本研究采用二维 Gabor 滤波器的提取图像纹理特征.

设 σ_x 和 σ_y 分别表示高斯包络在 x 和 y 方向的方向

差, λ 表示正弦波的波长, 那么 Gabor 滤波器的多尺度特性通过 λ , σ_x 和 σ_y 进行描述, 实际上二维 Gabor 滤波器的基函数是一个 Gaussian 函数, 其定如下

$$h(x, y, \theta_j, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \cdot \exp\left(\frac{2\pi i x \theta_k}{\lambda}\right) \cdot \exp\left\{-\pi \left[\left(\frac{x \cos \theta_j + y \sin \theta_j}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{-x \sin \theta_j + y \cos \theta_j}{\sigma_y}\right)^2 \right]\right\} \quad (5)$$

式中, θ_j 表示正弦波的方向.

$$\theta_j = \frac{\pi}{n_0}(k-1), \quad j = 1, 2, \dots, n_0 \quad (6)$$

式中, n_0 决定了滤波器方向的个数.

x_{θ_j} 和 y_{θ_j} 定义如下

$$\begin{cases} x_{\theta_j} = x \cos(\theta_j) + y \sin(\theta_j) \\ y_{\theta_j} = -x \sin(\theta_j) + y \cos(\theta_j) \end{cases} \quad (7)$$

设图像为 $i(x, y)$, 那么 Gabor 滤波器可以定义为:

$$T(x, y) = O_h(i(x, y)) = |i(x, y) * h(x, y)| \quad (8)$$

式中, $*$ 表示卷积; $|*|$ 表示模运算; $T(x, y)$ 为滤波输出.

提取纹理特征的步骤如下:

- (1) 选取 Gabor 滤波器组的尺度数和方向数.
- (2) 计算各个滤波器在横轴上的尺度因子, 即

$$a = \left(\frac{U_h}{U_l}\right)^{\frac{1}{n_F-1}} \quad (9)$$

式中, U_k 和 U_l 分别为最高和最低数字频率.

- (3) 分别计算横轴和纵轴方向滤波器的标准差.

$$\begin{cases} \sigma_{x_i} = \frac{a-1}{a+1} \frac{U_h}{\sqrt{2\ln 2}} a^{i-n_F} \\ \sigma_{y_i} = \operatorname{tg} \frac{\pi}{n_0} \sqrt{\frac{U_h^2}{2\ln 2} - \frac{a-1}{a+1} \frac{U_h}{\sqrt{2\ln 2}}} a^{i-n_F} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, n_F$.

- (4) 根据 $\theta_1 = 0$ 时得到的不同尺度下滤波器的中心频率和标准差, 通过旋转得到 $\theta_2, \theta_3, \theta_4$ 角度下的滤波器中心频率和标准差.

- (5) $T_{ij}(x, y)$ 表示经过 Gabor 变换后的图像, 变换后图像的值和标准差作为纹理特征, 图像纹理特征向量 $\vec{T}$ 为

$$\vec{T} = (\mu_{11}, \sigma_{11}, \dots, \mu_{1n}, \sigma_{1n}, \dots, \mu_{m}, \sigma_m) \quad (11)$$

式中,

$$\begin{cases} \mu_{ij} = \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y |T_{ij}(x, y)| \\ \sigma_{ij} = \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \sqrt{(|T_{ij}(x, y)| - \mu_{ij})^2} \end{cases} \quad (12)$$

2.3 改进 RBF 神经网络图像分类

2.3.1 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种 3 层前馈式神经网络, 它包括输入层、隐层和输出层, RBF 神经网络是局部逼近网络, 对于每个输入输出数据, 只有少量的权值需要调整, 并具有学习速度快、全局逼近性和最佳逼近性能的优点.

RBF 网络的输出为:

$$y = f_i(x) = \sum_{k=1}^N W_{ik} \varphi_k(\|x - c_k\|^2) \quad (13)$$

采用 Gaussian 函数作为径向基函数, 即

$$\varphi_k(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_k\|^2}{2\sigma_k^2}\right) \quad (14)$$

Gaussian 函数网络有 3 个学习参数: w_k 是输出权重, c_k 为第 k 个 RBF 隐节点的中心, σ_k 为 RBF 隐节点的宽度.

2.3.2 遗传算法优化 RBF 神经网络参数

RBF 神经网络的 k , c_k 和 σ_k 的取值对模型预测性能有着很大影响, 鉴于 GA 有着很强的全局和隐并行性搜索能力, 通过遗传操作, 不断进化, 可以解决多参数优化问题, 因此本研究采用 GA 对 RBF 神经网络参数 w_k, c_k, σ 进行优化, 具体流程如图 2 所示.

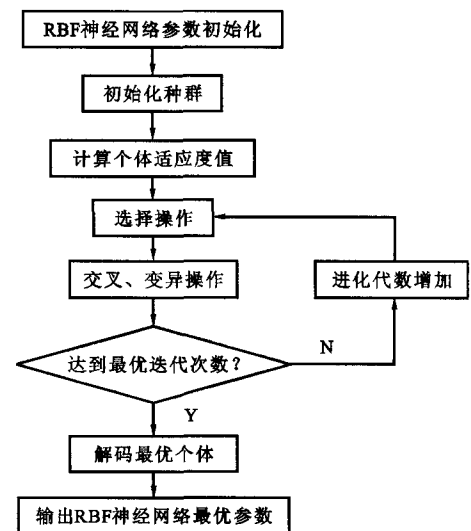


图 2 遗传算法优化 RBF 神经网络参数

2.3.3 DS-RBF 的图像识别步聚

- (1) 参数初始化, 主要包括 RBF 神经网络的遗传算法相关参数初始化.

(2) 采集图像,选择图像区域,并提取它们的颜色特征和纹理特征.

(3) 对特征进行归一化处理,具体为

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{15}$$

式中, x_i 和 x'_i 分别归一化后的颜色或纹理特征; $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别特征的最大值和最小值.

(4) 采用手工方式标记图像中的图像类别,作为训练样本输入到 RBF 神经网络进行学习,并采用遗传算法优化 RBF 神经网络的参数 w_k, c_k, σ ,建立相应的颜色和纹理图像识别模型.

(5) 以训练样本作为输入,用训练好的 RBF 神经网络计算输出结果,得到相应图像的识别结果.

2.4 DS 证据理论融合图像识别结果

D-S 证据理论是将来自两个或多个证据体的置信函数通过一定组合规则融合起来,得到一个新的置信函数,以融合后的置信函数作为判决的依据^[9]. 设 Θ 为识别框架,框架上的基本概率指派(BPA),因此 D-S 证据理论进行图像识别时,需要构建 BPA 函数. 任意一个 RBF 分类器,对训练样本训练完成后,通过遗传算法得到了图像识别模型的最优参数,并由此构造出后验概率 p_j ; 然后根据建立的图像识别模型对测试样本集进行测试,得到测试样本集的识别正确率 r_i ,那么 BPA 函数可定义如下

$$m_j(A) = p_j r_j \tag{16}$$

根据式(16) 计算每一个证据的信度,然后根据式(17) 把若干条不同来源的独立证据结合起来,以提取到更准确的信息.

$$m(A) = \frac{\sum_{b \cap A_i = A} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)}{1 - \sum_{b \cap A_i = \emptyset} \prod_{j=1}^n m_j(A_i)} \tag{17}$$

3 仿真实验

3.1 仿真环境

仿真实验的硬件环境为: Intel P 4 CPU 双核 3.0G,2G 内存,软件环境为: Windows XP, Matlab 2009 编程工具. 仿真实验的样本数据来源于美国加州理工学院的 Pasadena Houses2000 数据库,该库共有 157 幅典型的室外场景图像,其中 127 幅图像用来训练,另外 30 幅图像用来测试. 该数据库共包含 grass、tree、sky、road、house 等 5 类图像,对比模型为:单一颜色特征(color)、单一纹理(texture)、传统颜色和纹理组合(color-texture),模型的评价标

准为识别率.

3.2 识别框架的信度值

首先分别提取图像的颜色特征和纹理特征,然后将训练样本输入到 RBF 神经网络进行学习,遗传算法优化 w_k, c_k, σ ,建立单一的颜色特征和纹理特征识别模型,并对测试样本进行测试,得到识别结果作为证据,得到的识别框架的信度值如表 1 所示. 从表 1 可知,单特征的信度函数值,采用证据理论融合的组合特征函数值更优,大幅度增加了实际图像的信任度,大大降低了图像识别的不确定性.

表 1 识别框架的信度值

图像类型	单特征及融合	$m(A_0)$	$m(A_1)$	$m(\Theta)$
grass	颜色	0.229 5	0.098 3	0.500 9
	纹理	0.597 7	0.707 5	0.467
	融合	0.837 2	0.085 8	0.134
tree	颜色	0.283 8	0.407 5	0.241 7
	纹理	0.056 9	0.778 8	0.148 6
	融合	0.081 9	0.811 7	0.109 6
sky	颜色	0.351 3	0.258 1	0.292 8
	纹理	0.614 5	0.222 6	0.251 1
	融合	0.748 1	0.107 5	0.145 6
road	颜色	0.378 7	0.227 5	0.342 0
	纹理	0.629 2	0.189 2	0.365 3
	融合	0.780 1	0.128 3	0.128 4
house	颜色	0.229 5	0.098 3	0.500 9
	纹理	0.597 7	0.107 5	0.286 7
	融合	0.837 2	0.085 8	0.073 4

3.3 结果与分析

各模型的识别结果如表 2 所示. 对 2 各模型的识别结果进行比较,可以得到如下结论:

(1) 由于树木和草地它们的颜色较近,且易受光照条件影响,采用单一颜色特征获得识别率比较低;而自然环境因素对纹理特征影响比较小,其对图像的识别正确率要高于单一颜色识别正确率,但是在征提取过程中,共误差不断积累,同时受到图像处理的影响,识别率降会有所降低,总之,单一特征的图像误识率较高,正确识别率较低,且识别结果不稳定,不可靠.

(2) 传统组合特征模型的图像识别正确率要高于单于的颜色或纹理特征模型,说明采用多种特征进行融合,可以提供更多的图像信息,提高了图像识别的正确率和稳定性.

(3) 在所有识别模型中,DS-RBF 的识别性能最优,这说明,通过证据理论对颜色和纹理特征的识别结果进行融合后,克服简单组合特征的维数高、计

算量大等缺陷,降低了误识率,进一步提高了图像自动识别的正确率,是一种有效的图像识别方法.

表 2 各模型的识别结果比较

图像类别	color	texture	color-texture	DS-RBF
grass	56.43%	59.58%	88.05%	96.81%
tree	67.61%	79.65%	80.77%	84.62%
sky	90.67%	93.28%	94.22%	95.07%
road	74.05%	79.43%	83.70%	86.63%
house	89.51%	90.10%	94.15%	97.82%
平均识别率	75.65%	80.41%	88.18%	92.19%

4 结束语

针对传统图像识别算法特征提取和分类器设计存在的问题,提出采用 RBF 神经网络先基于颜色特征和纹理单一特征进行图像初步识别,并根据 RBF 神经网络输出作为证据,建立基本概率指派;然后采用 DS 证据理论对 RBF 神经网络的识别结果进行融合,最终得到图像识别结果.仿真结明,DS-RBF 的图像平均识别正确率达到 92.19%,远远超过单一特征识别结果以及简单组合识别结果,显著提高了图像识别的稳定性和正确率,结果更加可靠.

参考文献:

- [1] A Vailaya. Image classification for content-based indexing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001(10):117-130.

- [2] K Barnard. The effects of segmentation and feature choice in a translation model of object recognition[C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, MadiSOil, Wisconsin; Springer, 2003:675-682.
- [3] Barnard K. Modeling words and pictures[J]. Machine Learning, 2003(3):1107-1135.
- [4] A Sigbal, J Luo, W Zhu. Probabilistic spatial context models for scene content understanding[C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, Wisconsin; IEEE, 2003:235-241.
- [5] 雷宝权,程咏梅,杨丽华,等. 同斯模型与区域生长相结合的景物识别算法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(11): 262-266.
- [6] 李先锋,朱伟兴,花小朋,等. 基于证据理论的决策级多特征融合苹果分级方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(6):188-192.
- [7] 袁金丽,郭志涛,岳大为. 基于改进的进化神经计算进行苹果颜色快速分级[J]. 河北农业大学学报, 2008, 31(6):109-113.
- [8] 张捍东,王翠华. 基于改进证据理论和神经网络的故障诊断模型[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4): 1277-1279.
- [9] 李焯,蔡云泽,尹汝波. 基于证据理论的多类分类支持向量机集成[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(4): 571-578.

作者简介:

王丽艳 女,(1976—),硕士,讲师.研究方向为计算机通信、网络、通信协议分析、图像处理.