

基于纹理特征提取的图像分类方法 研究及系统实现^{*}

谢 菲, 陈雷霆, 邱 航

(电子科技大学 计算机科学与工程学院, 成都 610054)

摘 要: 深入研究灰度共生矩阵算法, 结合和差统计法对其进行改进。编码实现改进的图像纹理提取算法, 并采用基于径向基内积函数内核的支持向量机方法对图像分类效果进行实验。通过训练和测试证明, 该系统能减少特征提取的计算时间和存储空间, 并可达到良好的图像分类效果

关键词: 纹理特征提取; 图像分类; 灰度共生矩阵; 支持向量机

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2009)07-2767-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.07.107

Research of image classification method based on texture feature extraction and system to achieve

XIE Fei, CHEN Lei-ting, QIU Hang

(School of Computer Science & Engineering, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: This paper studied GLCM algorithm, combined sum and difference histograms method to improved it. Implemented the improved texture feature extraction method through programming, and combined SVM methods with the radial basis function (RBF) core to classify images. It proves that the system can reduce the computing time of feature extraction and achieve good results in image classification through analyzing, training and testing.

Key words: texture feature extraction; image classification; grey level co-occurrence matrix; support vector machine(SVM)

随着因特网和图像采集设备技术的飞速发展, 数字图像资源呈爆炸性地增长。基于内容的图像检索(CBIR)系统应时而生。在颜色、纹理、形状这三个基本的低层次图像内容中, 纹理特征是十分重要的。灰度共生矩阵(GLCM)是被广泛应用的纹理提取算法^[1]。虽然该算法检索纹理图像的精确度高, 但生成的灰度共生矩阵在一般情况下都为稀疏矩阵, 导致特征值计算有大量冗余。本文改进了此方法, 减少了矩阵的存储空间和计算共生纹理特征的计算量; 图像分类部分采用基于径向基内积函数内核的支持向量机方法, 最终实现基于纹理特征提取的纹理图像分类。

1 GLCM 算法及改进

1.1 GLCM 基本原理

灰度共生矩阵算法是基于图像中某一灰度级结构重复出现的概率情况来描述纹理信息^[1], 反映图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息, 是分析图像的局部模式和排列规则的基础。其算法描述如下:

把图像 f 作 $L_x * L_y$ 到 G 的变换, 即 $L_x * L_y$ 中的每一点对应一个属于 G 的灰度, 其最高灰度级定义为第 N_g 级。

定义矩阵第 i 行 j 列元素间距离为 d , 方向为 θ 的灰度共生矩阵为

$$P_c = p(i, j, d, \theta) \quad (1)$$

其中: $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。

以 X 轴为起始, 逆时针方向计算, 对不同的 θ , 矩阵元素的定义为

$$\begin{aligned} p(i, j, d, 0^\circ) &= \# \{ ((k, l)(m, n)) \in (L_x * L_y) * (L_x * L_y) \mid \\ &\quad k - m = 0, |l - n| = d; f(k, l) = i, f(m, n) = j \} \\ p(i, j, d, 45^\circ) &= \# \{ ((k, l)(m, n)) \in (L_x * L_y) * (L_x * L_y) \mid (k - m = d, \\ &\quad l - n = -d) \text{ 或 } (k - m = -d, l - n = d); f(k, l) = i, f(m, n) = j \} \\ p(i, j, d, 90^\circ) &= \# \{ ((k, l)(m, n)) \in (L_x * L_y) * (L_x * L_y) \mid \\ &\quad |k - m| = d, l - n = 0; f(k, l) = i, f(m, n) = j \} \\ p(i, j, d, 135^\circ) &= \# \{ ((k, l)(m, n)) \in (L_x * L_y) * (L_x * L_y) \mid \\ &\quad (k - m = d, l - n = d) \text{ 或 } \\ &\quad (k - m = -d, l - n = -d); f(k, l) = i, f(m, n) = j \} \end{aligned}$$

其中: 记号 $\# \{x\}$ 表示集合 x 的元素数。矩阵的第 i 行 j 列元素表示所有 θ 方向, 相邻间隔为 d 的像素中有一个取 i 值, 另一个取 j 值的相邻对点个数。

对式(1)作正规化处理:

$$P(i, j)/R \rightarrow p(i, j)$$

其中: R 为正规化常数。根据文献[5]中的研究, 正规化后的特征值有更高的纹理分辨率。当 $d = 1, \theta = 0^\circ$ 或 90° 时, $R = 2N_y(N_x - 1)$; 当 $d = 1, \theta = 45^\circ$ 时, $R = 2(N_y - 1)(N_x - 1)$ 。

收稿日期: 2008-09-25; 修回日期: 2008-11-03 基金项目: 国家“863”计划资助项目(2007AA010407, 2006AA01Z335)

作者简介: 谢菲(1984-), 女, 重庆人, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机图形图像、数字媒体(fairy_xie9420@163.com); 陈雷霆(1966-), 男, 重庆人, 教授, 博导, 主要研究方向为计算机图形图像、数字媒体、虚拟现实; 邱航(1978-), 男, 四川成都人, 讲师, 博士, 主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实。

1.2 纹理特征值描述

根据灰度共生矩阵可计算提取出多个纹理特征值。其中常用的有如下八个^[1,2]：

- a)角二阶矩(UNI)为 $UNI = \sum_i \sum_j |p(i,j)|^2$ 。
- b)对比度(CON)为 $CON = \sum_{n=0}^{N_g-1} n^2 \{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) \}$ 。其中： $|i-j|=n$ 。
- c)相关(COR)为 $COR = \sum_i \sum_j (ij)p(i,j) - \mu_x \mu_y / \sigma_x \sigma_y$ 。其中： μ_x, μ_y 和 σ_x, σ_y 分别是 p_x, p_y 的均值和均方差。
- d)逆差距(IDM)为 $IDM = \sum_i \sum_j p(i,j) / |1 + (i-j)^2|$ 。
- e)熵(ENT)为 $ENT = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log \{ p(i,j) \}$ 。
- f)最大概率(MAX)为 $MAX = \max \{ p(i,j) \}$ 。
- g)相异(DIS)为 $DIS = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i,j) n$ 。其中： $|i-j|=n$ 。
- h)反差(INV)为 $INV = \sum_i \sum_j p(i,j) \wedge |1 + |i-j||G|$ 。

2 基于 GLCM 算法的改进

一般情况下,生成的灰度共生矩阵为稀疏矩阵,这会导致特征值的计算有大量的冗余,浪费大量的存储空间^[3~5]。因此需要改进 GLCM 算法,减少计算量和存储量。

首先对灰度共生矩阵作变形。观察灰度共生矩阵可知,矩阵值沿左对角线(135°)对称。因此,把生成的灰度共生矩阵沿左对角线对折,重合位置的值相加,可得到一个 $i \geq j$ 的下三角矩阵。遍历此下三角矩阵的时间代价约为原来的一半。

研究 Unser^[6]提出的和差统计法。该方法与灰度矩阵的二维表示不同,采用一维向量形式表示共生灰度中纹理特征的和与差。对下三角矩阵进行和差矢量的计算,在相对位移(δ_x, δ_y)一定的情况下,对应的和与差异的定义如下:

$$S_{a,b} = r_{a,b} + r_{a+\delta_x,b+\delta_y}$$
$$d_{a,b} = r_{a,b} - r_{a+\delta_x,b+\delta_y}$$

和矢量定义为

$$C(i; \delta_x, \delta_y) = C_s(i) = \text{card} \left\{ \begin{array}{l} (a,b) \in R, S_{a,b} = i, \\ 1 \leq a + \delta_x \leq A, 1 \leq b + \delta_y \leq B \end{array} \right\}$$

其中: $i=0,1,\dots,2(G-1)$ 。

对应的差矢量定义为

$$C(j; \delta_x, \delta_y) = C_d(j) = \text{card} \left\{ \begin{array}{l} (a,b) \in R, d_{a,b} = j, \\ 1 \leq a + \delta_x \leq A, 1 \leq b + \delta_y \leq B \end{array} \right\}$$

其中: $j=0,1,\dots,G-1$ 。

正规化的和矢量与差矢量分别定义为

$$S(i) = C_s(i) / N_H$$
$$D(j) = C_d(j) / N_H$$
$$N_H = \sum_{i=1}^{H_S} C_s(i) = \sum_{j=1}^{H_d} C_d(j)$$

其中: H_s 和 H_d 分别表示和矢量与差矢量的长度。haralick 定义的常用纹理特征值中的四种可以由和差统计法直接计算出来,计算公式如下:

$$UNI = \sum_i p_s(i)^2 + \sum_j p_d(j)^2$$
$$COR = 1/2 \{ \sum_i (i - 2\mu)^2 \cdot p_s(i) - \sum_j j^2 \cdot p_d(j) \}$$
$$ENT = - \sum_i p_s(i) \cdot \log \{ p_s(i) \} - \sum_j p_d(j) \cdot \log \{ p_d(j) \}$$
$$CON = \sum_j j^2 \cdot p_d(j)$$

其中: $\mu = (\sum i \times p_s(i) / 2)$ 。

3 系统模块与实现

基于纹理特征提取的图像分类系统在配置为 Intel® Pentium® CPU 3.6 GHz 处理器,NVIDIA GeForce 7600GT 显卡,1 GB 内存的 PC 机上,用 VC++6.0 和 OpenCV 库实现。系统模块如图 1 所示。

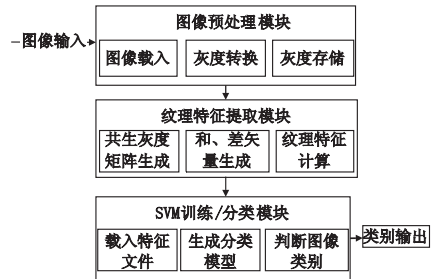


图1 系统模块图

首先,通过图像预处理模块载入图像信息,将图像信息转换为灰度图;灰度图数据进入纹理特征提取模块,生成灰度共生矩阵以及和差矢量;然后分别由这两种方法计算五种典型的特征值,并记录计算时间。得到的特征值写入样本文件或测试文件。SVM 训练模块对样本文件进行分析,得到最优分类模型;SVM 分类模块用得到的分类模型对测试文件进行类型判断,返回判断的类型号。

3.1 图像预处理模块

本模块通过 OpenCV 库内封装的函数将 JPG 或 BMP 格式的图像读入,并转换为灰度图,存储在 IplImage * 指向的结构中,每个像素值为 char 值。然后将整个灰度图的数据存放到以图像的高和宽作为矩阵行列的 double 类型的矩阵中,进行 char 到 double 的转换。

3.2 纹理特征提取模块

由上面模块得到的图像矩阵分别得出 0°、45°、90°、135° 方向上的共生灰度矩阵。为了比较计算速度,分别实现原始的 GLCM 算法和改进的和差统计法来计算纹理特征值。

//计算 90°的灰度共生矩阵

for(i=0; i<height-distance; i++)

for(j=0; j<width; j++)

{ PMatrixV[NewImage[i][j]]

[NewImage[i+distance][j]] += 1;

PMatrixV[NewImage[i+distance][j]][NewImage[i][j]] += 1;

}

//计算和矢量

double sum[126] = {0};

for(i=0; i<dim; i++)

for(j=0; j<=i; j++)

{

n=i+j;

if(i!=j)

sum[n] += 2 * pdMatrix[i][j];

else

sum[n] += pdMatrix[i][j];

}

//计算差矢量

```
double dis[63] = {0};
for(i=0; i<dim; i++)
    for(j=0; j<=i; j++)
        if(i==j)
            dis[0] += pdMatrix[i][j];
        else
            {
                n=i-j;
                is[n] += 2 * pdMatrix[i][j];
            }
```

采用聚类分析和纹理分类实验对特征值的纹理分辨率进行研究^[7,8],有如下特点:

- a)八个常用特征值都具有移位不变性,且可分为三类来分别反映纹理均匀度、纹理平滑度和纹理的线性相关性。
 - b)特征值 MAX、UNI、ENT 反映的是纹理的均匀度,且线性不变;UNI 和 ENT 均反映的是灰度对的重复率,聚类结果接近,但 UNI 的值范围更小,所以与 ENT 相比,UNI 更有优势。
 - c)特征值 DIS、CON、INV、IDM 反映纹理的平滑度,且 DIS、CON 分别与 INV、IDM 成反比。
 - d)特征值 COR 测量的是纹理的线性相关性,反映灰度对之间的相互关联。COR 与反映纹理均匀度的特征值有较大的关联性,与反映纹理平滑度的特征值的关联性较低。
 - e)从单一特征值来看,UNI、CON 对纹理辨别最有效。
- 另外,考虑图像的旋转因素,应多使用纹理特征值中有着旋转不变特性的特征值,它们是 UNI、ENT、SENT、DE、IMC、MCC。

综合以上特点,本系统计算 UNI、ENT、DIS、CON、COR 五个最典型的特征值。对于和差统计法,五个典型值中的四个可以直接计算得到,DIS 可由原 GLCM 算法得到。

3.3 SVM 分类/训练模块

得到图像的典型纹理特征值后,主要有两种思路来判断被检索图像类别:a)计算被检索图像与库内某图像之间的相似度。常用的计算方法有欧几里德公式和 K-L 距离^[9]计算向量各特征值之间的差值。相似度测量法的优势是很容易理解,但在实际应用中会造成大量的数据访问、计算和比较。欧几里德法被证明结果往往与人类的视觉判断不符^[9]。b)采用分类算法。如线性函数判别法、最小最大决策规则^[11]、概率神经网络(PNN)、支持向量机(SVM)^[10]等,根据各类图像的特征值进行分类训练,得到分类模型,再对被检索图像进行类别分析。该方法可避免相似度测量法的缺点,实际应用性强。本系统将采用基于 RBF 内核的 SVM 分类法对图像进行分类。

SVM 是从线性可分情况下的最优超平面(optimal hyperplane)发展而来的。其基本思想是:如果训练集中的所有向量均能被某超平面正确划分,即满足 $|g(x)| \geq 1$,并且距超平面最近的异类向量之间的距离最大(即边缘最大化),即 $\|w\|$ (或 $\|w\|^2$) 最小,则满足上述条件且使 $\|w\|^2$ 最小的分类面就是最优超平面,其中距离超平面最近的训练向量,被称为支持向量(support vector)。一组支持向量可以惟一地确定一个超平面。

由于图像类别众多,特征复杂,多为非线性情况。求最优

超平面的问题转换为通过某种事先选择的非线性映射 Φ 将输入向量 x 映射到一个高维特征空间 Z ;然后在此高维特征空间中构造最优分类超平面。在式(2)的约束下,最大化式(3)。

$$\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0; 0 \leq a_i \leq C; i = 1, 2, \dots, n \tag{2}$$

$$W(a) = \sum_{i=1}^n a_i - 1/2 \left(\sum_{i,j} a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \right) \tag{3}$$

相应的判别函数为

$$f(x) = \text{sgn} \sum_{i=1}^n a_i y_i K(x_i \cdot x) + b^*$$

常用的核函数有线性内积、多项式内积、径向基内积(RBF)和两层神经网络内积函数四种。本系统选用 RBF,即 $K(x, y) = \exp\{-|x - y|^2 / \sigma^2\}$,原因有以下两点:

- a)RBF 内核能够处理类别与属性呈非线性关系的情况,适应图像类别繁多和纹理特征描述复杂的情况,且线性内积函数是径向基内积函数的一种特例。
- b)较之多项式内积函数,RBF 内核有较少的需要定义的参数,仅 C 和 g 两个,计算量小。与二层神经网络内积函数相比,RBF 内核更稳定。

将纹理特征提取模块提取的特征值写入训练样本文件或测试文件。样本文件形如:

```
label 0;xxx 1;xxx 2;xxx ...9;xxx
.....
```

其中:label 为自定义的该组特征值的类别号,如 1、2 等。之后为各个特征值。

测试文件只包含各个特征值,无 label,经过测试后 SVM 机会返回 label 号。

对于输入的向量都预先作统一比例的缩放处理,将其压缩在 $[-1, +1]$ 内。对于参数 C 和 g 采用工具 grid 确定得到精确度最高的取值^[11]。

样本文件数据通过核函数找到支持向量,确定分类的最优超平面,得到分类模型。

测试文件通过 SVM 的分类模型判断每组向量所属的类别。

4 实验结果

选用木纹图像、年画图像和民间剪纸图像对该图像纹理特征提取分类系统进行测验。首先分别采用 GLCM 算法和改进的和差统计法计算五个特征值所用时间,其对比如表 1 所示。

表 1 计算时间对比表

算法		木纹	年画	剪纸
GLCM	$G = 256$	0.063 s	0.062 s	0.063 s
	$G = 64$	24 918.7 μs	24 868.5 μs	24 797.8 μs
	$G = 16$	5 251.17 μs	5 410.5 μs	5 251.17 μs
	$G = 256$	3.1e-005 s	1.5e-005 s	1.5e-005 s
和差法	$G = 64$	4 610.238 μs	3 658.69 μs	3 879.82 μs
	$G = 16$	3 851.59 μs	3 526.31 μs	3 158.08 μs

由表 1 可以看出,和差统计法的计算优势明显,总共只需计算长度为 $2(G-1)$ 的向量,比 GLCM 的 $G \times G$ 矩阵的计算量和存储空间都要少得多。在灰度级为 256 时,速度提高了约

90% ;在灰度级为 64 时,速度提高了约 80% ;在灰度级为 16 时,速度提高了约 30% 。可见,灰度级越高,和差统计法的优势越明显。

其次,分别选取每类图像中的 10、5、3、1 张作为训练样本,根据计算出来的五个典型特征值,在基于 RBF 内核的 SVM 分类机上进行训练,由得到的分类模型对另外 30 张图像(每类 10 张)进行分类测试。测试结果如表 2 所示。

表 2 分类测试结果

样本数	C 值	g 值	精确度
10	2.0	0.5	三类均为 100%
5	8.0	0.5	三类均为 100%
3	0.031 25	0.5	年画精确度为 70%,木纹精确度为 75%,剪纸精确度为 100%
1	0.031 25	0.007 812 5	年画精确度为 92%,木纹精确度为 20%,剪纸精确度为 89%

由表 2 可知,对五个典型特征值进行基于 RBF 内核的 SVM 分类效果较好,且样本数越多,测试精度越高。但样本的典型性和异类图像的相似性也会影响分类结果。

5 结束语

改进的 GLCM 算法能够明显缩短纹理特征值的计算时间,尤其在灰度级越大时,效果越明显。将 UNI、ENT、DIS、CON、COR 五个典型特征值作为入口参数,在基于 RBF 内核的 SVM 分类机中能得到很好的分类效果。

参考文献:

[1] HARALICK R M, SHANMUGAN K, DINSTEN I. Texture features for image classification [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3 (6): 610- 621.

[2] CLAUSI D A. Texture segmentation of SAR sea ice imagery [D]. Wa-

terloo; University of Waterloo, 1996.

[3] CLAUSI D A, JERNIGAN M E. A fast method to determine co-occurrence texture features [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36 (1): 298- 300.

[4] CLAUSI D A, ZHAO Yong-ping. Rapid co-occurrence texture feature extraction using a hybrid data structure [J]. Computers & Geosciences, 2002, 28 (6): 763- 774.

[5] CLAUSI D A, ZHAO Yong-ping. Grey level co-occurrence integrated algorithm (GLCIA): a superior computational method to determine co-occurrence probability texture features [J]. Computers & Geosciences, 2003, 29 (7): 837- 850.

[6] UNSER M. Sum and difference histograms for texture classification [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8 (1): 118- 125.

[7] BARALDI A, PAMIGGIANI F. An investigation of the textural characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33 (2): 293- 304.

[8] WU Cheng-yu, TAI Xiao-ying. Image retrieval based on color and texture [C] // Proc of the 4th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. 2007: 379- 384.

[9] SGENG L, CLASTELLI V. Deriving texture feature set for content-based retrieval of satellite image database [C] // Proc of International Conference on Image Processing. Washington DC: IEEE Press, 1997: 576- 579.

[10] NEOFYTOU M S, TANOS V, PATTICHIS M S, et al. Texture-based classification of hysteroscopy images of the endometrium [C] // Proc of EMBS Annual International Conference. [S. l.] : IEEE Press, 2006: 3005- 3008.

[11] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [EB/OL]. (2008). <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.

(上接第 2766 页)连续检测结果建立了概率模型,综合进行火焰目标评判,以提高算法火焰判别的准确性。

4 结束语

火焰的动态特征是火焰识别的一个重要依据。本文选取了相邻帧火焰目标的边界矩不变量的动态变化作为火焰动态特征的描述,然后利用支持向量机对火焰目标进行识别。边界矩不变量对平移、旋转和比例缩放几何变化不敏感,且比区域矩计算简单,同时支持向量机对火焰分类又能做到经验风险的最小化,因此本算法具有较好的实时性和抗干扰能力。实验结果表明该方法能较好地场景识别出火焰目标。增加火焰训练样本,精确选取核函数参数,同时采用概率模型对一段时间区域内的检测结果进行综合评判,可以进一步提高火焰识别的性能。

参考文献:

[1] HORNG W B, PENG Jian-wen, CHEN C Y. A new image-based real-time flame detection method using color analysis [C] // Proc of IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control. Tucson, Arizona: IEEE Press, 2005: 100- 105.

[2] LIU Che-bin, AHUJA N. Vision based fire detection [C] // Proc of

the 17th IEEE International Conference on Pattern Recognition. [S. l.] : IEEE Press, 2004: 673- 676.

[3] 张进华, 庄健, 杜海峰, 等. 一种基于视频多特征融合的火焰识别算法 [J]. 西安交通大学学报, 2006, 40 (7): 811- 814.

[4] TOREYIN B U, DEDEOGLU Y, CETIN A E. Flame detection in video using hidden Markov models [C] // Proc of IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.] : IEEE Press, 2005: 1230- 1233.

[5] 史海山, 吕厚余, 仲元红, 等. 基于遗传神经网络的火灾图像识别及应用 [J]. 计算机科学, 2006, 33 (11): 233- 236.

[6] 段立娟. 形状特征的编码描述研究综述 [J]. 计算机科学, 2007, 34 (8): 215- 218, 247.

[7] CHEN C C, TSAI T I. Improved moment invariants for shape discrimination [J]. Pattern Recognition, 1993, 26 (5): 683- 686.

[8] 孙见青, 汪荣贵, 胡琼, 等. 基于特征和基于图像相结合的快速人脸检测 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25 (1): 294- 296.

[9] 艾青, 刘洋, 秦玉平. 支持向量训练算法研究 [J]. 渤海大学学报: 自然科学技术学版, 2006, 27 (3): 266- 268.

[10] 吴涛. 核函数的性质、方法及其在障碍检测中的应用 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2003.

[11] 王枚, 王国宏, 房培玉, 等. 基于 PCA 与不变矩的车标定位与识别 [J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2008, 33 (1): 36- 40.