

基于 GLCM 与自适应 Gabor 滤波器组的纹理图像分割

闵永智¹,程天栋¹,殷超¹,岳彪¹,肖本郁¹,马宏锋²

(1. 兰州交通大学 自动化与电气工程学院,兰州 730070; 2. 兰州工业学院 电子信息工程学院,兰州 730050)

摘要: 基于 Gabor 滤波器的纹理图像分割算法存在参数难以选择的问题。为此,提出一种预测图像纹理类型数与 Gabor 滤波器组参数的分割算法。将图像分割成大小相等的区域块,根据各类纹理特性预测 Gabor 滤波器组参数,利用各区域块的纹理特征向量预测纹理类型数,并使用预测的滤波器组提取图像纹理特征,通过预测的纹理类型数对图像进行聚类分割。实验结果表明,该算法能以较高的精度与较快的速度分割纹理图像,且受纹理类型数量影响较小。

关键词: Gabor 滤波器;纹理图像;纹理类型;灰度共生矩阵;模糊 C 均值聚类

中文引用格式: 闵永智,程天栋,殷超,等. 基于 GLCM 与自适应 Gabor 滤波器组的纹理图像分割[J]. 计算机工程,2017,43(1):280-286.

英文引用格式: Min Yongzhi, Cheng Tiandong, Yin Chao, et al. Texture Image Segmentation Based on GLCM and Self-adaptive Gabor Filter Bank[J]. Computer Engineering, 2017, 43(1):280-286.

Texture Image Segmentation Based on GLCM and Self-adaptive Gabor Filter Bank

MIN Yongzhi¹, CHENG Tiandong¹, YIN Chao¹, YUE Biao¹, XIAO Benyu¹, MA Hongfeng²

(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;

2. School of Electronical Information Engineering, Lanzhou Institute of Technology, Lanzhou 730050, China)

[Abstract] To solve the problem of parameter selection in the algorithm of texture image segmentation based on Gabor filter, a texture image segmentation algorithm is proposed in this paper, which predicts the number of texture types and the parameters of Gabor filter bank. Firstly, the image is divided into regional blocks. Then, the number of texture types is predicted by the texture feature vector of regional blocks, and the parameters of Gabor filter bank are predicted by the characteristics of various texture features. Finally, texture features of the original image is extracted by using the predicted filter bank, and the image is clustered and segmented based on the predicted number of texture types. Experimental results show that the proposed algorithm can process the segmentation in the texture image with higher precision and faster speed, and is less affected by the number of texture types.

[Key words] Gabor filter; texture image; texture type; Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM); Fuzzy C-means (FCM) clustering

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2017.01.048

0 概述

作为图像分割中的一种,纹理图像分割已在医疗诊断、地理统计、地质勘探、视频分析、目标识别以及气象预测等领域有了广泛的应用,其目的是将图像根据其纹理特征与一致性准则进行分割^[1]。近年来,基于 Gabor 滤波器的纹理图像分割算法受到了

越来越多的重视^[2-5]。然而对于滤波器的参数选择,传统算法往往是通过经验确定,或选择一组尽可能覆盖整个待分割图像集频率与方向空间的滤波器组^[6-7];而对于待分割的类型数,则是通过经验或人为观察确定。显然,当待分割图像集的纹理类型、数量变化时,传统算法在精度与速度方面就受到了限制。由此,文献[8]提出结合 Gabor 滤波器与核密度

基金项目:国家自然科学基金“基于机器视觉的铁路轨道表面缺陷快速识别与分类方法研究”(61461023);国家自然科学基金“铁路长大隧道路基表面沉降链式图像监测方法及模型”(61663022);甘肃省高原信息工程及控制重点实验室开放课题基金“钢轨表面缺陷机器视觉快速检测”(20161105)。

作者简介: 闵永智(1975—),男,副教授、博士,主研方向为机器视觉、模式识别;程天栋、殷超、岳彪、肖本郁,硕士研究生;马宏锋,教授、博士。

收稿日期:2016-01-25 **修回日期:**2016-03-18 **E-mail:**minyongzhi@mail.lzjtu.cn

函数预测纹理类型数,进而计算自适应分割阈值,该方法预测了纹理类型数,但在分割图像时采用阈值分割显然忽略了一种纹理中往往包含有多种不同灰度值的事实;文献[9]针对纹理变化的图像集提出了通过图像灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)预测纹理类型数,然后结合 Gabor 滤波器与模糊 C-均值(Fuzzy C-means, FCM)聚类算法对图像进行聚类分割,此方法通过采用多种聚类有效性函数来提高纹理类型数预测的准确性,但却容易造成相互之间矛盾,且该算法依然采用固定的滤波器组提取图像的纹理特征向量;文献[10]利用 8 个尺度(1.5~5,步长为 0.5)和 17 个方向($0^\circ \sim 170^\circ$,步长为 10°)的 Gabor 滤波器组提取图像纹理特征,然后通过简单的叠加得到目标与背景对比度明显的图像,最后再通过形态学重构与区域生长法对处理后的图像进行分割,虽然通过纹理特征的叠加避免了滤波后数据量过大的问题,但滤波器数量显然过多,滤波时间太长,且分割阶段的参数设置对分割结果影响较大。

本文提出基于 GLCM 与自适应 Gabor 滤波器组的图像分割算法,该算法在执行顺序上分为预测阶段和分割阶段。在预测阶段,首先将原始图像分割为若干个一定大小的区域块,再利用 GLCM 的 5 个特征值构成各区域块的纹理特征向量,然后结合 FCM 聚类算法与聚类有效性函数预测图像纹理类型数,根据各类纹理特征预测 Gabor 滤波器组参数;在聚类分割阶段,采用预测的 Gabor 滤波器组提取原始图像纹理特征,并结合主元分析法(Principal Components Analysis, PCA)得到降维后的图像纹理特征向量,然后利用优化的 FCM 算法,根据预测的纹理类型数与降维后的图像纹理特征向量对图像进行聚类分割。

1 基于 Gabor 滤波器的纹理图像分割

Gabor 于 1946 年通过将短时傅里叶变换的窗函数取为高斯函数而提出了 Gabor 函数。二维 Gabor 滤波器由 Daugman 提出^[11-13],可以看作是二维高斯包络下的有向复变正弦函数,其数学表达式为:

$$Gabor(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(u^2+v^2)}{2\sigma^2}} [\cos\omega u + j\sin\omega u] \quad (1)$$

$$u = x\cos\theta + y\sin\theta, v = -x\sin\theta + y\cos\theta \quad (2)$$

其中, ω 为滤波器的调制频率; σ 为高斯包络在 x 轴与 y 轴上的标准差; θ 为滤波器方向。将图像 I 与二维 Gabor 滤波器卷积,即可得到滤波后的图像 F :

$$\begin{aligned} F(x, y) &= Gabor(x, y) \times I(x, y) \\ &= [(Gabor_R(x, y) \times I(x, y))^2 \\ &\quad + (Gabor_I(x, y) \times I(x, y))^2]^{\frac{1}{2}} \quad (3) \end{aligned}$$

传统的纹理图像分割算法主要是通过构造一个 Gabor 滤波器或 Gabor 滤波器组对纹理类型基本不变的图像集进行滤波,每个滤波器只允许与其频率和方向相对应的纹理通过,最后根据各滤波器的输出结果,结合聚类算法对纹理图像进行聚类分割。显然,对于纹理类型变化的图像集,若采用单一的 Gabor 滤波器提取图像的纹理特征无疑会降低图像的分割精度;而采用固定的 Gabor 滤波器组又会造成数据量大、分割速度慢,同时也可能导致分割精度的下降,且人为确定图像纹理类型数存在主观性高、效率低下等问题。

2 本文纹理图像分割方法

2.1 预测阶段

事实上,图像在空间上是由具有某些共同特征、大小不同的区域块构成的^[9],而纹理图像则由相同纹理特征、大小不同的区域块构成。因此,可根据图像区域块纹理特征预测图像的纹理类型数与 Gabor 滤波器组的参数。

2.1.1 图像纹理类型数的自适应判断

纹理是由分布在空间位置上的灰度值反复出现而形成的,不同纹理一般具有不同的频率或方向,因此,在图像空间中相隔一定距离的两像素之间存在灰度关系,即图像的灰度空间相关特性。GLCM 就是一种通过研究图像灰度空间相关特性来描述图像纹理特征的常用方法。通过将图像割为一系列 $M \times M$ 大小的区域块,计算各区域块在给定距离与方向下的 GLCM,利用 GLCM 的 5 个特征值^[14-15](对比度 co_i ,方差 va_i ,熵 en_i ,同质性 ho_i 和角二矩 an_i)来描述各区域块纹理的粗细、深浅、均匀度等特征,以构成区域块的纹理特征向量 $f_i = (cn_i, va_i, en_i, ho_i, an_i)$,进而可构成图像区域块纹理特征向量集 F_i 。由于一种纹理通常含有多种不同纹理,因此当某一纹理的直径小于 20 个像素,且与邻近区域属于不同纹理时,可认为其与邻近区域属于同一纹理;反之,当某一纹理的直径大于 20 个像素,且与邻近区域属于不同纹理时,可认为其与邻近区域属于不同纹理。由此可以得到:当分块大小小于等于 20×20 时,分割后的区域块可完整地表达该区域块的纹理信息,因此,本文取最大值 $M = 20$ 。

采用 FCM 算法对区域块纹理特征向量集 F_i 从聚类数为 2 到最大聚类数为 K 快速完成一次聚类分析,再利用聚类有效性评价函数对各聚类结果给出定量评价。文献[16]从模糊划分测度和不确定性两方面给出了一种有效性评价函数 V_{FM} ,由于其不仅能

对模糊聚类的有效性给出准确的评价,且该评价函数受 FCM 算法中的权重系数 m 影响较小,因此本文直接采用 V_{FM} 对各聚类结果给出一个客观的评价,其表达式如下式所示:

$$V_{FM} = \sigma_f \cdot \left[-\frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^Z (g_{i,j} \ln g_{i,j}) \right] \quad (4)$$

$$\sigma_f = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^Z \left(g_{i,j} - \frac{1}{k} \right)^2 \cdot \|x_j - c_{k,i}\|^2}{n \cdot \min_{s \neq t} \|c_{k,s} - c_{k,t}\|^2} \quad (5)$$

其中, Z 为区域块的个数; k 为聚类数; $g_{i,j}$ 为第 j 个区域块属于第 i 类的隶属程度; x_j 为第 j 区域块的特征向量; $c_{k,i}$ 为聚类数为 k 时第 i 个聚类中心; $\min \|c_{k,s} - c_{k,t}\|$ 为聚类数为 k 时类间聚类中心的最小距离。显然, V_{FM} 越小说明划分效果越理想,因此,直接选择 V_{FM} 最小时的聚类数作为图像的纹理类型数。

2.1.2 Gabor 滤波器组参数的自适应选择

由 Gabor 滤波器原理可知,改变 ω, σ 和 θ 这 3 个参数可以获得不同形式的 Gabor 滤波器。而 ω 与 σ 的关系为:

$$W_t = \sqrt{2} \sigma \approx \sqrt{2} \pi / \omega \quad (6)$$

其中, W_t 为 Gabor 滤波器时域窗口大小。由 GLCM 的特征值理论可知: GLCM 的方差 W_v 是纹理周期的一个度量,当纹理较粗时,其值较大,反之较小; GLCM 的角二矩 W_A 也是图像纹理粗细的一个度量,当图像纹理较细致时,其值较大,反之较小。经过大量的实验,得到图像纹理宽度与 GLCM 的 W_v 及 W_A 的关系图:图 1 为图像纹理方向为 $\pi/6$,纹理宽度由 2 增加至 60 像素时与 GLCM 的 W_v 及 W_A 的关系图;图 2 为图像纹理方向为 $\pi/4$ 时,纹理宽度与 GLCM 的 W_v 及 W_A 的关系图;图 3 为图像纹理方向为 $\pi/3$ 时,纹理宽度与 GLCM 的 W_v 及 W_A 的关系图;图 4 为图像纹理方向为 $\pi/2$ 时,纹理宽度与 GLCM 的 W_v 及 W_A 的关系图。

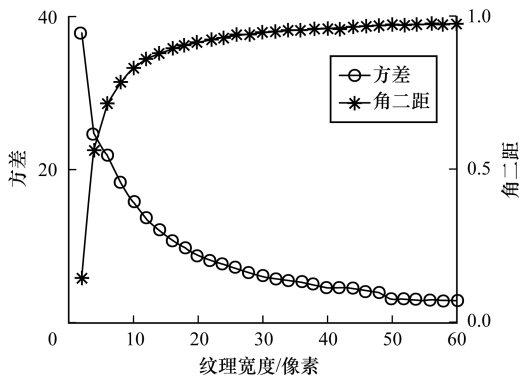


图 1 $\theta = \pi/6$ 时方差与角二矩的关系

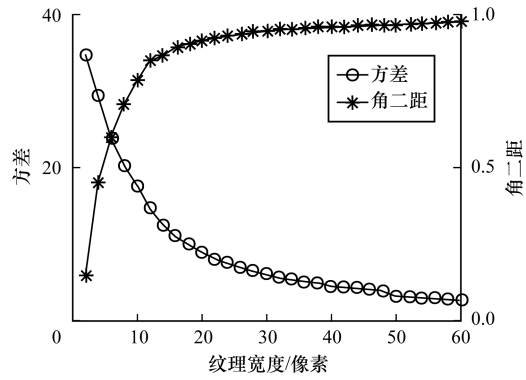


图 2 $\theta = \pi/4$ 时方差与角二矩的关系

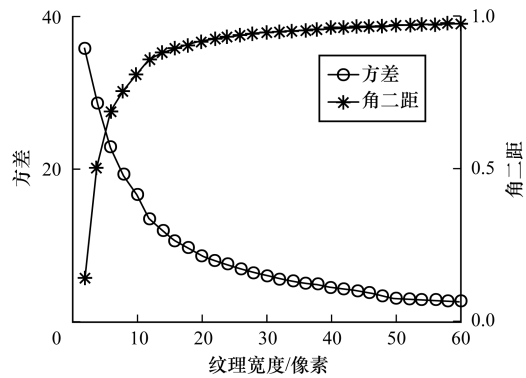


图 3 $\theta = \pi/3$ 时方差与角二矩的关系

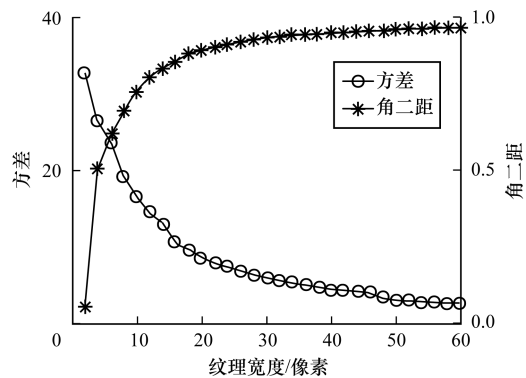


图 4 $\theta = \pi/2$ 时方差与角二矩的关系

显然,图像 GLCM 的 W_v 及 W_A 受图像纹理方向影响较小,而与纹理宽度有明显的关系。因此,可根据图像 GLCM 的 W_v 及 W_A 值判断出纹理宽度,进而预测出 Gabor 滤波器组的窗口大小,本文得到的预测公式如式(7)~式(9)所示,其中, W_{vt} 为根据 GLCM 的 W_v 值得到预测的窗口大小; W_{At} 为根据 GLCM 的 W_A 值得到预测的窗口大小; W_T 为根据预测的 W_{vt} 与 W_{At} 值得到最终预测的窗口大小。由于图像的纹理方向多为复杂、多变的,因此本文滤波器的方向选择 6 个方向: $\theta_1 = 0, \theta_2 = \pi/6, \theta_3 = \pi/3, \theta_4 = \pi/2, \theta_5 = 2\pi/3, \theta_6 = 5\pi/6$ (方向数可根据图像集的实际情况调整)。

$$W_{v_t} = \begin{cases} 2, 20 \leq W_v \\ 3, 15 \leq W_v < 20 \\ 4, 10 \leq W_v < 15 \\ 5, 5 \leq W_v < 10 \\ 6, 0 \leq W_v < 5 \end{cases} \quad (7)$$

$$W_{A_t} = \begin{cases} 2, 0 \leq W_A < 0.04 \\ 3, 0.04 \leq W_A < 0.07 \\ 4, 0.07 \leq W_A < 0.1 \\ 5, 0.1 \leq W_A < 0.3 \\ 6, 0.3 \leq W_A \end{cases} \quad (8)$$

$$W_T = \begin{cases} W_{v_t}, W_{v_t} = W_{A_t} \\ \min(W_{v_t}, W_{A_t}), W_{v_t} \neq W_{A_t} \end{cases} \quad (9)$$

2.2 分割阶段

结合 PCA 算法与优化的 FCM 算法,根据预测的纹理类型数及 Gabor 滤波器参数对原始图像进行聚类分割,具体过程如下:

步骤 1 采用预测的滤波器组窗口大小,每种窗口使用 6 个方向提取图像的纹理特征向量 F_p 。

步骤 2 利用 PCA 算法对图像纹理特征向量 F_p 进行降维,得到降维后的纹理特征向量 F_E 。

步骤 3 随机选取 n 个像素作为样本,根据降维后的纹理特征向量采用传统的 FCM 算法迭代 10 次,求出此时的聚类中心(聚类数即为预测的纹理类型数)。

步骤 4 改变传统的 FCM 算法初始化隶属度矩阵为初始化聚类中心,应用步骤 3 中求出的聚类中心,根据降维后的特征向量 F_E 对图像进行聚类分割(聚类数即为预测的纹理类型数)。

此过程中 n 的取值大小虽然对分割结果没有影响,但取值越小,步骤 3 执行时间越短,步骤 4 执行时间越长;取值越大,步骤 3 执行时间越长,步骤 4 执行时间越短。图 5 所示为 n 取不同值时步骤 3、步骤 4 及整个分割阶段的平均执行时间(针对 50 张大小为 512×512 像素的纹理图像),其中, N 为原始图像的像素总数。由图 5 可知,当 n 取图像像素数的 $1/2$ 时整个分割过程速度最快,因此,本文 $n = N/2$ 。

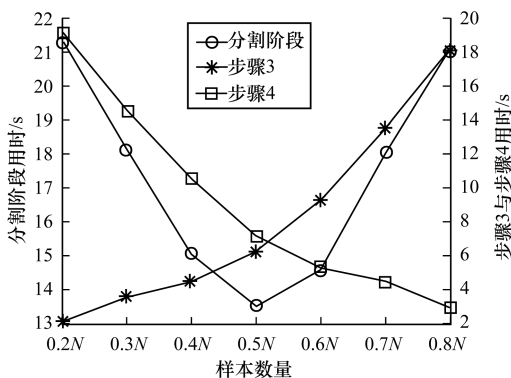


图 5 不同样本数时分割阶段用时

3 本文算法流程

综上所述,基于 GLCM 与自适应 Gabor 滤波器组的纹理图像分割算法流程描述如下:

第 1 阶段:预测阶段。

步骤 1 将目标纹理图像 I 分割为 Z 个 $M \times M$ 粒度大小的区域块。

步骤 2 对每一个区域块求由 GLCM 特征值构成的纹理特征向量 f_i ,从而构成图像区域块纹理特征向量集 F_I 。

步骤 3 for $k=2$ to K_{max}

以聚类数为 k 、迭代停止阈值为 ε ,利用传统的 FCM 聚类算法对图像区域块的纹理特征向量集 F_I 进行聚类,并保存各区域块的标记集合 S_k 、隶属度集合 G_k 和聚类中心集合 C_k :

$$S_k = \{s_{k,1}, s_{k,2}, \dots, s_{k,Z}\}$$

$$G_k = \begin{Bmatrix} g_{1,1}, g_{1,2}, \dots, g_{1,Z} \\ g_{2,1}, g_{2,2}, \dots, g_{2,Z} \\ \vdots \\ g_{Z,1}, g_{Z,2}, \dots, g_{Z,Z} \end{Bmatrix}$$

$$C_k = \{c_{k,1}, c_{k,2}, \dots, c_{k,k}\}$$

end for

步骤 4 根据各聚类结果结合聚类有效性函数 V_{FM} 确定最佳聚类,即图像的纹理类型数 K_f 。

步骤 5 分析每类纹理 GLCM 的方差与角二矩值,根据式(7)~式(9)计算 Gabor 滤波器组的窗口大小。

第 2 阶段:分割阶段。

步骤 6 使用预测的 Gabor 滤波器组提取原始图像的纹理特征向量集 F_p 。

步骤 7 采用 PCA 技术将图像特征向量集 F_p 映射到低维的纹理特征向量集 F_E 。

步骤 8 随机选择 $N/2$ 个像素,令聚类数为 K_f 、迭代停止阈值为 ε ,根据降维后的图像纹理特征向量集 F_E 应用优化的 FCM 算法进行聚类。

步骤 9 根据聚类后的结果对图像进行分割。

4 实验结果与分析

基于 GLCM 与自适应 Gabor 滤波器组的纹理图像分割算法测试平台的主机配置:AMD A4-3305M 1.90 GHz 处理器、4 GB 内存、Windows7 操作系统,使用的编程测试软件为 Matlab R2013a。

为验证本文算法的优越性,在同种测试环境下与

文献[9]和文献[10]方法的分割结果及分割性能分别进行比较。实验图集采用 University of Southern California 纹理图像数据库中的 64 张纹理图像,通过不同纹理之间的随机组合构成的 100 张合成图像,本文随机选取 A、B 两幅图像及其分割结果,具体如图 6 所示。

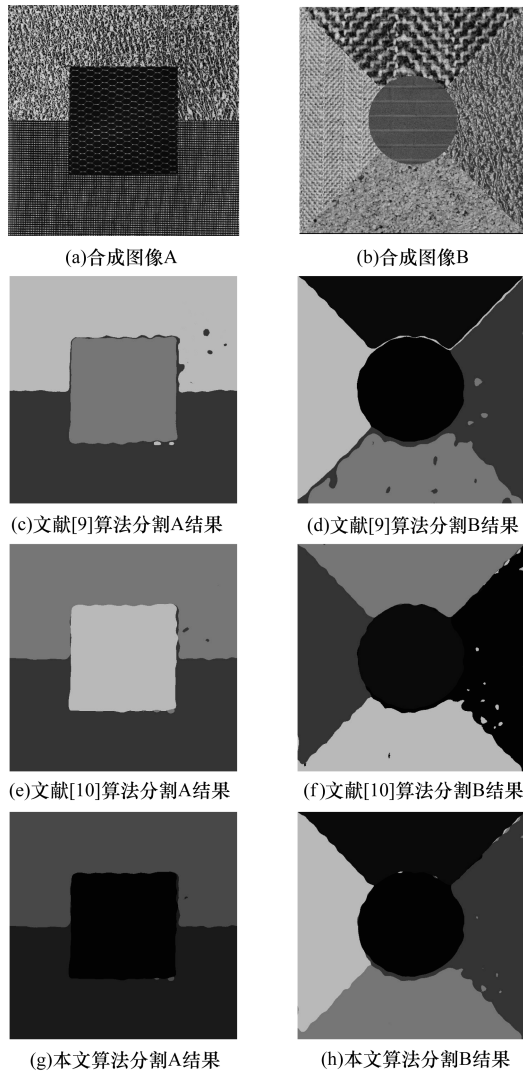


图 6 合成图像分割结果比较

从图 6 中可以看出,合成图像 A 和 B 的纹理区域大小、形状、粗细、颜色、方向、深度等特征各不相同,虽然 3 种算法均能准确地根据图像纹理特征对其进行分割,但在不同纹理的交界部分明显存在误分割区域,且各算法的误分割区域大小均不相同,本文算法最少,文献[9]算法最多。通过分析得知,在 2 种不同纹理的交界部分,一种纹理与另一种纹理刚好相似或 2 种纹理恰好能够连接成第 3 种纹理,此时算法不能仅根据图像纹理特征对图像进行准确分割。

采用文献[9]算法、文献[10]算法及本文算法对 100 张图像进行分割,并从滤波器窗口数(本文采用预测的滤波器窗口数)、分割时间、分割精度 3 个方面给出各算法的分割性能数据。由于 100 张图像均为人工合成图像,对于图像中每个像素点归属于哪种纹理已经确定,因此,分割精度采用文献[1]中给出的最终测量精度的相对差(Relative Ultimate Measurement Accuracy, RUMA),其表达式为:

$$RUMA = \frac{|S_f - D_f|}{S_f} \times 100\% \quad (10)$$

其中, S_f 代表正确的分割结果; D_f 代表通过实验得到的分割结果。显然,RUMA 的值与分割效果成反比,其值越小说明分割效果越好。具体分割数据如表 1 所示。

表 1 合成图像分割性能比较

图像	算法	窗口个数	时间/s	RUMA/%
A	文献[9]算法	5	11.317 4	4.030 9
	文献[10]算法	8	12.270 6	3.138 1
	本文算法	1	9.128 9	2.828 0
B	文献[9]算法	5	11.330 9	4.284 7
	文献[10]算法	8	12.316 3	3.372 6
	本文算法	2	9.171 2	3.026 5

由于本文根据图像的纹理特征预测了纹理类型数及滤波器的参数,避免了使用较多冗余滤波器,并采用主元分析法降低了图像纹理特征向量的维数,以及利用优化的 FCM 算法加快了聚类收敛过程,因此从表 1 中可以看出本文分割时间较前两种方法大大减少。通过对 100 张合成图像分割测试可知,本文算法速度比文献[9]和文献[10]算法分别快约 22.54%、35.64%,且分割速度受纹理类型数影响较小,分割精度比文献[9]和文献[10]算法分别大约高 32.29% 和 27.05%。

为验证本文算法对于自然图像仍具有适用性,对自然图像进行了分割实验,并与文献[9]和文献[10]算法的分割结果分别进行比较。由于自然图像分割的结果预先没有精确的数据表示,因此分割精度采用与人工分割结果比较,此时式(10)中的 S_f 代表人工分割结果。实验图像来自 University of Southern California 纹理图像数据库中 2 幅典型的图像:Tile roof 和 Wood fence(大小均为 1024×1024 像素),具体分割结果如图 7 所示。

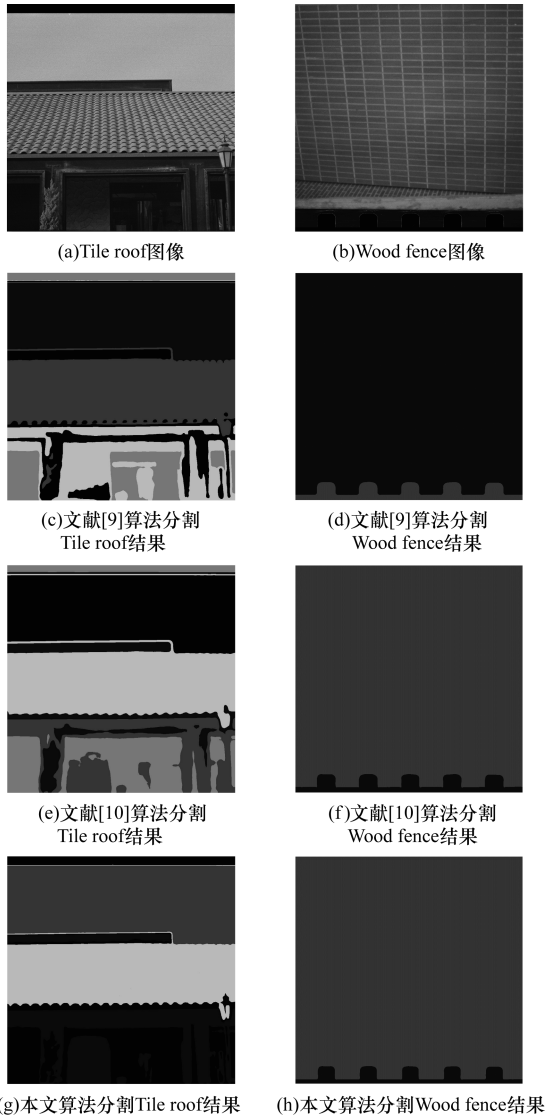


图 7 自然图像分割结果比较

从分割结果可以看出,对于 Tile roof 图像,3 种算法均可以准确地分割天空与房屋上的瓦,主要区别在于分割房屋墙壁、屋前小树、房屋内景,其中文献[9]算法的分割结果显然太过粗糙;文献[10]算法有一定的提高,但依然未能根据原始图像的纹理边界清晰、准确地分割;而本文算法根据纹理特征以较高的精度分割出了墙壁、小树、房屋内景。对于 Wood fence 图像,仅从分割结果图中难以分辨各算法的优劣。因此,依然从滤波器窗口数、分割时间、分割精度 3 个方面给出了各算法的分割性能比较结果,如表 2 所示。

表 2 自然图像分割性能比较

图像	算法	窗口个数	时间/s	RUMA/%
Tile roof	文献[9]算法	5	17.251 7	8.896 8
	文献[10]算法	8	19.360 1	6.725 0
	本文算法	1	13.547 2	5.969 3
Wood fence	文献[9]算法	5	12.168 2	1.306 4
	文献[10]算法	8	13.087 4	1.197 7
	本文算法	1	9.408 1	1.121 5

从表 2 可以看出:对于纹理类型数较少的图像如 Wood fence,本文算法在分割精度方面优势较小,但对于纹理复杂的图像,本文的分割精度有明显的提高,且在分割速度方面较其他 2 种算法也有明显加快。

为验证本文算法具有实用价值,对 100 张钢轨表面图像中的缺陷区域进行了分割实验。同样,分割精度采用与人工分割结果比较,即式(10)中 S_f 代表人工分割结果。实验图像来自采集的实际钢轨图像,其中钢轨表面区域已通过钢轨表面定位方法从采集的原始图像中提取出来。针对 100 张钢轨图像,各算法分割性能比较如表 3 所示(括号中数据的第 1 项为 100 张图像分割时间或精度的平均值,第 2 项为 100 张图像分割时间或精度的均方差值)。

表 3 钢轨表面图像分割性能比较

算法	分割时间/s	分割精度
文献[9]算法	(5.170 1,0.124 4)	(1.670 2,0.175 9)
文献[10]算法	(5.752 8,0.130 3)	(1.259 0,0.133 3)
本文算法	(4.162 9,0.079 0)	(1.158 4,0.110 1)

从表 3 中可以看出,对于纹理复杂的图像集,本文算法在分割精度、速度、稳定性方面均优于其他 2 种算法。

图 8 为随机选取两张钢轨表面图像与采用本文分割算法的分割结果,可以看出,本文算法并不能完整地将缺陷区域分割出来,仅能精确地定位到缺陷边缘位置。因此,须进一步采用形态学方法以分割出完整的缺陷区域,且此时的图像纹理信息可经过均衡化用于后续设计缺陷分类器时使用。



图 8 钢轨表面图像分割结果

5 结束语

本文提出了一种基于自适应 Gabor 滤波器组的纹理图像分割算法,主要利用图像区域块 GLCM 的特征值、模糊聚类算法及聚类有效性函数预测图像的纹理类型数,并通过分析每类纹理的宽度与 GLCM 的 2 个特征值方差与角二矩间的关系得到滤波器的参数,解决了人为观察确定纹理类型数存在主观性及采用固定滤波器分割图像时存在误差和冗余数据等问题。在算法的分割阶段,通过结合 PCA 技术与优化的 FCM 算法降低了图像纹理特征向量的维数,加快了聚类的收敛过程。实验分别以合成图像、自然图像作为测试图集,结果表明本文算法具有较快的速度和较高的精度。但从分割结果中可以看出,本文算法分割纹理较细的图像时易出现误分割、漏分割现象,因此,如何消除这些现象,保证分割的完整性与正确性是下一步的研究方向。

参考文献

- [1] 王敏琴,韩国强,涂泳秋. 新型的无监督纹理分割方法[J]. 电子科技大学学报,2010,39(1):11-15.
- [2] 蒋兴良,夏云峰,张志劲,等. 基于优化 Gabor 滤波器的输电导线断股图像检测[J]. 电力系统自动化,2011,35(15):78-83.
- [3] 王丽,李瑞峰,王珂. 多尺度局部二值模式傅里叶直方图特征的表情识别[J]. 计算机应用,2014,34(7):2036-2039,2065.
- [4] 杨冰,王小华,杨鑫. 基于局部纹理特征的三维掌纹识别研究[J]. 光电工程,2014,41(12):53-59.
- [5] 董卓莉,李磊,张德贤. 基于两段多组件图割的非监督彩色图像分割算法[J]. 自动化学报,2014,40(6):1223-1232.
- [6] 徐芳. 基于 Gabor 纹理描述的遥感影像分割[J]. 测绘科学,2013,38(1):116-117,124.
- [7] 陈杰,邓敏,肖鹏峰,等. 利用 Gabor 滤波器与蚁群算法进行纹理分割[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2010,35(11):1271-1274,1334.
- [8] 谷多玉,郭江,李书晓,等. 基于 Gabor 滤波器的航空图像居民区域提取[J]. 北京航空航天大学学报,2012,38(1):106-110,122.
- [9] 徐少平,刘小平,李春泉,等. 基于区域特征分析的快速 FCM 图像分割改进算法[J]. 模式识别与人工智能,2012,25(6):987-995.
- [10] 王小红,赵于前,廖苗,等. 基于多尺度 2D Gabor 小波的视网膜血管自动分割[J]. 自动化学报,2015,41(5):970-980.
- [11] Daugman J G. Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency, and Orientation Optimized by Two-dimensional Visual Cortical Filters [J]. Optical Society of America, 1985, 2(7):1160-1169.
- [12] Daugman J G. Complete Discrete 2-D Gabor Transforms by Neural Networks for Image Analysis and Compression [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1988, 36(7):1169-1179.
- [13] Lee T S. Image Representation Using 2D Gabor Wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10):959-971.
- [14] Zanan H D, Lovhoiden G, Deshmukh H. Design of a Clinical Vein Contrast Enhancing Protector [M]//Tuan V, Grundfest W S, Benaron D A, et al., Biomedical Diagnostic, Guidance, and Surgical-Assist Systems III, 2001:204-215.
- [15] Lovhoiden G, Deshmukh H, Zanan H D. Clinical Evaluation of Vein Contrast Enhancement [M]//Tuan V, Benaron D A, Grundfest W S., Biomedical Diagnostic, Guidance, and Surgical-Assist Systems IV, 2002:61-70.
- [16] 孟令奎,胡春春. 基于模糊划分测度的聚类有效性指标[J]. 计算机工程,2007,33(11):15-17.

编辑 金胡考

(上接第 279 页)

- [6] Strecha C, Bronstein A, Bronstein M, et al. LDAHash: Improved Matching with Smaller Descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1):66-78.
- [7] Trzcinski T, Christoudias M, Fua P, et al. Boosting Binary Keypoint Descriptors [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013:2874-2888.
- [8] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features [C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010:778-792.
- [9] Rublee E, Rabaud V, Kanolige K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011:2564-2571.
- [10] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: Binary Robust Invariant Scalable Keypoints [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011:2548-2555.
- [11] Alahi A, Ortiz R, Vanderghyest P. FREAK: Fast Retina Keypoint [C]//Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012:510-517.
- [12] 卢鸿波,孙愿,张志敏. 采用旋转匹配的二进制局部描述子 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10):1315-1321.
- [13] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.
- [14] Heikkila M, Pietikainen M, Schmid C. Description of Interest Regions with Local Binary Patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3):425-436.
- [15] Rosten E, Drummond T. Machine Learning for High-speed Corner Detection [C]//Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2006:430-443.
- [16] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation of Local Descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10):1615-1630.

编辑 刘冰