

# 基于小波变换和灰度共生矩阵的轮胎花纹检索

贾世英, 马姣婷

(西安邮电大学 通信与信息工程学院, 西安 710061)

**摘要:** 针对在用离散小波变换中提取纹理特征缺少纹理的空间分布特性问题, 提出引入方向测度的灰度共生矩阵 (gray level co-occurrence matrix, GLCM) 与离散小波分解相互融合的算法, 在低频子带上借助方向测度引入权重因子的方法提取灰度共生矩阵的 6 个统计量, 用生成的综合特征来描述轮胎花纹的纹理构成, 用欧式距离进行相似性度量; 实验结果表明, 融合算法能够有效提高检索效率, 改进方法的检索效率优于用传统的灰度共生矩阵和小波变换提取纹理方法的检索效率。

**关键词:** 纹理特征; 轮胎花纹; 特征融合; 相似性度量

## Tire Pattern Retrieval Based on Wavelet Transform and Gray Level Co-occurrence Matrix

Jia Shiying, Ma Jiaoting

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710061, China)

**Abstract:** In view of the limitations distribution of extracting texture feature in Discrete wavelet transform, Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) and Discrete wavelet decomposition are proposed. The six statistics of gray level co-occurrence matrix are extracted from the low frequency sub bands by using the weighted factor method. Experimental results show that the fusion algorithm can effectively improve the retrieval efficiency. The retrieval efficiency of the new method is better than that of the traditional gray level co-occurrence matrix and wavelet transform.

**Keywords:** texture feature; tire pattern; feature fusion; similarity measure

### 0 引言

我们每天要接触很多数字图像信息, 快速的在不同的复杂的数据库里提取到所需的信息就显得很有必要, 基于内容的图像检索 (Content Based Image Retrieval, CBIR) 技术<sup>[1]</sup>为我们快速高效的获取所需图片信息提供了依据, 而纹理特征<sup>[2]</sup>的提取是基于内容图像检索的关键技术, 纹理分析在图像检索领域中起着非常重要的作用, 纹理是用图像中提取出的一种视觉特征<sup>[3]</sup>来描述图像内容的。纹理具有各种各样的结构, 能够反映图像的同质性特征, 并且不依赖图像的颜色和亮度, 因为需要对含有多个像素点的区域进行统计并且计算, 能够较好的抵抗噪声所带来的影响, 具有旋转不变性。纹理特征提取方法的优劣直接关系到图像检索的结果, 如何表征图像纹理并且对其进行准确的分类<sup>[4]</sup>是图像检索研究领域的一个重要方向。

小波变换<sup>[5]</sup>具有良好的时域和频域局部化性能, 在高频部分具有较低的频率分辨率和较高的时间分辨率, 在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率, 为了简化数值的计算量, 将小波变换进行离散化处理可以得到离散小波变换 (DWT)<sup>[6-7]</sup>, 离散小波变换是在时域和频域的联合域上对信号进行分析, 这样就避免了在时域或频域单一分析域上进行处理

所带来的缺陷, 对原图像进行小波分解, 可以得到 4 个子图像, 分别表示低频信息、水平方向的高频信息、垂直方向的高频信息和对角方向的高频信息, 一幅图像经过小波变换后在每一个尺度上均有 3 个表示方向的子带, 这样可以保证提取到图像局部结构的细节纹理特征, 但是这种方法所提取到的纹理特征缺少纹理的空间分布特性, 而灰度共生矩阵<sup>[8]</sup>恰好可以解决这个问题, 灰度共生矩阵从纹理的空间结构来描述纹理分布特性, 是图像灰度变化的二阶统计量。文献<sup>[9]</sup>将双树复小波变换和灰度共生矩阵提取的特征作为联合纹理特征来描述遥感图像的局部纹理信息, 并用于遥感图像分割。文献<sup>[10]</sup>提出将传统灰度共生矩阵结合 Gabor 域小波变换方法提取图像的综合纹理特征用于医学图像检索。文献<sup>[11]</sup>提出将两层小波变换对角子带系数的均值和方差融合灰度共生矩阵的 4 个特征量作为综合特征用于人脸检测。而传统灰度共生矩阵在处理具有明显方向性的纹理图像时, 忽略了图像本身的纹理构成方向, 使得提取到图像本身的纹理特征不够具体。为此, 本文提出一种融合方向测度和灰度共生矩阵的特征提取方法。在提取灰度共生矩阵的六个特征量的基础上利用方向测度<sup>[12]</sup>引入权重因子的方法统计临近像素点之间的变化来描述纹理的方向特征, 能够自适应地改变纹理特征在特征向量中所占的比重, 将离散小波变换和改进的灰度共生矩阵这两种方法获得的纹理特征进行融合组成联合纹理特征, 能够在局部结构细节和空间分布特性两方面很好地描述图像的纹理特征, 为图像检索提供依据。对所提取的纹理特征值归一化以后采用欧式距离进行相似性度量<sup>[13]</sup>, 对目标轮胎花纹图像在图像库中进行检索。实验结果

收稿日期:2015-08-27; 修回日期:2015-09-25。

基金项目:陕西省教育厅专项科研计划资助项目(15JK1658)。

作者简介:贾世英(1989-),男,陕西渭南人,硕士研究生,主要从事图像检索方向的研究。

表明, 小波变换融合引入方向测度的灰度共生矩阵算法有较好的图像检索效率。

## 1 小波变换

### 1.1 图像的小波分解

小波变换的概念是由工程师 MORLET 提出的, 设一幅图像用  $f(x, y)$  表示, 该图像可由一系列的子图来构成, 每个子图包括了原图像的一个方向和尺度信息, 小波母函数表示为:

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$$

对小波母函数的尺度因子  $a$  和平移因子  $b$  离散化后得到一维离散小波表达式为:

$$W(j, k) = 2^{j/2} \sum_x f(x) \psi(2^{-j}x - k)$$

分别对图像的行、列进行一维离散小波变换可得图像的二维小波变换:

$$W_\psi = \sum_x \sum_y f(x, y) 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}x - m, 2^{-j}y - n)$$

其中:  $\psi(x, y)$  为可分离的尺度和方向函数,  $j$  的取值为  $j_0$  (任意开始的尺度) 时,  $W_\psi$  表示尺度函数,  $j > j_0$  表示方向函数, 方向函数中  $j$  的取值为 0、1、2,  $j=0$  (代表水平方向  $H$ )、 $j=1$  (代表垂直方向  $V$ ) 和  $j=2$  (代表对角方向  $D$ ) 上的细节特征。二维小波分解实际上是由一个低通滤波器和一个高通滤波器实现的。图像经过二维小波变换以后, 每一级分解都可以把原图像分为 4 个频率带: 水平子带  $H$ 、垂直子带  $V$ 、对角子带  $D$  和低频近似子带  $L$ 。其中,  $H$ 、 $V$ 、 $D$  为高频子带, 反映图像的细节内容,  $L$  为低频部分, 包含图像整体特征。由于对图像进行三层分解会引起冗余、且细节子带内容太细导致检索效果不够理想, 为了实现算法的准确性和实效性本文采用二级小波变换, 分解如图 1 所示。

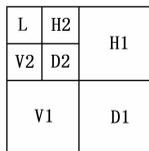


图 1 二层小波分解示意图

## 2 灰度共生矩阵

### 2.1 灰度共生矩阵原理

灰度共生矩阵的思想: 用灰度共生矩阵来描述纹理特征是因为纹理是由灰度分布在空间位置上不断交替变化而形成的, 图像空间中相隔一定距离的两个像素之间存在一定的灰度空间关系, 通过研究灰度的空间相关性来描述纹理。GLCM 是建立在估计图像的二阶组合条件概率密度基础上, 关于距离和方向两个参数的函数, 且它是一个对称矩阵, 其灰度级决定了图像的阶数。设一幅图像的灰度级为  $L$ , 由此可以得出灰度共生矩阵的大小为  $L \times L$ 。 $(x_1, y_1)$  和  $(x_2, y_2)$  是一幅图像中相关联的两个像素坐标, 表示在位置为  $(x_1, y_1)$ , 灰度为  $i$  的像素点的基础上去统计位置为  $(x_2, y_2)$ , 灰度为  $j$  的像素点同时出现的频度。 $i$  和  $j$  的连线与坐标轴的  $x$  正半轴所成的夹角为  $\theta$  (取值为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ ), 像素间距为  $d$ , 灰度共生矩阵的相关数学式可表示为:

$$p(i, j, d, 0^\circ) = \# \{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in$$

$$\begin{aligned} & L \times L \mid |x_2 - x_1| = d, y_2 - y_1 = \\ & 0, f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \\ p(i, j, d, 45^\circ) &= \# \{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in L \times L \mid \\ & (x_2 - x_1 = d, y_2 - y_1 = d) \text{ or } (x_2 - x_1 = -d, \\ & y_2 - y_1 = -d), f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \\ p(i, j, d, 90^\circ) &= \# \{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in \\ & L \times L \mid x_2 - x_1 = 0, |y_2 - y_1| = d, \\ & f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \\ p(i, j, d, 135^\circ) &= \# \{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in L \times L \mid \\ & (x_2 - x_1 = -d, y_2 - y_1 = -d) \text{ or } (x_2 - x_1 = d, \\ & y_2 - y_1 = d), f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j \} \end{aligned}$$

灰度共生矩阵从相邻像素间隔、方向、变化幅度综合信息的角度描述图像, 先求得所处理图像的灰度共生矩阵, 然后在灰度共生矩阵的基础上去提取纹理特征, 灰度级数太大会导致灰度共生矩阵计算量庞大且耗费时间, 所以在计算灰度共生矩阵之前, 将其压缩为 16 级。Haralick 在灰度共生矩阵的基础上根据纹理的结构特点提出了描述纹理特征的 14 个参数, 本文根据实验结果选择其中 6 个提取效果较好的参数。

能量:

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p(i, j)^2$$

能量是灰度共生矩阵元素值的平方和, 反映图像的灰度分布均匀程度和纹理粗细度程度。纹理越粗 ASM 值较大。

熵:

$$Ent = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p(i, j) \log\{p(i, j)\}$$

熵是图像所具有的信息量的度量, 表示图像中纹理的复杂程度。当共生矩阵中元素分散分布均匀时, 熵较大, 纹理越复杂。

惯性矩:

$$Con = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i - j)^2 p(i, j)$$

惯性矩即对比度, 反映了图像的清晰度和纹理的深浅程度。 $Con$  越大, 纹理越深, 图像越清晰。

逆差距:

$$Idm = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L p(i, j) / (1 + (i - j)^2)$$

逆差距反映图像的局部灰度均衡性, 当  $p(i, j)$  分布在主对角线上时,  $Idm$  无变化。

相关性:

$$Cor = \left( \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * j * p(i, j) - u_x u_y \right) / \delta_x \delta_y$$

$$u_x = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * p(i, j)$$

$$u_y = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L j * p(i, j)$$

$$\delta_x^2 = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i - u_x)^2 * p(i, j)$$

反映灰度共生矩阵在行、列方向的相似程度, 若某个方向的  $Cor$  值比较大, 则该方向为纹理所表示方向。

方差:

$$S = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L (i-u)^2 * p(i,j)$$

$$u = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L i * p(i,j)$$

方差反映纹理变化快慢，值越大纹理变化越慢，值越小纹理变化越快。

### 2.2 方向测度融合灰度共生矩阵

由于轮胎花纹具有较强的方向性，直接提取灰度共生矩阵的参数值进行统计，会忽略掉本身所具有的方向特性，所以引入方向测度统计临近像素间纹理的方向构成。

方向测度可以反映图像灰度在各个方向上的变化规律，图像纹理沿某个方向变化，则该方向上相邻像素间的灰度变化小于其它方向，灰度在各个方向上的变化规律反映了纹理沿该方向变化的特征，方向测度的表达式为：

$$n_1 = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N | f(x,y+2) - 4f(x,y+1) + 6f(x,y) - 4f(x,y-1) + f(x,y-2) |$$

$$n_2 = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N | f(x-2,y+2) - 4f(x-1,y+1) + 6f(x,y) - 4f(x+1,y-1) + f(x+2,y-2) |$$

$$n_3 = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N | f(x-2,y) - 4f(x-1,y) + 6f(x,y) - 4f(x+1,y) + f(x+2,y) |$$

$$n_4 = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N | f(x-2,y-2) - 4f(x-1,y-1) + 6f(x,y) - 4f(x+1,y+1) + f(x+2,y+2) |$$

$n_1, n_2, n_3, n_4$  分别代表  $\theta$  分别为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  方向的测度值。

设灰度共生矩阵所求参数融合方向测度后的特征为：

$$T_1 = \sum \omega_\theta * T_0$$

其中： $\omega_\theta$  为每个方向上的权值因子，并且  $\sum \omega_\theta = 1$ ， $T_0$  为每个方向上的 6 个参数值。 $T_0$  和  $\omega_\theta$  表达式如下：

$$T_0 = [Asm_\theta, Ent_\theta, Con_\theta, Idm_\theta, Cor_\theta, S_\theta]$$

$$\omega_\theta = \frac{1}{n_k} * \frac{1}{\sum_{k=1}^4 \frac{1}{n_k}}; (k = 1, 2, 3, 4)$$

## 3 纹理特征提取步骤及相似性度量

### 3.1 纹理特征提取步骤

图像库中所用图片均为 RGB 的格式，特征提取步骤如下。

步骤 1：在特征提取之前先对图像进行灰度处理：

$$Gray = 0.3 * R + 0.59 * G + 0.11 * B$$

步骤 2：对图像进行二层小波变换，得到对应的六个高频系数和一个低频系数。

步骤 3：对小波变换后提取到高频子带的系数，对其求平均值和方差组成 12 维的特征向量记为  $T_2$ 。

步骤 4：在低频子带小波系数构造算灰度共生矩阵， $\theta$  分别取  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 。相邻像素之间的距离取值与具体图像的纹理信息有关，像素间距离取得较小可以更好表示纹理的细节构成，所以选择距离为 1，可以得到描述纹理特征的 4 个方向的共 24 个特征，每个方向 6 个特征。

步骤 5：求纹理图像的方向测度，并根据方向测度值确定每个方向的权值因子，结合步骤 4 所得到的 24 个特征值，可得到加权后的六个参数值，组成特征向量为  $T_3$ 。

步骤 6：构造特征向量，对步骤 3 提取到的特征向量  $T_2$  与步骤 5 所得加权后的特征向量  $T_3$  进行融合，可得综合特征向量  $T_4 = [T_2, T_3]$ 。

### 3.2 相似性度量

相似性度量在模式识别和图像匹配<sup>[14]</sup>方面都有广泛应用，由相似性度量的方法对数据库图像进行查询和检索。目标图像与待测图像之间的差异可由空间中两点的距离表示，欧式距离是相似性度量最常用的方法，设待检索图像用 A 表示，图像库中的任一图像用 B 表示，则它们的特征值分别用  $A = (T_{c1}, T_{c2}, \dots, T_{cn})$ ， $B = (T_{d1}, T_{d2}, \dots, T_{dn})$  表示，其欧式距离公式为：

$$dis(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (T_{ci} - T_{di})^2}, (1 \leq i \leq n)$$

根据对所求得的目标图像与图像库中各待检测图像之间的欧式距离距离由小到大进行排序，从而得到检索以后的图像相似度排序，距离小说明该两幅图像越相似。

## 4 实验结果及分析

实验所用的图像库所含轮胎花纹图片共 200 幅，纹理有规则排列和不规则排列两种，方向有垂直型，水平型和对角型。本文选用水平沟壑、纹理方向为  $135^\circ$  的图片为目标轮胎花纹图片，如图 2 所示。

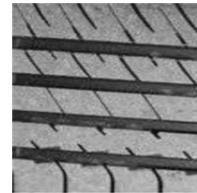


图 2 目标图像

检索结果返回前 18 幅图，对小波变换方法，灰度共生矩阵方法和改进的灰度共生矩阵融合小波变换的方法进行比较，如图 3 为小波变换方法的检索结果，图 4 为灰度共生矩阵方法的检索结果，图 5 为本文改进方法的检索结果，由实验结果可知，小波变换方法返回的前 18 幅图像中有 9 幅是相关的，图 4 中前 18 幅图像中有 8 幅是相关的，而改进的算法检索结果最好，在检索到的前 18 幅图像中有 14 幅是相关的，所以本文所用算法更为有效。

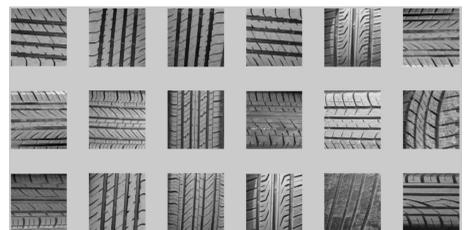


图 3 小波变换检索结果

评价图像检索方法的优劣的标准是查准率，查准率指在检索返回的相关图像数目与检索到的总的图片数的比值，比值越

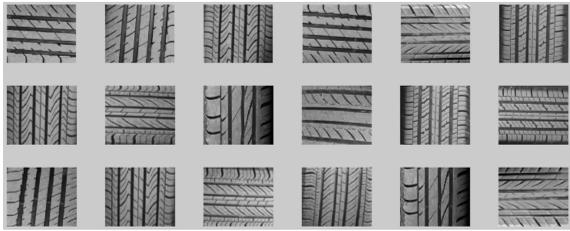


图 4 灰度共生矩阵检索结果

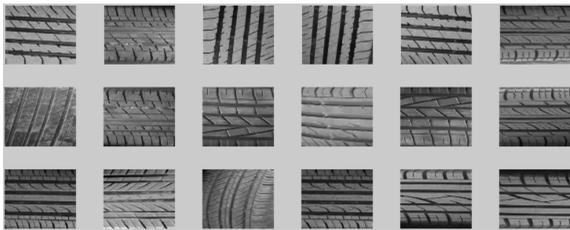


图 5 改进算法检索结果

大, 说明检索效果越好, 实验分别计算检索返回 10、20 一直到 100 幅图像的查准率, 所得结果如图 6 所示, 3 种方法的曲线随着返回图片数量的不断增长基本都呈现下降趋势, 小波变换融合引入方向测度的灰度共生矩阵算法查准率最好, 小波变换算法次之, 灰度共生矩阵算法的查准率最低。

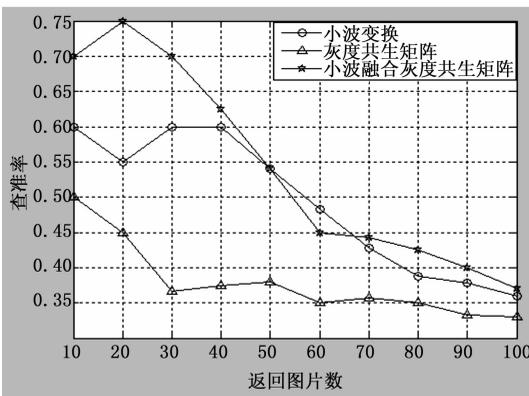


图 6 图像查准率

(上接第 209 页)

主动辅助识别的方式, 使系统具有一定的容错率。

尽管本文已能实现在一定准确率下的手绘草图识别功能, 但仍面临在输入相对误差较大的情况下识别准确率偏低以及用户使用流程尚需简化两方面的问题, 故还需作进一步的研究和改进。

参考文献:

[1] 罗新武. 基于 WDM 的多功能鼠标和键盘驱动的设计与实现 [D]. 广州市: 中山大学, 2009.

[2] 张 斌, 孙正兴, 孙建勇, 等. 在线草图识别中用户手绘习惯建模方法 [J]. 计算机科学, 2004, 31 (6): 194-198.

[3] 尹建峰, 孙正兴, 邱庆华, 等. 基于笔序的手绘草图识别方法 [J]. 计算机科学, 2005, 32 (1): 198-201.

[4] 吴孔银, 王立涛, 汪洪峰, 等. 手绘草图识别技术及其建模方法研究 [J]. 成组技术与生产现代化, 2007, 24 (4): 25-29.

[5] 孙正兴, 邱庆华, 张莉莎, 等. 在线手绘草图识别的相关问题研究

5 结论

通过融合小波变换和引入方向测度的加权 GLCM 算法对轮胎数据库图片提取纹理特征, 克服了小波变换提取纹理特征缺乏空间信息和传统灰度共生矩阵方法提取纹理特征缺乏方向细节的不足, 通过欧式距离分析了图像之间的相似性, 由实验结果可知新算法检索结果更好。

参考文献:

[1] 齐 恒. 基于内容图像检索的关键技术研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2012.

[2] 夏 瑜. 基于结构的纹理特征及应用研究 [D]. 湖南: 中国科学技术大学, 2014.

[3] 叶 阔, 沈益青, 李 豪, 等. 基于人类视觉特效 (HVS) 的离散小波变换 (DWT) 数字水印算法 [J]. 浙江大学学报 (理学版), 2013, 40 (2): 152-155, 165.

[4] 姚 飞, 叶 康, 周坚华. 植物叶图像特征分析和分类检索 [J]. 浙江农林大学学报, 2015, 32 (3): 426-433.

[5] 张 东, 唐向宏, 张少鹏, 等. 小波变换与纹理合成相结合的图像修复 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20 (7): 0882-0894.

[6] 邵婷婷, 白宗文, 周美丽. 基于离散小波变换的信号分解与重构 [J]. 计算机技术与发展, 2014, 24 (11): 159-161.

[7] 王剑平, 张 捷. 小波变换在数字图像处理中的应用 [J]. 现代电子技术, 2011, 34 (1): 91-94.

[8] 李慧娜, 郭超峰, 平原. 灰度共生矩阵在指纹图像分割中的应用 [J]. 数据采集与处理, 2012, 21 (2): 33-38.

[9] 刘小丹, 潘 赢. 基于双树复小波和灰度共生矩阵的遥感图像分割 [J]. 微型机与应用, 2011, 30 (12): 40-43.

[10] 张一飞, 修非, 鲍玉斌, 等. 基于小波纹理特征的医学图像检索 [J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2009, 30 (3): 341-344.

[11] 曹 瑜, 涂 玲, 毋立芳. 身份认证中灰度共生矩阵和小波分析的活体人脸检测算法 [J]. 信号处理, 2014, 30 (7): 830-835.

[12] 于晓晗, 袁保宗. 方向测度及其在纹理识别中的应用 [J]. 自动化学报, 1990, 16 (4): 347-351.

[13] 黄 忠, 胡 敏, 王晓华. 一种基于几何特征的表情相似性度量方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28 (5): 443-451.

[14] 陈卫兵. 几种图像相似性度量的匹配性能比较 [J]. 计算机应用, 2010, 30 (1): 98-100, 110.

[15] 孔素然. 第一届中国情感计算及智能交互学术会议论文集, 2003.

[6] 孙建勇, 金翔宇, 彭彬彬, 等. 一种快速在线图形识别与规整化方法 [J]. 计算机科学, 2003, 30 (2): 172-176.

[7] 姚海浩. 基本符号组成的手绘电路图识别研究 [D]. 燕山大学, 2012.

[8] 宋保华, 叶 军, 于明玖, 等. 笔输入草图的分层识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16 (6): 753-758.

[9] 孙苗钟. 基于 MATLAB 的振动信号平滑处理方法 [J]. 电子测量技术, 2007, 30 (6): 55-57.

[10] 孔素然. 基于模糊匹配思想的网页去重算法 [D]. 上海: 复旦大学, 2006.

[11] 宋秀勇. 实验数据的直线拟合 [J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 1994, (5): 130-134.

[12] 党兴菊, 吴文良. 最小二乘法拟合直线公式的初等推导 [J]. 重庆科技学院学报: 自然科学版, 2010, 12 (4): 185-187.

[13] 刘元朋, 张定华, 桂元坤, 等. 用带约束的最小二乘法拟合平面圆曲线 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16 (10): 1382-1385.