

# 基于分水岭和 $K$ -均值的半自动眉毛图像分割

李玉鑑, 白 洁

(北京工业大学 计算机学院, 北京 100124)

**摘要:** 为了从原始图像中快速、稳定地提取纯眉毛图像, 提出了一种融合分水岭和  $K$ -均值算法的眉毛图像分割方法, 即  $W-K$  算法. 首先通过手工在眉毛图像上画上几条线标注部分眉毛点和非眉毛点, 其次利用分水岭算法产生蓄水盆, 再使用  $K$ -均值算法对蓄水盆进行聚类, 最后通过眉毛点筛选实现纯眉毛图像的分割. 实验结果表明, 该方法在分割纯眉毛图像的过程中具有速度快、效果好的优点, 可用于眉毛识别的前期预处理, 并有助于提高识别结果的准确率.

**关键词:** 眉毛; 图像分割; 分水岭算法;  $K$ -均值聚类

中图分类号: TG 501

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2012)07-1099-05

## Semi-automatic Eyebrow Segmentation Based on Watershed and $K$ -means Algorithm

LI Yu-jian, BAI Jie

(College of Computer Science, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** To extract a pure eyebrow image from an original image rapidly and steadily, an eyebrow segmentation method based on watershed and  $K$ -means algorithm was presented, which was called  $W-K$  algorithm. First, a number of eyebrow pixels and non-eyebrow pixels by manually scratching several simple lines on an original eyebrow image were labeled; Second, the watershed algorithm was used to produce catchment basins, and them were clustered by  $K$ -means algorithm; Finally, a pure eyebrow image was extracted by eyebrow pixel filtering. Experiment results show that it can segment pure eyebrow images in high speed and good performance for preprocessing to improve eyebrow recognition accuracy.

**Key words:** eyebrow; image segmentation; watershed algorithm;  $K$ -means clustering

眉毛识别是近年来新兴的一种生物特征识别技术<sup>[1]</sup>. 与研究较多的人脸识别相比<sup>[2]</sup>, 眉毛图像不仅具有轮廓鲜明、结构简单和容易选取的优点, 而且受光照和表情的影响较小. 此外, 人类的眉毛具有多种多样的形状, 无固定结构, 具有很好的身份特异性, 因此能被有效地应用于身份识别.

眉毛识别有多种方法, 比如基于特征串匹配的

方法<sup>[3]</sup>、基于 HMM 和神经网络的方法<sup>[4]</sup>等. 使用这 2 种方法进行身份识别, 首先需要进行纯眉毛图像的分割, 可采用直接填充法<sup>[3]</sup>和半监督填充法<sup>[5]</sup>. 直接填充法通过手工选择一个包含眉毛的多边形区域, 并在经过灰度化处理之后将其置入一个外接矩形, 多边形与外接矩形之间区域用多边形顶点的灰度均值填充, 其缺点是得到的纯眉毛图像中

收稿日期: 2010-11-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61175004); 北京市自然科学基金资助项目(4102012); 北京市教育委员会科技发展重点资助项目(KM201010005012).

作者简介: 李玉鑑(1968—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别和机器学习方面的研究, E-mail: liyujian@bjut.edu.cn.

存在明显的手工圈选痕迹,增加了人为的噪声干扰;半监督填充法不需要手工圈选多边形,但是需要分别在眉毛的内部和外部进行相对随意的手工标注,其缺点是速度较慢、耗时较长,而且随着像素块的扩大,产生的误差也会增大。

本文利用分水岭(watershed)<sup>[6-7]</sup>和K-均值算法<sup>[8]</sup>提出一种用于纯眉毛图像分割的W-K算法,以减少手工选择的干扰和影响。

## 1 W-K 算法

W-K算法的作用是从原始眉毛图像中分割纯眉毛图像。每幅原始眉毛图像都是大小为 $768 \times 576$ 的24位彩色图像,其中可能包含头发、眼睛,眉毛大致在中心位置,如图1(a)所示。直接从原始眉毛图像中全自动分割纯眉毛图像的难度较大,本文先对其进行如图1(b)所示的手工标注,其中封闭的红线用点集 $L_R = \{(u_m, v_m) | 1 \leq m \leq M\}$ 表示,不封闭的绿线用点集 $L_G = \{(s_n, t_n) | 1 \leq n \leq N\}$ 表示,它们分别标注了部分非眉毛点和眉毛点。

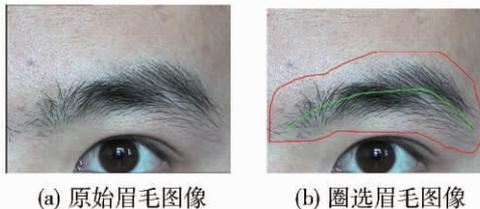


图1 原始眉毛图像标注示意图

Fig. 1 Example of the eyebrow image marking

### 1.1 W-K 算法详述

W-K算法主要包括4个基本模块:梯度值计算、分水岭浸没、蓄水盆聚类 and 眉毛点筛选。

#### 1.1.1 梯度值计算

梯度值计算模块的主要作用是从图1(b)所示的经过手工标记的原始眉毛图像中计算出梯度数据,其基本过程包括如下3个步骤。

1) 从原始眉毛图像 $E$ 中分割封闭红线的最小外接矩形 $[u_{\min}, u_{\max}] \times [v_{\min}, v_{\max}]$ 其中

$$u_{\max} = \max\{u_m | 1 \leq m \leq M\}$$

$$v_{\max} = \max\{v_m | 1 \leq m \leq M\}$$

$$u_{\min} = \min\{u_m | 1 \leq m \leq M\}$$

$$v_{\min} = \min\{v_m | 1 \leq m \leq M\}$$

2) 对任意 $(i, j) \in [u_{\min}, u_{\max}] \times [v_{\min}, v_{\max}]$ ,用 $R(i, j)$ 、 $G(i, j)$ 、 $B(i, j)$ 分别表示 $E$ 中第 $(i, j)$ 个像素的3个颜色分量,并计算其灰度值:

$$I(i, j) = 0.11R(i, j) + 0.59G(i, j) + 0.3B(i, j)$$

3) 计算 $E$ 中第 $(i, j)$ 个像素的梯度值:

$$g(i, j) =$$

$$\sqrt{(I(i+1, j) - I(i-1, j))^2 + (I(i, j+1) - I(i, j-1))^2}$$

式中,当 $g(i, j) > 255$ 时,令 $g(i, j) = 255$ 。

例如,在输入为图1(b)时,梯度值计算产生的结果可表示为图2,其中像素点的灰度值表示原始眉毛图像中对应点的梯度值。



图2 标记部分的梯度图像

Fig. 2 Gradient image of the labeled part

#### 1.1.2 分水岭浸没

分水岭浸没模块的主要作用是对梯度数据进行排序和浸没处理,得到蓄水盆及其颜色,其基本过程包括如下步骤。

1) 将梯度值 $g(i, j)$ 从小到大排序。

2) 初始化梯度阈值 $h = 0$ ,蓄水盆个数变量 $t = 0$ ,蓄水盆集合 $S = \emptyset$ 。

3) 令 $M = \{(i, j) | g(i, j) = h\}$ ,如果 $M = \emptyset$ ,则 $h = h + 1$ ,返回3);否则继续。

4)  $t = t + 1$ ,任取一点 $a \in M$ ,令蓄水盆 $A_t = \{a\}$ , $M = M - \{a\}$ 。

5) 对任意 $x \in A_t$ ,若 $\exists y \in M$ 与 $x$ 相邻,则 $A_t = A_t \cup \{y\}$ , $M = M - \{y\}$ ,直到 $A_t$ 和 $M$ 不再有相邻点。

6) 令 $S = S \cup \{A_t\}$ ,如果 $M \neq \emptyset$ ,返回4);否则继续。

7) 令 $h = h + 1$ , $M = \{(i, j) | g(i, j) = h\}$ ,若 $M = \emptyset$ ,返回7);否则令先进先出队列 $Q = \emptyset$ ,继续。

8) 对所有点 $a \in M$ ,若 $\exists 1 \leq k \leq t$ ,使得 $a$ 的某个邻接点 $b \in A_k \in S$ ,则将 $a$ 加入 $Q$ 。

9) 将队列 $Q$ 中第1个点 $x$ 弹出,选择 $1 \leq k \leq t$ ,使 $x$ 的某个邻接点 $y \in A_k$ ,令 $A_k = A_k \cup \{x\}$ , $M = M - \{x\}$ 。

10) 如果 $Q \neq \emptyset$ ,返回9);否则继续。

11) 如果 $M \neq \emptyset$ ,令 $t = t + 1$ ;否则进入16)。

12) 任取一点 $a \in M$ ,令蓄水盆 $A_t = \{a\}$ , $M = M - \{a\}$ 。

13) 对任意 $x \in A_t$ ,若 $\exists y \in M$ 与 $x$ 相邻,则 $A_t = A_t \cup \{y\}$ , $M = M - \{y\}$ ,直到 $A_t$ 和 $M$ 不再有相邻点。

14) 令 $S = S \cup \{A_t\}$ ,若 $M \neq \emptyset$ ,返回12);否则继续。

15) 如果  $h < 255$ , 则返回 7); 否则计算蓄水盆  $A_k (1 \leq k \leq t)$  的颜色  $C(A_k) = (\bar{R}_k, \bar{G}_k, \bar{B}_k)^T$  其中

$$\begin{aligned} \bar{R}_k &= \frac{1}{|A_k|} \sum_{(i,j) \in A_k} R(i,j) \\ \bar{G}_k &= \frac{1}{|A_k|} \sum_{(i,j) \in A_k} G(i,j) \\ \bar{B}_k &= \frac{1}{|A_k|} \sum_{(i,j) \in A_k} B(i,j) \end{aligned}$$

式中  $|A_k|$  是  $A_k$  中元素的个数.

例如, 在输入为图 2 时, 分水岭淹没产生的蓄水盆图像可表示为图 3, 其中红色像素点表示不同蓄水盆的交界, 它们所包围的一个个小区域就是蓄水盆.



图 3 淹没产生的蓄水盆图像

Fig. 3 Image of catchment basins after flooding

### 1.1.3 蓄水盆聚类

蓄水盆聚类模块的主要作用是对蓄水盆的颜色进行  $K$ -均值聚类, 得到属于眉毛部分的蓄水盆集合. 如果用  $C(p)$  表示  $p$  点的颜色向量, 即

$$C(p) = (R(p), G(p), B(p))^T$$

那么蓄水盆聚类模块的基本过程可描述如下.

1) 计算  $L_G$  和  $L_R$  的颜色均值:

$$c_1 = \frac{1}{|L_G|} \sum_{p \in L_G} C(p), c_2 = \frac{1}{|L_R|} \sum_{p \in L_R} C(p)$$

2) 选择初始聚类中心  $\bar{c}_1 = c_1$  和  $\bar{c}_2 = c_2$ .

3) 利用标注点集  $L_G \cup L_R$  构造集合  $D_1$  和  $D_2$ :

$$D_1 = \{c | c = C(p), \|c - \bar{c}_1\| \leq \|c - \bar{c}_2\|, p \in L_G \cup L_R\}$$

$$D_2 = \{c | c = C(p), \|c - \bar{c}_1\| > \|c - \bar{c}_2\|, p \in L_G \cup L_R\}$$

4) 计算新的颜色聚类中心:

$$\bar{c}_1 = \frac{1}{|D_1|} \sum_{p \in D_1} C(p), \bar{c}_2 = \frac{1}{|D_2|} \sum_{p \in D_2} C(p)$$

5) 若  $\|\bar{c}_1 - c_1\| < \varepsilon$  且  $\|\bar{c}_2 - c_2\| < \varepsilon$ , 则进入 6); 否则令  $c_1 = \bar{c}_1, c_2 = \bar{c}_2$  返回 3).

6) 利用蓄水盆集合  $S$  重新构造  $D_1$  和  $D_2$ :

$$D_1 = \{c | c = C(A), \|c - \bar{c}_1\| \leq \|c - \bar{c}_2\|, A \in S\}$$

$$D_2 = \{c | c = C(A), \|c - \bar{c}_1\| > \|c - \bar{c}_2\|, A \in S\}$$

7) 计算新的颜色聚类中心:

$$\bar{c}_1 = \frac{1}{|D_1|} \sum_{A \in D_1} C(A), \bar{c}_2 = \frac{1}{|D_2|} \sum_{A \in D_2} C(A)$$

8) 若  $\|\bar{c}_1 - c_1\| < \varepsilon$  且  $\|\bar{c}_2 - c_2\| < \varepsilon$ , 则进入

9); 否则令  $c_1 = \bar{c}_1, c_2 = \bar{c}_2$  返回 6).

9) 若  $\bar{c}_1$  的灰度小于  $\bar{c}_2$  的灰度, 则  $W_E = D_1, W_S = D_2$ ; 否则,  $W_E = D_2, W_S = D_1$ .

10) 根据  $W_E$  计算眉毛部分蓄水盆集合:

$$S_E = \{A | A \in S, C(A) \in W_E\}$$

例如, 在输入为图 3 时, 聚类产生的眉毛部分蓄水盆集合可表示为图 4, 它们在原始眉毛图像中所覆盖的像素用相应的灰度值表示, 非覆盖区域的像素灰度值取为 255.



图 4 蓄水盆集合所覆盖的眉毛区域

Fig. 4 Eyebrow region covered by catchment basins sets

### 1.1.4 眉毛点筛选

眉毛点筛选模块的主要作用是对眉毛部分蓄水盆集合所覆盖的像素点进行筛选, 得到纯眉毛图像. 如果用  $D_{LR}$  表示封闭红线所围的区域, 则其基本过程包括如下步骤.

1) 计算  $S_E$  与  $D_{LR}$  相交部分:

$$U = \cup \{A | A \in S_E, A \subset D_{LR}\}$$

2) 计算  $U$  所覆盖区域的像素灰度值:

$$G_U = \{g(x,y) | (x,y) \in U\}$$

3) 计算红线标注点平均灰度值:

$$\bar{g}_R = \frac{1}{|L_R|} \sum_{(u,v) \in L_R} g(u,v)$$

4) 计算纯眉毛点集:

$$P_E = \{(i,j) | I(i,j) < \bar{g}_R, (i,j) \in U\}$$

5) 计算最小外接矩形  $[x_{\min}, x_{\max}] \times [y_{\min}, y_{\max}]$ :

$$x_{\max} = \max\{x | (x,y) \in P_E\}$$

$$y_{\max} = \max\{y | (x,y) \in P_E\}$$

$$x_{\min} = \min\{x | (x,y) \in P_E\}$$

$$y_{\min} = \min\{y | (x,y) \in P_E\}$$

6) 计算  $D_{LR}$  的平均灰度值:

$$\bar{g} = \frac{1}{|D_{LR}|} \sum_{(i,j) \in D_{LR}} g(i,j)$$

7) 产生纯眉毛图像:

$$I_{P_E}(i,j) = \begin{cases} I(i,j), & (i,j) \in P_E \\ \bar{g}, & \text{其他} \end{cases}$$

$$x_{\min} \leq i \leq x_{\max}, y_{\min} \leq j \leq y_{\max}$$

例如, 在输入为图 4 时, 眉毛点筛选产生的纯眉毛图像可表示为图 5.



图5 眉毛点筛选产生的纯眉毛图像  
Fig. 5 Pure eyebrow image after pixel filtering

### 1.2 问题分析

W-K 算法的目标是解决如何高效和稳定地对纯眉毛和非眉毛区域进行划分的问题. 最初在实验过程中, 尝试过使用统计阈值对原始眉毛图像进行分割, 但是因为角度、光线、距离等差异, 很难选择一个较好的阈值保证分割效果的稳定性; 还尝试过直接采用  $K$ -均值聚类的方法来分割纯眉毛区域与非眉毛区域, 其缺点是对单个像素直接进行聚类耗时较长、速度较慢; 而通过分水岭算法对眉毛图像进行预处理, 利用得到的蓄水盆地代替单个像素点进行  $K$ -均值聚类, 可以提高速度 10 倍左右.

## 2 实验及结果分析

### 2.1 分割性能实验

作者对 206 幅眉毛图像进行了人工标记, 并用 W-K 算法进行纯眉毛图像的分割, 图 6 给出了 3 组分割结果. 不难看出, 对给定眉毛图像, 只需进行简单标注就能将眉毛从原始图像的背景中分割出来.



图6 W-K 算法产生的眉毛图像分割结果  
Fig. 6 Examples of eyebrow image segmentation by W-K algorithm

### 2.2 分割稳定性实验

为了对 W-K 算法的稳定性进行测试, 先对同一幅图像采用 2 种差别较大的标注( 见图 7), 然后用 W-K 算法进行分割, 得到的结果如图 8 所示. 不难看出, 针对同一幅图像进行不同标注, 分割结果大致相同. 这说明本方法具有良好的稳定性, 有助于减少手工圈选的干扰.

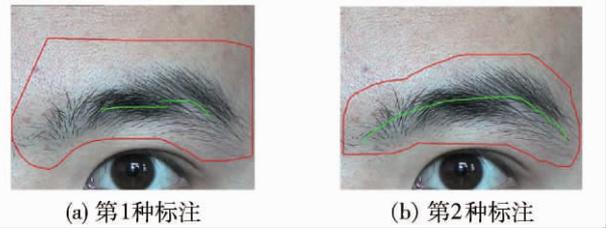


图7 原始眉毛图像的不同标注  
Fig. 7 Different labeling on original eyebrow image

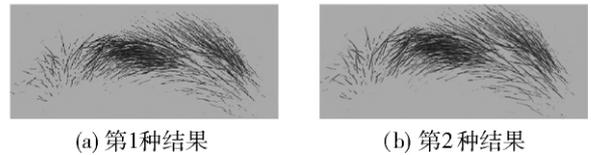


图8 W-K 算法的分割结果  
Fig. 8 Segmentation results by W-K algorithm

为了进一步说明 W-K 算法在稳定性方面的优势, 分别使用半监督填充法<sup>[4]</sup>对图 7 中同一幅图像的 2 种不同标注进行了分割, 得到的结果见图 9.

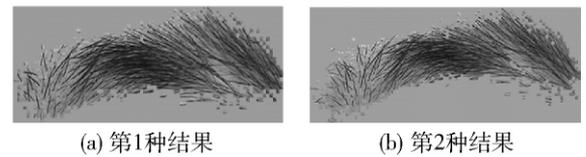


图9 半监督填充的分割结果  
Fig. 9 Segmentation results by semi-supervised filling

### 2.3 速度比较

为了从执行效率上说明 W-K 算法的速度优势, 分别用 W-K 算法与半监督填充法对 206 幅图像的数据库进行了分割速度的对比实验. 结果显示, W-K 算法用时 947 s, 每幅图像需 4.6 s; 半监督填充法用时 15.174 ks, 每幅图像需 73.6 s. 显然, W-K 算法在速度上要远远优于半监督填充的分割方法. 在实验中为了减少手工圈选带来的误差, 所有方法对每幅图像采用了完全相同的标注, 并且统一从文件中获取标注点.

### 2.4 识别结果比较

为了说明 W-K 算法对眉毛识别结果的影响, 选用基于特征串匹配的方法以及基于 HMM 和神经网络模型的方法, 对 W-K 算法与半监督填充法的分割结果进行了眉毛识别实验. 在实验中统一使用睁眼图像进行训练, 闭眼图像进行识别, 实验结果见表 1. 可以看出, 对 2 种识别方法而言, W-K 算法产生的识别结果均优于半监督填充法.

表1 不同分割和识别方法的比较

Table 1 Comparison between different segmentation and recognition methods

实验	识别方法	分割方法	正确率/%
1	HMM 和神经网络	W-K 算法	92.2
2	HMM 和神经网络	半监督填充法	77.6
3	特征串匹配	W-K 算法	80.5
4	特征串匹配	半监督填充法	64.1

### 3 结论

1) 通过眉毛分割和识别的对比实验,验证了W-K算法只需要简单的几笔标注,就能得到良好的分割效果,不仅具有较快的速度,而且有助于提高眉毛识别的准确率。

2) W-K算法的不足之处在于对输入图像的质量和光照要求较高,在实际应用中还有待进一步改进。

#### 参考文献:

- [1] LI Yu-jian, FU Cui-hua. Eyebrow recognition: a new biometric technique [C] // Proceedings of the Ninth IASTED International Conference on Signal and Image Processing. Honolulu: ACTA Press Anaheim, 2007: 506-510.
- [2] CHEN Ying-nong, HAN Chin-chuan, WANG Cheng-tzu, et al. Face recognition using nearest feature space embedding [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(6): 1073-1086.
- [3] 李玉鑑,付翠花. 一种基于特征串比较的眉毛识别方法[J]. 北京工业大学学报, 2008, 34(1): 103-108.  
LI Yu-jian, FU Cui-hua. Eyebrow recognition by comparison of feature strings [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2008, 34(1): 103-108. (in Chinese)
- [4] 黄琰,李玉鑑,曹俊彬. 基于HMM和神经网络的眉毛识别方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(4A): 36-38.  
HUANG Yan, LI Yu-jian, CAO Jun-bin. Eyebrow recognition based on hidden Markov models and neural Network [J]. Computer Science, 2009, 36(4A): 36-38. (in Chinese)
- [5] 张晨光,李玉鑑. 基于半监督学习的眉毛图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(21): 139-141.  
ZHANG Chen-guang, LI Yu-jian. Eyebrow image segmentation based on semi-supervised learning [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(21): 139-141. (in Chinese)
- [6] LUC Vincent, PIEERE Soille. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [7] 查宇飞,牛江龙,毕笃彦. 基于多分辨率的分水岭图像分割算法[J]. 计算机工程, 2006, 32(19): 202-204, 207.  
ZHA Yu-fei, NIU Jiang-long, BI Du-yan. Algorithm of watershed image segmentation based on multiresolution [J]. Computer Engineering, 2006, 32(19): 202-204, 207. (in Chinese)
- [8] 袁方,孟增辉,于戈. 对k-means聚类算法的改进[J]. 计算机工程与应用, 2004, 36: 177-178.  
YUAN Fang, MENG Zeng-hui, YU Ge. Improved k-means clustering algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 36: 177-178. (in Chinese)

(责任编辑 梁洁)