

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101901353 A

(43) 申请公布日 2010.12.01

(21) 申请号 201010237776.7

(22) 申请日 2010.07.23

(71) 申请人 北京工业大学
地址 100124 北京市朝阳区平乐园 100 号

(72) 发明人 李玉鑑 李厚君

(74) 专利代理机构 北京思海天达知识产权代理
有限公司 11203

代理人 刘萍

(51) Int. Cl.
G06K 9/64 (2006.01)
G06T 7/00 (2006.01)

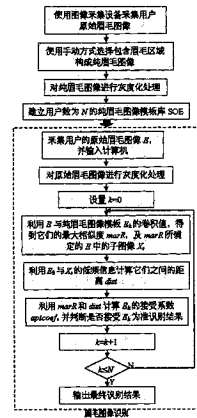
权利要求书 4 页 说明书 9 页 附图 2 页

(54) 发明名称

基于子区域匹配的眉毛图像识别方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于子区域匹配的眉毛图像识别方法,依次包括以下步骤:采集每一位用户的原始眉毛图像,并通过手工方式选取包含眉毛的区域构成纯眉毛图像,并以此作为用户的模板;识别时,先采集用户的一张待识别原始眉毛图像,再将所有纯眉毛图像模板依次与待识别眉毛图像进行卷积运算得到它们对应的相似度,同时计算它们的距离,最后依据相似度及距离进行判断,从而得出与待识别眉毛图像匹配最佳的纯眉毛图像模板,并以此作为识别的结果,完成眉毛图像识别的工作。本发明因使用了子区域匹配的技术,避免了识别过程中人工地选取眉毛区域,减少人为的影响,使识别过程更加智能化,同时也提高了识别正确率。



1. 一种基于子区域匹配的眉毛图像识别方法,其特征在于,依次包括以下步骤:

步骤 1、根据用户的个数 N ,建立纯眉毛图像模板库,即使用图像采集设备,为每一个用户拍摄一幅以眉毛为中心的原始眉毛图像,同时手工选择其中只包含眉毛的部分构成纯眉毛图像作为模板,用 E_k ($0 \leq k \leq N-1$) 表示第 k 个用户的纯眉毛图像模板,用 H_k 和 W_k 分别表示 E_k 的高和宽,用 $SOE = \{E_k | k = 0, \dots, N-1\}$ 表示 N 个用户的纯眉毛图像模板库;

步骤 2、如果纯眉毛图像模板 E_k 是彩色图像,用 $R_k(h, w)$ 、 $G_k(h, w)$ 和 $B_k(h, w)$ 分别表示 E_k 中第 (h, w) 个像素的红色分量、绿色分量和蓝色分量,根据著名灰度化心理学公式计算其灰度值如下:

$$g_k(h, w) = (R_k(h, w) \times 299 + G_k(h, w) \times 587 + B_k(h, w) \times 114 + 500) / 1000,$$

并把灰度化后的纯眉毛图像表示为 $E_k = \{g_k(h, w)\}$,其中 $0 \leq h \leq H_k-1, 0 \leq w \leq W_k-1$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;否则, E_k 是灰度图像,则直接把 E_k 表示为 $E_k = \{g_k(h, w)\}$,其中 $g_k(h, w)$ 是第 (h, w) 个像素的灰度值, $0 \leq h \leq H_k-1, 0 \leq w \leq W_k-1$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;

步骤 3;用 E 表示的待识别输入眉毛图像,用 H 和 W 分别表示 E 的高和宽,其中 $H \geq H_k, W \geq W_k$, H_k 和 W_k 分别表示眉毛图像模板 E_k 的高和宽;如果待识别原始眉毛图像 E 是彩色图像,用 $R(h, w)$ 、 $G(h, w)$ 和 $B(h, w)$ 分别 E 中第 (h, w) 个像素的红色分量、绿色分量和蓝色分量,根据著名灰度化心理学公式计算其灰度值如下:

$$g(h, w) = (R(h, w) \times 299 + G(h, w) \times 587 + B(h, w) \times 114 + 500) / 1000,$$

并把灰度化的眉毛图像表示为 $E = \{g(h, w)\}$,其中 $0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1$, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽;否则, E 是灰度图像,则直接把 E 表示为 $E = \{g(h, w)\}$,其中 $g(h, w)$ 是第 (h, w) 个像素的灰度值, $0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1$, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽;

步骤 4、用 H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽,则令 $U = 2H-1, V = 2W-1$,以下出现的 U 和 V 均与此意义相同;将待识别眉毛图像 $E = \{g(h, w)\}$ 中第 (h, w) 个像素的能量表示为 $P(h, w) = g(h, w) \times g(h, w), 0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1$;然后用 0 将 P 扩充至大小为 $U \times V$ 的能量矩阵 $P^* = \{P^*(h, w)\}$,其中 (h, w) 位置上的元素表示如下

$$P^*(h, w) = \begin{cases} P(h, w) & 0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

令 I 表示与待识别眉毛图像 E 大小相等的图像,其像素均等于 1,用 0 将 I 扩充至大小为 $U \times V$ 的图像 $I^* = \{I^*(h, w)\}$,其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

$$I^*(h, w) = \begin{cases} 1 & 0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

步骤 5、计算能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积,结果记为 $C = \{c(h, w)\}$,其中 $0 \leq h \leq U-1, 0 \leq w \leq V-1$,具体计算依次包括以下步骤:

步骤 5.1、用 FFT 方法,计算能量矩阵 $P^* = \{P^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(P^*) = \{P^*_f(u, v)\}$,其中 $P^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$P^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U \cdot V}} \sum_{h=0}^{U-1} \sum_{w=0}^{V-1} P^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U} + v\frac{w}{V})}, 0 \leq u \leq U-1, 0 \leq v \leq V-1, j^2 = -1;$$

同样,用 FFT 方法,计算 $I^* = \{I^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(I^*) = \{I^*_f(u, v)\}$,其中

$I^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$I^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U \cdot V}} \sum_{h=0}^{U-1} \sum_{w=0}^{V-1} I^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U} + v\frac{w}{V})}, 0 \leq u \leq U-1, 0 \leq v \leq V-1, j^2 = -1;$$

步骤 5.2、将付里叶变换结果 $F(P^*) = \{P^*_f(u, v)\}$ 和 $F(I^*) = \{I^*_f(u, v)\}$ 的对应元素相乘, 结果记为 $A = \{a(u, v)\}$, 其中 $a(u, v) = P^*_f(u, v) \times I^*_f(u, v)$, $0 \leq u \leq U-1$, $0 \leq v \leq V-1$;

步骤 5.3、用逆 FFT 方法, 计算 $A = \{a(u, v)\}$ 的逆付里叶变换, 其结果根据付里叶变换与卷积的关系实际上就是能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积结果 $C = \{c(h, w)\}$, 因此 $c(h, w)$ 可由如下公式计算得到

$$c(h, w) = \frac{1}{\sqrt{U \cdot V}} \sum_{u=0}^{U-1} \sum_{v=0}^{V-1} a(u, v) e^{j2\pi(u\frac{h}{U} + v\frac{w}{V})}, 0 \leq h \leq U-1, 0 \leq w \leq V-1, j^2 = -1;$$

步骤 6、令 k 表示从纯眉毛图像模板库 SOE 中, 取出第 k 个用户的纯眉毛图像模板 E_k ; 初始时 $k = 0$, 表示从纯眉毛图像模板库 SOE 中, 取出第 0 个用户的纯眉毛图像模板; 令 T 表示待识别眉毛图像的识别结果, 初始时 $T = -1$, 表示没有进行任何识别;

步骤 7、用 H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, 则令 $U_k = H + H_k - 1$, $V_k = W + W_k - 1$, 以下出现的 U_k 和 V_k 均与此意义相同; 计算纯眉毛图像模板 E_k 与待识别眉毛图像 E 的卷积 $C_k = \{c_k(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq U_k - 1$, $0 \leq w \leq V_k - 1$, 具体过程依次包括以下步骤:

步骤 7.1、用 0 将待识别眉毛图像 $E = \{g(h, w)\}$ 扩充至大小为 $U_k \times V_k$ 的图像 $E^* = \{g^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

$$g^*(h, w) = \begin{cases} g(h, w) & 0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

把纯眉毛图像模板 $E_k = \{g_k(h, w)\}$ 旋转 180 度, 旋转后的纯眉毛图像模板记为 $R_k = \{r_k(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素 $r_k(h, w) = g_k(l, t)$, $l = H_k - 1 - h$, $t = W_k - 1 - w$, $0 \leq h \leq H_k - 1$, $0 \leq w \leq W_k - 1$, 其中 H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽; 然后用 0 将旋转后的纯眉毛图像模板 R_k 扩充至大小为 $U_k \times V_k$ 的图像 $R_k^* = \{r_k^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

$$r_k^*(h, w) = \begin{cases} r_k(h, w) & 0 \leq h \leq H_k - 1, 0 \leq w \leq W_k - 1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

步骤 7.2、用 FFT 方法, 计算扩充后的待识别眉毛图像 $E^* = \{g^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(E^*) = \{E^*_f(u, v)\}$, 其中 $E^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$E^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{h=0}^{U_k-1} \sum_{w=0}^{V_k-1} g^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U_k} + v\frac{w}{V_k})}, 0 \leq u \leq U_k - 1, 0 \leq v \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

同样, 用 FFT 方法, 计算旋转扩充后的纯眉毛图像模板 $R_k^* = \{r_k^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(R_k^*) = \{R_k^*_f(u, v)\}$, 其中 $R_k^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$R_k^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{h=0}^{U_k-1} \sum_{w=0}^{V_k-1} r_k^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U_k} + v\frac{w}{V_k})}, 0 \leq u \leq U_k - 1, 0 \leq v \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

步骤 7.3、将付里叶变换结果 $F(E^*) = \{E^*_f(u, v)\}$ 和 $F(R_k^*) = \{R_k^*_f(u, v)\}$ 的对应元素相乘, 结果记为 $A_k = \{a_k(u, v)\}$, 其中 $a_k(u, v) = E^*_f(u, v) \times R_k^*_f(u, v)$, $0 \leq u \leq U_k - 1$,

$0 \leq v \leq V_k - 1$;

步骤 7.4、用逆 FFT 方法, 计算 $A_k = \{a_k(u, v)\}$ 的逆付里叶变换, 其结果根据付里叶变换与卷积的关系实际上就是纯眉毛图像模板 E_k 与待识别眉毛图像 E 的卷积 $C_k = \{c_k(h, w)\}$, 其中 $c_k(h, w)$ 可由如下公式计算得到

$$c_k(h, w) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{u=0}^{U_k-1} \sum_{v=0}^{V_k-1} a_k(u, v) e^{j2\pi(h\frac{u}{U_k} + w\frac{v}{V_k})}, 0 \leq h \leq U_k - 1, 0 \leq w \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

步骤 8、计算纯眉毛图像模板 E_k 在待识别眉毛图像 E 中每个 (h, w) 位置上的匹配相似度 $M(h, w)$, 其计算公式表示如下:

$$M(h, w) = \frac{c_k(h + H_k - 1, w + W_k - 1)}{t_k \cdot t_{(h, w)}}, 0 \leq h \leq H - H_k, 0 \leq w \leq W - W_k,$$

其中, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, t_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的总能量幅度, 即

$$t_k = \|E_k\| = \sqrt{\sum_{u=0}^{H_k-1} \sum_{v=0}^{W_k-1} g_k^2(u, v)},$$

而 $t_{(h, w)}$ 表示将纯眉毛图像模板 E_k 左上角顶点移至待识别图像 E 的 (h, w) 位置时, 所覆盖区域的总能量幅度, 若令 $t_{(h, w)}^*$ 表示覆盖区域的总能量, 则 $t_{(h, w)} = \sqrt{t_{(h, w)}^*}$, $t_{(h, w)}^*$ 可由能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积 $C = \{c(h, w)\}$ 依照以下计算步骤得到:

步骤 8.1、令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = c(h + H_k - 1, w + W_k - 1)$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;

步骤 8.2、若 $0 \leq h - 1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* - c(h - 1, w + W_k - 1)$, W_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的宽; 若 $0 \leq w - 1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* - c(h + H_k - 1, w - 1)$, H_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的高; 若 $0 \leq h - 1$ 并且 $0 \leq w - 1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* + c(h - 1, w - 1)$;

步骤 9、在 $0 \leq h \leq H - H_k, 0 \leq w \leq W - W_k$ 中, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, 搜索使 $M(h, w)$ 最大的 h^*, w^* , 令 $\max R = M(h^*, w^*)$, 并且将纯眉毛图像模板 E_k 左上角顶点移至待识别眉毛图像 E 的 (h^*, w^*) 位置时, 覆盖的子图像记为 X_s ;

步骤 10、计算子图像 X_s 与纯眉毛图像模板 E_k 之间的距离 dist , 因为图像付里叶变换结果的左上角子矩阵已包含了图像的大部分轮廓信息, 所以 dist 可由子图像 X_s 与纯眉毛图像模板 E_k 的付里叶变换结果的左上角大小为 $LH \times LW$ 的子矩阵近似计算得到, 其中 LH 和 LW 一般不大于付里叶变换结果行和列的 $1/4$, 且实验发现 LH 和 LW 分别取为付里叶变换结果行和列的 $1/8$ 效果较好, 具体计算依次包括以下步骤:

步骤 10.1、为加速计算令 SH 和 SW 均取为 2 的幂次, 即 $SH = 2^n, SW = 2^m$, 以下出现的 SH 和 SW 均与此意义相同; 使用图像插值法, 将子图像 X_s 缩放至 $SH \times SW$ 大小, 缩放后的子图像记为 X_s^* ; 同样, 使用图像插值法, 将纯眉毛图像模板 E_k 缩放至 $SH \times SW$ 大小, 缩放后的纯眉毛图像模板记为 E_k^* ;

步骤 10.2、用 FFT 方法, 计算缩放后的子图像 X_s^* 的付里叶变换结果 $F(X_s^*) = \{X_s^*_f(u, v)\}$, 其中 $X_s^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$X_s^*_{-f}(u, v) = \frac{1}{\sqrt{SH \times SW}} \sum_{h=0}^{SH-1} \sum_{w=0}^{SW-1} X_s^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{SH} + v\frac{w}{SW})}, 0 \leq u \leq SH-1, 0 \leq v \leq SW-1, j^2 = -1;$$

同样,用FFT方法,计算缩放后的纯眉毛图像模板 E_k^* 的付里叶变换结果 $F(E_k^*) = \{E_k^*_{-f}(u, v)\}$,其中 $E_k^*_{-f}(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$E_k^*_{-f}(u, v) = \frac{1}{\sqrt{SH \times SW}} \sum_{h=0}^{SH-1} \sum_{w=0}^{SW-1} E_k^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{SH} + v\frac{w}{SW})}, 0 \leq u \leq SH-1, 0 \leq v \leq SW-1, j^2 = -1;$$

步骤 10.3、令 $LH = SH/8, LW = SW/8$,以下出现的 LH 和 LW 均与此意义相同;取付里叶变换 $F(X_s^*) = \{X_s^*_{-f}(u, v)\}$ 和 $F(E_k^*) = \{E_k^*_{-f}(u, v)\}$ 不包括第一行和第一列的左上角大小为 $LH \times LW$ 的子矩阵,分别记为 $L(X_s^*) = \{X_s^*_{-l}(h, w)\}$ 和 $L(E_k^*) = \{E_k^*_{-l}(h, w)\}$,其中 $X_s^*_{-l}(h, w) = X_s^*_{-f}(h+1, w+1), E_k^*_{-l}(h, w) = E_k^*_{-f}(h+1, w+1), 0 \leq h \leq LH-1, 0 \leq w \leq LW-1$;

步骤 10.4、用付里叶变换子矩阵 $L(X_s^*) = \{X_s^*_{-l}(h, w)\}$ 和 $L(E_k^*) = \{E_k^*_{-l}(h, w)\}$, $0 \leq h \leq LH-1, 0 \leq w \leq LW-1$,计算 $dist$ 如下:

$$dist = \sum_h \sum_w \left| \frac{X_s^*_{-l}(h, w)}{\sum_h \sum_w X_s^*_{-l}(h, w)} - \frac{E_k^*_{-l}(h, w)}{\sum_h \sum_w E_k^*_{-l}(h, w)} \right|;$$

步骤 11、计算纯眉毛图像模板 E_k 的接受系数 $aptcoef$, $aptcoef$ 的计算方法如下所示:

$$aptcoef = paramA \times \frac{dist_old - dist}{dist_old} - paramB \times \frac{maxR_old - maxR}{maxR_old},$$

其中,参数 $paramA$ 和 $paramB$ 在 $(0, 10]$ 内选择,实验发现取 $paramA = 2, paramB = 8$ 效果较好; $dist_old$ 和 $maxR_old$ 用于记录识别过程中最佳的距离 $dist$ 值和相似度 $maxR$ 值,初始时 $dist_old$ 和 $maxR_old$ 均取为较小的正数;

步骤 12、如果 $aptcoef > 0$,则更新 $T = k, dist_old = dist$,以及 $maxR_old = maxR$;否则 $aptcoef \leq 0$,不进行任何更新操作;

步骤 13、令 $k = k+1$,即令 k 指向纯眉毛图像模板库中的下一用户模板;若 k 小于 N ,则转至步骤 6;否则执行步骤 14;

步骤 14;输出识别结果 T ,即认为待识别眉毛图像 E 是来自用户 T 的。

基于子区域匹配的眉毛图像识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于子区域匹配的眉毛图像识别方法,属于电子信息技术领域。

背景技术

[0002] 在现代社会中,随着计算机网络技术的高速发展和全球范围内电子商务的迅速兴起,信息安全显示出前所未有的重要性,而生物特征识别作为信息安全的一个重要方面开始越来越受到人们的重视。目前人们研究和使用的生物特征识别技术主要有:人脸识别、虹膜识别、指纹识别、手形识别、掌纹识别、人耳识别、签名识别、声音识别、步态识别、等等。眉毛作为人脸上的一个重要特征,具有作为识别特征的普遍性、唯一性、稳定性和易采集性等特点。事实上,与人脸图像相比,眉毛图像不仅具有轮廓鲜明、结构简单和容易选取的优点,而且具有更好的稳定性和抗干扰性;与虹膜图像相比,眉毛图像则又具有易于采集和使用方便的优点。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,因此能够被有效地应用于身份鉴别。

[0003] 目前用于眉毛识别的方法主要有:基于特征串比较的识别方法、基于离散隐马尔科夫链的识别方法以及基于 PCA 的识别方法。虽然这些方法都有其优点,但是,它们的识别结果在规模较大的眉毛图像数据库上仍不能让人满意,其主要原因之一是在识别前需要手动圈选眉毛区域,从而增加了人为的干扰因素。因此,寻找一种无需手动圈选眉毛区域的识别方法,就具有重要的新颖性、创造性和实用价值。

[0004] 子区域匹配是一种利用图像卷积运算将图像模板在另一幅更大范围的图像中进行局部定位、检测和识别的方法。只要给定模板图像,该方法总能在范围更大的图像中找到与模板的最佳匹配区域。本发明的目的在于提出一种基于子区域匹配的眉毛图像识别方法。该方法不需要在待识别的原始眉毛图像中手动选择眉毛区域或对眉毛区域进行部分标注,同时能够获得很好的识别结果。

发明内容

[0005] 本发明的目的在于提出一种基于子区域匹配的眉毛图像识别方法,依次包括以下步骤:

[0006] 步骤 1、根据用户的个数 N , 建立纯眉毛图像模板库,即使用图像采集设备,为每一个用户拍摄一幅以眉毛为中心的原始眉毛图像,同时手工选择其中只包含眉毛的部分构成纯眉毛图像作为模板,用 E_k ($0 \leq k \leq N-1$) 表示第 k 个用户的纯眉毛图像模板,用 H_k 和 W_k 分别表示 E_k 的高和宽,用 $SOE = \{E_k | k = 0, \dots, N-1\}$ 表示 N 个用户的纯眉毛图像模板库;

[0007] 步骤 2、如果纯眉毛图像模板 E_k 是彩色图像,用 $R_k(h, w)$ 、 $G_k(h, w)$ 和 $B_k(h, w)$ 分别表示 E_k 中第 (h, w) 个像素的红色分量、绿色分量和蓝色分量,根据著名灰度化心理学公式计算其灰度值如下:

[0008]
$$g_k(h, w) = (R_k(h, w) \times 299 + G_k(h, w) \times 587 + B_k(h, w) \times 114 + 500) / 1000,$$

[0009] 并把灰度化后的纯眉毛图像表示为 $E_k = \{g_k(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq H_k-1$,

$0 \leq w \leq W_k - 1$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;否则, E_k 是灰度图像,则直接把 E_k 表示为 $E_k = \{g_k(h, w)\}$, 其中 $g_k(h, w)$ 是第 (h, w) 个像素的灰度值, $0 \leq h \leq H_k - 1$, $0 \leq w \leq W_k - 1$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;

[0010] 步骤 3;用 E 表示的待识别输入眉毛图像,用 H 和 W 分别表示 E 的高和宽,其中 $H \geq H_k, W \geq W_k, H_k$ 和 W_k 分别表示眉毛图像模板 E_k 的高和宽;如果待识别原始眉毛图像 E 是彩色图像,用 $R(h, w)$ 、 $G(h, w)$ 和 $B(h, w)$ 分别 E 中第 (h, w) 个像素的红色分量、绿色分量和蓝色分量,根据著名灰度化心理学公式计算其灰度值如下:

$$[0011] \quad g(h, w) = (R(h, w) \times 299 + G(h, w) \times 587 + B(h, w) \times 114 + 500) / 1000,$$

[0012] 并把灰度化的眉毛图像表示为 $E = \{g(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq H - 1, 0 \leq w \leq W - 1$, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽;否则, E 是灰度图像,则直接把 E 表示为 $E = \{g(h, w)\}$, 其中 $g(h, w)$ 是第 (h, w) 个像素的灰度值, $0 \leq h \leq H - 1, 0 \leq w \leq W - 1$, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽;

[0013] 步骤 4、用 H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽,则令 $U = 2H - 1, V = 2W - 1$, 以下出现的 U 和 V 均与此意义相同;将待识别眉毛图像 $E = \{g(h, w)\}$ 中第 (h, w) 个像素的能量表示为 $P(h, w) = g(h, w) \times g(h, w), 0 \leq h \leq H - 1, 0 \leq w \leq W - 1$;然后用 0 将 P 扩充至大小为 $U \times V$ 的能量矩阵 $P^* = \{P^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的元素表示如下

[0014]

$$P^*(h, w) = \begin{cases} P(h, w) & 0 \leq h \leq H - 1, 0 \leq w \leq W - 1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0015] 令 I 表示与待识别眉毛图像 E 大小相等的图像,其像素均等于 1,用 0 将 I 扩充至大小为 $U \times V$ 的图像 $I^* = \{I^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

[0016]

$$I^*(h, w) = \begin{cases} 1 & 0 \leq h \leq H - 1, 0 \leq w \leq W - 1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0017] 步骤 5、计算能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积,结果记为 $C = \{c(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq U - 1, 0 \leq w \leq V - 1$, 具体计算依次包括以下步骤:

[0018] 步骤 5.1、用 FFT 方法,计算能量矩阵 $P^* = \{P^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(P^*) = \{P^*_f(u, v)\}$, 其中 $P^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$[0019] \quad P^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U \cdot V}} \sum_{h=0}^{U-1} \sum_{w=0}^{V-1} P^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U} + v\frac{w}{V})}, 0 \leq u \leq U - 1, 0 \leq v \leq V - 1, j^2 = -1;$$

[0020] 同样,用 FFT 方法,计算 $I^* = \{I^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(I^*) = \{I^*_f(u, v)\}$, 其中 $I^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$[0021] \quad I^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U \cdot V}} \sum_{h=0}^{U-1} \sum_{w=0}^{V-1} I^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U} + v\frac{w}{V})}, 0 \leq u \leq U - 1, 0 \leq v \leq V - 1, j^2 = -1;$$

[0022] 步骤 5.2、将付里叶变换结果 $F(P^*) = \{P^*_f(u, v)\}$ 和 $F(I^*) = \{I^*_f(u, v)\}$ 的对应元素相乘,结果记为 $A = \{a(u, v)\}$, 其中 $a(u, v) = P^*_f(u, v) \times I^*_f(u, v), 0 \leq u \leq U - 1, 0 \leq v \leq V - 1$;

[0023] 步骤 5.3、用逆 FFT 方法,计算 $A = \{a(u, v)\}$ 的逆付里叶变换,其结果根据付里叶变换与卷积的关系实际上就是能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积结果 $C = \{c(h, w)\}$, 因此 $c(h, w)$ 可

由如下公式计算得到

$$[0024] \quad c(h, w) = \frac{1}{\sqrt{U \cdot V}} \sum_{u=0}^{U-1} \sum_{v=0}^{V-1} a(u, v) e^{j2\pi(\frac{h}{U} + \frac{w}{V}v)}, 0 \leq h \leq U-1, 0 \leq w \leq V-1, j^2 = -1;$$

[0025] 步骤 6、令 k 表示从纯眉毛图像模板库 SOE 中, 取出第 k 个用户的纯眉毛图像模板 E_k ; 初始时 $k = 0$, 表示从纯眉毛图像模板库 SOE 中, 取出第 0 个用户的纯眉毛图像模板; 令 T 表示待识别眉毛图像的识别结果, 初始时 $T = -1$, 表示没有进行任何识别;

[0026] 步骤 7、用 H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, 则令 $U_k = H + H_k - 1$, $V_k = W + W_k - 1$, 以下出现的 U_k 和 V_k 均与此意义相同; 计算纯眉毛图像模板 E_k 与待识别眉毛图像 E 的卷积 $C_k = \{c_k(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq U_k - 1$, $0 \leq w \leq V_k - 1$, 具体过程依次包括以下步骤:

[0027] 步骤 7.1、用 0 将待识别眉毛图像 $E = \{g(h, w)\}$ 扩充至大小为 $U_k \times V_k$ 的图像 $E^* = \{g^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

[0028]

$$g^*(h, w) = \begin{cases} g(h, w) & 0 \leq h \leq H-1, 0 \leq w \leq W-1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0029] 把纯眉毛图像模板 $E_k = \{g_k(h, w)\}$ 旋转 180 度, 旋转后的纯眉毛图像模板记为 $R_k = \{r_k(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素 $r_k(h, w) = g_k(l, t)$, $l = H_k - 1 - h$, $t = W_k - 1 - w$, $0 \leq h \leq H_k - 1$, $0 \leq w \leq W_k - 1$, 其中 H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽; 然后用 0 将旋转后的纯眉毛图像模板 R_k 扩充至大小为 $U_k \times V_k$ 的图像 $R_k^* = \{r_k^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

[0030]

$$r_k^*(h, w) = \begin{cases} r_k(h, w) & 0 \leq h \leq H_k - 1, 0 \leq w \leq W_k - 1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0031] 步骤 7.2、用 FFT 方法, 计算扩充后的待识别眉毛图像 $E^* = \{g^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(E^*) = \{E^*_f(u, v)\}$, 其中 $E^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$[0032] \quad E^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{h=0}^{U_k-1} \sum_{w=0}^{V_k-1} g^*(h, w) e^{-j2\pi(\frac{h}{U_k} + \frac{v}{V_k}w)}, 0 \leq u \leq U_k - 1, 0 \leq v \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

[0033] 同样, 用 FFT 方法, 计算旋转扩充后的纯眉毛图像模板 $R_k^* = \{r_k^*(h, w)\}$ 的付里叶变换结果 $F(R_k^*) = \{R_k^*_f(u, v)\}$, 其中 $R_k^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$[0034] \quad R_k^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{h=0}^{U_k-1} \sum_{w=0}^{V_k-1} r_k^*(h, w) e^{-j2\pi(\frac{h}{U_k} + \frac{v}{V_k}w)}, 0 \leq u \leq U_k - 1, 0 \leq v \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

[0035] 步骤 7.3、将付里叶变换结果 $F(E^*) = \{E^*_f(u, v)\}$ 和 $F(R_k^*) = \{R_k^*_f(u, v)\}$ 的对应元素相乘, 结果记为 $A_k = \{a_k(u, v)\}$, 其中 $a_k(u, v) = E^*_f(u, v) \times R_k^*_f(u, v)$, $0 \leq u \leq U_k - 1$, $0 \leq v \leq V_k - 1$;

[0036] 步骤 7.4、用逆 FFT 方法, 计算 $A_k = \{a_k(u, v)\}$ 的逆付里叶变换, 其结果根据付里叶变换与卷积的关系实际上就是纯眉毛图像模板 E_k 与待识别眉毛图像 E 的卷积 $C_k = \{c_k(h, w)\}$, 其中 $c_k(h, w)$ 可由如下公式计算得到

$$[0037] \quad c_k(h, w) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{u=0}^{U_k-1} \sum_{v=0}^{V_k-1} a_k(u, v) e^{j2\pi(\frac{h}{U_k} + \frac{w}{V_k}v)}, 0 \leq h \leq U_k - 1, 0 \leq w \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

[0038] 步骤 8、计算纯眉毛图像模板 E_k 在待识别眉毛图像 E 中每个 (h, w) 位置上的匹配相似度 $M(h, w)$, 其计算公式表示如下:

$$[0039] \quad M(h, w) = \frac{c_k(h+H_k-1, w+W_k-1)}{t_k \cdot t_{(h, w)}}, \quad 0 \leq h \leq H-H_k, \quad 0 \leq w \leq W-W_k,$$

[0040] 其中, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, t_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的总能量幅度, 即

$$[0041] \quad t_k = \|E_k\| = \sqrt{\sum_{u=0}^{H_k-1} \sum_{v=0}^{W_k-1} g_k^2(u, v)},$$

[0042] 而 $t_{(h, w)}$ 表示将纯眉毛图像模板 E_k 左上角顶点移至待识别图像 E 的 (h, w) 位置时, 所覆盖区域的总能量幅度, 若令 $t_{(h, w)}^*$ 表示覆盖区域的总能量, 则 $t_{(h, w)} = \sqrt{t_{(h, w)}^*}$, $t_{(h, w)}^*$ 可由能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积 $C = \{c(h, w)\}$ 依照以下计算步骤得到:

[0043] 步骤 8.1、令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = c(h+H_k-1, w+W_k-1)$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;

[0044] 步骤 8.2、若 $0 \leq h-1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* - c(h-1, w+W_k-1)$, W_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的宽; 若 $0 \leq w-1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* - c(h+H_k-1, w-1)$, H_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的高; 若 $0 \leq h-1$ 并且 $0 \leq w-1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* + c(h-1, w-1)$;

[0045] 步骤 9、在 $0 \leq h \leq H-H_k, 0 \leq w \leq W-W_k$ 中, H 和 W 分别表示待识别眉毛图像 E 的高和宽, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, 搜索使 $M(h, w)$ 最大的 h^*, w^* , 令 $\max R = M(h^*, w^*)$, 并且将纯眉毛图像模板 E_k 左上角顶点移至待识别眉毛图像 E 的 (h^*, w^*) 位置时, 覆盖的子图像记为 X_s ;

[0046] 步骤 10、计算子图像 X_s 与纯眉毛图像模板 E_k 之间的距离 dist , 因为图像付里叶变换结果的左上角子矩阵已包含了图像的大部分轮廓信息, 所以 dist 可由子图像 X_s 与纯眉毛图像模板 E_k 的付里叶变换结果的左上角大小为 $LH \times LW$ 的子矩阵近似计算得到, 其中 LH 和 LW 一般不大于付里叶变换结果行和列的 $1/4$, 且实验发现 LH 和 LW 分别取为付里叶变换结果行和列的 $1/8$ 效果较好, 具体计算依次包括以下步骤:

[0047] 步骤 10.1、为加速计算令 SH 和 SW 均取为 2 的幂次, 即 $SH = 2^n, SW = 2^m$, 以下出现的 SH 和 SW 均与此意义相同; 使用图像插值法, 将子图像 X_s 缩放至 $SH \times SW$ 大小, 缩放后的子图像记为 X_s^* ; 同样, 使用图像插值法, 将纯眉毛图像模板 E_k 缩放至 $SH \times SW$ 大小, 缩放后的纯眉毛图像模板记为 E_k^* ;

[0048] 步骤 10.2、用 FFT 方法, 计算缩放后的子图像 X_s^* 的付里叶变换结果 $F(X_s^*) = \{X_s^*_f(u, v)\}$, 其中 $X_s^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

[0049]

$$X_s^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{SH \times SW}} \sum_{h=0}^{SH-1} \sum_{w=0}^{SW-1} X_s^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{SH} + v\frac{w}{SW})}, \quad 0 \leq u \leq SH-1, \quad 0 \leq v \leq SW-1, \quad j^2 = -1;$$

[0050] 同样, 用 FFT 方法, 计算缩放后的纯眉毛图像模板 E_k^* 的付里叶变换结果 $F(E_k^*) = \{E_k^*_f(u, v)\}$, 其中 $E_k^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

[0051]

$$E_k^* f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{SH \times SW}} \sum_{h=0}^{SH-1} \sum_{w=0}^{SW-1} E_k^*(h, w) e^{-j2\pi(u \frac{h}{SH} + v \frac{w}{SW})}, 0 \leq u \leq SH-1, 0 \leq v \leq SW-1, j^2 = -1;$$

[0052] 步骤 10.3、令 $LH = SH/8, LW = SW/8$, 以下出现的 LH 和 LW 均与此意义相同; 取付里叶变换 $F(X_s^*) = \{X_s^*_f(u, v)\}$ 和 $F(E_k^*) = \{E_k^*_f(u, v)\}$ 不包括第一行和第一列的左上角大小为 $LH \times LW$ 的子矩阵, 分别记为 $L(X_s^*) = \{X_s^*_l(h, w)\}$ 和 $L(E_k^*) = \{E_k^*_l(h, w)\}$, 其中 $X_s^*_l(h, w) X_s^*_f(h+1, w+1), E_k^*_l(h, w) = E_k^*_f(h+1, w+1), 0 \leq h \leq LH-1, 0 \leq w \leq LW-1$;

[0053] 步骤 10.4、用付里叶变换子矩阵 $L(X_s^*) = \{X_s^*_l(h, w)\}$ 和 $L(E_k^*) = \{E_k^*_l(h, w)\}$, $0 \leq h \leq LH-1, 0 \leq w \leq LW-1$, 计算 $dist$ 如下:

$$[0054] \quad dist = \sum_h \sum_w \left| \frac{X_s^*_l(h, w)}{\sum_h \sum_w X_s^*_l(h, w)} - \frac{E_k^*_l(h, w)}{\sum_h \sum_w E_k^*_l(h, w)} \right|;$$

[0055] 步骤 11、计算纯眉毛图像模板 E_k 的接受系数 $aptcoef$, $aptcoef$ 的计算方法如下所示:

$$[0056] \quad aptcoef = paramA \times \frac{dist_old - dist}{dist_old} - paramB \times \frac{maxR_old - maxR}{maxR_old},$$

[0057] 其中, 参数 $paramA$ 和 $paramB$ 在 $(0, 10]$ 内选择, 实验发现取 $paramA = 2, paramB = 8$ 效果较好; $dist_old$ 和 $maxR_old$ 用于记录识别过程中最佳的距离 $dist$ 值和相似度 $maxR$ 值, 初始时 $dist_old$ 和 $maxR_old$ 均取为较小的正数;

[0058] 步骤 12、如果 $aptcoef > 0$, 则更新 $T = k, dist_old = dist$, 以及 $maxR_old = maxR$; 否则 $aptcoef \leq 0$, 不进行任何更新操作;

[0059] 步骤 13、令 $k = k+1$, 即令 k 指向纯眉毛图像模板库中的下一用户模板; 若 k 小于 N , 则转至步骤 6; 否则执行步骤 14;

[0060] 步骤 14; 输出识别结果 T , 即认为待识别眉毛图像 E 是来自用户 T 的。

[0061] 本发明的基本原理是用户的纯眉毛图像模板能够与其待识别原始眉毛图像中的某个子区域达到最佳匹配, 且这种最佳匹配可以通过卷积运算进行定位和检测。需要注意的是: 步骤 2 和步骤 3 是并列的无先后顺序可分, 且先执行这两步灰度化处理只是为了减少识别时的重复计算, 也可将这两步灰度化处理放置于识别过程中进行; 步骤 4 和步骤 5 先于之后的步骤而执行亦是为了减少重复计算, 也可将这两步放置于步骤 6 和步骤 8 计算匹配相似度之间进行。

[0062] 本发明与现有技术相比, 具有以下明显的优势和有益效果:

[0063] 本发明在识别过程中不再需要手动圈选眉毛区域或对眉毛区域进行部分标注, 大大减少了人为因素的干扰; 同时, 本发明大量采用优化的计算方式, 大大减少了重复计算和繁杂计算, 加快了识别的速度; 此外, 在计算纯眉毛图像模板的接受系数时, 综合利用卷积相似度和付里叶频谱信息, 使识别正确率能达到一个更高的水平。

[0064] 实施例的实验效果明显, 说明本发明可以在实际应用中进行眉毛图像的识别。在一个具体的实验中, 采集了 109 个人的闭眼眉毛图像各一幅, 并以此生成纯眉毛图像模板库供识别使用; 在测试阶段, 同样采集这 109 人的睁眼眉毛图像各一幅, 分别对它们进行识别测试。实验结果表明, 本发明能达到 96.33% 的识别正确率。这么好的识别效果, 是在室内一般自然光照条件下取得的, 且对图像的成像质量并没有非常高的要求。所以, 可以认为

本发明具有非常高的实用价值。

[0065] 本发明在许多领域中具有重要的应用价值。比如,可以将本发明独立应用于考勤管理系统中,只需要简单的图像采集设备,而不需要过多的人为干预;又比如,可以将本发明应用于安全刑侦等领域中,作为辅助的身份鉴别方法,这将能进一步提高身份鉴别的可靠性与准确性。

附图说明

- [0066] 图 1 为本发明流程示意图;
 [0067] 图 2 为用于生成模板的原始眉毛图像示意图;
 [0068] 图 3 为灰度化后的纯眉毛图像模板示意图;
 [0069] 图 4 为用于识别的原始眉毛图像示意图;

具体实施方式

[0070] 根据图 1 配置本发明的实施例。本发明在实施时需要数码相机或数码摄像机之类的数字图像采集设备和具有一般图像处理能力的普通台式微机。具体实施方案为:

[0071] 步骤 (1)、使用图像采集卡 CG300、CP240 松下摄像机和 75mm 高精度日本进口镜头组装成数字图像采集设备,并选用 lenovo 启天 M8000 微型计算机,组成基于子区域匹配的眉毛识别系统;系统在一般的光照条件下采集距离约一米处的用户原始眉毛图像,并输入计算机中,原始眉毛图像如图 2 所示;

[0072] 步骤 (2)、利用步骤 (1) 组建的眉毛识别系统,采集 109 人的闭眼眉毛图像各一幅,同时采用手工的方式选择其中包含眉毛的部分构成纯眉毛图像作为模板;给 109 人进行编号,编号从 0 ~ 108,并用 E_k 表示第 k 个人的纯眉毛图像模板, E_k 的高和宽分别用 H_k 和 W_k 表示,其中在所选取的纯眉毛图像模板中 H_k 从 58 ~ 335、 W_k 从 279 ~ 669 不等;用 $SOE = \{E_k | k = 0, \dots, 108\}$ 表示 109 人的纯眉毛图像模板库;

[0073] 步骤 (3)、对纯眉毛图像模板库 SOE 中的每一个模板 E_k 进行灰度化处理;用 $R_k(h, w)$ 、 $G_k(h, w)$ 和 $B_k(h, w)$ 分别 E_k 中第 (h, w) 个像素的红色分量、绿色分量和蓝色分量,计算其灰度值如下:

$$[0074] \quad g_k(h, w) = (R_k(h, w) \times 299 + G_k(h, w) \times 587 + B_k(h, w) \times 114 + 500) / 1000,$$

[0075] 并把灰度化后的纯眉毛图像表示为 $E_k = \{g_k(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq H_k - 1$, $0 \leq w \leq W_k - 1$;灰度化后的纯眉毛图像模板如图 3 所示;

[0076] 步骤 (4)、通过图像采集设备采集约一米处的用户睁眼原始眉毛图像,以此作为待识别眉毛图像 E,如图 4 所示,其大小为 576×768 ,输入计算机进行识别处理;

[0077] 步骤 (5)、对待识别眉毛图像 E 进行灰度化处理,用 $R(h, w)$ 、 $G(h, w)$ 和 $B(h, w)$ 分别 E 中第 (h, w) 个像素的红色分量、绿色分量和蓝色分量,计算其灰度值如下:

$$[0078] \quad g(h, w) = (R(h, w) \times 299 + G(h, w) \times 587 + B(h, w) \times 114 + 500) / 1000,$$

[0079] 并把灰度化后的眉毛图像表示为 $E = \{g(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq 575$, $0 \leq w \leq 767$;

[0080] 步骤 (6);将 E 中第 (h, w) 个像素的能量表示为 $P(h, w) = g(h, w) \times g(h, w)$, $0 \leq h \leq 575$, $0 \leq w \leq 767$;用 0 将 P 扩充至大小为 1151×1535 的能量矩阵 $P^* = \{P^*(h, w)\}$, 其中数值 1151 和 1535 分别根据待识别眉毛图像 E 的高 576 和宽 768 计算得到,即 $1151 =$

$2 \times 576 - 1, 1535 = 2 \times 768 - 1$, 以下均同; 能量矩阵 P^* 在 (h, w) 位置上的元素表示如下

[0081]

$$P^*(h, w) = \begin{cases} P(h, w) & 0 \leq h \leq 575, 0 \leq w \leq 767 \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0082] 步骤 (7)、令 I 表示与 E 大小相等的图像, 其像素均等于 1, 则用 0 将 I 扩充至大小为 1151×1535 的图像 $I^* = \{I^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

[0083]

$$I^*(h, w) = \begin{cases} 1 & 0 \leq h \leq 575, 0 \leq w \leq 767 \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0084] 步骤 (8)、计算 P^* 与 I^* 的卷积, 结果记为 $C = \{c(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq 1150$, $0 \leq w \leq 1534$, 具体计算依次包括以下步骤:

[0085] 步骤 (8.1)、用 FFT, 计算 P^* 的付里叶变换结果 $F(P^*) = \{P^*_f(u, v)\}$, 其中 $P^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

[0086]

$$P^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{1151 \times 1535}} \sum_{h=0}^{1150} \sum_{w=0}^{1534} P^*(h, w) e^{-j2\pi(u \frac{h}{1151} + v \frac{w}{1535})}, 0 \leq u \leq 1150, 0 \leq v \leq 1534, j^2 = -1;$$

[0087] 步骤 (8.2)、用 FFT, 计算 I^* 的付里叶变换结果 $F(I^*) = \{I^*_f(u, v)\}$, 其中 $I^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$I^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{1151 \times 1535}} \sum_{h=0}^{1150} \sum_{w=0}^{1534} I^*(h, w) e^{-j2\pi(u \frac{h}{1151} + v \frac{w}{1535})}, 0 \leq u \leq 1150, 0 \leq v \leq 1534, j^2 = -1;$$

[0089] 步骤 (8.3)、将 $F(P^*)$ 和 $F(I^*)$ 的对应元素相乘, 结果记为 $A = \{a(u, v)\}$, 其中 $a(u, v) = P^*_f(u, v) \times I^*_f(u, v)$, $0 \leq u \leq 1150, 0 \leq v \leq 1534$;

[0090] 步骤 (8.4)、用逆 FFT, 计算 A 的逆付里叶变换, 其结果就是 P^* 与 I^* 的卷积结果 $C = \{c(h, w)\}$, 其中 $c(h, w)$ 可由如下公式计算得到

$$c(h, w) = \frac{1}{\sqrt{1151 \times 1535}} \sum_{u=0}^{1150} \sum_{v=0}^{1534} a(u, v) e^{j2\pi(h \frac{u}{1151} + w \frac{v}{1535})}, 0 \leq h \leq 1150, 0 \leq w \leq 1534, j^2 = -1;$$

[0092] 步骤 (9)、分别取参数 $\text{paramA} = 2$, $\text{paramB} = 8$; 初始化 $\text{dist_old} = 10^{-5}$, $\text{maxR_old} = 10^{-5}$;

[0093] 步骤 (10)、令变量 $k = 0$, $T = -1$;

[0094] 步骤 (11)、计算 E_k 与 E 的卷积 $C_k = \{c_k(h, w)\}$, 其中 $0 \leq h \leq U_k - 1, 0 \leq w \leq V_k - 1$, $U_k = 575 + H_k, V_k = 767 + W_k$, 以下 U_k 和 V_k 均同此意义; 卷积 C_k 具体过程依次包括以下步骤:

[0095] 步骤 (11.1)、用 0 将 E 扩充至大小为 $U_k \times V_k$ 的图像 $E^* = \{g^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

[0096]

$$g^*(h, w) = \begin{cases} g(h, w) & 0 \leq h \leq 575, 0 \leq w \leq 767 \\ 0 & \text{其它} \end{cases};$$

[0097] 步骤 (11.2)、用 FFT, 计算 E^* 的付里叶变换结果 $F(E^*) = \{E^*_f(u, v)\}$, 其中 $E^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$E^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{h=0}^{U_k-1} \sum_{w=0}^{V_k-1} g^*(h, w) e^{-j2\pi(u \frac{h}{U_k} + v \frac{w}{V_k})}, 0 \leq u \leq U_k - 1, 0 \leq v \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

[0099] 步骤 (11.3)、把 E_k 旋转 180 度, 结果图像记为 $R_k = \{r_k(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素 $r_k(h, w) = g_k(l, t)$, $l = H_k - 1 - h$, $t = W_k - 1 - w$, $0 \leq h \leq H_k - 1$, $0 \leq w \leq W_k - 1$;

[0100] 步骤 (11.4)、用 0 将 R_k 扩充至大小为 $U_k \times V_k$ 的图像 $R_k^* = \{r_k^*(h, w)\}$, 其中 (h, w) 位置上的像素表示如下

[0101]

$$r_k^*(h, w) = \begin{cases} r_k(h, w) & 0 \leq h \leq H_k - 1, 0 \leq w \leq W_k - 1; \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

[0102] 步骤 (11.5)、用 FFT, 计算 R_k^* 的付里叶变换结果 $F(R_k^*) = \{R_k^*_f(u, v)\}$, 其中 $R_k^*_f(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$R_k^*_f(u, v) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{h=0}^{U_k-1} \sum_{w=0}^{V_k-1} r_k^*(h, w) e^{-j2\pi(u\frac{h}{U_k} + v\frac{w}{V_k})}, 0 \leq u \leq U_k - 1, 0 \leq v \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

[0104] 步骤 (11.6)、将 $F(E^*)$ 和 $F(R_k^*)$ 的对应元素相乘, 结果记为 $A_k = \{a_k(u, v)\}$, 其中 $a_k(u, v) = E^*_f(u, v) \times R_k^*_f(u, v)$, $0 \leq u \leq U_k - 1$, $0 \leq v \leq V_k - 1$;

[0105] 步骤 (11.7)、用逆 FFT, 计算 A_k 的逆付里叶变换, 其结果就是 E_k 与 E 的卷积 $C_k = \{c_k(h, w)\}$, 其中 $c_k(h, w)$ 可由如下公式计算得到

$$c_k(h, w) = \frac{1}{\sqrt{U_k \cdot V_k}} \sum_{u=0}^{U_k-1} \sum_{v=0}^{V_k-1} a_k(u, v) e^{j2\pi(h\frac{u}{U_k} + w\frac{v}{V_k})}, 0 \leq h \leq U_k - 1, 0 \leq w \leq V_k - 1, j^2 = -1;$$

[0107] 步骤 (12)、计算 E_k 在 E 中每个 (h, w) 位置上的匹配相似度 $M(h, w)$, 其公式表示如下:

$$M(h, w) = \frac{c_k(h + H_k - 1, w + W_k - 1)}{t_k \cdot t_{(h, w)}}, 0 \leq h \leq 576 - H_k, 0 \leq w \leq 768 - W_k,$$

[0109] 式中, t_k 表示 E_k 的总能量幅度, 即

$$t_k = \|E_k\| = \sqrt{\sum_{u=0}^{H_k-1} \sum_{v=0}^{W_k-1} g_k^2(u, v)},$$

[0111] 而 $t_{(h, w)}$ 表示将纯眉毛图像模板 E_k 左上角顶点移至待识别图像 E 的 (h, w) 位置时, 所覆盖区域的总能量幅度, 若令 $t_{(h, w)}^*$ 表示覆盖区域的总能量, 则 $t_{(h, w)} = \sqrt{t_{(h, w)}^*}$, $t_{(h, w)}^*$ 可由能量矩阵 P^* 与 I^* 的卷积 $C = \{c(h, w)\}$ 依照以下计算步骤得到:

[0112] 步骤 (12.1)、令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = c(h + H_k - 1, w + W_k - 1)$, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽;

[0113] 步骤 (12.2)、若 $0 \leq h - 1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* - c(h - 1, w + W_k - 1)$, W_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的宽; 若 $0 \leq w - 1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* - c(h + H_k - 1, w - 1)$, H_k 表示纯眉毛图像模板 E_k 的高; 若 $0 \leq h - 1$ 并且 $0 \leq w - 1$, 则令覆盖区域的总能量 $t_{(h, w)}^* = x$, 其中 $x = t_{(h, w)}^* + c(h - 1, w - 1)$;

[0114] 步骤 (13)、在 $0 \leq h \leq 576 - H_k$, $0 \leq w \leq 768 - W_k$ 中, H_k 和 W_k 分别表示纯眉毛图像模板 E_k 的高和宽, 搜索使 $M(h, w)$ 最大的 h^* 、 w^* , 令 $\max R = M(h^*, w^*)$, 并且将 E_k 左上角顶点移至 E 的 (h^*, w^*) 位置时, 覆盖的子图像记为 X_s ;

[0115] 步骤 (14)、计算 X_s 与 E_k 之间的相似距离 dist , dist 可由它们的付里叶变换结果的左上角子矩阵近似计算得到, 具体计算依次包括以下步骤:

[0116] 步骤 (14.1)、使用立方插值, 将 X_s 缩放至 256×512 , 结果记为 X_s^* ;

[0117] 步骤 (14.2)、用 FFT, 计算 X_s^* 的付里叶变换结果 $F(X_s^*) = \{X_{s_f}^*(u, v)\}$, 其中 $X_{s_f}^*(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$[0118] \quad X_{s_f}^*(u, v) = \frac{1}{\sqrt{256 \times 512}} \sum_{h=0}^{255} \sum_{w=0}^{511} X_s^*(h, w) e^{-j2\pi(u \frac{h}{256} + v \frac{w}{512})}, 0 \leq u \leq 255, 0 \leq v \leq 511, j^2 = -1;$$

[0119] 步骤 (14.3)、取 $F(X_s^*)$ 不包括第一行和第一列的左上角 32×64 的低频矩阵 $L(X_s^*) = \{X_{s_l}^*(h, w)\}$, 其中 $X_{s_l}^*(h, w) = X_{s_f}^*(h+1, w+1)$, $0 \leq h \leq 31, 0 \leq w \leq 63$;

[0120] 步骤 (14.4)、使用立方插值法, 将 E_k 缩放至 256×512 , 结果记为 E_k^* ;

[0121] 步骤 (14.5)、用 FFT, 计算 E_k^* 的付里叶变换结果 $F(E_k^*) = \{E_{k_f}^*(u, v)\}$, 其中 $E_{k_f}^*(u, v)$ 可由如下公式计算得到

$$[0122] \quad E_{k_f}^*(u, v) = \frac{1}{\sqrt{256 \times 512}} \sum_{h=0}^{255} \sum_{w=0}^{511} E_k^*(h, w) e^{-j2\pi(u \frac{h}{256} + v \frac{w}{512})}, 0 \leq u \leq 255, 0 \leq v \leq 511, j^2 = -1;$$

[0123] 步骤 (14.6)、取 $F(E_k^*)$ 不包括第一行和第一列的左上角 32×64 的低频矩阵 $L(E_k^*) = \{E_{k_l}^*(h, w)\}$, 其中 $E_{k_l}^*(h, w) = E_{k_f}^*(h+1, w+1)$, $0 \leq h \leq 31, 0 \leq w \leq 63$;

[0124] 步骤 (14.7)、用 $L(X_s^*)$ 和 $L(E_k^*)$ 计算 $dist$ 如下:

$$[0125] \quad dist = \sum_h \sum_w \left| \frac{X_{s_l}^*(h, w)}{\sum_h \sum_w X_{s_l}^*(h, w)} - \frac{E_{k_l}^*(h, w)}{\sum_h \sum_w E_{k_l}^*(h, w)} \right|;$$

[0126] 步骤 (15)、计算纯眉毛图像模板 E_k 的接受系数 $aptcoef$, $aptcoef$ 的计算方法如下所示:

$$[0127] \quad aptcoef = paramA \times \frac{dist_old - dist}{dist_old} - paramB \times \frac{maxR_old - maxR}{maxR_old},$$

[0128] 步骤 (16)、如果 $aptcoef > 0$, 则更新 $T = k$, $dist_old = dist$, 以及 $maxR_old = maxR$; 否则 $aptcoef \leq 0$, 不进行任何更新操作;

[0129] 步骤 (17)、令 $k = k+1$; 若 k 小于 N , 则转至步骤 (11); 否则执行步骤 (18);

[0130] 步骤 (18); 输出识别结果 T , 即认为原始眉毛图像 E 是来自用户 T 的。

[0131] 最后应说明的是: 以上实施例仅用以说明本发明而并非限制本发明所描述的技术方案; 因此, 尽管本说明书参照上述的各个实施例对本发明已进行了详细的说明, 但是, 本领域的普通技术人员应当理解, 仍然可以对本发明进行修改或等同替换; 而一切不脱离本发明的精神和范围的技术方案及其改进, 均应涵盖在本发明的权利要求范围当中。

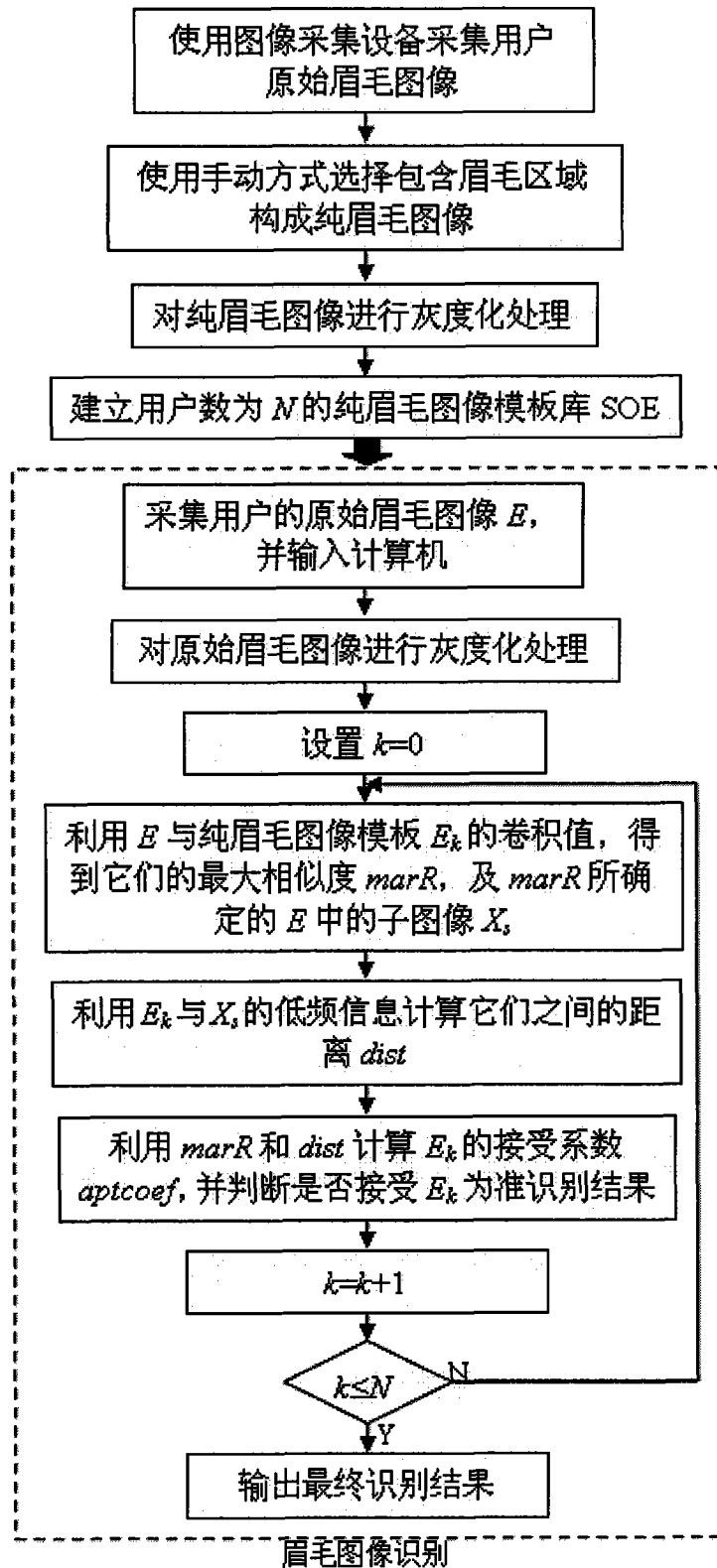


图 1

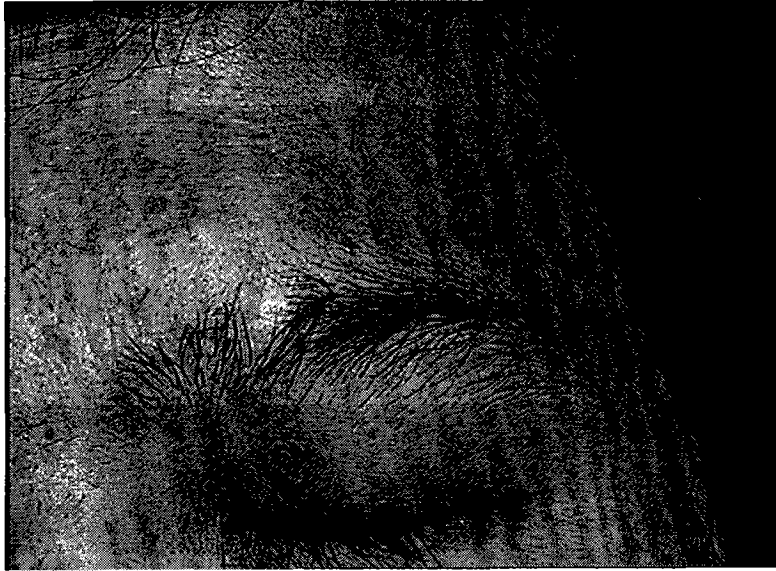


图 2

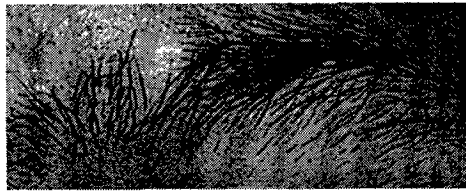


图 3



图 4