

基于中值夹角链码的掌静脉特征提取

杨 闯,陈家新,黎 蔚

(河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

(skyyang_chuang@163.com)

摘 要:结合夹角链码的特点,提出一种改进的提取手掌静脉结构特征的方法:中值夹角链码。通过中值迭代将细化后的静脉纹理曲线段用一组变长线段拟合,用距离法计算其拟合误差,在允许的误差下,根据相邻线段间的斜度差形成一串角度序列并计算中值夹角链码。实验结果表明,该方法保证了拟合精度,有效地提取出掌静脉结构特征,同时减少了计算量。

关键词:中值夹角链码;中值迭代;特征提取;手掌静脉;拒识率;误识率

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Palm vein features extraction based on median-length included angle chain

YANG Chuang, CHEN Jia-xin, LI Wei

(School of Electronic Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China)

Abstract: An improved approach: median-length included angle chain, combined with the included angle chain was presented to extract the structural features of the palm vein. The way is to model a curve segment of palm vein textures by a number of variable-length line segments through media value iteration and let distance criterion control the fitting error, under permitted error, using the included angles sequence between a pair of neighboring line segments to represent the curve segment. Experimental results show that while the computation precision is ensured, the proposed algorithm still can reduce the computation and acquire the structural features of the palm vein.

Key words: media-length included angle chain; media value iteration; feature extration; palm vein; False Reject Rate (FRR); False Accept Rate (FAR)

0 引言

手掌静脉识别是一种新的生物特征识别技术。手掌静脉与指纹、掌纹等暴露在身体表面的生物特征相比,具有不易被破坏、不易伪造、抗干扰强的特点;与手背静脉^[1-2]相比,手掌静脉具有更加复杂的特征信息,用于个人身份鉴别具有先天的优势。其中结构特征是手掌静脉图像中的重要特征,手掌静脉中的静脉纹路以互交叉的曲线段居多,因此如何描述这些特征并进行提取是手掌静脉识别中重要的一环。

对物体结构特征的描述通常有两种方式:1)编码方式,如链码、游程码等^[3];2)简化方式,如样条、差值、多边形逼近等^[3]。文献[4]中采用 Hu 不变矩提取了手背静脉中对旋转、平移、拉伸不变的特征,但 Hu 不变矩本身的计算量较大,当一些区域灰度相差很大或者有些静脉形状走势很类似时,不变矩的识别率较低。文献[5]中成功地利用链码进行了细胞的边界形状分析,但链码对于平移旋转比较敏感,大部分文献中采用链码处理的均是形状比较单一的图形。文献[6]中提出一种针对曲线的编码和描述方法——夹角链码:即通过等长折线近似曲线来获得对曲线段的平移、旋转、拉伸不变的描述,但针对的是物体的外轮廓,难以用于描述类似掌静脉中的互交叉曲线段,且对于闭合或断开的轮廓需要耗费大量时间来计算首点的位置、等长折线等。其结果如果用于匹配,识别精度较低。

本文改进了文献[6]中折线和夹角链码的计算方法,不

仅计算简便快捷而且建模精度也得以保证,同时得到了不随掌静脉图像平移、旋转、拉伸而变化的特征描述方式,进而实现了手掌静脉的特征提取。

1 手掌静脉图像特征点的提取

1.1 特征点提取

为了避免计算曲线的首点时高耗时的缺点,采用手掌静脉图像中的特征点作为静脉中曲线段的首点,特征点提取要寻找静脉上具有特殊性质的点,如:端点、拐点、分支点和交叉点。通过对提取到的静脉图片进行预处理后获得细化后的二值图像,图中任意一个像素点 K 的 8 邻域如图 1 所示。

$K3$	$K2$	$K1$
$K4$	K	$K0$
$K5$	$K6$	$K7$

图 1 像素的 8 邻域

如果 $K = 1$,表明 K 是细化后静脉网络上的一个像素点,利用下面的式(1)可以计算出图像 K 点处 8 邻域的纹线点数(K 邻域周围非零像素点数)。

$$T_n(k) = \sum_{i=1}^8 k_i \quad (1)$$

如果 $T_n(k) = 1$,则 K 点为端点;如果 $T_n(k) = 2$,设两个非零邻域像素点为 K_i, K_j ,利用式(2)可以判定 K 点是否为拐点:

收稿日期:2009-05-08。 基金项目:河南省科技厅自然科学基金资助项目(0411010200)。

作者简介:杨闯(1985-),男,河南三门峡人,硕士研究生,主要研究方向:图形图像处理; 陈家新(1962-),男,河南固始人,教授,博士,主要研究方向:图形图像处理、智能控制; 黎蔚(1960-),女,北京人,副教授,硕士,主要研究方向:图形图像处理。

$$L = \text{MOD}(|i - j|, 2) \quad (2)$$

如果 $L \neq 0$, 则 K 点为拐点, 否则为直线上的点。如果 $L \neq 0$ 并且 $T_n(k) \geq 3$, 通过 $T_n(k)$ 的值可以进一步判定分支数。

如果 $T_n(k) \geq 3$, 利用式(3) 可以计算出特征点的交叉数:

$$J_n(k) = \text{INT} \left\{ \frac{1}{2} \left[\sum_{i=0}^7 |k_i - k_{i+1}| + 1 \right] \right\} \quad (3)$$

提取结果如图 2 所示, 其中空心方形标记的是端点, 空心圆标记的是交叉点。

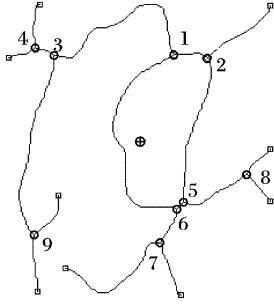


图 2 手掌静脉中的特征点

至此, 所有感兴趣的特征点已经全部提取出来了, 其中将图像中的拐点和分支点归类为交叉点进行存储, 得到所有的交叉点序列为 $J_m \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$, 所有的端点序列为 $D_n \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 。

1.2 交叉点排序

如图 2 所示, 以端点作为曲线段的首点, 并不能表示出静脉图像中所有的静脉线段, 因此采用图像中的交叉点作为曲线段的首点来确定曲线段的位置较为有效, 同时简化了文献[6]中针对不同形状的图形需分别判定首点的过程。

对于交叉点, 虽然其位置会随图像发生平移、旋转、拉伸而变化, 但当定义图像重心后, 各个交叉点相对于图像重心的距离是不变的。存储时, 各个交叉点按照其到图像重心的距离顺序存储。图像重心定义为各个交叉点的坐标均值, 如式(3)所示:

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \left(\frac{x_1 + x_2 + \dots + x_m}{m}, \frac{y_1 + y_2 + \dots + y_m}{m} \right) \quad (3)$$

任意一个交叉点 (x, y) 到图像重心的距离 d_i 定义为:

$$d_i = \sqrt{(\bar{x} - x_i)^2 + (\bar{y} - y_i)^2} \quad (4)$$

存储时, 排序规则如式(5) 所示:

$$\begin{cases} J_i > J_j, & d_{J_i} > d_{J_j} \\ J_i < J_j, & d_{J_i} = d_{J_j} \text{ 且 } J_{iy} - \bar{y} > 0 \end{cases} \quad (5)$$

考虑到截取出的局部静脉图像中可能存在孤立的线段, 因此, 亦需要对端点按照其到图像重心的距离来存储, 规则同上。通常情况下, 将端点和交叉点分开存储, 所有交叉点序列按排序规则得 $J_m' \{J_1'(x_1, y_1), J_2'(x_2, y_2), \dots, J_m'(x_m, y_m)\}$; 同理, 所得端点序列为 $D_n' \{D_1'(x_1, y_1), D_2'(x_2, y_2), \dots, D_n'(x_n, y_n)\}$ 。结果如图 2 所示, 图中数字标出的是交叉点的顺序, 十字方形标记的为图像的重心。

2 中值夹角链码的提取

为将手掌静脉中的曲线段用中值夹角链码描述, 需要获得手掌静脉中每条曲线段的坐标序列; 然后通过中值迭代, 用一些变长线段序列来拟合原始曲线段, 利用距离法则来计算并控制拟合误差; 最后从变长线段序列中计算出中值夹角链

码。因此需要考虑的有: 变长线段与实际曲线段间的误差限、变长线段的段数和迭代次数等。

2.1 获取线段坐标序列

对于单个区域或者简单形状的区域图形其拟合线段的确定是比较容易的, 但是对于复杂的多交叉区域的图形仍沿用文献[6]中的方法将会遇到很大困难。2.2 节中进行特征点提取并排序的目的, 是为了通过特征点的定位来解决复杂区域图像中拟合线段的起始点确定问题。

首先, 手掌静脉中的一条曲线段可用式(6) 描述:

$$P(i, j) = \{(x_1, y_1, t_1), (x_2, y_2, t_2), \dots, (x_n, y_n, t_n)\} \quad (6)$$

$P(j, i)$ 代表第 i 个交叉点周围的第 j 条曲线段的坐标序列; x_n, y_n 为坐标值; t_n 为中值迭代中的标志位。获取坐标序列的 $P(j, i)$ 步骤如下:

1) 从 J_m' 中选取一点 J_j' 作为起点, 对 J_j' 点, 判断其 8 个邻域中像素值为 1 的点是否未被标记过; 若未被标记, 则从当前点开始进行跟踪, 直到遇到特征点时结束, 并对跟踪过的线段予以标记。对于每一个点 J_j' , 仅当所有与其邻域点相连的线段跟踪完毕, 方转入下一步;

2) $j = j + 1$, 如果 $j < m$, 表明交叉点未跟踪完毕, 取得 J_{j+1}' 并转入步骤 1) 从一个新的交叉点继续开始跟踪, 否则转入步骤 3);

3) 检测 D_n' 中是否有未被跟踪过的点, 并按照步骤 1) 中的方法进行跟踪, 直到 D_n' 的所有点均跟踪完毕。

至此, 已经获得了静脉图像中所有曲线段的坐标, 从步骤 2) 中可知, 该算法并没有在每个特征点处存储其对应方向上的所有曲线段, 因此实际的存储序列如下所示:

$$P(1, 1) = \{\dots\}, P(1, 2) = \{\dots\}, P(1, 3) = \{\dots\}$$

$$P(2, 1) = \{\dots\}, P(2, 2) = \{\dots\}$$

$$P(3, 1) = \{\dots\}, P(3, 3) = \{\dots\}$$

$P(i, j)$ 中“...”表示存储的线段序列。从步骤 1) 中可以得知, $P(2, j)$ 中因为 $P(2, 3)$ 指向的是已经存储过的线段 $P(1, 3)$, 因此不予重复存储; 同理, $P(3, 2)$ 由于和 $P(1, 2)$ 指向同一条线段而被空置。因此可以节省存储空间, 减少计算量。

2.2 距离法则与拟合线段的产生

2.2.1 距离法则

为了能让拟合线段精确地表示手掌静脉中的曲线段, 需要计算二者的误差 δ , 并使得其在允许范围之内。二者间的误差 δ 可以用拟合线段的绝对长度与原始线段序列的长度之差来表示。设近似线段为 L , 则距离法则如下:

定义 1 对于一条拟合线段不被再分的充要条件是:

$\sum \delta_i \leq \xi$, 其中 $\delta_i = \text{dist}(L, P(i, j))$, L 表示任意一条拟合线段, dist 函数计算的是曲线段中任意一点到其拟合线段 L 的距离。

2.2.2 中值迭代生成拟合线段

参照距离法则, 对 $P(i, j)$ 中的所有曲线段, 按照下面的算法来迭代产生拟合线段, 并计算曲线段到拟合线段的距离 $\sum \delta_i$ 。

初始时 $t_1 = \text{true}$, $t_n = \text{true}$; 其余为 false , 并设迭代次数标记 $\text{success} = 0$ 。

1) 从 $P(i, j)$ 中取出 $t_i = \text{true}$ 的一点 J_i' 及下一个 $t_m = \text{true}$ 的点 J_m' 。设此两点确定的直线段为 L , 根据距离法则计算 $\sum \delta_i$ 。如果 $\sum \delta_i \geq \xi$, 转 2); 如果 $\sum \delta_i < \xi$, 转 3)。

2) 进入此步表明 J'_i, J'_m 之间需要细分, 置 $success = success + 1$, 并将 $t_{m+n/2}$ 置为 true; 进入步骤 3)。

3) 如果 J'_m 是 $P(i, j)$ 中的最后一个点且 $success = 0$, 则表明迭代完毕, 否则置 $success = 0, l = m$, 并返回步骤 1)。

这样迭代 n 次后, 每条曲线段 $P(i, j)$ 中所有 $t = \text{true}$ 的点连成的线段将被用来近似表示手掌静脉的曲线段, 且对于每一条拟合线段均有: $\sum \delta_i \geq \xi$ 。此处迭代次数为 4, 误差 ξ 的允许值为 9, 试验结果如图 3 所示, 其中图 3(a) 中标记的箭头指出了拟合线段到曲线段的距离。

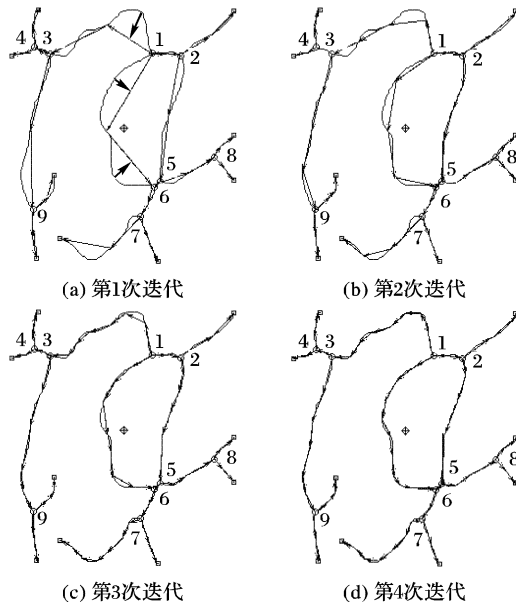


图3 迭代4次的实验结果

2.2.3 计算中值夹角链码

定义2 设静脉中的一条曲线段 $P(i, j)$ 的拟合线段序列为 $L = \{L_1, L_2, \dots, L_{n-1}\}$, 该曲线段的夹角链码用式(7)来表示:

$$A = \{(x, y, \partial_1, L_1); (\partial_2, L_2); (\partial_3, L_3); \dots; (\partial_{n-1}, L_{n-1})\} \quad (7)$$

其中 ∂_i 代表了从线段 L_i 到 L_{i+1} 的夹角, 其取值范围为 $[-\pi, \pi]$, 顺时针旋转为负角, 逆时针为正角。设向量 \mathbf{a}, \mathbf{b} 分别代表 L_i 和 L_{i+1} , ∂_i 可以通过求向量 \mathbf{a}, \mathbf{b} 乘积的反余弦计算出来, 夹角的正负可以通过 \mathbf{a}, \mathbf{b} 间斜率的变化来确定。计算公式如式(8)所示:

$$\begin{cases} |\partial_i| = \arccos(\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} / |\mathbf{a}| \cdot |\mathbf{b}|) \\ \partial_i \leq 0, & k_{a+b} \leq k_a \\ \partial_i > 0, & k_{a+b} > k_a \end{cases} \quad (8)$$

其中: k_{a+b} 代表 \mathbf{a} 向量与 \mathbf{b} 向量的和向量的斜率; k_a 代表 \mathbf{a} 向量的斜率。

3 基于中值夹角链码的匹配算法

假设 J_i, D_i 为待匹配图像的交叉点和端点序列, J_i, D_i 为数据库中的交叉点和端点, 匹配的过程如下所示。

1) 定位相对位置, 通过计算二者到各自重心点的距离是否成比例来判断二者的交叉点、端点能否对应起来, 可以则进入 2)。

2) 以交叉点为例, 从步骤 1) 中获取两个待匹配的交叉点序列: $J_{s_i}(s_1, s_2, s_3, \dots, s_n), J_{t_j}(t_1, t_2, t_3, \dots, t_m)$ 。设 S, T 为从 J_{s_i} 和 J_{t_j} 中对应点处取得的两条曲线段的中值夹角链码序列。两

条曲线的差异程度 δ 可以用如下公式测量^[6]:

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^k dis(S_i, T_i)}{k}; k = \min(m, n) \quad (9)$$

其中:

$$dis(s, t) = \begin{cases} |s - t|, & |s - t| \leq \pi \\ 2\pi - |s - t|, & |s - t| > \pi \end{cases} \quad (10)$$

3) 对所有的曲线段计算各自误差 δ , 当 $\sum \delta$ 小于一定的阈值时认为此次线段匹配成功, 否则失败。如果对于所有线段的中值夹角链码有超过 85% 以上匹配成功则可以认为两幅手掌静脉图像来自同一个人。

4 实验结果及分析

依照上面的特征提取算法, 建立手掌静脉图像数据库, 对每个手掌分别取得左偏 10°、右偏 10°、距离大于 5 cm、距离小于 2 cm、标准姿势这五种情况下的图像。共可取得 $26 \times 5 = 130$ 幅图像作为小样本库。然后用第 1 章提到的方法进行特征提取。将每个样本的最后一幅图像同其他四幅图像按照第 3 章叙述的方法进行匹配, 并分别采用不同的阈值来判别系统的拒识率(False Reject Rate, FRR)。匹配结果如表 1 所示。

表1 FRR 结果

样本个数	匹配次数	误差限 ξ	通过率/%	拒识率/%	匹配时间/ms
130	104	9	93	7	30
130	104	14	99	1	30
130	104	19	100	0	30

同理为了得到误识率(False Accept Rate, FAR), 将样本数据两两分组共 13 组, 然后分别将每组的四幅图像对调来测试系统的 FAR, FAR 试验的结果如表 2 所示

表2 FAR 结果

样本个数	匹配次数	误差限 ξ	误识次数	误识率/%	匹配时间/ms
130	104	9	0	0	10
130	104	14	0	0	10
130	104	19	3	2.8	13

从拒识率上来看, 表 1 中当阈值选取为 19 时得到了 0% 的拒识率, 因为阈值选取得越大, 特征提取时对于图像中的噪声等越不敏感; 而阈值选取为 9 时, 由于阈值过小, 鲁棒性较差, 使得通过率只有 93%; 而选择阈值为 14 时, 得到的结果适中。从误识率上来看, 表 2 中当阈值选取为 9 和 14 时得到了同样 0% 的误识率, 而选择阈值为 19 时却得到了 2.8% 的误识率。

可以得出以下结论: 虽然大阈值的鲁棒性较好, 但同时辨识特征差异的能力也会相应的下降, 因此选取阈值为 10 是较好的。从匹配的时间上来看, 由于特征匹配时进行了二次判断, 当第一次点匹配不能成功时即认为匹配失败。因此 FAR 的匹配时间要比 FRR 的匹配时间相对短些, 而表 2 中由于阈值选取过大使得匹配时间略有增加。

总体上来看, 由于特征提取大大地减少了计算量, 不仅成功地提取了静脉的结构信息, 且算法的实时性得到了很大的提高, 但为了能达到实用, 仍然需要增加试验样本来检验。

(下转第 3076 页)

观评价,得到概念之间的主观相似度,即与人类主观判断相近的相似度值;然后对两种算法得到的值与主观相似度值进行

了偏离度的计算,图 3 所示为两种算法得到的相似度值与主观相似度值的偏离度曲线。

表 2 概念之间相似度结果比较

本体 概念	原始经典算法					改进后的算法				
	梨树	枣树	梧桐	菊花	玫瑰	梨树	枣树	梧桐	菊花	玫瑰
梨树	1.000 0	0.467 8	0.467 8	0.055 3	0.055 3	1.000 0	0.524 2	0.474 7	0.094 2	0.094 2
枣树	0.467 8	1.000 0	0.467 8	0.055 3	0.055 3	0.524 2	1.000 0	0.499 2	0.094 2	0.094 2
梧桐	0.467 8	0.467 8	1.000 0	0.055 3	0.055 3	0.474 2	0.499 2	1.000 0	0.094 2	0.094 2
菊花	0.055 3	0.055 3	0.055 3	1.000 0	0.467 8	0.094 2	0.094 2	0.094 2	1.000 0	0.482 5
玫瑰	0.055 3	0.055 3	0.055 3	0.467 8	1.000 0	0.094 2	0.094 2	0.094 2	0.482 5	1.000 0

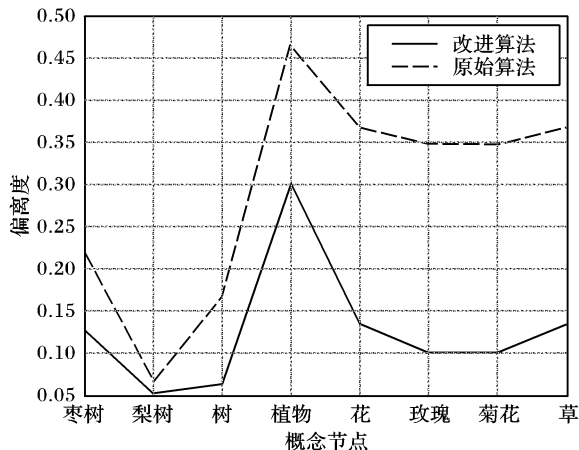


图 3 两种算法所得相似度值与主观相似度的偏离度

从图 3 中可以比较清晰地看出,由于增加了概念属性与节点密度两个关键因子的影响,改进后算法得到的相似度值与主观相似度值的偏离度更小,说明所得结果更加符合人类的主观判断。最后通过对相容度的计算,当调节参数分别取 $\varepsilon = 0.2, \alpha = 0.8, \beta = 0.05, \gamma = 0.15$ 时,得到改进后的算法兼容度为 87.43%,原始算法的兼容度为 71.68%。因此该方法和主观相似度的兼容度较高,更接近专家经验,结果也更加精确。

4 结语

本文首先描述了目前比较经典的通过语义距离来计算概念语义相似度的算法,并通过具体的实例分析了它的不足,最后通过增加其他影响相似度的关键因子进行了相应的改进。由得出的实验结果分析可知,改进后的算法比原始的算法能更精确地描述本体概念之间的相似关系,结果也更加精确,比较符合人的主观判断,并且根据实际情况需要,通过改变调节参数的大小可以调整各影响因子对语义相似度的影响权重。

(上接第 3050 页)

5 结语

本文改进了夹角链码,提出了一种改进的提取图像结构特征的方法——中值夹角链码,并介绍了其在手掌静脉结构特征提取中的应用。该方法的核心是在特征点的基础上通过中值迭代对图像中的曲线段用一串变长线段序列的角度差来表示,从而得到对平移、拉伸、旋转不变的图像特征描述。

图像特征的提取与匹配是许多图像应用中的关键问题,将中值夹角链码的方法应用到了手掌静脉的结构特征提取及匹配上,通过试验验证,效果良好。试验结果表明中值夹角链码的方法可以快速准确地提取图像中的结构信息。

参考文献:

参考文献:

- [1] 聂卉. 基于本体的查询扩展与规范[J]. 现代图书情报技术, 2007 (3): 35-38.
- [2] 徐德智, 郑春卉, PASSI K. 基于 SUMO 的概念语义相似度研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(1): 180-183.
- [3] de la ESCALERA A, MORENO L E, SALICHS M A. Road traffic sign detection and classification[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1997, 44(6): 848-859.
- [4] 郁梅, 郁伯康. 基于彩色图像的指示标志检测[J]. 计算机工程与应用, 2000, 36(4): 166-168.
- [5] 戴维民. 语义网信息组织技术与方法[M]. 上海: 学林出版社, 2008: 152-159.
- [6] CROSS V. Fuzzy semantic distance measures between ontological concepts[C]// Processing NAFIPS '04: IEEE Annual Meeting of the Fuzzy Information. Washington, DC: IEEE Press, 2004, 2: 635-640.
- [7] SYCARA K, WIDOFF S, KLUSCH M, et al. Larks: Dynamic matchmaking among heterogeneous software Agents in cyberspace[J]. Autonomous Agents and Multi-Agent Systems, 2002, 5(2): 173-203.
- [8] GEROGIANNAKIS S, SINTICHAKIS M. Collaborative knowledge management and ontologies: The ONTOLOGGIN G platform[C]// KMGov 2003: Proceedings of 4th IFIP International Working Conference on Knowledge Management in Electronic Government, LNCS 2645. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 127-138.
- [9] 张磊. 基于本体的主动式知识系统及其若干关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.
- [10] EDGINGTON, CHOI B, HENSON K. Knowledge ontology to facilitate adopting[J]. Communications of the ACM, 2004, 47(11): 85-90.
- [11] AZUAJE F, BODENREIDER O. Incorporating ontology driven similarity knowledge into functional genomics: An exploratory study[C]// BIBO'04: Fourth IEEE Symposium on Bioinformatics and Bioengineering. Washington, DC: IEEE Press, 2004.

- [1] 张晋阳, 孙懋珩. 手背静脉图像骨架特征提取的算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(1): 152-154.
- [2] 周斌, 林喜荣, 贾惠波, 等. 多特征融合的手背血管识别算法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2007, 47(2): 194-197.
- [3] 丁险峰, 吴洪, 张宏江, 等. 形状匹配综述[J]. 自动化学报, 2001, 27(5): 678-694.
- [4] NOH J S, RHEE K H. Palmprint identification algorithm using Hu invariant moments[C]// 4th Annual ACIS International Conference on Computer and Information Science. Washington, DC: IEEE Press, 2005: 94-99.
- [5] 陆宗骥, 童瑶. 链码和在边界形状分析中的应用[J]. 中国图象图形学报: A 辑, 2002, 7(12): 1323-1328.
- [6] 赵宇, 陈雁秋. 曲线描述的一种方法: 夹角链码[J]. 软件学报, 2004, 15(2): 300-307.