

文章编号:1001-9081(2007)10-2563-03

基于加权平均梯度方向场和改进 Poincare Index 的指纹奇异点检测算法

付佳¹, 潘伟², 郝重阳¹

(1. 西北工业大学电子信息学院, 西安 710072;

2. 中国空间技术研究院, 北京 100086)

(nwpujia1984@hotmail.com)

摘要:针对指纹图像具有局部平行性和渐变性以及邻域的脊线方向相关性高的特点,提出了一种基于加权平均梯度的指纹方向场算法。改进了传统的 Poincare Index 指纹奇异点检测算法。实验证明,在采用加权平均梯度算法获取的方向场上利用改进的 Poincare Index 算法可实现对低质量指纹图像的奇异点的准确提取。

关键词:指纹;奇异点;加权平均梯度方向场;Poincare Index

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Fingerprint singular points detection based on both weighted averaging gradient directional field and improved Poincare Index

FU Jia¹, PAN Wei², HAO Chong-yang¹

(1. School of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China;

2. China Academy of Space Technology, Beijing 100086, China)

Abstract: Because the fingerprint is characterized by the local parallel, gradual change and high correlation of neighborhoods, a gradient based weighted averaging algorithm was proposed. The conventional Poincare index algorithm for detecting the singular points of fingerprint was improved. The experimental results suggest that the improved Poincare index algorithm on the weighted averaging gradient directional field can accurately detect the singular points of fingerprint.

Key words: fingerprint; singular point; weighted averaging gradient directional field; Poincare Index

0 引言

指纹奇异点是描述指纹宏观走向的一种特征,奇异点有两种类型:中心点(core)和三角点(delta)^[1]。指纹分类大多是根据奇异点的数目、类型和位置等信息来实现的^[2]。在指纹匹配中,基于奇异点的匹配方法也有着重要的应用,所以准确、可靠地检测奇异点的位置,对于自动指纹识别系统具有重要的意义。

目前,进行奇异点检测的主流方法是用 Poincare Index 确定指纹中 delta 点和 core 点的位置和数目^[3],它是将指纹图像看成一个方向场来实现的。方向场的准确计算是利用 Poincare Index 检测奇异点的基础,对于低质量的指纹图像,传统的方向场求取算法不能可靠地计算纹线方向,难以实现奇异点的精确定位,在纹线方向计算有误的地方,还容易检测到虚假的奇异点。如何有效获取指纹图像的方向场以及如何依据方向场准确、可靠地提取奇异点是本文的研究内容。

1 基于加权平均梯度的指纹方向场算法

梯度法求取指纹方向场是最基本和常用的算法^[4]。其基本思想是先在每个像素点上用梯度算子估计梯度的水平和垂直分量,然后分块最优化各个块中的方向。该算法的基础是认为指纹图像具有近似规则的纹理。梯度法的缺陷在于容

易受到噪声的影响,对指纹图像的质量要求高,后处理环节的运算复杂度大。针对指纹图像具有局部平行性和渐变性以及相邻块的脊线方向有较高的相关性的特点^[4],在传统梯度法的基础上,本文提出一种基于加权平均梯度的指纹方向场算法。

1.1 对图像分块并求取各个像素点的平方梯度

为了验证本文算法对低质量指纹图像的方向场获取效果,仅采用 $M \times M$ 大小的窗口对图像进行中值滤波处理。将滤波处理后的图像分为大小为 $N \times N$ 且不相重叠的小块,依次以每个块为中心,提取 3×3 个小块,当中心块位于图像边缘时,将不足的块用空白块补足,如图 1 所示,将这个 3×3 的区域记为 D ,从左上角开始,将小块依次标记为 I, II, ..., IX,其中中心块 V 为待求方向的块,将块 I, II, IV, V 所构成的区域记为 D_1 ;同理将块 II, III, V, VI 构成的区域记为 D_2 ;将块 IV, V, VII, VIII 构成的区域记为 D_3 ;将块 V, VI, VIII, IX 构成的区域记为 D_4 ;每个 2×2 大小的块 $D_j (j = 1, 2, 3, 4)$ 都包含中心块 V,且 V 在不同的块的位置均不同。

常见的计算梯度的算子有 Prewitt, Sobel, Robert 等算子,但这些算子不具备各向同性,本文利用改进后的 Sobel 算子(Isotropic Sobel)分别计算块 I II ... IX 中各个像素点梯度的水平和垂直分量,改进的 Sobel 算子具有各向同性的性质,它的位置加权系数更为准确,抗噪性能好^[5]。由于相对的两

收稿日期:2007-04-11;修回日期:2007-06-19。

作者简介:付佳(1984-),女(回族),河南禹州人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别;潘伟(1982-),男,山东邹平人,助理工程师,主要研究方向:航天器运行管理;郝重阳(1942-),男,河北保定人,教授,博士生导师,主要研究方向:图像处理、模式识别。

个梯度会相互抵消,得到的梯度不能在一个窗口中被直接平均,为了解决这个问题,本文采用文献[6]提出的平方梯度法,可求得各个像素点平方梯度的水平分量 g_{xx} 和垂直分量 g_{yy} 分别为:

$$g_{xx} = g_x^2 - g_y^2 \tag{1}$$

$$g_{yy} = 2g_x g_y \tag{2}$$

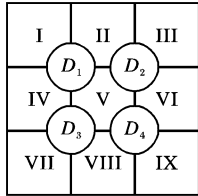


图1 分块图

1.2 定义块重合率并求 \bar{D} 平方梯度

由式(1)、(2)可求得块 $D_j(j = 1, 2, 3, 4)$ 的平方梯度 $[\bar{g}_{xx} \mid \bar{g}_{yy}]_{D_j}^T$ 为:

$$\begin{bmatrix} \bar{g}_{xx} \mid D_j \\ \bar{g}_{yy} \mid D_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i \in D_j} (g_{xx})_i \\ \sum_{i \in D_j} (g_{yy})_i \end{bmatrix} \tag{3}$$

其中 g_{xx}, g_{yy} 为块 $D_j(j = 1, 2, 3, 4)$ 中各个像素点平方梯度的水平分量和垂直分量。

$$\text{假定: } \bar{D} = D_1 + D_2 + D_3 + D_4 \tag{4}$$

由于 D_j 均由四个小块构成,如 $D_1 = \{I, II, III, IV\}$,可知:

$$\begin{aligned} \bar{D} = & 1 \times I + 2 \times II + 1 \times III + 2 \times IV + 4 \times V + \\ & 2 \times VI + 1 \times VII + 2 \times VIII + 1 \times IX \end{aligned} \tag{5}$$

将式(5)中块 I, II...IX 前的系数记为 $\eta_\gamma(\gamma = I, II, \dots, IX)$,易知 η_γ 为 \bar{D} 中包含块 γ 的 2×2 区域 D_j 的个数,且:

$$\sum_{\gamma = I, II, \dots, IX} \eta_\gamma = 16 \tag{6}$$

将常数 η_γ 做规格化处理,令:

$$\sum_{\gamma = I, II, \dots, IX} \frac{\eta_\gamma}{16} = 1 \tag{7}$$

并定义:

$$\delta_\gamma = \frac{\eta_\gamma}{16}; \gamma = I, II, \dots, IX \tag{8}$$

为块重叠率。

由式(3) ~ (5)可知 \bar{D} 的平方梯度 $[\bar{g}_{xx} \mid \bar{g}_{yy}]^T$ 为:

$$\begin{bmatrix} \bar{g}_{xx} \\ \bar{g}_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1, \dots, 4} \bar{g}_{xx} \mid D_j \\ \sum_{j=1, \dots, 4} \bar{g}_{yy} \mid D_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{g}_{xx} \mid I + 2\bar{g}_{xx} \mid II + \bar{g}_{xx} \mid III + 2\bar{g}_{xx} \mid IV + 4\bar{g}_{xx} \mid V + \\ 2\bar{g}_{xx} \mid VI + \bar{g}_{xx} \mid VII + 2\bar{g}_{xx} \mid VIII + \bar{g}_{xx} \mid IX \\ \bar{g}_{yy} \mid I + 2\bar{g}_{yy} \mid II + \bar{g}_{yy} \mid III + 2\bar{g}_{yy} \mid IV + 4\bar{g}_{yy} \mid V + \\ 2\bar{g}_{yy} \mid VI + \bar{g}_{yy} \mid VII + 2\bar{g}_{yy} \mid VIII + \bar{g}_{yy} \mid IX \end{bmatrix} \tag{9}$$

1.3 求取加权平均梯度方向

在文献[1]中,定义了分块区域平方梯度的一致性,对于一个大小为 $N \times N$ 的块, C_{oh} 定义为:

$$C_{oh} = \frac{\left| \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (g_{xx}(i,j), g_{yy}(i,j)) \right|}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |g_{xx}(i,j), g_{yy}(i,j)|} \tag{10}$$

C_{oh} 反映了一个块的方向强度的大小,如果在一个图像的分块区域内,所有的点的平方梯度矢量均指向同一个方向,则 C_{oh} 的值趋近于 1,如果所有的点的平方梯度矢量均匀的指向各个方向,则 C_{oh} 趋近于 0,利用式(10)分别计算块 I, II, ..., IX 的平方梯度一致性,计为 $C_\gamma(\gamma = I, II, \dots, IX)$ 。

由于指纹图像具有局部平行性和渐变性的特点,相互重叠的四个块 $D_j(j = 1, 2, 3, 4)$ 的脊线方向相关性高,所以可利用邻域的信息来求取所求块的方向,结合一致性的含义,可定义一个加权系数:

$$\alpha_\gamma = C_\gamma \cdot \delta_\gamma; \gamma = I, II, \dots, IX \tag{11}$$

在 $C_\gamma(\gamma = I, II, \dots, IX)$ 均等于 1 的理想情况下,由一致性的定义可知,处于同一个块的所有脊线有相同的方向,结合公式(7)、(8)和(9)可得:

$$\begin{bmatrix} \bar{g}_{xx} \\ \bar{g}_{yy} \end{bmatrix} = 16 \times \begin{bmatrix} \sum \delta_\gamma \cdot \bar{g}_{xx} \mid \gamma \\ \sum \delta_\gamma \cdot \bar{g}_{yy} \mid \gamma \end{bmatrix} = 16 \times \begin{bmatrix} \bar{g}_{xx} \mid V \cdot \sum \delta_\gamma \\ \bar{g}_{yy} \mid V \cdot \sum \delta_\gamma \end{bmatrix} = 16 \times \begin{bmatrix} \bar{g}_{xx} \mid V \\ \bar{g}_{yy} \mid V \end{bmatrix} \tag{12}$$

只考虑梯度矢量的方向,由于指纹的方向是缓慢变化的,在 $C_\gamma(\gamma = I, II, \dots, IX)$ 均等于 1 情况下,可以认为区域 D 内所有的脊线有相同的方向角,在实际情况下,通常 $C_\gamma \neq 1$,用加权系数 α_γ 替代 C_γ ,定义矢量 $[G_{xx}, G_{yy}]^T$ 为块 V 的加权平均平方梯度矢量:

$$\begin{bmatrix} G_{xx} \\ G_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum \alpha_\gamma \cdot \bar{g}_{xx} \mid \gamma \\ \sum \alpha_\gamma \cdot \bar{g}_{yy} \mid \gamma \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum C_\gamma \cdot \delta_\gamma \cdot \bar{g}_{xx} \mid \gamma \\ \sum C_\gamma \cdot \delta_\gamma \cdot \bar{g}_{yy} \mid \gamma \end{bmatrix} \tag{13}$$

所求块 V 的加权平均梯度方向 φ 为:

$$\varphi = \frac{1}{2} \angle(G_{xx}, G_{yy}); -\frac{\pi}{2} < \varphi \leq \frac{\pi}{2} \tag{14}$$

由于块 V 的方向 θ 与其加权平均梯度方向垂直,所以块的方向:

$$\theta = \begin{cases} \varphi + \frac{\pi}{2}, & \varphi \leq 0 \\ \varphi - \frac{\pi}{2}, & \varphi > 0 \end{cases} \tag{15}$$

最后将所求得块的方向作为该块内各个像素点的方向,并将由此算法获取的方向场,定义为加权平均梯度方向场。

2 依据方向场检测奇异点

2.1 改进的 Poincare Index 奇异点检测算法

Poincare Index 算法是在指纹方向场中通过计算 Poincare Index 值来检测指纹奇异点^[7],是指纹奇异点检测最经典、直观的方法。根据中心点和三角点的 Poincare Index 值的物理意义及实验结果,本文对该算法进行了改进。改进算法如下:

设 O 是指纹图像的方向场,在方向场中给定点 (i, j) 的 Poincare Index 值计算如下:

$$Poincare(i, j) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=0}^{N_\varphi} \Delta(k) \tag{16}$$

$$\Delta(k) = \begin{cases} \delta(k), & \text{if } |\delta(k)| < \frac{\pi}{2} \\ \pi + \delta(k), & \text{if } \delta(k) \leq -\frac{\pi}{2} \\ \delta(k) - \pi, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{17}$$

$$\delta(k) = O(\varphi_x(i'), \varphi_y(i')) - O(\varphi_x(i), \varphi_y(i))$$

其中:

$$i' = (i + 1) \bmod N\varphi \quad (18)$$

$\varphi_x(i)$ 和 $\varphi_y(i)$ 分别是以给定点为中心的具有 $N\varphi$ 个像素的封闭曲线上第 i 个点的 x 和 y 坐标。如果某点的 Poincare Index 值为 $1/2$, 那么该点就被确定为 core 点, 如果 Poincare Index 值为 $-1/2$, 那么该点就被确定为 delta 点。

在文献[7]中当 $\frac{\pi}{2} \leq \delta(k) \leq \pi$ 时, $\Delta(k) = \pi - \delta(k)$, 则 $\Delta(k) > 0$, 且有 $0 \leq \Delta(k) < \frac{\pi}{2}$, 表示当方向场逆时针旋转一个正角度 $\delta(k)$ 时, 还等价于逆时针旋转一个正的补角 ($\pi - \delta(k)$), 显然是不对的, 因此, $\Delta(k)$ 不能完全反映向量场的旋转方向, 由此计算出的 Poincare Index 值只能反映向量场的旋转角度, 不能正确反映向量场的旋转方向。

如公式(17)所示, 本算法当 $\frac{\pi}{2} \leq \delta(k) \leq \pi$ 时, 取 $\Delta(k) = \delta(k) - \pi$, 则 $\Delta(k) < 0$, 且有 $-\frac{\pi}{2} \leq \Delta(k) \leq 0$, 表示当方向场逆时针旋转一个正角度 $\delta(k)$ 时, 等价于顺时针旋转一个负的补角 ($\delta(k) - \pi$), 这样 $\Delta(k)$ 就能完全反映向量场的旋转方向, 由此计算出的 Poincare Index 值既能反映向量场的旋转角度, 又能完全反映向量场的旋转方向。

2.2 计算各个像素点的 Poincare Index 值

在采用上文提出的方向场算法获取的加权平均梯度方向场上计算各个像素点的 Poincare Index 值, 根据 Poincare Index 的思想, 首先应该确定沿怎样的一条闭合曲线积分, 太长的积分曲线, 容易忽略掉相距较近的 core - delta 奇异点对, 太短的闭合曲线会导致伪奇异点的增加。文献[8]经过分析和实验指出长度为 25 的方形曲线是比较好的选择。在本文算法中, 选取以待求 Poincare Index 值的像素点为中心的 7×7 邻域的正方形轮廓线为积分曲线, 沿该闭合曲线的逆时针方向累加方向角的变换, 按照式(16)~(18)计算出各个点的 Poincare Index 值。将 Poincare Index 值为 $1/2$ 的点, 标记为 core 点的候选点, 将 Poincare Index 值为 $-1/2$ 的点, 标记为 delta 点的候选点, 存储候选奇异点的位置坐标和类型。

2.3 奇异点的精确定位

检测 core 点的候选点构成的各个连通区域, 当连通区域的面积大于 P_c 时, 将其重心标记为 core 点; 检测 delta 点的候选点构成的各个连通的区域, 当连通区域的面积大于 P_d 时, 将其重心标记为 delta 点, 其中 P_c 和 P_d 均为经验值, 与方向场计算环节对图像进行分块的分块大小 N 的值有关。

分别统计图像中 core 点和 delta 点的总数, 如果 core 点的总数 N_c 大于 2, 或者 delta 点的总数 N_d 大于 2, 则需要调整在方向场计算环节, 对图像进行分块时的分块大小 N 的值, 重新进行方向场及后续环节的计算, 直到 core 点的总数和 delta 点的总数均不大于 2 为止。

3 实验结果

在 FVC 提供的标准指纹库上选取低质量指纹图像运用本文算法进行奇异点检测实验, 实验结果如图 2 所示, 图 2 中的四组图像分别为指纹原图, 传统梯度法获取的方向场, 本文

算法获取的方向场和本文算法的奇异点检测结果, 两幅指纹图像的分辨率均为 300 dip, 在方向场计算环节, 均采用 7×7 大小的分块, 由实验结果可知, 采用传统的梯度法进行方向场计算时, 表示方向的小线段的分布不能准确的反映指纹脊线的形状和走势, 获取的方向场失真严重; 本文提出的基于加权平均梯度的方向场算法能够有效的获取指纹方向场, 可以较准确的反映指纹脊线的形状和走势, 在此基础上采用本文改进的 Poincare Index 算法可实现奇异点的精确定位。在图 2 (d) 中, 分别用黑色的圆圈和三角标示指纹图像的中心点和三角点。

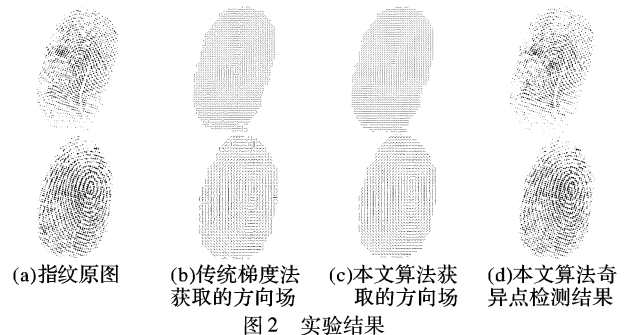


图 2 实验结果

4 结语

本文提出的基于加权平均梯度的指纹方向场算法对低质量的指纹图像具有良好的鲁棒性, 能精确的反映指纹脊线的结构特征, 并且可以有效地减少预处理环节的运算复杂度。比传统的梯度算法更能有效地获取指纹图像的方向场。改进后的 Poincare Index 不仅能精确表示方向场的旋转角度, 而且还能精确表示方向场的旋转方向, 提高了奇异点检测的精确度、准确度和可靠度。本文未对指纹图像进行任何增强处理, 若对低质量指纹图像进行有效的增强处理, 则算法的效果会更好, 但本文算法不适用受噪声污染严重的指纹图像。

参考文献:

- [1] 田捷, 杨鑫. 生物特征识别技术理论与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [2] JAIN AK, PRABHAKAR S, HONG L. A multi-channel approach to fingerprint classification[C]// Proceedings of the Indian Conference on Computer Vision, Graphics, and Images Processing (ICVGIP98). New Delhi: [s. n.], 1998: 153 - 158.
- [3] 谭台哲, 宁新宝, 尹义龙, 等. 一种指纹图像奇异点检测的方法[J]. 软件学报, 2003, 14(6): 1082 - 1088.
- [4] KASS M, WITKIN A. Analyzing oriented patterns[J]. Computer Vision, Graph and Image Processing, 1987, 37(3): 362 - 385.
- [5] 吕风军. 数字图像处理编程入门[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [6] BAZEN A M, GEREZ S H. Systematic methods for the computation of the directional field and singular points of fingerprint[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 905 - 919.
- [7] JAIN AK, HONG L. A Multichannel Approach to fingerprint Classification[J]. IEEE PAMI, 1999, 21(4): 348 - 359.
- [8] BAZEN A M, GEREZ S H. Extraction of singular points from directional fields of fingerprints[C/OL]// Proceedings of CTIT Workshop on Mobile Communications. <http://www.sas.el.utwente.nl/home/gerez/cgi-bin/sabih/ctit01.pdf?sendfile=ctit01.pdf>.