

基于复合梯度向量的指纹匹配算法

袁 姮¹, 王志宏¹, 姜文涛²

(1. 辽宁工程技术大学工商管理学院, 辽宁葫芦岛 125105; 2. 辽宁工程技术大学软件学院, 辽宁葫芦岛 125105)

摘 要: 针对接触式指纹识别中存在的非线性形变问题, 提出了一种基于复合梯度向量(Composite Gradient Vector, CGV)的指纹匹配算法. 该算法首先在经过预处理的指纹图像上建立直角坐标系和第一个基向量, 并对指纹图像进行旋转; 然后在旋转后的指纹图像上采样基向量, 组建向量簇, 提取极大梯度向量, 并以极大梯度向量为元素组建复合梯度向量; 最后以分层标记规则对复合梯度向量进行分层标记, 通过对指纹库进行指纹检索、复合梯度向量匹配、维度和梯度匹配, 识别出指纹图像. 实验结果表明, 该方法克服了接触式指纹识别中旋转、偏移、拉伸等问题, 有较强的抗非线性形变能力, 同时具有较快的识别速度和较高的识别准确率.

关键词: 指纹匹配; 非线性形变; 复合梯度向量; 分层标记

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)04-0912-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.04.021

Fingerprint Matching Based on Composite Gradient Vector

YUAN Heng¹, WANG Zhi-hong¹, JIANG Wen-tao²

(1. College of Business and Management, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China;

2. College of Software, Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China)

Abstract: An approach based on composite gradient vector is proposed to overcome the problem of nonlinear distortion in contact fingerprint identification. Firstly, rectangular coordinate system and the first base vector are set up, and then the fingerprint image is rotated. Base vectors are collected on rotated fingerprint image. All the base vectors are set into vector cluster. Then the basis vectors are made into greatly gradient vector. Finally, hierarchical markup method is used for markup on the composite gradient vector. The target fingerprint image is recognized by fingerprint searching, compound gradient vector matching, dimension and gradient matching auxiliary. Experiment results show that the proposed approach has overcome the problem of rotation, translation and scaling situation and has a strong ability of anti-nonlinear deformation with fast recognition speed and high recognition accuracy.

Key words: fingerprint matching; nonlinear distortion; composite gradient vector; hierarchical markup

1 引言

生物特征识别是目前最为安全和方便的身份识别技术^[1-3]. 各种生物特征识别系统中, 自动指纹识别系统是应用最早, 也是应用最为广泛的. 自动指纹识别系统主要包括: 指纹图像预处理^[4,5]、指纹分类^[6]、指纹匹配^[7-9].

指纹匹配算法作为自动指纹识别系统中的核心算法, 目前仍然面临着两个问题: 低质量指纹图像所导致的真实特征缺失和伪特征增加、非线性形变所导致的特征偏移和图像拉伸. 本文主要研究第二个问题.

针对非线性形变导致指纹图像难以匹配的问题, 许多学者做了长期的研究并取得了重要的成果. 目前, 针对非线性形变指纹图像的匹配方法主要包括基于形变模型的方法、基于界限盒的方法、基于局部结构相似性的方法和全局配准的方法等. 如 CAPPELLI 等人^[10] 建立了一个弹性数学模型用来描述指纹在采集时所发生的形变过程; BAZEN 等人^[11,12] 用薄板样条模型来描述两幅指纹图像之间的形变; TONG 等人^[13,14] 提取了邻接特征向量用来描述指纹的局部图像; 罗希平和田捷^[15] 采用大小可变的界限盒来处理两幅指纹图像间的非线性形变; 陈宏和田捷^[16] 使用细节点特征、联系脊线

的采样点和全局的方向场特征信息确定配准模式进行指纹匹配;陈晖等人^[17]根据查询图像与模板图像间的相对形变差对细节点分别加以调整;曹国等人^[18]通过界限盒约束实现形变指纹匹配;陈小光等人^[19]首次提出稳定区域的概念以解决指纹图像的匹配问题。

通过分析发现,现有指纹匹配方法的一个普遍弱点是缺乏与指纹非线性形变相适应的能力,当形变发生改变时,需重新寻找相似区域或重新建立数学模型,由于非线性形变难以估计和测量,现有算法的匹配效果难以令人满意。基于此,本文在文献[20]的研究基础之上,提出了基于复合梯度向量的指纹匹配方法。

复合梯度向量指纹匹配方法是在生物“自适应”特征约束识别的方向上提出来的,它将指纹分散性的特征组合起来,形成生物视觉效应中最明显的特征分布约束信息,以此作为目标匹配依据。通过复合梯度向量方法提取出来的指纹特征分布约束信息,能够适应指纹图像的非线性变化,当形变导致指纹图像出现特征旋转和偏移时,该方法均能够进行较稳定的匹配,体现出较强的非线性形变处理能力。同时,由于采用了分层标记规则对复合梯度向量信息进行标记,加快了指纹匹配过程中检索指纹的过程,提高了指纹匹配速度。

2 预处理

复合梯度向量方法是由文献[20]提出并应用于人脸识别中,人脸特征明显且密度大,而指纹图像特征较少且分散,因此需对复合梯度向量的一些概念进行重新定义和调整,具体描述如下。

奇异点:将指纹细节点中的端点和分叉点定义为奇异点,记为 $\sigma_{(x,y)}^z$ 。

其中, z 为奇异点的标号, (x,y) 为奇异点的坐标信息,设指纹图像的奇异点数量为 Z ,则 $1 \leq z \leq Z$ 。奇异点如图1(b)所示。

说明:指纹细节点是指纹脊线和谷线的交叉点,包括断点、分叉点、孤立点、短分点和环等,一般端点和分叉点在指纹中出现最多、最稳定、最易获得,这两类特征点就可以满足对指纹进行特征匹配的要求。



(a) 待识别指纹图像 (b) 预处理图像

图1 指纹图像预处理示意图

初始点:将指纹中心点(core)定义为向量簇初始点,简称初始点,记为 $C_{(x,y)}$ 。如图1(b)所示。

2.1 指纹图像预处理

由于采集到的指纹图像会存在不同程度的噪声干扰,需要对指纹图像进行一些处理,去除图像中的噪音,以便后续步骤中提取准确的指纹特征,因此算法需首先进行指纹图像预处理。

指纹图像预处理包括方向场估计、图像分割、图像增强、图像细化、奇异点和中心点的提取等步骤。我们采用HONG等人^[21]提出的最小平均方差方法计算指纹的方向场,该方法在保证计算的指纹图像方向场比较光滑的同时,在算法运行上也有较快的速度;然后采用罗希平等人^[15]提出的方法对指纹图像进行增强和提取细节点,该方法通过对指纹图像进行二值化处理来进行指纹图像增强和细节点提取;最后应用KAWAGOE等人^[22]提出的Poincare Index方法检测奇异点和中心点,该方法通过将指纹图像分成固定的块、计算局部纹线的方向、计算块的方向、计算每个像素的Poincare Index值等步骤,能够精确地检测指纹图像的奇异点和中心点。

指纹图像预处理如图1所示,其中图1(a)为待识别指纹图像;图1(b)为经过预处理之后的待识别指纹图像,此图像中包括了初始点 $C_{(x,y)}$ 和奇异点 $\sigma_{(x,y)}^z$ 的位置信息。

2.2 指纹图像旋转

在对指纹进行采样的过程中,指尖与采集平面接触部位的不同,会造成采集的指纹图像出现不同角度的旋转和偏移,即同一指纹细节点在不同时刻采集的指纹图像中的位置存在较大差异。这是非线性形变的一种常见现象,对后期指纹图像的特征采集和匹配产生一定的干扰,因此需在特征采集之前对指纹图像中的细节点坐标进行调整,以解决指纹图像中的旋转问题。

在指纹图像上建立直角坐标系并对其进行旋转,可以有效规范奇异点的坐标位置,使得相同指纹的不同图像中细节点坐标位置差异减小,同时由于不同指纹图像的旋转角度不同,不仅增强了不同指纹特征的差异,且有效抑制相似指纹特征的干扰。具体描述如下。

以检测到的初始点 C 为原点、平行向右为横坐标轴、垂直向上为纵坐标轴建立直角坐标系,如图2(a)所示。

设初始点 C 的原始坐标为 (x_0, y_0) ,奇异点 σ 的原始坐标为 (x'', y'') ,因建立新的坐标轴,相当于初始点和奇异点均沿着直线平移,设平移后初始点的坐标为 $(0, 0)$,奇异点的坐标为 (x', y') ,则有

$$C_{(0,0)} = \begin{cases} 0 = x_0 - x_0 \\ 0 = y_0 - y_0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\sigma_{(x',y')} = \begin{cases} x' = x'' - x_0 \\ y' = y'' - y_0 \end{cases} \quad (2)$$

以初始点 C 为起点, 搜索距离初始点最近的奇异点 σ^1 , 将此奇异点作为终点, 建立第一个基向量, 并将第一个基向量标记为 (0) , 记为 $x_{1,1} = (0)$, 如图 2(a) 所示.

指纹图像沿着坐标系的原点顺时针旋转, 转至纵坐标轴和第一个基向量重合且方向相同, 即第一个基向量的方向为纵坐标轴的方向, 如图 2(b) 所示.

指纹图像沿原点顺时针旋转, 相当于坐标轴沿原点逆时针旋转, 设旋转角度为 θ , 旋转前奇异点的坐标为 (x', y') , 旋转后奇异点的坐标为 (x, y) , 则有

$$\sigma_{(x,y)} = \begin{cases} x = x' \cos \theta + y' \sin \theta \\ y = y' \cos \theta - x' \sin \theta \end{cases} \quad (3)$$

且

$$\theta = \begin{cases} \arctan \frac{y'}{x'} + \frac{3}{2}\pi, & \sigma^1 \text{ 属第一象限} \\ \arctan \frac{-x'}{y'}, & \sigma^1 \text{ 属第二象限} \\ \arctan \frac{y'}{x'} + \frac{1}{2}\pi, & \sigma^1 \text{ 属第三象限} \\ \arctan \frac{x'}{-y'} + \pi, & \sigma^1 \text{ 属第四象限} \end{cases} \quad (4)$$

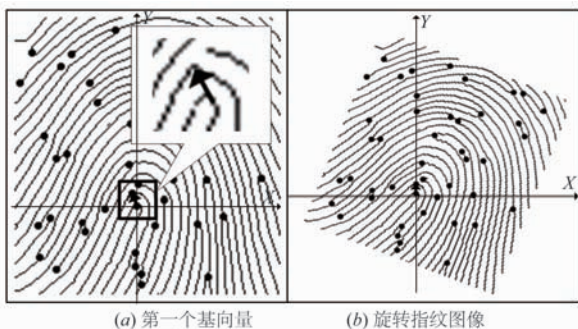


图2 旋转指纹图像

3 特征提取

3.1 基向量采样

采集指纹图像时, 手指与采集面接触的角度和力度不同, 手指会产生不规则形变, 使采集的指纹图像出现压缩和拉伸, 甚至是扭曲, 这是非线性形变的另一种常见现象, 会导致提取的指纹特征不准确. 通过分析和研究发现, 这种非线性形变对指纹图像整体特征影响较为严重, 但是对于指纹局部特征的影响较小. 因此在提取指纹特征时, 首先提取局部特征, 然后建立局部特征间的联系, 可以间接形成以局部特征为约束的整体

指纹特征分布, 能够有效克服非线性形变对指纹识别的影响. 基于此, 本文算法在指纹图像中, 以局部范围内最短距离的两个奇异点为端点建立基向量, 保证了所采集的基向量是指纹图像的局部特征, 然后将基向量组建向量簇、建立极大梯度向量、融合复合梯度向量等过程, 建立局部特征间的约束关系, 以此形成指纹特征的整体分布信息. 首先给出基向量采样的过程.

在旋转后的指纹图像中, 以第一个基向量的终点 σ^1 为起点, 搜索距离最近且小于阈值 e 的三个奇异点 $\sigma^2, \sigma^3, \sigma^4$ 为终点, 分别建立三个后继向量. 若搜索到距离最近的奇异点是某基向量的起点或者终点, 放弃此奇异点, 搜索下一奇异点; 若与所有未建立基向量的奇异点的距离均大于阈值 e , 则放弃建立此奇异点的后继向量. 经过实验, 当阈值 e 为 30 像素时, 由基向量建立的局部特征较为稳定, 不易受非线性形变影响.

计算后继向量与横坐标轴之间的夹角 (夹角范围为 $0 \leq \theta \leq 360$), 夹角最小的基向量标记为 (1) , 次小的记为 (2) , 最大的记为 (3) .

按照标记从小到大的顺序搜索所得基向量的后继向量, 并按照夹角的大小进行向量标记. 当所有的奇异点均已为基向量的起点或者终点, 停止搜索, 此时已采样得到指纹图像所有基向量. 基向量采集如图 3 所示.

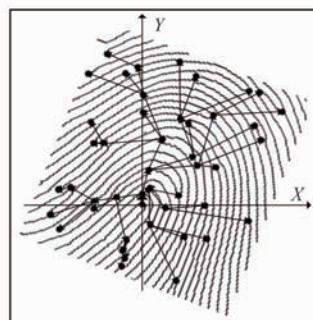


图3 标定基向量

3.2 向量簇组建

将采样和标记得到的基向量组建向量簇 $\text{VecRel} \{ \text{Vec}, \text{Rel} \}$. 通过组建向量簇, 得到基向量间的前驱后继关系, 并得到基向量的值、维度信息和梯度信息.

第一个基向量作为向量簇 $\text{VecRel} \{ \text{Vec}, \text{Rel} \}$ 的根向量, 在向量簇中的位置是第 1 行第 1 列, 记为 $x_{1,1} = (0)$, 其维度记为 $\varphi(x_{1,1}) = 1$, 梯度表示其长度, 记为 $\psi(x_{1,1})$.

根向量 $x_{1,1}$ 的后继向量在向量簇中的位置是第 2 行, 按照采样时的标记 (1) 、 (2) 、 (3) , 分别处于第 2 行的第 1 列、第 2 列和第 3 列, 分别记为 $x_{2,1}$ 、 $x_{2,2}$ 和 $x_{2,3}$, 且有

$$x_{2,1} = x_{1,1} \Theta(1) = (0, 1), \varphi(x_{2,1}) = 1, \psi(x_{2,1}) = |x_{2,1}|;$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{2,2} &= \mathbf{x}_{1,1} \Theta(2) = (0, 2), \varphi(\mathbf{x}_{2,2}) = 1, \psi(\mathbf{x}_{2,2}) = |\mathbf{x}_{2,2}|; \\ \mathbf{x}_{2,3} &= \mathbf{x}_{1,1} \Theta(3) = (0, 3), \varphi(\mathbf{x}_{2,3}) = 1, \psi(\mathbf{x}_{2,3}) = |\mathbf{x}_{2,3}|. \end{aligned}$$

对应于向量簇 $\text{VecRel}\{\text{Vec}, \text{Rel}\}$, $\text{Vec} - \{\mathbf{x}_{1,1}\}$ 存在子集合 $\text{Vec}_1, \text{Vec}_2, \text{Vec}_3$, 相应 $\text{Rel} - \{\langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1} \rangle, \langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,2} \rangle, \langle \mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,3} \rangle\}$ 亦存在子集合 $\text{Rel}_1, \text{Rel}_2, \text{Rel}_3$, 基向量 $\mathbf{x}_{2,1}$ 为子向量簇 $\{\text{Vec}_1, \text{Rel}_1\}$ 的根向量, $\mathbf{x}_{2,2}$ 为子向量簇 $\{\text{Vec}_2, \text{Rel}_2\}$ 的根向量, $\mathbf{x}_{2,3}$ 为子向量簇 $\{\text{Vec}_3, \text{Rel}_3\}$ 的根向量。

向量 $\mathbf{x}_{2,1}, \mathbf{x}_{2,2}$ 和 $\mathbf{x}_{2,3}$ 的后继向量处于向量簇中的第 3 行, 其中 $\mathbf{x}_{2,1}$ 的后继向量按标记从小到大处于第 1 列、第 2 列和第 3 列, 记为 $\mathbf{x}_{3,1}, \mathbf{x}_{3,2}$ 和 $\mathbf{x}_{3,3}$, 分别为向量簇 $\{\text{Vec}_1, \text{Rel}_1\}$ 的子向量簇的根向量; $\mathbf{x}_{2,2}$ 的后继向量按标记从小到大处于第 4 列、第 5 列和第 6 列, 记为 $\mathbf{x}_{3,4}, \mathbf{x}_{3,5}$ 和 $\mathbf{x}_{3,6}$ 分别为向量簇 $\{\text{Vec}_2, \text{Rel}_2\}$ 的子向量簇的根向量; $\mathbf{x}_{2,3}$ 的后继向量按标记从小到大处于第 7 列、第 8 列和第 9 列, 记为 $\mathbf{x}_{3,7}, \mathbf{x}_{3,8}$ 和 $\mathbf{x}_{3,9}$ 分别为向量簇 $\{\text{Vec}_3, \text{Rel}_3\}$ 的子向量簇的根向量。

所有基向量的后继向量在向量簇中的位置以此类推, 若某个基向量的后继向量不足三个, 则相同行的下一个基向量的后继向量按标号顺延, 且所有基向量的值为其前驱向量的值 Θ 其标记值。对于向量簇, 按照基向量的标记及划分子向量簇的规则, 划分子向量簇, 当所有子向量簇中的根向量均无后继向量, 向量簇组建完成。

将组建的向量簇用矩阵形式表示, 其中结构矩阵 $\text{STR}_{m \times n}$ 表示基向量在向量簇中的位置和标记信息, 维度矩阵 $\text{DIM}_{m \times n}$ 和梯度矩阵 $\text{GRA}_{m \times n}$ 对应地表示基向量的维度和梯度信息, 约束矩阵 $\text{RES}_{(m-1) \times n}$ 表示在向量簇中基向量的前驱后继关系, 有

$$\begin{aligned} \text{STR}_{m \times n} &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1,1} & & & \\ \mathbf{x}_{2,1} & \mathbf{x}_{2,2} & \mathbf{x}_{2,3} & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \mathbf{x}_{m,1} & \mathbf{x}_{m,2} & \cdots & \mathbf{x}_{m,p} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} (0) & & & \\ (0,1) & (0,2) & (0,3) & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ (0, \underbrace{a, \dots, a}_{m-2}, 1) & (0, \underbrace{a, \dots, a}_{m-2}, 2) & \cdots & (0, \underbrace{a, \dots, a}_{m-1}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5)$$

结构矩阵 $\text{STR}_{m \times n}$ 第 1 行只有一个元素基向量 $\mathbf{x}_{1,1}$, 它是向量簇 $\text{VecRel}\{\text{Vec}, \text{Rel}\}$ 的根向量; 第 2 行的基向量均是第 1 行基向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的后继向量, 且分别为向量簇 $\text{VecRel}\{\text{Vec}, \text{Rel}\}$ 的子向量簇 $\{\text{Vec}_1, \text{Rel}_1\}$ 、 $\{\text{Vec}_2, \text{Rel}_2\}$ 、 $\{\text{Vec}_3, \text{Rel}_3\}$ 的根向量; 第 3 行的基向量均是第 2 行基向量的后继向量, 且分别是 $\{\text{Vec}_1, \text{Rel}_1\}$ 、 $\{\text{Vec}_2, \text{Rel}_2\}$ 、 $\{\text{Vec}_3, \text{Rel}_3\}$ 的子向量簇的根向量; 基向量和向

量簇间的关系以此类推; 结构矩阵 $\text{STR}_{m \times n}$ 中, 每个基向量的值均为其前驱向量的值 Θ 其标记值。

$$\text{DIM}_{m \times n} = \begin{bmatrix} \varphi(\mathbf{x}_{1,1}) & & & \\ \varphi(\mathbf{x}_{2,1}) & \varphi(\mathbf{x}_{2,2}) & \varphi(\mathbf{x}_{2,3}) & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \varphi(\mathbf{x}_{m,1}) & \varphi(\mathbf{x}_{m,2}) & \cdots & \varphi(\mathbf{x}_{m,p}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\text{GRA}_{m \times n} = \begin{bmatrix} \psi(\mathbf{x}_{1,1}) & & & \\ \psi(\mathbf{x}_{2,1}) & \psi(\mathbf{x}_{2,2}) & \psi(\mathbf{x}_{2,3}) & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ \psi(\mathbf{x}_{m,1}) & \psi(\mathbf{x}_{m,2}) & \cdots & \psi(\mathbf{x}_{m,p}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

维度矩阵 $\text{DIM}_{m \times n}$ 和梯度矩阵 $\text{GRA}_{m \times n}$ 对应地表示结构矩阵 $\text{STR}_{m \times n}$ 中基向量的维度信息和梯度信息。

$$\begin{aligned} \text{RES}_{(m-1) \times n} &= \\ &= \begin{bmatrix} (\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1}) & (\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,2}) & (\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,3}) & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ (\mathbf{x}_{m-1,t}, \mathbf{x}_{m,1}) & (\mathbf{x}_{m-1,t}, \mathbf{x}_{m,2}) & \cdots & (\mathbf{x}_{m-1,p}, \mathbf{x}_{m,q}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (8)$$

约束矩阵 $\text{RES}_{(m-1) \times n}$ 表示结构矩阵 $\text{STR}_{m \times n}$ 中基向量的前驱后继关系, 约束矩阵中的元素为二元组, 其第一元是第二元的前驱向量, 第二元是第一元的后继向量。

表达指纹图像向量簇的四个矩阵之间存在内部联系, 结构矩阵包含两个信息, 基向量在向量簇中的位置信息和基向量的值(标记); 维度矩阵和梯度矩阵与结构矩阵的形式一致, 其值为基向量的维度信息和梯度信息; 约束矩阵作为结构矩阵的补充形式, 表达基向量间的前驱后继关系。若已知指纹图像的约束矩阵, 可根据约束矩阵推导出结构矩阵, 具体如下:

(1) 结构矩阵第 1 行只有一个元素 $\mathbf{x}_{1,1}$, 且 $\mathbf{x}_{1,1} = (0)$, 此元素为约束矩阵第 1 行所有二元组中的第一元;

(2) 约束矩阵第 1 行二元组的中第二元均为结构矩阵第 2 行的元素, 且根据其在约束矩阵的位置, 从左到右分别等于 $\mathbf{x}_{2,1} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta(1) = (0, 1)$ 、 $\mathbf{x}_{2,2} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta(2) = (0, 2)$ 、 $\mathbf{x}_{2,3} = \mathbf{x}_{1,1} \Theta(3) = (0, 3)$;

(3) 设约束矩阵第 i 行 ($1 \leq i \leq m-1$) 二元组的数量为 q , 则结构矩阵第 $i+1$ 行的基向量数量亦为 q , 且结构矩阵第 $i+1$ 行的元素为约束矩阵第 i 行二元组中的第二元, 同时, 结构矩阵中基向量的位置(所处列)与其所在二元组在约束矩阵中的位置(所处列)相同;

(4) 设约束矩阵第 i 行 ($1 \leq i \leq m-1$) 中, 以基向量 $\mathbf{x}_{i,j}$ 为第一元的二元组个数为 τ ($1 \leq \tau \leq 3$, τ 为整数), 则二元组中第二元的基向量在结构矩阵的第 $i+1$ 行, 且

其值从左到右分别为 $\mathbf{x}_{i,j} \ominus 1, \dots, \mathbf{x}_{i,j} \ominus \tau$.

3.3 复合梯度向量建立

基向量为指纹图像的局部特征,受非线性形变的影响较小,能够较稳定的描述指纹局部信息,但是基向量不能够全面地表达指纹特征,因此需要将分散的局部特征组合起来,共同形成生物视觉效应中最明显的特征分布约束信息.

在约束矩阵 $\mathbf{RES}_{(m-1) \times n}$ 中,寻找所有无后继向量的基向量 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ (称为向量簇的叶向量),并搜索其前驱向量,直至搜索到根向量 $\mathbf{x}_{1,1}$;记录搜索路径 $\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1}, \dots, \mathbf{x}_{\alpha,\beta}$,将路径上所有基向量进行多维复合,得到所有叶向量的极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$,记为

$$\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} = \sum_{i=1, j=1}^{\alpha, \beta} \ominus \mathbf{x}_{i,j} = \mathbf{x}_{1,1} \ominus \mathbf{x}_{2,1} \ominus \dots \ominus \mathbf{x}_{\alpha,\beta} \quad (9)$$

维度 $\varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 和梯度 $\psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 分别为

$$\varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) = \sum_{i=1, j=1}^{\alpha, \beta} \varphi(\mathbf{x}_{i,j}) = \varphi(\mathbf{x}_{1,1}) + \dots + \varphi(\mathbf{x}_{\alpha,\beta}) \quad (10)$$

$$\psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) = \sum_{i=1, j=1}^{\alpha, \beta} \psi(\mathbf{x}_{i,j}) = \psi(\mathbf{x}_{1,1}) + \dots + \psi(\mathbf{x}_{\alpha,\beta}) \quad (11)$$

以向量簇中所有的极大梯度向量为元素进行融合,得到指纹图像的复合梯度向量 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$,记为

$$\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) = [\mathbf{X}_{\alpha,\beta_1}^{\max}, \mathbf{X}_{\alpha,\beta_2}^{\max}, \dots, \mathbf{X}_{\alpha,\beta_n}^{\max}]^{-1} \quad (12)$$

维度 $\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 和梯度 $\psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 分别为

$$\begin{aligned} \varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})) &= \sum_{i=\alpha_1, j=\beta_1}^{\alpha, \beta_n} \varphi(\mathbf{X}_{i,j}^{\max}) \\ &= \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta_1}^{\max}) + \dots + \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta_n}^{\max}) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})) &= \sum_{i=\alpha_1, j=\beta_1}^{\alpha, \beta_n} \psi(\mathbf{X}_{i,j}^{\max}) \\ &= \psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta_1}^{\max}) + \dots + \psi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta_n}^{\max}) \end{aligned} \quad (14)$$

3.4 复合梯度向量维度的衍生关系

复合梯度向量的维度是其元素(极大梯度向量)的维度和,从几何图形学角度来说,复合梯度向量的维度亦是其指纹图像奇异点的约束集合,即复合梯度向量的维度不仅具有数值信息,且具有空间几何衍生关系.

设存在极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 和 $\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}$, $\alpha, \alpha' \in [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n]$, $\beta, \beta' \in [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n]$, 其维度分别记为 $\varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 和 $\varphi(\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max})$, 则极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 和 $\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}$ 的维度存在如下关系

$$\begin{aligned} \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) + \varphi(\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) \\ = \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} + \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) + \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} \cap \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) \end{aligned} \quad (15)$$

证明 设极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 由基向量 $\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1}, \dots, \mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ 多维复合得到,基向量 $\mathbf{x}_{1,1}$ 的起点为初始点 C 、终点为奇异点 σ^1 , 即 $\mathbf{x}_{1,1} = C\sigma^1$, 且有 $\mathbf{x}_{2,1} = \sigma^1\sigma^2, \dots, \mathbf{x}_{\alpha,\beta} = \sigma^{m-1}\sigma^m$ ($1 \leq m \leq Z$), 则极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 由奇异点 $\{C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m\}$ 组成, 记为 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} = r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)$.

同理,设极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}$ 由基向量 $\mathbf{x}_{1,1}, \mathbf{x}_{2,1}, \dots, \mathbf{x}_{\alpha',\beta'}$ 多维复合得到,且基向量 $\mathbf{x}_{1,1} = C\sigma^1, \mathbf{x}_{2,1} = \sigma^1\sigma^2, \dots, \mathbf{x}_{\alpha',\beta'} = \sigma^{n-1}\sigma^n$ ($1 \leq n \leq Z$), 则极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}$ 由奇异点 $\{C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n\}$ 组成, 记为 $\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max} = r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)$.

因此,有

$$\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} \cap \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max} = r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k) \quad (16)$$

$$\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} + \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max} = r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n) \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} + \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) &= \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &= \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ &\quad + \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &\quad + \varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &\quad + \varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ &\quad - \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k)) - 2\varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ &\quad - 2\varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \end{aligned} \quad (18)$$

因为极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}$ 的叶向量为 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta} = \sigma^{m-1}\sigma^m$, 叶向量 $\mathbf{x}_{\alpha,\beta}$ 无后继向量, 即奇异点 σ^m 不为任何基向量的起点, 那么基向量 $\sigma^m\sigma^\eta$ 不存在, 即

$$\begin{aligned} \varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ = \varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) + \varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \end{aligned} \quad (19)$$

同理,因为极大梯度向量 $\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}$ 的叶向量为 $\mathbf{x}_{\alpha',\beta'} = \sigma^{n-1}\sigma^n$, 叶向量 $\mathbf{x}_{\alpha',\beta'}$ 无后继向量, 即奇异点 σ^n 不为任何基向量的起点, 那么基向量 $\sigma^n\sigma^\lambda$ 不存在, 即

$$\begin{aligned} \varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ = \varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) + \varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \end{aligned} \quad (20)$$

因此, $\varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} + \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max})$ 为

$$\begin{aligned} \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} + \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) &= \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &= \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ &\quad + \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &\quad + 2\varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) + 2\varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &\quad - \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k)) - 2\varphi(r(\sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ &\quad - 2\varphi(r(\sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &= \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\lambda, \dots, \sigma^m)) \\ &\quad + \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k, \sigma^\eta, \dots, \sigma^n)) \\ &\quad - \varphi(r(C, \sigma^1, \dots, \sigma^k)) \\ &= \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) + \varphi(\mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) - \varphi(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max} \cap \mathbf{X}_{\alpha',\beta'}^{\max}) \end{aligned} \quad (21)$$

原式成立, 证毕.

4 特征匹配

4.1 分层标记规则

为了方便大容量指纹库的管理,加快指纹匹配过程中指纹检索的速度,提高自动指纹识别系统的运行

效率,一般的做法是通过指纹分类算法把系统中的指纹分成固定的类别,以减少识别过程中检索指纹的数量.而目前的指纹分类方法存在两个问题:一是类别太少导致的子类中的指纹数量过大;二是指纹分类不全导致某些指纹类别不明确或者无类别.

针对目前指纹分类算法存在的问题,根据本文方法提取的复合梯度向量的特点,设计了一种新的分层标记规则,对指纹的复合梯度向量信息进行分层标记,以加快指纹匹配算法检索指纹的速度.具体如下:

第 1 层 以复合梯度向量 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 的元素数量作为第 1 层标记,即指纹图像中的极大梯度向量个数作为第 1 层标记;

第 2 层 $\mathbf{X}_{\alpha_1,\beta_1}^{\max}$ 的元素数量作为第 2 层标记,即复合梯度向量中第一个极大梯度向量中基向量个数作为第 2 层标记;

第 3 层 $\mathbf{X}_{\alpha_2,\beta_2}^{\max}$ 的元素数量作为第 3 层标记,即复合梯度向量中第二个极大梯度向量中基向量个数作为第 3 层标记;

依此类推;

第 $n+1$ 层 $\mathbf{X}_{\alpha_n,\beta_n}^{\max}$ 的元素数量作为第 $n+1$ 层标记,即复合梯度向量中第 n 个极大梯度向量中基向量个数作为第 $n+1$ 层标记.

通过该方法对指纹图像的复合梯度向量进行标记,使指纹库中指纹标记的覆盖率为 100%,且分层最多能达到 $n+1$ 层,每一层的指纹数量得到控制,加快了指纹检索的速度.而在检索指纹的过程中进行匹配标记时,若下一层标记匹配不成功,以上一层的匹配结果为准,不会出现指纹漏匹配的情况,且提高了指纹检索的准确率.使用此方法标记指纹,不仅能够提高指纹检索的速度,而且对于指纹匹配准确率的提高也有一定的积极作用.

4.2 指纹图像检索与匹配

复合梯度向量作为指纹图像的主体信息,首先进行匹配计算,以识别指纹身份信息;然后,将具有空间几何衍生关系的维度信息作为第 2 层匹配信息,对非线性形变指纹图像具有一定的抗干扰能力;梯度信息作为向量的模,易受非线性形变的影响,将其作为最后一个特征进行匹配计算.具体过程如下:

首先,根据分层标记规则,对提取的复合梯度向量特征进行分层标记;

然后,将待识别指纹图像的标记与指纹库中指纹的标记进行匹配,先匹配第 1 层标记,再匹配第 2 层;

依此类推;

最后,匹配第 $n+1$ 层.

在匹配向量标记过程中,若第 $n+1$ 层没有匹配成

功,则以第 n 层匹配结果为准;若第 n 层匹配没有成功,则以第 $n-1$ 层匹配结果为准,依此类推.在匹配标记的过程中,每层标记的匹配误差在 10% 以内,即认为匹配成功,否则认为匹配失败.

设待识别指纹图像的复合梯度向量为 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$,维度和梯度分别为 $\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 和 $\psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$,指纹库中与待识别指纹图像复合梯度向量 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 标记匹配成功的指纹图像数量为 n ,其复合梯度向量分别记为 $\Delta_1, \dots, \Delta_n$,维度分别记为 $\varphi_1, \dots, \varphi_n$,梯度分别记为 ψ_1, \dots, ψ_n .

首先,将 $\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})$ 与 $\Delta_1, \dots, \Delta_n$ 分别进行 Euclidian 距离比较,计算 $e_i = \|\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}) - \Delta_i\| (i=1, \dots, n)$,并计算 $E = \arg(\min_{1,2,\dots,n}(e_i))$,当 $i=I (I=1, \dots, n)$ 时,存在唯一的 e_i 对应 E 值,则待识别指纹图像为第 I 个指纹信息,若存在 $m (1 < m \leq n)$ 个 e_i 对应 E 值,则需进行下一步计算判断.

将 $\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 与 $\varphi_1, \dots, \varphi_m$ 分别进行计算, $u_j = \|\varphi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})) - \varphi_j\| (j=1, 2, \dots, m)$, $U = \arg(\min_{1,2,\dots,m}(u_j))$,当 $j=J (J=1, \dots, m)$ 时,存在唯一的 u_j 对应 U 值,则待识别指纹图像为第 J 个指纹信息,若存在 $\lambda (1 < \lambda \leq m)$ 个 u_j 对应 U 值,则需进行下一步计算判断.

将 $\psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max}))$ 与 $\psi_1, \dots, \psi_\lambda$ 分别进行计算, $v_k = \|\psi(\Delta(\mathbf{X}_{\alpha,\beta}^{\max})) - \psi_k\| (k=1, 2, \dots, \lambda)$, $V = \arg(\min_{1,2,\dots,\lambda}(v_k))$,当 $k=K (K=1, \dots, \lambda)$ 时,存在唯一的 v_k 对应 V 值,则待识别指纹图像为第 K 个指纹信息,若存在多个 v_k 对应 V 值,则指纹库中不存在该指纹图像.

5 实验与对比分析

本文算法在第四届国际指纹识别竞赛所使用的数据库 FVC2006^[23] (Fingerprint Verification Competition) 上进行实验测试.为了验证本文算法的性能,将实验分为两个部分进行,首先在 FVC2006 上进行综合测试,并与官网上参加比赛的算法进行对比分析,测试算法的综合性能;然后针对非线性形变,在 FVC2006 数据库的子库 DB1 上进行专门的实验,并与在 DB1 子库上排名前十的算法进行对比分析,测试本文方法的抗非线性形变能力.通过两个部分的实验与分析,对本文复合梯度向量方法进行指纹匹配性能测试.

5.1 FVC2006 数据库测试

为了验证本文方法的综合性能,按照第四届国际指纹识别竞赛的标准,对本文复合梯度向量方法进行测试,并将测试结果与参赛各国的指纹匹配方法进行对比分析.图 4 为 FVC2006 数据库部分指纹图像示例.

FVC2006 竞赛分为 Open 和 Light 两类,两类竞赛使

用相同的数据库 FVC2006, 竞赛所要求的测试环境为 Intel Pentium 4-3.20GHZ-1.00G RAM, Windows XP professional O. S., 本文方法也在此运行环境上进行测试,

并与官网 Open 类比赛算法的测试结果进行比对. 表 1 给出了本文算法和 Open 类比赛前十名算法的测试数据, 图 5 给出了 11 个算法的 ROC 曲线.



图4 FVC2006数据库指纹图像示例

表 1 FVC2006 算法测试结果

Algorithm	Avg EER	Avg FMR100	Avg FMR1000	Avg ZeroFMR	Avg ZeroFNMR	Avg Enroll Time/s	Avg Match Time/s
CGV	2.52%	3.70%	5.92%	9.52%	89.02%	0.35	0.23
P066	2.16%	3.21%	4.76%	7.33%	100.00%	0.61	0.80
P045	2.23%	3.43%	7.42%	15.02%	100.00%	0.16	0.24
P009	2.35%	3.17%	4.22%	6.29%	70.28%	0.55	0.61
P017	2.48%	3.75%	5.94%	9.55%	100.00%	0.08	0.08
P015	2.50%	3.39%	4.48%	6.62%	75.31%	1.19	1.21
P074	2.53%	3.76%	5.51%	9.05%	76.13%	0.20	0.21
P058	2.55%	3.41%	4.38%	5.74%	81.80%	0.32	0.32
P131	2.69%	3.26%	7.47%	16.80%	100.00%	0.21	0.34
P067	2.75%	4.58%	6.66%	9.38%	100.00%	0.24	0.27
P101	2.94%	4.25%	15.70%	16.27%	100.00%	0.51	0.57

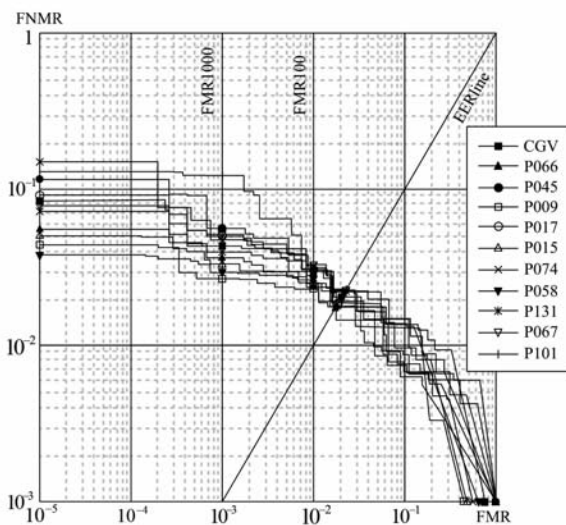


图5 FVC2006算法ROC曲线

由表 1 的测试数据可知, 本文 CGV 方法的平均等错误率 EER 为 2.52%, 比排名第一的算法 P066 高出 0.36%, 排在第六位; 平均注册时间为 0.35s, 比 P066 少了 0.23s; 平均匹配时间为 0.23s, 比 P066 少了 0.55s, 且在前十位算法中, 本文方法的平均注册时间、平均匹配时间之和排在第三位, 仅高于算法 P045、P017 和 P074.

由表 1 的测试数据和图 5 的 ROC 曲线可知, 在 FVC2006 竞赛 Open 类的比赛结果中, 本文 CGV 方法在与竞赛前十名算法拥有相近识别准确率的同时, 算法的注册时间和匹配时间均有减少. 主要是因为复合梯度向量方法将指纹图像中离散的特征组合起来作为目标匹配的依据, 保持了较高的识别准确率, 同时使用了分层标记规则对采集的复合梯度向量进行标记, 减少了指纹检索的时间, 且复合梯度向量本身信息量少, 匹配时间短. 由此可见, 采用复合梯度向量方法进行指纹

识别,在保证较高识别准确率的同时,可以达到较快的计算速度.

5.2 抗非线性形变能力测试

由于 FVC2006 数据库子库 DB1 中的指纹图像存在较大的非线性形变,为了测试复合梯度向量指纹匹配方法的抗非线性形变能力,本文在 5.1 实验的基础之

上,针对子库 DB1 进行了专门的实验,并与在 DB1 子库上排名前十的算法进行对比分析,测试本文方法的非线性形变指纹图像的识别能力.

表 2 给出了本文算法和 Open 类比赛中 DB1 子库前 10 名算法的测试数据,图 6 给出了 11 个算法的 ROC 曲线.

表 2 DB1 算法测试结果

Algorithm	Avg EER	Avg FMR100	Avg FMR1000	Avg ZeroFMR	Avg ZeroFNMR	Avg Enroll Time/s	Avg Match Time/s
CGV	6.85%	10.52%	19.89%	25.50%	100.00%	0.30	0.21
P017	5.56%	9.71%	15.34%	22.92%	100.00%	0.04	0.04
P066	5.98%	9.56%	14.17%	19.41%	100.00%	0.43	0.51
P045	6.12%	10.50%	22.35%	41.49%	100.00%	0.07	0.31
P131	6.92%	8.71%	21.30%	29.68%	100.00%	0.07	0.21
P067	7.04%	12.44%	15.33%	24.18%	100.00%	0.11	0.12
P009	7.37%	10.58%	13.34%	20.30%	100.00%	0.27	0.30
P058	7.49%	10.78%	13.04%	15.67%	100.00%	0.10	0.10
P074	7.73%	12.62%	17.58%	28.70%	100.00%	0.09	0.09
P015	7.82%	11.20%	14.16%	17.81%	100.00%	0.57	0.60
P101	7.93%	12.42%	57.41%	57.41%	100.00%	0.18	0.28

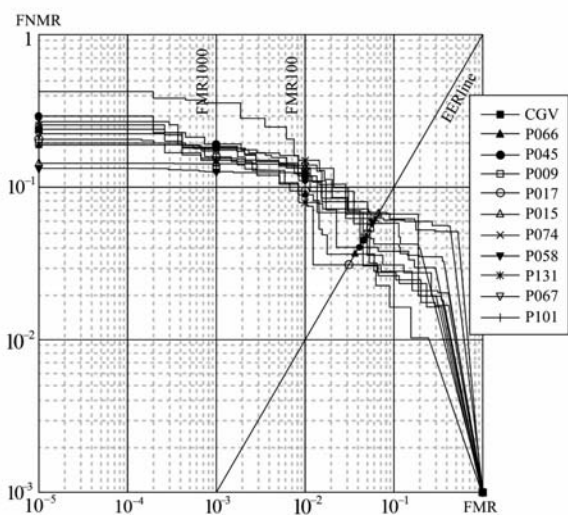


图6 DB1算法ROC曲线

由表 1 和表 2 的数据可知,本文 CGV 方法在 DB1 子数据库上的等错误率 EER 为 6.85%,比在 FVC2006 数据库上的平均等错误率 EER 高出 4.33%,主要是因为 DB1 子库中有些指纹图像非线性形变程度太严重,采集到的指纹信息不全,导致 CGV 方法所建立起来的复合梯度向量信息不够全面,从而使某些指纹图像匹配错误;CGV 方法在 DB1 子库上测试的注册时间和匹配时间分别为 0.30s 和 0.21s,与在 FVC2006 数据库上的平均注册时间 0.38s 和匹配时间 0.25s 相较,几乎没有变化.主要是因为复合梯度向量方法能够“自适应”

指纹图像的非线性形变,不需要对发生形变的指纹图像进行纠正处理,如重建数学模型、矫正错误位置特征、重新寻找相似区域等操作.

由表 2 可知,排名第一的算法 P017 的 EER 为 5.56%,排名第二的算法 P066 的 EER 为 5.98%,排名第三的算法 P045 的 EER 为 6.12%,本文 CGV 方法紧随其后,EER 为 6.85%,排名第四;CGV 方法的注册时间为 0.30s、匹配时间为 0.21s,排名第一的算法 P017 的注册时间和匹配时间均为 0.04s,均比 CGV 所用时间少;排名第二的算法 P006 的注册时间为 0.43s,匹配时间为 0.51s,均比 CGV 方法所用时间多.

综上所述,本文 CGV 方法在非线性形变情况较重时,不仅能够保持较快的指纹识别速度,且识别准确率高,具有较强的抗非线性形变能力.

6 结论

本文在生物“自适应”特征约束识别的方向上提出基于复合梯度向量的指纹匹配算法.该方法不仅对一般指纹识别中存在的偏移、旋转等现象导致的误识问题具有较好的识别效果,同时对于非线性形变导致的特征压缩、图像拉伸等问题具有较强的适应能力,同时,由于采用了分层标记规则对复合梯度向量信息进行标记,加快了指纹检索的过程,提高了指纹匹配算法的处理速度.

通过在 FVC2006 数据库上进行实验和分析可知,

本文复合梯度向量指纹匹配方法具有较好的综合性能,在指纹识别过程中具有识别速度快、准确率高的优点.通过抗非线性形变能力测试可知,本文 CGV 方法对于存在较大形变的指纹图像具有较强的适应能力,不仅识别准确率高,且处理速度快,抗非线性形变能力较强.

本文复合梯度向量方法不仅对指纹识别等生物特征识别领域有效,对特定图像识别也具有普遍意义,为特定目标图像的识别提供了新的思路.在后期的工作中,将针对形变严重、信息缺失等残缺指纹的识别做进一步研究.

参考文献

- [1] 殷俊,杨万扣.核稀疏保持投影及生物特征识别应用[J].电子学报,2013,41(4):639-645.
YIN Jun, YANG Wan-kou. Kernel sparsity preserving projections and its application to biometrics [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(4): 639-645. (in Chinese)
- [2] 詹曙,王俊,杨福猛,方琪.基于 Gabor 特征和字典学习的高斯混合稀疏表示图像识别[J].电子学报,2015,43(3):523-528.
ZHAN Shu, WANG Jun, YANG Fu-meng, FANG Qi. Gaussian mixture sparse representation for image recognition based on Gabor features and dictionary learning [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(3): 523-528. (in Chinese)
- [3] 桂振文,刘越,陈靖,王涌天,徐志伟.一种适用于智能手机的图像识别算法[J].电子学报,2014,42(8):1487-1494.
GUI Zhen-wen, LIU Yue, CHEN Jing, WANG Yong-tian, XU Zhi-wei. A novel image recognition algorithm for smartphones [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(8): 1487-1494. (in Chinese)
- [4] ZAHEDI M, GHADI O R. Combining Gabor filter and FFT for fingerprint enhancement based on a regional adaption method and automatic segmentation [J]. Signal Image and Video Processing, 2015, 9(2): 267-275.
- [5] KOCEVAR M, KOTNIK B, CHOWDHURY A, KACIC Z. Real-time fingerprint image enhancement with a two-stage algorithm and block-local normalization [J/OL]. Journal of Real-Time Image Processing, 2014; 1-10. DOI: 10.1007/s11554-014-0440-z.
- [6] THANH-NGHI D, PHILIPPE L, STEPHANE L. Classifying many-class high-dimensional fingerprint datasets using random forest of oblique decision trees [J]. Vietnam Journal of Computer Science, 2015, 2(1): 3-12.
- [7] SUMANA K, GOUTAM S. A modified SOM-based RBFN for rotation invariant clear and occluded fingerprint recognition [A]. Intelligence Computing and Applications [C]. India: Springer, 2015. 343: 11-18.
- [8] SAMAYITA B, KALYANI M. Fingerprint recognition by divide and conquer method [A]. Information Systems Design and Intelligent Applications [C]. India: Springer, 2015. 340: 153-163.
- [9] DHANUSHA V, SWAPNA T R. Improving the accuracy of latent fingerprint matching using texture descriptors [A]. Artificial Intelligence and Evolutionary Algorithms in Engineering Systems [C]. India: Springer, 2015. 325: 695-703.
- [10] CAPPELLI R, MAIO D, MALTONI D. Modelling plastic distortion in fingerprint images [A]. Proceedings of the 2th International Conference on Advances in Pattern Recognition [C]. London: Springer-Verlag, 2001. 369-376.
- [11] BAZEN A M, GEREZ S H. Elastic minutiae matching by means of thin-plate spline models [A]. Proceedings of the 16th International Conference Pattern Recognition [C]. Quebec: IEEE Computer Society, 2002. 985-988.
- [12] BAZEN A M, GEREZ S H. Fingerprint matching by thin-plate spline modeling of elastic deformations [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(8): 1859-1867.
- [13] TONG X F, HUANG J H, TANG X L, et al. Fingerprint minutiae matching using the adjacent feature vector [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(9): 1337-1345.
- [14] TONG X F, LIU S B, HUANG J H, et al. Local relative location error descriptor-based fingerprint minutiae matching [J]. Pattern Recognition Letters, 2008, 29(3): 286-294.
- [15] 罗希平,田捷.自动指纹识别中的图像增强和细节匹配算法[J].软件学报,2002,13(5):946-956.
LUO Xi-ping, TIAN Jie. Image enhancement and minutia matching algorithms in automated fingerprint identification system [J]. Journal of Software, 2002, 13(5): 946-956. (in Chinese)
- [16] 陈宏,田捷.检验配准模式的指纹匹配算法[J].软件学报,2005,16(6):1046-1053.
CHEN Hong, TIAN Jie. A fingerprint matching algorithm with registration pattern inspection [J]. Journal of Software, 2005, 16(6): 1046-1053. (in Chinese)
- [17] 陈晖,殷建平,祝恩.一种扭曲指纹图像的细节修正方法[J].计算机研究与发展,2010,47(12):2141-2148.
CHEN Hui, YIN Jian-ping, ZHU En. A method to adjust minutiae location and direction in nonlinear distorted fingerprint image [J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(12): 2141-2148. (in Chinese)
- [18] 曹国,孙权森,毛志红,梅园.一种新的形变指纹匹配方法[J].中国图象图形学报,2010,15(4):645-649.

- CAO Guo, SUN Quan-sen, MAO Zhi-hong, MEI Yuan. A new algorithm for distorted fingerprint matching [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(4): 645 - 649. (in Chinese)
- [19] 陈小光, 封举富. 基于稳定区域的形变指纹匹配算法 [J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(8): 1220 - 1229.
- CHEN Xiao-guang, FENG Ju-fu. A novel algorithm for distorted fingerprint matching using stable regions [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(8): 1220 - 1229. (in Chinese)
- [20] 王志宏, 袁姮, 姜文涛. 基于复合梯度向量的人脸识别算法 [J]. 自动化学报, 2011, 37(12): 1145 - 1154.
- WANG Zhi-hong, YUAN Heng, JIANG Wen-tao. A face recognition algorithm based on composite gradient vector [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(12): 1145 - 1154. (in Chinese)
- [21] HONG L, WAN Y F, JAIN A K. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(8): 777 - 789.
- [22] KAWAGOE M, TOJO A. Fingerprint pattern classification [J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295 - 303.
- [23] CAPPELLI R, FERRERA M, FRANCO A, MALTONI D. Fingerprint Verification Competition [OL]. <http://bi-as.csr.unibo.it/fvc2006>. 2015-10-15.

作者简介



袁 姮 女, 1988 年 2 月出生, 湖北黄冈人. 辽宁工程技术大学管理科学与工程专业博士研究生, 主要从事信息管理与信息系统、人工智能等方面的研究.

E-mail: hengheng226@sina.com



王志宏 男, 1958 年 5 月出生, 辽宁阜新人. 辽宁工程技术大学教授、博士生导师, 主要从事管理科学与工程、图像处理与分析等方面的研究.

E-mail: zhwang58@sohu.com



姜文涛 男, 1986 年 10 月出生, 辽宁大连人. 辽宁工程技术大学讲师, 主要从事图像与视觉信息计算、视频图像理解等方面的研究.

E-mail: lntuwulue@163.com