

一种基于新特征的有效指纹图像分割算法

梅园 曹国 孙怀江 孙权森 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)

摘要 指纹图像分割在自动指纹识别系统中发挥了非常重要的作用,有效的分割不但可以减少后续处理的时间,而且可以大大增强特征提取的可靠性,提高系统识别的准确性。主要做了两个方面的工作:提出了一种称之为有效点聚集度的新的指纹图像分割特征;依据有效点聚集度及文献[1]中提出的块聚集度特征,提出了一种有效的指纹图像分割方法,该方法首先采用有效点聚集度对指纹图像做粗分割,然后对粗分割结果采用基于迭代的方法进行后处理,接着运用块聚集度在第一次后处理结果的基础上做细分割,最后采用形态学方法对细分割后的结果做第二次后处理。大量实验证明:相对于已有常用的指纹图像分割特征,有效点聚集度具有鉴别能力强、鲁棒性好、分割出的前景、背景区域较为集中的特点;基于有效点聚集度及块聚集度提出的指纹图像分割算法具有较高的准确性及较强的适应性。

关键词 生物识别技术,自动指纹识别系统,指纹图像分割,特征提取,有效点聚集度

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

Effective Method for the Segmentation of Fingerprint Images Based on New Feature

MEI Yuan CAO Guo SUN Huai-jiang SUN Quan-sen XIA De-shen

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract The segmentation of fingerprint images plays a very important role in Automatic Fingerprint Identification System (AFIS). Effective segmentation can not only reduce the time of subsequent processing, but also improve the reliability of feature extraction considerably. This paper mainly contains two works: proposed a new segmentation feature for fingerprint images which is called Effective Point Cluster Degree (EPCD); proposed an effective method for the segmentation of fingerprint images based on the new feature and CLuD mentioned in reference[1], in this new method, we first segmented fingerprint images with EPCD, and then processed the first segmentation results with iteration-based method, did the second segmentation with CLuD based on the processed results, and finally, morphology was applied as postprocessing to reduce misclassification. All experimental results show that: compared with other commonly used features, the EPCD holds the characteristics of good discriminability, robustness, and the segmented foreground and background are more concentrated; at the same time, the segmented method based on EPCD and CLuD possesses high accuracy and adaptability.

Keywords Biometrics, AFIS, Fingerprint image segmentation, Feature extraction, Effective point cluster degree

1 引言

一般的自动指纹识别系统包括:图像采集、图像分割、方向场估计、图像增强、二值化及细化、特征点提取、特征匹配等部分。指纹图像分割作为整个系统中除图像采集后的第一步,其主要任务是分割出指纹图像中的前景区域(指纹区域)及背景区域(非指纹区域)^[1],使后续的处理只需针对前景区域,以利于提高整个系统的识别速率和准确性。

目前,已有主流的指纹图像分割方法是先将整幅指纹图像分为一系列互不重叠的小块,然后对每一个小块提取若干

特征,最后通过融合已提取的特征来判断每个小块是属于前景区域还是背景区域^[1-3,5-8]。还有一些方法将每个像素看作一个小块,然后计算每个像素的一些特征并依此来分割指纹图像^[4]。这些特征一般包括:灰度值统计特征(如灰度均值、灰度方差等)、局部方向性特征(如方向一致性等)和纹线特征(如脊线频率等)。例如,文献[1]利用块聚类度、灰度均值、灰度方差来分割图像;文献[2,3]使用灰度方差和梯度方向的直方图来分割指纹图像;文献[5]利用灰度均值、灰度方差和方向一致性来分割图像等。这些方法的大体思路都一致,本文将其称之为基于特征融合判决的指纹分割方法,它们之间的

到稿日期:2008-12-04 返修日期:2009-03-24 本文受国家自然科学基金(60773172),江苏省自然科学基金(BK2008411)以及中国博士后基金(20070411055)资助。

梅园 男,博士研究生,主要研究方向为指纹识别、图像处理与模式识别,E-mail:chinameiyuan@126.com; **曹国** 男,讲师,主要研究方向为图像处理、计算机视觉和生物特征识别; **孙怀江** 男,教授,博士生导师,CCF会员,主要研究方向为图像处理与模式识别; **孙权森** 男,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、图像处理、医学影像分析、遥感信息系统等; **夏德深** 男,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别。

不同之处在于:(1)提取的特征有所不同,有的文献中使用灰度均值、灰度方差和方向一致性,有的则使用块聚集度、灰度均值、灰度方差组合在一起进行分割;(2)组合已提取的特征来进行判决的方法不同,如文献[1]使用线性分类器,文献[5]使用D-S证据理论,文献[8]使用HMM等。相对于基于特征融合判决的指纹分割方法,还有一类是基于分级处理思想的指纹分割算法^[9,10],如文献[10]将指纹图像分为非指纹区域、不能正确估计方向场区域、残留指纹区域及真实指纹区域,其中前3个区域对应于本文的背景区域,真实指纹区域对应于前景区域,在分割时,作者先用第一级分割将图像中的非指纹区域及不能正确估计方向场的区域去除,然后再采用二级分割将残留指纹区域及真实指纹区域分割开来。

基于对已有指纹图像分割方法的分析及指纹图像分割问题本质的认识,可以将指纹图像分割看成一个两类别分类问题。对于一个分类问题,其分类的效果完全取决于分类特征的提取以及分类算法的选择,其中,分类特征的提取起着至关重要的作用,提取出具有较强鉴别能力的特征往往会使整个分类工作起到事半功倍的效果。目前已有的指纹图像分割方法中,绝大多数都是偏重于对分类算法的研究,不管是各种融合判决方法的尝试,还是分级思想的运用,很少有文章侧重于对分割特征进行讨论。

本文在对大量指纹图像的观察和已有常用指纹图像分割特征的分析的基础上,提出了一种称之为有效点聚集度的新的指纹图像分割特征;同时,依据有效点聚集度及文献[1]中提出的块聚集度两种特征,提出了一种有效的指纹图像分割算法。大量实验证明:相对于已有常用的指纹图像分割特征,有效点聚集度具有鉴别能力强、鲁棒性好、分割出的前景、背景区域较为集中的特点;基于有效点聚集度及块聚集度提出的分割算法具有较高的分割准确性及较强的适应性。

2 相关工作介绍及新特征的提出

本节的工作主要包括两个部分:1)对已有指纹图像分割方法中最常用的特征:灰度均值、灰度方差及方向一致性进行简单的介绍及分析;2)提出一种新的称之为有效点聚集度的指纹图像分割特征并对其鉴别能力进行较为详细的分析和讨论,同时引入文献[1]中提出的块聚集度特征。以下分别讨论这两个部分的内容。

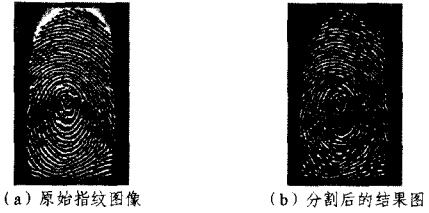
2.1 已有常用指纹分割特征介绍

(1) 灰度均值,其定义如式(1)所示:

$$mean = \frac{1}{S} \sum_{(x,y) \in W} I(x,y) \quad (1)$$

其中, W 表示当前块, S 表示当前块的大小, $I(x,y)$ 表示点 (x,y) 处的灰度值。采用此特征进行分割的依据是:对于大多数指纹采集器来说,在成像过程中,和采集头表面接触的指纹部分会形成黑、白交替的指纹图像,而没有接触的部分,则形成偏白的背景区域,因此可以利用指纹区域的灰度均值小于背景区域这一特征来分隔指纹图像。但是,在实际采集过程中,由于指纹的按压力度、干湿程度及背景光线等因素的影响,使得采集到的一些指纹图像的前景区域和背景区域灰度值较为接近,很难用灰度均值将其分割开来。图1(a)给出了一幅背景区域偏暗的指纹图像,从该图可以直观地看出前景区域和背景区域的灰度均值较为接近,不易用灰度均值分割

开来,图1(b)给出的利用灰度均值分割后的结果图也证实了此时的分割效果较差。



(其中,黑色区域表示背景区域,其余的区域表示前景区域)

图1 灰度均值分割后的结果图

(2) 灰度方差,其定义如式(2)所示:

$$Var = \frac{1}{S} \sum_{(x,y) \in W} (I(x,y) - mean)^2 \quad (2)$$

从式(2)可以明显看出该特征对灰度变化较为敏感,其分割指纹图像的依据为:在指纹的前景区域,由于脊、谷线的交替变化,使得图像中的灰度变化较为急剧,灰度方差的值偏大;而在背景区域,由于在成像时就没有和指纹接触过,因此灰度较为单一,变化相对缓慢,灰度方差值偏小。但是,在实际的采图过程中,由于采集头表面、指纹皮肤的洁净程度以及采集设备本身的影响等,使得采集到的图像中含有大量的噪声,这些噪声使得指纹图像中背景区域处的灰度方差值也偏大,增加了利用该特征分割指纹图像的难度。图2给出了一幅受噪声污染较为严重的指纹图像,同时给出了使用灰度方差分割后的结果图,从分割结果中可以看出,在背景区域中,有些区域受噪声影响较大,使得该区域内的灰度方差值亦较大,从而被误分割为前景区域。

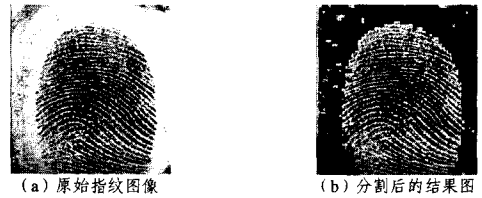


图2 度方差分割后的结果图

(3) 方向一致性,其定义如式(3)所示:

$$Coh = \frac{\left| \sum_{(x,y) \in W} (G_x(x,y), G_y(x,y)) \right|}{\sum_{(x,y) \in W} \left| (G_x(x,y), G_y(x,y)) \right|} \quad (3)$$

其中, $\begin{bmatrix} G_x(x,y) \\ G_y(x,y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x^2(x,y) - G_y^2(x,y) \\ 2G_x(x,y)G_y(x,y) \end{bmatrix}$

$$\begin{bmatrix} G_x(x,y), G_y(x,y) \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$

该特征反映了在一个局部小块内所有点的梯度方向一致性程度,当块内所有点都指向同一个方向时,此时的方向一致性程度最高,值为1;当块内所有点的方向均匀分布在各个方向时,一致性最低,值为0;其它情况下,一致性特征的取值介于0和1之间。其被用来做指纹图像分割的指导思想为:指纹前景区域是具有方向信息的纹理图像,其方向一致性较好;而背景区域则没有纹理信息,方向一致性较差。方向一致性相对于上述两种特征,其最大的优势在于把握住了指纹图像是一种具有方向性的纹理图像这一本质,因此该特征的针对性较强。但是该特征也有其自身的缺陷:指纹的中心点区域由于纹线走向变化较为急剧,使得该处的一致性较低,容易被误分割为背景区域;另外,当指纹的前景区域受到噪声影响

后,此时计算出的方向一致性的值也偏低,容易产生误分割。图3给出了一幅受噪声污染较为严重的指纹图像,同时给出了使用方向一致性分割后的结果图,从结果图中可以看出,在指纹的中心区域,方向变化较大的块被误分为背景区域,其余的前景及背景区域,由于受噪声影响,也产生了大量的误分割。

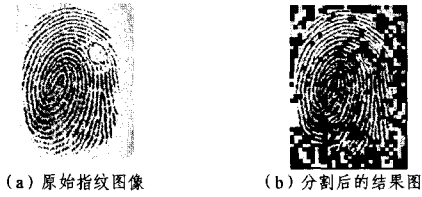


图3 方向一致性分割后的结果图

鉴于上述分析,可以发现:已有常用的指纹图像分割特征都有一定的局限性,在各种噪声情况下分割指纹图像的鲁棒性较差,所以,目前大多数的指纹分割工作的重点都集中于各种分类方法的尝试,通过选用不同的分类方法来融合若干种分类特征以期获得较好的分割结果。

本文认为,分类方法固然重要,但指纹图像分割问题最终解决的关键还是要依靠提取出鉴别能力强、鲁棒性好的分割特征,因此,相较于其它已有的工作,本文工作的重点之一在于有效特征的提取。

2.2 新特征的提出

本节提出了一种新的指纹图像分割特征,并将其命名为有效点聚集度(Effective Point Cluster Degree)。有效点(Effective Point)的定义如式(4)所示:

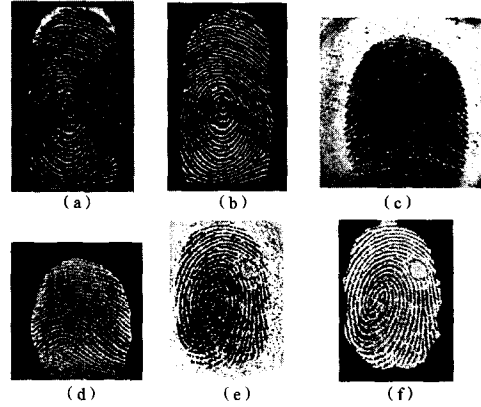
$$EP(x,y)=\begin{cases} 1 & \text{if } \left| \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \right| \geq \theta_{nre} \text{ and } \left| \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right| \geq \theta_{nre} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} = (I(x+1,y) - I(x-1,y))/2$

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} = (I(x,y+1) - I(x,y-1))/2$$

当 $EP(x,y)=1$ 时,表示该点为有效点,否则为无效点。有效点概念的提出来源于利用梯度计算指纹图像方向场的启发:在采用此方法估计指纹方向场时,首先需要计算每个像素点分别沿 x 轴方向和 y 轴方向的梯度向量 $[\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y}]^T$,在这些点梯度向量中,对正确估计出的方向场起主要作用的像素点(即有效点)绝大多数来源于脊、谷交界处,因为此处像素点的梯度向量较为正确且强烈地反映纹线走向,而位于脊线内部或者谷线内部的像素点(即无效点),由于周围灰度变化缓慢,其梯度向量一般不能正确反映其所属脊、谷线的方向信息。为了能较好地提取出有效点,本文设定了一个阈值 θ_{nre} ,当 $\left| \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \right| \geq \theta_{nre}$ 且 $\left| \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right| \geq \theta_{nre}$ 时,点 (x,y) 才为有效点,否则为无效点,因为有效点一般位于脊、谷边缘,此处灰度值变化较为剧烈。图4(a)、图4(c)、图4(e)分别给出了图1(a)、图2(a)、图3(a)的有效点位置分布效果图,从图中(红色标记的像素点表示有效点)可以明显看出:有效点主要集中于指纹图像前景区域中的脊、谷边缘;其它区域由于受到噪声的影响,也检测到一些有效点,但是这些点是

由于噪声的影响而产生的,其并不能对正确估计指纹方向场作贡献,反而起负面作用,本文称此类有效点为虚假有效点。虚假有效点的分布一般较为稀疏。



(a) 图1(a)的有效点位置分布效果图;(b) 有效点聚集度对图1(a)的分割结果图;(c) 图2(a)的有效点位置分布效果图;(d) 有效点聚集度对图2(a)的分割结果图;(e) 图3(a)的有效点位置分布效果图;(f) 有效点聚集度对图3(a)的分割结果图。

图4 有效点的位置分布效果图及有效点聚集度分割结果图

基于指纹图像中有效点的分布特征,提出了有效点聚集度概念,并将其用于指纹图像的分割,其准确的定义如式(5)所示:

$$EPCD_{W_m \times W_m} = \sum_{(x,y) \in W_{out} \times W_{out}} EP(x,y) \quad (5)$$

其中, $W_m \times W_m$ 表示当前块, $W_{out} \times W_{out}$ 表示外层块,当前块与外层块有共同的中心点且 $W_m < W_{out}$ 。式(5)表示的意义为:当前块的有效点聚集度 $EPCD_{W_m \times W_m}$ 的值为与其有着相同中心点的外层块内所有有效点的个数之和。图5描述了当前块与外层块的位置关系。

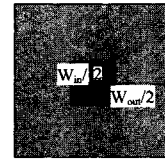


图5 当前块与外层块的位置关系

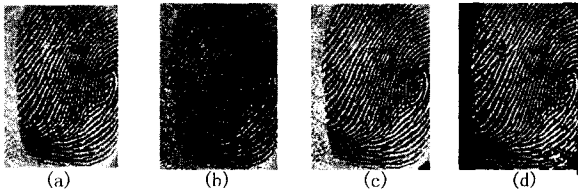
当采用有效点聚集度做指纹图像分割时,其判别方法如式(6)所示:

$$Is_{foreground} = \begin{cases} 1 & \text{if } (EPCD_{W_m \times W_m} \geq \phi_{Thre}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $Is_{foreground}$ 值为1时表示当前块属于前景区域,值为0时表示该块属于背景区域。

图4(b)、图4(d)、图4(f)分别给出了 $W_m=3, W_{out}=35, \phi_{Thre}=200$ 时,利用有效点聚集度对图1(a)、图2(a)、图3(a)进行分割的结果。对比灰度均值、灰度方差及块方向一致性的分割结果可以看出有效点聚集度的分割结果要明显优于上述特征。本文在 FVC2000, FVC2002, FVC2004 指纹库上做了大量实验,发现对于绝大多数指纹图像,有效点聚集度都能给出较为满意的分割效果,但是对于图6(a)这样的图像,由于背景区域含有大量的椒盐类噪声,使得在图像的背景区域检测到大量的虚假有效点(如图6(b)所示),且分布亦较为集中,很难用有效点聚集度将其分开(如图6(c)所示)。针对

此类情况,本文引入了文献[1]提出的块聚集度特征,以期望其能弥补有效点聚集度在分割椒盐类噪声时存在的不足。



(a) 含椒盐类噪声的原始指纹图像;(b) 有效点位置分布效果图;
(c) 有效点聚集度的分割结果图;(d) 块聚集度的分割结果图。

图6 有效点聚集度及块聚集度对椒盐类噪声的分割结果图

在文献[1]中,块聚集度(the block clusters degree)的定义如式(7)所示:

$$CLuD = \sum_{i,j \in Block} \text{sign}(I_{i,j}, lmg_{mean}) * \text{sign}(D_{i,j}, Thre_{CLuD}) \quad (7)$$

其中, $D_{i,j} = \sum_{m=i-2}^{i+2} \sum_{n=j-2}^{j+2} \text{sign}(I_{m,n}, lmg_{mean})$

$$\text{sign}(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1 & \text{if } (\alpha < \beta) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

lmg_{mean} 表示整幅图像的灰度均值。该特征表示的意义为:在当前块内,灰度值小于 lmg_{mean} 的像素点的聚集程度,对于椒盐类噪声,由于噪声点呈现颗粒状特征,聚集程度较低,因此该特征能较好地将其分割开来。但是,式(7)中存在的一个可能是文献[1]作者笔误而引起的错误,其修正后的表达式应该如式(8)所示:

$$CLuD = \sum_{i,j \in Block} \text{sign}(I_{i,j}, lmg_{mean}) * \text{sign}(Thre_{CLuD}, D_{i,j}) \quad (8)$$

图6(d)给出了采用修正后的块聚集度对图6(a)进行分割的结果,从结果中可以看出该特征能较好地将其分割开来。

3 本文分割算法的提出

本文在有效点聚集度及块聚集度这两个分割特征的基础上,提出了一种有效的指纹图像分割算法。该算法的大致思路为:首先采用有效点聚集度对指纹图像做第一次分割,本文称之为粗分割;然后在粗分割结果的基础上采用基于迭代的方法进行第一次后处理;接着使用块聚集度在第一次后处理的基础上做第二次分割,相应地,本文称之为细分割;最后再对细分割的结果运用形态学方法做第二次的后处理,至此分割结束。以下将较为详细地阐述本文分割算法中每个步骤的工作:

(1) 采用有效点聚集度进行第一次粗分割,具体过程为:

- 根据式(4)判断整幅指纹图像中的每个像素点是否为有效点;
- 将整幅图像分成一系列互不重叠的、大小为 $W_m \times W_n$ 小块;
- 依据式(5)计算每个小块的有效点聚集度;
- 根据式(6)判断图像中的每个小块是属于前景区域,还是背景区域。

(2) 采用基于迭代的方法对第一次分割的结果做后处理,其过程为:

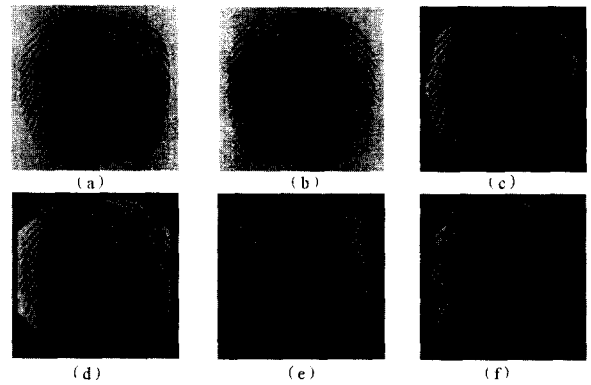
- 将所有被分割为背景区域的小块的已后处理状态置为0;

• 遍历整张图中所已后处理状态为0的小块,若其8邻域内被分割为前景区域的小块个数 $N \geq 4$,则将该小块分割为前景区域,且将该小块的已后处理状态置为1;

• 统计整张图中所有小块已后处理状态由0转变为1的个数,若大于0,则转到上一步,否则转到下一步;

• 第一次后处理结束。

对第一次分割后的结果采用基于迭代的后处理的必要性为:指纹图像在采集过程中,由于指纹本身或者按压力度等因素的影响,使得部分指纹区域的相邻脊线或者谷线靠得很紧密;也有一部分指纹图像,由于采集时指头过干或者过湿,导致图像中部分区域的脊、谷线之间的灰度较为接近,边缘不明显。对于此类本应该被分割为前景区域的局部图像,由于不容易检测到有效点,因此在采用有效点聚集度分割时,就会将其误分割为背景区域。为了将此类被误分割的区域重新归入到前景区域,本文引入了基于迭代的第一次后处理。当然,这样的后处理也可能会将少部分已经被正确分割为背景的区域重新误判为前景区域,但是,由于还有第二次分割,使得此类少数误判对最终的分割结果影响很小。图7(a)给出了一幅指纹图像,从该图中可以看出,在图像的中心点周围,相邻脊线粘在一起的情况较为严重,从图7(b)的有效点分布中也可以发现该区域内有效点数目较少,因此,在使用有效点聚集度做粗分割后,将该部分误分割为了背景区域(如图7(c)所示),图7(d)给出了基于迭代后的后处理结果图,从图中可以明显看出该后处理将被误分割的前景区域重新归类为前景区域,但也使得少数背景区域被误划入到前景区域之中。



(a) 原始指纹图像;(b) 有效点分布效果图;(c) 粗分割结果图;
(d) 第一次后处理后的结果图;(e) 细分割后的结果图;(f) 第二次后处理后的结果图。

图7 本文算法中每个步骤的结果图

(3) 在第一次后处理的结果上使用块聚集度做第二次分割,其详细的过程为:对已分割为前景区域的指纹图像,根据式(8)再次进行分割。图7(e)给出了第二次分割后的结果。

(4) 采用形态学方法对第二次分割后的结果做第二次后处理,其详细过程为:

- 采用形态学中的开运算将前景区域中被误分为背景的小区域正确归入到前景区域中;
- 采用闭运算将背景区域中被误分为前景的小区域重新分割为背景区域。

图7(f)给出了对第二次分割后结果进行形态学处理后的结果,从该结果中可以看出,经过一系列的分割、后处理后,本文提出的算法给出了较为满意的分割结果。

4 实验设计

为了全面验证本文提出的有效点聚集度及分割算法的有效性,本节设计了2个实验。以下将全面、详细地阐述每个实验的目的、过程、数据分析及结论。

实验一:

本实验将本文提出的有效点聚集度分割特征与常用的灰度均值、灰度方差及块方向一致性等特征进行比较,从量的角度全面对比每个特征的分割性能,以验证本文提出的新特征的有效性。

对分割性能的评价通过采用分割错误率来进行,其定义如式(9)所示:

$$Err = \frac{N_{err}}{N_{total}} = P(w_0 | w_1) + P(w_1 | w_0) \quad (9)$$

其中, w_0 表示背景区域, w_1 表示前景区域。

为了实现定量评价,本文预先采用手工的方式对120幅指纹图像进行分割,形成一个标准分割库I,以供其它分割结果参照。120幅指纹图像分别来源于FVC2000, FVC2002及FVC2004指纹库,其中,每个指纹库提供40幅,这40幅图像中的每10幅都是以随机抽取的方式分别产生于每个库中的DB1, DB2, DB3, DB4。为了便于后面的阐述,本文将标准分割库I中每10幅图像分为一组,组标号为1~12,其中,1~4分别对应于FVC2000指纹库中DB1~DB4,同理,5~8, 9~12分别对应于FVC2002, FVC2004指纹库中的DB1~DB4。

以下给出本实验较为详细的过程:

1) 对标准分割库I中的每幅原始指纹图像分别采用灰度均值、灰度方差、块方向一致性及有效点聚集度进行分割;

2) 参考每幅图像的手工分割结果计算每幅图像分别对应于灰度均值、灰度方差、块方向一致性及有效点聚集度分割结果的分割错误率;

3) 对每一组图像,分别统计对应于灰度均值、灰度方差、块方向一致性及有效点聚集度平均分割错误率。

图8给出了实验一的统计结果,从图中可以看出灰度方差及有效点聚集度这两个分割特征的平均分割错误率明显低于灰度均值及块方向一致性,并且有效点聚集度对每组图像的平均分割错误率都低于0.1。同时,通过计算不同组之间的平均分割错误率的标准方差可知,灰度方差的标准方差值为0.0022,而有效点聚集度的标准方差值为0.00036,这说明相对于灰度方差,有效点聚集度对各种指纹库中的指纹图像的分割结果都较为接近,具有更好的鲁棒性。

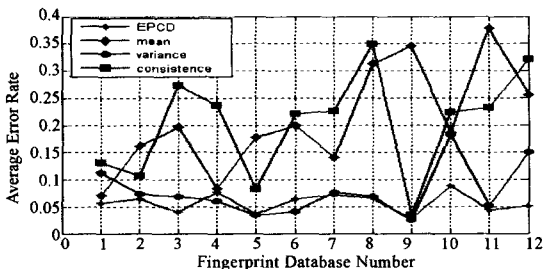


图8 灰度均值、灰度方差、块方向一致性及有效点聚集度分别对每组指纹图像的平均分割错误率

另外,通过对不同特征大量分割结果的观察,本文发现:有效点聚集度分割出的结果中,背景区与前景区域的分割结

果都较为集中(如图4所示),很少出现在背景区域中夹杂零散的前景区域块或者前景区域中夹杂背景块的现象,这样的分割结果更接近真实的分割结果,减轻了分割后处理的负担;其它3种特征没有这样的特点(如图1(b)、图2(b)、图3(b)所示)。产生这种效果的原因在于:有效点聚集度在计算每个当前块特征值时,是通过统计其外层块内有效点数目来实现的,其参考了当前块本身及其周围的信息;而其它特征在计算特征值时只考虑了当前块的情况。

通过上述实验对比分析,可以得出如下结论:相对于已有常用的分割特征,本文提出的有效点聚集度具有鉴别能力强、鲁棒性好、分割结果较为集中的优点。

实验二:

本实验将从定量和定性的角度来全面验证本文算法的有效性。在定量方面,将本文算法与文献[1]方法进行全面的对比,通过定量的数据分析来证明本文算法的有效性;在定性方面,给出本文算法对部分分割难度较大指纹图像的分割结果,通过视觉上的观察来进一步验证本文算法的性能。

鉴于文献[1]中详细给出了对于FVC2002指纹库的分割参数,为了更加公正地对比本文算法与文献[1]算法,本文从FVC2002指纹库中随机抽取了120幅指纹图像,再次通过手工分割形成标准分割库II。以下给出定量对比实验的详细过程:

1) 对标准分割库II中的每幅原始指纹图像分别采用本文算法及文献[1]中的方法进行分割;

2) 参考每幅图像的手工分割结果计算每幅图像分别对应于本文算法及文献[1]算法分割结果的分割错误率;

3) 对每一组图像,分别统计对应于本文算法及文献[1]算法的平均分割错误率。

表1给出了本文算法与文献[1]算法在标准分割库II上的对比实验结果。从结果中可以看到,本文算法除了在DB1上的平均分割错误率略高于文献[1]算法外,其它3个库中均明显低于后者,对于整个标准分割库II,本文算法的平均分割错误率为0.044,文献[1]算法为0.081;同时,通过计算DB1~DB4之间的平均分割错误率的标准方差可知,本文算法的标准方差值为0.000025,文献[1]的标准方差值为0.0014,这说明本文算法对来源于不同库的指纹图像都具有较好的分割性能,适应性较强。

表1 本文算法与文献[1]算法的对比实验结果

FVC2002	DB1	DB2	DB3	DB4	All
本文算法	0.040	0.041	0.043	0.051	0.044
文献[1]算法	0.033	0.087	0.079	0.123	0.081

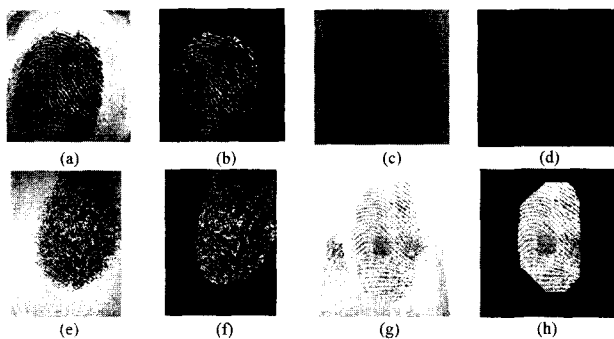
基于上述对比实验数据分析,可以得出这样的结论:本文提出的分割算法具有准确性高、适应性强的特点。

同时,本节亦给出了该算法对部分分割难度较大指纹图像的分割结果。图9(a)、图9(c)、图9(e)、图9(g)分别为来源于FVC2000 DB3, FVC2002 DB3, FVC2002 DB4, FVC2004 DB2的原始指纹图像,图9(b)、图9(d)、图9(f)、图9(h)分别给出了相应的分割结果。这些分割结果也直观地证明了本文分割算法的有效性。

结束语 本文提出了一种基于新特征的有效指纹图像分割算法,主要包括两个方面的工作:

1) 在分割特征提取方面,提出了一种新的指纹图像分割

特征——有效点聚集度。大量的实验结果及数据分析表明,相对于已有常用的指纹图像分割特征,有效点聚集度具有鉴别能力强、鲁棒性好、分割结果中的前景、背景区域较为集中的特点。



(a) 来源于 FVC2000 DB3 的原始指纹图像, (b) 本文算法对图 9(a) 的分割结果图, (c) 来源于 FVC2002 DB3 的原始指纹图像, (d) 本文算法对图 9(c) 的分割结果图, (e) 来源于 FVC2002 DB4 的原始指纹图像, (f) 本文算法对图 9(e) 的分割结果图, (g) 来源于 FVC2004 DB2 的原始指纹图像, (h) 本文算法对图 9(g) 的分割结果图

图 9 本文算法的分割结果图

2) 在分割方法上, 本文在采用有效点聚集度及块聚集度这两个分割特征的基础上, 提出了一种粗、细分割结合的分级分割算法。大量实验证明, 该算法具有准确性高、适应性强的特点, 是一种行之有效的指纹图像分割方法。

(上接第 261 页)

平滑”的同时较好地处理了遮挡约束、顺序性约束和唯一性约束。实验表明, 本算法所求最终结果具有较高准确率, 并显著减少了计算量, 在最终效果和运行速度上取得了较好平衡。

参考文献

- [1] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Markov Random Fields with efficient approximations[C]// IEEE Conference on PAMI. 1998: 648-655
- [2] Ishikawa H, Geiger D. Segmentation by grouping junctions[C]// IEEE Conference on PAMI. 1998: 125-131
- [3] Veksler O. Efficient Graph-based Energy Minimization Methods in Computer Vision[D]. Cornell University, 1999
- [4] Kolmogorov V, Zabih R. What energy functions can be minimized via graph cuts[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2004, 26(2): 147-159
- [5] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Fast approximate energy minimization via graph cuts[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2001, 23(11): 1222-1239
- [6] Kolmogorov V, Zabih R. Multi-camera scene reconstruction via graph cuts[C]// Proc. ECCV. 2002: 82-96
- [7] Kim J, Kolmogorov V, Zabih R. Visual correspondence using energy minimization and mutual information[C]// Proc. ICCV. 2003
- [8] Boykov Y, Kolmogorov V. An Experimental Comparison of Min-Cut Max-Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision[J]. IEEE Transactions on PAMI, 2004, 26(9): 1124-1137
- [9] Kolmogorov V. Graph based algorithms for scene reconstruction from two or more views[D]. Cornell University, 2004
- [10] Kolmogorov V, Zabih R. Computing visual correspondence with

参考文献

- [1] Chen Xinjian, Tian Jie, Cheng Jiangang, et al. Segmentation of fingerprint images using linear classifier[J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2004(4): 480-494
- [2] Mehtre B M, Murthy N N, Kapoor S, et al. Segmentation of fingerprint images using directional image[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(4): 429-435
- [3] Mehtre B M, Chatterjee B. Segmentation of fingerprint images-A composite method[J]. Pattern Recognition, 1989, 22(4): 381-385
- [4] Bazen A M, Gerez S H. Segmentation of fingerprint images[C]// ProRISC 2001 Workshop on Circuits, Systems and Signal Processing. Veldhoven, The Netherlands, November 2001
- [5] 唐良瑞, 谢晓辉, 蔡安妮, 等. 基于 D-S 证据理论的指纹图像分割方法[J]. 计算机学报, 2003, 26(7): 887-892
- [6] Hong L, Wang Y F, Jain A K. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 1998, 20(8): 777-789
- [7] Ratha N, Chen S, Jain A K. Adaptive flow orientation-based feature extraction in fingerprint images[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(11): 1657-1672
- [8] Klein S, Bazen A, Veldhuis R. Fingerprint image segmentation based on hidden markov models[C]// Proceedings of the 13th Annual Workshop on Circuits, Systems, and Signal Processing. 2002: 310-318
- [9] 耿茵茵, 唐良瑞. 指纹图像分级分割算法[J]. 北方工业大学学报, 2000, 12(3): 21-26
- [10] Zhu En, Yin Jianping, Hu Chunfeng, et al. A systematic method for fingerprint ridge orientation estimation and image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2006, 39: 1452-1472
- [11] Hong L, Chen G. Segment-based stereo matching using graph cuts[C]// IEEE Computer Society Conference on CVPR. 2004: 74-81
- [12] Bleyer M, Gelauz M. A layered stereo matching algorithm using image segmentation and global visibility constraints[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2005: 128-150
- [13] Bleyer M, Gelauz M. Graph-cut-based stereo matching using image segmentation with symmetrical treatment of occlusions[J]. Signal Processing: Image Communication. 2007: 127-143
- [14] Deng Yi, Yang Qiong, Lin Xueyin, et al. Stereo correspondence with occlusion handling in a symmetric patch-based graph-cuts model stereo[J]. IEEE Transaction on PAMI. 2007: 1068-1079
- [15] Ansari M, Masmoudi L, Bensrhair A. A new regions matching for color stereo images[C]// Pattern Recognition Letters. 2007: 1679-1687
- [16] Ishikawa H. Exact optimization for Markov random fields with convex priors[C]// IEEE Transactions on PAMI. 2003: 1333-1336
- [17] Scharstein D, Szeliski R. A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47: 7-42
- [18] Mordohai P, Medioni G. Stereo using monocular cues within the tensor voting framework[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2006, 28(6): 968-982
- [19] Yoon K - J, Kweon I - S. Adaptive support - weight approach for correspondence search[J]. IEEE Transaction on PAMI, 2006, 28(4): 650-656
- [20] 彭启民, 贾云得. 一种基于最小割的稠密视差图恢复算法[J]. 软件学报, 2005, 16(6): 1090-1095