



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 101794374 B

(45) 授权公告日 2012. 10. 03

(21) 申请号 201010005524. 1

(22) 申请日 2010. 01. 15

(30) 优先权数据

12/354, 537 2009. 01. 15 US

(73) 专利权人 香港理工大学

地址 中国香港九龙红磡

(72) 发明人 张磊 张林 祝海龙 张大鹏 骆南

(74) 专利代理机构 深圳市顺天达专利商标代理有限公司 44217

代理人 郭伟刚

(51) Int. Cl.

G06K 9/00 (2006. 01)

(56) 对比文件

KR 2002-0092522 A, 2002. 12. 12, 全文.

CN 101196987 A, 2008. 06. 11, 全文.

Lin Zhang, et al.. FINGER-KNUCKLE-PRINT: A NEW BIOMETRIC IDENTIFIER. 《16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2009 》. 2009, 第 1981-1984 页.

Damon L. Woodard, et al.. Finger surface as a biometric identifier. 《Computer Vision and Image Understanding》. 2005, 第 100 卷第 357-384 页.

王长宇, 等. 手指背关节皮纹识别方法. 《山东大学学报(工学版)》. 2006, 第 36 卷(第 1 期), 第 37-40 页.

李强, 等. 指横纹: 一种新的生物身份特征. 《自动化学报》. 2007, 第 33 卷(第 6 期), 第 596-601 页.

王长宇, 等. 一种新的生物特征识别模式—手指背关节皮纹识别. 《自动化学报》. 2006, 第 32 卷(第 3 期), 第 360-367 页.

审查员 吴雪

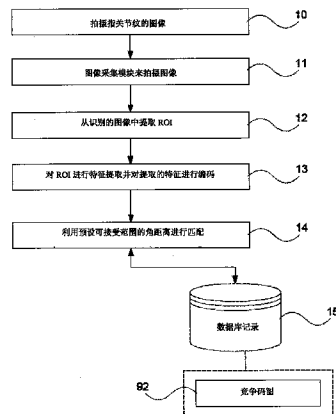
权利要求书 2 页 说明书 7 页 附图 9 页

(54) 发明名称

利用指关节纹识别个人身份的方法和系统

(57) 摘要

一种利用指关节纹识别个人身份的方法, 所述指关节纹包括包裹在手指近端指间关节外的皮肤, 所述方法包括: 拍摄人体指关节纹的图像(10); 提取基于指关节纹的局部凸性的 ROI 图像 I_{ROI}(12); 使用扩展的 Gabor 相编码方案从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取表示指关节纹图像方位线的特征, 且所述提取的特征用竞争码图表示(13); 其中, 将竞争码图之间的角距离与数据库中的参考值进行比较来识别个人身份.



CN 101794374 B

1. 一种利用指关节纹识别个人身份的方法,所述指关节纹包括包裹在手指近内端指关节外的皮肤,其特征在于,所述方法包括:

拍摄人体指关节纹的图像;

定义 ROI 坐标系来基于指关节纹的局部凸性提取 ROI 图像 I_{ROI} ;

使用扩展的 Gabor 相编码方案从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取表示指关节纹图像方位线的特征,且所述提取表示指关节纹图像方位线的特征用竞争码图表示;

其中,将竞争码图之间的角距离与数据库中的参考值进行比较来识别个人身份;

所述定义 ROI 坐标系来基于指关节纹的局部凸性提取 ROI 图像 I_{ROI} 进一步包括:

从拍摄的图像中根据手指顶部和底部边界裁剪出子图像 I_{coarse} ,其中通过经验来估计该子图像 I_{coarse} 的左右边界,并根据真实手指的边界来估计该子图像 I_{coarse} 的顶部和底部边界;

采用精细的边缘检测器从子图像 I_{coarse} 中获取相应的边缘图像 I_{edge} ,

基于局部凸性对相应的边缘图像 I_{edge} 进行编码以获取凸性编码图像 I_{cc} ,使得相应的边缘图像 I_{edge} 上的每个像素被赋予代表该像素的局部凸性的代码;所述编码具体通过为相应的边缘图像 I_{cc} 中的每个像素赋予一个代表该像素的局部凸性的代码,包括向左凸出的曲线上的像素被赋予代码 1,向右凸出曲线上的像素被赋予代码 -1,没有位于任何曲线上的像素被赋予代码 0;

获取很好地划分凸性编码图像 I_{cc} 上代码为 1 的像素和代码为 -1 的像素的直线 $X=x_0$,其中获取 x_0 的公式为:

$$x_0 = \arg \min_x \left(\frac{\text{直线 } X=x \text{ 右侧的代码为 1 的像素数量}}{\text{代码为 1 的像素数量}} + \frac{\text{直线 } X=x \text{ 左侧的代码为 -1 的像素数量}}{\text{代码为 -1 的像素数量}} \right);$$

将直线 $X=x_0$ 作为 ROI 坐标系的 Y 轴,而直线 $y = \frac{I_{coarse} \text{ 的高度}}{2}$ 作为 ROI 坐标系的 X 轴。

2. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述方法还包括将手指放到三角件上的初始步骤。

3. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,采用基于神经生理学的 Gabor 滤波器的实部 G_R 从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取 ROI 图像 I_{ROI} 的方位信息。

4. 根据权利要求 3 所述的方法,其特征在于,所述方位信息由以下定义的竞争码图表示:

$$\text{compCode}(x, y) = \arg \max_j \left\{ \text{abs} \left(I_{ROI}(x, y) * G_R(x, y, \omega, \theta_j) \right) \right\}, \quad j = \{0, \dots, 5\}$$

在此,* 表示卷积运算,而 G_R 表示基于神经生理学的 Gabor 函数 G 的实部, ω 为弧度表示的每单位长度的径向频率, $\theta_j = j \pi / 6, j = \{0, 1, \dots, 5\}$ 。

5. 根据权利要求 1 所述的方法,其特征在于,所述角距离 $D(P, Q)$ 由以下公式定义:

$$D(P, Q) = \frac{\sum_{y=0}^{\text{Rows}} \sum_{x=0}^{\text{Cols}} (P_M(x, y) \cap Q_M(x, y)) \times G(P(x, y), Q(x, y))}{3 \sum_{y=0}^{\text{Rows}} \sum_{x=0}^{\text{Cols}} P_M(x, y) \cap Q_M(x, y)}$$

在此:

$$G(P(x,y),Q(x,y)) = \begin{cases} 1, P(x,y) = 6 \text{ and } Q(x,y) \neq 6 \\ 1, P(x,y) \neq 6 \text{ and } Q(x,y) = 6 \\ 0, P(x,y) = Q(x,y) \\ \min(P(x,y) - Q(x,y), Q(x,y) - (P(x,y) - 6)), \text{ if } P(x,y) > Q(x,y) \text{ and } P(x,y) \neq 6 \\ \min(Q(x,y) - P(x,y), P(x,y) - (Q(x,y) - 6)), \text{ if } P(x,y) < Q(x,y) \text{ and } Q(x,y) \neq 6 \end{cases}$$

假设 P 和 Q 为两个特征矩阵, 而 P_M 和 Q_M 分别为对其中一个进行译码时用来表示相应重叠区域的阴影, 且 \cap 表示“与”运算。

6. 根据权利要求 1 所述的方法, 其特征在于, 使用 A 星路径搜索算法提供匹配所提取特征的方案, 其中所提取特征被当作竞争码图来存储。

7. 一种利用指关节纹识别个人身份的系统, 所述指关节纹包括包裹在手指近内端指关节外的皮肤, 其特征在于, 所述系统包括:

图像采集装置用于拍摄人体指关节纹的图像;

第一提取模块, 用于定义 ROI 坐标系来基于指关节纹的局部凸性提取 ROI 图像 I_{ROI} ;

第二提取模块, 用于使用扩展的 Gabor 相编码方案从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取表示指关节纹图像方位线的特征, 且所述提取表示指关节纹图像方位线的特征用竞争码图表示;

其中, 将竞争码图之间的角距离与数据库中的参考值进行比较来识别个人身份;

所述定义 ROI 坐标系来基于指关节纹的局部凸性提取 ROI 图像 I_{ROI} 进一步包括:

从拍摄的图像中根据手指顶部和底部边界裁剪出子图像 I_{coarse} , 其中通过经验来估计该子图像 I_{coarse} 的左右边界, 并根据真实手指的边界来估计该子图像 I_{coarse} 的顶部和底部边界;

采用精细的边缘检测器从子图像 I_{coarse} 中获取相应的边缘图像 I_{edge} ,

基于局部凸性对相应的边缘图像 I_{edge} 进行编码以获取凸性编码图像 I_{cc} , 使得相应的边缘图像 I_{edge} 上的每个像素被赋予代表该像素的局部凸性的代码; 所述编码具体通过为相应的边缘图像 I_{cc} 中的每个像素赋予一个代表该像素的局部凸性的代码, 包括向左凸出的曲线上的像素被赋予代码 1, 向右凸出曲线上的像素被赋予代码 -1, 没有位于任何曲线上的像素被赋予代码 0;

获取很好地划分凸性编码图像 I_{cc} 上代码为 1 的像素和代码为 -1 的像素的直线 $X=x_0$, 其中获取 x_0 的公式为:

$$x_0 = \arg \min_x \left(\frac{\text{直线 } X = x \text{ 右侧的代码为 1 的像素数量}}{\text{代码为 1 的像素数量}} + \frac{\text{直线 } X = x \text{ 左侧的代码为 -1 的像素数量}}{\text{代码为 -1 的像素数量}} \right);$$

将直线 $X=x_0$ 作为 ROI 坐标系的 Y 轴, 而直线 $y = \frac{I_{coarse} \text{ 的高度}}{2}$ 作为 ROI 坐标系的 X 轴。

8. 根据权利要求 7 所述的系统, 其特征在于, 所述系统还包括用于放置手指的三角件。

利用指关节纹识别个人身份的方法和系统

技术领域

[0001] 本发明涉及一种利用指关节纹识别个人身份的方法，所述指关节纹包括包裹在近端指间关节外的皮肤。

背景技术

[0002] 个人身份识别技术具有诸多应用，例如在物理访问控制、计算机安全和执法方面的应用。基于生物特征的个人身份识别被认为是一种具有高度可靠性的自动识别个人身份的有效方法。生物识别技术是指人们的物理学特征或行为特征，将这些特征用在区分个体差异上是很具有优势的解决方案。已经基于不同的生物特征开发了多种系统。已开发的生物识别系统是基于不同的生物特征的，包括脸、虹膜、指纹、掌纹、声音和字迹特征。每种生物识别装置都有自身的特点和应用领域，其中每种在各种情况下都不可能取代其它所有的生物识别装置。例如，虽然指纹识别已被广泛应用了多年，且在大多数情况下效果很好，但是它仍然具有自身的缺陷，例如难以获取指纹特征。对于某类人群如劳动的工人以及老人，其手内侧非常容易磨损从而将严重影响基于指纹、掌纹或手指基本皱褶的系统性能。基于虹膜的系统可以达到极高的精确度，但是虹膜扫描仪是非常昂贵的。掌纹系统则必须设置大型的采集装置。因此，仍在开发新型的基于不同生物特征识别的系统。

[0003] 因此，需要针对一些识别上的难题来提供一种生物特征识别的方法和系统。

发明内容

[0004] 在本发明的第一优选方面中，提供了一种利用指关节纹识别个人身份的方法，所述指关节纹包括包裹在手指近端指间关节外的皮肤，所述方法包括：

[0005] 拍摄人体指关节纹的图像；

[0006] 基于指关节纹的局部凸性提取感兴趣区域 ROI 图像 I_{ROI} ；

[0007] 使用扩展的 Gabor 相编码方案从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取表示指关节纹图像方位线的特征，且所述提取的特征用竞争码图表示；

[0008] 其中，将竞争码图之间的角距离与数据库中的参考值进行比较来识别个人身份。

[0009] 所述方法还包括将手指放到三角件上的初始步骤。

[0010] 所述方法还包括定义 ROI 坐标系来提取 ROI 图像 I_{ROI} ：

[0011] 从拍摄的图像中裁剪提取出粗子图像 I_{coarse} ，

[0012] 采用 canny 边缘检测器从粗子图像 I_{coarse} 中获取相应的边缘图像 I_{edge} ，

[0013] 基于局部凸性对相应的边缘图像 I_{edge} 进行编码以获取凸性编码图像 I_{cc} ，使得相应的边缘图像 I_{edge} 上的每个像素被赋予代表该像素的局部凸性的代码；

[0014] 获取直线 $X = x_0$ 用来很好地划分凸性编码图像 I_{cc} 上代码为“1”的像素和代码为“-1”的像素；

[0015] 将直线 $X = x_0$ 作为 ROI 坐标系的 Y 轴，而直线 $y = \frac{I_{coarse} \text{ 的高度}}{2}$ 作为 ROI 坐标系的

X 轴。

[0016] 获取 x_0 的公式为：

[0017]

$$x_0 = \arg \min_x \left(\frac{\text{直线 } X = x \text{ 右侧的代码为 1 的像素数量}}{\text{代码为 1 的像素数量}} + \frac{\text{直线 } X = x \text{ 左侧的代码为 -1 的像素数量}}{\text{代码为 -1 的像素数量}} \right)。$$

[0018] 采用基于神经生理学的 Gabor 滤波器的实部 G_R 从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取 ROI 图像 I_{ROI} 的方位信息。

[0019] 所述方位信息由以下定义的竞争码图表示：

[0020]

$$compCode(x, y) = \arg \max_j \left\{ abs \left(I_{ROI}(x, y) * G_R(x, y, \omega, \theta_j) \right) \right\}, \quad j = \{0, \dots, 5\}$$

[0021] 在此，* 表示卷积运算，而 G_R 表示基于神经生理学的 Gabor 函数 G 的实部。

[0022] 所述角距离 $D(P, Q)$ 由以下公式定义：

$$D(P, Q) = \frac{\sum_{y=0}^{Rows} \sum_{x=0}^{Cols} (P_M(x, y) \cap Q_M(x, y)) \times G(P(x, y), Q(x, y))}{3 \sum_{y=0}^{Rows} \sum_{x=0}^{Cols} P_M(x, y) \cap Q_M(x, y)}$$

[0024] 在此：

[0025]

$$G(P(x, y), Q(x, y)) = \begin{cases} 1, P(x, y) = 6 \text{ and } Q(x, y) \neq 6 \\ 1, P(x, y) \neq 6 \text{ and } Q(x, y) = 6 \\ 0, P(x, y) = Q(x, y) \\ \min(P(x, y) - Q(x, y), Q(x, y) - (P(x, y) - 6)), \text{ if } P(x, y) > Q(x, y) \text{ and } P(x, y) \neq 6 \\ \min(Q(x, y) - P(x, y), P(x, y) - (Q(x, y) - 6)), \text{ if } P(x, y) < Q(x, y) \text{ and } Q(x, y) \neq 6 \end{cases}$$

[0026] 且 \cap 表示“与”运算。

[0027] 使用 A* 类路径搜索算法提供匹配所提取特征的接近于最理想的方案，其中所提取特征被当作竞争码图来存储。

[0028] 在第二方面中，提供了一种利用指关节纹识别个人身份的系统，所述指关节纹包括包裹在手指近端指间关节外的皮肤，其特征在於，所述系统包括：

[0029] 图像采集装置用于拍摄人体指关节纹的图像；

[0030] 第一提取模块，用于基于指关节纹的局部凸性提取 ROI 图像 I_{ROI} ；

[0031] 第二提取模块，用于使用扩展的 Gabor 相编码方案从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取表示指关节纹图像方位线的特征，且所述提取的特征用竞争码图表示；

[0032] 其中，将竞争码图之间的角距离与数据库中的参考值进行比较来识别个人身份。

[0033] 所述系统还包括用于放置手指的三角件。

[0034] 本发明为一种有利地使用二维指关节特征来进行个人身份识别的独立的系统。通过严格的试验，这种新型的生物特征识别装置具有唯一性和稳定性，使其具有非常好的生物特征来实现个人身份识别。

[0035] 本发明能够有效地实时工作，且识别率高足以与其它生物识别系统相比，例如，指纹识别系统。

[0036] 本发明比其它类型的系统使用更方便,如指纹识别系统。本发明的成像是非接触式的且不同于指纹成像,不会留下痕迹。

[0037] 本发明与现有的一些生物识别系统如掌纹识别系统相比更加小巧。这意味着其在很多应用场合均可轻松使用。

[0038] 本发明是非常经济的,并可以达到与其它常用的生物识别系统相比较高的性能。

[0039] 在一些特定的应用中,本发明比其它生物识别系统更适用。例如,与指纹或掌纹识别系统相比,本发明更适用于劳动的工人。这些劳动的工人的手掌内表面可能遭受严重的磨损,因此不适于使用指纹或掌纹识别系统。

附图说明

[0040] 现在将结合附图对本发明的实施例进行说明,其中:

[0041] 图 1 是根据本发明优选实施例中指关节纹匹配的流程;

[0042] 图 2 是指关节纹识别系统的结构图;

[0043] 图 3 是通过图 2 的系统中的图像采集装置拍摄的样本图片;

[0044] 图 4 是图 3 的样本图片的粗子图像 I_{coarse} ;

[0045] 图 5 是图 4 中粗子图像 I_{coarse} 的边缘图像 I_{edge} ;

[0046] 图 6(a) 和 (b) 所示为凸起方向编码方案;

[0047] 图 7 是图 4 中粗子图像 I_{coarse} 的感兴趣区域 (ROI) 的坐标系统,在此矩形示出了将要提取的粗子图像 I_{coarse} 所对应的 ROI 区域;

[0048] 图 8(a) 至 (d) 是 ROI 图像的一系列实例;

[0049] 图 9(a) 和 (b) 是两幅图像,其中图 9(a) 为 ROI 图像 I_{ROI} ,图 9(b) 为其竞争码图;

[0050] 图 10 是真匹配距离和假匹配距离的分布图;

[0051] 图 11 是误拒绝率 (FRR) 和误接受率 (FAR) 的示意图。

具体实施方式

[0052] 请参阅图 1,提供了一种基于二维指关节纹的个人身份识别系统 18。指关节纹是指包裹在手指近端指间关节外的皮肤。系统 18 一般由两部分组成:用于拍摄人体指关节纹图像的指关节纹图像采集装置 19,以及用于处理所述拍摄的图像来进行个人身份识别的软件模块 27。

[0053] 该软件模块 27 的过程包括:记录并匹配指关节纹图像。当需要记录指关节纹时,先拍摄指关节纹的图像 10。获得指关节纹的图像后,通过基于指关节纹的局部凸性的算法提取感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 的图像 I_{ROI} 12。基于扩展的 Gabor 相编码方案从 ROI 图像 I_{ROI} 中提取表示指关节纹图像方位线的特征 13。所提取的特征表示为竞争码图 92 并存储在数据库 15 中。从新获得的图像中重新获得另一个特征并对先前存储在数据库 15 中的图片进行搜索以获取匹配过程中的角距离。为了确定是否有匹配,比较其角距离 14。如果角距离处于预设的可接受范围内,则认为是匹配的。

[0054] 指关节纹图像采集装置

[0055] 请参阅图 2,指关节纹图像采集装置 19 一般包括手指支架 24、环状 LED 光源、透镜、普通 CCD 摄像头 22 和图像采集卡 21。图像采集卡 21 是一种通过 CCD 摄像头 22 拍摄独

立的、数字的静态帧的电子装置。为了获得稳定的指关节纹图像,为手指支架 24 配置了容器以构成半封闭的环境。手指支架 24 用来控制手指的姿势。该装置 19 用来确保在不同的拍摄时间同一手指的姿势不发生显著的变化,以简化识别方法。手指支架 24 设有三角件,从而将近端指骨 26 和中节指骨 25 之间的角度限定为一特定值。

[0056] 当拍摄指关节的图像时,使用者按照指示将其手指平整地放置在手指支架 23 的基础件上,从而使中节指骨 25 和近端指骨 26 紧贴于三角件的两个斜面。中节指骨 25 和近端指骨 26 之间的角度与三角件的两个斜面构成的角度大约相等。CCD 摄像头 22 和图像采集卡 21 拍摄了图像之后,将其传送至计算机 20 通过软件模块 27 做进一步的处理。图 3 示出了装置 19 采集的样本图像 30。

[0057] 指关节纹图像的 ROI 图像提取

[0058] 在软件模块 27 中,定义了 ROI 坐标系来排列不同的指关节纹图像以匹配。为了测出可靠的特征,通过算法来确定该 ROI 坐标系。使用 ROI 坐标系提取 ROI 图像。ROI 坐标系的 X 轴是相对容易识别的,而 Y 轴则存在些许困难。近端指间关节两面上的“皮肤曲线”具有不同的凸性。现在对 ROI 图像的具体提取过程进行描述。

[0059] 从原始图像 30 中裁剪出“粗”子图像 I_{coarse} 。有用的像素仅占据采集的图像中对应“真实”手指位置的部分。该粗子图像 I_{coarse} 40 从原始图像 30 中裁剪出来便于后续的处理。通过经验来估计该粗子图像 I_{coarse} 40 的左右边界。顶部和底部边界则根据“真实”手指的边界来估计。使用如 Canny 边缘检测器来获得顶部和底部边界。样本图像 30 对应的粗子图像 I_{coarse} 40 如图 4 中所示。

[0060] 采用精细的边缘检测器从粗子图像 I_{coarse} 40 中获取相应的边缘图像 I_{edge} 50。粗子图像 I_{coarse} 40 对应的边缘图像 I_{edge} 50 如图 5 中所示。

[0061] 基于局部凸性对相应的边缘图像 I_{edge} 50 在凸方向上进行编码以获取如图 6(b) 所示的凸起编码图像 I_{cc} 。为相应的边缘图像 I_{edge} 50 中的每个像素赋予一个代表该像素的局部凸性的代码。该编码方案遵循的原则如下所述。基于对指关节纹图像的检测,抽象出了指关节纹图像“曲线”的理想模型如图 6(a) 所示。在该模型中,指关节纹“曲线”向左凸出(图 6(a) 中的方点)或者向右凸出(图 6(a) 中的圆点)。向左凸出的曲线上的像素被赋予代码“1”,向右凸出曲线上的像素被赋予代码“-1”,没有位于任何曲线上的像素被赋予代码“0”。本发明视 I_{edge} 中的边缘为“曲线”,且这些凸方向编码在 I_{edge} 上执行。图 6(b) 所示为图 6(a) 的编码结果。

[0062] 其算法为:

[0063]

$$y_{\text{mid}} = \frac{I_{\text{edge}} \text{ 的高度}}{2};$$

[0064] 初始化 I_{cc} 等于 I_{edge} 的大小并将每个像素赋值为 0;

[0065] 从左至右、从上至下扫描 I_{edge} 上的每个像素

[0066] 对于当前像素

[0067] //i, j 代表图像 I_{edge} 中当前像素的行数和列数。

[0068] if $I_{\text{edge}}(i, j) == 0$ // 其为背景像素

[0069] ignore it;

[0070] else if $I_{\text{edge}}(i+1, j-1) == 1$ and $I_{\text{edge}}(i+1, j+1) == 1$ // 其为分叉像素

[0071] ignore it;

[0072] else if ($I_{\text{edge}}(i+1, j-1) == 1$ and $i \leq y_{\text{mid}}$) or ($I_{\text{edge}}(i+1, j+1) == 1$ and $i > y_{\text{mid}}$)

[0073] $I_{\text{cc}}(i, j) = 1$;

[0074] else if ($I_{\text{edge}}(i+1, j+1) == 1$ and $i \leq y_{\text{mid}}$) or ($I_{\text{edge}}(i+1, j-1) == 1$ and $i > y_{\text{mid}}$)

[0075] $I_{\text{cc}}(i, j) = -1$;

[0076] 图 6(b) 所示的获取的凸性编码图像 I_{cc} 反映了原指关节纹凸性上的曲线的局部凸性。在图 6(b) 中, 大多数代码为“1”的像素位于凸性编码图像 I_{cc} 的左侧部分, 而大多数代码为“-1”的像素位于凸性编码图像 I_{cc} 的右侧部分。获得的直线 $X = x_0$ 可用于很好地划分凸性编码图像 I_{cc} 上代码为“1”的像素和代码为“-1”的像素。很好地划分代码为“1”的像素和代码为“-1”的像素的直线 $X = x_0$ 正好将凸性编码图像 I_{cc} 分为左右两个部分。获取 x_0 的计算公式为:

[0077]

$$x_0 = \arg \min_x \left(\frac{\text{直线 } X = x \text{ 右侧的代码为 1 的像素数量}}{\text{代码为 1 的像素数量}} + \frac{\text{直线 } X = x \text{ 左侧的代码为 -1 的像素数量}}{\text{代码为 -1 的像素数量}} \right)$$

[0078] 直线 $X = x_0$ 被作为 ROI 坐标系的 Y 轴, 而直线 $y = \frac{I_{\text{coarse}} \text{ 的高度}}{2}$ 被作为 ROI 坐标系的 X 轴。通过该坐标系从 I_{coarse} 中提取固定大小的 ROI 图像 I_{ROI} 。图 7 所示为建立在图 4 中粗子图像 I_{coarse} 40 的 ROI 坐标系, 矩形 71 所指的区域为 ROI 图像 I_{ROI} 70 待提取的区域。图 8(a) 至 (d) 示出了通过上述方法提取的 ROI 图像的一些实例。

[0079] 特征提取与编码

[0080] 指关节纹图像中具有丰富的线特征。使用基于 Gabor 函数的竞争编码方案来提取感兴趣的特征。Gabor 循环滤波器是纹理分析的一种有效工具。其计算公式为:

$$[0081] \quad G(x, y, \omega, \theta) = \frac{\omega}{\sqrt{2\pi\kappa}} e^{-\frac{\omega^2}{8\kappa^2}(4x'^2 + y'^2)} \left(e^{i\omega x'} - e^{-\frac{\kappa^2}{2}} \right)$$

[0082] 在此, $x' = (x-x_0) \cos \theta + (y-y_0) \sin \theta$, $y' = -(x-x_0) \sin \theta + (y-y_0) \cos \theta$, (x_0, y_0) 为函数的中心, ω 为弧度表示的每单位长度的径向频率, θ 为弧度表示的 Gabor 函数的方向。 κ 是通过 $\kappa = \sqrt{2 \ln 2} \left(\frac{2^\delta + 1}{2^\delta - 1} \right)$ 来进行定义的, 其中 δ 为频率响应的一半振幅处的带宽。

当 σ 和 δ 固定时, ω 可以由 $\omega = \kappa / \sigma$ 获得。该 Gabor 函数为基于神经生理学的 Gabor 函数。其与一般 Gabor 函数相同, 但是参数的选择受到神经生理学研究的限制, 并去除了函数的 DC (直流部分)。

[0083] 使用基于神经生理学的 Gabor 函数的实部来提取 ROI 图像 I_{ROI} 的方位信息。在每一个像素 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 上, 在 6 个不同方向 $\theta_j = j\pi/6$, $j = \{0, 1, \dots, 5\}$ 上计算 Gabor 响应 $R_j = I_{\text{ROI}}(x, y) * G_R(x, y, \omega, \theta_j)$ 。其中 * 表示卷积运算, 而 G_R 表示 Gabor 函数 G 的实部。然后将每个像素的竞争码定义如下:

$$[0084] \quad \text{compCode}(x, y) = \arg \max_j \left\{ \text{abs} \left(I_{\text{ROI}}(x, y) * G_R(x, y, \omega, \theta_j) \right) \right\}$$

[0085] 该算法具体为：

[0086] 对于 ROI 图像 I_{ROI} 上的每个像素 $I_{ROI}(x, y)$ ：

[0087] $R = \{R_j = I_{ROI}(x, y) * G_r(x, y, \omega, \theta_j)\}$, 在此 $\theta_j = j\pi/6, j = \{0, 1, \dots, 5\}$,

[0088] $ifstd(R) / (\max(R) - \min(R)) < threshold //$ 该像素不具有确定的方向

[0089] $compcode(x, y) = 6$;

[0090] else

[0091] $compCode(x, y) = \arg \max_j \{abs(R_j)\}$;

[0092] 竞争码图 92 同样以矩阵模式存储。图 9 示出了一个实例中的 ROI 图像 $I_{ROI}91$ 以及通过上述算法获得的对应的竞争码图 92。

[0093] 匹配竞争码

[0094] 给定两幅代表指关节纹的竞争码, 则可以通过匹配算法来检测它们之间的相似程度。利用角距离来进行比较。假设 P 和 Q 为两个特征矩阵 (竞争码图 92), 而 P_M 和 Q_M 分布为对其中一个进行译码时用来表示相应重叠区域的阴影。角距离是由以下公式定义的：

[0095]

$$D(P, Q) = \frac{\sum_{y=0}^{Rows} \sum_{x=0}^{Cols} (P_M(x, y) \cap Q_M(x, y)) \times G(P(x, y), Q(x, y))}{3 \sum_{y=0}^{Rows} \sum_{x=0}^{Cols} P_M(x, y) \cap Q_M(x, y)}$$

[0096] 在此,

[0097]

$$G(P(x, y), Q(x, y)) = \begin{cases} 1, P(x, y) = 6 \text{ and } Q(x, y) \neq 6 \\ 1, P(x, y) \neq 6 \text{ and } Q(x, y) = 6 \\ 0, P(x, y) = Q(x, y) \\ \min(P(x, y) - Q(x, y), Q(x, y) - (P(x, y) - 6)), \text{ if } P(x, y) > Q(x, y) \text{ and } P(x, y) \neq 6 \\ \min(Q(x, y) - P(x, y), P(x, y) - (Q(x, y) - 6)), \text{ if } P(x, y) < Q(x, y) \text{ and } Q(x, y) \neq 6 \end{cases}$$

[0098] \cap 表示“与”运算。考虑到对提取的子图像中的解译的多种可能性 (对记录的其中一个提取子图像来说), 可以将一个在水平和垂直方向上解译的特征进行多重匹配。将由此产生的匹配数中的最小值作为最终认定的角距离。

[0099] 在多数情况下, ROI 图像不能完全匹配。在比较竞争码时, 使用多次解译来获取多个匹配距离, 并将其中最小的一个距离作为最终认定的角距离。这意味着在“解译空间”内搜索最小距离。如果直接在竞争码上进行将是非常耗时的。因此, 使用了多重尺度匹配方案。首先, 建立这两个竞争码的向下取样运算的锥形树。在大多数情况下如果使用通常粗略到准确的匹配方式, 则不能提供一个最佳的解决方案。这是因为当该搜索在粗略到准确的搜索过程中选择了错误的方向, 无论该错误的搜索变得多么精确都不能再退回去选择正确的方向。使用 A* (即全部通过人工智能开发的路径搜索算法) 类搜索算法来提供接近于最理想的方案。A* 类路径搜索算法提供了匹配所提取特征的接近于最理想的方案, 其中所提取特征被当作竞争码图 92 来存储。

[0100] 试验和结果

[0101] 为了评估系统 18, 对专门采集的 165 个对象的指关节纹图像库进行了严格的试

验。使用图像采集装置 22 来采集所有的图像。并建立了数据库 15。在数据集中 125 人是男性。此外,在两个单独的时间段收集这些指关节纹图像。在每个时间段,对象被要求提供每个左手食指、左手中指、右手食指和右手中指的六张图像。因此,每个人提供了 48 张图像。该数据库 15 包含来自 660 个不同的 7920 张手指图像。第一时间段和第二时间段之间的间隔时间约为 25 天。

[0102] 为了验证系统 1 的精确度,每张指关节纹图像将与数据库 15 中的其它所有图像相匹配。这分别产生了 43560 个真匹配距离和 31359240 个假匹配距离。图 10 示出了真匹配距离和假匹配距离的分布。图 11 通过误拒绝率 (falserejection rate, FRR) 和误接受率 (false acceptance rate, FAR) 的特性示出了系统的性能。与其它基于手的生物特征 (如手掌几何特征、手指的三维表面特征和指纹特征) 的识别系统相比,通过该系统获得的等错误率 (equal error rate, EER) 为 1.13%。

[0103] 系统 18 利用具有丰富的线特征的二维指关节纹,成为一种生物特征识别系统。系统 18 是低成本的实时的个人身份识别系统。该系统包括一个基于新型 CCD 摄像头的图像采集装置 22 以及相关的软件处理系统 27。通过处理算法从指关节纹图像中提取 ROI 图像 I_{ROI} 以用于特征提取。将基于二维 Gabor 滤波器的竞争码的使用通过利用纹理特征扩展来表示指关节纹图像。在匹配时采用标准化的角距离来进行匹配。在采用当前具有 660 个不同手指的 7920 张图像的指关节纹数据库 15 情况下,系统的等错误率 (equal error rate, EER) 为 1.13%。实验表明,该系统 10 可以达到其它基于手的生物特征 (如指纹特征、手掌几何特征和手指的三维表面特征) 的识别系统的标准。系统 18 可被用于个人身份识别或验证。如果其他基于生物识别特征的系统不适合,该系统 18 可以作为一个可行的且成本低的替代方案。

[0104] 本领域技术人员应该理解可以在不脱离本发明实质范围的情况下可以对特定实施例中的特征进行各种变换和 / 或修改。因此,本实施例应被认为是解释性的而非限制性。

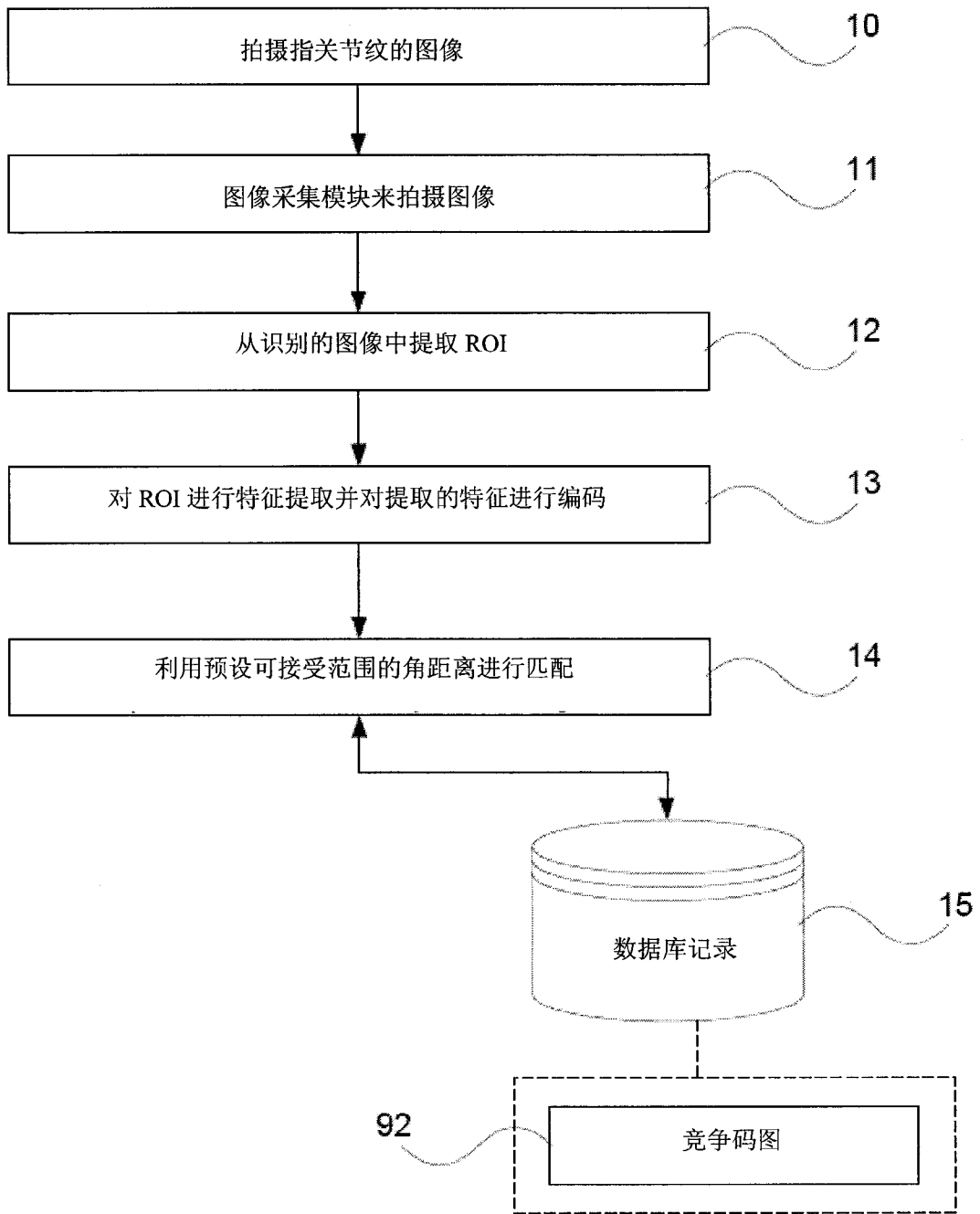


图 1

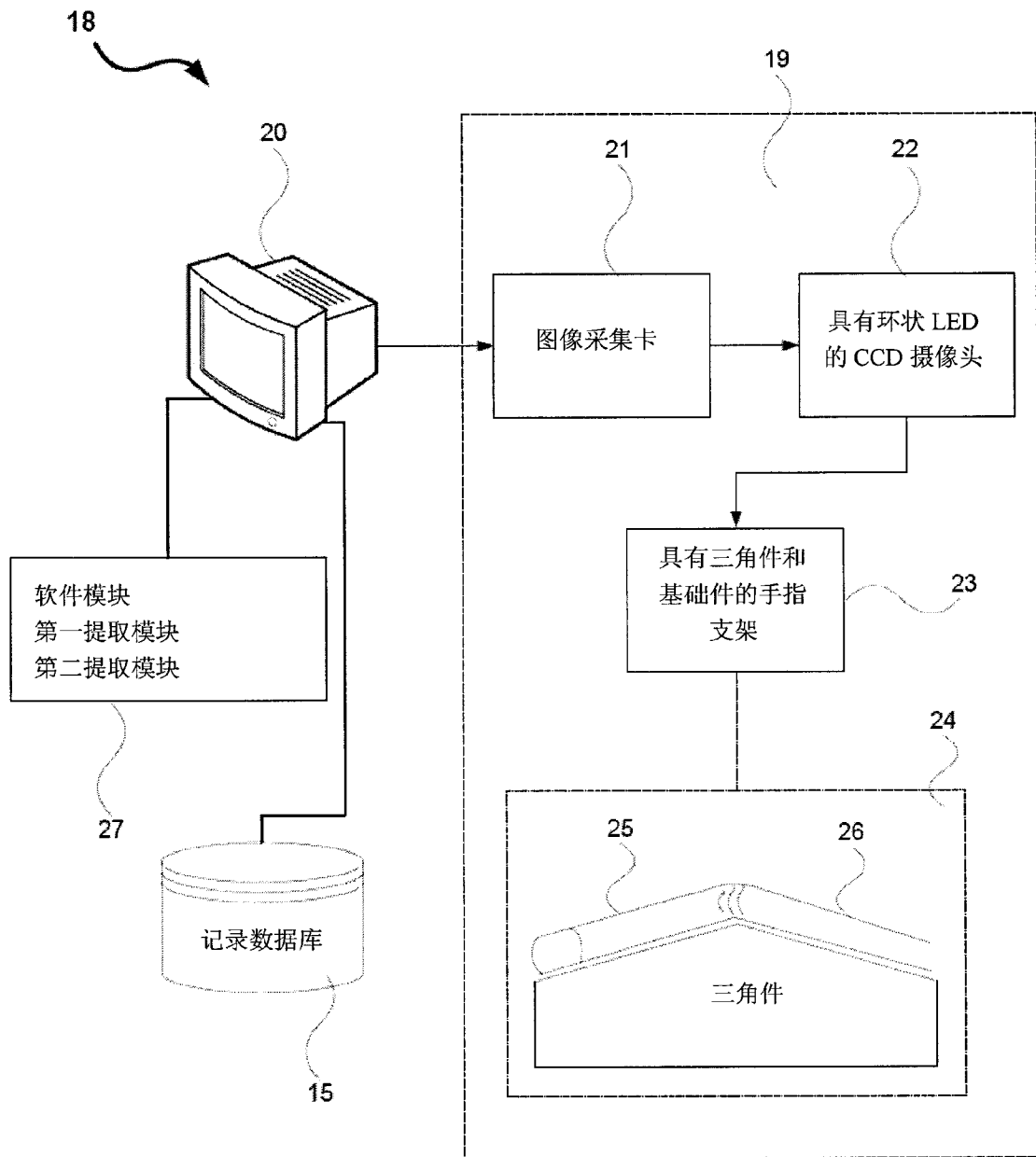
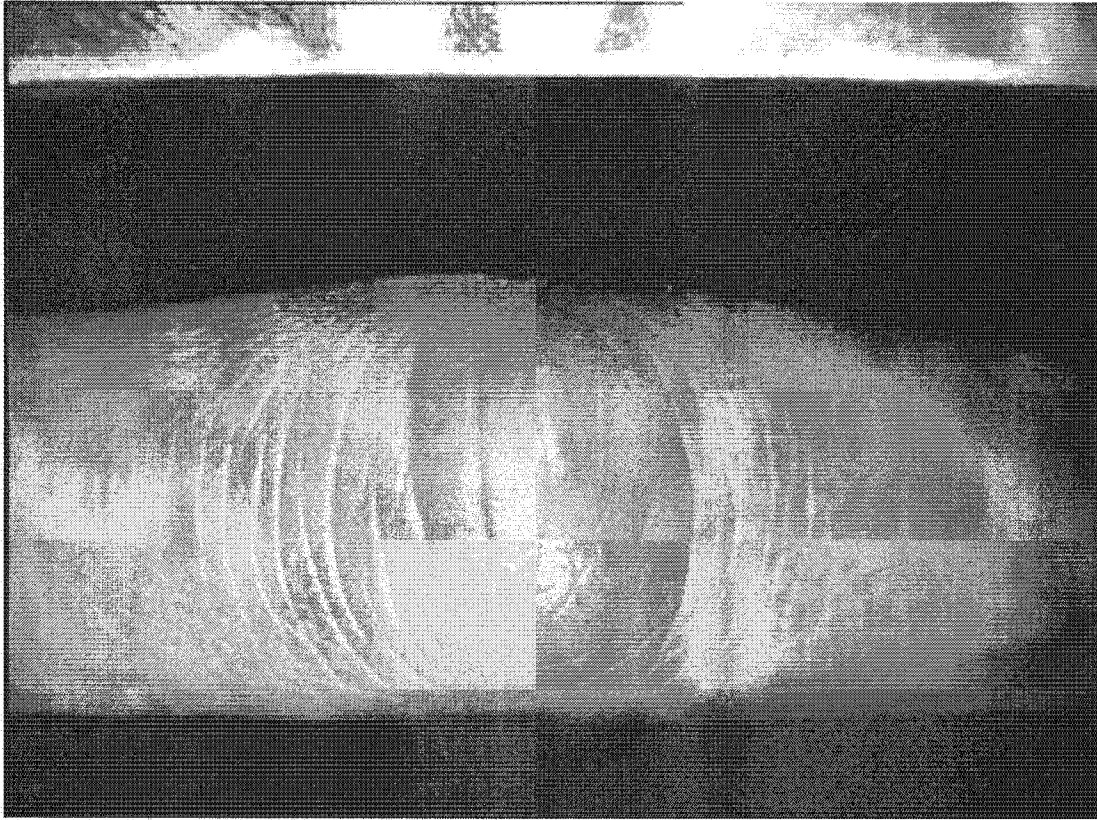


图 2



30

图 3



40

图 4

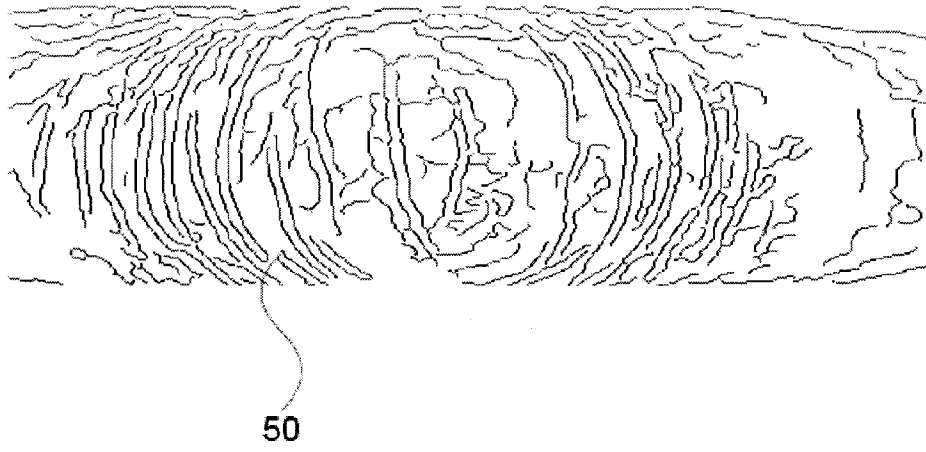


图 5

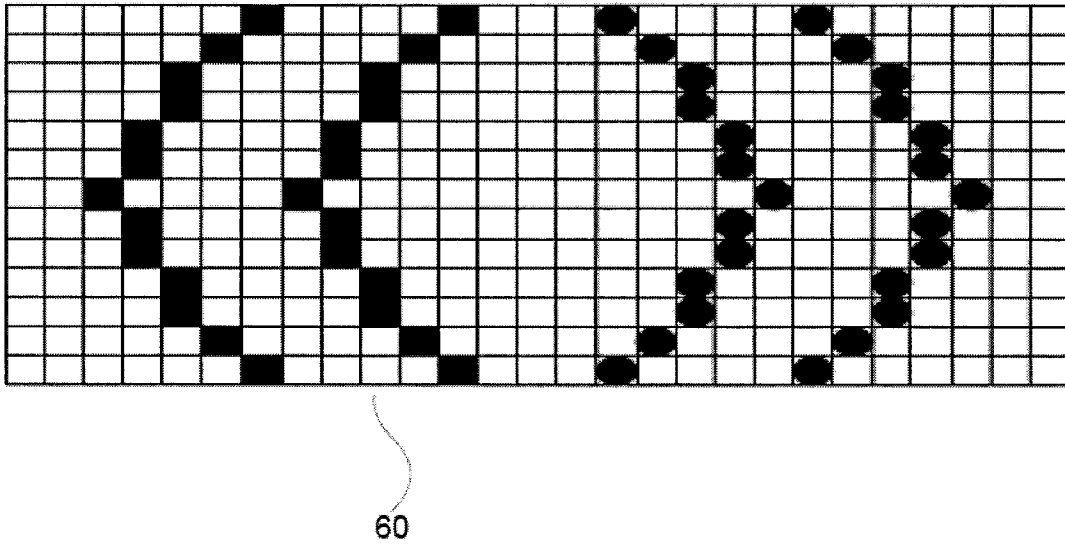


图 6(a)

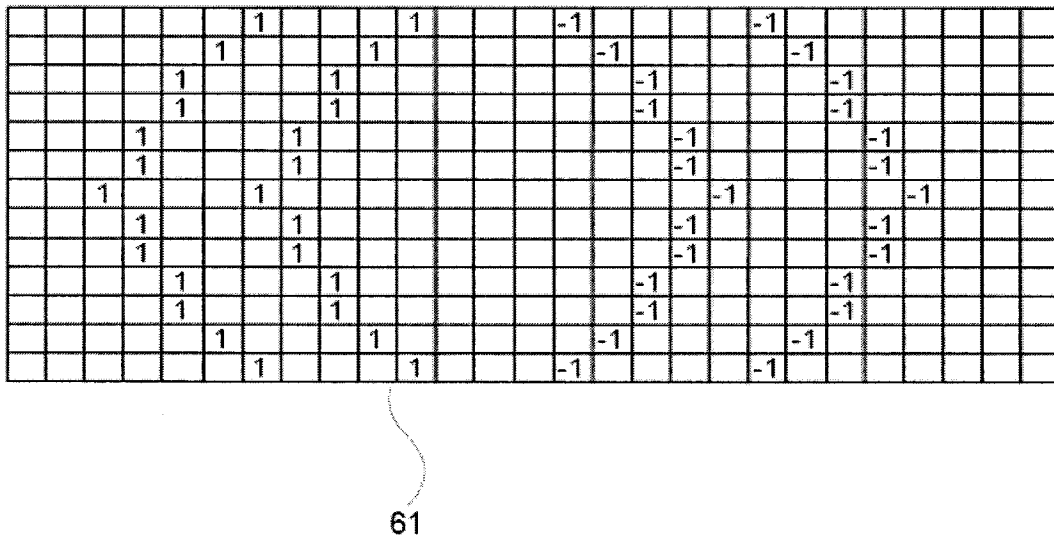


图 6(b)

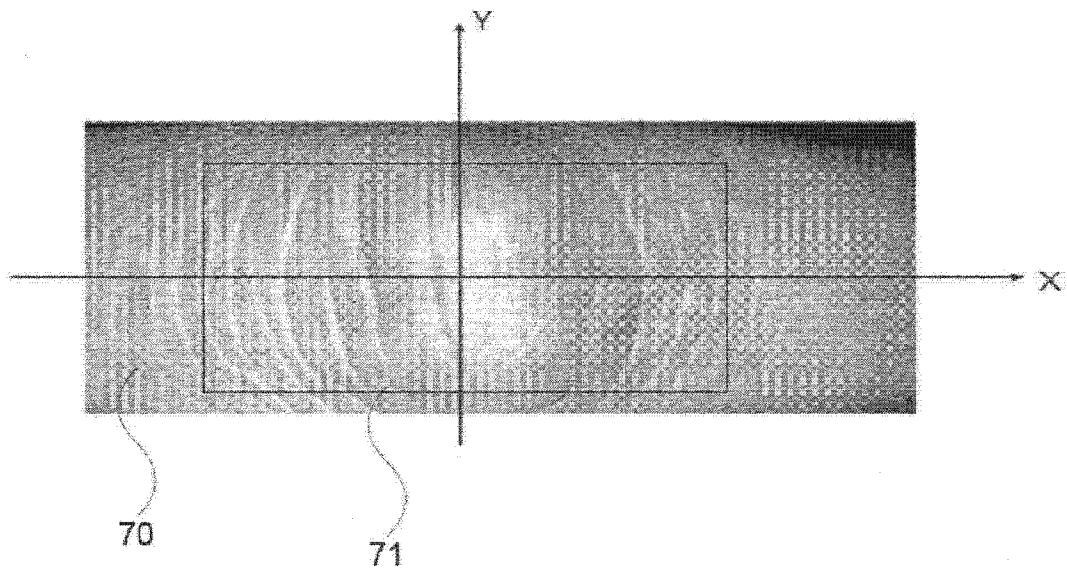


图 7

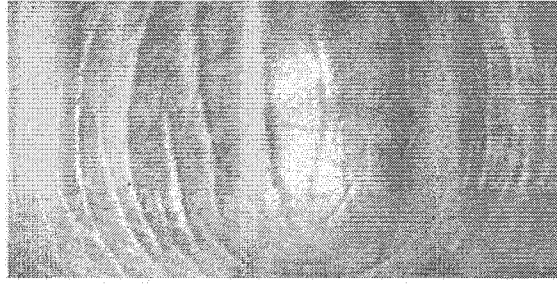


图 8(a)



图 8(b)



图 8(c)



图 8(d)



图 9(a)



图 9(b)

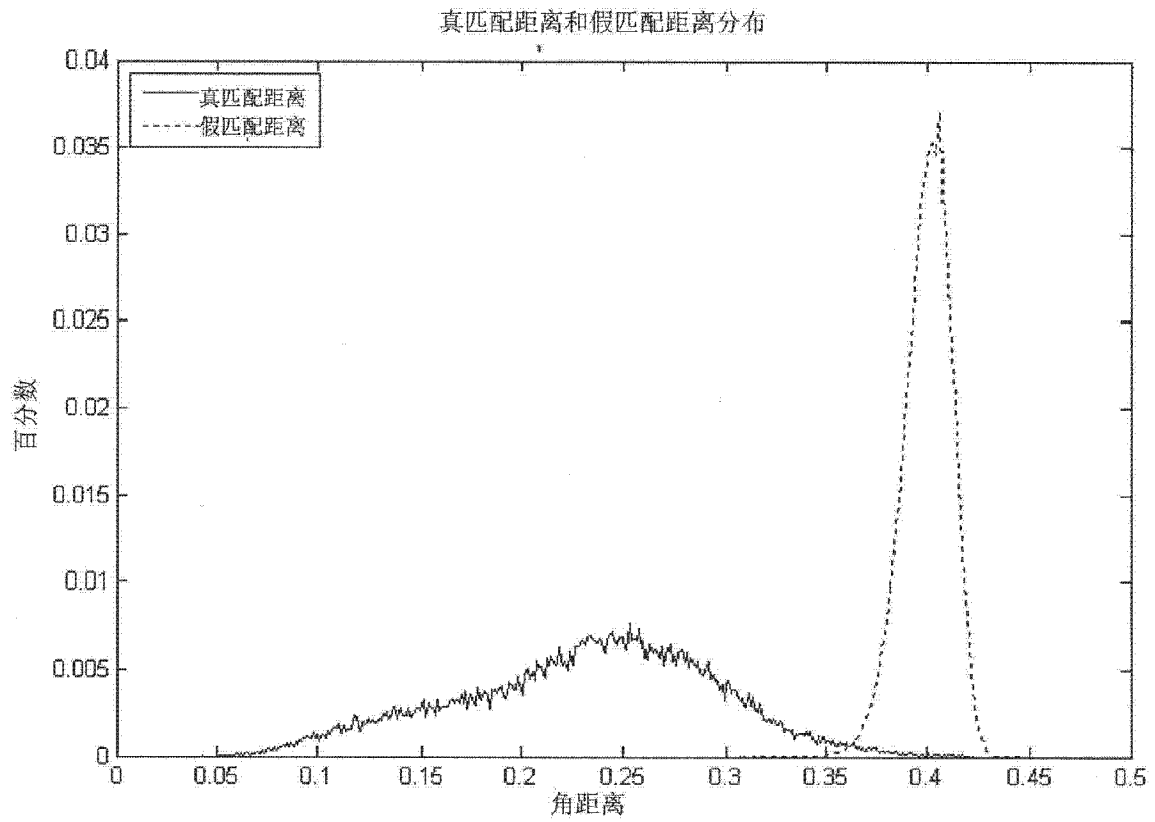


图 10

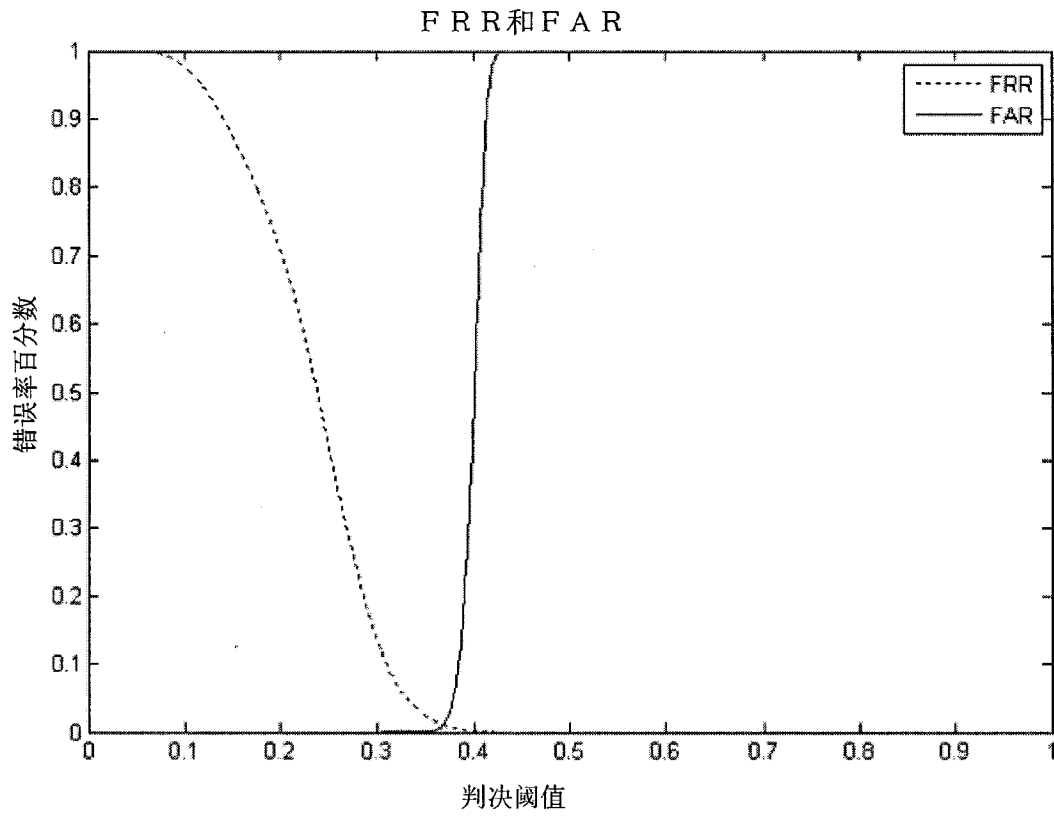


图 11