



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109190531 A

(43)申请公布日 2019.01.11

(21)申请号 201810956468.6

(51)Int.Cl.

(22)申请日 2014.09.16

G06K 9/00(2006.01)

(30)优先权数据

G06K 9/46(2006.01)

61/878,588 2013.09.16 US

G06K 9/62(2006.01)

(62)分案原申请数据

201480057943.6 2014.09.16

(71)申请人 眼验股份有限公司

地址 美国密苏里州

(72)发明人 维卡斯·格特木库拉

R·R·德拉赫沙尼

S·K·萨里帕勒

(74)专利代理机构 北京律盟知识产权代理有限  
责任公司 11287

代理人 顾晨昕

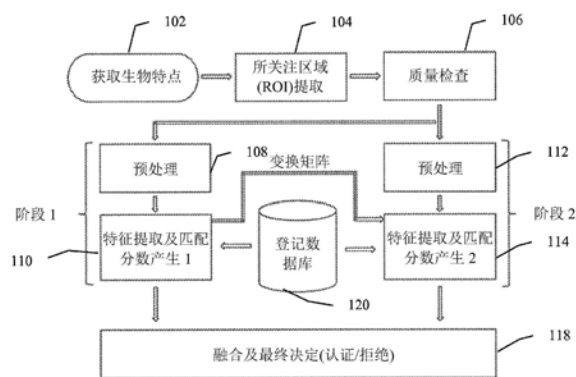
权利要求书4页 说明书25页 附图7页

(54)发明名称

用于生物认证的特征提取及匹配以及模板更新

(57)摘要

本发明涉及用于生物认证的特征提取及匹配以及模板更新。在特征提取与型式匹配系统中,图像锐化可达成用于检测来自眼睛的可见脉管系统的所关注点的血管点检测VPD。扩展多半径局部二进制型式的型式直方图及/或扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图可提供对环绕所关注点的图像的部分的描述,且可使用经由VPD检测的点及对应描述符产生登记及验证模板。可从所述登记及验证模板选择内围点对,且可基于内围点对的数目及通过内围点检测选择的变换的一个或多个参数而计算指示所述两个模板的相似性的第一匹配分数。可通过应用所述选定变换来计算第二匹配分数,且可使用任一或两个分数来认证用户。



1. 一种计算机实施的方法,其包括:

基于多个图像获得锐化图像,所述多个图像中的至少一个图像包括血管结构的图像;

检测所述锐化图像中的多个血管点;

针对多个所述所检测血管点中的每一者,产生相应多个不同局部图像描述符,其中产生所述相应多个局部图像描述符包括计算以下各项中的至少一者:(i) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径局部二进制型式的型式直方图PH-EMR-LBP,及(ii) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图PH-EMR-CS-LBP,计算所述型式直方图PH-EMR-LBP和所述型式直方图PH-EMR-CS-LBP两者包括将选择的邻近区域平铺成重叠的子区域;及

产生包括多个所述血管点及其相应局部图像描述符的模板。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中获得特定锐化图像包括:

从所述多个图像选择一图像集且对所述集中的所述图像求平均以产生平均图像;

用以不同角度定向的多个伽柏核对所述平均图像求卷积,以获得所述特定锐化图像。

3. 根据权利要求1所述的方法,其中检测所述多个血管点包括:

选择所述锐化图像中的点作为候选血管点;

识别集中于所述候选血管点的根据第一窗的第一多个/N个邻域点且选择集中于所述候选血管点的根据第二不同窗的第二多个/N个邻域点;

通过至少部分地基于以下各项的相应强度而执行比较来确定针对所述第一多个/N个点中的每一邻域点包括一状态的多个/N个状态:所述第一多个/N个点中的所述点、所述第二多个/N个点中的对应点及所述候选血管点;

合计所述N个状态;及

至少部分地基于所述合计状态而将所述候选血管点指定为血管点。

4. 根据权利要求3所述的方法,其中:

所述比较包括:(i) 测试所述第一多个/N个点中的所述点的强度是否比所述候选血管点的强度大第一阈值,及(ii) 测试所述第二多个/N个点中的所述对应点的强度是否比所述候选血管点的所述强度大所述第一阈值;且

确定对应状态包括在所述测试(i)及(ii)中的任一者为真的情况下将所述状态设定为第一值,且否则将所述状态设定为第二值。

5. 根据权利要求3所述的方法,其中:

合计所述N个状态包括对所述N个状态求和;且

指定包括测试所述合计状态的经求和值是否超过选定计数。

6. 根据权利要求3所述的方法,其中:

所述比较包括测试以下各项中的至少一者:(a) 所述第一多个/N个点中的所述点的所述强度是否大于第二阈值,及(b) 所述第二多个/N个点中的所述对应点的所述强度是否大于所述第二阈值;且

确定所述对应状态包括在所述测试(a)及(b)中的任一者为真的情况下将所述状态设定为第二值。

7. 根据权利要求3所述的方法,其进一步包括:

针对所述锐化图像中的多个点执行所述选择、识别、确定、合计及指定;

将指定为血管点的每一候选血管点设定为第一值且将其它候选血管点设定为第二值以获得表示静脉的二进制血管图BVM。

8. 根据权利要求7所述的方法,其进一步包括通过排除符合如下条件的至少一个血管点而细化所述BVM: (i) 对应于边界,且(ii) 被设定为所述第一值。。

9. 根据权利要求3所述的方法,其进一步包括局部抑制被设定为所述第一值的至少一个血管点,所述局部抑制至少部分地基于与所述锐化图像的至少一部分有关的梯度量值图。

10. 根据权利要求1所述的方法,其中产生所述相应多个局部图像描述符包括计算以下各项中的至少一者: (i) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径局部二进制型式的型式直方图,及(ii) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图。

11. 如权利要求1所述的方法,其进一步包括使用主分量分析PCA缩短所述多个局部图像描述符中的一者,以消除不促成局部描述符方差的维度。

12. 如权利要求1所述的方法,其中获得特定锐化图像包括:

从所述多个图像选择一图像集且对所述集中的所述图像求平均以产生平均图像;

用高斯拉普拉斯算子LoG核对所述平均图像求卷积,以获得卷积图像;

从最大像素值减去所述卷积图像的每一像素,以获得差异图像;及

以逐像素方式将所述差异图像与所述平均图像相乘,以获得所述特定锐化图像。

13. 一种系统,其包括:

存储器,其具有存储在其上的指令;以及

处理器,其经编程以实施所述指令以执行包含以下的操作:

基于多个图像获得锐化图像,所述多个图像中的至少一个图像包括血管结构的图像;

检测所述锐化图像中的多个血管点;

针对多个所述所检测血管点中的每一者,产生相应多个不同局部图像描述符,

其中产生所述相应多个局部图像描述符包括计算以下各项中的至少一者: (i) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径局部二进制型式的型式直方图PH-EMR-LBP,及(ii) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图PH-EMR-CS-LBP,计算所述型式直方图PH-EMR-LBP和

所述型式直方图PH-EMR-CS-LBP两者包括将选择的邻近区域平铺成重叠的子区域;

及

产生包括多个所述血管点及其相应局部图像描述符的模板。

14. 根据权利要求13所述的系统,其中为了获得特定锐化图像,所述处理器进一步经编程以执行包括以下的操作:

从所述多个图像选择一图像集且对所述集中的所述图像求平均以产生平均图像;

用高斯拉普拉斯算子LoG核对所述平均图像求卷积,以获得卷积图像;

从最大像素值减去所述卷积图像的每一像素,以获得差异图像;及

以逐像素方式将所述差异图像与所述平均图像相乘,以获得所述特定锐化图像。

15. 根据权利要求13所述的系统,其中为了获得特定锐化图像,所述处理器进一步经编程以执行包括以下的操作:

从所述多个图像选择一图像集且对所述集中的所述图像求平均以产生平均图像；  
用以不同角度定向的多个伽柏核对所述平均图像求卷积，以获得所述特定锐化图像。

16. 根据权利要求13所述的系统，其中为了检测所述多个血管点，所述处理器进一步经编程以执行包括以下的操作：

选择所述锐化图像中的点作为候选血管点；

识别集中于所述候选血管点的根据第一窗的第一多个/N个邻域点且选择集中于所述候选血管点的根据第二不同窗的第二多个/N个邻域点；

通过至少部分地基于以下各项的相应强度而执行比较来确定针对所述第一多个/N个点中的每一邻域点包括一状态的多个/N个状态：所述第一多个/N个点中的所述点、所述第二多个/N个点中的对应点及所述候选血管点；

合计所述N个状态；及

至少部分地基于所述合计状态而将所述候选血管点指定为血管点。

17. 根据权利要求16所述的系统，其中：

为了执行所述比较，所述处理器进一步经编程以执行包括以下的操作：(i) 测试所述第一多个/N个点中的所述点的强度是否比所述候选血管点的强度大第一阈值，及(ii) 测试所述第二多个/N个点中的所述对应点的强度是否比所述候选血管点的所述强度大所述第一阈值；且

为了确定对应状态，所述处理器进一步经编程以执行操作，包括：在所述测试(i) 及(ii) 中的任一者为真的情况下将所述状态设定为第一值，且否则将所述状态设定为第二值。

18. 根据权利要求16所述的系统，其中：

为了合计所述N个状态，所述处理器进一步经编程以执行操作，包括：对所述N个状态求和；且

为了指定，所述处理器进一步经编程以执行操作，包括：测试所述合计状态的经求和值是否超过选定计数。

19. 根据权利要求16所述的系统，其中：

为了执行所述比较，所述处理器进一步经编程以执行操作，包括：测试以下各项中的至少一者：(a) 所述第一多个/N个点中的所述点的所述强度是否大于第二阈值，及(b) 所述第二多个/N个点中的所述对应点的所述强度是否大于所述第二阈值；且

为了确定所述对应状态，所述处理器进一步经编程以执行操作，包括：在所述测试

(a) 及(b) 中的任一者为真的情况下将所述状态设定为第二值。

20. 根据权利要求16所述的系统，其中，所述处理器进一步经编程以执行包括以下的操作：

针对所述锐化图像中的多个点执行所述选择、识别、确定、合计及指定；

将指定为血管点的每一候选血管点设定为第一值且将其它候选血管点设定为第二值以获得表示静脉的二进制血管图BVM。

21. 根据权利要求20所述的系统，其中，所述处理器进一步经编程以执行操作，包括：通过排除符合如下条件的至少一个血管点而细化所述BVM：(i) 对应于边界，且(ii) 被设定为所述第一值。

22. 根据权利要求16所述的系统,其中,所述处理器进一步经编程以执行操作,包括:局部抑制被设定为所述第一值的至少一个血管点,所述局部抑制至少部分地基于与所述锐化图像的至少一部分有关的梯度量值图。

23. 根据权利要求13所述的系统,其中为了产生所述相应多个局部图像描述符,所述处理器进一步经编程以执行操作,包括:计算以下各项中的至少一者:(i) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径局部二进制型式的型式直方图,及(ii) 环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图。

24. 根据权利要求13所述的系统,其中,所述处理器进一步经编程以执行操作,包括:使用主分量分析PCA缩短所述多个局部图像描述符中的一者,以消除不促成局部描述符方差的维度。

## 用于生物认证的特征提取及匹配以及模板更新

### [0001] 分案申请信息

[0002] 本发明专利申请是申请日为2014年09月16日、申请号为201480057943.6、发明名称为“用于生物认证的特征提取及匹配以及模板更新”的发明专利申请案的分案申请。

### [0003] 相关申请案的交叉参考

[0004] 本申请案与2013年9月16日提出申请的标题为“图像特征检测、认证及信息隐藏 (Image feature Detection, Authentication, and Information Hiding)”的第61/878, 588号美国临时申请案有关且主张所述美国临时申请案的优先权权益, 所述美国临时申请案以其全文引用方式并入本文中。

### 技术领域

[0005] 本发明一般来说涉及用于确定两个图像之间的相似性的图像比较技术, 且特定来说涉及基于眼睛的图像的生物认证。

### 背景技术

[0006] 通常期望将对性质或资源的存取限定于特定个体。生物识别系统可用于认证个体的身份以授予或拒绝对资源的存取。举例来说, 虹膜扫描仪可由生物安全系统使用以基于个体的虹膜中的独特结构而识别所述个体。

[0007] 在典型基于图像的生物认证系统中, 从声称是经授权用户的人获得一个或多个图像。将所述图像与已知由一个或多个经授权用户提供一个或多个参考图像进行比较。只有在声称者供应的图像与一个或多个参考图像匹配良好的情况下, 可确定声称者为经授权用户。两个图像之间的匹配 (即, 两个图像之间的相似性测量) 可基于所述图像的特征。所述特征可包含图像中的一个或多个所关注点及对环绕这些关注点的图像的的部分的描述的集合。

### 发明内容

[0008] 此说明书描述很好地适合用于基于眼睛的图像的生物认证的技术。特定来说, 图像锐化技术可有助于高效特征检测。血管点检测 (VPD) 技术可从眼睛的可见脉管系统检测所关注点, 且扩展多半径局部二进制型式的型式直方图 (PH-EMR-LBP) 及/或扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图 (PH-EMR-CS-LBP) 可高效地提供对环绕脉管系统的所关注点的图像的的部分的描述。可使用巩膜掩模来获得可见脉管系统, 所述巩膜掩模可为包含白眼球且从眼睛图像排除环绕所述白眼球的图像部分的二进制图像掩模。本文中所描述的匹配技术可通过使用离群点检测来改进基于距离或相关性的匹配的效率和/或准确度。所描述技术还允许更新从参考图像导出且用于认证的模板 (在下文的讨论中一般称为登记模板), 使得在认证中使用最佳质量且多样图像, 例如, 以最小化在不同位置及时间处捕获的图像中的自然生成的方差。

[0009] 在特征提取与型式匹配系统中, 图像锐化可达成血管点检测 (VPD) 以用于从眼睛

的可见脉管系统检测所关注点。扩展多半径局部二进制型式的型式直方图及/或扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图可提供对环绕所关注点的图像的的部分的描述,且可使用经由VPD检测的点及对应描述符来产生登记及验证模板。可从所述登记及验证模板选择内围点对,且可基于内围点对的数目及通过内围点检测选择的变换的一个或多个参数而计算指示所述两个模板的相似性的第一匹配分数。可通过应用所述选定变换来计算第二匹配分数,且可使用任一或两个分数来认证用户。

[0010] 登记模板可为例如血管点 (VPD) 的关注点及例如增强型多半径局部二进制型式 (EMR-LBP)、增强型多半径局部二进制型式的型式直方图 (PH-EMR-LBP)、增强型多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图 (PH-EMR-CS-LBP) 及增强型多半径中心对称局部二进制型式 (EMR-CS-LBP) 的对应特征的集合。在一些实施方案中,仅在所获取图像基于VPD点与经分段巩膜区域的大小的点的比率而超过特定阈值的情况下可形成登记模板。一个以上登记对于单个用户来说是可能的。可更新登记模板以适应影响所获取扫描的行为及/或环境变化。使用验证更新所述登记模板可基于候选验证模板的质量、匹配分数及/或其它图像及曝光相似性测量。

[0011] 因此,在一个方面,计算机实施的方法包含基于若干个所捕获图像而获得锐化图像。一个或多个所捕获图像可包含血管结构的图像。此外,所述方法包含检测所述锐化图像中的数个血管点,且针对若干个所检测血管点中的每一者,产生一个或多个不同局部图像描述符。所述方法还包含产生包含所述所检测血管点中的一者或多者及其相应局部图像描述符的模板。此方面的其它实施例包含对应系统、设备及计算机程序。

[0012] 在一个实施方案中,获得特定锐化图像包含从所述数个所捕获图像选择一个或多个图像且对所述选定图像求平均以产生平均图像。所述方法还包含用高斯拉普拉斯算子 (LoG) 核对所述平均图像求卷积以获得卷积图像,且从最大像素值减去所述卷积图像的每一像素,以获得差异图像。另外,所述方法的此实施方案包含以逐像素方式将所述差异图像与所述平均图像相乘,以获得所述特定锐化图像。在一些实施方案中,代替使用LoG核、计算所述差异图像且将所述差异图像与所述平均图像相乘,以不同角度定向的若干个伽柏核可用于对所述平均图像求卷积,以便直接获得所述锐化图像。

[0013] 在另一实施方案中,可用偶数伽柏核集对所述平均图像求卷积以获得所述锐化图像。可基于数个参数(例如输入图像的分辨率及尺度以及可见脉管系统的平均宽度)而调谐跨越各种角度定向的所述偶数伽柏核集。代替上文所提及的基于LoG的锐化图像或除上文所提及的基于LoG的锐化图像之外,还可使用此卷积图像。

[0014] 在一个实施方案中,检测若干个血管点包含选择所述锐化图像中的点作为候选血管点。接着,可识别集中于所述候选血管点的根据第一窗的数个(例如, $N$ ,其中 $N$ 大于1)第一邻域点。另外,还可识别集中于所述候选血管点的根据第二不同窗的数个(例如, $N$ )其它第二邻域点。在此实施方案中,所述方法进一步包含确定 $N$ 个状态,其中 $N$ 大于1。所述 $N$ 个状态中的每一者对应于所述第一邻域中的所述 $N$ 个点中的一个邻域点。可通过至少部分地基于以下各项的相应强度而执行比较来确定一状态:所述第一邻域点中的一者(即,根据所述第一窗的所述 $N$ 个点中的一者)、所述第二邻域的对点(即,根据所述第二窗的所述 $N$ 个点中的一者)及所述候选血管点。所述方法还可包含合计所述 $N$ 个状态,且至少部分地基于所述合计状态的值而将所述候选血管点指定为血管点。

[0015] 在一些实施方案中,所述候选血管点与所述第一窗中的第一邻域点之间的几何距离小于所述候选血管点与所述第二窗中的第一邻域点之间的几何距离,其中所述第二窗中的所述第一邻域点对应于所述第一窗中的所述第一邻域点。所述比较可包含测试N个点的所述第一邻域中的所述点的强度是否比所述候选血管点的强度大第一阈值。替代地或另外,所述比较可包含测试N个点的所述第二邻域中的所述对应点的强度是否比所述候选血管点的所述强度大所述第一阈值。确定对应状态可包含在所述两个测试中的任一者为真的情况下将所述状态设定为第一值(例如,逻辑高值或“1”),且否则将所述状态设定为第二值(例如,逻辑低值或“0”)。在一个实施方案中,合计所述N个状态包含对所述N个状态求和,且指定包含测试所述合计状态的经求和值是否超过选定计数。所述选定计数可为N,或在一些实施方案中可小于N。

[0016] 另一比较可包含测试N个点的所述第一邻域中的任一点的所述强度是否大于第二阈值,及/或测试N个点的所述第二邻域中的所述对应点的所述强度是否大于所述第二阈值。确定所述对应状态可包含在所述两个测试中的任一者为真的情况下将所述状态设定为第二值(例如,逻辑低值或“0”)。

[0017] 在一些实施方案中,所述方法包含针对所述锐化图像中的若干个点执行所述选择、识别、确定、合计及指定,且将指定为血管点的每一候选血管关注点设定为第一值(例如,逻辑高值或“1”)且将其它候选血管关注点设定为第二值(例如,逻辑低值或“0”),以获得表示静脉的二进制血管图(BVM)。BVM可通过排除符合如下条件的至少一个血管点而细化:(i)对应于跨越脉管系统的宽度的边界,且(ii)被设定为所述第一值。所述方法还可包含局部抑制设定为所述第一值的一个或多个血管点。所述局部抑制可至少部分地基于与所述锐化图像的一部分相关或与所述整个锐化图像相关的梯度量值图。

[0018] 在一些实施方案中,产生相应一个或多个局部图像描述符包含计算以下各项中的至少一者:(i)环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径局部二进制型式的型式直方图(PH-EMR-LBP),及(ii)环绕所述所检测血管点的图像区域的扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图(PH-EMR-CS-LBP)。

[0019] 在另一方面,用于匹配一个或多个验证模板与一个或多个登记模板的计算机实施的方法包含识别若干个匹配点对。每一匹配点对包含来自特定验证模板的第一点及来自登记模板的对应第二点。每一第一点包含:(i)对应于所述验证模板的验证图像中的所关注点的位置,及(ii)若干个不同类型的描述符,每一类型的描述符描述环绕所述验证图像中的所述所关注点的局部性。每一第二点包含:(i)对应于所述登记模板的登记图像中的所关注点的位置,及(ii)若干个不同类型的描述符,每一类型的描述符描述环绕所述登记图像中的所述所关注点的局部性。

[0020] 所述方法还包含通过跨越所述验证及登记模板执行离群点检测而获得选自所述若干个匹配点对的数个内围点对。另外,所述方法包含计算基于所述数个内围点对的匹配分数(例如,阶段1匹配分数),使用在离群点检测期间识别的几何变换作为预处理的部分(例如,在计算阶段2匹配分数中),或两者。此方面的其它实施例包含对应系统、设备及计算机程序。

[0021] 在一个实施方案中,识别所述数个经匹配点对包含:针对所述验证模板中的每一第一点,计算与所述第一点相关联的描述符和与所述登记模板的第二点中的一者或多者相



关联的描述符之间的相应距离。所述第二点中的一者可基于所述相应距离而指定为对应于所述第一点,且因此,识别包含所述第一点及所述对应第二点的匹配点对。

[0022] 计算与所述验证模板中的特定第一点相关联的描述符和与所述登记模板的第二点相关联的描述符之间的相应距离可包含计算与所述特定第一点相关联的每一描述符和所述登记模板的所述第二点的每一对应描述符之间的距离。可将所述经计算距离组合为加权平均数以获得与所述特定第一点相关联的描述符和与所述登记模板的所述第二点相关联的描述符之间的距离。

[0023] 在一个实施方案中,根据投票方法识别所述数个匹配点对包含:针对所述验证模板中的每一第一点,计算与所述第一点相关联的描述符中的每一者和与所述登记模板的一个或多个第二点相关联的对应描述符之间的相应距离。可对不超过相应距离阈值的距离的数目进行计数,且可基于距离的所述数目的所述计数将而所述第二点中的一者指定为对应于所述第一点。因此,产生包含所述第一点及所述对应第二点的匹配点对。

[0024] 在各种实施方案中,相应距离可经计算为汉明距离、欧几里得距离、曼哈顿距离、相关性或马哈拉诺比斯距离。在一些实施方案中,可使用主分量分析(PCA)缩短局部(非二进制)描述符以消除不促成局部描述符方差的维度。可使用以下各项导出特定描述符:扩展多半径局部二进制型式(EMR-LBP)、扩展多半径局部二进制型式直方图(H-EMR-LBP)、扩展多半径局部二进制型式的型式直方图(PH-EMR-LBP)、扩展多半径中心对称局部二进制型式(EMR-CS-LBP)、EMR-CS-LBP直方图(HCS-LBP)、EMR-CS-LBP的型式直方图(PH-EMR-CS-LBP)、定向梯度直方图(HoG)、加速稳健特征(SURF)或快速视网膜关键点(FREAK)。获得所述数个内围点对可包含使用随机样本一致性(RANSAC)、M估计量样本与一致性(MSAC)或GROUPSAC,以将所述第一点对准到所述对应第二点。

[0025] 在一些实施方案中,计算匹配分数包含计算来自经匹配第一点及对应第二点的所检测内围点的位置的相关性。计算所述第一匹配分数还包含除位置相关性以外的额外参数及程序,例如内围点对的数目及对准几何变换的一个或多个参数。所述几何变换的参数可为验证图像的作为从内围点对的经计算几何变换的结果的尺度改变或验证图像的作为从内围点对的几何变换的结果的角度改变。在一个实施方案中,在计算所述第一匹配分数中使用两个参数。在其它实施方案中,取决于变换类型,可使用额外参数,例如切变。几何变换的其它经计算测量(展示其与真正分布的偏差)也是可接受的。在一些实施方案中,所述方法包含在识别候选(内围)点之前经由伽柏滤波修改经求平均验证图像。还可经由伽柏滤波修改登记模板。

[0026] 在一些实施方案中,计算匹配分数包含通过将几何变换应用于验证图像以形成经变换图像来计算第二匹配分数。所述方法还包含对所述经变换图像进行滤波且编码所述经变换图像的定向局部二进制型式版本,且将相同过程应用于用于登记模板的图像。每一版本可包含若干个层,其中每一层对应于编码的相异维度。所述方法可进一步包含将所述经编码经变换图像及对应于所述登记模板的所述经编码图像的每一层中的一个或多个对应图块进行比较,以获得每一层的相应层测量。所述层测量可经合计以获得所述第二匹配分数。所述滤波可包含伽柏滤波或伽柏对数滤波,且所述编码可包含格雷译码。

[0027] 在一些实施方案中,所述方法包含在比较之前排除对应于基本上缺乏可见脉管系统的区域的一个或多个图块。将对应图块进行比较可包含计算所述对应图块之间的汉明距

离、正规化汉明距离或滑动窗相关性。所述方法可进一步包含计算除所述第二匹配分数之外的第一匹配分数。所述第一匹配分数可通过计算内围点对中的分别来自验证及登记模板的两个对应点的坐标之间的相关性来计算,且可基于例如内围点对的数目及几何变换的一个或多个参数的参数,及/或基于内围点对数目的函数。接着可将匹配分数计算为所述第一匹配分数与所述第二匹配分数的加权和。

[0028] 在一个实施方案中,针对第一匹配分数的相关性包含计算  $\frac{Cx+Cy}{2}$ ,其中跨越验证及登记模板的内围点的坐标包含所述对中的每一点的X及Y坐标,且Cx及Cy分别是跨越验证及登记模板的内围经匹配点的X及Y坐标的相关性。阶段1匹配分数可经计算为:

$$[0029] \quad \frac{\left(\frac{Cx + Cy}{2}\right) * \log_2(N)}{(1 + |\log_2(RS + 0.001)|) * \left(1 + \left(\frac{RA}{0.2}\right)^2\right)}$$

[0030] 在此计算中,N是内围点对的数目,RS是验证图像的作为经计算配准几何变换的结果的尺度改变,且RA是验证图像的作为经计算配准几何变换的结果的角度改变。所述方法可进一步包含:如果所述几何变换的至少一个参数超出所述参数的标称范围,那么从所述匹配分数排除所述第一匹配分数。当采取仿射变换时,可通过切变使RS及RA增大。还可通过以下方式直接得知就Cx、Cy、N的函数及变换矩阵导出的参数来说的第一阶段匹配分数:使用冒名及真正比较的经标记数据集来训练例如人工神经网络或线性判别分析的分类器。任选地,可在分类之前应用PCA预处理阶段。

[0031] 在一些实施方案中,代替变换矩阵导出的参数RS及RA,变换的另一函数可依据其矩阵元素直接计算。考虑从真正及冒名比较导出的变换矩阵,期望形成对应变换矩阵元素的函数,从而在其分布中产生最大真正-冒名分离。实现此目的的一种方式是使用冒名及真正比较的经标记数据集的变换矩阵来训练回归函数且最大化可分类性测量,例如费舍尔判别率。

[0032] 在另一方面,用于更新登记模板的计算机实施的方法包含接收包含数个所关注点的验证模板。每一所关注点与各自描述环绕对应所关注点的一个或多个局部性的若干个不同相应描述符相关联。所述方法还包含通过将所述验证模板与登记模板集合中的一个或多个登记模板进行比较而计算所述验证模板的匹配分数。可至少基于所述匹配分数匹配或超过登记阈值而将所述验证模板添加到所述登记模板集合。

[0033] 在一些实施方案中,所述方法包含:针对所述登记模板集合中的每一模板,产生与所述登记模板集合中的一个或多个其它模板的相应匹配分数。计算所述模板的相应中值匹配分数,且可从所述登记模板集合移除具有最小中值匹配分数的模板。此方面的其它实施例包含对应系统、设备及计算机程序。

[0034] 在一些实施方案中,所述方法可包含使用细化BVM及巩膜掩模产生登记的质量分数。所述巩膜掩模可为包含白眼球且从眼睛图像排除环绕所述白眼球的图像部分的二进制图像掩模。质量分数可为细化BVM中的所检测血管点的数目与巩膜掩模中的真正像素(1)的数目的比率。所述方法还包含移除未通过特定质量分数的登记模板。

[0035] 在一些实施方案中,所述方法包含根据曝光差异、影响阈值或两者调整匹配分数。所述曝光差异可包含与所述验证模板相关联的验证曝光模板和与所述登记模板相关联的

登记曝光模板之间的差异。所述方法还可包含产生所述验证曝光模板及/或所述登记曝光模板。

[0036] 在一些实施方案中,产生曝光模板(用于登记及/或验证)包含将对应于登记及/或验证图像的眼睛所关注区域(ROI)分割成两个或两个以上区段,且针对每一区段产生强度直方图,所述强度直方图针对所述直方图中的每一强度表示所述ROI的基本上具有所述强度的所述区段中的像素的数目。所述ROI可为集中于眼睛的图像的区。在一些实施方案中,由眼睛寻找程序找出此区。在一些实施方案中,通过根据巩膜掩模的定界框裁剪眼睛的图像且通过用规定数目个像素(例如,50个像素)填补所述经裁剪图像而找出所述ROI。在一个实施方案中,将所述ROI分割成四个象限。在一些实施方案中,可使用从一个眼角到另一眼角且从一个眼睑到另一眼睑的定界框裁剪眼睛的图像。可用规定数目个像素填补所述经裁剪图像。

[0037] 在一个实施方案中,曝光差异是曝光相似性的-1倍。所述方法包含针对每一象限j确定:(i)直方图差异的正规化绝对值(ABSNDist<sub>j</sub>)、(ii)直方图交叉相似性(INTRsim<sub>j</sub>)、(iii)直方图相关系数相似性(CORRsim<sub>j</sub>)及(iv)巴特查里亚距离(BHATdist<sub>j</sub>)中的一者或多者。曝光相似性可经计算为:

[0038]  $(-\sum_j \text{ABSNDist}_j - \sum_j \text{BHATdist}_j + \sum_j \text{INTRsim}_j + \sum_j \text{CORRsim}_j)$ 。

[0039] 以上四个度量的其它线性或非线性组合是可能的。

[0040] 在一个实施方案中,产生一个或多个曝光模板包含产生若干个曝光测量。所述曝光测量中的每一者可为包含于图像的EXIF文件中的ROI的曝光计量(EXIF测量)、YUV图像的Y分量的统计参数及RGB图像的G分量的统计参数。

[0041] 在一些实施方案中,基于一个或多个直方图测量而计算曝光差异及/或曝光相似性。不同直方图测量可为以下各项中的任一者:直方图差异的正规化绝对值(ABSNDist)、直方图交叉相似性(INTRsim)、直方图相关系数相似性(CORRsim)及巴特查里亚距离(BHATdist)。

[0042] 在一些实施方案中,所述方法可包含在计算匹配分数之前根据与验证模板相关联的验证曝光模板和与登记模板集合中的每一登记模板相关联的每一登记曝光模板之间的相应曝光差异将登记模板集合排序。如此,可加快验证模板的验证,因为验证一般通过以下操作继续进行:将验证模板与数个登记模板进行比较,但以具有最低曝光差异的那些登记模板开始,且因此更可能正确地匹配所述验证模板。

## 附图说明

[0043] 本专利或申请文件含有至少一个带颜色的图式。在要求并支付必要费用之后专利事务局将提供本专利或专利申请公开案带彩图的副本。

[0044] 图1A示意性地描绘用于产生登记模板的实例性两阶段系统。

[0045] 图1B示意性地描绘用于产生验证模板且将所述模板与登记模板进行比较借此确定对应于两个模板的两个图像之间的相似性的实例性两阶段系统。

[0046] 图2A到2D图解说明用以辅助血管点检测及局部图像描述符产生的实例性图像锐化。

[0047] 图2E及2F图解说明实例性血管点检测程序。

[0048] 图3A到3C分别描绘来自眼睛的所检测血管点的实例性二进制图像、对应细化二进制图像及细化与原始二进制图像的叠加。

[0049] 图4A及4B描绘用于使表示所检测血管点的细化二进制图像稀疏的实例性掩模。

[0050] 图4C描绘对应于图3C中所描绘的细化二进制图像的稀疏二进制图像。

[0051] 图5A到5C分别描绘眼睛的实例性原始图像、实例性所关注区域 (ROI) 掩模及来自原始图像的ROI。

[0052] 图5D到5F分别描绘对应于图5C中所描绘的ROI的二进制血管图 (BVM)、对应细化BVM及对应稀疏BVM, 其中的每一者叠加在图5A中所描绘的原始图像上。

[0053] 图6描绘对应于实例性眼睛脉管系统的伽柏滤波的定向局部二进制型式 (OLBP) 图像。

[0054] 图7A到7C图解说明产生对应于实例性像素窗的格雷译码的OLBP型式。

[0055] 图8图解说明在滚动基础上更新登记模板的实例性过程。

[0056] 在各种图式中, 相似元件符号及名称指示相似元件。

### 具体实施方式

[0057] 图1A及1B示意性地描绘用于产生并存储可用于用户认证的可见脉管系统的登记模板的实例性多阶段生物识别系统。在一个实施方案中, 可见脉管系统对应于在白眼球中看到的脉管系统。白眼球具有若干层。巩膜是眼睛的含有胶原蛋白及弹性纤维的不透明纤维保护层。巩膜由结膜覆盖, 所述结膜具有尤其大数目个血管及穿过血管且在其上方延续的静脉。巩膜外层由球结膜覆盖, 所述球结膜是在打开眼睑时与眼睑或环境介接的薄透明膜。血管 (一般来说, 脉管系统) 穿过白眼球的所有这些层延续且可在眼睛的图像中检测到。在用户认证期间, 捕获用户的眼睛的一个或多个图像, 从 (若干) 所捕获图像产生一个或多个验证模板, 且可通过匹配如在登记及验证模板中表达的对应血管结构来验证用户的身份。

[0058] 应理解, 参考图1A及1B所描述的系统及方法不限于眼睛脉管系统。举例来说, 可使用耳朵的脉管系统来执行生物认证。特定来说, 使用近红外相机 (例如如果在电话的听筒附近实施近红外相机) 及红外光源, 可获得耳朵脉管系统的图像且可如本文中所描述而执行使用所述图像的用户认证。

[0059] 在步骤102中, 使用与向其认证用户的存取的装置 (例如, 智能手机、智能手表、智能眼睛、笔记本电脑、平板电脑等) 相关联的图像传感器 (例如, 相机) 来捕获用户的眼睛的图像。通过图解说明的方式, 相机可为数字相机、三维 (3D) 相机或光场传感器。在一些实施方案中, 相机可为具有眼镜形状因子的可穿戴装置中的面向内模块, 且用于捕获用户的白眼球的图像以用于生物认证。可在静止模式中或在视频模式中捕获图像。在一些实施方案中, 在捕获图像时可提示 (通过可视或可听或触觉反馈) 用户向左看或向右看或向上看或向前看。向左或右看可将白眼球的较大区暴露到虹膜的右边或左边以用于数据捕获, 而向前看可将白眼球的两个较小节段提供到每只眼睛中的虹膜的左边及右边。在步骤104中, 识别一般所关注区域, 例如, 可定位一只或两只眼睛。为此, 可使用在不同扫视眼睛图像上训练的维奥拉-琼斯算法。此后, 一旦检测到选定视线方向, 视线追踪算法 (例如, 使用哈尔滤波器的视线追踪算法) 便可用于量化目光量以获取一个或多个图像。通常, 裁剪所捕获图

像以获得一只或多只眼睛的RGB图像。此后，“图像”或“所捕获图像”一般是指眼睛的经裁剪RGB图像。

[0060] 从图像传感器捕获的图像可由于(例如)曝光及运动模糊伪影而具有变化的质量。在任选步骤106中,可对数个图像进行配准(即,空间上对准)及求平均以减少图像噪声。在一些实施方案中,图像相关方法用于测量所获得图像之间的不相似性以便对准用于求平均的图像且丢弃差异最大(例如,由于运动模糊或眨眼)且因此不适合用于配准及求平均的那些图像。举例来说,如果依序捕获的四个图像没有太大差异,那么可在配准之后对所述图像求平均。经求平均图像的数目可取决于图像传感器的帧率及噪声电平。当产生数个经求平均图像时,质量度量可用于选择最高质量以供在后续步骤中使用。在一些实施方案中,锐化图像的绿色通道像素值的标准偏差(如下文所描述而导出)可用作质量度量。其它质量度量是可能的。

[0061] 使用通过质量检查步骤106产生的图像来产生用于两阶段匹配程序的模板,在此之后通常出于安全及隐私原因而丢弃原始图像。阶段1模板可包含若干个(关注点、特征向量)元素。阶段2模板可包含对应于原始图像的经编码(例如,格雷译码的)定向局部二进制型式(OLBP)。在登记模式(下文所描述)中,一个或多个所捕获图像被指定为登记图像且从其产生登记模板。在一些实施方案中,产生并存储基于所捕获图像的局部曝光轮廓直方图的对应曝光模板。在认证/验证模式(下文还描述)中,一个或多个所捕获图像被指定为验证图像,且从其产生验证模板以匹配登记模板。

[0062] 参考图1A,在阶段1中,在步骤108处预处理可为登记图像或验证图像的一个或多个经求平均图像,且在步骤110处提取来自经预处理图像的特征,以产生一个或多个阶段1模板。在阶段1中,预处理可包含图像锐化或伽柏滤波,且特征提取可包含血管点检测(VPD)及特征描述符(PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、EMR-LBP、HoG及FREAK)及其PCA预处理,所有这些在下文经详细描述。在阶段2中,在步骤112处预处理一个或多个经求平均图像,且在步骤114处提取来自经预处理图像的特征,以产生一个或多个阶段2模板。在阶段2中,预处理可包含伽柏滤波且特征提取可包含定向局部二进制型式(OLBP)的检测,举例来说。在步骤116处可将登记模板在存储之前加密。

[0063] 在验证模式中,即,当处理验证图像时,阶段1在步骤110处包含:识别与登记模板匹配的候选关注点及特征描述符以从所检测内围点导出几何变换(例如,仿射变换或自相似性变换);及基于所识别变换及内围点坐标的一个或多个参数而计算第一匹配分数。在阶段2中,在步骤114处包含使用所识别几何变换、伽柏滤波及相位阈值化变换经预处理验证图像;及用OLBP编码结果以取得阶段2验证模板;及使用验证及所登记模板的平铺OLBP层的相关性计算第二匹配分数。可通过重复步骤110来计算一个以上第一匹配分数,每一重复对应于在所述重复中识别的不同几何变换。可在步骤118(图1B)中组合一个或多个第一匹配分数与第二匹配分数,且可基于所述经组合分数而确定(若干)验证图像为真实的。在一些实施方案中,在确定真实性时仅使用(若干)第一匹配分数,而在其它实施方案中,可基于对应几何变换的一个或多个参数而丢弃第一匹配分数。在一些实施方案中,可通过重复步骤110及114来计算一个以上第一及第二匹配分数。可在步骤118(图1B)中组合一个或多个第一匹配与第二匹配分数,且可基于所述经组合分数而确定(若干)验证图像为真实的。在一些实施方案中,组合规则可为最大值规则、乘积规则或求和规则。在一些实施方案中,组合

规则可为通过线性判别分析确定的线性混合。

[0064] 具体来说,如图1B中所描绘,阶段1处理及分析包含:确定登记及验证模板中的对应位置之间的相关性;将登记及验证模板的描述环绕对应于所述模板的图像中的所检测所关注点的局部性的图像描述符进行比较以找出所关注点的空间对应;及拒绝离群所关注点。在此阶段,产生配准变换矩阵加上匹配分数。所述变换矩阵可用于配准传入验证图像以用于阶段2匹配程序。在一些实施方案中,阶段1匹配分数自身用于在不继续进行到阶段2的情况下做出关于验证图像是否为真实的决定。在一些实施方案中,如果阶段1未能计算或未能提供在可接受尺度、旋转及/或切变极限内的配准矩阵,那么阶段2可继续进行以基于ROI内的虹膜的边界而不使用或使用通过(例如)步骤104提供的辅助配准矩阵独立产生匹配分数。

[0065] 图像锐化

[0066] 在一些实施方案中,预处理(步骤108)可用于增强型所捕获图像中的脉管系统的可见性。一种此类方法是从RGB图像数据选择可最大化脉管系统与周围白眼球之间的对比度的色彩分量。在一些实施方案中,此图像可包含蓝色层与绿色层的线性组合。具体来说,在一个实施方案中,锐化每一经求平均图像以使用三步骤过程获得对应锐化图像。第一步骤包含用高斯拉普拉斯算子(LoG)核对从一个或多个所捕获图像导出的经求平均图像的绿色通道或蓝色及绿色通道的部分的像素值求卷积,以获得卷积图像。第二步骤包含从可在图像中达到的最大值减去LoG滤波的图像。

[0067] 最终,在第三步骤中,将从第二步骤获得的经处理图像的每一像素与经求平均图像的对应像素相乘,以获得锐化图像。举例来说,图2A描绘从一个或多个所捕获图像获得的眼睛的经求平均图像。图2B描绘对应绿色通道,且图2C描绘对应LoG滤波的图像。在第三步骤中获得的锐化图像的标准偏差可为在将一系列经求平均图像分类且选择用于进一步处理的经求平均图像中使用的图像质量度量。在一个实施方案中,用于锐化的LoG核可表达为:

$$[0068] \quad \text{LoG 核} = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2 - y^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

[0069] 其中滤波器核大小为 $5 \times 5$ 个像素,其中高斯标准偏差( $\sigma$ )为0.4。可基于所获取图像的分辨率而优化LoG滤波的参数。针对具有 $100 \times 110$ 个像素( $\pm 20$ 个像素)的近似尺寸的经裁剪眼睛图像选择以上实例性参数。所保留质量分类的锐化经求平均图像的数目可根据应用而变化。举例来说,如果应用是产生并存储登记模板,那么可保留顶部四个锐化经求平均图像。如果应用处于验证阶段,那么可保留不同数目个图像(例如,两个)。

[0070] 在一些实施方案中,除基于LoG的图像锐化之外,可通过用由下式定义的伽柏滤波器组求卷积来获得经求平均图像的另一增强型副本:

$$[0071] \quad G_{\text{even}}(x, y, f, \theta) = \exp\left\{\frac{-1}{2} \left[\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right]\right\} \cos(2\pi f x')$$

$$[0072] \quad G_{\text{odd}}(x, y, f, \theta) = \exp\left\{\frac{-1}{2} \left[\frac{x'^2}{\sigma_x^2} + \frac{y'^2}{\sigma_y^2}\right]\right\} \sin(2\pi f x')$$

[0073] 其中 $x' = x \sin(\theta) + y \cos(\theta)$  且 $y' = x \cos(\theta) - y \sin(\theta)$

[0074]  $\sigma_x$ 及 $\sigma_y$ 分别定义沿着x轴及y轴的高斯包络线的标准偏差,f是调制正弦或余弦的频

率,且 $\theta$ 是核的定向角度,从0到 $5\pi/6$ 变化6倍,每一 $\pi/6$ 弧度分开。所得六个滤波器用于前述图像增强型。在一些实施方案中,可仅使用高斯滤波器组的奇数或偶数部分的量值。在一些实施方案中, $f$ 是0.22且 $\sigma_x=\sigma_y=1.9$ 。这些值可随ROI的分辨率改变。在一个实施方案中,仅偶数伽柏滤波器用于增强型经求平均图像。

[0075] 在一些实施方案中,锐化经求平均图像的额外预处理包含图像直方图及对对比度调整,例如对比度受限适应性直方图均衡化(CLAHE)。CLAHE一般在称作图块的图像的小区域中操作。通常,增强每一图块的对比度使得输出的直方图大致匹配由特定分布(例如,均匀、指数或瑞利分布)规定的直方图。接着使用内插法(例如双线性内插法)组合相邻图块以消除任何人工诱发的边界。在一些实施方案中,可通过选择红色、绿色或蓝色色彩分量的具有血管与背景之间的最佳对比度的线性或非线性组合而增强图像区域。举例来说,绿色分量在眼睛的RGB图像中可为优选的,因为其可提供血管与背景之间的最佳对比度。在一些实施方案中,可使用绿色及偏蓝像素值。在一些实施方案中,不使用CLAHE预处理。所关注区域(ROI)可在(举例来说)三步骤锐化之前通过施加巩膜掩模而选自经求平均图像。检查可用于确保ROI的选择的稳固。举例来说,如果通过施加巩膜掩模选择的区至少并非某一规定百分比(例如,经求平均图像大小的大约百分之二十五),那么从进一步处理移除对应图像。

#### [0076] 血管点检测

[0077] 各种点检测算法可用于识别所关注区域内的突出或关注点(步骤104)。突出或关注点通常在一般出现潜在地可识别血管或以其它方式特定的所关注型式的地方。可用于关注点检测的一些已知技术包含加速稳健特征(SURF)算法、加速度节段测试(FAST)算法以及哈里斯与史蒂芬斯(HS)算法。这些通用技术通常不侦测图像区域内的血管型式上的大多数/所有点。因此,在一些实施方案中,使用血管点检测(VPD)算法。VPD为趋于找出集中于/位于血管样对象上的点的点寻找程序。VPD算法考虑强度图像的潜在关注点(像素)的远端邻域以确定所述点是否位于所关注对象(例如,血管型式中的血管)上。可基于(举例来说)图像的尺度及分辨率、像素强度动力学及规定点检测灵敏性以及其它因素而调整VPD算法。

[0078] 在VPD算法的一个实施方案中,选择图像的区域,如图2D中所描绘。考虑如图2E中所描绘的各种远端邻域点以用于VPD计算。参考图2F,在集中于关注点候选者P0的实例性像素邻域中,识别两个型式窗202、204。在一些实施方案中,额外型式窗可嵌入于每一像素邻域内。每一像素邻域放在潜在所关注点(例如,P0)上。两个型式窗202、204的大小是不同的。在图2F中所展示的一个实施方案中,第一型式窗为包含点P1到P8的 $5\times 5$ 像素核,而第二型式窗为包含点P1'到P8'的 $7\times 7$ 像素核。每一型式窗包含用于下文所描述的计算的八个外围像素。

[0079] 为确定中心点P0是否为所关注点,VPD计算候选像素(P0)与像素P0的邻域中的16个其它像素(即,P1到P8及P1'到P8')之间的强度差异。每一比较被视为一状态且每一状态定义为:

$$[0080] \quad S_i = ((P_i - P_0) > t) \mid \mid ((P_i' - P_0) > t)$$

[0081] 具体来说,将P0的强度与对应边缘像素 $P_i$ 及 $P_i'$ 的强度进行比较。如果P0与 $P_i$ 的强度之间的差异超过强度阈值 $t$ ,或如果P0与 $P_i'$ 的强度之间的差异超过强度阈值 $t$ ,那么将状态设定为高逻辑值(例如,“1”)。否则,将状态设定为低逻辑值(例如,“0”)。可基于图像的质量及图像中的噪声量而改变强度阈值 $t$ 。在此实例中,最大计数器值是八,因为存在八个比

较。如果所有八个状态的和超过特定计数,例如,6,那么将候选点标记或指定为血管点。

[0082] 在一些实施方案中,如果窗中的任一像素的强度值大于第二强度阈值,那么可依据进一步分析丢弃中心点。在此情景中,像素可表示其中像差、眩光或其它图像伪影可导致候选点的错误识别的图像的区域。举例来说,如果第二强度阈值为240,其中最大强度为256,且如果边缘像素的强度超过240,那么从一群可能VPD候选点丢弃对应中心像素。

[0083] 上文所提供的值为实例性值,且可使用其它值。举例来说,可使用两个以上窗,任一或两个窗的大小可不同于此实例中的那些窗的大小,且还可基于各种因素而调整阈值及强度标尺。举例来说,具有相对低分辨率的图像可使用两个小像素窗,例如一个 $3 \times 3$ 窗及一个 $5 \times 5$ 窗,而相对高分辨率图像可使用三个较大像素窗,例如一个 $7 \times 7$ 窗、一个 $9 \times 9$ 窗及一个 $11 \times 11$ 窗。VPD过程可用在图像区域的所有像素或像素子集(例如距图像区域的边框在特定距离内的每一像素)上。一般来说,VPD为局部邻域运算且在确定如上文所描述的状态中及在决定候选点是否为血管点中可采用滑动窗技术。如此,VPD通过将逻辑高值(例如,“1”)指派给确定为血管点的所有点且通过将逻辑低值(例如,“0”)指派给所有其它候选点而二进制化眼睛的ROI。所得二进制掩模称为二进制血管图(BVM),如图3A中所描绘。

[0084] 在BVM中,大小小于预定义数目个像素的所有斑点可通过将其视为非血管点而被移除。在一些实施方案中,可细化从BVM获得的每一个别经连接血管结构(斑点),从而产生细化二进制血管图或细化BVM,如图3B中所描绘。细化过程形成横穿脉管系统的中心的血管踪迹。图3C中展示对应BVM上的实例性细化BVM的叠加。

[0085] 在一些实施方案中,为了进一步减少血管点的数目,可应用局部点抑制。一般来说,局部抑制基于从ROI的灰度锐化图像获得的梯度量值图。可通过用灰度图像对索贝尔滤波器求卷积以强调边缘而获得梯度量值图。索贝尔算子一般用 $3 \times 3$ 水平及垂直梯度核对ROI图像求卷积以产生梯度量值掩模。图4A及4B中展示实例性梯度核。

[0086] 在一个实施方案中,将细化BVM划分成 $5 \times 5$ 个非重叠块的邻域。在每一区块中,如果存在任何细化BVM点,那么选择映射到对应梯度量值掩模中的最高梯度值的仅一个血管点。此局部抑制过程使血管点数目减小几乎一半,因此减小模板大小且辅助匹配过程。经减小关注点集此后称为“稀疏VPD点”。图4C中展示对应于图3B中所描绘的实例性BVM的实例性稀疏VPD点集。 $5 \times 5$ 邻域仅为说明性的,且可基于图像分辨率及尺度而改变。图5A到5F描绘实例性原始图像、实例性ROI掩模、来自原始图像的ROI、对应于叠加在原始图像上的ROI的BVM、叠加在原始图像上的对应细化BVM及叠加在原始图像上的对应稀疏BVM(还称作稀疏VPD)。

[0087] 在一个实施方案中,来自其它点寻找程序(例如FAST、HS及SURF)的候选点可添加到稀疏VPD点集,假如其满足最小距离阈值。举例来说,在一个实施方案中,如果FAST点距VPD点为至少3像素远,那么将FAST点添加到稀疏VPD点。在一些实施方案中,关注点可从上文所描述的关注点寻找程序的全部或子集导出。在一些实施方案中,可在多个尺度下识别关注点。举例来说,可从三阶段高斯图像金字塔检测关注点。其它多尺度图像分解是可能的。

[0088] 局部图像描述符

[0089] 在使用上文所描述的一个或多个点检测算法识别关注点之后,可从环绕每一候选点的ROI局部性获得一个或多个局部图像描述符的集(步骤110)。可使用例如定向梯度直方



图 (HoG) 及加速稳健特征 (SURF) 的各种算法产生这些局部图像补片描述符,此建立于SIFT描述符上,但通过使用哈尔小波及积分图像具有较佳计算效率。还可使用称作快速视网膜关键点 (FREAK) 的二进制局部图像描述符算法计算局部图像描述符。扩展多半径局部二进制型式 (EMR-LBP) 及型式扩展多半径中心对称局部二进制型式 (PEMR-CS-LBP) 是两个其它二进制图像特征提取算子。一般来说,这些技术对于眼睛静脉匹配并非优化的。

[0090] 作为下文进一步详细描述的特征描述符算法的EMR-LBP的型式直方图 (PH-EMR-LBP) 及EMR-CS-LBP的型式直方图 (PH-EMR-CS-LBP) 经定制以用于眼睛静脉匹配。可个别地、组合地及/或与上文所描述的其它特征描述符算法组合地使用这些技术中的每一者以围绕ROI的每一关注点产生数个图像描述符。

[0091] 一般来说,如下围绕关注点计算LBP描述符:假定当前关注点处于像素位置  $(x_0, y_0)$ 。将中心点  $(x_0, y_0)$  的最接近8个相邻者  $\{(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, 8\}$  的强度值与中心点的强度值进行比较且将结果存储于  $K_i$  中。相邻者的强度可小于中心点的强度或与中心点的强度相同,且对应结果可为逻辑低值,例如“0”。如果强度较大,那么结果可为逻辑高值,例如“1”。在比较之后,且获得  $(x_0, y_0)$  的称作LBP8的8位代码,如

$$[0092] \quad LBP8 = \sum_i K_i * 2^{i-1}$$

[0093] 在一个实施方案中,可针对LBP8的外平方中的像素重复上文所描述的过程,因此产生特定关注点的16位 (2字节) LBP16代码。因此,可产生每一关注点的总共3个字节的LBP代码。可针对  $(x_0, y_0)$  的  $5 \times 5$  像素邻域重复所述过程,从而产生环绕特定中心点的以上LB8 (1字节) +LBP16 (2个字节) 计算的总共  $5 \times 5 = 25$  次重复,从而产生例如  $(x_0, y_0)$  的每一中心关注点的  $3 \times 25 = 75$  字节二进制描述符。此75字节二进制描述符指定为扩展多半径局部二进制型式 (EMR-LBP)。窗不局限于两个;其它大小基于图像分辨率而为可能的。

[0094] 在基于EMR-CS-LBP的实施方案中,用于每一成对像素比较的参考点代替所关注中心点的强度值而包含所述中心点的8像素或16像素邻域中的对角线相对的像素,借此导致位的数目的一半与EMR-LBP特征相比。EMR-LBP及EMR-CS-LBP描述符两者均为二进制数。

[0095] 通常使用围绕关注点界定的特定大小 (以像素为单位) 的邻域计算HoG。可将所述邻域划分成预定义数目个子区域,在其内特定角度下的边缘定向的直方图可经形成且共同用作所述关注点的局部描述符。这些基于直方图的描述符是实数向量。在一个实施方案中,大小为  $4 \times 4$  个像素的邻域平铺成具有分格成6个值格 (每一者30度分开) 的定向直方图的  $2 \times 2$  个子区域,且用作特征描述符。在一个实施方案中,平铺成具有分格成6个值格 (每一者30度分开) 的定向直方图的  $3 \times 3$  个子区域的大小为  $4 \times 4$  个像素的邻域可用作特征描述符。

[0096] 还可使用围绕关注点的特定大小 (以像素为单位) 的邻域计算HEMR-LBP描述符。导出邻域的每一像素的EMR-LBP代码 (如上文所描述)。将EMR-LBP代码的所述邻域划分成预定义数目个子区域。接下来,为形成直方图,产生子区域内的每一位位置的发生计数。跨越所有子区域的EMR-LBP代码的这些直方图的串接可指定为PH-EMR-LBP特征。这些描述符为实数向量。在各种实施方案中,大小为  $m \times m$  个像素 ( $m=4, 5, \dots, 11$  等) 的邻域平铺成  $n \times n$  ( $n=2, 3, \dots, 7$  等) 个重叠子区域 (图块), 且邻域或子区域内的每一EMR-LBP位位置的发生直方图的串接可用作特征描述符。可基于所获得图像分辨率而做出  $m$  及  $n$  的选择。HEMR-LBP是类似PH-EMR-LBP,但不具有子区域,因为在整个邻域上计算直方图。HLBP类似于HEMRLBP,但仅使

用LBP。

[0097] 在一个实施方案中,大小为 $9 \times 9$ 个像素(已经产生其LBP8及LBP16代码,如上文所描述)的邻域平铺成十六个 $3 \times 3$ 子区域,每一子区域具有一个像素重叠。LBP8代码的每一 $3 \times 3$ 子区域转换为一串九个无符号8位数字,类似地LBP16转换为9个无符号16位数字。LBP8串的无符号8位数字转换为无符号16位数字串。计算9个无符号16位串的每一位置的发生直方图,每一无符号16位串可提供长度为16个位的向量。因此,每一子区域可具有来自LBP8及LBP16代码的长度为16的两个向量,所述LBP8及LBP16代码经串接以使用16个子区域提供512个无符号16位数字的最终长度(图像补片的PH-EMR-LBP描述符)。

[0098] 可使用围绕候选点的特定大小(以像素为单位)的邻域计算PH-EMR-CS-LBP。在产生邻域中的每一像素的EMR-CS-LBP代码之后,将所述邻域划分成预定义数目个子区域。接下来,产生子区域内的每一位位置的发生计数。EMR-CS-LBP代码的这些直方图的串接可提供PH-EMR-CS-LBP特征。这些描述符是实数。大小为 $m \times m$ 个像素( $m=4,5,6,7,8,9,10,11$ 等)的邻域可平铺成可具有重叠图块的 $n \times n$ 个子区域( $n=2,3,4,5,6,7$ 等)。邻域或子区域内的每一位位置的发生直方图可用作特征描述符。可基于所获得图像分辨率而做出 $m$ 及 $n$ 的选择。HEMR-CS-LBP类似于PH-EMR-CS-LBP,但不具有子区域,因为在整个邻域上导出直方图。

[0099] 在一个实施方案中,大小为 $7 \times 7$ 个像素(已经产生其CS-LBP8及CS-LBP16代码,如上文所描述)的邻域平铺成九个 $3 \times 3$ 子区域,每一子区域具有一个像素重叠。CS-LBP8及CS-LBP16代码的每一 $3 \times 3$ 子区域转换为CS-LBP8及CS-LBP16代码中的每一者的九个无符号8位数字的串。计算可产生针对CS-LBP8的8个值格及针对CS-LBP16的8个值格的每一位位置的发生直方图。串接全部九个子区域可产生144个无符号16位数字的向量长度(图像补片的PH-EMR-CS-LBP描述符)。

[0100] 在一些实施方案中,可从单个特征描述符算法或使用上文所描述的若干个不同特征描述符算法导出围绕关注点的图像补片的特征描述符。举例来说,以下描述符中的一者或多者可用于出于形成阶段1模板的目的而表征围绕每一关注点的图像补片:EMR-LBP、CS-LBP、HoG、SURF、PH-EMR-LBP及PH-EMR-CS-LBP。在一些实施方案中,可在多个图像尺度下围绕候选点导出特征描述符(产生多尺度特征提取)。举例来说,可使用三阶段高斯图像金字塔检测关注点及其对应局部图像描述符。其它多尺度图像分解是可能的。

[0101] 经由匹配的验证或认证

[0102] 一般来说,匹配是找出与用户相关联的一个或多个经保存登记模板与所述身份的声称者一个或多个验证模板之间的相似性的过程。如果声称者的验证模板与登记模板的相似性(其可表达为匹配分数)超过规定阈值,那么声称者可经验证为已认证用户。否则,可拒绝声称者。

[0103] 阶段1型式匹配

[0104] 在登记或验证(步骤110)时形成的阶段1模板可包含所导出关注点及围绕其的对应图像特征描述符。计算二进制描述符(FREAK、EMR-LBP及PEMR-CS-LBP)的汉明距离以便找出登记与验证模板之间的最佳经匹配点对。汉明距离越低,所比较的点越相似。针对实数值描述符向量,可计算登记模板的SURF、HoG、PH-EMR-LBP及PH-EMR-CS-LBP描述符与验证模板的相应SURF、HoG、PH-EMR-LBP及PH-EMR-CS-LBP描述符之间的欧几里得、曼哈顿、相关性或马哈拉诺比斯距离以确定所述距离中的一者或多者是否满足规定对应阈值。在确定匹配点

对中还可使用其它距离测量。特定来说,以下直方图距离或相似性度量中的一者或多者可用于匹配基于直方图的图像描述符,例如PH-EMR-LBP及PH-EMR-CS-LBP:(i)直方图差异的正规化绝对值(ABSNDist<sub>j</sub>),(ii)直方图交叉相似性(INTRsim<sub>j</sub>),(iii)直方图相关系数相似性(CORRsim<sub>j</sub>),及(iv)巴特查里亚距离(BHATdist<sub>j</sub>)。

[0105] 一般来说,阶段1模板以如下格式包含 $t_i$ (关注点、特征向量)元素集:

$$[0106] \quad T = \{t_i\}, t_i = [(x_i, y_i), \vec{v}_i^1, \vec{v}_i^2, \dots, \vec{v}_i^d], i = 1, 2, \dots, n(T)$$

[0107] 其中 $(x_i, y_i)$ 是关注点 $i$ 的位置,且 $[\vec{v}_i^1, \vec{v}_i^2, \dots, \vec{v}_i^d]$ 是描述围绕像素坐标 $(x_i, y_i)$ 处的所关注点的局部图像补片的 $d$ 个不同类型的描述符向量的集合。

[0108] 在一些实施方案中,匹配程序执行穷举搜索(步骤110),从而计算针对登记模板中的所有关注点与所关注点 $i$ 相关联的每一特征向量 $\vec{v}_i^j$ 与验证模板中的所有所关注点的所有对应特征向量之间的距离,以选择一个或多个匹配点对。在一些实施方案中,实施比率测试使得将含糊对应作为模糊匹配而丢弃,其中第一到第二最近匹配距离比率大于特定阈值。在其它实施方案中,基于 $k$ 维树的技术可用于使用由快速近似最近邻库(FLANN)匹配程序实施的最近邻算法来匹配特征。此可在高维数据点当中达成较快最近邻搜索。

[0109] 在一些实施方案中,跨越描述符 $V_i^k$ ( $k=1, 2, \dots, d$ )的全部或子集的投票方法可用于从登记及验证模板选择对应匹配点。举例来说,仅在大多数对应局部图像描述符满足距离阈值的情况下将来自一个模板的一个或多个点与来自另一模板的对应一个或多个点配对。可在每一类型的描述符自身不可揭露经匹配点对的同一集时使用投票方法。因此,在一个实例中,如果使用总共五个类型的不同描述符当中的任何三者(至少)匹配两个模板中的点,那么验证模板中的对应点被视为与登记模板中的对应点匹配。具体来说,在一个实例中,针对每一所关注点,如果模板使用五个类型的描述符(也就是EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、HoG及SURF描述符),那么在PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP及SURF描述符超过距离阈值的情况下关注点可被视为经匹配点对的候选者,但其它描述符不指示匹配。

[0110] 在采用描述符融合的一些实施方案中,可通过组合所使用的不同类型的描述符(例如,SURF、HoG、EMR-LBP、EMR-CS-LBP、PH-EMR-LBP及PH-EMR-CS-LBP描述符)的全部或子集(在正规化将组合的描述符之后)而获得所识别点的单个描述符向量。

[0111] 在一些实施方案中,采用基于匹配度量的融合,可在与距离阈值进行比较之前使用加权平均数组合来自登记与验证模板之间的不同描述符的个别比较的正规化距离分数以找出两个模板之间的对应经匹配关注点对。在多尺度匹配中,来自一个模板的不同尺度(例如,来自图像金字塔的尺度0、尺度1及尺度2)的所识别模板点及其描述符可与来自另一模板的对应尺度的那些所识别模板点及其描述符单独匹配,或来自较低尺度的点坐标可在匹配之前比例放大到尺度0。

[0112] 一般来说,可依据后续处理丢弃其描述符不满足距离阈值的两个模板之间的点。此后,非丢弃位置可用于通过拟合如下文所描述的一个或多个仿射变换或类似几何变换而找出登记与验证图像之间的内围点对子集。内围点对的数目、其位置相关性及所需要的变换尺度及旋转的导数可接着用于产生第一阶段匹配分数。还可使用其它匹配分数产生方法,包含考虑描述符相似性分数的那些匹配分数产生方法。

[0113] 在一些实施方案中,随机样本一致性(RANSAC)或其它离群点检测方法可用于确定

对准验证模板中的候选点与第一登记中的所关注点所需要的变换,其中前述点为在先前描述符匹配过程中发现的点对。RANSAC离群点检测方法可拒绝不拟合经匹配点对中的对应点之间的假设几何变换的离群点,例如,就经由血管型式编码于登记及验证模板中的所关注眼睛区域的几何形状来说。举例来说,一个或多个变换矩阵可应用于来自经匹配对中的验证模板的点,从而在存在真正匹配的情况下产生就其坐标来说与登记模板的对应点对准的经变换点集。所涉及变换可基于经匹配点对的描述符匹配而从经匹配点对的最大一致(内围)子集导出。基于假设的离群点检测及图像配准方法(例如RANSAC)可用于识别关于大多数内围点对产生经变换模板位置的一个或多个仿射变换或类似变换。内围点对可包含可使用所导出变换矩阵对准到登记模板中的点的验证模板中的点,使得经对准点的位置之间的欧几里得或其它距离度量不超过距离阈值。内围点对还可为与其它登记-验证点对相比较产生描述符空间中的最近距离且成功地幸免于RANSAC或类似离群点检测过程的点对。离群点检测过程采用来自登记-验证模板比较的内围点对位置之间的几何或有限弹性变换。一般来说,为内围点的来自验证模板的经变换点被称为经对准点。在阶段1处不执行验证图像的变换。

[0114] 可基于跨越登记及验证模板的内围点的相关性分数的函数加上来自所检测变换矩阵的内围点数目及经恢复尺度及旋转因子的函数而产生阶段1匹配分数。在一些实施方案中,可使用(若干)变换矩阵的其它表征函数。在一些实施方案中,可使用除相关性以外的相似性度量。举例来说,内围点对的数目N可用于测量登记与验证模板之间的相似性。与相对低数目个内围点对相比较,高数目个内围点对(举例来说)可指示较高第一阶段匹配分数。在一些实施方案中,相关性分数基于(举例来说)跨越登记及验证模板的经配准内围点位置之间的距离、来自登记及验证模板的对应经匹配点的描述符之间的距离、登记与验证模板点之间的经匹配点串接的位置之间的相关性、可需要用于几何对准的两个模板之间的经恢复配准尺度及/或旋转,或者这些及/或其它测量中的一者或多者的组合。可单独或与另一度量组合使用相关性分数以确定阶段1匹配分数。

[0115] 在一个实例中,可通过以下操作确定匹配分数:计算验证模板中的内围关注点与登记模板中的对应点之间的x、y坐标相关性;及使相关系数乘以N,即,内围点对的数目。

[0116] 在一些实施方案中,阶段1匹配分数为正规化内围点对位置的相关性分数。在其它实施方案中,阶段1匹配分数(FMS)可经计算为:

$$[0117] \quad FMS = \frac{\left(\frac{C_x + C_y}{2}\right) * \log_2(N)}{(1 + |\log_2(RS + 0.001)|) * \left(1 + \left(\frac{RA}{0.2}\right)^2\right)}$$

[0118] 其中 $C_x$ 及 $C_y$ 分别是对应登记及验证模板内围点的x及y坐标之间的相关性分数。N是这些内围点对的数目,RA是表示由用于配准的内围经匹配验证点到登记点的变换产生的角度改变的经恢复角度,且RS是表示由所述变换产生的尺度改变的经恢复尺度。可从由用于识别内围点对的RANSAC或类似运算产生的仿射或类似变换矩阵导出RA及RS。

[0119] 还可通过以下方式直接得知就 $C_x$ 、 $C_y$ 、N的函数及变换矩阵导出的参数来说的第一阶段匹配分数:使用冒名及真正比较的经标记数据集来训练例如人工神经网络或线性判别分析的分类器。任选地,可在分类之前应用主分量分析(PCA)预处理阶段。在一些实施方案中,可使用PCA投影缩短局部(非二进制)描述符以消除不促成局部描述符方差的PCA后维

度。此可改进分类准确度同时减小特征维数。针对描述符集的每一族保留的总方差的百分比可变化。举例来说,在PCA投影及缩短的一个实施方案中,扩展多半径局部二进制型式的型式直方图特征的维数可减少以保留其方差PCA后缩短的大约86%。类似地,基于SURF的特征可使其维数减少以通过PCA保留原始方差的大约85%,且可缩短扩展多半径中心对称局部二进制型式的型式直方图以保留其方差PCA后投影及缩短的大约95%。可使用眼睛模板的训练数据库预计算PCA加载。方差缩短的其它百分比是可能的;其取决于锐化方法及图像中的噪声电平。

[0120] 在一些实施方案中,代替变换矩阵导出的参数RS及RA,变换的另一函数可依据其矩阵元素直接计算。考虑从真正及冒名比较导出的变换矩阵,期望形成对应变换矩阵元素的函数,从而在其分布中产生最大真正-冒名分离。实现此目的的一种方式是使用冒名及真正比较的经标记数据集的变换矩阵来训练回归函数且最大化可分类性测量,例如费舍尔判别率。

[0121] 在一些实施方案中,当多个图像尺度用于产生图像区域的多尺度模板时,并非来自原始尺度的点坐标(而非对应描述符)可乘以定标因子以将其投影到原始尺度,从而通过将内围点投影到原始尺度中而组合来自所有尺度的内围点(即,内围点对中的对应点)。在一些实施方案中,阶段1匹配分数可为来自从关注点寻找程序与特征描述符类型的不同组合产生的不同RANSAC变换的数个相关性分数的加权和。在一些实施方案中,来自验证模板的内围点可由以几何方式变换的模板的经对准点替换以产生上文所描述的阶段1匹配分数。

[0122] 可个别地或与一个或多个其它测量组合地使用阶段1匹配分数以确定验证模板是否足够类似于登记模板,以便认证用户。在一些实施方案中,如果经恢复尺度RS低于或高于特定值,及/或如果经恢复角度RA高于特定阈值,那么可使用阶段1匹配分数做出不认证用户的决定,且不计算阶段2匹配分数。在一些实施方案中,如果发生配准的此类失败,那么可使用不同配准算法或不使用配准算法以仍达成下文所描述的阶段2匹配。

[0123] 阶段2型式匹配

[0124] 使用来自可将验证图像区域的点对准到由登记模板表示的登记图像区域的点的离群点检测过程(例如,RANSAC过程)的变换矩阵变换(配准)验证图像区域以用于阶段2匹配程序(步骤114)。在一些实施方案中,变换包含应用于验证图像区域的一个或多个仿射或类似变换。举例来说,验证图像区域可经平移、定标、倾斜及/或旋转以产生经变换图像区域,其中经变换图像区域的点在类似于登记图像区域中的对应点的位置的位置中。

[0125] 举例来说,可通过匹配伽柏滤波的登记及验证图像的定向局部二进制型式来产生阶段2匹配分数。在一些实施方案中,使用滤波之后的经变换验证图像区域导出定向局部二进制型式(OLBP)图像(步骤114)。

[0126] 在一些实施方案中,滤波过程包含将数个卷积滤波器应用于经变换验证图像区域以产生经滤波验证图像区域。举例来说,可在各种角度下的复数伽柏滤波器集或复数伽柏对数滤波器集应用于经变换验证图像区域(步骤112)。可以经验为主地确定伽柏滤波器的参数以便计及图像区域中所描绘的血管的间隔、定向及周长的变化。复数伽柏滤波的图像的相位一般反映不同角度下的血管型式。伽柏滤波的图像的相位可从 $-\pi$ 弧度变化到 $+\pi$ 弧度。举例来说,在由伽柏核集滤波的相位图像(举例来说,波长=6像素;沿x的伸展(标准偏

差) $=2.5$ 像素;沿 $y$ 的伸展(标准偏差) $=2.5$ 像素;角度 $=0^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $60^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $120^\circ$ 、 $150^\circ$ )中,高于 $0.25$ 弧度且低于 $-0.25$ 弧度的相位值可对应于血管结构。将相位图像阈值化不局限于 $0.25$ 或 $-0.25$ ,且此可基于应用及所使用的伽柏核集而改变。

[0127] 在一些实施方案中,为将相位图像阈值化,维持高于 $0.25$ 或低于 $-0.25$ 的相位的所有值且将剩余值设定为零以导出阈值化图像。此可产生在对应相位图像中基本上无噪声的脉管系统结构的更清晰描绘。可针对由不同角度下的数个伽柏核的应用产生的图像执行此操作。在一些实施方案中,可添加所得阈值化图像,从而产生经设计以揭露细小且卷曲的血管结构的经滤波图像,例如图6中所描绘的图像。

[0128] 在一些实施方案中,在产生阶段1匹配分数的过程中,如上文所描绘的关注点寻找程序(SURF、FAST、HS及VPD)及/或局部图像描述符算法(例如,HoG、SURF、EMR-LBP、PH-EMR-LBP、EMR-CS-LBP及PH-EMR-CS-LBP)所应用到的图像区域可为偶数伽柏滤波的图像区域的量值或如下各项的量值:不同角度下的所有偶数伽柏滤波的图像区域或相位图像区域的和;或不同角度下的相位图像区域或阈值化相位图像区域的和;或不同角度下的所有阈值化相位图像区域的和。在一些实施方案中,日志伽柏核可替换伽柏核。

[0129] 一般来说,可使用经滤波图像区域导出OLBP模板(步骤114)。在一些实施方案中,经滤波图像区域是不同角度下的阈值化相位图像的和。为产生OLBP图像,针对经滤波图像区域中的每一非边框像素形成像素窗(例如图7A中所描绘的实例性 $3\times 3$ 像素窗)。 $3\times 3$ 像素窗一般包含中心像素的值,及八个周围像素的值。还可使用其它大小(例如, $5\times 5$ 、 $7\times 7$ 等)的像素窗。每一像素的值可指示(举例来说)对应像素的强度或所述像素的相位信息。在一些实施方案中,不针对图像边框像素(例如,经滤波图像区域的外边框处的像素)形成像素窗,因为边框像素不具有八个周围像素。可形成针对中心像素的八个周围像素中的每一者具有二进制值的二进制像素窗,所述二进制值指示周围像素是否具有大于或等于中心像素的值或小于中心像素的值(即,强度或相位)的值。举例来说,图7A中的像素窗经二进制化以形成如图7B中所描绘的二进制像素窗,其包含局部高值(即,“1”)及逻辑低值(即,“0”)以指示哪些周围像素值大于或等于或者替代地小于中心像素值。举例来说,参考图7B,值“1”指示相关联像素具有大于或等于中心像素的像素强度值的像素强度值,且值“0”指示相关联像素具有小于中心像素的像素强度值的像素强度值。

[0130] 针对每一二进制像素窗,识别对应于最长周围“1”(或在一些实施方案中,“0”)串的中心的位置(步骤114)。在图7B中所展示的实例性二进制像素窗中,环绕所述窗的数字指示像素位置,且最长周围“1”串是从位置0到位置3。所述“1”串的中心介于位置1与2之间,且在此实施方案中,较小位置(即,位置1)经识别为最长周围“1”串的中心。在一些实施方案中,较大位置(例如,在此实例中位置2)可经识别为最长1串的中心。

[0131] 在识别最长周围“1”串的中心的位置之后,可产生4位二进制格雷码(步骤114)。二进制格雷码是“1”及“0”串,其中每一连续值相差仅一个位。到图4B中所展示的实例的格雷码的实例性映射位置是“0001”(如图7C中所展示)。在此实例中,像素位置1经识别为最长周围“1”串的中心,且位置1对应于格雷码值“0001”。产生针对其形成 $3\times 3$ 像素窗的像素(即,图7A及7B中所描绘的窗的中心中的像素)的此格雷码。当识别经滤波登记图像区域中的每一非边框像素的OLBP及格雷码时,每一像素可具有指示所述像素的强度定向的4位格雷码。

[0132] 在产生经滤波登记图像区域的每一非边框像素的格雷码之后,可针对经滤波登记

图像区域产生四个二进制层。每一二进制层(例如,在第三维度上)对应于4位格雷码的一个位。举例来说,如果位置(10,10)处的像素具有格雷码值“1100”,那么第一二进制层的位置(10,10)处的二进制值是“1”,第二二进制层的位置(10,10)处的二进制值是“1”,第三二进制层的位置(10,10)处的二进制值是“0”,且第四二进制层的位置(10,10)处的二进制值是“0”。为产生阶段2匹配分数,将类似程序应用于经变换验证图像以便产生可与第一格雷译码的图像(即,阶段2登记模板)相比较的第二格雷译码的图像(即,阶段2验证模板)。

[0133] 在一些实施方案中,可平铺每一二进制层以用于登记-验证模板比较(步骤114)。在一个实例性实施方案中,将二进制层平铺成24个图块的 $4 \times 6$ 网格。平铺可避免或最小化不包含可见脉管系统且如此对于认证并非重大的区域。平铺还可最小化配准伪影。在一些实施方案中,依据进一步分析识别且丢弃无效图块。举例来说,如果对应于特定图块的区不包含非常可见的眼睛脉管系统,或包含皮肤或虹膜的大部分,那么可确定所述图块为无效的。举例来说,可通过使用睫毛检测算法及/或使用眩光检测算法将包含于图块中的区的二进制值的和与阈值进行比较而做出此有效性确定。在一些实施方案中,可产生在白眼球(其又通过分段过程来确定)内的像差像素(例如所检测眩光及睫毛)的集合。可基于像差像素计数的数目与对应图块下方的白眼球像素的数目的比率而确定一个或多个图块是否无效。

[0134] 白眼球内的图块的面积除以所述图块的总面积可反映巩膜在所述图块内的程度。如此,在一个实施方案中,巩膜掩模内的具有小于80%覆盖范围的图块可被视为无效的且因此被抛弃。在一些情形中,图块区的若干部分可被眩光或睫毛或眼睑或其它伪影及遮断物遮断,此情况如果足够严重,那么可导致图块无效。巩膜掩模通常是排除不属于白眼球的图像像素的二进制图像掩模。在一些实施方案中,脉管系统的存在的测量可用于丢弃非血管图块。举例来说,具有大于零的伽柏值的阈值化相位的图块的面积除以图块的总面积可检测可见脉管系统的量。

[0135] 在各种实施方案中,为确定阶段2匹配分数,将格雷译码的阶段2验证模板的每一二进制层中的每一位与格雷译码的阶段2登记图像的对应层中的对应位进行比较(步骤114)。举例来说,可以逐层方式将阶段2验证模板的四个二进制层与阶段2登记模板的对应四个层进行比较。在一些实施方案中,阶段2匹配分数基于分别格雷译码的验证及登记阶段2模板的对应二进制层之间的汉明距离。在一些实施方案中,阶段2匹配分数基于格雷译码的阶段2验证及登记模板的二进制层之间的相关性。滑动窗相关性可用于确定二进制层的图块的相关性分数。在其中平铺二进制层的实施方案中,仅有效图块之间的距离或相关性可用于确定阶段2匹配分数。在一些实施方案中,可针对整个图像区域或针对每一层将汉明距离正规化到(例如)0与1之间的值。举例来说,每一层的正规化汉明距离可为0与1之间的数字,其中“1”指示格雷译码的阶段2验证模板的层的二进制值与阶段2格雷译码的登记模板的对应层的二进制值之间的准确匹配(无差异),且“0”指示不匹配。在一些实施方案中,可针对整个图像区域或针对每一层将相关性正规化到(例如)-1与1之间的值。

[0136] 举例来说,可通过使针对格雷译码的阶段2验证及登记模板的每一对对应二进制层计算的正规化汉明距离相加而产生阶段2匹配分数,从而产生介于0与4之间的阶段2匹配分数。在一些实施方案中,所述阶段2匹配分数可进一步正规化到介于0与1之间的值。在一些实施方案中,可基于图块之间的正规化汉明距离(例如,通过将有效图块的数目与跨越所有有效图块计算的正规化汉明距离的平均数相乘)而产生阶段2匹配分数。举例来说,在具

有四个层且每一层中具有10个有效图块的情况下,阶段2匹配分数可介于0与40之间,即,图块中的每一者的正规化汉明距离的和。

[0137] 在一些实施方案中,举例来说,可通过使针对跨越格雷译码的阶段2验证及登记模板的每一二进制层计算的正规化相关性分数相加而产生阶段2匹配分数,从而产生介于-4与4之间的阶段2匹配分数。在一些实施方案中,阶段2匹配分数可进一步正规化到介于-1与1之间的值。作为另一实例,可基于图块之间的正规化相关性(例如,通过将有效图块的数目与跨越所有有效图块计算的正规化相关性的平均数相乘)而产生阶段2匹配分数。在一些实施方案中,可将由相关性分数产生的阶段2匹配分数与阈值进行比较以确定是否可认证提供验证图像的用户。举例来说,如果阶段2匹配分数小于1.0(在-4到4的尺度上),那么可拒绝验证尝试且确定用户是未被授权的。

[0138] 融合

[0139] 在两阶段融合中,可组合阶段2匹配分数与阶段1匹配分数以产生第三(最终)匹配分数(步骤118)。如此,在一些实施方案中,阶段1匹配分数及阶段2匹配分数可相乘及/或经求和以产生第三匹配分数。在一些实施方案中,第三匹配分数可为阶段1匹配分数及阶段2匹配分数的加权和。可基于历史匹配记录而以经验为主地确定权数。举例来说,可分析认证失败及成功的历史例子以确定阶段1匹配分数是否比阶段2匹配分数更多地指示实际匹配,或特定匹配分数值是否或多或少指示实际匹配,且对应数据可用于训练阶段1及阶段2匹配分数的一个或多个权数。可将第三匹配分数与阈值分数进行比较以确定验证图像是否匹配眼睛的登记图像。在一些实施方案中,最小或最大融合规则或者线性判别式可用于组合阶段1与阶段2匹配分数以产生第三匹配分数。

[0140] 在一个实施方案中,获得数个阶段1分数,每一阶段1分数基于不同类型的图像锐化、不同类型的描述符及不同RANSAC运行。加权求和可用于基于各种阶段1匹配分数及一个阶段2匹配分数而产生融合匹配分数。在一个实例中,通过匹配阶段1验证及登记模板而获得以下分数:

[0141] 分数1=阶段1(点寻找程序=尺度0及尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP)

[0142] 分数2=阶段1(点寻找程序=尺度0及尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=PH-EMR-LBP)

[0143] 分数3=阶段1(点寻找程序=尺度0及尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=PH-EMR-CS-LBP)

[0144] 分数4=阶段1(点寻找程序=尺度0及尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=SURF)

[0145] 使用对应于分数2的变换矩阵,分数5=阶段2分数。

[0146] 融合分数可为所有上文所描述的分数的加权和,由下式给出:

[0147] 融合分数=0.1\*分数1+0.2\*分数2+0.2\*分数3+0.2\*分数4+0.1\*分数5

[0148] 以上实例中的权数及组合是针对一个实施方案。可采用金字塔尺度、金字塔类型、点寻找程序及特征描述符的其它组合。在一些实施方案中,两个或两个以上阶段2匹配分数还可包含于融合分数中。

[0149] 在另一实施方案中,通过匹配阶段1验证及登记模板而获得以下分数:

[0150] 分数1=阶段1(点寻找程序=尺度0及尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=PH-



EMR-LBP)

[0151] 分数2=阶段1(点寻找程序=尺度0及尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=PH-EMR-CS LBP)

[0152] 融合分数可为上文所描述的分数的加权和,由下式给出:

[0153] 融合分数=0.5\*分数1+0.5\*分数2

[0154] 在另一实施方案中,通过应用数个不同RANSAC程序而获得数个阶段1分数且获得一个阶段2分数。可使用加权求和组合这些分数以产生融合匹配分数。在一个实例中,通过匹配验证及登记模板而获得以下分数:

[0155] 分数1=阶段1(点寻找程序=尺度0下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、HoG;在出自基于匹配度量的融合的点上运行RANSAC)

[0156] 分数2=阶段1(点寻找程序=尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、HoG;在出自基于匹配度量的融合的点上运行RANSAC)

[0157] 使用从分数1导出的变换矩阵,分数3=阶段2分数。

[0158] 融合分数可为所有分数的加权和,由下式给出:

[0159] 融合分数=0.4\*分数1+0.3\*分数2+0.3\*分数3

[0160] 应理解,在以上实例中使用的权数及组合仅为说明性的,且可采用其它权数、描述符的数目及类型以及RANSAC运行(一般来说,内围点检测程序)。也可采用用于基于匹配度量的融合的点寻找程序、特征描述符、金字塔尺度及金字塔类型的其它组合。

[0161] 在另一实施方案中,通过对以不同方式锐化的图像应用数个不同RANSAC程序而获得数个阶段1分数。可使用加权求和组合这些分数以产生融合匹配分数。在一个实例中,通过匹配验证及登记模板而获得以下分数:

[0162] 分数1=阶段1(锐化=基于LoG的;点寻找程序=尺度0下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、HoG;在出自基于匹配度量的融合的点上运行RANSAC)

[0163] 分数2=阶段1(锐化=基于LoG的;点寻找程序=尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、HoG;在出自基于匹配度量的融合的点上运行RANSAC)

[0164] 分数3=阶段1(锐化=基于伽柏的;点寻找程序=尺度0下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、HoG;在出自基于匹配度量的融合的点上运行RANSAC)

[0165] 分数4=阶段1(锐化=基于伽柏的;点寻找程序=尺度1下的FAST及VPD;特征描述符=EMR-LBP、PH-EMR-LBP、PH-EMR-CS-LBP、SURF、HoG;在出自基于匹配度量的融合的点上运行RANSAC)

[0166] 融合分数可为所有分数的加权和,由下式给出:

[0167] 融合分数=0.3\*分数1+0.2\*分数2+0.3\*分数3+0.2\*分数4

[0168] 应理解,在以上实例中使用的权数及组合仅为说明性的,且可采用其它权数、描述符的数目及类型以及RANSAC运行(一般来说,内围点检测程序)。也可采用用于基于匹配度量的融合的点寻找程序、特征描述符、金字塔尺度及金字塔类型的其它组合。

[0169] 在一些实施方案中,使用单个登记模板及单个验证模板获得融合分数。在一些实

实施方案中,可通过将一个或多个验证模板与一个或多个登记模板进行比较而产生最终匹配分数。举例来说,如果存在两个验证模板及两个登记模板,那么可产生四个融合分数。在一些实施方案中,可使用最大值规则或求和规则产生最终匹配分数。在其它实施方案中,最高N'个内围点(经由数个离群点检测运行所识别)的匹配分数及/或最佳质量分数经选择为最终匹配分数。在一些实施方案中,连串地产生匹配分数直到匹配分数达到特定阈值为止或直到执行所有或预定义数目个选定比较为止。在一些实施方案中,阶段1匹配分数可与阶段2匹配分数组合使用以产生第三匹配分数以用于确定验证模板与登记模板之间的相似性程度。在一些实施方案中,借助匹配分数融合,阶段1匹配分数可用于产生第三匹配分数以用于确定验证模板与登记模板之间的相似性程度。在一些实施方案中,借助融合,阶段2匹配分数可用于产生第三匹配分数以用于确定验证模板与登记模板之间的相似性程度。

[0170] 用于多模板匹配的滚动模板更新及智能模板召回

[0171] 图8图解说明在滚动基础上更新登记模板的实例性过程。为了按照用户的每一眼睛ROI高效地管理数个登记模板,可精细化且更新存储于一个或多个模板库(例如,图1A及1B中所展示的数据库120)中的登记模板。可在登记时任意地减少将存储的登记模板的数目。为此,在一个实施方案中,来自每一ROI的最初N个登记模板以成对方式彼此匹配,且仅存储具有最高总体交叉匹配分数的那些模板(步骤802)。举例来说,给定最初N个登记模板,采用对称距离度量匹配 $N(N-1)/2$ 个可能对。接着,排除具有最低中值匹配分数的模板。中值匹配分数可为每一登记模板的N-1个匹配分数的中值,每一匹配分数对应于包含于登记库中的正测试的模板与剩余N-1个登记模板的比较。可重复此程序以从(若干)模板库省略一个或多个额外登记模板。

[0172] 在一些实施方案中,产生所有登记模板及验证模板的质量分数。验证及登记模板包含基于二进制血管图(BVM)的稀疏血管点。在一些实施方案中,对应于模板的质量分数包含与所述模板相关联的细化BVM中的真正像素(即,被指定逻辑高值的像素)与在产生所述BVM中使用的巩膜掩模中的真正像素的数目的比率。在另一方法中,可将登记及/或验证模板的质量分数计算为与所述模板相关联的BVM中的真正像素与巩膜掩模中的真正像素的数目的比率。质量分数可提供存在于眼睛图像中的可见脉管系统量的测量以便评估其适合性以用于在匹配过程中的进一步处理。不处理包含于登记库中的具有低于特定阈值的质量分数的登记图像。

[0173] 在一些实施例中,另外或在替代方案中,可通过以下操作在验证时更新(若干)模板库:添加合格验证模板作为额外登记模板;或用相对较佳质量验证模板替换先前存储的较低质量的登记模板。为了取得资格,输入验证模板必须与一个或多个登记模板匹配良好,且任意地通过将添加到模板库的所述验证模板的较早提及的质量测量(步骤804)。如果模板库(例如)由于存储器容量约束、登记模板数目约束等而无法存储额外模板,那么可(例如)使用以上过程排除最不合适的先前存储的登记模板(步骤806)。在一些实施例中,然而,在(例如)由于从最初配准过程缺乏充分多样化模板而需要较大登记库的情况下保存较低质量登记模板,其中多样化定义为在真正用户使其眼睛在变化条件下扫描时模板中的外部诱发的变化的测量。

[0174] 在一些实施例中,多登记模板系统中的每一模板的曝光轮廓还连同所述模板一起经存储作为模板多样性的测量(例如,在图1A中所展示的步骤108中)。可使用若干种方法经

由预配准ROI计算对应于将保存的模板的每一图像的曝光轮廓。实例性方法包含使用相机的固有曝光计量变数(例如在图像的EXIF文件中发现的那些)、使用中值(平均数、标准偏差)对及/或图像的YUV呈现中的Y分量或仅绿色层的直方图以用于曝光轮廓。在后一情形中,为找出两次捕获之间的曝光相似性分数,可使用直方图距离测量,例如柯尔莫诺夫-斯米尔诺夫验证、正规化绝对差、直方图交叉、均方误差、基于卡方的距离、K-L散度、巴特查里亚距离或相关系数。可通过将图像分裂成两个或四个节段(或其它空间布置,其可为重叠的)且通过在测量曝光轮廓相似性之前串接按照每一节段计算的上文所描述的曝光测量而增加针对非对称光照及空间曝光分布的灵敏性。

[0175] 上文所描述的程序是可主要地揭露模板之间的曝光及/或光照诱发的差异的相对简单统计图像相似性测量。为改进相似性测量的准确度,图像可经预配准且经裁剪到所选择的ROI,例如,整个眼睛或特定视线方向的经分段巩膜的定界框。在一个实施方案中,可通过找到来自眼睛间距离的尺度及从虹膜及/或巩膜及/或眼睛的中心的组合平移而执行预配准。可从连接前两个点的线确定旋转角度,且可基于尺度、旋转角度等而使用相似性几何变换来完成预配准。在验证期间,输入验证模板的匹配可以具有最相似曝光轮廓的登记模板开始,此可减少第一最佳多重比较中的匹配时间(即通过一达到匹配阈值就借助匹配决定退出)。

[0176] 在一些实施方案中,针对曝光感知滚动模板更新,通过将有限优点提供给具有不同于登记模板的光照及曝光条件的光照及曝光条件的模板而调制经计算匹配度量从而允许曝光多样性(步骤118,图1B中所描绘)。这些差异可以其它方式使这些验证模板处于不利地位,因为其匹配分数至少部分地由于曝光差异而较低。一般来说,不允许验证与登记模板之间的显著曝光差异以克服经调制度量是有益的,借此错误地允许紧密冒名模板添加到登记模板库。因此,对于模板 $T_1$ 及 $T_2$ ,根据一个线性实施方案:

[0177]  $\text{enhanced\_match\_metric}(T_1, T_2) = a * \text{match\_score}(T_1, T_2) +$

[0178]  $(1-a) * (\min(\text{exposure\_difference}(T_1, T_2),$

[0179]  $\text{influence\_threshold})$

[0180]  $\text{influence\_threshold}$ 可确保曝光差异杠杆率不超过特定水平。在经标记训练数据集内,可根据参数“a”确定适合 $\text{influence\_threshold}$ 以达成最佳性能。根据以上增强型匹配度量,产生模板 $T_1$ 及 $T_2$ 的图像之间的相当弱的匹配(但具有显著曝光差异)在不具有此曝光差异的情况下可为强匹配,且如此,输入验证模板可被利用以便在滚动模板更新中经选择。血管分布/图像质量的测量可添加到此公式以进一步确保来自低质量图像(即,由于模糊、反射及遮断等而缺乏足够良好界定的血管结构的图像)的模板也不被选择为登记模板。

[0181] 在基于直方图的曝光相似性度量的一个实施方案中,眼睛图像经裁剪到巩膜掩模的定界框且填补有特定数目个像素(例如,大约50个像素),否则眼睛图像相对于眼睛定中心。接着,计算第一及第二图像的每一象限的绿色层的64值格直方图。还可使用其它直方图,例如32值格或128值格直方图。这些直方图与其对应模板一起存储为曝光轮廓或曝光模板。接下来,计算模板对之间的每一对应象限的直方图之间的直方图距离或相似性度量。具体来说,计算以下度量:直方图差异的正规化绝对值( $\text{ABSNDist}$ )、直方图交叉相似性( $\text{INTRsim}$ )、直方图相关系数相似性( $\text{CORRsim}$ )及其巴特查里亚距离( $\text{BHATdist}$ )。在其它实施方案中,可使用较少及/或其它度量。最终,将这些度量组合成单个相似性度量,如下:

[0182] 相似性 =  $-1 * \text{ABSNDist}2 - 1 * \text{ABSNDist}1 - 1 * \text{ABSNDist}3 - 1 * \text{ABSNDist}4$

[0183]  $-1 * \text{BHATdist}2 - 1 * \text{BHATdist}1 - 1 * \text{BHATdist}3 - 1 * \text{BHATdist}4$

[0184]  $+ \text{INTRsim}2 + \text{INTRsim}1 + \text{INTRsim}3 + \text{INTRsim}4$

[0185]  $+ \text{CORRsim}2 + \text{CORRsim}1 + \text{CORRsim}3 + \text{CORRsim}4$ ;

[0186] 相似性度量越高,两个模板越相似。不相似性或曝光差异可为相似性度量的否定值。

[0187] 此处所描述的系统及技术可实施于计算系统中,所述计算系统包含后端组件(例如,作为数据服务器);或包含中间件组件(例如,应用程序服务器);或包含前端组件(例如,具有用户可通过其来与此处所描述的系统及技术的实施方案互动的图形用户接口或Web浏览器的客户端计算机)或此类后端、中间件或前端组件的任一组合。所述系统的组件可通过数字数据通信的任何形式或媒体(例如,通信网络)互连。通信网络的实例包含局域网(“LAN”)、广域网(“WAN”)及因特网。

[0188] 计算系统可包含客户端及服务器。客户端及服务器一般彼此远离且通常通过通信网络互动。客户端与服务器的关系是借助在相应计算机上运行且彼此具有客户端-服务器关系的计算机程序而产生。已描述若干个实施例。然而,将理解,可在不背离本发明的精神及范围的情况下作出各种修改。

[0189] 本说明书中所描述的标的物及操作的实施例可实施于数字电子电路中或包含本说明书中所揭示的结构及其结构等效物的计算机软件、固件或硬件或者其中的一者或多者的组合中。本说明书中所描述的标的物的实施例可实施为编码于计算机存储媒体上以供数据处理设备执行或控制数据处理设备的操作的一个或多个计算机程序,即,一个或多个计算机程序指令模块。替代地或另外,程序指令可编码在人工产生的所传播信号(例如,机器产生的电、光学或电磁信号)上,所述人工产生的所传播信号经产生以编码信息以传输到适合接收器设备以用于由数据处理设备执行。计算机存储媒体可为计算机可读存储装置、计算机可读存储衬底、随机或串行存取存储器阵列或装置或者其中的一者或多者的组合或包含于计算机可读存储装置、计算机可读存储衬底、随机或串行存取存储器阵列或装置或者其中的一者或多者的组合中。此外,尽管计算机存储媒体并非所传播信号,但计算机存储媒体可为编码于人工产生的所传播信号中的计算机程序指令的源或目的地。计算机存储媒体还可为一个或多个单独物理组件或媒体(例如,多个CD、磁盘或其它存储装置),或包含于一个或多个单独物理组件或媒体(例如,多个CD、磁盘或其它存储装置)中。

[0190] 本说明书中所描述的操作可实施为由数据处理设备对存储于一个或多个计算机可读存储装置上或从其它源接收的数据执行的操作。

[0191] 术语“数据处理设备”囊括用于处理数据的所有种类的设备、装置及机器,包含(例如)可编程处理器、计算机、单芯片系统或者前述各项中的多者或组合。设备可包含特殊用途逻辑电路,例如,FPGA(现场可编程门阵列)或ASIC(专用集成电路)。除硬件之外,所述设备还可包含为所讨论的计算机程序创建执行环境的代码,例如,构成处理器固件、协议堆叠、数据库管理系统、操作系统、跨平台运行时环境、虚拟机或其中的一者或多者的组合的代码。设备及执行环境可实现各种不同计算模型基础设施,例如web服务、分布式计算及网格计算基础设施。

[0192] 可以任一形式的编程语言(包含编译或解译语言、说明或程序语言)来写入计算机

程序(还称为程序、软件、软件应用程序、脚本或代码),且可将所述计算机程序部署成任一形式,包含部署为独立程序或部署为模块、组件、子例程、目标或适合在计算环境中使用的其它单元。计算机程序可以,但未必对应于文件系统中的文件。程序可存储于保持其它程序或数据(例如,存储于标记语言资源中的一个或多个脚本)的文件的一部分中、存储于专用于所讨论的程序的单个文件中或存储于多个协调文件(例如,存储一个或多个模块、次程序或代码的若干部分的文件)中。计算机程序可经部署以在一个计算机上或位于一个位点处或跨越多个位点分布且通过通信网络互连的多个计算机上执行。

[0193] 本说明书中所描述的标的物的实施例可实施于计算系统中,所述计算系统包含后端组件(例如,作为数据服务器),或包含中间件组件(例如,应用程序服务器),或包含前端组件(例如,具有用户可通过其来与本说明书中所描述的标的物的实施方案互动的图形用户接口或Web浏览器的客户端计算机)或者一个或多个此类后端、中间件或前端组件中的一者或多者的任一组合。所述系统的组件可通过数字数据通信的任一形式或媒体(例如,通信网络)来互连。通信网络的实例包含局域网(“LAN”)及广域网(“WAN”)、互联网络(例如,因特网)及对等网络(例如,专设对等网络)。

[0194] 计算系统可包含客户端及服务器。客户端及服务器一般彼此远离且通常通过通信网络互动。客户端与服务器的关系是借助在相应计算机上运行且彼此具有客户端-服务器关系的计算机程序而产生。在一些实施例中,服务器将数据(例如,HTML页)传输到客户端装置(例如,以用于向与客户端装置互动的用户显示数据且从所述用户接收用户输入的目的)。可从服务器处的客户端装置接收在客户端装置处产生的数据(例如,用户互动的结果)。

[0195] 一个或多个计算机的系统可经配置以借助于将在操作中致使系统执行动作的软件、固件、硬件或其组合安装于系统上而执行特定操作或动作。一个或多个计算机程序可经配置以借助于包含在由数据处理设备执行时致使所述设备执行动作的指令而执行特定操作或动作。

[0196] 虽然本说明书含有许多具体细节,但不应将这些细节视为对任何发明或可主张的内容的范围的限制,而是应将其视为特定发明的特定实施例所特有的特征的说明。在单独实施例的上下文中于本说明书中描述的特定特征也可以组合形式在单个实施例中实施。相反地,在单个实施例的上下文中所描述的各种特征也可单独地或以任一适合子组合形式在多个实施例中实施。此外,尽管上文可将特征描述为以特定组合形式起作用且甚至最初主张如此,但来自所主张组合的一个或多个特征在一些情况下可从所述组合去除,且所述所主张组合可针对于子组合或子组合的变化形式。

[0197] 类似地,虽然在所述图式中以特定次序描绘操作,但不应将此理解为要求以所展示的特定次序或以顺序次序执行此些操作或执行所有所图解说明的操作以实现合意结果。在特定情况下,多任务及并行处理可为有利的。此外,不应将在上文所描述的实施例中的各种系统组件的分离理解为在所有实施例中需要此分离,且应理解,一般可将所描述的程序组件及系统一起整合于单个软件产品中或封装到多个软件产品中。

[0198] 因此,已描述标的物的特定实施例。其它实施例在以下权利要求书的范围内。在一些情形中,权利要求书中所陈述的动作可以不同次序执行且仍实现合意结果。另外,附图中所描绘的过程未必需要所展示的特定次序或顺序次序来实现合意结果。在特定实施方案

中,多任务及并行处理可为有利的。

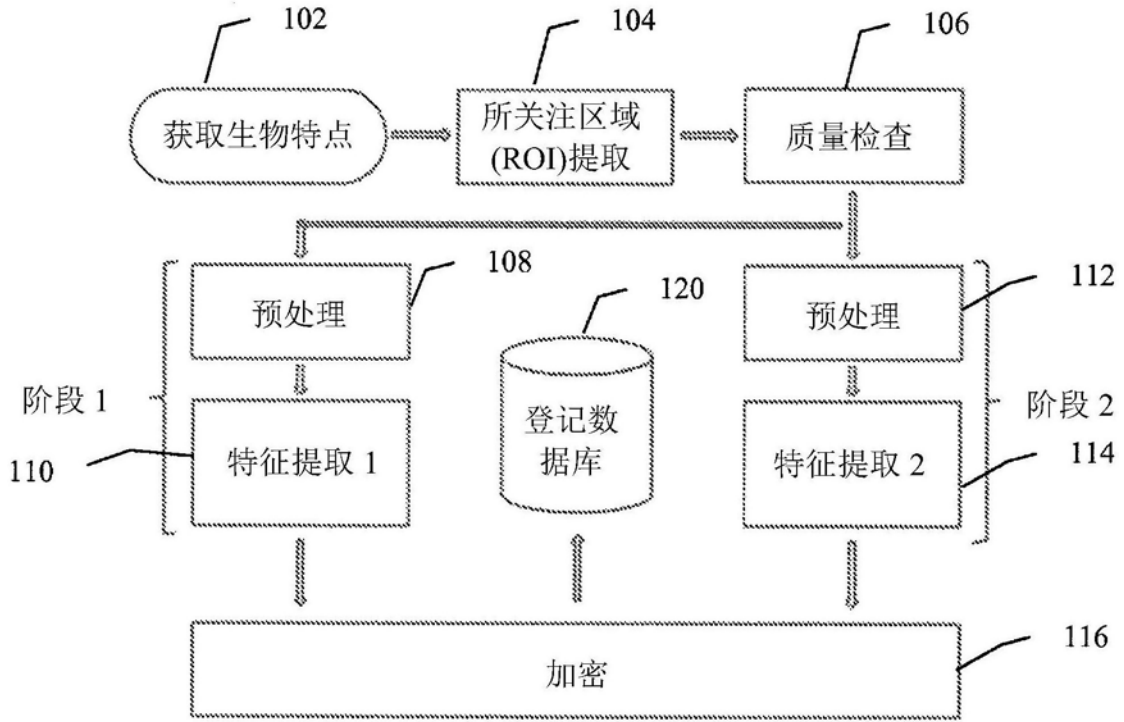


图1A

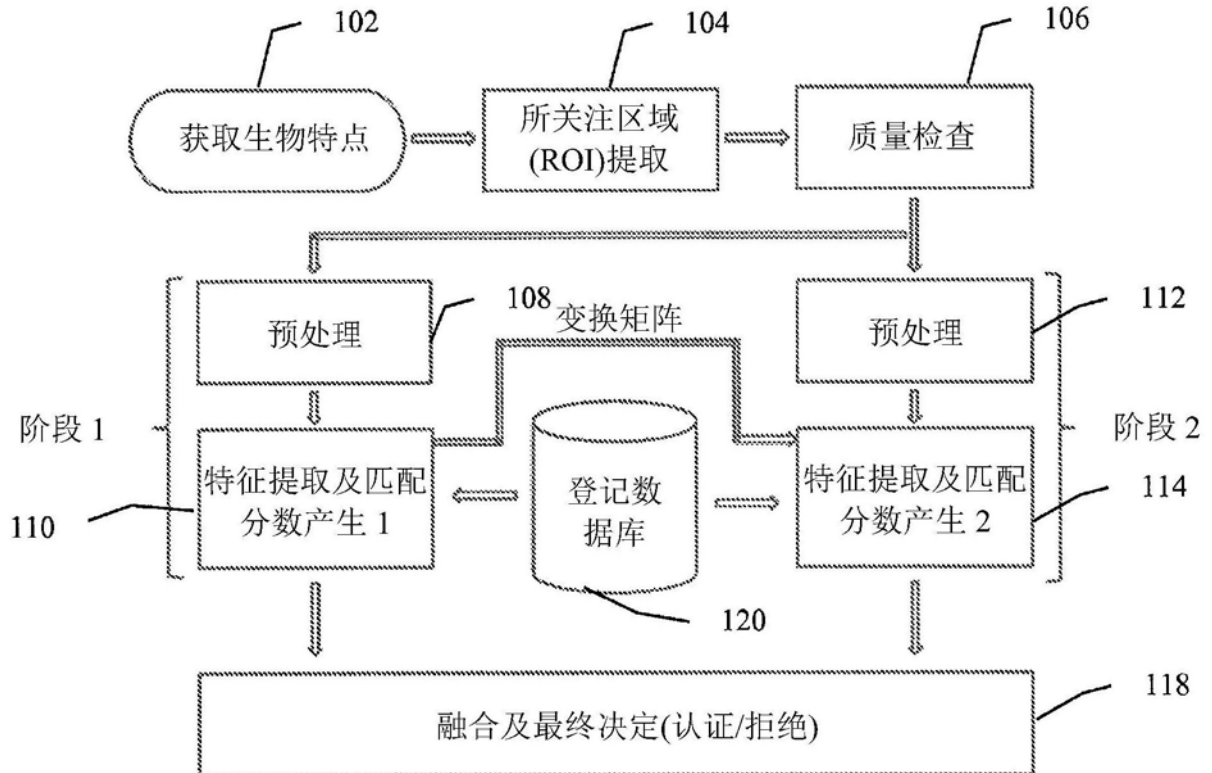


图1B

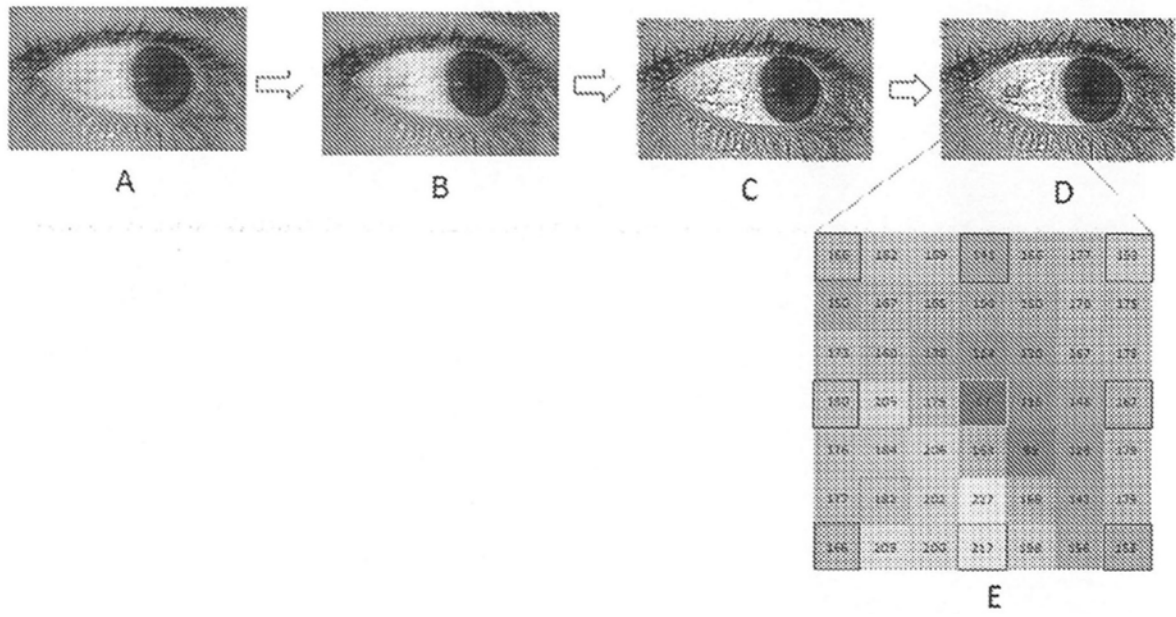


图2A-2E

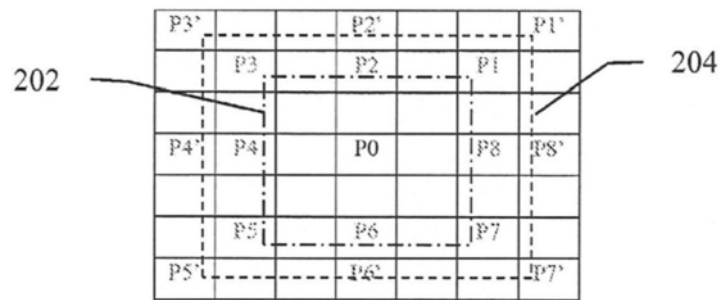


图2F



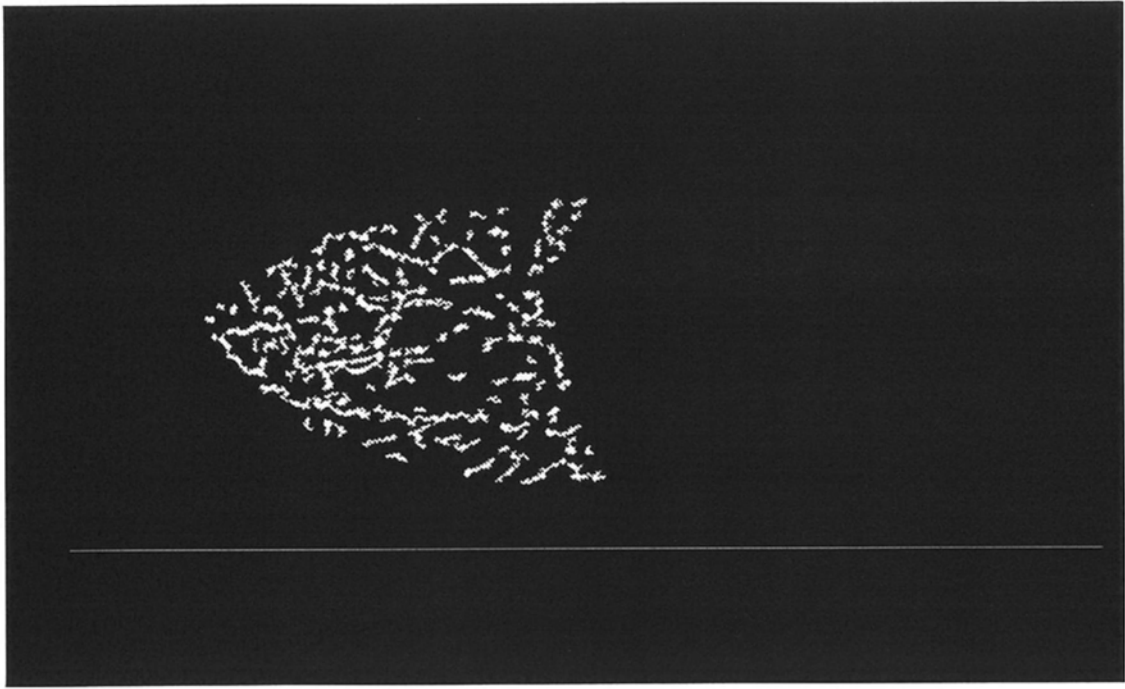


图3A

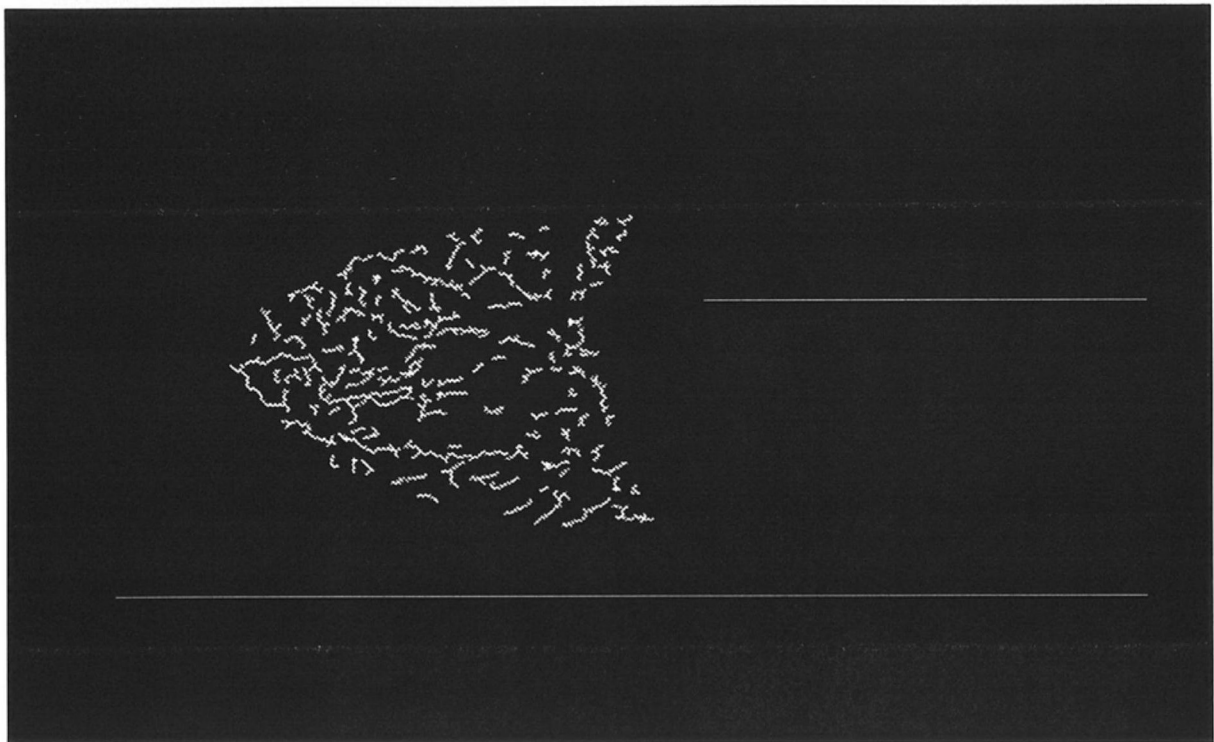


图3B

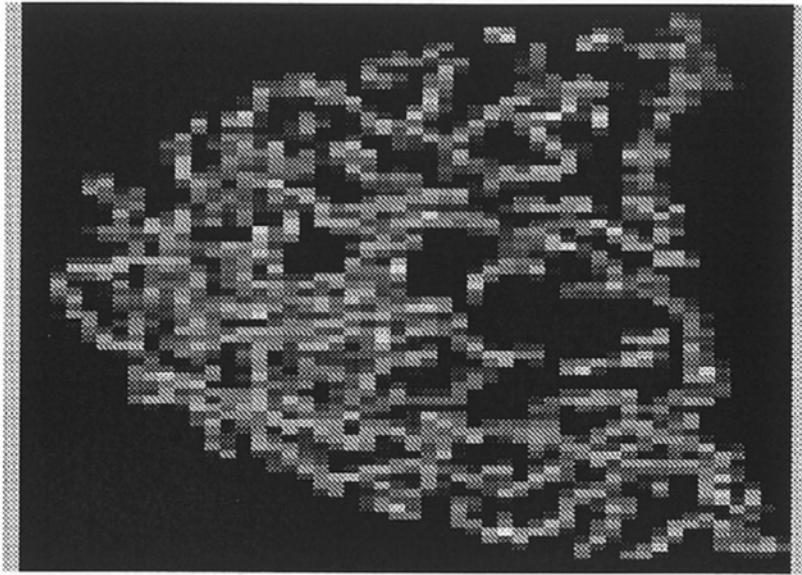


图3C

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

图4A

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

图4B

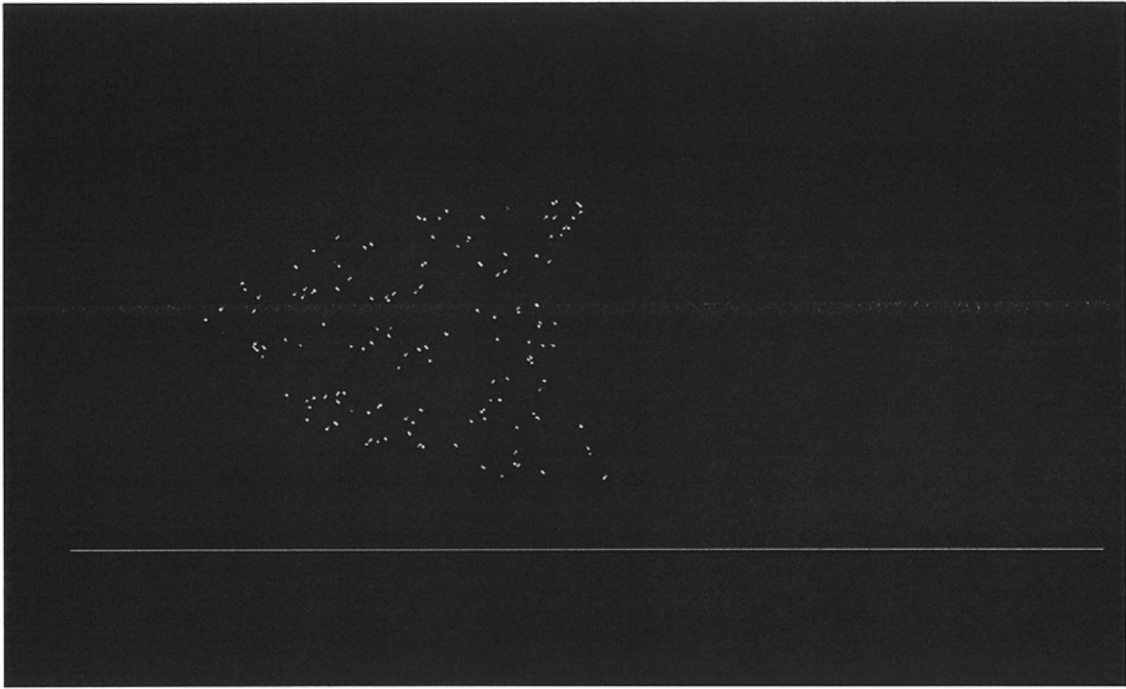


图4C

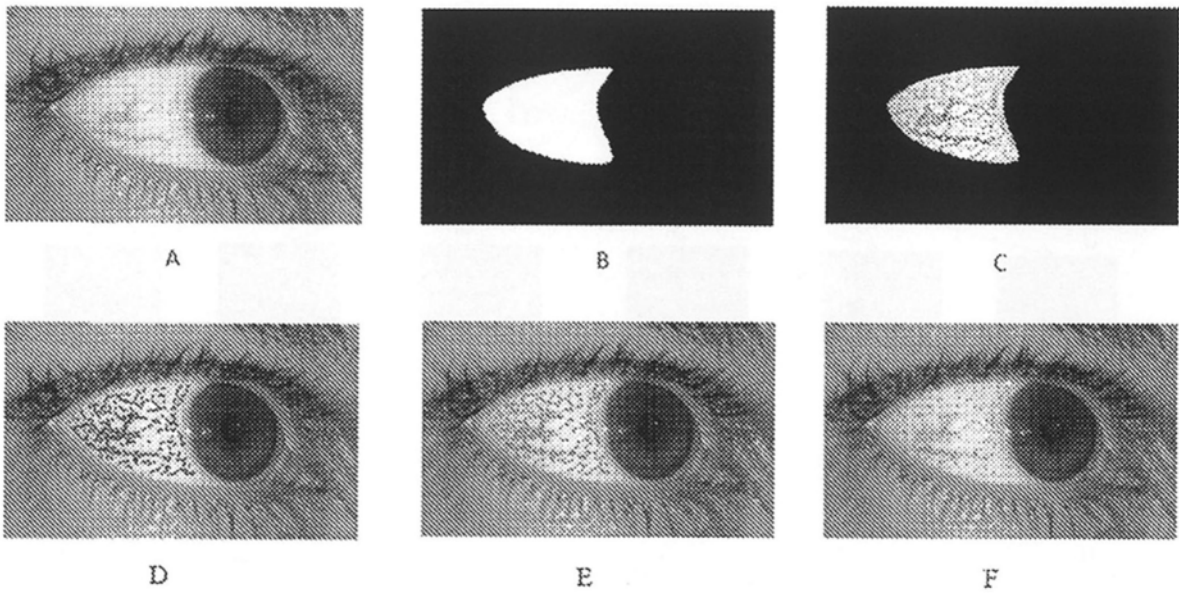


图5A-5F

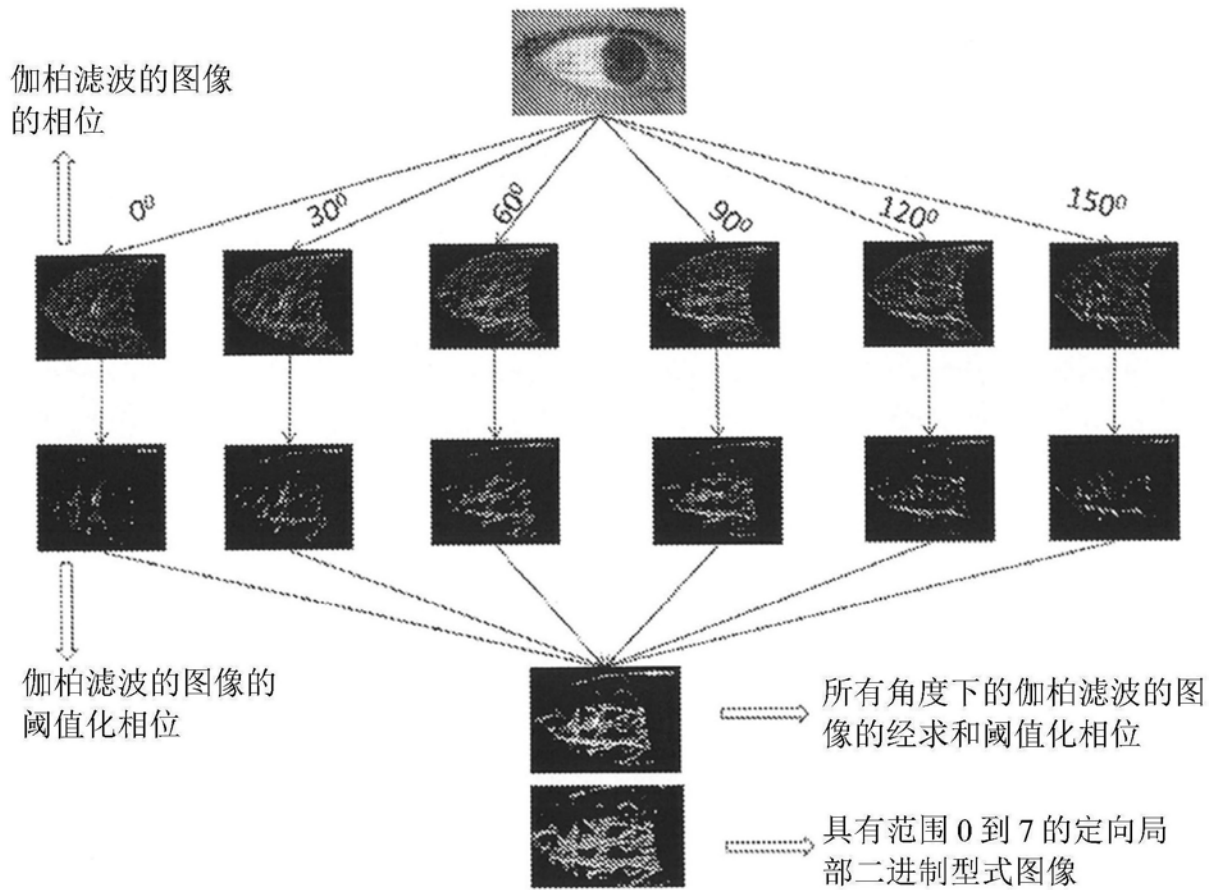


图6

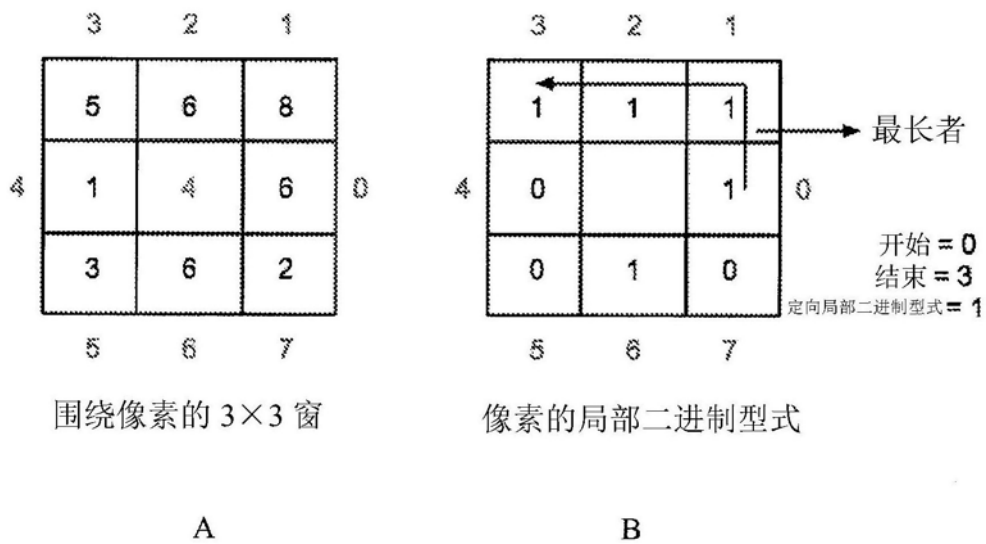


图7A-7B

像素位置	格雷码
0	0000
1	0001
2	0011
3	0111
4	1111
5	1110
6	1100
7	1000

图7C

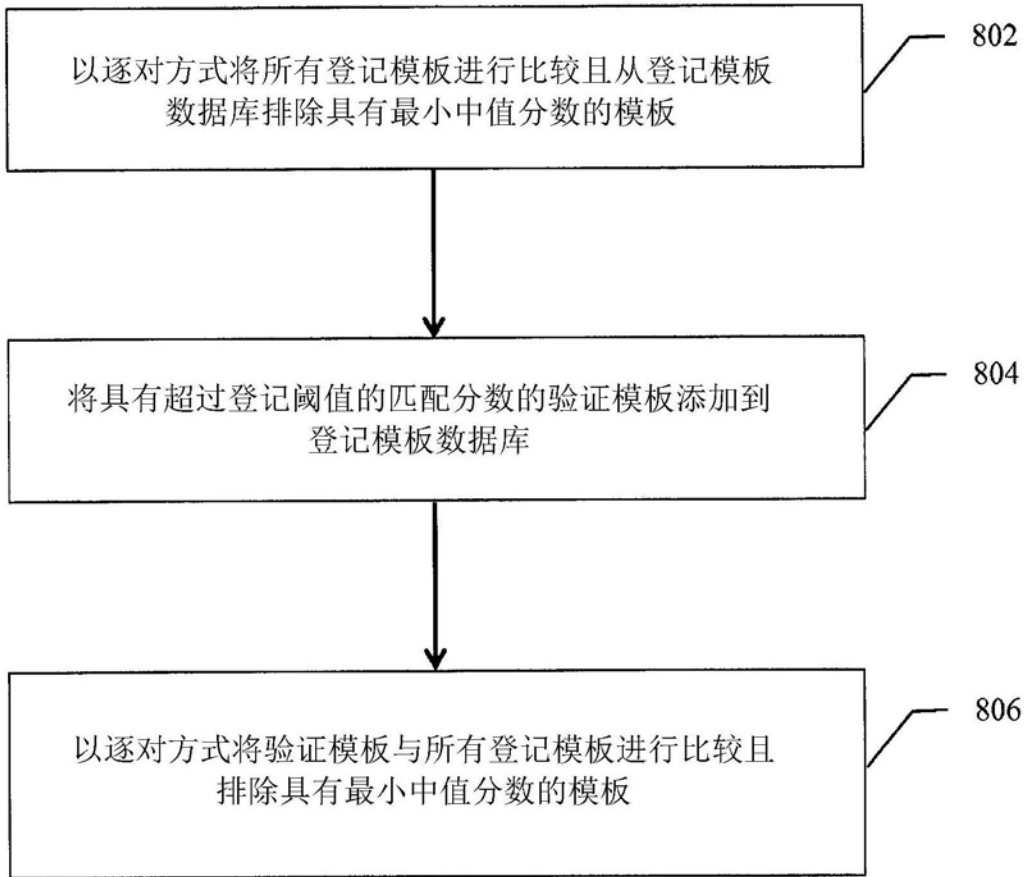


图8