



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109964229 A

(43)申请公布日 2019.07.02

(21)申请号 201680090476.6

(51)Int.Cl.

(22)申请日 2016.12.25

G06K 9/00(2006.01)

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

G06K 9/46(2006.01)

2019.04.26

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/US2016/068605 2016.12.25

(87)PCT国际申请的公布数据

W02018/118099 EN 2018.06.28

(71)申请人 脸谱公司

地址 美国加利福尼亚

(72)发明人 叶夫根尼·扎捷普亚金

(74)专利代理机构 北京康信知识产权代理有限

责任公司 11240

代理人 梁丽超

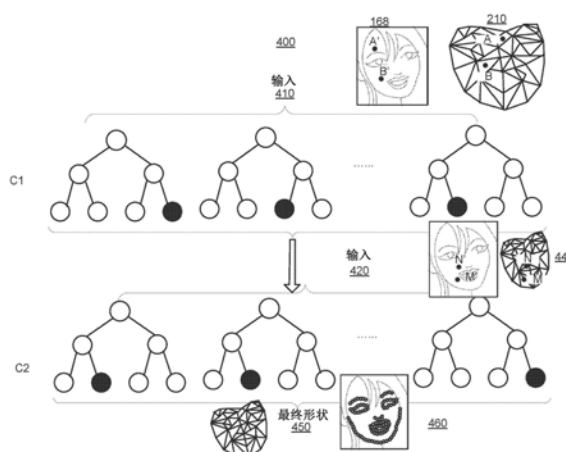
权利要求书5页 说明书11页 附图7页

(54)发明名称

用于人脸对准的形状预测

(57)摘要

一种人脸跟踪系统,生成用于基于决策树的多级级联在人脸图像的一部分内提取人脸上的 一组面部锚定点的模型。该人脸跟踪系统识别调整为人脸的图像的网格形状。对于每个决策树,人脸跟踪系统识别出网格形状相对于人脸的图像的调整向量。对于每个级联级,人脸跟踪系统将针对每个决策树的已识别调整进行组合以确定针对该级联级的组合调整向量。人脸跟踪系统基于组合调整向量修改网格形状至图像中的人脸的调整。人脸跟踪系统使用习得词典将模型缩减成词典和原子权重。模型可以更为容易地发送至设备并且存储在设备上。



1. 一种方法,包括:

识别调整为人脸的图像的网格形状,所述网格形状具有一组元素,每个元素具有一组顶点;

对于具有多个决策树的级联级中的每个决策树,遍历所述决策树直到从多个叶节点到达一叶节点:

识别与遍历决策相关联的一个或多个位置;每个位置以相对于所述网格形状的元素坐标来描述;

对于一个或多个已识别位置中的每一个,基于所述图像上的所述元素的所述一组顶点的坐标和定位识别所述图像上的像素;

基于针对所述一个或多个已识别位置而识别的所述像素的像素值,确定针对所述遍历决策的后续节点;

对于所述多个决策树中到达的每个叶节点,识别出所述网格形状相对于所述人脸的所述图像的调整向量;

组合针对所述叶节点的已识别调整向量,以确定针对所述级联级的组合调整向量;以及

基于所述组合调整向量修改所述网格形状到所述图像中的所述人脸的调整。

2. 根据权利要求1所述的方法,其中,所述位置在相对于所述元素的所述一组顶点的重心坐标系中指定。

3. 根据权利要求1或2所述的方法,进一步包括将对所述网格形状的已修改的调整提供给另一级联级。

4. 根据权利要求1或2所述的方法,其中,所述级联级是修改所述网格形状的级联级的有序序列中的一个,并且在所述有序序列中的每个级联级使用在所述有序序列中的先前级联级的已修改网格形状。

5. 根据权利要求4所述的方法,其中,所述级联级的有序序列在一组图像上得到训练,并且其中,针对所述序列中的先前级联级的学习因子低于所述序列中的稍后级联级。

6. 根据权利要求4或5所述的方法,其中,训练所述级联级的有序序列以确定与所述级联级中的树的遍历决策相关联的阈值,所述训练优化Huber代价函数。

7. 根据权利要求4至6中任一项所述的方法,进一步包括指定与所述级联级的所述决策树中的所述遍历决策相关联的所述位置,其中,分隔所述位置的距离被约束成高于针对所述序列中的稍后级联级的最大距离的针对所述级联级的序列中的先前级联级的最大距离。

8. 根据权利要求4至7中任一项所述的方法,其中,所述级联级的有序序列在一组图像上得到训练,并且其中,针对所述序列中的先前级联级的学习因子低于所述序列中的稍后级联级。

9. 根据权利要求1至8中任一项所述的方法,其中,所述网格形状是从多个随机化形状取平均的均值形状,所述多个随机形状对应于具有已知面部锚定点的已标记图像。

10. 根据权利要求1至9中任一项所述的方法,其中,所述决策树在一组图像上得到训练,每个图像具有要由所述决策树训练习得的相关联的一组形状,以得到相关联的形状。

11. 根据权利要求10所述的方法,进一步包括:

针对所述一组图像确定图像的属性的值的直方图,

通过以下方式针对图像生成所述相关联的一组形状：

相对于所述直方图确定针对所述图像的所述属性的值的相对频率；

基于所述值的所述相对频率生成针对所述图像的一定数量的形状，所生成的形状的所述数量与所述值的所述相对频率成反比。

12. 一种非暂时性计算机可读介质，包括能够由处理器执行的指令，所述指令使所述处理器执行以下步骤：

识别调整为人脸的图像的网格形状，所述网格形状具有一组元素，每个元素具有一组顶点；

对于具有多个决策树的级联级中的每个决策树，遍历所述决策树直到从多个叶节点到达一叶节点；

识别与遍历决策相关联的一个或多个位置；每个位置以相对于所述网格形状的元素坐标来描述；

对于一个或多个已识别位置中的每一个，基于所述图像上的所述元素的所述一组顶点的坐标和定位识别所述图像上的像素；

基于针对所述一个或多个已识别位置而识别的所述像素的像素值，确定针对所述遍历决策的后续节点；

对于所述多个决策树中到达的每个叶节点，识别出所述网格形状相对于所述人脸的所述图像的调整向量；

组合针对所述叶节点的已识别调整向量，以确定针对所述级联级的组合调整向量；以及

基于所述组合调整向量修改所述网格形状到所述图像中的所述人脸的调整。

13. 根据权利要求12所述的非暂时性计算机可读介质，其中，所述位置在相对于所述元素的所述一组顶点的重心坐标系中指定。

14. 根据权利要求12或13所述的非暂时性计算机可读介质，其中，所述步骤进一步包括将对所述网格形状的已修改的调整提供给另一级联级。

15. 根据权利要求12或13所述的非暂时性计算机可读介质，其中，所述级联级是修改所述网格形状的级联级的有序序列中的一个，并且在所述有序序列中的每个级联级使用在所述有序序列中的先前级联级的已修改网格形状。

16. 根据权利要求15所述的非暂时性计算机可读介质，其中，所述级联级的有序序列在一组图像上得到训练，并且其中，针对所述序列中的先前级联级的学习因子低于所述序列中的稍后级联级。

17. 根据权利要求15或16所述的非暂时性计算机可读介质，其中，训练所述级联级的有序序列以确定与所述级联级中的树的遍历决策相关联的阈值，所述训练优化Huber代价函数。

18. 根据权利要求15至17中任一项所述的非暂时性计算机可读介质，所述步骤进一步包括指定与所述级联级的所述决策树中的所述遍历决策相关联的所述位置，其中，分隔所述位置的距离被约束成高于针对所述序列中的稍后级联级的最大距离的针对所述级联级的序列中的先前级联级的最大距离。

19. 根据权利要求15至18中任一项所述的非暂时性计算机可读介质，其中，所述级联级

的有序序列在一组图像上得到训练,并且其中,针对所述序列中的先前级联级的学习因子低于所述序列中的稍后级联级。

20. 根据权利要求12至19中任一项所述的非暂时性计算机可读介质,其中,所述网格形状是从多个随机化形状取平均的均值形状,所述多个随机化形状对应于具有已知面部锚定点的已标记图像。

21. 根据权利要求12至20中任一项所述的非暂时性计算机可读介质,其中,所述决策树在一组图像上得到训练,每个图像具有要由所述决策树训练习得的相关联的一组形状,以得到相关联的形状。

22. 根据权利要求21所述的非暂时性计算机可读介质,所述步骤进一步包括:

针对所述一组图像确定图像的属性的值的直方图,

通过以下方式针对图像生成所述相关联的一组形状:

关于所述直方图确定针对所述图像的所述属性的值的相对频率;

基于所述值的所述相对频率生成针对所述图像的一定数量的形状,所生成的形状的所述数量与所述值的所述相对频率成反比。

23. 一种方法,包括:

识别用于调整网格形状以使面部锚定点匹配至人脸的图像的模型,所述模型具有一组决策树,每个决策树指定能够由逻辑访问以用于遍历所述决策树的多个叶节点,每个叶节点指定调整向量,所述调整向量指定针对所述网格形状中的所述面部锚定点中的每一个的一个或多个调整值;

基于一组叶节点的所述调整值识别针对所述一组决策树的原子的词典,每个原子描述与一个或多个调整值对应的函数;

识别针对每个叶节点的一组原子以及与每个原子相关联的权重,其中,将所述权重应用于所述一组原子中的原子的相关联函数生成针对所述叶节点的所述调整向量;以及

生成大小缩减的模型,所述大小缩减的模型包括所述原子的词典、和一组缩减的树、以及针对每个叶节点的所述一组原子和相关联的权重,所述一组缩减的树包括用于遍历该组树到叶节点的逻辑。

24. 根据权利要求23所述的方法,进一步包括通过以下方式基于所述大小缩减的模型确定针对图像的网格形状的调整:

针对所述一组缩减的树中的每个树,

根据所述逻辑遍历所述树以识别所述树的已遍历叶节点;并且

通过组合针对所述已遍历叶节点的所述一组原子和所述原子的所述相关联的权重来确定重构调整向量;以及

基于针对所述一组缩减的树的所述重构调整向量调整所述网格形状。

25. 根据权利要求24所述的方法,其中,所述大小缩减的模型被压缩,并且所述大小缩减的模型针对与所识别的已遍历叶节点相关联的原子被部分地解压缩。

26. 根据权利要求24所述的方法,其中,在确定所述调整时不访问未由所述已遍历叶节点识别的原子。

27. 根据权利要求23至26中任一项所述的方法,其中,针对所述叶节点的所述一组原子和对应权重基于匹配追踪算法来确定。

28. 根据权利要求23至27中任一项所述的方法,其中,所述匹配跟踪算法是正交匹配跟踪算法。

29. 根据权利要求23至28中任一项所述的方法,其中,针对所述叶节点的所述调整向量是稀疏向量。

30. 根据权利要求23至29中任一项所述的方法,进一步包括将所述大小缩减的模型发送至客户端设备,所述客户端设备被配置为应用所述大小缩减的模型以使用所述大小缩减的模型来调整网格形状。

31. 一种方法,包括:

接收大小缩减的模型,所述大小缩减的模型包括:原子的词典,每个所述原子描述与针对网格形状中的一组面部锚定点中每一个的调整值的向量的一个或多个调整值相对应的函数;以及缩减的树,所述缩减的树包括用于遍历一组树到叶节点的逻辑,每个叶节点指定一组原子以及针对每个叶节点的相关联的权重;

针对所述缩减的树中的每个树,

根据所述逻辑遍历所述树以针对已捕获图像和当前网格识别所述树的已遍历叶节点;并且

通过组合针对所述已遍历叶节点的所述一组原子和所述原子的所述相关联的权重来确定重构调整向量;以及

基于针对一组缩减的树的所述重构调整向量调整当前网格形状。

32. 根据权利要求31所述的方法,其中,所述大小缩减的模型被压缩,并且所述大小缩减的模型针对与所识别的已遍历叶节点相关联的原子被部分地解压缩。

33. 根据权利要求31所述的方法,其中,在确定所述调整时不访问未由所述已遍历叶节点识别的原子。

34. 一种具有指令的非暂时性计算机可读介质,所述指令在由处理器执行时执行以下步骤:

识别用于调整网格形状以使面部锚定点匹配至人脸的图像的模型,所述模型具有一组决策树,每个决策树指定能够由逻辑访问以用于遍历所述决策树的多个叶节点,每个叶节点指定调整向量,所述调整向量指定针对所述网格形状中的所述面部锚定点中的每一个的一个或多个调整值;

基于一组叶节点的所述调整值识别针对所述一组决策树的原子的词典,每个原子描述与一个或多个调整值对应的函数;

识别针对每个叶节点的一组原子以及与每个原子相关联的权重,其中,将所述权重应用于所述一组原子中的原子的相关联函数生成针对所述叶节点的所述调整向量;以及

生成大小缩减的模型,所述大小缩减的模型包括所述原子的词典、和一组缩减的树、以及针对每个叶节点的所述一组原子和相关联的权重,所述一组缩减的树包括用于遍历该组树到叶节点的逻辑。

35. 根据权利要求34所述的非暂时性计算机可读介质,所述步骤进一步包括通过以下方式基于所述大小缩减的模型确定针对图像的网格形状的调整:

针对所述一组缩减的树中的每个树,

根据所述逻辑遍历所述树以识别所述树的已遍历叶节点;并且

通过组合针对所述已遍历叶节点的所述一组原子和所述原子的所述相关联的权重来确定重构调整向量;以及

基于针对所述一组缩减的树的所述重构调整向量调整所述网格形状。

36. 根据权利要求34所述的非暂时性计算机可读介质,其中,所述大小缩减的模型被压缩,并且所述大小缩减的模型针对与所识别的已遍历叶节点相关联的原子被部分地解压缩。

37. 根据权利要求35所述的非暂时性计算机可读介质,其中,在确定所述调整时不访问未由所述已遍历叶节点识别的原子。

38. 根据权利要求34至37中任一项所述的非暂时性计算机可读介质,其中,针对所述叶节点的所述一组原子和对应权重基于匹配追踪算法来确定。

39. 根据权利要求34至38中任一项所述的非暂时性计算机可读介质,其中,所述匹配跟踪算法是正交匹配跟踪算法。

40. 根据权利要求38至39中任一项所述的非暂时性计算机可读介质,其中,针对所述叶节点的所述调整向量是稀疏向量。

41. 根据权利要求34至40中任一项所述的非暂时性计算机可读介质,所述步骤进一步包括将所述大小缩减的模型发送至客户端设备,所述客户端设备被配置为应用所述大小缩减的模型以使用所述大小缩减的模型来调整网格形状。

42. 一种具有指令的非暂时性计算机可读介质,所述指令在由处理器执行时执行以下步骤:

接收大小缩减的模型,所述大小缩减的模型包括:原子的词典,每个所述原子描述与针对网格形状中的一组面部锚定点中每一个的调整值的向量的一个或多个调整值相对应的函数;以及缩减的树,所述缩减的树包括用于遍历一组树到叶节点的逻辑,每个叶节点指定一组原子以及针对每个叶节点的相关联的权重;

针对所述缩减的树中的每个树,

根据所述逻辑遍历所述树以针对已捕获图像和当前网格识别所述树的已遍历叶节点;并且

通过组合针对所述已遍历叶节点的所述一组原子和所述原子的所述相关联的权重来确定重构调整向量;以及

基于针对一组缩减的树的所述重构调整向量调整当前网格形状。

43. 根据权利要求42所述的非暂时性计算机可读介质,其中,所述大小缩减的模型被压缩,并且所述大小缩减的模型针对与所识别的已遍历叶节点相关联的原子被部分地解压缩。

44. 根据权利要求42所述的非暂时性计算机可读介质,其中,在确定所述调整时不访问未由所述已遍历叶节点识别的原子。

用于人脸对准的形状预测

背景技术

[0001] 本公开总体上涉及识别图像中的面部定位和对准,并且更具体,涉及定位人脸上的面部锚定点的位置。

[0002] 面部对准定位了图像中人脸上的面部锚定点。面部锚定点是在面部特征(例如,眼睛、鼻子、嘴以及下颌线)周围的轮廓点。从被定位的面部锚定点提取的特征(例如,形状和纹理)为许多人脸处理应用(例如人脸跟踪、人脸建模、人脸识别、面部表情分析以及人脸合成)提供了基础的信息。针对人脸对准存在许多不同的方法。这些方法的实例包括梯度提升决策树(GBDT)的级联、高斯过程回归树的级联、或者其他级联学习框架。然而,这些方法中的许多目前受制于缺点。

[0003] 一个缺点是这些方法抬高了成本和功耗。例如,一些方法需要针对每个面部锚定点计算在图像中定义的当前坐标与在默认形状中定义的坐标之间的变换矩阵。这种计算是计算密集的。在另一实例中,通过这些方法生成的预测模型可能太大而无法存储在移动设备上或者无法快速下载,这可能妨碍了任何需要的更新。

[0004] 另一个缺点是这些方法不能提供精确的预测模型。例如,这些方法全局地训练预测模型而未考虑面部姿态、面部采光、面部表情以及遮蔽的大变化。在另一实例中,当在学习速率和预测之间存在差异时出现过度拟合。在不考虑级联的不同级的变化的情况下,这些方法对级联的所有级应用全局学习因子(也被称为收缩因子)以减少过度拟合。这可能导致不精确的形状预测。

发明内容

[0005] 一种使用一组回归树的模型确定对描述人脸的面部锚定点的面部形状的调整,以匹配图像中的人脸。该模型包括一组有序序列的级联级,每个级联级包括一组决策树。在级联的决策树中的每一层,层内的树评估相对于图像的当前拟合形状(例如,用来表示图像中人脸的形状的当前估计)以确定针对该层的形状调整。在决策树内,描述用于遍历该树的逻辑的节点基于与面部形状上的位置相对应的像素值的评估(例如,比较或强度差值)来确定下一个节点。为了考虑当面部形状被拟合到不同图像时面部形状的变化,节点所评估的位置相对于面部形状的元素来定义。例如,面部形状可以包括几何元素(例如三角形)的网格。由节点进行比较的位置相对于网格中的元素以及相对于元素的顶点或边缘来定义。例如,位置可以通过重心坐标来定义。为了确定用来采样像素值以执行评估的像素定位,由位置指定的元素在当前拟合形状中被识别,并且应用重心坐标以识别与元素的指定重心坐标相对应的像素。由此,针对节点确定了每个位置的像素值,并且节点的成对像素值被评估且与指定后续节点的阈值进行比较。

[0006] 当到达树的叶节点时,每个叶节点指定调整向量,该调整向量具有一组针对面部锚定点的调整值。在级联级内,树的调整值被组合(例如,通过取平均)以针对当前拟合形状确定对面部锚定点的调整。针对一级的当前拟合形状由此通过该级的调整值而被调整,并且经调整的形状被用作用于下一级的当前形状。由于节点的位置是参考形状的元素确定

的,相对于可能需要更为复杂地确定和应用变换矩阵的其他技术,可以非常快速地确定要采样的像素。

[0007] 模型可以被训练以学习用于在节点处决策的阈值并且在每个叶节点处输出有效的调整向量。模型可以利用采样图像和相对于采样图像的可能形状来训练。为了增加训练的可用训练数据,可以使用图像的属性的逆直方图来生成附加的采样形状。例如,相比于与在直方图中具有许多实例的属性相关联的图像,与在直方图中具有很少实例的属性相关联的图像可以形成用于生成更多示例图像或形状的基础。

[0008] 模型还可以基于哪个级联级正在被训练来修改级联级的特性和对级联级的训练。例如,与节点相关联的位置可以被随机地确定以初始化决策树。随机位置可以通过位置彼此间的最大距离来约束。在较早的级联级,对于要评估的节点的可能位置的最大距离可以比在较低的位置处更大(即,在较早的树级,位置可能相隔较远,而在较低级,位置被约束为更加地靠近)。此外,在训练期间还可以调整针对树的学习因子,使得较高(较早)的级联级对误差较不敏感而较低(较晚)的级联级对误差更为敏感,这可以防止较高级过度拟合并允许较低级提供对拟合形状的更细粒度的改变。还可以为较高级级选择降低对异常值的敏感度的代价函数。

[0009] 所得到的模型可能相对较大。为了减小模型的大小,针对节点的调整向量可以被转换成将调整向量表示为一组“原子”,每个原子指定针对调整值的函数以及原子的相关权重。由此,叶节点可以将该调整值指定为:权重为0.8的原子43,权重为0.4的原子87,以及权重为0.15的原子5。为了确定针对叶节点的调整值,针对每个原子的函数被检索并且根据相关权重被应用。以此方式,模型可以被表示为用于遍历树的逻辑、原子的词典,以及针对每个叶节点的一组原子和权重。对节点和权重的识别可以通过匹配追踪或正交匹配追踪算法来确定。通过将模型减小成词典和原子权重,可以更容易地将模型发送至设备并存储在具有有限存储空间或存储器的设备上。此外,由于仅针对在决策树中实际到达的叶节点确定仅调整值并且可以通过识别出相关的原子和权重快速地计算,从而减少了存储器使用。

[0010] 本发明的这些、附加的和/或其他方面和/或优点在之后的详细描述中进行了阐述、有可能通过详细描述推断出、和/或可以通过实践本发明的实施方式习得。

[0011] 根据本发明的实施方式在涉及方法、存储介质、系统和计算机程序产品的所附权利要求中具体地公开,其中,在一种权利要求类别(例如,方法)中提到的任何特征也可以在另一种权利要求类别中要求保护。在所附权利要求中的从属或后向引用仅出于形式原因而选择。然而,也可以要求保护通过有意后向引用之前权利要求而得到的任何主题(特别是多项从属),使得权利要求及其特征的任何组合被公开并且可以被要求保护而不管在所附权利要求中选择的从属关系如何。可以要求保护的主体不仅包括在所附权利要求中阐述的特征的组合,而且包括权利要求中特征的任何其他组合,其中,在权利要求中提到的每个特征可以与权利要求中任何其他特征或者其他特征的组合相结合。此外,本文中所描述或描绘的任何实施方式和特征可以在单独的权利要求中要求保护,和/或在与本文中所描述或描绘的任何实施方式或特征或者与所附权利要求的任何特征的组合中要求保护。

附图说明

[0012] 图1A是根据实施方式的包括人脸对准模块的人脸跟踪系统的系统环境。

- [0013] 图1B示出了捕获的图像以及针对该图像识别面部形状的示例。
- [0014] 图2示出了根据实施方式的基于重心网格的形状的示例。
- [0015] 图3示出了根据实施方式的用于生成调整向量的回归树的示例。
- [0016] 图4示出了根据实施方式的基于回归树的级联的预测模型的示例。
- [0017] 图5是根据实施方式的示出用于基于回归树的级联预测形状的过程的流程图。
- [0018] 图6示出了根据实施方式的用于选择随机化形状的头部的直方图。
- [0019] 附图示出了本发明的各个实施方式,其仅用于例示说明的目的。通过以下讨论本领域技术人员可以容易地认识到,在不脱离本文中所述的本发明原理的前提下,可以采用本文中所例示说明的结构和方法的替代实施方式。

具体实施方式

[0020] 系统环境的概述

[0021] 图1A是根据实施方式的包括人脸对准模块146的人脸跟踪系统140的系统环境100。图1所示的系统环境100包括一个或多个客户端设备110、网络120、一个或多个外部源130,以及人脸跟踪系统140。在替代的配置中,在系统环境100中可以包括不同的和/或附加的部件。

[0022] 客户端设备110是能够捕获用户的人脸图像、接收用户输入以及经由网络120发送和/或接收数据的一个或多个计算设备。在一个实施方式中,客户端设备110是包括用于捕获具有用户人脸的图像的成像设备的常规计算机系统。成像设备的示例包括相机、摄像机或者其他图像捕获设备。由此,一种示例性客户端设备110客户设备是具有相机的台式计算机或者集成有网络摄像头的膝上型计算机。可替代地,客户端设备110可以是具有在内部或外部与成像设备集成的计算机功能的设备。具有计算机功能的设备的示例可以包括个人数字助理(PDA)、移动电话、智能电话或者其他合适的设备。在一个实施方式中,客户端设备110执行应用程序112从而允许客户端设备110的用户与人脸跟踪系统140进行交互。例如,客户端设备110执行浏览器应用程序以经由网络120实现客户端设备110和人脸跟踪系统140之间的交互。在另一实施方式中,客户端设备110通过在客户端设备110的本地操作系统(例如IOS®或ANDROID™)上运行的应用程序编程接口(API)与人脸跟踪系统140进行交互。

[0023] 客户端设备上的应用程序112可以在捕获的图像内执行人脸的面部对准。为了确定面部图像,应用程序112应用经训练的模型以分析图像中的人脸,从而提取人脸上的一组面部锚定点。应用程序112可以从人脸跟踪系统140接收该经训练的模型并且在应用模型之后,使用提取的该组面部锚定点来解释或增强图像。应用程序112可以如以下关于面部跟踪系统140的模块所述的那样确定面部锚定点。在识别出面部锚定点之后,应用程序112可以使用锚定点来跟踪和表征人脸,例如寻找在锚定点之间人脸的进一步特征,或者在用户的人脸上显示覆盖图或面具。还可以随时间捕获锚定点以识别用户的人脸在视频捕获期间如何移动,这可以例如用于利用锚定点来填充动画表情,以及其他用途。应用程序112还可以将该组面部锚定点发送至另一客户端设备或者人脸跟踪系统140以用于类似的用途。作为另一实例,应用程序112可以为客户端设备的用户提供视频聊天服务,从而允许用户捕获并向另一用户发送视频。通过在视频期间捕获人脸的锚定点,例如为用户的人脸添加面具,或者通过将视频的每一帧的锚定点发送至另一客户端设备,可以使用锚定点来增强视频。在

一些实施方式中,可以针对视频的初始帧确定锚定点,并且在已经确定了锚定点之后后续的帧可以使用替代的人脸跟踪技术来监测人脸的移动。

[0024] 客户端设备110被配置为经由网络120进行通信,网络可以包括同时利用有线和/或无线通信系统的局域网和/或广域网的任何组合。在一个实施方式中,网络120使用标准的通信技术和/或协议。例如,网络120包括利用诸如以太网、802.11、全球微波接入互操作性(WiMAX)、3G、4G、码分多址(CDMA)、数字订户线路(DSL)等技术的通信链路。用于经由网络120进行通信的联网协议的实例包括多协议标签交换(MPLS)、传输控制协议/网际协议(TCP/IP)、超文本传输协议(HTTP)、简单邮件传输协议(SMTP)、以及文件传输协议(FTP)。在网络120上交换的数据可以使用任何合适的格式来表示,例如超文本标记语言(HTML)或者可扩展标记语言(XML)。在一些实施方式中,网络120的通信链路中的全部或者一些可以通过使用任何合适的技术或多种技术来加密。

[0025] 一个或多个外部源130可以耦接至网络120以用于与人脸跟踪系统140进行通信。在一个实施方式中,外部源130为人脸跟踪系统140提供各种人脸数据库。人脸数据库可以包含训练数据、测试数据或者这两者。训练数据可以包括具有用于训练预测模型的已标记面部锚定点的图像。测试数据可以包括用于测试预测模型的图像。人脸数据库的实例可以包括HELEN数据库、LFPW数据库、BioID数据库、LFW87数据库或者其他合适的人脸数据库。

[0026] 人脸跟踪系统140生成用于在由客户端设备110捕获的人脸图像的一部分内提取人脸上的一组面部锚定点的模型。图1中所示的人脸跟踪系统140包括接口模块142、人脸检测模块144以及人脸对准模块146。在其他实施方式中,人脸跟踪系统140可以包括针对各种应用的附加的、更少的或者不同的部件。例如,人脸跟踪系统140可以包括人脸建模模块、人脸识别模块、面部表情分析模块以及面部合成模块。

[0027] 接口模块142促进客户端设备110、人脸跟踪系统140以及外部源130之间的通信。在一个实施方式中,接口模块142与客户端设备110进行交互并且可以向客户端设备110提供用于提取锚定点的预测模型,并且还可以接收已捕获的人脸图像并向客户端设备110提供已提取的面部锚定点。接口模块142可以从外部源130接收一个或多个人脸数据库。在另一实施方式中,接口模块142可以向客户端设备110提供预测模型以用于进一步处理。

[0028] 人脸检测模块144在已捕获的人脸图像中识别出人脸。例如,已捕获的人脸图像可以包含用户的人脸、用户的身体以及用户周围的对象。人脸检测模块144将用户的人脸与用户的身体和用户周围的对象进行区分。人脸检测模块144可以利用边界框来标记用户的人脸。

[0029] 人脸对准模块146使用预测模型定位捕获的人脸图像的面部锚定点。面部锚定点的实例可以包括在面部特征(例如,眼睛、鼻子、嘴以及下颌线)周围的轮廓点。预测模型基于默认形状和捕获的人脸图像预测人脸的拟合形状。默认形状提供了与一般人脸对应的一组预定义面部锚定点。在一些实施方式中,默认形状可以由训练数据获得的均值形状,如下进一步描述的。默认形状可以根据包含已识别人脸的边界框来居中和缩放。边界框可以被裁切以用于进一步处理从而降低计算成本。

[0030] 图1B示出了捕获的图像160以及针对该图像识别面部形状的示例。根据一实施方式,图1B还包含图1A所示系统的环境的具有已识别人脸164的边界框162、裁切的边界框166、默认形状168以及拟合形状170。如图1B中所示,默认形状168在眼睛、鼻子、嘴以及下颌

线周围具有预定义的面部锚定点。默认形状168根据裁切的边界框166而居中和缩放。默认形状并不考虑人脸在图像中的实际位置和对准。通过如下所述应用预测模型,识别出相比于经调整的默认形状172,拟合形状170具有与在裁切的边界框166中的已识别人脸对准的面部锚定点的更佳位置。

[0031] 基于重心网格的形状

[0032] 在一个实施方式中,人脸对准模块146使用基于重心网格的形状以用于预测。基于重心网格的形状使用重心坐标系。重心坐标系是其中元素(例如,三角形或者四面体)内的点的位置由其顶点的线性组合来表示的坐标系。例如,当元素是三角形时,在三角形内的点可以由三角形的三个顶点的线性组合来表示。基于网格的形状可以由覆盖所有预定义面部锚定点的多个三角形组成。每个面部锚定点可以由相关联的三角形中的顶点的线性组合来表示。

[0033] 图2示出了根据实施方式的基于重心网格的形状的示例。如图2中所示,基于重心网格的默认形状210具有多个三角形。三角形覆盖了如虚线所示的所有预定义面部锚定点。基于重心网格的默认形状210可以根据裁切的边界框166来调整。经调整的基于重心网格的默认形状220可以使用相关联三角形的顶点来确定预定义面部锚定点230的更新的位置,从而使预定义的面部锚定点与应用于裁切的边界框166的默认形状相对应。当应用预测模型时,生成基于重心网格的拟合形状240以将网格调整为图像内的人脸并且包括更新的三角形。随后,基于重心网格的拟合形状240可以使用相关联的更新三角形的顶点确定预定义面部锚定点250的更新的位置。

[0034] 基于回归树中的像素比较的遍历决策

[0035] 为了提取并生成一组锚定点250,预测模型使用回归树。回归树具有多个节点。节点可以被划分成分裂节点和叶。分裂节点表示树的遍历决策。每个叶(例如,没有子节点的节点)生成用来调整当前形状的调整向量。在回归树的每个分裂节点处,遍历决策基于已捕获的图像中的两个像素的强度之间的阈值差来作出。两个像素在默认形状的坐标系中定义。然而,为了比较用于遍历树的坐标,两个像素的坐标系被变换成形状在图像上的定位。因此,通过形状的当前位置变换默认形状的坐标系以确定在图像上的坐标。例如,已捕获的图像在笛卡尔坐标系中表示,而基于重心网格的默认形状在重心坐标系中表示。在基于重心网格的默认形状中选择靠近预定义面部锚定点的两个位置。如上所述,基于重心网格的默认形状根据已捕获图像中的边界框进行调整。该形状可以被进一步调整成使形状与面部图像更接近地对准的一个或多个拟合形状,如以下进一步讨论的。在默认形状的坐标系中的像素的两个位置也根据经调整的形状变换以确定图像上的对应像素。可以计算图像上两个已确定像素的强度之间的差值。例如,假定有两个像素A和B。在两个像素之间的归一化差值基于 $(\text{像素A}-\text{像素B})/(\text{像素A}+\text{像素B})$ 来计算。在另一实例中,差值可以基于 $(\text{像素A}-\text{像素B})$ 来计算。通过将计算的归一化差值或差值与相关联的阈值进行比较,作出指定树中后续节点的决策。

[0036] 图3示出了根据实施方式的用于生成调整向量的回归树300的示例。在图3的示例中,回归树300包括两个深度和4个叶(N3至N6)。回归树300的输入包括裁切的边界框168,其具有已识别的人脸和基于重心网格的默认形状210。在其他实例中,输入到树的网格形状可以包括已经对默认网格应用的调整,例如来自使形状匹配人脸的先前调整。对于节点N0,在

默认形状210中指定了靠近预定义面部锚定点的两个位置A和B。默认形状210根据裁切的边界框168进行调整。在相对于裁切的边界框168调整默认形状之后,经调整的默认形状220可以具有和裁切的边界框168相同的大小。相应地,调整两个位置A和B以确定在经调整的默认形状220中的两个像素A'和B'。由于位置A、B可以关于默认形状210中的特定三角形或元素进行定义且经调整的默认形状220位于图像上,因此图像中的像素A'、B'可以被识别为图像中的与在经调整的默认形状220中的A'、B'的元素定义坐标相对应的像素定位。在节点N0处,计算在图像中的两个像素A'和B'之间的归一化差值,并且将该归一化差值与和N0相关联的第一阈值进行比较。第一阈值可以从训练数据习得。如果归一化差值大于第一习得阈值,则决策树前进到节点N1,并且如果该差值小于第一习得阈值,则决策树前进到节点N2。在节点N1处,基于针对节点N1的指定位置C和D类似地识别靠近预定义面部锚定点的两个像素C'和D'。也就是说,位置C和D可以由节点N1在相对于网格的元素的相应重心坐标中指定,并且像素C'和D'通过识别图像中的与应用于经调整的默认形状220中元素的定位的坐标相对应的像素来确定。

[0037] 在比较像素C'和D'的归一化差值之后,节点N1基于阈值前进到节点N3或N4。如果归一化差值小于第一习得阈值,则在叶N4处,生成调整向量。该调整向量被应用于经调整的默认形状220以生成拟合形状320。拟合形状320具有和裁切的边界框168相同的大小。

[0038] 由于节点的位置是关于经调整的默认形状的元素定义的,因此像素坐标利用经调整的默认形状中的指定元素的顶点而被快速地识别。重心定义的位置随后可以应用于顶点以确定图像内的像素位置。这允许对树的快速遍历,因为针对阈值比较识别期望像素仅通过经调整的默认形状的坐标查找期望像素的定位,该经调整的默认形状已“叠加”在图像上并被映射到图像坐标。如此,本技术并不需要变换矩阵(例如,描述比例和旋转修改的变换矩阵)或者其他复杂的公式来将针对节点的像素比较定位映射到图像。这减少了由于计算变换矩阵所引起的误差和计算成本。

[0039] 基于回归树的级联的预测模型

[0040] 图4示出了根据实施方式的基于回归树的级联400的预测模型的示例。在一些实施方式中,预测模型可以通过回归树的级联生成。回归树的级联可以具有多个级以及针对每个级的多个回归树。级联的第一级基于已捕获的图像和输入到第一级的形状来预测拟合形状。输入到第一级的形状可以是在将默认形状调整到裁切的人脸大小之后的经调整的默认形状。级联的随后级中的每一个基于前一级的预测形状和已捕获的人脸图像来预测拟合形状。对于每一级,每个树基于已捕获的图像和默认形状预测经更新的调整向量。来自一级的所有树的调整向量被平均以生成针对该级的总调整向量。总调整向量调整当前形状以生成拟合形状。调整向量指定对面部锚定点的修改,面部锚定点可以用于生成该拟合形状。

[0041] 如图4的示例中所示,级联400具有2级(C1和C2)和针对每一级的多个树。在该示例中,每个树具有2个深度。在其他实施方式中,可以在每一级处包含大量的树,每个树可以具有更大的深度,并且可以包含附加的级联级。例如,在一个实施方式中,在每一级处可以包含数千个树,例如5-7000个,每个树可以具有若干节点的深度,例如五个,并且因此完整的模型可以包括八个、十个或更多个级联。

[0042] 针对级C1的输入具有裁切的边界框168和基于重心网格的默认形状210。默认形状210可以调整为裁切的边界框168以使用经调整的默认形状220。级C1的每个树遍历决策树,

如图3中所讨论的。例如,第一个树的节点可以使用默认形状中的两个位置A和B来确定两个像素A'和B',如图3中所述。每个树在以黑色标记的叶处生成调整向量。针对级C1的第一总调整向量可以通过对来自级C1中所有树的调整向量进行平均来生成。级联400的级C1经由对输入到级C1的形状(例如,经调整的默认形状220(图4中未示出))的锚定点应用调整向量来生成拟合形状440。针对级C2的输入具有裁切的边界框168和更新的形状440。C2中的每个树指定了用于比较的位置以遍历级C2的树。例如,一个节点可以指定与像素N'和M'对应的两个位置N和M。在一个实施方式中,针对一节点的位置之间的最大距离从级联的一级到下一级减小。例如,在级C2中N'和M'之间的距离短于(更靠近)级C1中的A'和B'之间的距离。这在以下在动态特征选择部分中进一步地进行描述。在对级C2的示例性遍历中,级C2中的每个树在以黑色标记的叶处生成调整向量。第二总调整向量可以通过对来自级C2中所有树的调整向量进行平均来生成。级C2利用调整向量更新面部锚定点以确定面部锚定点460并且还可以生成最终形状450。

[0043] 尽管为了说明,图4中所示的级联树包括两级,但是从级联的一级到另一级对形状进行的改变可以应用于大量的级联级并且在针对具有更大深度的每一级的许多树上应用。

[0044] 图5是根据实施方式的示出用于基于回归树的级联预测形状的方法的流程图。在一些实施方式中,过程500可以包括与结合图5所述的那些步骤不同的步骤或者附加的步骤,或者步骤按照与结合图5所述的次序不同的次序执行。

[0045] 人脸跟踪系统140识别530调整为人脸的图像的网格形状,该网格形状具有一组元素,每个元素具有一组顶点。例如,网格形状在重心坐标系中。在第一个级联级,网格形状是默认形状或者调整为裁切的图像的默认形状。在图4中描述了一示例。在另一示例中,在其他级联级,当前形状是来自先前级的拟合形状。拟合形状可以具有和将要对准的图像相同的大小,如图4中所讨论的。

[0046] 对于在具有多个决策树的级联级510中的每个决策树520,每个决策树具有一组节点,该组节点包括分裂节点和叶节点,人脸跟踪系统140遍历决策树直到到达叶节点,该遍历在初始分裂节点处开始,决策树通过以下针对每个分裂节点进行遍历:

[0047] 人脸跟踪系统140识别540与分裂节点相关联的一对位置,每个位置与一组元素中的一元素相关联并且指定在相对于元素的一组顶点的坐标中的位置。例如,由形状定义的位置通过图像上的对应像素识别并被转换成图像上的对应像素。所选择的位置可以通过对应网格三角形中的顶点的线性组合来确定。以上在图3和图4中描述了示例。

[0048] 对于一对位置中的每个位置,人脸跟踪系统140基于图像上元素的该组顶点的坐标和定位来识别550图像上的像素。人脸跟踪系统140针对该对位置比较560已识别像素的像素值。基于经比较的像素值和与分裂节点相关联的阈值。人脸跟踪系统140选择570树中的后续节点。对于多个决策树中到达的每个叶节点,人脸跟踪系统140识别570出网格形状相对于人脸的图像的调整向量。以上在图3中描述了示例,人脸跟踪系统140组合580针对该叶节点的已识别调整向量以确定针对级联级的组合调整向量。人脸跟踪系统140基于该组合调整向量修改590网格形状到图像中的人脸的调整。以上在图4中描述了示例。

[0049] 基于回归树的级联训练预测模型

[0050] 为了有效地利用通过图2至图5所描述的预测模型,关于人脸图像和每个人脸图像的已知锚定点训练模型。训练被用于配置模型,例如,通过识别将要通过节点比较的位置、

当遍历树时节点要使用的阈值,以及确定在树中通过节点进行比较的位置和确定针对每个树的叶节点的适当值。为了获得精确的预测模型,训练预测模型可以包括基于智能增强来训练数据选择、基于动态学习因子和代价函数训练规则化、以及训练动态特征选择,如以下所进一步描述的。

[0051] 基于智能增强来训练数据选择

[0052] 训练数据可以从外部源130获得。训练数据包括许多已标记图像,每个已标记图像具有在图像上的一组定义的面部锚定点。为了训练决策树以调整形状并且输出对面部锚定点(其针对训练数据定义)的调整,针对每个已标记图像生成各种随机化的形状。从随机化的形状,训练决策树以在各个级联级生成调整向量,导致在级联结束时得到针对该图像的已标记面部锚定点。对于每个已标记图像,基于定义的面部锚定点生成随机化的形状。在一个实施方式中,为了生成随机化的形状,对于每个已标记图像,基于在已标记图像中的一组已定义(已知)面部锚定点生成一对初始形状。通过在该对形状的对对应点之间插值来生成随机化的形状。另外地和/或可替代地,基于已定义的面部锚定点生成附加的初始形状,从而生成多于一对的初始形状。例如,初始形状具有与已标记图像相同的大小并且可以用于训练树以得到已定义的面部锚定点。另外地或可替代地,随机化的形状通过调整初始形状来生成。调整初始形状的示例包括平移、旋转、缩放、映像和剪切。

[0053] 针对图像的将在训练中使用的随机化形状的数量可以基于所有已标记图像的逆属性分布(例如,逆分布曲线)。训练图像可以利用各种属性来标记,例如用户是否张开或闭上嘴、人脸是否旋转或倾斜,以及描述人脸在图像中呈现的方式的其他可能属性。这些属性在整个训练数据集中是不均匀分布的,使得一些属性(例如,高度旋转的人脸)是相当不常见的。例如,所有已标记图像的属性分布(例如,直方图)显示出具有闭合嘴的已标记图像多于具有张开嘴的已标记图像。为了考虑这些属性相当低的出现,针对具有低频属性(例如,张开嘴)的已标记图像生成较多随机化的形状,而针对具有高频属性(闭合嘴)的已标记图像生成较少的随机化的形状。如此,通过生成用于训练的随机化形状以在数据集中更均匀地表示属性,预测模型可以针对闭合嘴属性和张开嘴属性两者得到更好的训练。

[0054] 图6示出了根据实施方式的用于选择随机化形状的头部旋转的直方图600。直方图600示出,具有0度的头部旋转角度的已标记图像比具有旋转头部的已标记图像多。针对具有属性的图像的随机化形状的数量基于该属性(此处为头部旋转)的逆直方图分布曲线620。针对具有旋转头部的已标记图像生成更多形状。使用逆直方图分布曲线的方法可以应用于其他属性分布(例如,面部姿态、面部表情)以生成能考虑属性的分布的随机化形状。

[0055] 动态学习因子和代价函数

[0056] 级联的不同级可以针对预测产生不同的误差。误差被定义为当前形状和目标形状之间的差值,其可以通过在应用来自一组树的形状修改之后的已标记锚定点和预测锚定点之间的差值进行测量。级联的最高级可以具有最大的误差,而级联的最低级可以具有最小的误差。

[0057] 为了减少在训练模型时的过度拟合,对级联的不同级应用可变学习因子,并且当在对应的级上计算叶值时应用可变学习因子。学习因子可以被应用于影响模型中校正或调整的量,例如,通过改变代价函数对模型调整的影响。学习因子可以在级联的不同级上改变或增大,从而与较高级相比,增大在较低级上的学习量。例如,较小的学习因子被应用于级

联的顶级(以减少模型调整),而相比较地,较大的学习因子被应用于级联的低级(即,在该组级联中的稍后的级)。如此,预测模型在相对大误差的顶级上学习较少而在具有小误差的低级上学习更多。这样通过防止顶级过度校正而是允许下部级来执行更为敏感的调整,而得到更为精确的预测模型,。

[0058] 为了减少训练的噪声,可以使用Huber代价函数。Huber代价函数是一种损失函数,其相比于平方差损失函数对数据中的异常值不那么敏感。当在级联的不同级上计算叶值时应用Huber代价函数。Huber代价函数能够将预测中的噪声和抖动降低一个数量级。为了训练模型,通过预测模型预测的面部锚定点与已标记锚定点进行比较,并且通过Huber代价函数评估误差。调整模型以减小由代价函数定义的误差。

[0059] 动态特征选择

[0060] 在回归树的级联中每个节点处的决策基于一对像素处的强度值的阈值差值。级联的不同级可以针对预测产生不同的误差。为了初始化模型和对一组树的训练,可以随机地选择与每个节点(例如,被变换成图像中的采样像素的点)相关联的位置。并非在图像中的任意位置随机地选择点,而是所选择的针对节点的点可以根据级联级或者树中节点的深度而改变。为了在级联的较高级上提供更粗糙的调整并且在级联的较低级上提供更精细的调整,随机选择的点可以根据彼此间的最大距离进行约束。该距离可以根据级联级而改变,并且最大距离在后续(即,较低的)级联级中减小。由此对于在训练和测试期间的精细预测,所选择的一对像素可以被约束成对在级联的较低级上更靠近的像素。如图4中所示,在级C1处像素A'和像素B'之间的距离大于在级C2处像素N'和像素M'之间的距离。

[0061] 预测模型压缩

[0062] 一旦受到训练,预测模型可能较大并且可能使用大量的存储空间,这可能妨碍可靠地存储到客户端设备或者便利地传输到客户端设备。例如,一个示例性实施方式可以包括7000个树,每个树具有32个叶。这些叶中的每一个针对一组68个面部锚定点定义具有二维值的调整向量。相应地,该向量可能使用大量的空间并且与叶相关联的锚定点可能相对稀疏。例如,许多叶可能针对许多面部锚定点指定了零调整。因此,预测模型被“压缩”以用于传输至客户端设备,并且在被客户端设备使用期间可以保持为部分压缩的,使得向量调整值不被添加到存储器(或者在一些情况下甚至不进行确定),除非被遍历的叶节点所需要。由于对树的遍历并不需要扩展每一个叶的调整值,因此当实际上遍历到叶时可以扩展(例如,确定)该叶的值。

[0063] 压缩可以由人脸跟踪系统140通过将每个叶的调整向量变换成与“原子”的词典相对应来执行。词典中的每个原子描述了用于调整一个或多个调整值的值的函数。由此,并非通过一组完整的向量调整值来定义叶节点的调整向量,而是叶节点可以指定词典中的一组原子和针对词典中每个原子的权重。

[0064] 人脸跟踪系统识别出针对其来为叶确定原子的原子的词典。原子的词典可以通过指定函数和调整值的矩阵来定义,该调整值是对其应用函数的主要调整值。例如,函数可以根据衰减函数指定修改该主要调整值以及一组临近调整值。通过指定各种函数并且其各自可以对调整值应用不同改变且不同地调整其他调整值,每个原子可以表示和调整值有关的大量信息,并且少量的原子可以一起表示调整向量中的显著变化。由此,在一个实施方式中,词典定义了一种矩阵,其中矩阵的一侧表示一组函数而矩阵的另一侧表示一组调整值。

在矩阵中给定调整值和给定函数的交集表示用于将给定函数作为主要调整值应用于给定调整值的原子。在一个实施方式中,在矩阵中存在136个调整值以及存在1024个函数。

[0065] 为了确定该组原子和权重,人脸跟踪系统可以对针对叶节点的调整向量应用匹配跟踪算法或者正交匹配跟踪算法。这些算法可以通过以下方式针对每个叶节点选择一组或一列原子:即在保持足够精确度的同时最小化用来表示叶节点的原子数量,并且在所选择的原子和相关联的权重被组合以重建调整向量时最小化近似误差。在一种方法中,通过确定在调整向量中表示的该组原子的可能权重并选择具有最高(最大的绝对值)权重的原子以及将该权重分配给所选原子,来迭代地选择原子。从调整向量中去除或减去所选择原子的函数和所分配的权重以考虑其选择,并且重新计算针对原子的可能权重以迭代地选择另一原子。可以继续地选择原子直到近似误差低于阈值,或者直到选择了最大数量的原子,例如十个原子。

[0066] 在针对每个叶节点确定了原子和相关联的权重之后,(决策树的)原始模型可以由大小缩减的模型等同地表示,该大小缩减的模型包括原子词典而不是直接包含针对叶节点的调整向量。该大小缩减的模型还可以包括用于遍历每个树的逻辑(例如位置和指定的阈值),以及针对每个叶节点的该组原子和相关联的权重。数据还可以被进一步压缩。

[0067] 为了应用该大小缩减的模型,客户端设备通过根据针对树中节点的逻辑遍历每个树而识别出树的叶节点。例如,通过检索指定树遍历的逻辑(例如,针对树的分裂节点逻辑)。逻辑可以指定要对树的节点进行比较的位置以及用于评估所得的像素比较的阈值。当通过树到达叶时,识别出与该叶相关联的该组原子和对应权重。词典关于对应于该叶的原子被解压缩,并且根据原子的权重应用由每个原子指定的函数。通过以相关联的权重应用原子的指定函数,为该大小缩减的模型确定了针对叶的调整向量。针对每个原子的这些调整被组合以生成针对叶节点的值的调整向量。

[0068] 由于每个树可以具有显著的深度(例如,具有64个、128个、256个或更多个叶节点),因此大小缩减的模型允许客户端设备仅针对给定树的实际到达的叶节点来解压缩调整值。由此,客户端设备仅解压缩和确定在此时正被使用的一部分模型并且可以不访问或确定在树遍历中未到达的叶的调整值。

[0069] 在以上示例中,预测模型具有10级的级联。每一级具有700个树,每个树具有5个深度($2^5=32$ 个叶),并且每个叶具有 68×2 值(具有x和y坐标的68个点)的调整向量。由此,针对与调整值相对应的模型大小的值的数量是 $10 \times 700 \times 32 \times 136$ 。通过使用针对每个叶的习得词典,可以将136个值减少到10个或更少的原子值,并且作为一个示例,将120Mb的一组调整值减小到12Mb的总大小,在给定遍历中仅该调整值中的一些被访问。

[0070] 综述

[0071] 为了例示说明的目的已经给出了对本发明实施方式的以上描述。其并非旨在作为穷尽性的或者将本发明限制于所公开的精确形式。相关领域的技术人员可以意识到,根据以上公开内容许多修改和变型也是可能的。

[0072] 本描述的一些部分根据算法和对信息操作的符号化表示描述了本发明的实施方式。这些算法描述和表示通常由数据处理领域的技术人员用来将他们的工作实质有效地传达给本领域其他技术人员。这些操作在从功能上、计算上或逻辑上进行描述时应当被理解为通过计算机程序或等同电气电路、微码等来实现。此外,已经证明的是,在不失一般性的

前提下,将这些操作的设置作为模块进行参考有时是方便的。所述操作以及它们相关的模块可以体现在软件、固件、硬件或它们的任何组合中。

[0073] 本文中所描述的步骤、操作或处理中的任一项可以利用一个或多个硬件或软件模块,单独地或者与其他设备相结合地执行或实施。在一个实施方式中,软件模块利用计算机程序产品来实现,计算机程序产品包括包含计算机程序代码的计算机可读介质,计算机程序代码可以由计算机处理器执行以用于执行所述步骤、操作或处理中任一个或全部。

[0074] 本发明的实施方式还可以涉及用于执行本文中的操作的装置。这种装置可以针对所需目的专门地进行构造,和/或其可以包括可以选择性地由存储在计算机的计算机程序启动或重新配置的通用计算设备。此类计算机程序可以存储在可以耦接至计算机系统总线的非暂时性有形计算机可读存储介质或者适合于存储电子指令的任何类型的媒介上。此外,在说明书中提到的任何计算系统可以包括单个处理器或者可以是采用多处理器设计以用于增大计算能力的架构。

[0075] 本发明的实施方式还可以涉及通过本文中所描述的计算过程所产生的产品。此类产品可以包含由计算过程得到的信息,其中信息被存储在非暂时性有形计算机可读存储介质上并且可以包括本文中所描述的计算机程序产品或其他数据组合的任何实施方式。

[0076] 最后,说明书中所使用的语言主要是为了可读性和指导性的目的选择,而非被选择为限制或约束本发明主题。因此,所期望的是本发明的范围并不限于本详细描述,而是在基于本文的申请所提出的任何权利要求。相应地,本发明的实施方式的公开内容仅旨在作为对以下权利要求中所阐述的本发明范围的例示说明而非限制。

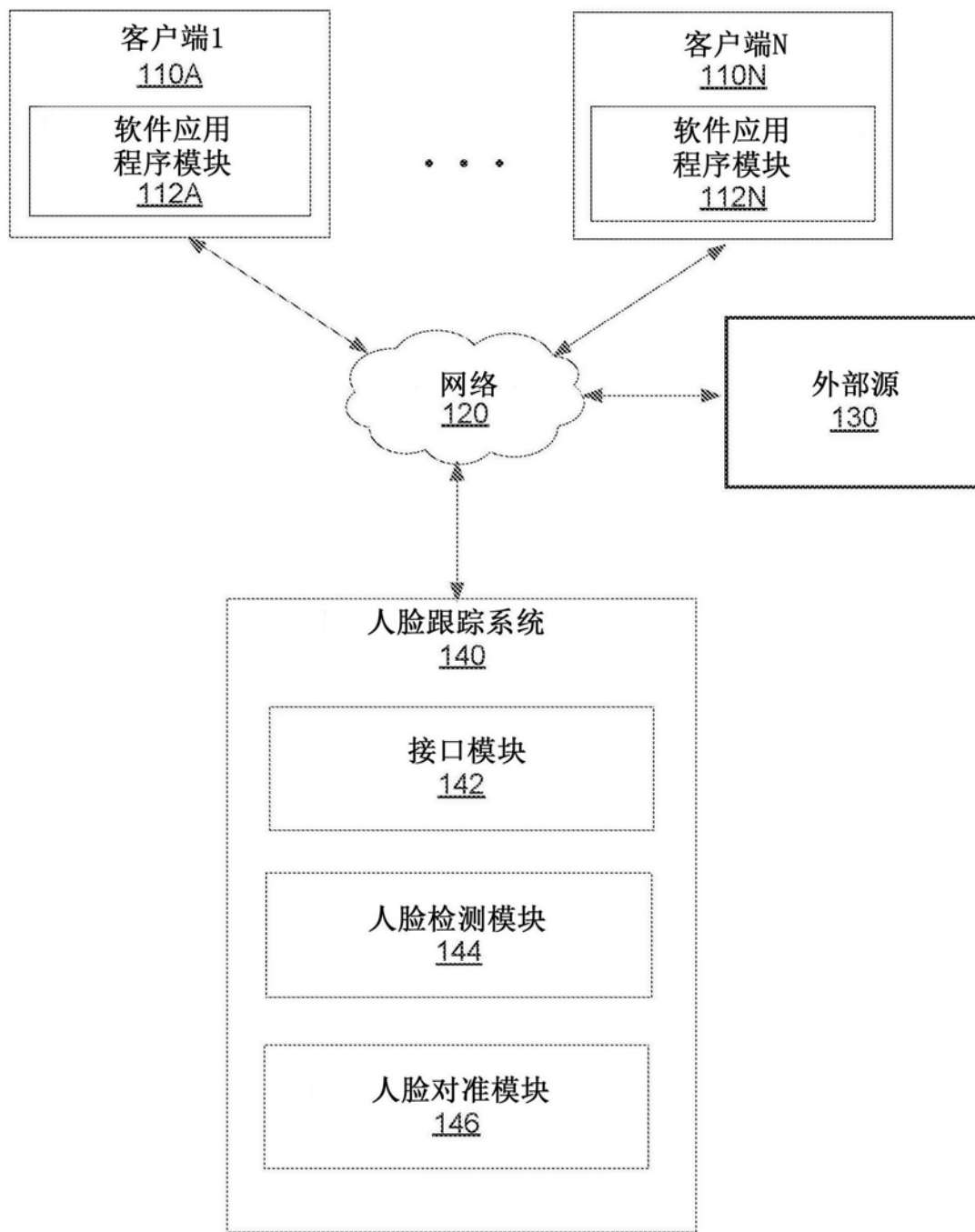


图1A

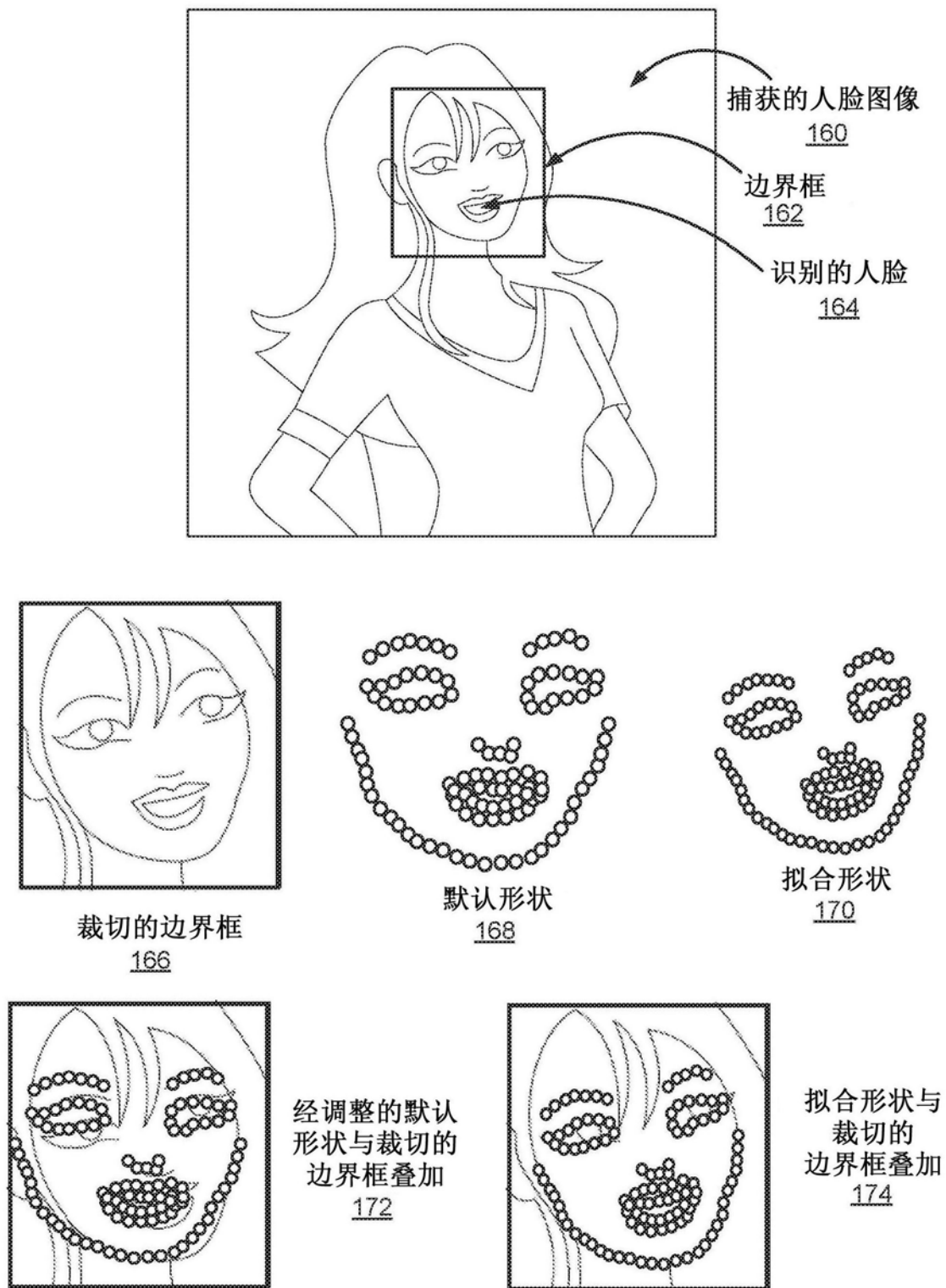


图1B

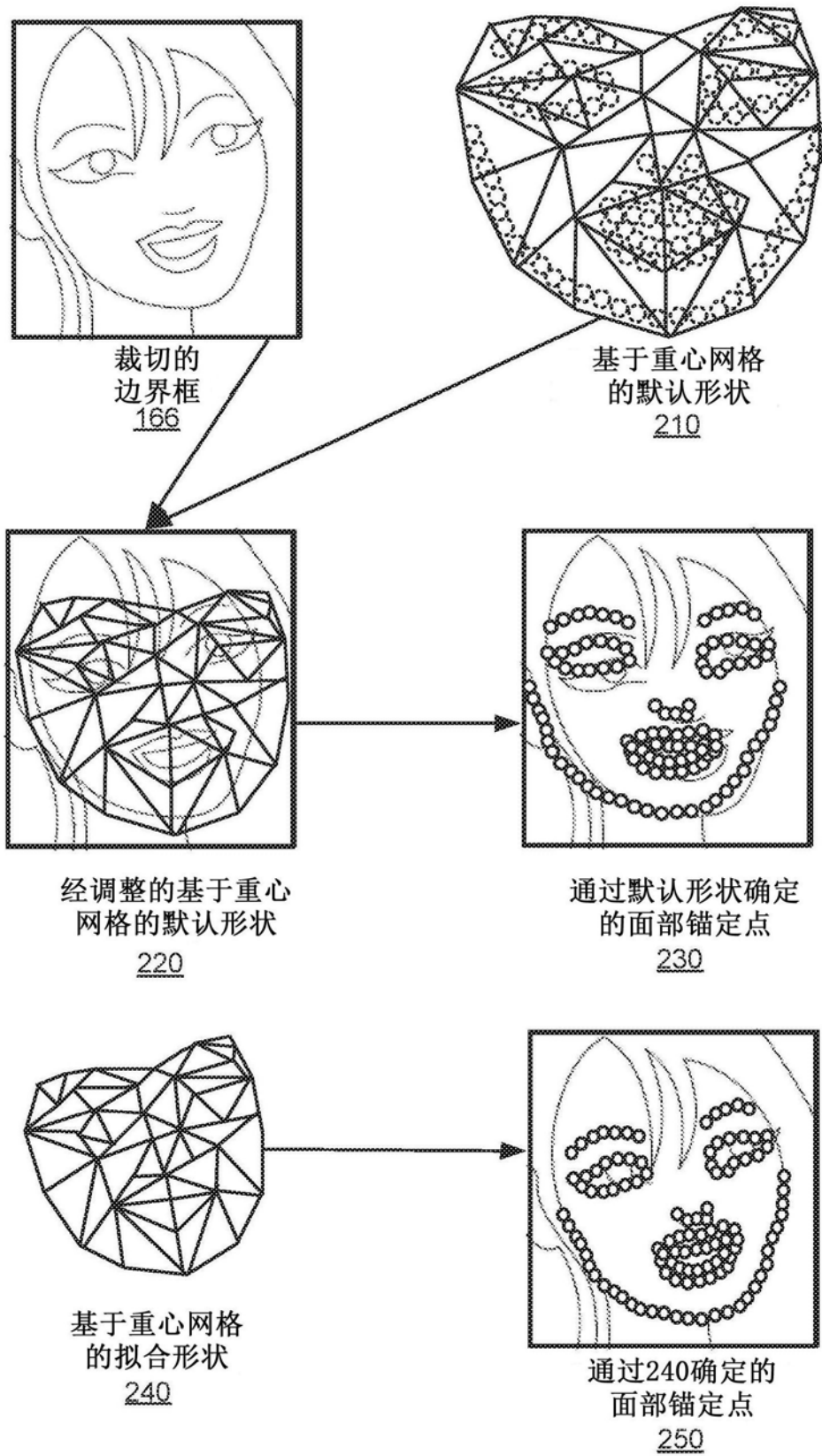


图2

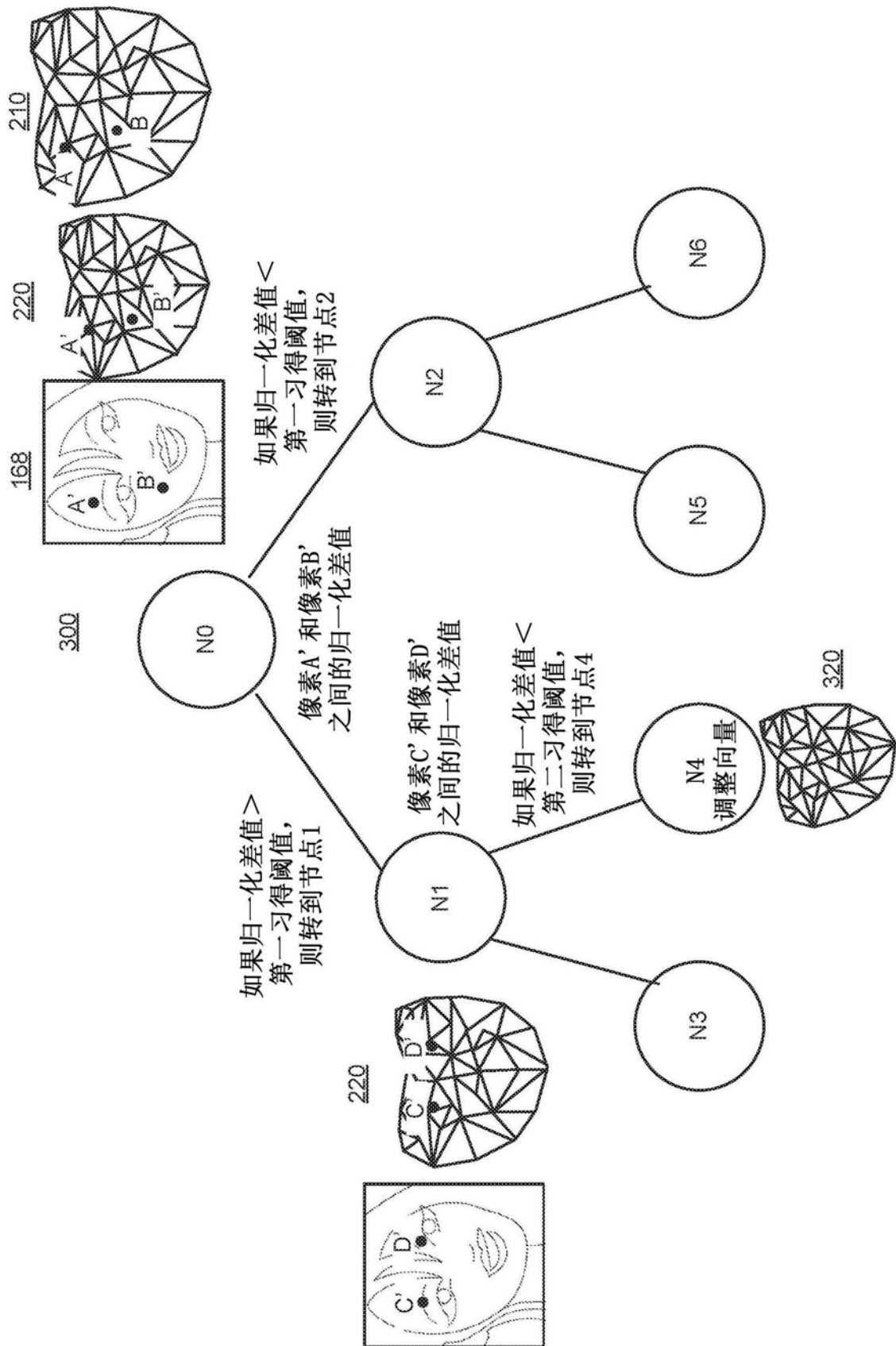


图3

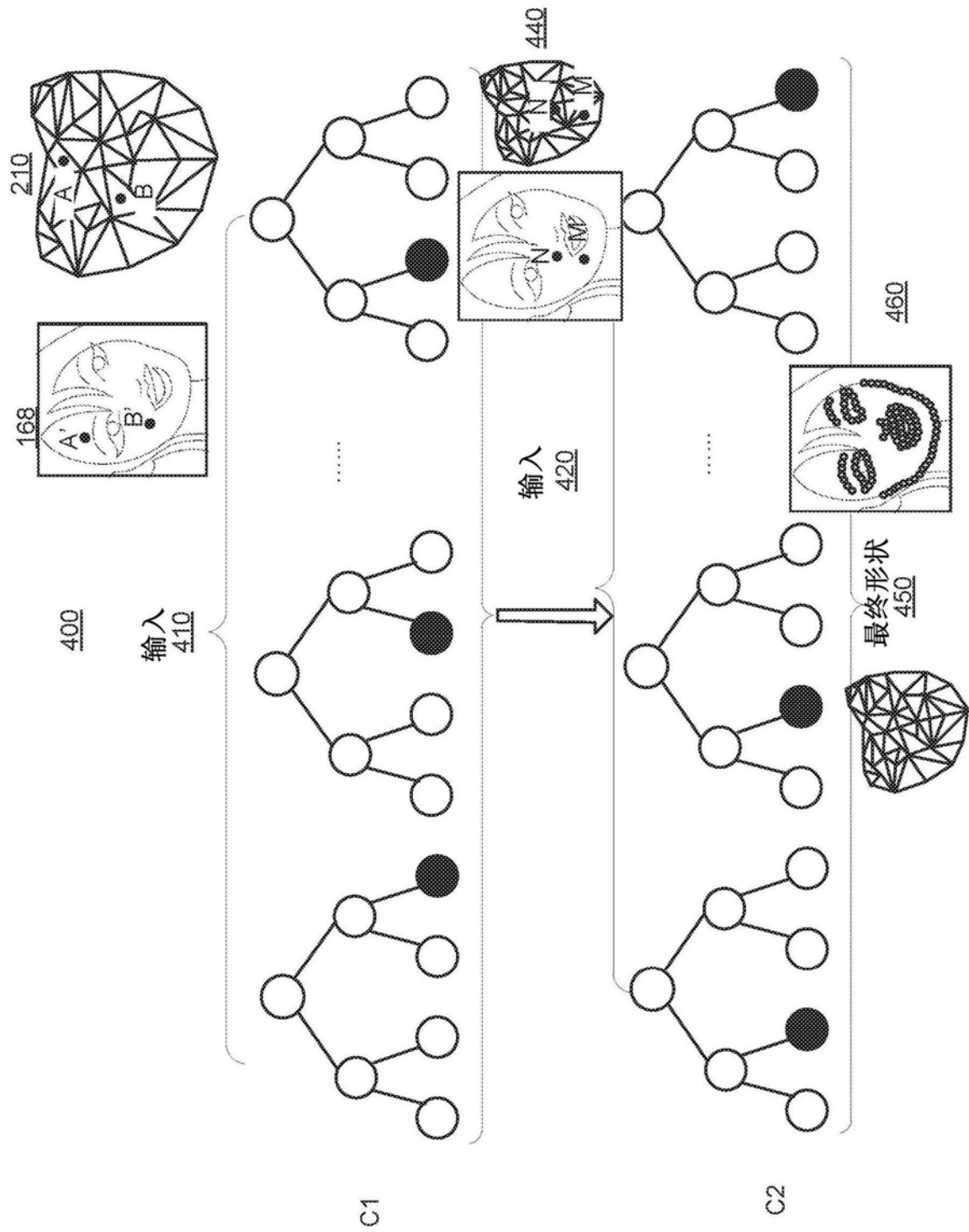


图4

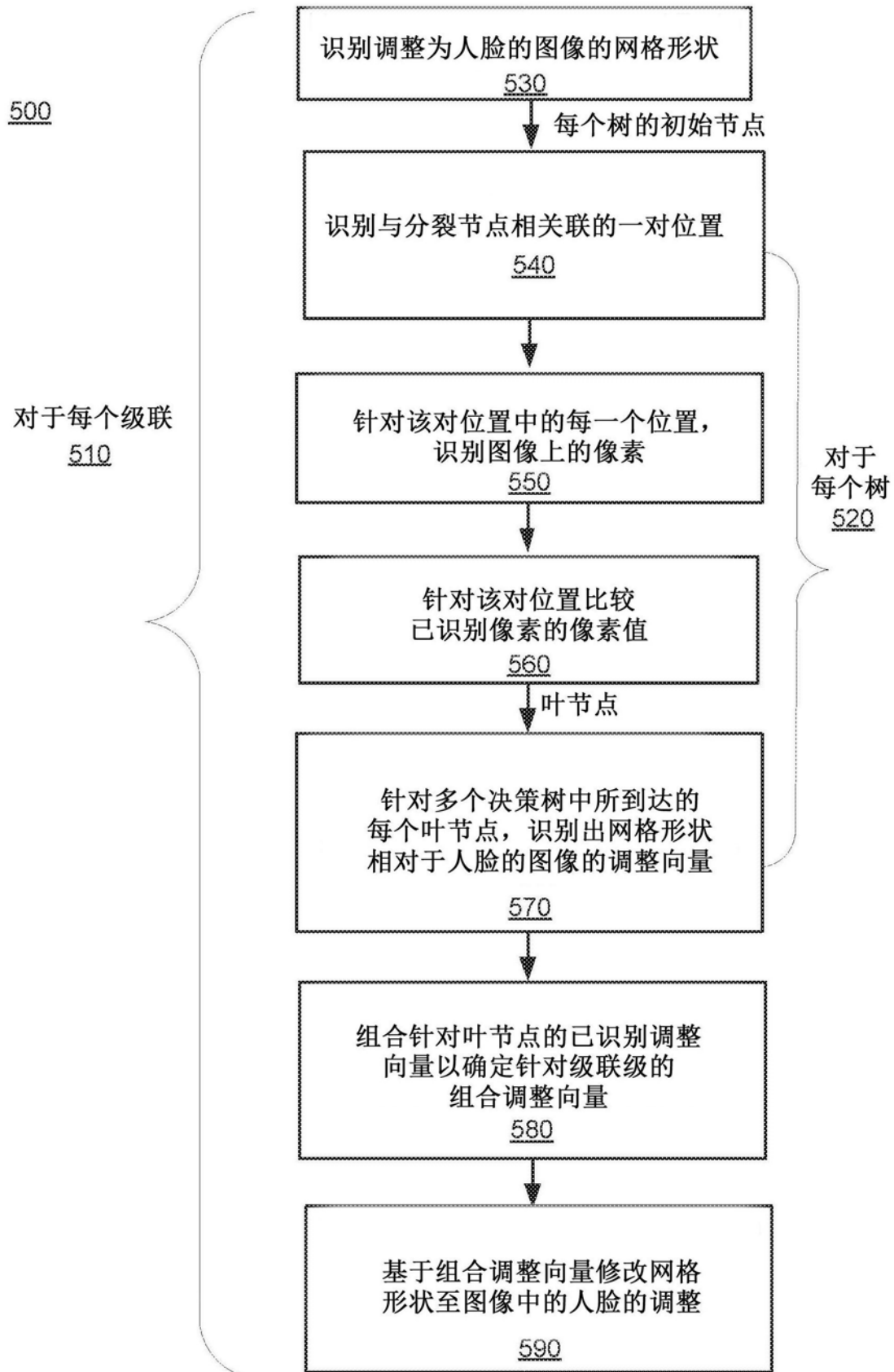


图5

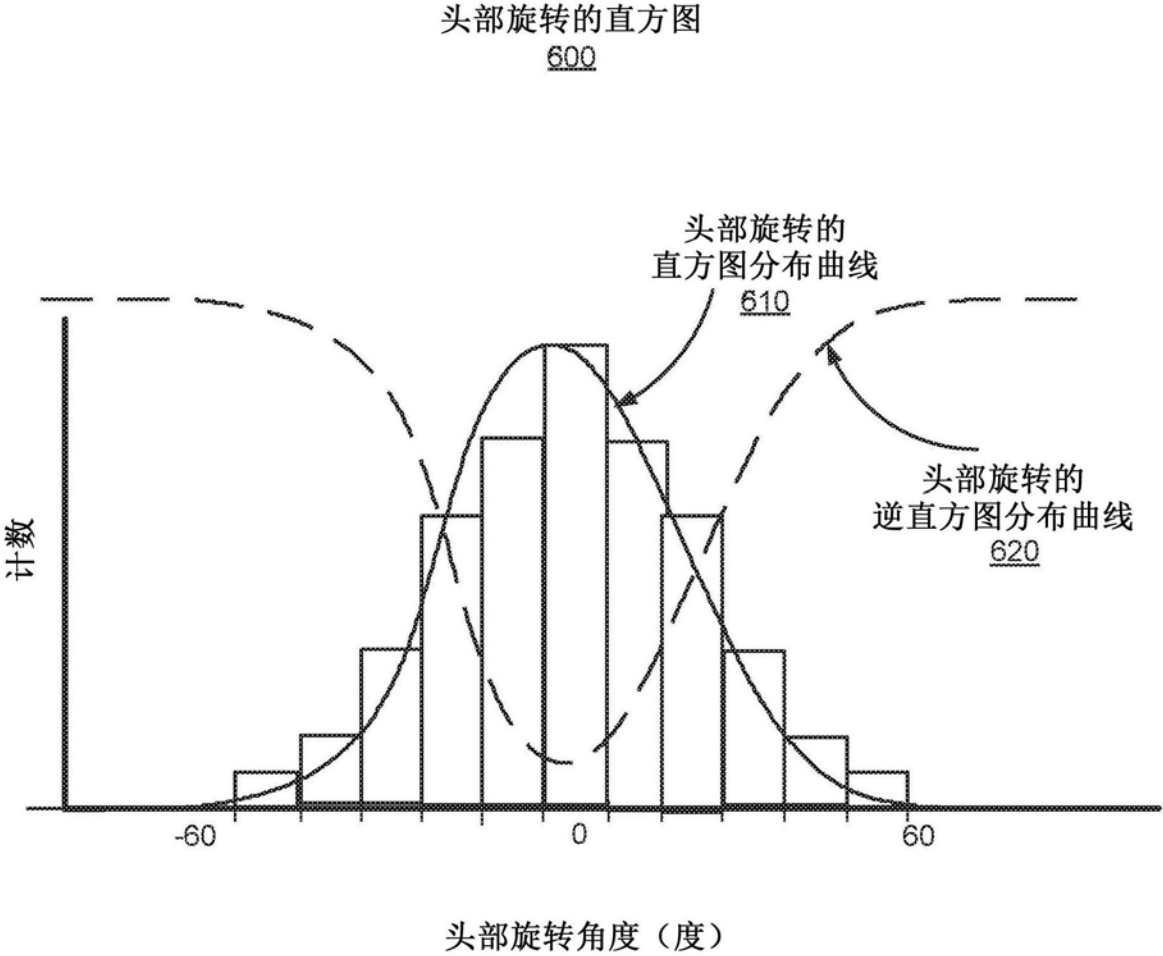


图6