

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

G06T 7/00 (2006.01)

G06T 7/20 (2006.01)



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200480042367.4

[43] 公开日 2007年3月7日

[11] 公开号 CN 1926573A

[22] 申请日 2004.1.30

[21] 申请号 200480042367.4

[30] 优先权

[32] 2004.1.30 [33] US [31] 10/767,727

[86] 国际申请 PCT/CA2004/000134 2004.1.30

[87] 国际公布 WO2005/073914 英 2005.8.11

[85] 进入国家阶段日期 2006.9.8

[71] 申请人 思代软件公司

地址 加拿大安大略省

[72] 发明人 维托里奥·阿科马齐

迭戈·博尔德加里 埃伦·简

彼得·泰特 保罗·盖尔

[74] 专利代理机构 北京康信知识产权代理有限责任公司

代理人 余刚 尚志峰

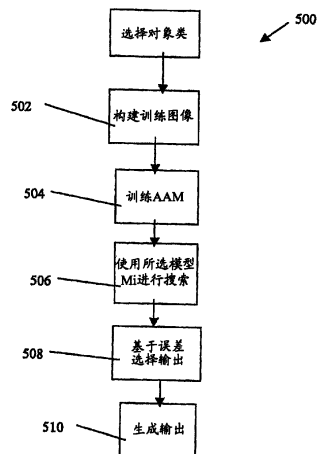
权利要求书 7 页 说明书 24 页 附图 12 页
按照条约第 19 条的修改 7 页

[54] 发明名称

用于将主动表观模型应用于图像分析的系统和方法

[57] 摘要

本发明公开了一种具有用于解译数字图像的统计表观模型的图像处理系统及方法。表观模型具有至少一个模型参数。该系统和方法包括二维第一模型对象，其包括相关第一统计关系，并被配置用于变形为近似于数字图像中的二维第一目标对象的形状和表观。还包括搜索模块，用于选择第一模型对象并将其应用于该图像，用于生成近似于第一目标对象的形状和纹理的二维第一输出对象，搜索模块计算第一输出对象和第一目标对象之间的第一误差。还包括输出模块，用于向输出端提供表示第一输出对象的数据。该处理系统使用内插来改进图像分割以及为各种目标对象结构最优化多个模型。还包括与模型参数有关的模型标记，使得将标记加在解法图像上以协助病人诊断。



1. 一种图像处理系统，具有用于解译数字图像的统计表观模型，所述表观模型具有至少一个模型参数，所述系统包括：

多维第一模型对象，其包括相关第一统计关系，并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理；以及多维第二模型对象，其包括相关第二统计关系，并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的所述目标对象的所述形状和纹理，所述第二模型对象具有不同于所述第一模型对象的形状和纹理结构；

搜索模块，用于将所述第一模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第一输出对象的图像，并计算所述第一输出对象和所述目标对象之间的第一误差，以及用于将所述第二模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第二输出对象的图像，并计算所述第二输出对象和所述目标对象之间的第二误差；

选择模块，用于比较所述第一误差和所述第二误差，使得选择具有最小显著误差的所述输出对象的一个；以及

输出模块，用于将表示所述所选输出对象的数据提供给输出。

2. 根据权利要求1所述的系统，其中，最优化所述第一模型对象，用于识别所述目标对象中的第一个，并且最优化所述第二模型对象，用于识别所述目标对象中的第二个，使得所述第二目标对象具有不同于所述第一目标对象的形状和纹理结构。

3. 根据权利要求2所述的系统,还包括数字图像组中的一个所述数字图像,其中,所述模型对象的每一个均被配置用于被所述搜索模块应用于所述数字图像组的每个所述数字图像。
4. 根据权利要求3所述的系统,还包括所述选择模块,所述选择模块被配置为选择所述目标模型的其中一个,以表示所述组中的所有所述图像。
5. 根据权利要求1所述的系统,其中,从包括存储在存储器中的输出文件和用户界面的组中选择所述输出。
6. 根据权利要求2所述的系统,还包括训练模块,其被配置为具有包括多个具有不同表观结构的训练对象的训练图像组,用于训练所述表观模型,以具有多个所述模型对象的所述训练模块被最优化,用于识别每个所述目标对象的所述形状和纹理的有效范围。
7. 根据权利要求2所述的系统,其中,所述表观模型是主动表观模型。
8. 根据权利要求2所述的系统,其中所述第一模型对象和第二模型对象表示病人解剖体的不同病状类型。
9. 根据权利要求2所述的系统,其中,所述第一模型对象和第二模型对象表示两个不同二维切片的相同解剖体的不同表观结构,其中,从所述解剖体的图像册分隔开的位置获取所述二维切片。
10. 根据权利要求8所述的系统,其中,由训练图像组中两个不同的训练对象表示所述两种不同的病状类型。

11. 根据权利要求 1 所述的系统,还包括与所述所选模型对象的所述模型参数相关的预定义特征,所述预定义特征用于协助对具有由所述所选输出对象表示的解剖体的病人的诊断。
12. 根据权利要求 11 所述的系统,其中,所述模型参数被划分为多个值域,所述域的每一个均分配有多个所述预定特征中的一个特征。
13. 根据权利要求 12 所述的系统,其中,从包括形状和纹理参数、尺度参数、以及旋转参数的组中选择所述模型参数。
14. 根据权利要求 12 所述的系统,其中,至少两个所述预定特征表示所述解剖体的不同病状类型。
15. 根据权利要求 12 所述的系统,其中,所述输出模块向所述输出提供分配给所述所选输出对象的所述预定义特征。
16. 根据权利要求 12 所述的系统,还包括训练模块,用于向所述模型参数分配多个所述预定义特征。
17. 根据权利要求 15 所述的系统,还包括确定模块,用于确定分配给所述所选输出对象的所述模型参数值是否在分割的区域中的一个内。
18. 根据权利要求 17 所述的系统,其中,当所述模型参数值在所有所述分割值域外时,表示所述第一输出对象是所述目标对象的无效近似。

19. 一种图像处理系统,具有用于解译数字图像序列的统计表观模型,所述表观模型具有至少一个模型参数,所述系统包括:

多维模型对象,其包括相关统计关系,所述模型对象被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;

搜索模块,用于选择所述模型对象并将其应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维输出对象的对应序列的图像,所述搜索模块计算每个所述输出对象和所述目标对象之间的误差;

内插模块,用于基于所述输出对象序列的相邻输出对象之间的期望预定义的变化,识别所述输出对象序列中的至少一个无效输出对象,所述无效输出对象具有初始模型参数;以及

输出模块,用于将表示所述输出对象序列的数据提供给输出。

20. 根据权利要求 19 所述的系统,还包括所述内插模块的内插算法,用于从所述序列的一对相邻边界输出对象计算内插模型参数,所述相邻边界输出对象位于无效输出对象的任一侧,所述内插模型参数用来替换所述初始模型参数。
21. 根据权利要求 20 所述的系统,其中,从包括位置、尺度、旋转、以及形状和纹理的组中选择所述内插模型参数。
22. 根据权利要求 20 所述的系统,其中,基于预定义参数阈值外的所述初始模型参数来确定所述无效输出对象。
23. 根据权利要求 20 所述的系统,其中,基于预定义误差阈值外的所述第一误差来确定所述无效输出对象。

24. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 存在多个相邻的无效输出对象。
25. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 所述内插算法的内插以预定义内插关系为基础, 以及以所述相邻边界输出对象对和所述序列中的所述无效输出对象之间的分离量为基础。
26. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 所述搜索模块使用所述内插模型参数作为输入将所述第一模型对象再次应用于所述图像, 以生成新的输出对象来替换所述序列中的所述无效输出对象。
27. 根据权利要求 19 所述的系统, 其中, 从包括时间和空间的组中选择所述序列。
28. 一种利用统计表观模型解译数字图像的方法, 所述外貌模型具有至少一个模型参数, 所述方法包括下列步骤:
- 提供多维第一模型对象, 所述多维第一模型对象包括相关第一统计关系, 并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;
- 提供多维第二模型对象, 所述多维第二模型对象包括相关第二统计关系, 并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的所述目标对象的形状和纹理, 所述第二模型对象具有不同于所述第一模型对象的形状和纹理;
- 将所述第一模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第一输出对象的图像;
- 计算所述第一输出对象和所述目标对象之间的第一误差;

将所述第二模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第二输出对象的图像;

计算所述第二输出对象和所述目标对象之间的第二误差;

比较所述第一误差和所述第二误差,使得选择具有最小显著误差的所述输出对象的一个;以及

将表示所述所选输出对象的数据提供给输出。

29. 一种用于使用统计表观模型解译数字图像的计算机程序产品,所述表观模型具有至少一个模型参数,所述计算机程序产品包括:

计算机可读介质;

对象模块,存储在所述计算机可读介质中,其被配置为具有:多维第一模型对象,所述多维第一模型包括相关第一统计关系且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;多维第二模型对象,所述多维第二模型对象包括相关第二统计关系且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的所述目标对象的所述形状和纹理;

搜索模块,存储在所述计算机可读介质上,用于将所述第一模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第一输出对象的图像,并计算所述第一输出对象和所述目标对象之间的第一误差,以及用于将所述第二模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第二输出对象的图像,并计算所述第二输出对象和所述目标对象之间的第二误差,所述第二模型对象具有不同于所述第一模型对象的形状和纹理;

选择模块，连接至所述搜索模块，用于比较所述第一误差和所述第二误差，使得选择具有最小显著误差的所述输出对象中的一个；以及

输出模块，连接至所述选择模块，用于将表示所述所选输出对象的数据提供给输出。

30. 一种用于利用统计表观模型解译数字图像的方法，所述表观模型具有至少一个模型参数，所述方法包括以下步骤：

提供多维模型对象，所述多维模型对象包括相关统计关系，并被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理；

将所述模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维输出对象的对应序列的图像；

计算每个所述输出对象和所述目标对象之间的误差；以及

基于所述序列的相邻所述输出对象之间的期望预定义变化，识别所述输出对象序列中的至少一个无效输出对象，所述无效输出对象具有初始模型参数；以及

将表示所述输出对象序列的数据提供给输出。

用于将主动表观模型 应用于图像分析的系统和方法

技术领域

总地说来，本发明涉及使用统计模型的图像分析。

背景技术

形状和表观统计模型是用于解译数字图像的强大工具。可变形统计模型已经被应用到包括面貌识别、工业检验、和医学图像解译的许多领域。诸如主动形状模型和主动表观模型的可变形模型可以被应用于具有复杂和可变结构的包括噪声和可能分辨困难的图像。一般地，形状模型将对象模型与图像中的目标对象的边界相匹配，而表观模型使用模型参数，以利用形状和纹理（texture）识别合成完整的图像匹配并从该图像中再生目标对象。

诸如由 Cootes 等人在关于计算机视觉的欧洲研讨会上发表的题为“主动表观模型”中的形状和表观三维统计模型已经被应用于解译医学图像，但是，生物构造中存在的内部和外部个体可变性会使图像解译很困难。医学图像解译中的很多应用都涉及需要具有控制图像结构处理和分析能力的自动化系统。医学图像一般具有几类不同的对象，因此，可变形模型需要维持其表示的对象类的本质特征，但是还可以变形以符合对象实例的具体范围。一般地，该模型应该能够生成模型对象表示的似乎真实和合法的对象类的任何有效的目标对象。然而，现有的模型系统不检验由模拟的对象类表示的图像中目标对象的存在。现有模型系统的另一个缺点在于它们不

能识别最好的模型对象，以用于具体图像。例如，在医学成像应用中，需要分割病理解剖学（pathological anatomy）。病理解剖学比生理解剖学具有更加明显的可变性。在表示模型中模拟病理解剖学的所有变化的重要的副作用是模型对象可以“认识到”错误的形状，从而找到次佳的解决方法。这可以由以下事实导致：在模型对象生成期间存在基于实例训练图像的生成步骤，模型对象能够认识实际上可能并不存在的实例形状。

现有模型系统的其它缺点包括图像的再生目标对象在空间和/或时间上的不均匀分布，以及对于确定图像中识别的目标对象的病变缺乏帮助。

本发明的目的在于提供一种可变形统计模型的图像解译系统和方法，以消除或减小至少一些上述缺点。

发明内容

根据本发明，提供了一种具有用于解译数字图像的统计表观模型的图像处理系统，该表观模型具有至少一个模型参数，该系统包括：多维第一模型对象，其包括相关的第一统计关系，且被配置用于变形为近似于数字图像中的多维目标对象的形状和纹理；多维第二模型对象，其包括相关的第二统计关系，且被配置用于变形为近似于数字图像中的目标对象的形状和纹理，第二模型对象具有不同于第一模型对象的形状和纹理结构；搜索模块，用于将第一模型对象应用于用于生成近似于目标对象的形状和纹理的多维第一输出对象的图像，并且计算第一输出对象和目标对象之间的第一误差，以及用于将第二模型对象应用于用于生成与目标对象的形状和纹理近似的多维第二输出对象的图像，并且计算第二输出对象和目标对象之间的第二误差；选择模块，用于比较第一误差与第二误差，

使得选择具有最小显著误差 (significant error) 的输出对象中的一个; 以及输出模块, 用于将表示所选输出对象的数据提供给输出。

根据本发明的另一方面, 提供了一种具有用于解译数字图像序列的统计表观模型的图像处理系统, 该表观模型具有至少一个模型参数, 该系统包括: 多维模型对象, 其包括相关的统计关系, 该模型对象被配置用于变形为近似于数字图像中的多维目标对象的形状和纹理; 搜索模块, 用于选择模型对象且将其应用于用于生成近似于目标对象的形状和纹理的多维输出对象的对应序列的图像, 该搜索模块计算每个输出对象和目标对象之间的误差; 内插模块, 用于基于序列中相邻输出对象之间期望的预定义变化, 识别在输出对象序列中的至少一个无效输出对象, 该无效输出对象具有初始模型参数; 以及输出模块, 用于将表示输出对象序列的数据提供给输出。

根据本发明的再一方面, 提供了一种解译具有统计表观模型的数字图像的方法, 该表观模型具有至少一个模型参数, 该方法包括以下步骤: 提供多维第一模型对象, 其中, 多维第一模型对象包括相关的第一统计关系, 并且被配置用于变形为近似于数字图像中的多维目标对象的形状和纹理; 提供多维第二模型对象, 其中, 多维第二模型对象包括相关的第二统计关系, 并且被配置用于变形为近似于数字图像中的目标对象的形状和纹理, 第二模型对象具有不同于第一模型对象的形状和纹理; 将第一模型对象应用于用于生成近似于目标对象的形状和纹理的多维第一输出对象的图像; 计算第一输出对象和目标对象之间的第一误差; 将第二模型对象应用于用于生成近似于目标对象的形状和纹理的多维第二输出对象的图像; 计算第二输出对象和目标对象之间的第二误差; 比较第一误差和第二误差, 使得选择具有最小显著误差的输出对象中的一个; 以及将表示所选输出对象的数据提供给输出。

根据本发明的又一方面，提供了一种用于利用统计外观模型来解译数字图像的计算机程序产品，该外观模型具有至少一个模型参数，该计算机程序产品包括：计算机可读介质，其上存储有对象模块，其中，对象模块被配置为具有：包括相关第一统计关系且被配置用于变形为近似于数字图像中的多维目标对象的形状和纹理的多维第一模型对象，以及包括相关第二统计关系且被配置用于变形为近似于数字图像中的目标对象的形状和纹理的多维第二模型对象；搜索模块，存储在计算机可读介质上，用于将第一模型对象应用于用于生成与目标对象的形状和纹理近似的多维第一输出对象的图像，并且计算第一输出对象和目标对象之间的第一误差，以及用于将第二模型对象应用于用于生成近似于目标对象的形状和纹理的多维第二输出对象的图像，并且计算第二输出对象和目标对象之间的第二误差，第二模型对象具有不同于第一模型对象的形状和纹理；选择模块，其连接到搜索模块，用于比较第一误差和第二误差，使得选择具有最小显著误差的输出对象中的一个；以及输出模块，连接到选择模块，用于将表示所选输出对象的数据提供给输出。

根据本发明的又一方面，提供了一种用于解译具有统计外观模型的数字图像的方法，该外观模型具有至少一个模型参数，该方法包括以下步骤：提供包括相关统计关系的多维模型对象，该模型对象被配置用于变形为近似于数字图像中的多维目标对象的形状和纹理；将模型对象应用于用于生成近似于目标对象的形状和纹理的多维输出对象对应序列的图像；计算每个输出对象和目标对象之间的误差；基于相邻输出目标序列之间的期望的预定义变化，识别输出对象序列中的至少一个无效输出对象，该无效输出对象具有初始模型参数；以及将表示输出对象序列的数据提供给输出。

附图说明

参考附图，本发明优选实施例的上述及其它特征在下面的详细描述中将变得更加明显。

图 1 是图像处理系统的框图；

图 2 是图 1 所示系统的实例应用；

图 3a 是图 1 所示系统的目标对象可变性的实例；

图 3b 是图 1 所示系统的目标对象可变性的又一实例；

图 4 是用于解译诸如图 3a 和图 3b 所示的目标对象可变性的图像处理系统的框图；

图 5 是图 4 所示多模型 AAM 的操作实例；

图 6 是图 4 所示系统的训练图像组的实施例；

图 7 是用于解译诸如图 6 所示的目标对象可变性的图像处理系统的框图；

图 8 是图 7 所示系统的操作实例；

图 9 是图 7 所示系统的模型参数的定义实例；

图 10 是用于为图 11 所示的输出对象插入模型参数的图像处理系统；

图 11 是图 10 所示系统的实现实例；以及

图 12 是图 10 所示系统的操作实现的实例。

具体实施方式

图像处理系统

参考图 1，图像处理计算机系统 10 包括存储器 12，其通过总线 16 连接到处理器 14。存储器 12 具有主动表观模型 (AAM)，该主动表观模型包括所关心的包括在数字图像或数字图像组 18 中的目标对象 200 (参见图 2 所示) 的形状和灰度级的统计模型对象。AAM 的统计模型对象包括两个主要部件：对象表观 (形状和纹理) 的参数化 3D 模型 20、以及参数位移 (parameter displacement) 和感应图像残留 (induced image residual) 之间的关系统计估计 22，可以允许如下面进一步描述的目标对象 200 的形状和表观的完全合成。认可的是，目标对象 200 的纹理涉及在包括目标对象 200 的图像 18 中的单独像素的图像强度或像素值。

系统 10 可以使用训练 (training) 模块 24 来确定模型参数位移与在训练阶段习知的残留误差 (residual error) 之间的局部线性 (例如) 关系 22，以从训练图像组 26 中导出什么是有效形状和强度变化。关系 22 作为模型 AAM 的一部分结合在其中。搜索模块 28 在搜索阶段利用 AAM 的确定关系 22，以帮助从图像 18 中识别和再生模拟目标对象 200。为了匹配图像 18 中的目标对象 200，以下将进一步描述，模块 28 测量残留误差并使用 AAM 预测当前模型参数的变化，以通过输出模块 31 生成表示预期目标对象 200 再生的输出 30。然而，用于图像解译的 AAM 的使用可以认为是优化问题，其中，选择模型参数，使得 AAM 的合成模型图像和在图像 18 中搜索到的目标对象 200 之间的差值 (误差) 最小。认可的是，处理系统 10 还可以只包括搜索模块 28 的可执行版本、AAM、和图像 18，使得训练模块 24 和训练图像 26 被预先实施，以构造由系统 10 使用的 AAM 部件 20、22。

再次参考图 1, 系统 10 还具有用户界面 32, 其通过总线 16 连接至处理器 14, 以与用户 (未示出) 互相作用。用户界面 32 可以包括例如但不限于 QWERTY 键盘、辅助键盘、拨轮 (trackwheel)、唱针、鼠标、麦克风的一个或多个输入装置、以及诸如 LCD 屏幕显示器和/或扬声器的用户输出装置。如果屏幕是触敏开关 (touch sensitive), 则显示器也可以用作由处理器 14 控制的用户输入装置。为了再生目标对象 200 作为用户界面 32 上的输出 30, 系统 10 的用户使用用户界面 32, 以利用可变形模型 AAM 来解译数字图像 18。输出 30 可以由显示在屏幕上和/或以文件存储在存储器 12 中的目标对象 200 的合成输出对象图像表示为一组提供与目标对象 200 的合成输出对象图像有关信息的描述性数据或其结合。进一步, 认可的是, 系统 10 可以包括计算机可读存储介质 34, 其通过总线 16 连接至处理器 14, 用于向处理器 14 提供指令和/或加载/更新存储器 12 中的模块 24、28、模型 AAM、以及图像 18、26 的系统 10 的部件。计算机可读介质 34 可以包括硬件和/或软件, 例如只作为实例的磁盘、磁带、诸如 CD/DVD ROM 的光学可读介质、以及存储卡。在每种情况下, 计算机可读介质 34 可以采用小磁盘、软盘、盒式磁带、硬盘驱动、固态存储卡、或设置在存储器 12 中的 RAM 的形式。应该注意的是, 以上列出的示例性计算机可读介质 34 可以单独使用或结合使用。还认可的是, 对处理器 14 和/或加载/更新存储器 12 中的系统 10 的部件的指令可以通过网络 (未示出) 提供。

主动表观模型算法实例

参考图 1 和图 2, 在该部分将描述本领域公知的表观模型 AAM 的实例是怎样生成并执行的。该方法可以包括归一化 (normalisation) 和加权 (weighting) 步骤, 以及点的子采样 (sub sampling of point)。

训练阶段

统计表观模型 AAM 包括训练对象 **201** 的形状和灰度级表观模型 **20**，感兴趣的的目标对象 **200** 的实例可以根据模型参数的压缩集来“解释”任何有效实例。一般地，模型 AAM 将具有 50 个或更多个参数，例如但不限于形状和纹理参数 C 、旋转参数、和尺度参数。这些参数可以用于图像 **18** 更高级别的解译。例如，当分析面部图像时，这些参数可以用来表征目标面部的身份、姿态或表情。模型 AAM 是基于标注训练图像组 **26** 构建的，其中关键界标 (landmark) 点 **202** 标注在每个实例训练对象 **201** 上。标注的实例与公共坐标系对准，并且每个标注实例可以由一个向量 x 表示。因此，通过将形状归一化帧中的形状改变模型与表观改变模型相结合生成模型 AAM。例如，为了构建解剖模型 AAM，在关键位置用界标点 **202** 标注训练图像 **26**，以勾勒出大脑的主要特征，例如，诸如但不限于脑室、尾状核、和豆状核（如图 2 所示）。

通过将本领域公知的主成分分析 (principal component analysis, PCA) 应用到点 **202** 上实现训练模型 **24** 生成形状改变的统计模型 **20**。任何随后的目标对象 **200** 可以由下列等式近似：

$$x = \bar{x} + P_s b_s \quad (1)$$

其中， \bar{x} 是平均形状， P_s 是一组变化的正交模式，以及 b_s 是一组形状参数。

为了构建灰度级表观统计模型 **20**，扭曲每个图像实例，使得其控制点 **202** 与平均形状匹配（例如，通过使用本领域公知的三角测量运算）。然后从由平均形状覆盖的区域上的形状归一化图像中采样灰度级信息 g_{im} 。为了使全局照明变量 (global lighting variation) 最小，将缩放比例 α 和偏移量 β 应用于归一化采样实例：

$$g = (g_{im} - \beta) / \alpha \quad (2)$$

选择 α 和 β 值，以最佳匹配向量和归一化平均值。使 \bar{g} 为归一化数据、缩放比例及偏移量的平均值，从而使得元素的总和为零，以及元素变化为整数。需要归一化 g_{im} 的 α 和 β 值由下式给出：

$$\alpha = g_{im} \cdot \bar{g}, \quad \beta = (g_{im} \cdot 1) / n \quad (3)$$

其中， n 是向量中的元素个数。

当然，获得归一化数据的平均值之后是递归处理，因为归一化是根据平均值定义的。通过将其中一个实例用作平均值的第一估计、将其它值与它校准（使用等式 2 和等式 3）、重新估计平均值并迭代可以找到稳定的解法。通过将 PCA 应用于归一化数据，可以获得线性模型：

$$g = \bar{g} + P_g b_g \quad (4)$$

其中， \bar{g} 是平均归一化灰度级向量， P_g 是一组变化的正交模式， b_g 是一组灰度级参数。

因此，任何实例的形状和表观模型 **20** 都可由向量 b_s 和 b_g 来概括。由于在形状和灰度级变化之间存在相关性，所以我们可以将进一步 PCA 应用于下列数据。对于每个实例，可以生成连接向量：

$$b = \begin{bmatrix} W_s b_s \\ b_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_s P_s^T (x - \bar{x}) \\ P_g^T (g - \bar{g}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中， W_s 是用于每个形状参数的权重的对角矩阵，其允许在单元中形状和灰度级（如下所示）之间存在差别。将 PCA 应用于这些向量，得出进一步的模型：

$$b = Qc \quad (6)$$

其中， Q 是特征向量， c 是控制模型形状和灰度级的表观参数向量。由于形状和灰度级参数具有零平均值，所以 c 也具有。注意，模型的线性特性允许直接将形状和灰度级表示为 c 的函数：

$$x = \bar{x} + P_x W_x Q_x c, \quad g = \bar{g} + P_g Q_g c \quad (7)$$

其中，

$$Q = \begin{pmatrix} Q_x \\ Q_g \end{pmatrix} \quad (8)$$

认可的是， Q_s 、 Q_g 是描述从包括训练对象 **201** 的训练图像组 **26** 得出的变化模式的矩阵。这些矩阵是从真实训练组 **26** (true training set) 位置和感应图像残留通过对随机位移的线性回归得到的。

再次参考图 1，在训练阶段期间，模型 AAM 实例被训练图像组 **26** 中的最佳位置的训练模型 **24** 随机地替换，使得 AAM 认识到形状和强度变化的有效范围。记录被替换的模型 AAM 实例与图像 **26** 之间的差别，并使用线性回归来估计残留 (residual) 和参数位移 (例如， c 和 g 之间) 之间的关系 **22**。注意， b_s 元素具有距离单位， b_g 元素具有强度单位，所以不能直接比较它们。由于 p_g 具有正交列，所以以一个单位改变的 b_g 以一个单位移动 g 。为了使 b_s 和 b_g 匹配，估计改变 b_s 对采样 g 的影响。为了做这件事，系统地将每个 b_s 元素从其每个训练实例上的最佳值偏移，并且对给定替换形状的图像进行采样。形状参数 b_s 每单位的改变 g 的 RMS 改变给出将应用于等式 (5) 中的那个参数的权重 W_s 。训练阶段允许模型 AAM 确定每点 **202** 的变化，这为模型对象的每个相关部分提供运动和大

小强度变化,以协助将可变形模型对象与图像 18 中的目标对象 200 匹配。

利用上述包括模型 20 和关系 22 的 AAM 算法实例,通过从向量 g 生成自由形状的灰度级图像并使用由 x 描述的控制点将其扭曲,为给定的 c 合成实例输出图像 30。

搜索阶段

再次参考图 1 和图 2,在搜索模型 28 进行图像搜索期间,确定参数,其将图像 18 中的目标对象 200 的像素与由模型 20 和关系 22 表示的合成模型 AAM 模型对象之间的差值最小化。假设目标对象 200 呈现在具有与由模型 20 和关系 22 表示的模型对象稍有不同(变形)的特定形状和表观的图像 18 中。将模型对象的初始估计置于图像 18 中,并且通过逐点比较 202 测量当前的残留。关系 22 用于预测将产生更佳配合 (fit) 的当前参数的改变。AAM 的初始公式表达直接控制合成的形状和灰度级参数。可选方法将使用图像残留来驱动形状参数,并直接从给定当前形状的图像 18 计算灰度级参数。当存在少量形状模式和很多灰度级模式时,这种方法很有效。

因此,搜索模块 28 将图像 18 解译视作最优化问题,其中,考虑中的图像 18 与由表观模型 AAM 合成的图像之间的差值被最小化。所以,给出一组模型参数 c ,模块 28 生成模型 AAM 实例的形状 x 、和纹理 g_m 的假设。比较假设与图像,模块 28 使用模型 AAM 的建议形状对图像纹理 g_s 进行采样,并计算差值。差值的最小化导致模型 AAM 的收敛 (convergence),并导致搜索模块 28 产生输出 30。

认可的是,上述模型 AAM 还可以包括例如但不限于本领域于公知的形状 AAM、主动斑点 (active blob)、形态模型、以及直接表

观模型 (direct appearance model)。术语“主动表观模型 (AAM)”一般是指上述线性和形状表观模型类，并且毫无疑问的是不只限于上述实例模型 AAM 的具体算法。还认可的是，模型 AAM 可以使用不同于上述误差图像与形状和表观参数的附加增量之间的线性关系 22。

目标对象中的可变性

参考图 1，当前的多维 AAM 模型不检验图像 18 中的由具体的多维模型对象恰当表示的目标对象 200 (参见图 2) 的存在。换句话说，当前的多维模型 AAM 模式找出了图像 18 中的具体多维模型对象的最佳匹配，但是不核对模拟的目标对象 200 是否实际存在于图像 18 中。用于具体图像 18 的 AAM 最佳目标模型的识别在医学成像市场上具有重大的意义。在医学成像应用中，目的在于分割病理解剖学。病理解剖学比生理解剖学具有更大的可变性。对一个模型对象中的病理解剖学的所有变化进行模拟的重大的副作用是模型 AAM 可以“认识到”错误的形状，从而找出次佳的解决方法。在学习阶段期间的不正确学习可以由下列事实导致：在模型生成期间，存在基于训练实例图像 26 的一般化步骤。

参考图 3a，实例器官 O 具有宽和高都设为 1cm 的正方形生理形状。一旦病人感染病状 A，器官 O 的高度变为小于 1cm，而如果病人感染病状 B，则器官 O 的宽度变为小于 1cm。在该实施例中，需要注意，不存在具有宽度和高度同时小于 1cm 的器官 O 的有效病状。在此实施例中认可的是，图 4 的训练实例图像 426 不包括宽度和高度同时小于 1cm 的器官 O 的训练模型。参考图 3b，示出了图 4 中的图像 18 被表示为一组用于表示病人脑部 340 的三维容量的 2D 切片。根据单个图像 18 切片的厚度，可以看出一个切片 342 可以包括左脑室 346 和右脑室 348，而切片 344 可以只包括左脑室 346。考虑到上述情况，存在这样的例子：图像 18 可以包括目标对

象中的显著变化,使得 AAM 的一个指定模型对象不能够得出期望的输出 30,例如但不限于两个脑室模型对象:应用于仅具有一个脑室或病状 A 的图像 418、或应用于包括仅具有病状 B 的器官 O 的图像 418。认可的是,目标对象中的显著变化的其他实例可以存在于空间和/或时间维度中。

复合模型 (Multiple Model)

参考图 4,相似的元素具有相同的参考数字,且在图 1 中给出对这些元素的描述。图像处理计算机系统 410 具有通过总线 16 连接至处理器 14 的存储器 12。存储器 12 具有包括复合统计模型对象的主动表观模型 (AAM),其中,至少一个统计模型对象可能适合于模拟包括在数字图像或数字图像组 418 中感兴趣的目标对象 200 (参见图 2) 的形状和灰度级。用于心脏应用的各种模型对象的实例用于例如但不限于心室模型、尾状核模型、以及豆状核模型,这些模型可以用来从合成的心脏图像 418 中识别并分割各个解剖体 (anatomy)。AAM 的统计 2D 模型对象包括对象表观(形状和纹理)的参数化 2D 模型 420a、420b 的主要部件以及参数位移和感应图像残留之间关系的统计估计 422a、422b,可以允许如下进一步描述的目标对象 200 的形状和表观的完全合成。除部件 420a、420b 是 2D 空间而不是系统 10 的部件 20 (参见图 1) 的 3D 模型对象之外,部件 420a、420b 以及 422a、422b 在内容上与上述部件 20、22 相似。而且,系统 410 的模型 AAM 的部件 420a、422a 表示一个模型对象和相关统计信息,诸如图 3a 示出的用于器官 O 的病状 A 的模型对象和用于器官 O 的病状 B 的部件 420b、422b。另一个实例是,部件 420a、422a 表示图 3b 示出的切片 342 的两个脑室几何结构,部件 420b、422b 表示切片 344 的一个脑室几何结构。认可的是,系统 410 的模型 AAM 具有两组或多组表示目标对象 200 (参见图 2) 结构中的预定义变化的 2D 模型对象(部件 420a、420b 和 422a、

422b),例如但不限于与图像 418 容量内位置有关和/或与变化的病状有关的解剖体几何结构。

系统 410 可以使用训练模块 424 来确定在训练阶段得到的模型参数位移和残留误差之间的多个局部线性(例如)关系 422a、422b,以从包括与训练对象 201(参见图 2)相似的目标对象 200 的各种不同结构/几何结构的适当训练图像组 26 中指示出什么是有效形状和密度变化。关系 422a、422b 被结合作为模型 AAM 的一部分。因此,训练模块 424 用于生成具有将多个 2D 模型对象应用于图像 418 的能力的模型 AAM。搜索模块 428 在搜索阶段使用 AAM 的预定关系 422a、422b,以协助从图像 418 中识别和再生模拟目标对象 200。搜索模块 428 将每个 2D 模型对象(部件 420a、420b 和 422a、422b)应用于图像 418,以试图识别并合成目标对象 200。为了匹配图像 418 中的目标对象 200,模块 428 测量残留误差并使用 AAM 预测当前模型参数的变化,以产生表示期望目标对象 200 的再生的输出 30。认可的是,处理系统 410 还可以仅包括搜索模块 428 的可执行版本、AAM、以及图像 418,使得预先执行训练模块 424 和训练图像 426,以构建系统 410 使用的 AAM 的部件 420a、420b 和 422a、422b。系统 410 还使用选择模块 402,以选择搜索模块 428 应用的最能表示期望目标对象 200 的 2D 模型对象。

再次参考图 4,在一般情况下,具有图像组 418 和一组在模拟图像 418 中存在的目标对象 200(参见图 2)的 2D 模型对象 $M_1 \dots M_n$ 。系统 410 的 AAM 算法可以选择哪个 2D 模型 M_i 最能表示图像 418 中的目标对象 200。为此问题给出了两个实例解法,一个是一般解法,第二个则要求关于该问题领域的更多信息。注意到,这些解法不是相互排斥的。

一般解法

一般解法是通过具有图像 418 中每个模型 M_i 搜索模块 428 搜索目标对象 200，以及选择具有最适当/小误差的输出 30，其中，该误差估计为例如从选择的 2D 模型 M_i 生成的输出图像 30 与图像 418 中的目标对象 200 之间的差值。注意到，如上述参考主动表观模型算法的实例，图像 418 可以在一系列附加约束条件（例如，图像 418 中的模型对象的空间中心处在特定区域中）下被搜索，并且如果需要的话，这些约束条件对于所有模型 M_i 可以是相同的。因此，两个或多个所选择 2D 模型 M_i 通过搜索模块 428 应用到图像 418 上，以搜索目标对象 200。选择模块 402 分析表示每个模型 M_i 和目标对象 200 之间的各个配合的误差，并选择具有最小误差的配合（输出 30），以随后显示在界面 32 上。

还应注意的是，已经提出了若干用来测量通过模型 M_i 生成并通过模块 31 输出的图像输出 30 和实际图像 418 之间差值的误差测量方法。例如，提出 L2 标准、Mahalanobis、和 Lorentzian 公制作为误差测量方法的 Stegmann。这些测量方法中的任意一个对于包括根据试验提供充分结果的平均误差的本发明都是有效的：

$$\text{平均误差} = \frac{\sum_{(i,j) \text{ 定义模型的情况}} |\text{模型}(i,j) - \text{图像}(i,j)|}{\text{模型采样}}$$

其中，模型采样是在模型 M_i 中定义的采样个数。平均误差是相对独立于使用的模型 M_i 的值（在 Mahalanobis 距离中，每个采样与图像之间的差值由采样方差加权）。认可的是，在每个模型 M_i 由不同数目的点 202（参见图 2）组成的情况下，将来自 AAM 的复合模型 M_i 的每个选择的模型 M_i 应用于图像 418 的平均误差可以被归一化，以协助选择具有最匹配模型 M_i 的目标对象 200。

特殊解法实例

第二种方法是基于模型 M_i 或模型组 M_i 的选择，以基于图像 418 中的其他预定义对象的存在和/或图像 418 中的其他器官与病人的其他图像 418 的相对位置使用。例如，在心脏分析中，如果从不同的检查或基于病人病史在病人的心肌层中的任何图像中（破坏的结果）找到了死组织，则搜索模块 428 的算法将选择“心肌梗塞模型（myocardial infarcted model）”用于识别图像 418 中的心脏，而不是心脏的正常生理模型 M_i 。相同的想法可以应用在更简单的情况中，例如可以基于病人的年龄或性别来选择模型 M_i 。在该实例中认可的是，在训练阶段，可以将各种标记与训练图像 426 中的目标对象 200 相关联，用于表示预定义的病状和/或解剖体几何结构。还可以将这些标记与表示各种预定义病状/几何结构的个模型 M_i 相关联。

注意到，用于具体图像 418 上的器官（目标对象 200）的分割选择最好的模型 M_i 的潜在好处不限于改善分割。模型 M_i 的选择实际上可以提供关于病人出现的病状的有价值的信息。例如，在图 3a 中，模型 A 而不是模型 B 的选择表明在输出 30 中识别的具有器官 O 的病人表现出病状 A 的潜在诊断，将在下面进一步描述。

复合模型 AAM 的操作

参考图 4 和图 5，以下描述 AAM 算法的多个 2D 模型 M_i 的操作 500。基于用于分割选择的解剖体，通过系统 410 选择期望的目标对象类（步骤 502）。使得多个训练图像 426 表示目标对象类的多种形式，即，包括目标对象 200 的各种不同结构/几何结构（参见图 2 所示）（步骤 504）。训练模型 424 用于为每个模型 420a、420b 确定模型参数位移与残余误差之间的复合关系 422a、422b，以从训练图像组 426 导出什么是有效形状及强度变化（步骤 506）。然后通过

训练模型 **424** 将多个模型 M_i 包括在 AAM 中。在搜索阶段，搜索模块 **428** 使用选择的 AAM 的模型 M_i ，以协助从图像 **418** 中识别且再生模拟目标对象 **200**，其中，搜索模块 **428** 将两个或多个选择的 2D 模型 M_i 应用于图像 **418**，以搜索目标对象 **200**（步骤 508）。选择模块 **402** 分析表示每个选择的 2D 模型 M_i 和图像 **418** 的目标对象 **200** 之间各个配合的误差，并选择具有最低误差的配合（输出 **30**）（步骤 510）。然后，通过输出模块 **31** 将输出 **30** 显示在界面 **32** 上（步骤 512）。认可的是，步骤 **502**、**504**、和 **506** 可以在来自 AAM（搜索阶段）应用的分离部分（训练阶段）完成。认可的是，步骤 **508** 还可以包括附加信息的使用（例如，模型 M_i 标记），以协助模型 M_i 的选择以应用于图像 **418**。

上述的复合模型方法的另一个变化是为了分割一组图像 **418**（即， $I_1 \dots I_n$ ），希望从模型组 $M_1 \dots M_n$ 中找出最佳模型对象 M_i 。图像 **418** 是诸如如下面描述的“AAM 内插（interpolation）”，其中，随着时间的推移，为相同的空间位置（即，时间图像序列）选择相同的解剖图像 **418**。存在两种可以用于将模型对象组 $M_1 \dots M_n$ 应用于图像组 $I_1 \dots I_n$ 的算法，例如但不限于下面介绍的“最小误差准则（minimum error criteria）”和“最常用模型（most used model）”。

最小误差准则

将每个模型对象 M_i 应用于图像组 **418** 的每个图像 I_i 。将每个模型对象 M_i 的图像组 $I_1 \dots I_n$ 的分割中的所有误差相加，并选择一个认为具有最小显著误差的应用模型对象 M_i 。对于给定的模型对象 M_i 的图像组 $I_1 \dots I_n$ 分割中的误差被认为是图像组 **418** 中的每个图像 I_i 的误差总和（由于它们只是比例因子不同，所以也可以利用总平均误差）。一旦选择了一个模型对象 M_i ，则与所选模型对象 M_i 有关的输出对象 **30** 被用于协助分割图像组 **418**。

最常用模型

为每个模型 M_i 保持一个“使用频率”分数 (score) S_i 。对于图像组 $I_1 \dots I_n$ 中的每个图像 I_i , 利用所有模型对象 $M_1 \dots M_n$ 分割图像 I_i 。然后对各图像 I_i 添加具有最小误差的每个模型对象 M_i 的分数 S_i 。然后, 系统 410 返回具有最大分数 S_i 的模型对象 M_i , 其表示最常由图像组 $I_1 \dots I_n$ 的图像 I_i 的最小误差导致的模型对象 M_i 。所以, 也就是说, 基于例如最小误差准则, 选择模型对象 M_i (其被选择用于图像组中的大多数图像 I_i)。在这种情况下, 选择由最常通过图像 I_i 基础从图像组中被选择产生的模型对象 M_i 作为模型对象 M_i , 以在图像组中提供用于所有图像 I_i 的输出对象 30 的序列。

混和模型

还认可的是, 对于由空间图像序列 (在空间上分布的图像 I_i) 表示的图像组 $I_1 \dots I_n$, 不同的模型对象 M_i 可以用于为所选择的整个图像组 $I_1 \dots I_n$ 的子集提供相应的输出对象 30。对于给定的图像子集选择的每个模型对象 M_i 可以基于最小误差准则, 从而将各个模型对象 M_i 与各个图像 $I_1 \dots I_n$ 进行匹配, 得到对于各个图像 I_i 的最小误差。换句话说, 一个以上的模型对象 M_i 可以用于表示来自图像组 $I_1 \dots I_n$ 的一个或多个相应图像。

模型标记

参考图 7, 相似的元素具有相同的标号, 并且已在图 4 中给出这些元素的描述。系统 410 还具有确定模块 700, 用于确定分配给输出对象 30 的 AAM 模型参数值。训练模块 424 用于向模型参数添加预定义的特征标记, 使得该标记表明相关的目标对象 200 (参见图 2 所示) 的已知条件, 如下面进一步所描述的。模型参数被分布在许多值域中, 使得表明已知条件的不同预定义的特征被分配到每

个域中。用于每个预定义特征的代表模型参数值被分配给训练图像 426 中的各种目标对象 200，从而在训练期间（如上所述）被 AAM 获知。模型参数值表明目标对象 200（参见图 2 所示）的预定义特征，这有助于下面进一步描述的对相关病状的诊断。

在前一部分，描述了多个模型 420a、420b、422a、422b 如何被用于协助改进目标对象 200 的识别，以及最终如何协助改进来自图像 418（参见图 4）的识别目标对象 200 的分割。模型 AAM 还可以用于协助确定以与模型参数的离散值域相关的预定义特征形式分割的器官（如病状）的附加信息。

参考图 2 和图 6，注意到，AAM 模型能够基于模型参数 C、大小和角度生成搜索的目标对象 200（实例中的心室 600）近似逼真的图像。位置将目标对象位于图像 418 中，使得心脏的 AAM 模型的输出对象 30 与不同的模型参数 $C = x_1, x_2, x_3$ 相关联。注意到，值 x_1, x_2, x_3 是搜索模块 428 分配给输出对象 30 的最好表示图像 418 中的目标对象的收敛 C 值。图 6 的图像 426 示出左心室 602、右心室 600、和右心室壁 604 的实例目标对象。注意到，模型参数 C 是实际上确定输出对象 30 形状和纹理的参数。例如， $C = x_1$ 可以表示厚壁右心室 600， $C = x_2$ 可以表示正常壁右心室 600，以及 $C = x_3$ 可以表示薄壁右心室 600。认可的是，如果需要的话，可以使用其他模型参数。

标记操作

参考图 8，AAM 模型将参数 C 划分为 n 个区域（步骤 800），使得在每个区域中，AAM 模型表示特定预定义的特征。然后，通过例如心脏病专家将这些区域贴上具有那个特征的标记，其中，心脏病专家输入用于与训练图像 426 中的各种训练对象的具体轮廓相关的特征标记的文本（步骤 802）。一旦搜索模块 428 完成搜索，与

该搜索的输出对象 **30** 有关的模型参数 C 被用于通过确定模块 **700** 识别参数值所属的区域 (步骤 804), 以及为具有由输出对象 **30** 模拟的心室 **604** 的病人分配预定义的特征 (步骤 806)。然后, 通过输出模块 **31** 将表示输出对象 **30** 和预定义特征的数据提供给输出端 (步骤 808)。认可的是, 模块 **428**、**31** 和 **700** 的各种功能可以被配置为除了所描述的功能, 例如, 搜索模块 **428** 可以生成输出对象 **30**, 然后基于关联的模型参数值分配预定特征。

实例参数分配

考虑一个实例。考虑图 3a 中的采样器官 O 。利用所有有效训练图像 **426** (参见图 4) 构建 AAM 模型, 并保持 2 个用于定义参数向量 C (即, 保持两个特征向量) 的部件。所以 C 空间实际上是 R^2 。在这个空间中, 每个点表示 C 值, 从而表示 AAM 模型中的形状和纹理。可以用图标表示如图 9 中所示的平面 R^2 中的模型的位置。器官 O 的平均形状 (在原点处) 是方形的。水平轴表示器官 O 的宽度变化, 垂直轴表示高度变化。如在平面 R^2 中可以看到, 表示病状 A (高度小于 1) 的所有形状靠拢, 以及表示病状 B (宽度小于 1) 的所有形状靠拢。从而可以生成两个区域 A、B, 使得所有具有病状 A 的形状在区域 A 中, 所有具有病状 B 的形状在区域 B 中。还可以定义区域 N, 其包括不应该在图像中识别的剩余形状, 因为他们没有出现在训练组 **426** 中。

一旦完成对具体图像 **418** 的 AAM 模型搜索, 基于平面 R^2 的划分, 在模型位置中得到的参数 C 可以用于确定病人的病状类型。注意到, 如果搜索识别出位于区域 N 中的参数 C , 则可将其用作表示搜索未成功的标识。注意到, 标记模型参数的方法可以通过使用诸如但不限于旋度和尺度参数来扩充。在这种情况下, 可以考虑向量 (C 、尺度、旋度) 来代替向量 C , 并且可以据此划分并标记此空间。

AAM 内插

参考图 10, 相似的元素具有相同的参考标号, 并在图 4 中已给出这些元素的描述。系统 410 还具有内插模块 1000, 用于为错误输出对象 30 在位置和/或时间插入替换输出对象, 该内插基于错误输出对象 30 任一侧上的相邻输出对象 30, 如下面进一步所描述的。认可的是, 当对象可以分割为具有相同模型 M_i 的图像组 418 时, AAM 内插涉及 AAM 模型用法的最优化。

图像 418 可以使得相同的解剖体在不同时间或在不同位置处被成像。在这种情况下, 当通过搜索模块 428 分析时, 图像 418 互相平行。沿着搜索时间或位置顺序排列图像 418, 其可以表示为 I_0, \dots, I_n (如图 11a 所示)。注意到, 所描述的方法是专用于横截面 2D 图像 418 (例如 CT 和 MR 图像), 然而其还可用于其他图像 418, 诸如但不限于荧光镜图像 418。

从文献中可以知道, 图像 418 中的搜索模型对象 M 是最优化过程, 其中, 通过改变下列参数将模型对象图像 (输出对象 30) 和图像 418 中的目标对象 200 之间的差值最小化, 诸如但不限于:

1. 图像 418 内模型对象 M_i 的位置;
2. 模型对象 M_i 的尺度 (或大小);
3. 模型对象 M_i 的旋转; 以及
4. 模型参数 C (也可称作综合得分), 其是用于生成形状和纹理值的向量。

在实际应用中认可的是，搜索模块将模型对象 M_i 应用于多个相邻对象输出图像 I_i (参见图 11a)，为某种意义上说不是最佳的输出对象的其中一个生成一些解法：

- 算法识别局部最小值而不是全局最小值；以及
- 目标对象 **200** 的分割一般具有空间/时间连续性，其可能不能合适地表示在由于小误差的存在而获得的分割中。

再次参考图 11a，可以观察到，输出对象 I_2 、 I_3 、和 I_4 具有与相邻输出对象 I_1 和 I_n 相比的错误大特征 **1002**，而且在 I_4 中特征 **1002** 处于错误的位置。内插模型 **1000** (参见图 10) 用于通过移除局部最小值并增强解法的时间/空间连续性来协助改进输出对象 $I_0 \dots I_n$ 的分割，以提供如图 11b 所示的校正输出对象 $O_1 \dots O_n$ 。内插模型 **1000** 执行的算法的步骤 (参考图 12 所示) 如下：

1. 通过搜索模块 **428** 使用所选择的模型对象 M 将图像序列 (时间的和/或空间的) 中的所有图像 **418** 分割 (步骤 1200)，以生成初始输出对象 I_0, \dots, O_n 。对于每个初始输出对象，将下列的初始值存储于 (步骤 1202)，例如但不限于：

- a. 输出对象的位置，

- b. 输出对象的大小，

- c. 输出对象的旋转，

- d. 分配给输出对象的收敛模型参数 (converged model parameter)，以及

e. 图像 **418** 中的输出对象和目标对象之间的误差(可以使用包括平均误差在内的几个误差测量标准)。

2. 在图 11a 所示的实例中, 我们基于下列原因拒绝某些分割(步骤 1204):

a. 误差大于特定阈值, 和/或

b. 当与平均值比较时, 一个或多个输出对象参数不在特定公差范围内, 或离最小方线 (minimal square line) (如果假设参数必须以例如线性的预定义关系改变时使用) 太远。

3. 假设至少两个分割没有被拒绝, 为了提供来自于执行线性内插的对象 **30** 实例, 每个被拒绝的输出对象 I_r 上的分割可以以下方式计算。对于 I_r 上的每个被拒绝的分割(此例中的 I_2 、 I_3 、 I_4):

a. 识别 $0 < l < r < u < n$ 的两个相邻输出对象 I_l 和 I_u (步骤 1206), 使得(认为其他实例是 $I_l = I_0$ 且 $I_u = I_n$):

- 输出对象 I_l 和 I_u 上的分割不被拒绝, 以及
- I_r 和 I_l 以及 I_r 和 I_u 之间图像的所有分割都被拒绝。

如果不可能确定具有这些特征的 l 和 u , 则不能改进对 I_r 的分割。

b. 使用定义的内插关系(例如但不限于线性)在 I_l 和 I_u 之间插入模型参数 C 、姿势、大小、位置、和角度(步骤 1208), 以生成用作输出对象 I_r 输入参数的替换模型参数(步骤 1210)。

c. 然后使用内插替换模型参数, 搜索模块 **428** 用于再次应用模型对象 M_i , 以生成图 11b 中示出的相应的新分割 O_2 、 O_3 、 O_4 。

d.前述步骤中确定的解法可以通过进一步执行常规 AAM 的一些步骤来最优化（参见 Coots 的“迭代模型细分（Iterative Model Refinement）”幻灯片或 Stagmann 的“简单 AAM 动态（Dynamic of simple AAM）”幻灯片）。

参考图 11a 和 11b，在第一行中，对每个切片分别执行分割。在第三个中间切片中，分割失败且选择局部最小值，然后，这些分割被拒绝，因为误差大于所选择的阈值。如底行中所示，内插模块使用上述给出的内插算法恢复这些切片的分割。

应该理解，仅通过实例，上述描述涉及优选实施例。对系统 10、410 的许多变化对于本领域的技术人员是显而易见的，并且这些变化在这里所描述和声明的本发明的范围内。而且，认可的是，目标对象 200、模型对象（420、422）、输出对象 30、图像 418、以及训练图像 426 和训练对象 201 可以表示为多维元素，包括诸如但不限于 2D、3D，以及结合的空间和/或时间序列。

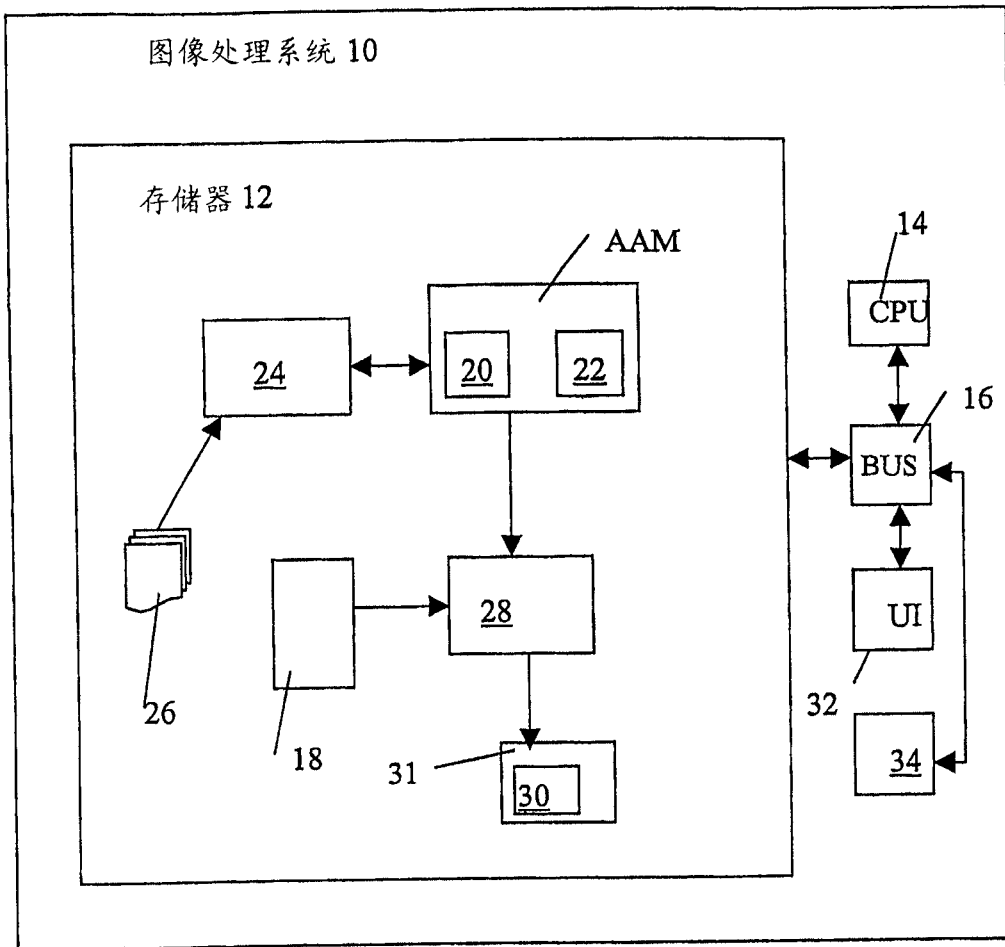


图1

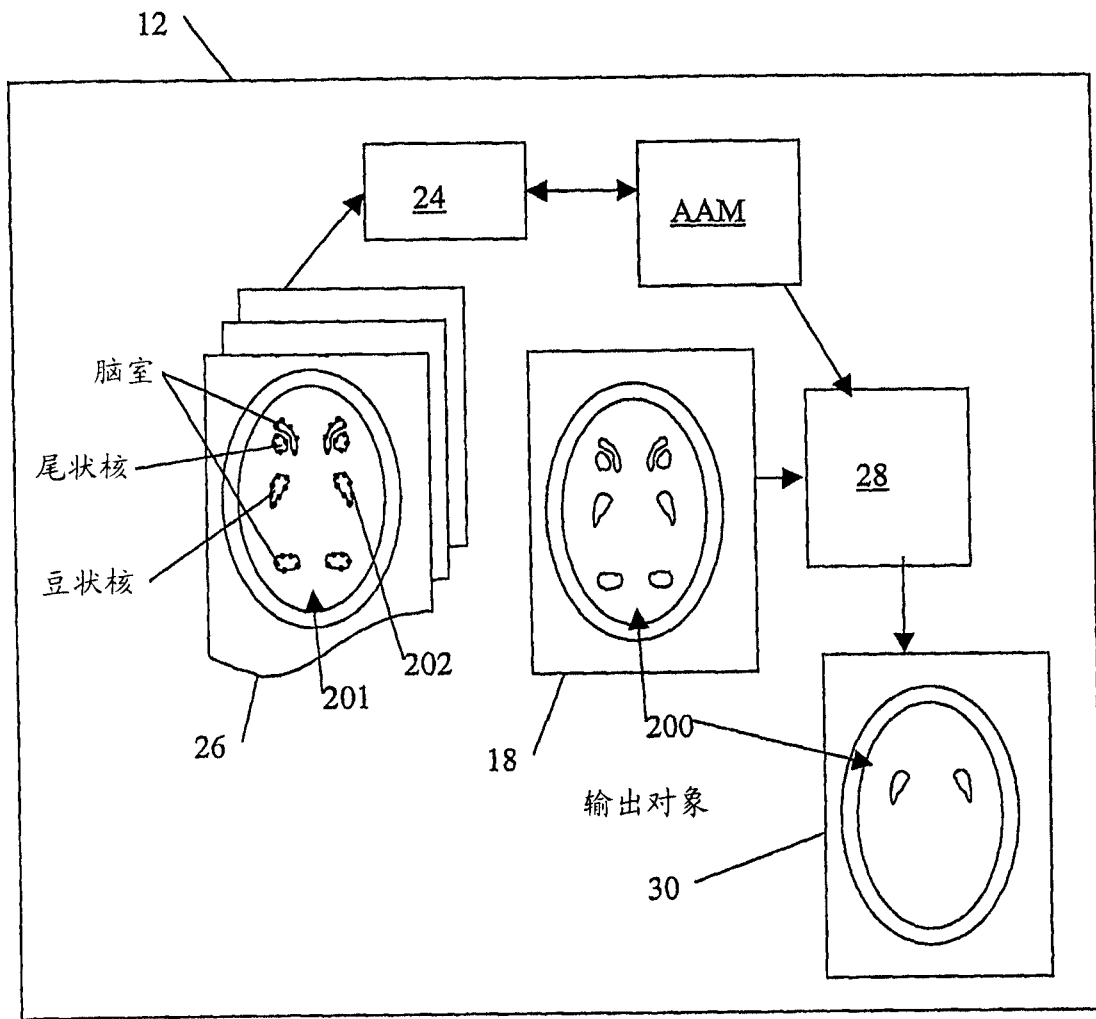


图2

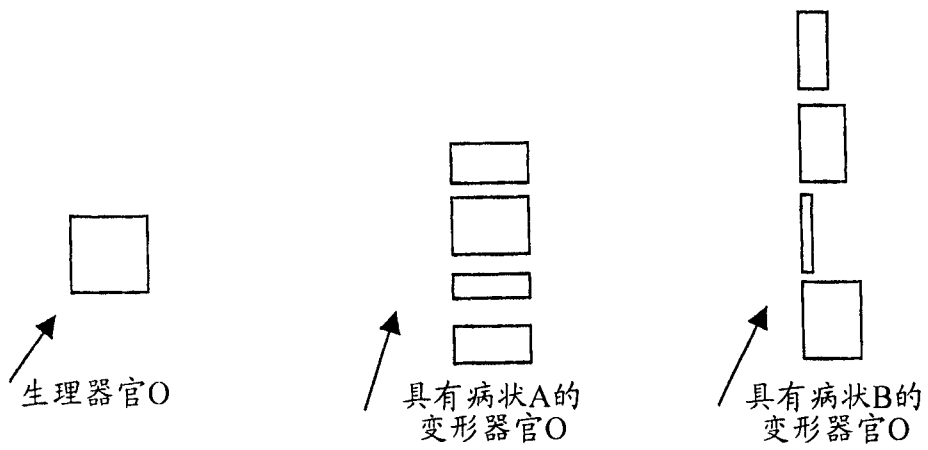


图3a

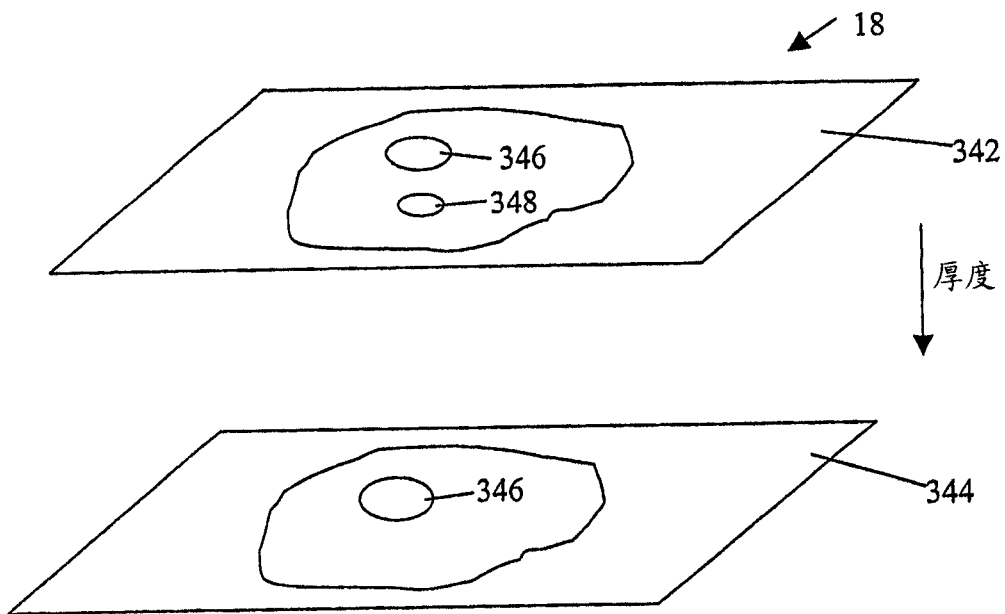


图3b

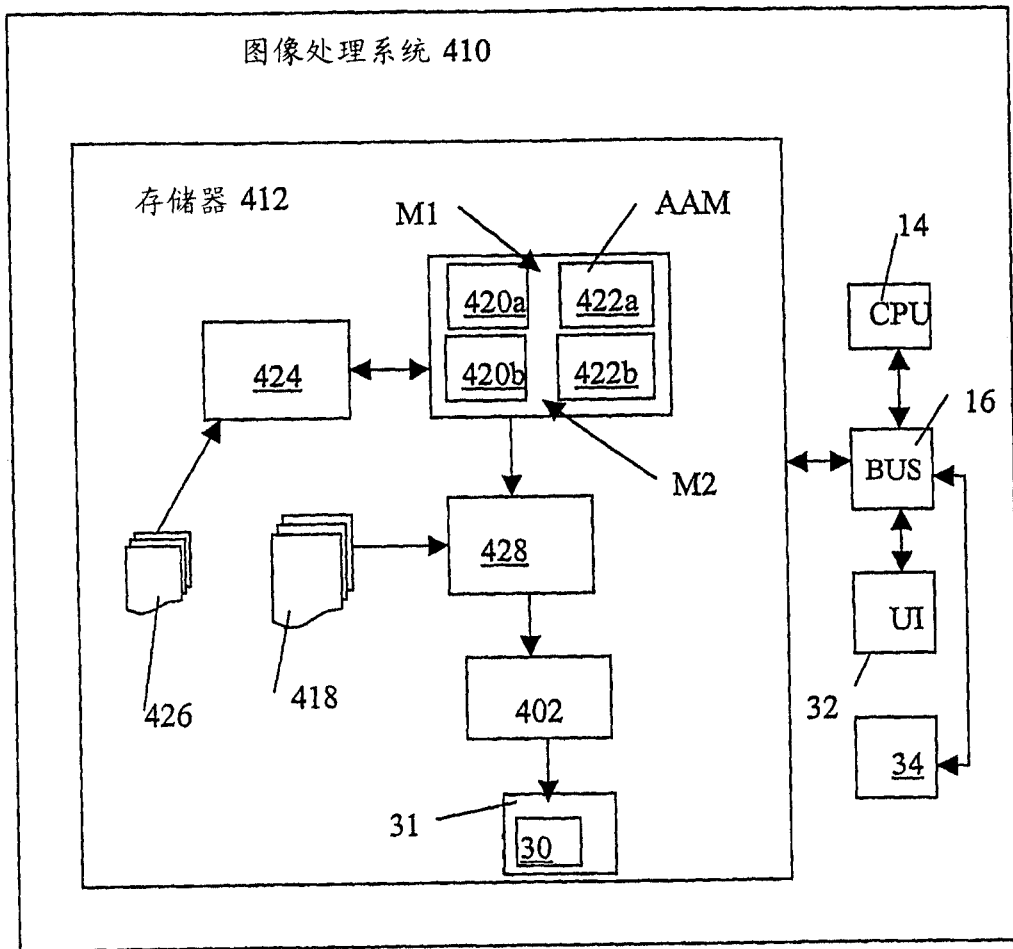


图4

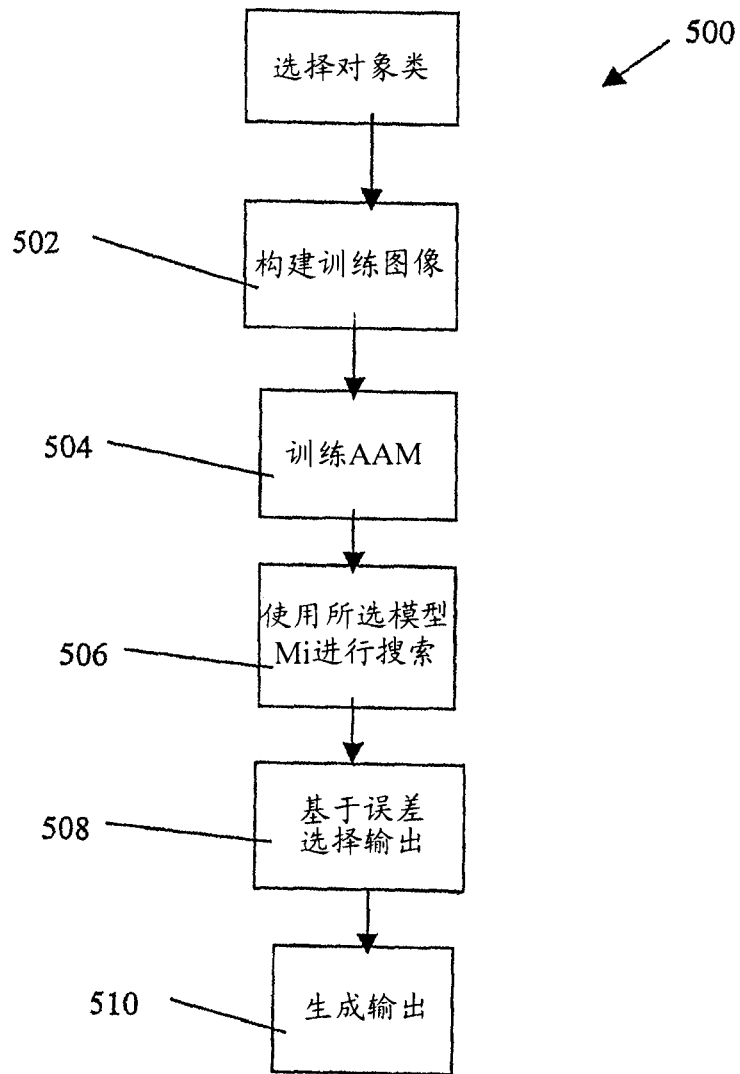


图5

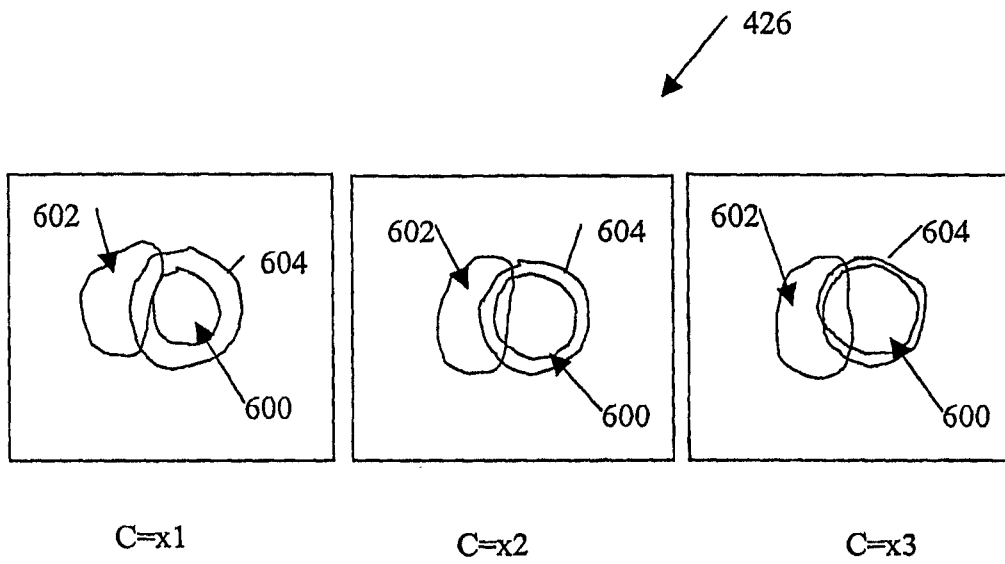


图6

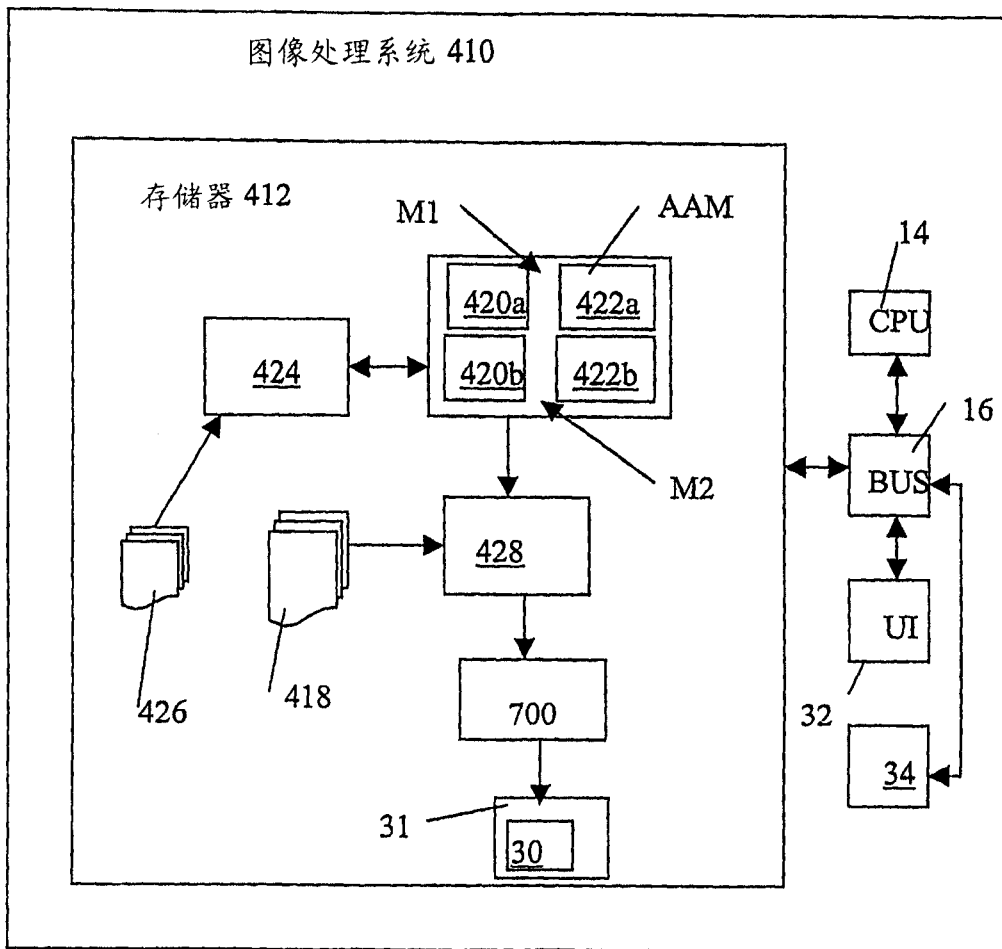


图7

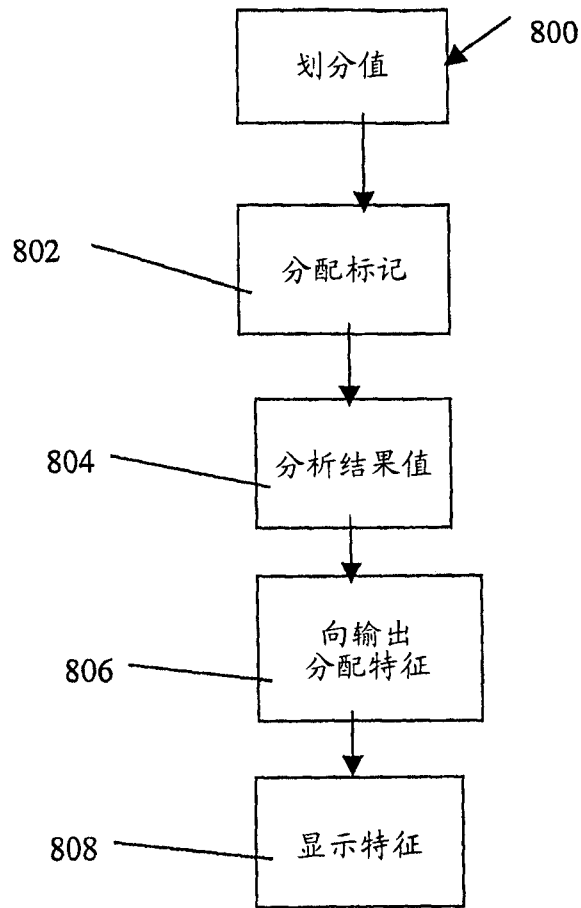


图8

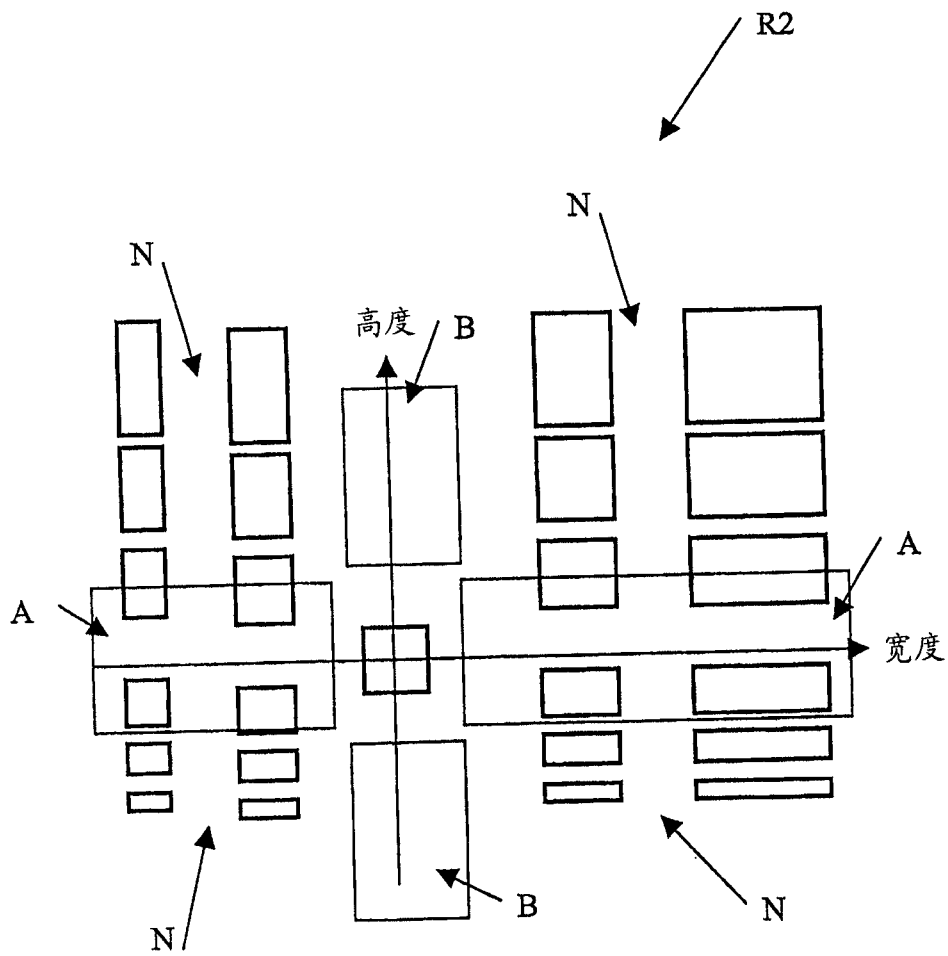


图9

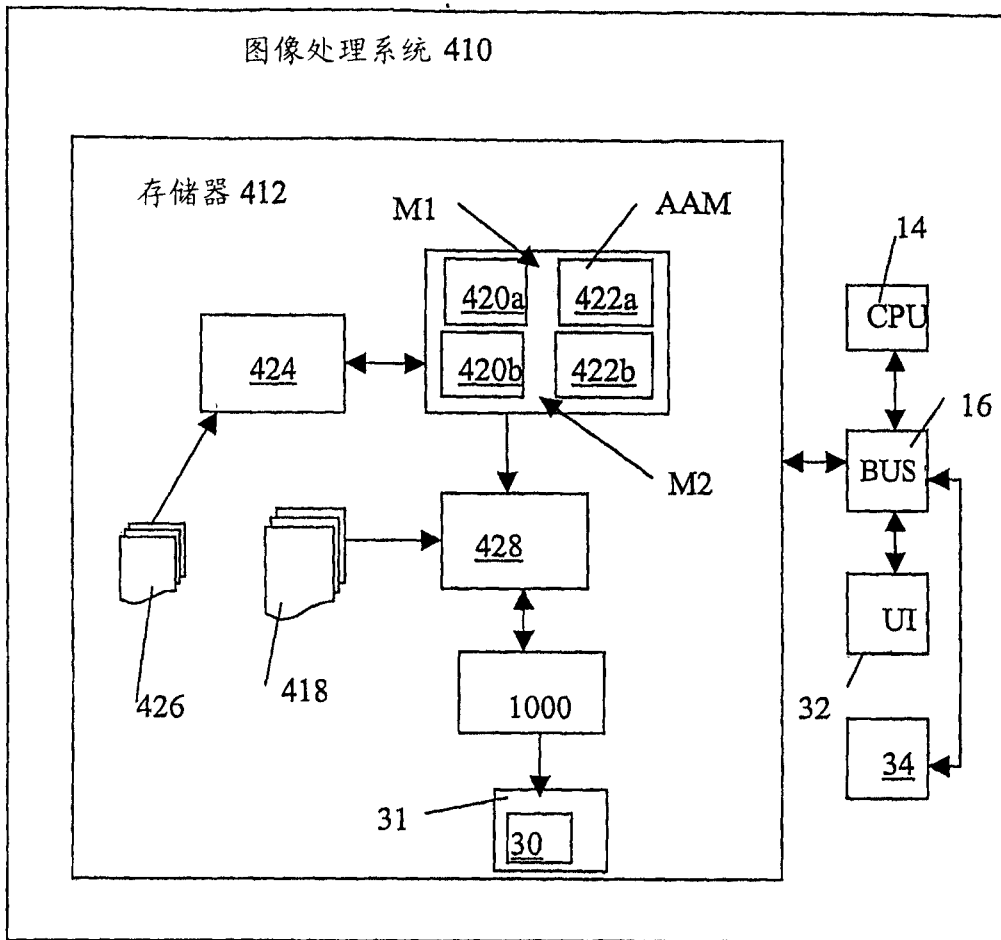


图10

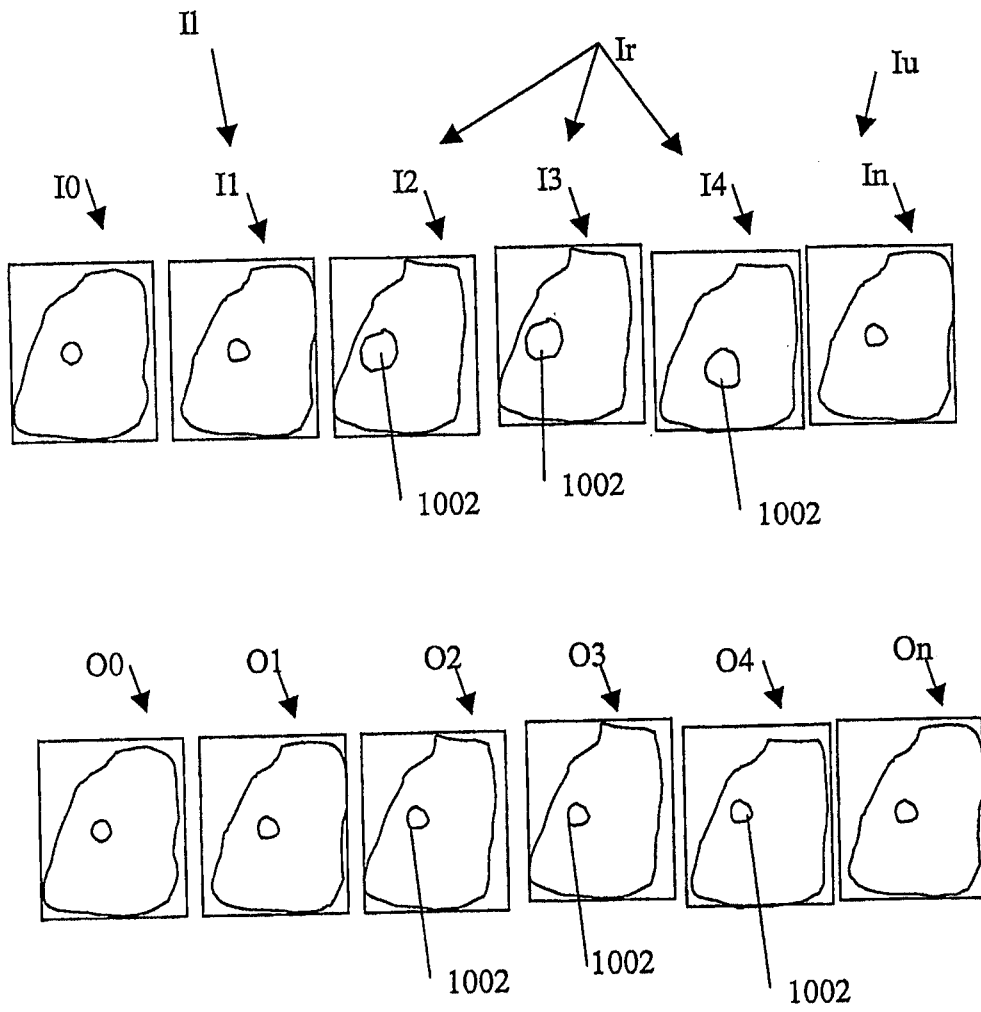


图 11

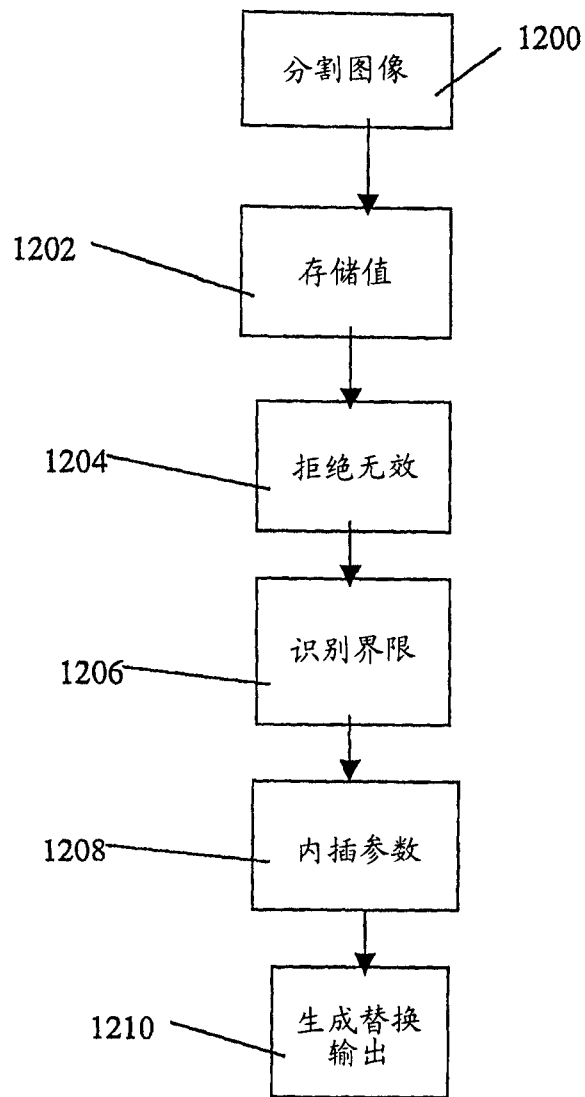


图12

1. 一种图像处理系统, 具有用于解译数字图像的统计表观模型, 所述表观模型具有至少一个模型参数, 所述系统包括:

多维第一模型对象, 其包括相关第一统计关系, 并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理, 以及多维第二模型对象, 其包括相关第二统计关系, 并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的所述目标对象的所述形状和纹理, 所述第二模型对象具有不同于所述第一模型对象的形状和纹理;

搜索模块, 用于将所述第一模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第一输出对象的图像, 并且计算所述第一输出对象和所述目标对象之间的第一模型独立误差, 以及用于将所述第二模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第二输出对象的图像, 并且计算所述第二输出对象和所述目标对象之间的第二模型独立误差;

选择模块, 用于比较所述第一模型独立误差和所述第二模型独立误差, 使得选择具有最小显著模型独立误差的所述输出对象中的其中一个; 以及

输出模块, 用于将表示所述所选输出对象的数据提供给输出。

2. 根据权利要求1所述的系统, 其中, 所述第一模型对象被最优化以识别所述目标对象中的第一个, 以及所述第二模型对象被最优化以识别所述目标对象中的第二个, 使得所述第二目标对象具有不同于所述第一目标对象的形状和纹理结构。

3. 根据权利要求2所述的系统,还包括数字图像组中的一个所述数字图像,其中,所述模型对象的每一个均被配置用于被所述搜索模块应用于所述数字图像组的每个所述数字图像。
4. 根据权利要求3所述的系统,还包括所述选择模块,所述选择模块被配置为基于归于每个所述模型对象上的各个使用频率分数,选择所述目标对象中的一个,以表示所述组中的所有图像。
5. 根据权利要求1所述的系统,其中,从包括存储在存储器中的输出文件和用户界面的组中选择所述输出。
6. 根据权利要求2所述的系统,还包括训练模块,其被配置为具有包括多个具有不同表观结构的训练对象的训练图像组,用于训练所述表观模型,以使具有多个所述模型对象的所述训练模块被最优化,用于识别每个所述目标对象的所述形状和纹理的有效范围。
7. 根据权利要求2所述的系统,其中,所述表观模型是主动表观模型。
8. 根据权利要求2所述的系统,其中所述第一模型对象和第二模型对象表示病人解剖体的不同病状类型。
9. 根据权利要求2所述的系统,其中,所述第一模型对象和第二模型对象表示两个不同二维切片的相同解剖体的不同表观结构,其中,从所述解剖体的图像册的分隔开的位置获取所述二维切片。
10. 根据权利要求8所述的系统,其中,由训练图像组中两个不同的训练对象表示所述两种不同的病状类型。

11. 根据权利要求1所述的系统,还包括与所述所选模型对象的所述模型参数相关的预定义特征,所述预定义特征用于协助具有由所述所选输出对象表示的解剖体的病人的诊断,所述模型参数用于表示姿态引起的变化。
12. 根据权利要求11所述的系统,其中,所述模型参数被划分为多个值域,所述域的每一个均分配有多个所述预定特征中的一个特征。
13. 根据权利要求12所述的系统,其中,选择所述模型参数选自包括形状和纹理参数、尺度参数、以及旋转参数的组。
14. 根据权利要求12所述的系统,其中,至少两个所述预定特征表示所述解剖体的不同病状类型。
15. 根据权利要求12所述的系统,其中,所述输出模块向所述输出提供分配给所述所选输出对象的所述预定义特征。
16. 根据权利要求12所述的系统,还包括训练模块,用于向所述模型参数分配多个所述预定义特征。
17. 根据权利要求15所述的系统,还包括确定模块,用于确定分配给所述所选输出对象的所述模型参数值是否在分割的区域中的一个内。
18. 根据权利要求17所述的系统,其中,当所述模型参数值在有所述分割值域外时,表示所述第一输出对象是所述目标对象的无效近似。
19. 一种图像处理系统,具有用于解译数字图像序列的统计表观模型,所述表观模型具有至少一个模型参数,所述系统包括:

多维模型对象, 其包括相关统计关系, 所述模型对象被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;

搜索模块, 用于选择所述模型对象并将其应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维输出对象的对应序列的图像, 所述搜索模块计算每个所述输出对象和所述目标对象之间的误差;

内插模块, 用于基于所述输出对象序列的相邻输出对象之间的期望预定义的变化, 识别所述输出对象序列中的至少一个无效输出对象, 所述无效输出对象具有初始模型参数; 以及

输出模块, 用于将表示所述输出对象序列的数据提供给输出。

20. 根据权利要求 19 所述的系统, 还包括所述内插模块的内插算法, 用于从所述序列的一对相邻边界输出对象计算内插模型参数, 所述相邻边界输出对象位于无效输出对象的任一侧, 所述内插模型参数用来替换所述初始模型参数。
21. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 所述内插模型参数选自包括位置、尺度、旋转、以及形状和纹理的组。
22. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 基于预定义参数阈值外的所述初始模型参数来确定所述无效输出对象。
23. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 基于预定义误差阈值外的所述第一误差来确定所述无效输出对象。
24. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 存在多个相邻的无效输出对象。

25. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 所述内插算法的内插以预定义内插关系为基础, 以及以所述相邻边界输出对象对和所述序列中的所述无效输出对象之间的分离量为基础。
26. 根据权利要求 20 所述的系统, 其中, 所述搜索模块使用所述内插模型参数作为输入将所述第一模型对象再次应用于所述图像, 以生成新的输出对象来替换所述序列中的所述无效输出对象。
27. 根据权利要求 19 所述的系统, 其中, 所述序列选自包括时间和空间的组。
28. 一种利用统计表观模型解译数字图像的方法, 所述表观模型具有至少一个模型参数, 所述方法包括以下步骤:

提供多维第一模型对象, 所述多维第一模型对象包括相关第一统计关系, 并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;

提供多维第二模型对象, 所述多维第二模型对象包括相关第二统计关系, 并且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的所述目标对象的所述形状和纹理, 所述第二模型对象具有不同于所述第一模型对象的形状和纹理;

将所述第一模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第一输出对象的图像;

计算所述第一输出对象和所述目标对象之间的第一模型独立误差;

将所述第二模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第二输出对象的图像;

计算所述第二输出对象和所述目标对象之间的第二模型独立误差;

比较所述第一模型独立误差和所述第二模型独立误差,使得选择具有最小显著模型独立误差的所述输出对象中的一个;以及

将表示所述所选输出对象的数据提供给输出。

29. 一种用于使用统计表观模型解译数字图像的计算机程序产品,所述表观模型具有至少一个模型参数,所述计算机程序产品包括:

计算机可读介质;

对象模块,存储在所述计算机可读介质中,其被配置为具有:多维第一模型对象,所述多维第一模型对象包括相关第一统计关系且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;以及多维第二模型对象,所述多维第二模型对象包括相关第二统计关系且被配置用于变形为近似于所述数字图像中的所述目标对象的形状和纹理;

搜索模块,存储在所述计算机可读介质中,用于将所述第一模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第一输出对象的图像,并计算所述第一输出对象和所述目标对象之间的第一模型独立误差,以及用于将所述第二模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维第二输出对象的图像,并计算所述第二输出对象和所述目标对象之间的第二模型独立误差,所述第二模型对象具有不同于所述第一模型对象的形状和纹理结构;

选择模块,连接至所述搜索模块,用于比较所述第一模型独立误差和所述第二模型独立误差,使得选择具有最小显著模型独立误差的所述输出对象中的一个;以及

输出模块,连接至所述选择模块,用于将表示所述所选输出对象的数据提供给输出。

30. 一种用于利用统计表观模型解译数字图像的方法,所述表观模型具有至少一个模型参数,所述方法包括以下步骤:

提供多维模型对象,所述多维模型对象包括相关统计关系,并被配置用于变形为近似于所述数字图像中的多维目标对象的形状和纹理;

将所述模型对象应用于用于生成近似于所述目标对象的所述形状和纹理的多维输出对象的对应序列的图像;

计算每个所述输出对象和所述目标对象之间的误差;以及

基于所述序列的相邻所述输出对象之间的期望预定义变化,识别所述输出对象序列中的至少一个无效输出对象,所述无效输出对象具有初始模型参数;以及

将表示所述输出对象序列的数据提供给输出。

31. 根据权利要求 30 所述的方法,还包括以下步骤:应用所述多维模型对象中的不同的一个模型对象,其中,所述多维模型对象被应用于所述图像序列中的选择的数字图像。
32. 根据权利要求 31 所述的方法,还包括以下步骤:计算用于所述多维模型对象的不同模型对象的使用分数频率。
33. 根据权利要求 28 所述的方法,还包括以下步骤:基于补充到包括在所述数字图像中的解剖信息的病人信息,在所述第一模型对象和所述第二模型对象之间选择。