



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 101715098 B

(45) 授权公告日 2013.03.27

(21) 申请号 200910204449.9

US 5666164 A, 1997.09.09, 全文.

(22) 申请日 2009.09.29

CN 101263717 A, 2008.09.10,

CN 1225124 C, 2005.10.26,

(30) 优先权数据

2008-250227 2008.09.29 JP

审查员 张沫

(73) 专利权人 索尼株式会社

地址 日本东京

(72) 发明人 永野隆浩 周藤泰广 高桥纪晃

近藤哲二郎

(74) 专利代理机构 中国国际贸易促进委员会专

利商标事务所 11038

代理人 付建军

(51) Int. Cl.

H04N 7/01 (2006.01)

(56) 对比文件

US 2002027611 A1, 2002.03.07, 全文.

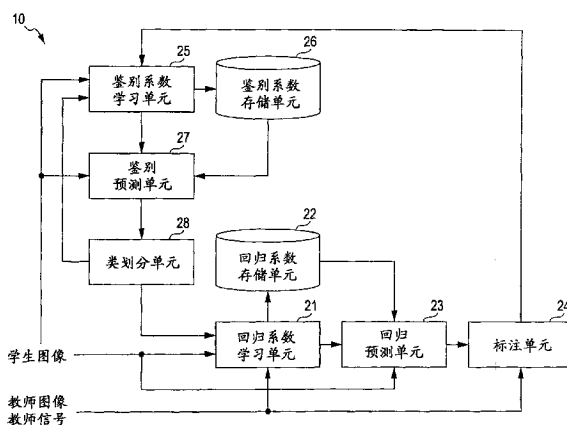
权利要求书 2 页 说明书 24 页 附图 19 页

(54) 发明名称

系数学习设备和方法、图像处理设备和方法

(57) 摘要

系数学习设备和方法、图像处理设备和方法。该系数学习设备包括：回归系数计算单元，被配置为从第一信号的图像获得抽头；回归预测值计算单元，被配置为执行回归预测计算；鉴别信息分配单元，被配置为向关注像素分配鉴别信息；鉴别系数计算单元，被配置为从第一信号的图像获得抽头；鉴别预测值计算单元，被配置为执行鉴别预测计算；和分类单元，被配置为将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个。回归系数计算单元仅利用分类为第一鉴别类的像素进一步计算回归系数并且仅利用分类为第二鉴别类的像素进一步计算回归系数。



1. 一种系数学习设备,包括:

回归系数计算装置,用于从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于计算用于回归预测计算的回归系数,该回归预测计算通过所述抽头的每个元素与所述回归系数的乘积和计算而获得第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值;

回归预测值计算装置,用于基于计算出的回归系数和从第一信号的图像获得的抽头执行回归预测计算并且计算回归预测值;

鉴别信息分配装置,用于基于计算出的回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注图像对应的像素的值之间的比较结果向所述关注像素分配鉴别信息,该鉴别信息用于确定所述关注像素是属于第一鉴别类的像素还是属于第二鉴别类的像素;

鉴别系数计算装置,用于基于分配的鉴别信息从第一信号的图像获得其中与所述关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于计算用于鉴别预测计算的鉴别系数,该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与所述鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值;

鉴别预测值计算装置,用于基于计算出的鉴别系数和从第一信号的图像获得的抽头执行鉴别预测计算以计算鉴别预测值;以及

分类装置,用于基于计算出的鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个,

其中,回归系数计算装置仅利用分类为第一鉴别类的像素进一步计算所述回归系数并且仅利用分类为第二鉴别类的像素进一步计算所述回归系数。

2. 根据权利要求1所述的系数学习设备,其中,基于由回归预测值计算装置通过利用回归系数针对每个鉴别类计算的回归预测值:

鉴别信息分配装置重复执行分配鉴别信息的处理,

鉴别系数计算装置重复执行计算鉴别系数的处理,并且

鉴别预测值计算装置重复执行计算鉴别预测值的处理

其中该回归系数是由回归系数计算装置针对每个鉴别类计算的。

3. 根据权利要求1所述的系数学习设备,其中,当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的差大于或等于0时,将所述关注像素确定为属于第一鉴别类的像素,并且

当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的差小于0时,将所述关注像素确定为属于第二鉴别类的像素。

4. 根据权利要求1所述的系数学习设备,其中,当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的微分绝对值大于或等于预设的阈值时,将所述关注像素确定为属于第一鉴别类的像素,以及

当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的微分绝对值小于所述阈值时,将所述关注像素确定为属于第二鉴别类的像素。

5. 一种系数学习方法,包括如下步骤:

从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且计算用于回归预测计算的回归系数,该回归预测计算通过所述抽头的每个元素与所述回

归系数的乘积和计算而获得第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值；

基于计算出的回归系数和从第一信号的图像获得的抽头执行回归预测计算以计算回归预测值；

基于计算出的回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注图像对应的像素的值之间的比较结果向所述关注像素分配鉴别信息，该鉴别信息用于确定所述关注像素是属于第一鉴别类的像素还是属于第二鉴别类的像素；

基于分配的鉴别信息从第一信号的图像获得其中与所述关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且计算用于鉴别预测计算的鉴别系数，该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与所述鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值；

基于计算出的鉴别系数和从第一信号的图像获得的抽头执行鉴别预测计算以计算鉴别预测值；以及

基于计算出的鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个；以及

仅利用分类为第一鉴别类的像素计算所述回归系数并且仅利用分类为第二鉴别类的像素进一步计算所述回归系数。

6. 一种图像处理设备，包括：

鉴别预测装置，用于从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且用于执行鉴别预测计算，该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与预存的鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值；

分类装置，用于基于所述鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个；以及

回归预测装置，用于基于分类的结果从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且用于通过所述抽头的每个元素与针对每个鉴别类预存的回归系数的乘积和计算来计算回归预测值。

7. 根据权利要求6所述的图像处理设备，其中，鉴别预测装置重复执行用于执行鉴别预测计算的处理，并且分类装置重复执行用于对第一信号的图像的每个像素进行分类的处理。

8. 一种信息处理方法，包括如下步骤：

从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且执行鉴别预测计算，该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与预存的鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值；

基于所述鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个；以及

基于分类的结果从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且通过所述抽头的每个元素与针对每个鉴别类预存的回归系数的乘积和计算来计算回归预测值。

## 系数学习设备和方法、图像处理设备和方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及系数学习设备和方法、图像处理设备和方法、程序和记录介质。更具体地讲,本发明涉及一种能够更高效更快速地执行具有高度通用特性的高质量图像形成处理的系数学习设备和方法、图像处理设备和方法、程序和记录介质。

### 背景技术

[0002] 当从包含劣化的学生(输入)图像预测教师图像时,通过利用整个图像由学生(输入)图像的线性和进行表示的一个模型进行的该处理在精度方面存在问题。由于这个原因,执行一种方法,在该方法中根据局部特征量对学生(输入)图像进行分类,并且针对每个类切换回归系数。迄今,已经提出了利用1比特ADRC或K-means算法进行分类的方法。

[0003] 例如,为了将标准电视信号(SD信号)转换成高分辨率信号(HD信号),提出了一种利用分类自适应处理的技术(例如,参见日本未审查专利申请公报No. 7-79418)。

[0004] 在通过利用日本未审查专利申请公报No. 7-79418的技术将SD信号转换成HD信号的情况下,首先,利用ADRC(自适应动态范围编码)等确定从输入SD信号形成的类抽头的特征,并基于获得的类抽头的特征执行分类。然后,通过执行针对每个类提供的预测系数与从输入SD信号形成的预测抽头之间的计算,获得HD信号。

[0005] 分类被设计为:基于低S/N像素的像素值的模式对高S/N像素进行分组,该低S/N像素位于在空间或时间上接近与确定了预测值的高S/N像素的位置对应的低S/N图像的位置的位置处。自适应处理使得针对(与上述的类对应的)每个组确定对于属于一个组的高S/N像素更适当的预测系数,并且基于该预测系数提高图像质量。因此,优选的是,按照如下方式执行分类:基本上,利用与对其确定了预测值的高S/N像素相关的更多像素来形成类抽头。

### 发明内容

[0006] 然而,当执行诸如1比特ADRC的分类时,随着类抽头的数目的增加,类的总数以指数函数的方式增加。另外,一般地,难以找到基于大尺寸学生图像和教师图像的组来执行高效分类和回归预测的手段。在诸如日本未审查专利申请公报No. 7-79418的现有技术中,仅仅基于学生(输入)图像的局部特征量执行编码的分类,这存在如下问题:在连结学生(输入)图像和教师图像的回归系数的意义上,该分类不一定是高效分类。

[0007] 期望能够更高效更快速地执行具有高度通用特性的高质量图像形成处理。

[0008] 根据本发明的实施例,提供了一种系数学习设备,包括:回归系数计算装置,用于从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于计算用于回归预测计算的回归系数,该回归预测计算通过所述抽头的每个元素与所述回归系数的乘积和计算而获得第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值;回归预测值计算装置,用于基于计算出的回归系数和从第一信号的图像获得的抽头执行回归预测计算并且计算回归预测值;鉴别信息分配装置,用于基于计算出的回归预测值与第二信号

的图像中的与所述关注图像对应的像素的值之间的比较结果向所述关注像素分配鉴别信息,该鉴别信息用于确定所述关注像素是属于第一鉴别类的像素还是属于第二鉴别类的像素;鉴别系数计算装置,用于基于分配的鉴别信息从第一信号的图像获得其中与所述关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于计算用于鉴别预测计算的鉴别系数,该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与所述鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值;鉴别预测值计算装置,用于基于计算出的鉴别系数和从第一信号的图像获得的抽头执行鉴别预测计算以计算鉴别预测值;以及分类装置,用于基于计算出的鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个,其中,回归系数计算装置仅利用分类为第一鉴别类的像素进一步计算所述回归系数并且仅利用分类为第二鉴别类的像素进一步计算所述回归系数。

[0009] 基于由回归预测值计算装置通过利用由回归系数计算装置针对每个鉴别类计算的回归系数针对每个鉴别类计算的回归预测值,鉴别信息分配装置可重复执行分配鉴别信息的处理,鉴别系数计算装置可重复执行计算鉴别系数的处理,并且鉴别预测值计算装置可重复执行计算鉴别预测值的处理。

[0010] 当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的差大于或等于 0 时,可将所述关注像素确定为属于第一鉴别类的像素。当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的差小于 0 时,可将所述关注像素确定为属于第二鉴别类的像素。

[0011] 当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的微分绝对值大于或等于预设的阈值时,可将所述关注像素确定为属于第一鉴别类的像素。当回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值之间的微分绝对值小于所述阈值时,可将所述关注像素确定为属于第二鉴别类的像素。

[0012] 根据本发明的另一个实施例,提供了一种系数学习方法,包括如下步骤:从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且计算用于回归预测计算的回归系数,该回归预测计算通过所述抽头的每个元素与所述回归系数的乘积和计算而获得第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值;基于计算出的回归系数和从第一信号的图像获得的抽头执行回归预测计算以计算回归预测值;基于计算出的回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注图像对应的像素的值之间的比较结果向所述关注像素分配鉴别信息,该鉴别信息用于确定所述关注像素是属于第一鉴别类的像素还是属于第二鉴别类的像素;基于分配的鉴别信息从第一信号的图像获得其中与所述关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且计算用于鉴别预测计算的鉴别系数,该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与所述鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值;基于计算出的鉴别系数和从第一信号的图像获得的抽头执行鉴别预测计算以计算鉴别预测值;以及基于计算出的鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个;以及仅利用分类为第一鉴别类的像素计算所述回归系数并且仅利用分类为第二鉴别类的像素进一步计算所述回归系数。

[0013] 根据本发明的另一个实施例,提供了一种使计算机担当包含如下装置的系数学习设备的程序:回归系数计算装置,用于从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于计算用于回归预测计算的回归系数,该回归预测

计算通过所述抽头的每个元素与所述回归系数的乘积和计算而获得第二信号的图像中的与所述关注像素对应的像素的值；回归预测值计算装置，用于基于计算出的回归系数和从第一信号的图像获得的抽头执行回归预测计算并且计算回归预测值；鉴别信息分配装置，用于基于计算出的回归预测值与第二信号的图像中的与所述关注图像对应的像素的值之间的比较结果向所述关注像素分配鉴别信息，该鉴别信息用于确定所述关注像素是属于第一鉴别类的像素还是属于第二鉴别类的像素；鉴别系数计算装置，用于基于分配的鉴别信息从第一信号的图像获得其中与所述关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且用于计算用于鉴别预测计算的鉴别系数，该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与所述鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值；鉴别预测值计算装置，用于基于计算出的鉴别系数和从第一信号的图像获得的抽头执行鉴别预测计算以计算鉴别预测值；以及分类装置，用于基于计算出的鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个，其中，回归系数计算装置仅利用分类为第一鉴别类的像素进一步计算所述回归系数并且仅利用分类为第二鉴别类的像素进一步计算所述回归系数。

[0014] 在本发明的实施例中，从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且通过抽头的每个元素与回归系数的乘积和计算来计算获得第二信号的图像中的与关注像素对应的像素的值的回归预测计算的回归系数。基于计算出的回归系数和从第一信号的图像获得的抽头执行回归预测计算以计算鉴别预测值。基于计算出的回归预测值与第二信号的图像中的与关注像素对应的像素的值之间的比较结果向关注像素分配鉴别信息，该鉴别信息用于确定关注像素是属于第一鉴别类的像素还是属于第二鉴别类的像素。基于分配的鉴别信息从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且通过抽头的每个元素与鉴别系数的乘积和计算，计算鉴别预测计算的鉴别系数，该鉴别预测计算获得用于识别关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值。基于计算出的鉴别系数和从第一信号的图像获得的抽头执行鉴别预测计算以计算鉴别预测值。基于计算出的鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个。仅利用分类为第一鉴别类的像素对回归系数进一步分类，并且仅利用分类为第二鉴别类的像素对回归系数进一步分类。

[0015] 根据本发明的另一个实施例，提供了一种图像处理设备，包括：鉴别预测装置，用于从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且用于执行鉴别预测计算，该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与预存的鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值；分类装置，用于基于所述鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个；以及回归预测装置，用于基于分类的结果从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且用于通过所述抽头的每个元素与针对每个鉴别类预存的回归系数的乘积和计算来计算回归预测值。

[0016] 鉴别预测装置可以重复执行用于执行鉴别预测计算的处理，并且分类装置可以重复执行用于对第一信号的图像的每个像素进行分类的处理。

[0017] 根据本发明的另一个实施例，提供了一种信息处理方法，包括如下步骤：从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头，并且执行鉴别预

测计算,该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与预存的鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值;基于所述鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个;以及基于分类的结果从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且通过所述抽头的每个元素与针对每个鉴别类预存的回归系数的乘积和计算来计算回归预测值。

[0018] 根据本发明的另一个实施例,提供了一种使计算机担当包含如下装置的系数学习设备的程序:鉴别预测装置,用于从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于执行鉴别预测计算,该鉴别预测计算通过所述抽头的每个元素与预存的鉴别系数的乘积和计算而获得用于识别所述关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值;分类装置,用于基于所述鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个;以及回归预测装置,用于基于分类的结果从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且用于通过所述抽头的每个元素与针对每个鉴别类预存的回归系数的乘积和计算来计算回归预测值。

[0019] 在本发明的实施例中,从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且通过抽头的每个元素与预存的鉴别系数的乘积和计算获得用于识别关注像素所属于的鉴别类的鉴别预测值。基于鉴别预测值将第一信号的图像的每个像素分类为第一鉴别类和第二鉴别类中的一个。基于分类的结果从第一信号的图像获得其中与关注像素对应的多个线性特征量被用作元素的抽头,并且通过抽头的每个元素与针对每个鉴别类预存的回归系数的乘积和计算,来计算回归预测值。

[0020] 根据本发明的实施例,可以更高效更快速地执行具有高度通用特性的高质量图像形成处理。

## 附图说明

[0021] 图 1 是示出根据本发明的实施例的学习设备的结构示例的框图;

[0022] 图 2 示出了用作抽头的元素的像素的示例;

[0023] 图 3 示出了用于水平微分绝对值和垂直微分绝对值的计算的滤波器的示例;

[0024] 图 4 示出了水平微分值的计算示例;

[0025] 图 5 是示出图 1 的标注单元的处理的直方图;

[0026] 图 6 示出了以迭代方式执行的鉴别系数的学习;

[0027] 图 7 示出了以迭代方式执行的鉴别系数的学习;

[0028] 图 8 示出了通过利用二叉树结构如图 7 所示对输入图像进行分类的情况的示例;

[0029] 图 9 是示出与图 1 的学习设备对应的图像处理设备的结构示例的框图;

[0030] 图 10 是示出图 1 的学习设备执行的鉴别回归系数学习处理的示例的流程图;

[0031] 图 11 是示出标注处理的示例的流程图;

[0032] 图 12 是示出回归系数计算处理的示例的流程图;

[0033] 图 13 是示出鉴别系数计算处理的示例的流程图;

[0034] 图 14 是示出图 9 的图像处理设备执行的鉴别回归预测处理的示例的流程图;

[0035] 图 15 是示出鉴别处理的示例的流程图;

[0036] 图 16 示出了利用根据本发明的实施例的学习设备和图像处理设备进行的高质量

图像形成处理的优点；

[0037] 图 17 示出了现有技术的分类自适应处理的类抽头的示例；

[0038] 图 18 示出了利用根据本发明的实施例的学习设备和图像处理设备进行的高质量图像形成处理的优点；

[0039] 图 19 示出了利用根据本发明的实施例的学习设备和图像处理设备进行的高质量图像形成处理的优点；

[0040] 图 20 示出了利用加入了非线性特征量的抽头情况下的高质量图像形成处理的优点；以及

[0041] 图 21 是示出了个人计算机的结构示例的框图。

## 具体实施方式

[0042] 将在下面参照附图描述本发明的实施例。

[0043] 图 1 是示出根据本发明的实施例的学习设备 10 的结构示例的框图。

[0044] 学习设备 10 形成为用于高质量图像形成处理的学习设备，并且基于输入的学生图像和教师图像（或教师信号）的数据产生用于高质量图像形成处理的系数。这里，高质量图像形成处理的示例包括从含噪声图像产生去除了噪声的图像的处理、从有模糊的图像产生无模糊的图像的处理、从低分辨率图像产生高分辨率图像的处理、以及解决上述的多个问题的处理。

[0045] 学习设备 10 形成为利用学生图像作为输入图像并且学习回归系数，该回归系数是用于产生接近教师图像的高质量图像作为输出图像的系数。尽管将在以后描述细节，但是回归系数被设置为用于线性一次表达式的系数，在该线性一次表达式中，将从与输入图像的关注像素对应的多个像素的值获得的特征量用作参数，并且计算与形成为具有更高质量的图像中的关注像素对应的像素的值。针对将在以后描述的每个类学习回归系数。

[0046] 另外，基于与输入图像的关注像素对应的多个像素值和从这些像素值获得的特征量，学习设备 10 将关注像素分类为多个类之一。也就是说，学习设备 10 学习鉴别系数，该鉴别系数用于识别输入图像的各关注像素属于用于高质量图像形成处理的哪个类。尽管将在以后描述细节，但是鉴别系数被设置为用于线性一次表达式的系数，在该线性一次表达式中，将从与输入图像的关注像素对应的多个像素的值获得的特征量用作参数。

[0047] 也就是说，通过利用由学习设备 10 学习的鉴别系数，通过重复地执行其中使与输入图像的关注像素对应的多个像素值和从这些像素值获得的特征量为参数的线性一次表达式的计算，识别用于高质量图像形成处理的类。然后，通过利用与识别的类对应的回归系数执行其中将与输入图像的关注像素对应的多个像素值和从这些像素值获得的特征量用作参数的线性一次表达式，计算形成为具有更高质量的图像的像素值。

[0048] 在学习设备 10 中，例如，将无噪声图像输入作为教师图像，把将噪声加入教师图像的图像输入作为学生图像。

[0049] 学生图像的数据被提供给回归系数学习设备 21、回归预测单元 23、鉴别系数学习设备 25 和鉴别预测单元 27。

[0050] 回归系数学习设备 21 将形成学生图像的像素之中的预定像素设置为关注像素。然后，基于学生图像的关注像素和周围像素值，回归系数学习设备 21 利用最小二乘法学习



用于预测与关注像素对应的教师图像的像素值的回归预测计算表达式的系数。

[0051] 如果教师图像的像素值表示为  $t_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 并且预测值表示为  $y_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ), 则表达式 (1) 成立, 其中,  $N$  表示学生图像的像素和教师图像的像素的所有样本的数目。

$$[0052] \quad t_i = y_i + \varepsilon_i \quad \dots (1)$$

[0053] 其中,  $\varepsilon_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 是误差项。

[0054] 如果假定采用了回归系数  $w$  的线性模型, 则通过利用学生图像的像素值  $x_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$ ) 可将预测值  $y_i$  表示为表达式 (2)。

$$[0055] \quad y_i = w_0 + \sum_{j=1}^M w_j x_{ij} = w_0 + w^T x_i \quad \dots (2)$$

[0056] 其中,  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})^T$ ,  $w = (w_1, w_2, \dots, w_M)^T$

[0057]  $w^T$  代表被表示为矩阵表达式的表示的  $w$  的转置矩阵。  $w_0$  是偏置参数并且是常数项。  $M$  的值对应于抽头 (将在以后描述) 的元素数目。

[0058] 在表达式 (2) 中, 用作参数的  $x_i$  是矢量, 在该矢量中以学生图像的关注像素为中心位于预定位置的每个像素值是元素。在下文中, 在表达式 (2) 中, 用作参数的  $x_i$  将称作抽头。

[0059] 图 2 示出了用作抽头的元素的像素的示例。图 2 是一个二维图, 其中, 水平方向沿  $x$  轴绘制, 垂直方向沿  $y$  轴绘制, 一个抽头由关注像素周围的 25 个像素 ( $x_{i1}$  到  $x_{i25}$ ) 形成。在这种情况下, 关注像素是像素  $x_{i13}$ , 并且像素  $x_{i13}$  的位置对应于根据表达式 (2) 预测的教师图像的像素的位置 (相位)。

[0060] 回归系数学习设备 22 学习表达式 (2) 的系数  $w$  和偏置参数  $w_0$  并且将它们存储在回归系数存储单元 22 中。

[0061] 在上文中, 描述了一个利用关注像素周围的 25 个像素 ( $x_{i1}$  到下  $x_{i25}$ ) 的值形成一个抽头的示例。在这种情况下, 利用从学生图像获得的线性特征量形成抽头。

[0062] 然而, 通过将学生图像获得的非线性特征量包含在抽头中, 可以进一步提高预测的精度。从学生图像获得的非线性特征量的示例包括关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值。

[0063] 在表达式 (3) 中示出了用于计算关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值的表达式的示例。

$$[0064] \quad \left| x_{ij}^{(h)} \right| = \left| \text{Sobel}_j^{(h)} \{ x_i \} \right|$$

[0065]  $\dots (3)$

$$[0066] \quad \left| x_{ij}^{(v)} \right| = \left| \text{Sobel}_j^{(v)} \{ x_i \} \right|$$

[0067] 针对表达式 (3) 中的水平微分绝对值和垂直微分绝对值的计算, 利用了 Sobel (索贝尔) 算子。通过利用由  $x_{ij}$  表示的关注像素执行图 3 所示的滤波处理, 确定了水平微分绝对值和垂直微分绝对值。

[0068] 图 3 是水平方向沿  $x$  轴绘制并且垂直方向沿  $y$  轴绘制的二维图, 还示出了一个滤波器, 在该滤波器中, 关注像素周围的九个像素中的每个像素均是目标。将用圆形指示的部

分中所示的数值与各自位置的像素值相乘。

[0069] 图 4 示出了水平微分值的计算示例。在图 4 的示例中,示出了滤波处理的计算示例,在该滤波处理中,表示为  $x_{i12}$  的像素和这个像素周围的九个像素中的每个是目标。在图 4 中,分配给用圆形示出的各个像素的诸如  $x_{i12}$  的值直接表示像素值。

[0070] 在要根据表达式 (3) 确定水平微分绝对值和垂直微分绝对值的情况下,将确定与以关注像素为中心的相应 M 个像素对应的水平微分绝对值和垂直微分绝对值。例如,在如图 2 所示关注像素和周围的 25 个像素包含在抽头内的情况下,由于 M 的值变成 25,所以针对一个关注像素,确定 25 个水平微分绝对值和 25 个垂直微分绝对值。

[0071] 另外,从学生图像获得的非线性特征量的示例包括关注像素周围的像素值的最大值和最小值、以及水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值。可以根据表达式 (4) 确定关注像素周围的像素值的最大值和最小值、水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值。

$$\begin{aligned}
 [0072] \quad x_i^{(\max)} &= \max_{1 \leq j \leq L} x_{ij} \\
 [0073] \quad x_i^{(\min)} &= \min_{1 \leq j \leq L} x_{ij} \\
 &\dots (4)
 \end{aligned}$$

$$[0074] \quad \left| x_i^{(h)} \right|^{(\max)} = \max_{1 \leq j \leq L} \left| x_{ij}^{(h)} \right|$$

$$[0075] \quad \left| x_i^{(v)} \right|^{(\min)} = \max_{1 \leq j \leq L} \left| x_{ij}^{(v)} \right|$$

[0076] 其中, L 是周围像素值的数目并且  $\leq M$ 。

[0077] 如上所述,通过将学生图像获得的非线性特征量包含在抽头中,可以进一步提高预测的精度。尽管将在以后描述细节,但是例如在基于输入的含噪声图像预测无噪声图像的像素值的情况下,通过将学生图像获得的非线性特征量包含在抽头中,图像的 S/N 比可以从 0.3dB 提高到 0.5dB(分贝)。

[0078] 在利用最小二乘法学习回归预测计算表达式的系数的情况下,在表达式 (1) 中代入利用如上所述形成的抽头确定的预测值,并且根据表达式 (5) 计算表达式 (1) 的误差项的所有样本的平方和。

$$[0079] \quad E = \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 = \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2 \quad \dots (5)$$

[0080] 然后,按照下面的方式计算使表达式 (5) 的误差项的所有样本的平方和 E 最小的回归系数。

$$[0081] \quad w = (S^{(xx)})^{-1} S^{(xt)} \quad \dots (6)$$

[0082] 表达式 (6) 的  $S^{(xx)}$  和  $S^{(xt)}$  分别是其中学生图像和教师图像的方差和协方差作为元素的矩阵和矢量,并且可以根据表达式 (7) 确定每个元素。

$$[0083] \quad S_{jk}^{(xx)} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{ik} - \bar{x}_k)$$

[0084] ... (7)

$$[0085] \quad S_j^{(xt)} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)(t_i - \bar{t})$$

[0086] (j, k = 1, 2, ..., M)

[0087]  $\bar{x}_j$  和  $\bar{t}$  分别是学生图像和教师图像的平均值, 并且可以基于下面的表达式 (8) 进行表示。

$$[0088] \quad \bar{x}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad \bar{t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N t_i \quad \dots (8)$$

[0089] 另外, 通过利用表达式 (6) 可以如表达式 (9) 所示地确定表达式 (2) 的偏置参数  $w_0$ 。

$$[0090] \quad w_0 = \bar{t} - w^T \bar{x} \quad \dots (9)$$

[0091] 作为表达式 (2) 中的常数项的偏置参数  $w_0$  也可以不包括在其中。

[0092] 以上述方式获得的系数  $w$  是元素数目与上述的抽头的元素数目相同的矢量。通过回归系数学习设备 21 获得的系数  $w$  是用于通过回归预测来预测形成为具有较高质量的图像的像素值的计算的系数, 并且将称作回归系数  $w$ 。偏置参数  $w_0$  被假定为广义上的回归系数, 并且按需要以与回归系数  $w$  相关联的方式进行存储。

[0093] 例如, 如图 2 所示, 在仅利用从学生图像获得的线性特征量形成抽头的情况下, 抽头的元素数目是 25, 并且回归系数  $w$  的矢量的元素数目也是 25。另外, 在从图 2 所示的学生图像获得的线性特征量 (针对该线性特征量, 加入了基于表达式 (3) 获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值作为非线性特征量) 用作抽头的情况下, 抽头的元素数目是 75 (= 25+25+25)。因此, 回归系数  $w$  的矢量的元素数目是 75。另外, 在被加入了作为非线性特征量的、基于表达式 (4) 获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值以及水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值的线性特征量被用作抽头的情况下, 抽头的元素数目是 79 (= 25+25+25+2+2)。因此, 回归系数  $w$  的矢量的元素数目是 79。

[0094] 返回参照图 1, 通过回归系数学习设备 21 获得的回归系数  $w$  存储在回归系数存储单元 22 中。

[0095] 回归预测单元 23 将形成学生图像的像素之中的预定像素设置为关注像素。然后, 回归预测单元 23 获得由上述参照图 2 描述的关注像素和周围像素值形成的抽头; 由图 2 的关注像素和周围像素值以及基于表达式 (3) 确定的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值形成的抽头; 以及由图 2 的关注像素和周围像素的值、基于表达式 (3) 确定的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式 (4) 确定的关注像素周围的像素值的最大值和最小值以及水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值形成的抽头。

[0096] 回归预测单元 23 将抽头和回归系数  $w$  (按需要包括偏置参数  $w_0$ ) 代入表达式 (2) 中并且计算预测值  $y_i$ 。

[0097] 标注单元 24 将回归预测单元 23 计算出的预测值  $y_i$  与真值  $t_i$  进行比较, 该真值  $t_i$  是教师图像的像素值。例如, 标注单元 24 将预测值  $y_i$  变得大于或等于真值  $t_i$  的关注像素标注为鉴别类 A, 并且将预测值  $y_i$  变得小于真值  $t_i$  的关注像素标注为鉴别类 B。也就是说, 基于回归预测单元 23 的计算结果, 标注单元 24 将学生图像的每个像素分类成鉴别类 A 或鉴别类 B。

[0098] 图 5 是示出了标注单元 24 的处理的直方图。图 5 的水平轴表示通过从预测值  $y_i$  减去真值  $t_i$  获得的差值, 并且垂直轴表示获得该差值的样本 (教师图像的像素与学生图像的像素的组合) 的相对频率。

[0099] 如图 5 所示, 作为回归预测单元 23 的计算的结果, 通过从预测值  $y_i$  减去真值  $t_i$  而获得的差值为 0 的样本的频率是最高的。在差值为 0 的情况下, 回归预测单元 23 已计算出准确的预测值 (=真值), 并且已恰当地执行了高质量图像形成处理。也就是说, 由于回归系数学习设备 21 已学习了回归系数  $w$ , 所以基于表达式 (2) 计算出准确的预测值的可能性很高。

[0100] 然而, 关于差值不为 0 的样本, 尚未执行准确的回归预测。在这种情况下, 认为存在学习更适当的回归系数  $w$  的余地。

[0101] 在本发明的实施例中, 例如, 假定如果仅以预测值  $y_i$  变得大于或等于真值  $t_i$  的关注像素为目标学习回归系数  $w$ , 则可以学习对于这些关注像素更适当的回归系数  $w$ 。另外, 假定如果仅以预测值  $y_i$  变得小于真值  $t_i$  的关注像素为目标学习回归系数  $w$ , 则可以学习针对这些关注像素更适当的回归系数  $w$ 。由于这个原因, 基于回归预测单元 23 的计算结果, 标注单元 24 将学生图像的每个像素分类成鉴别类 A 或鉴别类 B。

[0102] 然后, 通过鉴别系数学习设备 52 的处理, 可以学习用于基于学生图像的像素值将每个像素分类成鉴别类 A 或鉴别类 B 的预测计算的系数。也就是说, 在本发明的实施例中, 即使真值不清楚, 仍可以基于输入图像的像素值将每个像素分类成鉴别类 A 或鉴别类 B。

[0103] 迄今已经描述了标注单元 24 对学生图像的每个像素进行标注。将标注的单位设置为, 针对与真值  $t_i$  (准确地说为教师图像的像素值) 对应的学生图像的每个抽头 (包含关注像素周围的像素值和非线性特征量的矢量) 逐个地执行标注。

[0104] 这里, 描述了如下的示例: 对预测值  $y_i$  变得大于或等于真值  $t_i$  的关注像素和预测值  $y_i$  变得小于真值  $t_i$  的关注像素进行鉴别和标注。另选地, 可以通过另一种方法执行标注。例如, 可将预测值  $y_i$  与真值  $t_i$  之间的微分绝对值为小于预设阈值的值的关注像素标注为鉴别类 A, 并且可将预测值  $y_i$  与真值  $t_i$  之间的微分绝对值为大于或等于预设阈值的值的关注像素标注为鉴别类 B。另外, 可以通过利用除此以外的方法将关注像素标注为鉴别类 A 或鉴别类 B。在下文中, 将描述如下示例: 对预测值  $y_i$  变得大于或等于真值  $t_i$  的关注像素和预测值  $y_i$  变得小于真值  $t_i$  的关注像素进行鉴别和标注。

[0105] 返回参照图 1, 鉴别系数学习设备 25 将形成学生图像的像素之中的预定像素设置为关注像素。然后, 例如通过利用最小二乘法, 学习用于计算用于基于学生图像的关注像素和周围像素的值针对鉴别类 A 和鉴别类 B 进行确定的预测值的系数。

[0106] 在鉴别系数的学习中, 假定根据表达式 (10) 来确定用于基于学生图像的关注像素及其周围像素的值针对鉴别类 A 和鉴别类 B 进行确定的预测值  $y_i$ 。

$$[0107] \quad y_i = z_0 + \sum_{j=1}^M z_j x_{ij} = z_0 + z^T x_i \quad \dots (10)$$

$$[0108] \quad x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})^T, z = (z_1, z_2, \dots, z_M)^T$$

[0109] 其中,  $z^t$  表示被表示为矩阵行列式的转置矩阵。 $z_0$  是偏置参数并且是常数项。 $M$  的值对应于抽头的元素的数目。

[0110] 与表达式 (2) 的情况相似, 在表达式 (10) 中, 用作参数的  $x_i$  称作抽头。学习鉴别系数时的抽头与学习回归系数时的抽头相同。也就是说, 抽头形成为由以上参照图 2 描述的关注像素和周围像素的值形成的抽头; 由图 2 的关注像素和周围像素的值以及基于表达式 (3) 确定的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值形成的抽头; 或者由图 2 的关注像素和周围像素的值、基于表达式 (3) 确定的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式 (4) 确定的关注像素周围的像素值的最大值和最小值以及水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值形成的抽头。

[0111] 鉴别系数学习设备 25 学习表达式 (10) 的系数  $z$  和偏置参数  $z_0$  并且将它们存储在鉴别系数存储单元 26 中。

[0112] 在通过利用最小二乘法学习鉴别预测计算表达式的系数的情况下, 在表达式 (1) 中代入利用上述方式形成的抽头确定的预测值, 并且根据表达式 (11) 计算表达式 (1) 的误差项的所有样本的平方和。

$$[0113] \quad z = (S^{(AB)})^{-1} (\bar{x}^{(A)} - \bar{x}^{(B)}) \quad \dots (11)$$

[0114] 表达式 (11) 的  $S^{(AB)}$  是一个矩阵, 在该矩阵中, 基于表达式 (12) 确定的值是元素。

$$[0115] \quad S_{jk}^{(AB)} = \frac{(N_A - 1) S_{jk}^{(A)} + (N_B - 1) S_{jk}^{(B)}}{N_A + N_B - 2} \quad \dots (12)$$

[0116] 其中, ( $j, k = 1, 2, \dots, M$ )。

[0117] 表达式 (12) 的  $N_A$  和  $N_B$  分别表示属于鉴别类 A 和鉴别类 B 的样本的总数。

[0118] 另外, 表达式 (12) 的  $S_A^{jk}$  和  $S_B^{jk}$  分别表示利用属于鉴别类 A 和鉴别类 B 的样本 (抽头) 确定的方差和协方差, 并且是基于表达式 (13) 确定的。

$$[0119] \quad S_{jk}^{(A)} = \frac{1}{N_A - 1} \sum_{i \in A} (x_{ij}^{(A)} - \bar{x}_j^{(A)}) (x_{ik}^{(A)} - \bar{x}_k^{(A)})$$

[0120]  $\dots (13)$

$$[0121] \quad S_{jk}^{(B)} = \frac{1}{N_B - 1} \sum_{i \in B} (x_{ij}^{(B)} - \bar{x}_j^{(B)}) (x_{ik}^{(B)} - \bar{x}_k^{(B)})$$

[0122] 其中, ( $j, k = 1, 2, \dots, M$ ), 并且

[0123]  $\bar{x}_j^{(A)}$  和  $\bar{x}_j^{(B)}$  分别是利用属于鉴别类 A 和鉴别类 B 的样本确定的平均值, 并且可以基于表达式 (14) 获得。

$$[0124] \quad \bar{x}_j^{(A)} = \frac{1}{N_A} \sum_{i \in A} x_{ij}^{(A)}$$

[0125]  $\dots (14)$

$$[0126] \quad \bar{x}_j^{(B)} = \frac{1}{N_B} \sum_{i \in B} x_{ij}^{(B)}$$

[0127] 其中,  $(j, k = 1, 2, \dots, M)$

$$[0128] \quad \bar{X}^{(A)} = (\bar{x}_1^{(A)}, \bar{x}_2^{(A)}, \dots, \bar{x}_M^{(A)}), \bar{X}^{(B)} = (\bar{x}_1^{(B)}, \bar{x}_2^{(B)}, \dots, \bar{x}_M^{(B)})$$

[0129] 可以通过利用表达式 (11), 如表达式 (15) 所示确定表达式 (10) 的偏置参数  $z_0$ 。

$$[0130] \quad z_0 = -\frac{1}{2} z^T (\bar{X}^{(A)} + \bar{X}^{(B)}) \quad \dots \quad (15)$$

[0131] 不包含作为表达式 (15) 中的常数项的偏置参数  $z_0$  也是可以的。

[0132] 以上述方式获得的系数  $z$  是元素数目与抽头的元素数目相同的矢量。通过鉴别系数学习设备 25 获得的系数  $z$  是用于预测预定的关注像素属于鉴别类 A 和鉴别类 B 中的哪一个的计算的系数, 并且将被称作鉴别系数  $z$ 。偏置参照  $z_0$  被假定为广义上的鉴别系数并且被假定为按需要按照与鉴别系数  $z$  相关联的方式进行存储。

[0133] 例如, 如图 2 所示, 在由从学生图像获得的线性特征量形成抽头的情况下, 抽头的元素数目是 25, 并且鉴别系数  $z$  的矢量的元素数目是 25。另外, 在从图 2 所示的学生图像获得的线性特征量 (针对该线性特征量, 加入了基于表达式 (3) 获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值作为非线性特征量) 用作抽头的情况下, 抽头的元素数目是 75 ( $= 25+25+25$ )。因此, 鉴别系数  $z$  的矢量的元素数目是 75。另外, 在被加入了作为非线性特征量的、基于表达式 (4) 获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值以及水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值的线性特征量被用作抽头的情况下, 抽头的元素数目是 79 ( $= 25+25+25+2+2$ )。因此, 鉴别系数  $z$  的矢量的元素数目是 79。

[0134] 通过利用以上述方式学习的系数  $z$  由鉴别预测单元 27 计算预测值, 由此可以确定学生图像的关注像素属于鉴别类 A 和鉴别类 B 中的哪一个。鉴别预测单元 27 将抽头和鉴别系数  $z$  (按需要包括偏置参数  $z_0$ ) 代入表达式 (10) 中, 并且计算预测值  $y_i$ 。

[0135] 然后, 作为鉴别预测单元 27 的计算的结果, 可将预测值  $y_i$  变得大于或等于 0 的抽头的关注像素估计为属于鉴别类 A 的像素, 并且可将预测值  $y_i$  变得小于 0 的抽头的关注像素估计为属于鉴别类 B 的像素。

[0136] 然而, 利用鉴别预测单元 27 的计算结果进行的估计不一定是真实的。也就是说, 通过将抽头和鉴别系数  $z$  代入表达式 (10) 而计算出的预测值  $y_i$  是不管教师图像的像素值 (真值) 而从学生图像的像素值预测的结果。结果, 实际上, 存在如下情况: 属于鉴别类 A 的像素被估计为属于鉴别类 B 的像素, 或者属于鉴别类 B 的像素被估计为属于鉴别类 A 的像素。

[0137] 因此, 在本发明的实施例中, 通过重复地学习鉴别系数, 可以实现更高精度的预测。

[0138] 也就是说, 基于鉴别预测单元 27 的预测结果, 类划分单元 28 将形成学生图像的每个像素划分成属于鉴别类 A 的像素和属于鉴别类 B 的像素。

[0139] 然后, 与上述情况相似, 回归系数学习设备 21 仅以由类划分单元 28 确定的属于鉴别类 A 的像素为目标学习回归系数  $w$ , 并且将回归系数  $w$  存储在回归系数存储单元 22 中。与上述情况相似, 仅以由类划分单元 28 确定为属于鉴别类 A 的像素为目标, 回归预测单元

23 通过回归预测计算预测值。

[0140] 通过将以上述方式获得的预测值与真值进行比较,标注单元 24 将由类划分单元 28 确定为属于鉴别类 A 的像素标注为鉴别类 A 或鉴别类 B。

[0141] 另外,与上述情况相似,回归系数学习设备 21 仅以由类划分单元 28 确定为属于鉴别类 B 的像素为目标学习回归系数  $w$ 。与上述情况相似,仅以由类划分单元 28 确定为属于鉴别类 B 的像素为目标,回归预测单元 23 通过回归预测计算预测值。

[0142] 通过将以上述方式获得的预测值与真值进行比较,标注单元 24 将由类划分单元 28 确定为属于鉴别类 B 的像素标注为鉴别类 A 或鉴别类 B。

[0143] 也就是说,学生图像的像素划分成四个集合。第一集合被设置为被类划分单元 28 确定为属于鉴别类 A 并且被标注单元 24 标注为鉴别类 A 的像素的集合。第二集合被设置为被类划分单元 28 确定为属于鉴别类 A 并且被标注单元 24 标注为鉴别类 B 的像素的集合。第三集合被设置为被类划分单元 28 确定为属于鉴别类 B 并且被标注单元 24 标注为鉴别类 A 的像素的集合。第四集合是被类划分单元 28 确定为属于鉴别类 B 并且被标注单元 24 标注为鉴别类 B 的像素的集合。

[0144] 然后,基于上述四个集合之中的第一集合和第二集合,与上述情况相似,鉴别系数学习设备 25 再次学习鉴别系数  $z$ 。此时,例如,表达式 (12) 的  $N_A$  和  $N_B$  分别表示第一集合的像素(样本)的总数和第二集合的像素(样本)的总数。另外,基于这四个集合之中的第三集合和第四集合,鉴别系数学习设备 25 再次学习鉴别系数  $z$ 。此时,例如,表达式 (12) 的  $N_A$  和  $N_B$  分别表示第三集合的像素(样本)的总数和第四集合的像素(样本)的总数。

[0145] 图 6 和图 7 是示出了以迭代方式执行的鉴别系数学习的图。

[0146] 图 6 示出了表示学生图像的各抽头的空间,其中抽头值 1 沿着水平轴绘制,抽头值 2 沿着垂直轴绘制,并且抽头值 1 和抽头值 2 是从学生图像获得的抽头值。也就是说,在图 6 中,为了简化说明,在二维空间上表示通过假定抽头的元素数目实际上为两个而在学生图像中可以存在的所有抽头。因此,在图 6 中,假定抽头是由两个元素形成的矢量。

[0147] 图 6 所示的圆形 71 表示与被标注单元 24 最初标注为鉴别类 A 的像素对应的抽头的集合。圆形 72 表示与被标注单元 24 最初标注为鉴别类 B 的像素对应的抽头的集合。圆形 71 中指示的符号 73 表示包含在圆形 71 中的抽头的元素的值的平均值的位置。圆形 72 中指示的符号 74 表示包含在圆形 72 中的抽头的元素的值的平均值的位置。

[0148] 如图 6 所示,圆形 71 和圆形 72 彼此重叠。因此,仅仅基于从学生图像获得的抽头的元素的值,无法将与标注为鉴别类 B 的像素对应的抽头和与标注为鉴别类 A 的像素对应的抽头准确地区分。

[0149] 然而,基于符号 73 和 74 可以粗略地识别用于鉴别两个类的边界线 75。这里,用于识别边界线 75 的处理对应于鉴别预测单元 27 的鉴别预测处理,在该处理中使用通过由鉴别系数学习设备 25 执行的第一次学习获得的鉴别系数  $z$ 。位于边界线 75 上的抽头是基于表达式 (10) 计算出的预测值  $y_i$  为 0 的抽头。

[0150] 为了识别位于该图中的边界线 75 的右侧的抽头的集合,类划分单元 28 将类码比特 1 分配给与这些抽头对应的像素。另外,为了识别位于该图中的边界线 75 的左侧的抽头的集合,图 1 的类划分单元 28 将类码比特 0 分配给与这些抽头对应的像素。

[0151] 将通过第一次学习获得的鉴别系数  $z$  与表示用于鉴别预测的鉴别系数的码相关

联并且存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。另外,基于第一次鉴别预测的结果,仅仅基于已经分配了类码比特 1 的像素,再次学习回归系数  $w$  并且执行回归预测。以相似方式,基于第一次鉴别预测的结果,仅仅基于已经分配了类码比特 0 的像素,再次学习回归系数  $w$ , 并且执行回归预测。

[0152] 然后,基于已经分配了类码比特 1 的像素组和已经分配了类码比特 0 的像素组,重复鉴别系数的学习。结果,已经分配了类码比特 1 的像素组被进一步划分成两个部分,并且已经分配了类码比特 0 的像素组被进一步划分成两个部分。通过鉴别预测单元 27 的鉴别预测,利用由鉴别系数学习设备 25 执行的第二次学习获得的鉴别系数  $z$  执行此次的划分。

[0153] 将通过第二次学习获得的鉴别系数  $z$  与表示用于第二次鉴别预测的鉴别系数的码相关联并且存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。通过第二次预测获得的鉴别系数  $z$  用于以通过第一次鉴别预测分配了类码比特 1 的像素组和通过第一次鉴别预测分配了类码比特 0 的像素组为目标执行的鉴别预测。因此,将鉴别系数  $z$  与表示以哪个像素组为目标用于鉴别预测的码相关联并且存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。也就是说,存储了用于第二次鉴别预测的两种类型的鉴别系数  $z$ 。

[0154] 另外,基于第一次和第二次鉴别预测的结果,仅仅基于已经分配了类码比特 11 的像素再次学习回归系数  $w$ , 并且执行回归系数。以相似方式,基于第一次和第二次鉴别预测的结果,仅仅基于已经分配了类码比特 10 的像素再次学习回归系数  $w$ , 并且执行回归预测。另外,基于第一次和第二次鉴别预测的结果,仅仅基于已经分配了类码比特 01 的像素再次学习回归系数  $w$ , 并且执行回归预测。然后,仅仅基于已经分配了类码比特 00 的像素,再次学习回归系数  $w$ , 并且执行回归预测。

[0155] 通过重复上述处理,图 6 所示的空间被划分成如图 7 所示的多个部分。

[0156] 与图 6 相似,图 7 示出了学生图像的抽头,其中抽头值 1 沿着水平轴绘制,抽头值 2 沿着垂直轴绘制。图 7 示出了鉴别系数学习设备 25 以迭代方式三次学习鉴别系数的情况下的示例。也就是说,利用通过第一次学习获得的鉴别系数  $z$  的鉴别预测可以识别边界线 75, 并且利用通过第二次学习获得的鉴别系数  $z$  的鉴别预测可以识别边界线 76-1 和 76-2。利用通过第三次学习获得的鉴别系数  $z$  的鉴别预测可以识别边界线 77-1 到 77-4。

[0157] 图 1 的类划分单元 28 分配第一比特的类码比特以识别按边界线 75 划分的抽头的集合,分配第二比特的类码比特以识别按边界线 76-1 和 76-2 划分的抽头的集合,并且分配第三比特的类码比特以识别按边界线 77-1 到 77-4 划分的抽头的集合。

[0158] 因此,如图 7 所示,抽头被划分(分类)成八个类,即基于 3 比特类码而识别的类码 C0 到 C7。

[0159] 在如图 7 所示执行分类的情况下,用于第一次鉴别预测的一种类型的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中,用于第二次鉴别预测的两种类型的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中,用于第三次鉴别预测的四种类型的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。

[0160] 另外,在如图 7 所示执行分类的情况下,分别与类号 C0 到 C7 对应的八种类型的回归系数  $w$  存储在图 1 的回归系数存储单元 22 中。这里,分别与类号 C0 到 C7 对应的八种类型的回归系数  $w$  将作为第三次鉴别预测的结果而分类到各个类号 C0 到 C7 的学生图像的的关注像素的抽头以及与该关注像素对应的教师图像的像素值用作样本,并且针对每个类号再



次执行回归系数的学习并且进行存储。

[0161] 如上所述,如果通过利用学生图像和教师图像预先学习了鉴别系数  $z$  并且针对输入图像以迭代方式重复进行鉴别预测,则可以将输入图像的像素分类成八个类,即,类号 C0 到 C7。然后,如果利用与分类成八个类的像素对应的抽头和与每个类对应的回归系数  $w$  进行回归预测,则可以执行适当的高质量图像形成处理。

[0162] 图 8 示出了如图 7 所示通过利用二叉树结构对输入图像执行分类的情况下的示例。输入图像的像素被分类成通过第一次鉴别预测使第一比特的类码比特分配了 1 或 0 的像素。此时假定用于鉴别预测的鉴别系数  $z$  已经作为与迭代码 1 对应的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。

[0163] 第一比特的类码比特已经分配了 1 的像素被进一步分类成第二比特的类码比特分配了 1 或 0 的像素。此时假定用于鉴别预测的鉴别系数  $z$  已经作为与迭代码 21 对应的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。以相似方式,第一比特的类码比特已经分配了 0 的像素被进一步分类成第二比特的类码比特分配了 1 或 0 的像素。此时假定用于鉴别预测的鉴别系数  $z$  已经作为与迭代码 22 对应的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。

[0164] 第一和第二比特的类码比特已经分配了 11 的像素被进一步分类成第三比特的类码比特分配了 1 或 0 的像素。此时假定用于鉴别预测的鉴别系数  $z$  已经作为与迭代码 31 对应的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。第一和第二比特的类码比特已经分配了 10 的像素被进一步分类成第三比特的类码比特分配了 1 或 0 的像素。此时假定用于鉴别预测的鉴别系数  $z$  已经作为与迭代码 32 对应的鉴别系数  $z$  存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。

[0165] 以相似方式,第一和第二比特的类码比特已经分配了 01 或 00 的像素被进一步分类成第三比特的类码比特分配了 1 或 0 的像素。然后,假定与迭代码 33 或 34 对应的鉴别系数  $z$  已经存储在图 1 的鉴别系数存储单元 26 中。

[0166] 如上所述,作为以迭代方式执行三次鉴别的结果,针对输入图像的每个像素设置由 3 个比特形成的类码,从而识别类号。然后,还识别与所识别的类号对应的回归系数  $w$ 。

[0167] 在这个示例中,将类码比特按照迭代次数的降序从高位比特到低位比特连接起来得到的值对应于类码。因此,例如基于表达式 (16) 识别与最终类码对应的类号  $C_k$ 。

[0168]  $k = \{011\}_2 = 3 \quad \dots (16)$

[0169] 另外,如图 8 所示,根据表达式 (17) 表示迭代次数  $p$  与最终类号  $N_c$  之间的关系。

[0170]  $N_c = 2^p \quad \dots (17)$

[0171] 最终类号  $N_c$  等于最终使用的回归系数  $w$  的总数  $N_m$ 。

[0172] 可以根据表达式 (18) 表示鉴别系数  $z$  的总数  $N_d$ 。

[0173]  $N_d = 2^p - 1 \quad \dots (18)$

[0174] 在利用图像处理设备(以后进行描述)的高质量图像形成处理的鉴别预测中,通过自适应减少迭代次数,可以实现处理的健壮性和高速化。在这种情况下,因为在图 8 的各分支处需要使用回归系数,所以根据表达式 (19) 表示回归系数的总数。

[0175]  $N_m = 2^{p+1} - 1 \quad \dots (19)$

[0176] 这里,描述了如下的示例:主要以迭代方式执行三次鉴别系数的学习,但是迭代次

数可以是一次。也就是说,在第一次鉴别系数的学习完成后,可以不重复执行通过鉴别系数学习设备 25 进行的鉴别系数  $z$  的计算以及通过鉴别预测单元 27 进行的鉴别预测。

[0177] 图 9 是示出根据本发明的实施例的图像处理设备的结构示例的框图。图 9 的图像处理设备 100 形成为与图 1 的学习设备 10 对应的图像处理设备。也就是说,通过利用由学习设备 10 学习的鉴别系数,图像处理设备 100 确定输入图像的各像素的各个类。然后,图像处理设备 100 通过利用由学习设备 10 学习的鉴别系数(其是与所确定的类对应的回归系数),执行从输入图像获得的抽头的回归预测计算,并且执行使输入图像具有更高质量的图像处理。

[0178] 即,在图像处理设备 100 的鉴别系数存储单元 122 中,预先存储在学习设备 10 的鉴别系数存储单元 26 中存储的鉴别系数  $z$ 。在图像处理设备 100 的回归系数存储单元 124 中,预先存储在学习设备 10 的回归系数存储单元 22 中存储的回归系数  $w$ 。

[0179] 图 9 的鉴别预测单元 121 设置输入图像中的关注像素,获得与关注像素对应的抽头,并且执行通过参照表达式 (10) 进行预测的计算。此时,鉴别预测单元 121 基于迭代次数和对其执行鉴别预测的像素组来识别迭代码,并且从鉴别系数存储单元 122 读取与迭代码对应的鉴别系数  $z$ 。

[0180] 基于鉴别预测单元 121 的预测结果,类划分单元 123 向关注像素分配类码比特,由此将输入图像的像素划分成两个集合。此时,如上所述,将基于例如表达式 (10) 计算的预测值  $y_i$  与 0 进行比较,并且将类码比特分配给关注像素。

[0181] 在经过类划分单元 123 的该处理后,鉴别预测单元 121 以迭代方式执行鉴别预测,并且通过类划分单元 123 进一步执行划分。以迭代方式将鉴别预测执行预设次数。例如,在例如按照以上参照图 7 或图 8 描述的方式将鉴别预测执行三次迭代的情况下,输入图像被分类成与 3 比特类码的类号对应的像素组。

[0182] 图像处理设备 100 中的鉴别预测的迭代次数被设置为等于通过学习设备 10 执行的鉴别系数学习的迭代次数。

[0183] 对于用于识别输入图像的每个像素的信息,类划分单元 123 按照使该信息与像素的类号相关联的方式向回归系数存储单元 124 提供该信息。

[0184] 回归预测单元 125 设置输入图像中的关注像素,获得与关注像素对应的抽头,并且执行通过参照表达式 (2) 进行预测的计算。此时,回归预测单元 125 向回归系数存储单元 124 提供用于识别关注像素的信息,并且从回归系数存储单元 124 读取与关注像素的类号对应的回归系数  $w$ 。

[0185] 然后,产生输出图像,在输出图像中,通过回归预测单元 125 的计算获得的预测值被设置为与关注像素对应的像素的值。结果,获得了使输入图像具有更高质量的输出图像。

[0186] 如上所述,根据本发明的实施例,通过对输入图像执行鉴别预测,可以将形成输入图像的像素(实际上为与关注像素对应的抽头)分类成适于高质量图像形成处理的类。

[0187] 在现有技术中,由于利用例如 1 比特 ADRC 仅仅基于输入图像的局部特征量执行硬编码分类,所以这在将输入图像与教师图像连结的回归系数的意义上不一定是高效的分类。

[0188] 相比较而言,在本发明的实施例中,能够自动学习适于高质量图像形成处理(诸如从含噪声图像产生去除了噪声的图像的处理、从无模糊图像产生模糊图像的处理、从低

分辨率图像产生高分辨率图像的处理)的目的的适当分类方法。

[0189] 另外,在本发明的实施例中,通过以迭代方式执行鉴别预测,可以更适当地执行分类。另外,在以迭代方式执行的鉴别预测的处理中,不需要产生对输入图像的像素值执行处理的中间数据等,由此可以提高处理速度。也就是说,在预测输出图像的情况下,可以通过针对任何像素利用最多  $(p+1)$  次(表达式 2)的计算,执行分类和回归预测。另外,当要执行分类和回归预测时,不使用用于抽头的计算的中间数据,并且一直利用仅仅针对输入的计算来完成分类和回归预测。因此,在实现中可以使用流水线(pipeline)结构。

[0190] 接下来,将参照图 10 的流程图描述鉴别系数回归系数学习处理的细节。由图 1 的学习设备 10 执行该处理。

[0191] 在步骤 S101 中,鉴别系数学习设备 25 识别迭代码。由于该情况是第一次学习的处理,所以迭代码被识别为 1。

[0192] 在步骤 S102 中,回归系数学习单元 21、回归系数存储单元 22、回归预测单元 23 和标注单元 24 执行在后面参照图 11 描述的标注处理。这里,将在下面参照图 11 的流程图描述图 10 的步骤 S102 中的标注处理的详细示例。

[0193] 在步骤 S131 中,回归系数学习设备 21 执行在后面参照图 12 描述的回归系数学习处理。结果,确定了用于基于学生图像的像素值预测教师图像的像素值的计算的回归系数  $w$ 。

[0194] 在步骤 S132 中,回归预测单元 23 通过利用在步骤 S131 中的处理确定的回归系数  $w$  计算回归预测值。此时,例如,执行表达式 (2) 的计算,并且确定预测值  $y_i$ 。

[0195] 在步骤 S133 中,标注单元 24 将通过步骤 S132 的处理获得的预测值  $y_i$  与真值  $t_i$  (即教师图像的像素值) 进行比较。

[0196] 在步骤 S134 中,基于步骤 S133 中的比较结果,标注单元 24 将关注像素(实际上为与关注像素对应的抽头)标注为鉴别类 A 或鉴别类 B。结果,例如,如以上参照图 5 所述,执行鉴别类 A 或鉴别类 B 的标注。

[0197] 以按照与迭代码对应的方式确定的要处理的各像素为目标,执行步骤 S132 到 S134 的处理。

[0198] 按照上述方式执行标注处理。

[0199] 接下来,将参照图 12 的流程图描述图 11 的步骤 S131 中的回归系数计算处理的详细示例。

[0200] 在步骤 S151 中,回归系数学习设备 21 识别与在步骤 S101 的处理中识别的迭代码对应的样本。此处的样本是指与学生图像的关注像素对应的抽头和与该关注像素对应的教师图像的像素的组合。例如,如果迭代码是 1,则这指示第一次学习的处理的一部分,由此,通过将学生图像的所有像素中的每个设置为关注像素来识别样本。例如,如果迭代码是 21,则这指示第二次学习的处理的一部分。因此,通过将学生图像的像素之中的在第一次学习的处理中已经分配了类码比特 1 的每个像素设置为关注像素,来识别样本。例如,如果迭代码是 34,则这指示第三次学习的处理的一部分。因此,通过将学生图像的像素之中的在第一次学习的处理中已经分配了类码比特 0 并且在第二次学习的处理中已经分配了类码比特 0 的每个像素设置为关注像素,来识别样本。

[0201] 在步骤 S152 中,回归系数学习设备 21 对在步骤 S151 的处理中识别的样本进行累

加。此时,例如,在表达式 (1) 中将样本的抽头和教师图像的像素值累加。

[0202] 在步骤 S153 中,回归系数学习设备 21 确定是否已经对所有的样本进行了累加。重复地执行步骤 S152 的处理,直到确定了已累加所有的样本。

[0203] 在步骤 S154 中,回归系数学习设备 21 通过表达式 (6) 到 (9) 的计算,计算回归系数  $w$ 。

[0204] 按照上述方式,执行回归系数计算处理。

[0205] 结果,图 10 的步骤 S102 的标注处理完成。该处理然后进行到图 10 的步骤 S103 中的鉴别系数计算处理。

[0206] 在步骤 S103 中,鉴别系数学习设备 25 执行将在后面参照图 13 描述的鉴别系数计算处理。这里,将在下面参照图 13 的流程图描述图 10 的步骤 S103 中的鉴别系数计算处理的详细示例。

[0207] 在步骤 S171 中,鉴别系数学习设备 25 识别与在步骤 S101 的处理中识别的迭代码对应的样本。此处的样本是指与学生图像的关注像素对应的抽头和针对该关注像素的鉴别类 A 或鉴别类 B 的标注结果的组合。例如,如果迭代码是 1,则由于这指示第一次学习的处理,所以通过将学生图像的所有像素中的每个设置为关注像素来识别样本。例如,如果迭代码是 21,则由于这指示第二次学习的处理的一部分,所以通过将学生图像的像素之中的在第一次学习的处理中已经分配了类码比特 1 的每个像素设置为关注像素来识别样本。例如,如果迭代码是 34,则由于这指示第三次学习的处理的一部分,所以通过将学生图像的像素之中的在第一次学习的处理中已经分配了类码比特 0 并且在第二次学习的处理中已经分配了类码比特 0 的每个像素设置为关注像素来识别样本。

[0208] 在步骤 S172 中,鉴别系数学习设备 25 将在步骤 S171 的处理中识别的样本进行累加。此时,例如,在表达式 (11) 中将样本的抽头和基于鉴别类 A 或鉴别类 B 的标注结果的数值进行累加。

[0209] 在步骤 S173 中,鉴别系数学习设备 25 确定是否已将所有样本累加。重复地执行步骤 S172 的处理,直到确定了已将所有样本累加。

[0210] 在步骤 S174 中,鉴别系数学习设备 25 通过表达式 (12) 到 (15) 的计算,推导出鉴别系数  $z$ 。

[0211] 按照上述方式,执行鉴别系数计算处理。

[0212] 返回参照图 10,在步骤 S104 中,鉴别预测单元 23 通过利用通过步骤 S103 的处理确定的系数  $z$  和从学生图像获得的抽头,计算鉴别预测值。此时,例如,执行表达式 (10) 的计算,并且确定预测值(鉴别预测值)  $y_1$ 。

[0213] 在步骤 S105 中,类划分单元 28 确定通过步骤 S104 的处理确定的鉴别预测值是否大于或等于 0。

[0214] 当在步骤 S105 中确定鉴别预测值大于或等于 0 时,该处理进行到步骤 S106,在步骤 S106 中针对关注像素(实际上,抽头)设置类码比特 1。另一方面,当在步骤 S105 中确定鉴别预测值小于 0 时,该处理进行到步骤 S107,在步骤 S107 中针对关注像素(实际上,抽头)设置类码比特 0。

[0215] 以按照与迭代码对应的方式确定的要处理的每个像素为目标,执行步骤 S104 到 S107 的处理。

[0216] 在步骤 S106 或 S107 的处理后,该处理进行到步骤 S108,在步骤 S108 中鉴别系数存储单元 26 按照与在步骤 S101 中识别的迭代代码相关联的方式存储在步骤 S103 的处理中确定的鉴别系数  $z$ 。

[0217] 在步骤 S109 中,学习设备 10 确定迭代是否已完成。例如,在预设为通过执行三次迭代进行学习的情况下,确定了迭代尚未完成。该处理然后返回到步骤 S101。

[0218] 然后,在步骤 S101 中,再次识别迭代代码。由于该情况是第二次学习的第一处理,所以迭代代码被识别为 21。

[0219] 然后,按照相似方式执行步骤 S102 到 S108 的处理。此时,如上所述,在步骤 S102 的处理以及在步骤 S103 的处理中,通过将学生图像的像素之中的在第一次学习的处理中已经分配了类码比特 1 的每个像素设置为关注像素来识别样本。

[0220] 然后,在步骤 S109 中确定迭代是否已经完成。

[0221] 按照上述方式,重复地执行步骤 S101 到 S108 的处理,直到在步骤 S109 中确定迭代已经完成。在通过执行三次迭代进行学习的情况下,在步骤 S101 中迭代代码被识别为 34。然后,执行步骤 S102 到 S108 的处理,并且在步骤 S109 中确定迭代已经完成。

[0222] 以这种方式,作为重复执行步骤 S101 到 S109 的处理的结果,如以上参照图 8 所示,7 种类型的鉴别系数  $z$  按照与迭代代码关联的方式存储在鉴别系数存储单元 26 中。

[0223] 当在步骤 S109 中确定迭代已经完成时,该处理进行到步骤 S110。

[0224] 在步骤 S110 中,回归系数学习设备 21 执行回归系数计算处理。由于该处理与以上参照图 12 的流程图所述的情况相同,所以省略了详细描述。在这种情况下,在步骤 S151 中,没有识别与迭代代码对应的样本,但是识别了与各类号对应的样本。

[0225] 也就是说,作为重复执行步骤 S101 到 S109 的处理的结果,如以上参照图 8 所述,学生图像的每个像素被分类成类号 C0 到 C7 之一。因此,通过将学生图像的类号 C0 的每个像素设置为关注像素来识别样本,并且计算第一回归系数  $w$ 。另外,通过将学生图像的类号 C1 的像素设置为关注像素来识别样本并且计算第二回归系数  $w$ ; 通过将学生图像的类号 C2 的像素设置为关注像素来识别样本并且计算第三回归系数  $w$ ; ... 以及通过将学生图像的类号 C7 的像素设置为关注像素来识别样本并且计算第八回归系数  $w$ 。

[0226] 也就是说,在步骤 S110 的回归系数计算处理中,分别确定与类号 C0 到 C7 对应的 8 种类型的回归系数  $w$ 。

[0227] 在步骤 S111 中,回归系数存储单元 22 按照与类号关联的方式存储通过步骤 S110 的处理确定的 8 种类型的回归系数  $w$  中的每一种。

[0228] 按照上述方式,执行鉴别回归系数学习处理。

[0229] 这里,描述了如下的示例:主要通过执行三次迭代进行鉴别系数的学习,但是迭代次数可以是一。也就是说,在鉴别系数的第一次学习完成后,可以不重复地执行通过鉴别系数学习设备 25 进行的鉴别系数  $z$  的计算或者通过鉴别预测单元 27 进行的鉴别预测。

[0230] 接下来,将参照图 14 的流程图描述鉴别回归预测处理的示例。由图 9 的图像处理设备 100 执行该处理。另外,假定:在执行该处理之前,在图像处理设备 100 的鉴别系数存储单元 122 和回归系数存储单元 124 中,通过图 10 的鉴别回归系数学习处理,分别存储有在鉴别系数存储单元 26 中存储的 7 种类型的鉴别系数  $z$  和在回归系数存储单元 22 中存储的 8 种类型的回归系数  $w$ 。

[0231] 在步骤 S191 中,鉴别预测单元 121 识别迭代码。由于该情况是第一次鉴别处理,所以迭代码被识别为 1。

[0232] 在步骤 S192 中,鉴别预测单元 121 执行在后面参照图 15 描述的鉴别处理。这里,将在下面参照图 15 的流程图描述图 14 的步骤 S192 中的鉴别处理的详细示例。

[0233] 在步骤 S211 中,鉴别预测单元 121 设置与迭代码对应的关注像素。例如,如果迭代码是 1,则由于该情况是第一次鉴别的处理,所以将输入图像的所有像素中的每个设置为关注像素。例如,如果迭代码是 21,则由于这指示第二次鉴别的处理的一部分,所以将输入图像的像素之中的在第一次鉴别的处理中已经分配了类码比特 1 的每个像素设置为关注像素。例如,如果迭代码是 34,则这指示第三次鉴别的处理的一部分,将在第一次鉴别的处理中已经分配了类码比特 0 并且在第二次鉴别的处理中已经分配了类码比特 0 的每个像素设置为关注像素。

[0234] 在步骤 S212 中,鉴别预测单元 121 获得与在步骤 S211 中设置的关注像素对应的抽头。

[0235] 在步骤 S213 中,鉴别预测单元 121 识别与在步骤 S211 的处理中识别的迭代码对应的鉴别系数  $z$ ,并且从鉴别系数存储单元 122 读取鉴别系数  $z$ 。

[0236] 在步骤 S214 中,鉴别预测单元 121 计算鉴别预测值。此时,例如,执行上述的表达式 (10) 的计算。

[0237] 在步骤 S215 中,基于在步骤 S214 的处理中计算的鉴别预测值,类划分单元 123 针对关注像素设置(分配)类码比特。此时,如上所述,例如,将基于表达式 (10) 计算的预测值  $y_i$  的值与 0 进行比较,并且将类码比特分配给关注像素。

[0238] 以按照与迭代码对应的方式确定的要处理的每个像素为目标,执行步骤 S211 到 S215 的处理。

[0239] 按照上述方式,执行鉴别处理。

[0240] 返回参照图 14,在步骤 S192 的处理后,在步骤 S193 中,鉴别预测单元 121 确定迭代是否已完成。例如,在预设为通过执行三次迭代进行学习的情况下,确定迭代尚未完成,并且该处理然后返回到步骤 S191。

[0241] 然后,在步骤 S191 中,迭代码被识别为 21,并且相似地执行步骤 S192 的处理。此时,如上所述,在步骤 S192 的处理中,将输入图像的像素之中的在第一次鉴别的处理中已经分配了类码比特 1 的每个像素设置为关注像素。

[0242] 然后,在步骤 S193 中,确定迭代是否已完成。

[0243] 如上所述,重复执行步骤 S191 到 S193 的处理,直到在步骤 S193 中确定迭代已经完成。在预设为通过执行三次迭代进行学习的情况下,在步骤 S191 中,迭代码被识别为 34。然后,执行步骤 S192 的处理,并且在步骤 S193 中确定迭代已经完成。

[0244] 当在步骤 S193 中确定迭代已经完成时,该处理进行到步骤 S194。作为至此的处理的结果,如以上参照图 7 或图 8 所述,输入图像被分类成与 3 比特类码的类号对应的像素组。另外,如上所述,类划分单元 123 将用于识别输入图像的每个像素的、与像素的类号关联的信息提供给回归系数存储单元 124。

[0245] 在步骤 S194 中,回归预测单元 125 设置输入图像中的关注像素。

[0246] 在步骤 S195 中,回归预测单元 125 获得与在步骤 S194 中设置的关注像素对应的

抽头。

[0247] 在步骤 S196 中,回归预测单元 125 将用于识别在步骤 S194 中设置的关注像素的信息提供给回归系数存储单元 124,识别与关注像素的类号对应的回归系数  $w$ ,并且从回归系数存储单元 124 读取它。

[0248] 在步骤 S197 中,回归预测单元 125 通过利用在步骤 S195 中获得的抽头和在步骤 S196 中识别和读取的回归系数  $w$  执行表达式 (2) 的计算,从而计算回归预测值。

[0249] 以输入图像的每个像素为目标,执行步骤 S191 到 S197 的处理。

[0250] 然后,产生输出图像,在该输出图像中,通过回归预测单元 125 的计算获得的预测值是关注像素对应的像素的值。结果,获得了使输入图像具有更高质量的输出图像。

[0251] 按照上述方式执行鉴别预测处理。作为其结果,可以更高效且更高速地执行高质量图像形成处理。

[0252] 图 16 示出了利用根据本发明的实施例的学习设备 10 和图像处理设备 100 的高质量图像形成处理的优点。

[0253] 在图 16 中,鉴别系数学习和鉴别预测的迭代次数沿着水平轴绘制,S/N 比沿着垂直轴绘制。图 16 示出了根据本发明的实施例的图像处理设备 100 或现有技术的图像处理设备对输入图像(其是加入了噪声的图像)执行图像处理获得的图像的特性。图 16 中利用三角形符号绘制的点指示由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 执行图像处理获得的图像的特性。利用菱形符号绘制的点指示由现有技术的图像处理设备执行图像处理获得的图像的特性。

[0254] 这里,由现有技术的图像处理设备执行的图像处理是根据利用图 17 所示的类抽头执行的分类自适应处理的图像处理。也就是说,现有技术的图像处理设备执行的图像处理使得针对输入图像,将利用图 17 中的阴影圆形指示的像素设置为关注像素,计算基于  $9 (= 3 \times 3)$  个像素的像素值的 1 比特 ADRC 码,并且针对每个 1 比特 ADRC 码执行分类。例如在日本未审查专利申请公报 No. 7-79418 中详细公开了采用分类自适应处理的现有技术的图像处理。

[0255] 在获得图 17 所示的类抽头并且执行基于现有技术的分类自适应处理的图像处理的情况下,输入图像的每个像素被分类成  $512 (= 2^9)$  个类之一。在根据本发明的实施例的学习设备 10 中,在通过执行 9 次迭代执行鉴别系数的学习的情况下,输入图像的每个像素被分类成 512 个类之一。因此,在图 17 中,已经由现有技术的图像处理设备执行了图像处理的图像的特性值被写到与由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 执行的图像处理的 9 次迭代对应的位置。实际上,由现有技术的图像处理设备执行的图像处理的迭代次数仅为一次(在根据现有技术的分类自适应处理的图像处理中,从一开始就没有假定迭代)。

[0256] 另外,在根据本发明的实施例的图像处理设备 100 中,将图 2 所示的线性特征量设置为抽头,对于该线性特征量,加入了基于表达式 (3) 获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式 (4) 获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值、以及水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值作为非线性特征量。在根据本发明的实施例的图像处理设备 100 中,在迭代次数  $p$  的值被设置为 9 的情况下,基于表达式 (20) 表示鉴别系数  $z$  的类型数目  $N_d$  和回归系数  $w$  的类型数目  $N_m$ 。

[0257]  $N_d = 2^p - 1 = 511$

[0258] ... (20)

[0259]  $N_m = 2^p = 512$

[0260] 在图 16 中,分别通过根据本发明的实施例的图像处理设备 100 和现有技术的图像处理设备,对包含正规随机数噪声 ( $\sigma = 10.0$ ) 的输入图像进行高质量图像形成处理。对于图 16 的 S/N 比的值的评价式,使用表达式 (21)。

[0261]

$$S/N[\text{dB}] = 20 \log_{10} \left[ 255 \times \left( \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 / N \right)^{-\frac{1}{2}} \right] \quad \dots (21)$$

[0262] 如图 16 所示,当与现有技术的方法相比时,关于已经被执行了本发明的图像处理的图像的特性, S/N 比的值被提高了大约 1dB。

[0263] 图 18 也示出了利用根据本发明的实施例的学习设备 10 和图像处理设备 100 的高质量图像形成处理的优点。

[0264] 与图 16 的情况相似,在图 18 中,鉴别系数学习和鉴别预测的迭代次数沿着水平轴绘制, S/N 比沿着垂直轴绘制。图 18 示出了由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 或现有技术的图像处理设备对作为加入了噪声的图像的输入图像执行图像处理获得的图像的特性。图 18 中利用三角形符号绘制的点指示由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 执行图像处理获得的图像的特性。图 18 中利用菱形符号绘制的点指示由现有技术的图像处理设备执行图像处理获得的图像的特性。

[0265] 这里,通过现有技术的图像处理设备执行的图像处理与以上参照图 17 描述的情况的图像处理相同。另外,在根据本发明的实施例的图像处理设备 100 中,与图 16 的情况相同的元素被用作抽头。

[0266] 在图 18 中,分别通过根据本发明的实施例的图像处理设备 100 和现有技术的图像处理设备,对包含正规分布形式的空间模糊劣化 ( $\sigma = 1.5$ ) 的输入图像进行高质量图像形成处理。对于图 18 中的 S/N 比的值的评价式,使用表达式 (21)。

[0267] 如图 18 所示,当与现有技术的方法相比时,关于已被执行了本发明的图像处理的图像的特性, S/N 比的值被提高大约 0.5dB。

[0268] 图 19 也示出了利用根据本发明的实施例的学习设备 10 和图像处理设备 100 的高质量图像形成处理的优点。

[0269] 与图 16 的情况相似,在图 19 中,鉴别系数学习和鉴别预测的迭代次数沿着水平轴绘制, S/N 比沿着垂直轴绘制。图 19 示出了由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 或现有技术的图像处理设备对作为加入了噪声的图像的输入图像执行图像处理获得的图像的特性。图 19 中利用三角形符号绘制的点指示由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 执行图像处理获得的图像的特性。图 19 中利用菱形符号绘制的点指示由现有技术的图像处理设备执行图像处理获得的图像的特性。

[0270] 这里,现有技术的图像处理设备的图像处理与以上参照图 17 描述的情况的图像处理相同。另外,在根据本发明的实施例的图像处理设备 100 中,与图 16 的情况相同的元素被用作抽头。



[0271] 在图 19 中,通过根据本发明的实施例的图像处理设备 100 和现有技术的图像处理设备对空间的水平/垂直方向尺寸减小到 1/3 并且频带劣化的输入图像进行高质量图像形成处理(在这种情况下,对图像进行放大的处理)。也就是说,图 19 的示例示出下变频的劣化图像被上变频(3×3 倍)。对于图 19 中的 S/N 比的值的评价式,使用表达式(21)。

[0272] 如图 19 所示,当与现有技术的方法比较时,关于已经被执行了本发明的图像处理的图像的特性,S/N 比的值被提高大约 0.2dB。

[0273] 如图 16、18 和 19 所示,根据本发明的实施例,与现有技术相比,可以更有效地执行高质量图像形成处理。

[0274] 也就是说,根据本发明的实施例,在包含正规随机数噪声( $\sigma = 10.0$ )的输入图像的情况、包含正规分布形式的空间模糊劣化( $\sigma = 1.5$ )的输入图像的情况以及下变频并劣化的输入图像的情况中的任何一个情况下,与现有技术的方法相比,可以更加适当地执行高质量图像形成处理。另外,除了图 16、18 和 19 所示的示例外,可以将本发明应用于与使图像具有更高质量相关的各种应用程序。例如,本发明可以应用于与噪声消除、编码失真消除、模糊消除、分辨率建立、灰度建立、去马赛克、IP 转换等相关的高质量图像形成处理的应用程序等。

[0275] 另外,根据本发明的实施例,即使在存在图像的多个劣化原因(诸如噪声消除、编码失真消除、模糊消除...)的情况下,仍可以适当地执行高质量图像形成处理。例如,即使在包含噪声、编码失真和模糊的图像的情况下,本发明仍可以适当地应用高质量图像形成处理。另外,在本发明的实施例中,即使在存在上述方式的图像的多个劣化原因的情况下,仍可以适当地执行高质量图像形成处理而不会增加鉴别系数  $z$  和回归系数  $w$  的元素数目和类型数目。

[0276] 在本发明的实施例中,如上所述,图 2 所示的线性特征量被用作抽头,对于该线性特征量,加入了基于表达式(3)获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式(4)获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值、水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值作为非线性特征量。将在下面参照图 20 描述在利用加入了非线性特征量的抽头的情况下的高质量图像形成处理的优点。

[0277] 图 20 也示出了利用根据本发明的实施例的学习设备 10 和图像处理设备 100 的高质量图像形成处理的优点。

[0278] 与图 16 相似,在图 20 中,鉴别系数学习和鉴别预测的迭代次数沿着水平轴绘制,S/N 比沿着垂直轴绘制。图 20 示出了由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 和现有技术的图像处理设备对作为加入了噪声的图像的输入图像执行图像处理获得的图像的特性。图 20 中利用三角形符号绘制的点指示由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 执行图像处理获得的图像的特性。图 20 中利用矩形(菱形)符号绘制的点指示由现有技术的图像处理设备 100 执行图像处理获得的图像的特性。

[0279] 这里,现有技术的图像处理设备的图像处理与以上参照图 17 描述的情况的图像处理相同。另外,在根据本发明的实施例的图像处理设备 100 中,与图 16 的情况相同的元素被用作抽头。

[0280] 在图 20 中,通过根据本发明的实施例的图像处理设备 100 和现有技术的图像处理设备对包含正规随机数噪声( $\sigma = 10.0$ )的输入图像进行高质量图像形成处理。对于图 20

的 S/N 比的值的评价式,使用表达式 (21)。图 20 中的虚线指示由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 仅利用从图 2 所示的学生图像获得的线性特征量执行高质量图像形成处理获得的图像的特性。另外,图 20 的实线指示由根据本发明的实施例的图像处理设备 100 利用将基于表达式 (3) 获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式 (4) 获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值、水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值作为非线性特征量加入从图 2 所示的学生图像获得的线性特征量而得到的抽头,执行高质量图像形成处理获得的图像的特性。

[0281] 如图 20 所示,当与仅利用线性特征量的抽头的情况相比时,关于利用加入了非线性特征量的抽头被执行了高质量图像形成处理的图像的特性, S/N 比的值被提高大约 0.5dB。

[0282] 另外,图 20 的利用菱形绘制的点指示由现有技术的图像处理设备仅利用图 17 所示的线性特征量的抽头进行高质量图像形成处理获得的图像的特性。另外,图 20 的利用矩形绘制的点指示由现有技术的图像处理设备利用将基于表达式 (3) 获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式 (4) 获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值、水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值作为非线性特征量加入图 17 所示的线性特征量而得到的抽头,执行高质量图像形成处理获得的图像的特性。

[0283] 如图 20 所示,同样,在现有技术的方法中,当与仅利用线性特征量的抽头的情况相比时,关于利用加入了非线性特征量的抽头被执行了高质量图像形成处理的图像的特性, S/N 比的值被提高大约 0.4dB。

[0284] 在利用加入了非线性特征量的抽头的高质量图像形成处理被应用于现有技术的分类自适应处理的情况下,例如执行下面处理。

[0285] 在输入图像中,关于类抽头,按照与仅利用线性特征量的抽头的情况相同的方式获得图 17 所示的抽头。因此,计算基于 9 个元素的 1 比特 ADRC(自适应动态范围编码)码,并且针对每个计算出的 1 比特 ADRC 码对关注像素进行分类。

[0286] 另外,对于预测抽头,利用从图 2 所示的学生图像获得的线性特征量,对于该线性特征量,加入了基于表达式 (3) 获得的关注像素周围的像素值的水平微分绝对值和垂直微分绝对值、基于表达式 (4) 获得的关注像素周围的像素值的最大值和最小值、水平微分绝对值的最大值和垂直微分绝对值的最大值作为非线性特征量。通过将回归系数  $w$  与抽头的每个元素相乘,参照表达式 (2) 计算已用来执行了上述的回归计算的预测值。然后,产生输出图像,在该输出图像中,获得的预测值是与关注像素对应的像素的值。结果,获得了使输入图像具有更高质量的输出图像。关于输出图像的特性,如上所述,当与仅利用线性特征量的抽头的情况相比时,提高了 S/N 比的值。

[0287] 可以通过硬件也可以通过软件执行上述的一系列处理操作。在由软件执行上述的一系列处理操作的情况下,从网络或记录介质将形成软件的程序安装到包括在专用硬件中的计算机或者例如图 21 所示的能够通过安装各种程序执行各种功能的通用个人计算机 700。

[0288] 在图 21 中,CPU(中央处理单元)701 根据存储在 ROM(只读存储器)702 中的程序或者根据从存储单元 708 加载到 RAM(随机存取存储器)703 的程序执行各种处理操作。另

外,在 RAM 703 中,适当存储 CPU 701 执行各种处理操作所需的数据等。

[0289] CPU 701、ROM 702 和 RAM 703 经由总线 704 彼此互联。另外,输入 / 输出接口 705 也连接到总线 704。

[0290] 输入单元 706、输出单元 707、存储单元 708 和通信单元 709 连接到输入 / 输出接口 705。输入单元 706 包括键盘、鼠标等。输出单元 707 包括由 CRT(阴极射线管)或 LCD(液晶显示器)形成的显示单元、扬声器等。存储单元 708 包括硬盘。通信单元 709 包括调制解调器、诸如 LAN 卡的网络接口卡等。通信单元 709 经由包括互联网的网络执行通信处理。

[0291] 另外,驱动器 710 按需要连接到输入 / 输出接口 705。诸如磁盘、光盘、磁光盘或半导体存储器的移动介质 711 适当地装载到驱动器 710 中。从驱动器 710 读取的计算机程序按需要安装到存储单元 708 中。

[0292] 在通过软件执行上述的一系列处理操作的情况下,从诸如互联网的网络或者从由移动介质 711 形成的记录介质安装形成软件的程序。

[0293] 记录介质可以由移动介质 711 形成,该移动介质 711 包括磁盘(包括软盘)(注册商标)、光盘(包括 CD-ROM(压缩盘只读存储器)、DVD(数字多功能盘))或磁光盘(包括 MD(迷你盘)(注册商标))或记录有程序的半导体存储器,将该记录介质分发从而与图 21 所示的设备的主单元分离地向用户提供程序。此外,记录介质可以由记录有程序的 ROM 702 和包括在存储单元 708 中的硬盘形成,并且通过预先包括在设备的主单元中而提供给用户。

[0294] 在本说明书中,上述的一系列处理操作可以包括按记载的顺序按照时间序列方式执行的处理操作,并且还可以包括并非按照时间序列方式执行而是并行或单独执行的处理操作。

[0295] 本申请包含与在 2008 年 9 月 29 日提交到日本专利局的日本在先专利申请 JP 2008-250227 中公开的主题相关的主题,通过引用将其全部内容纳入于此。

[0296] 本领域技术人员应该明白,可以根据设计需要和其它因素想到各种变型、组合、子组合和替换,只要它们在权利要求或其等同物的范围内即可。

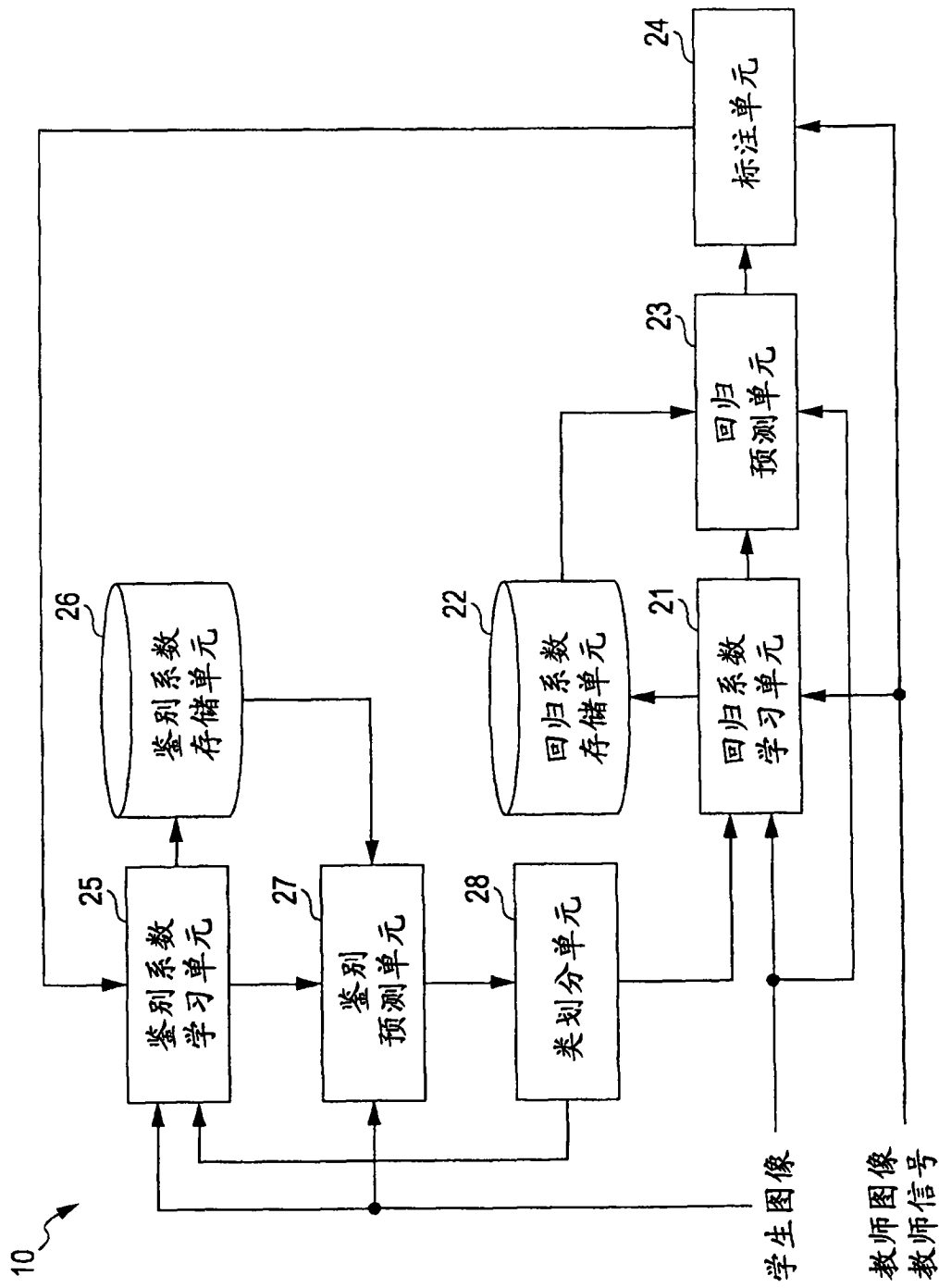


图 1

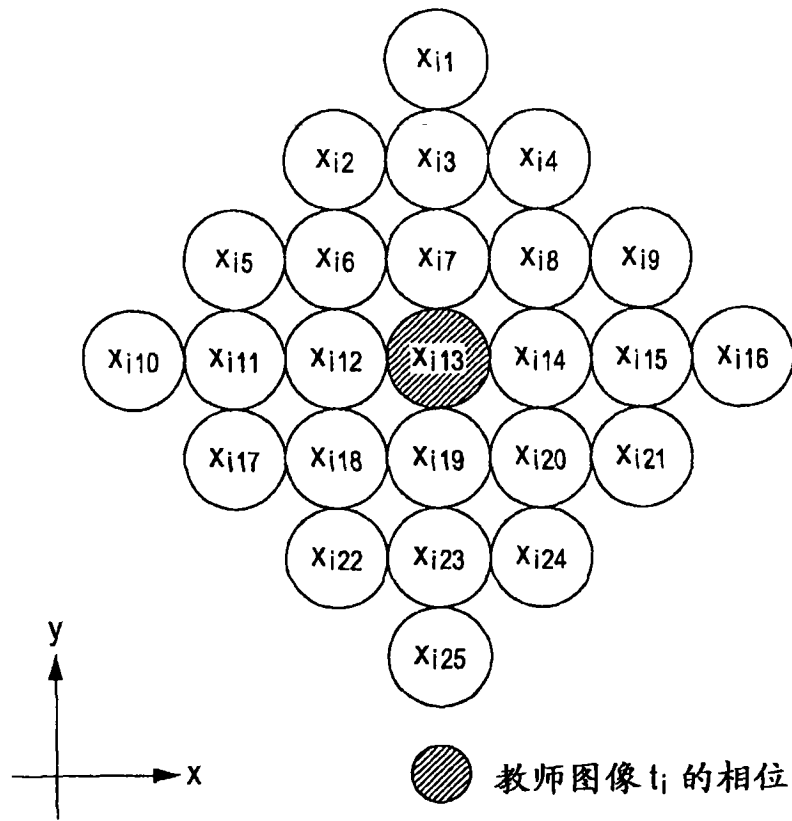


图 2

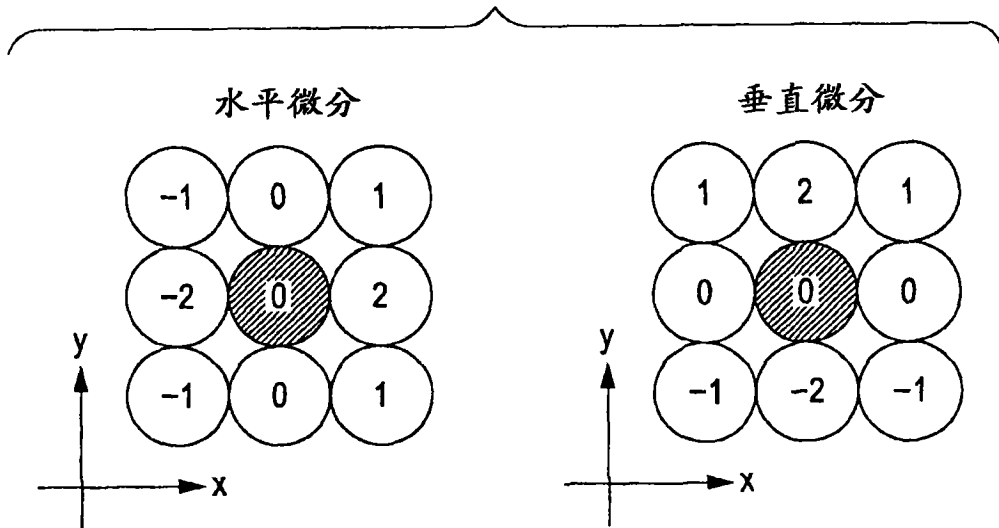


图 3

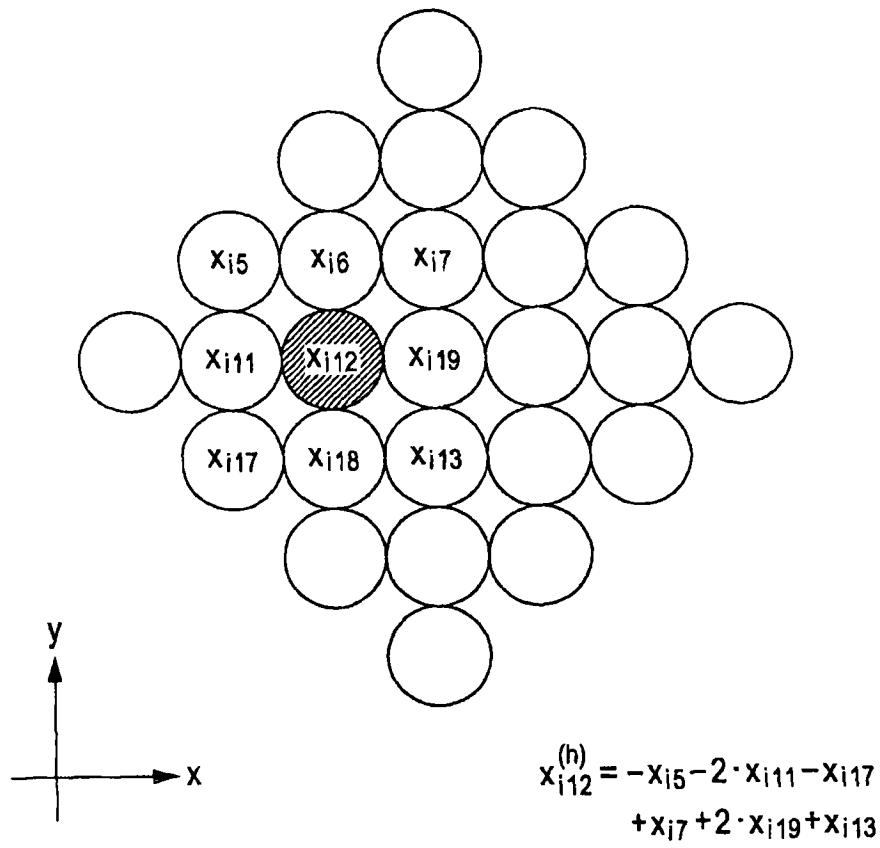


图 4

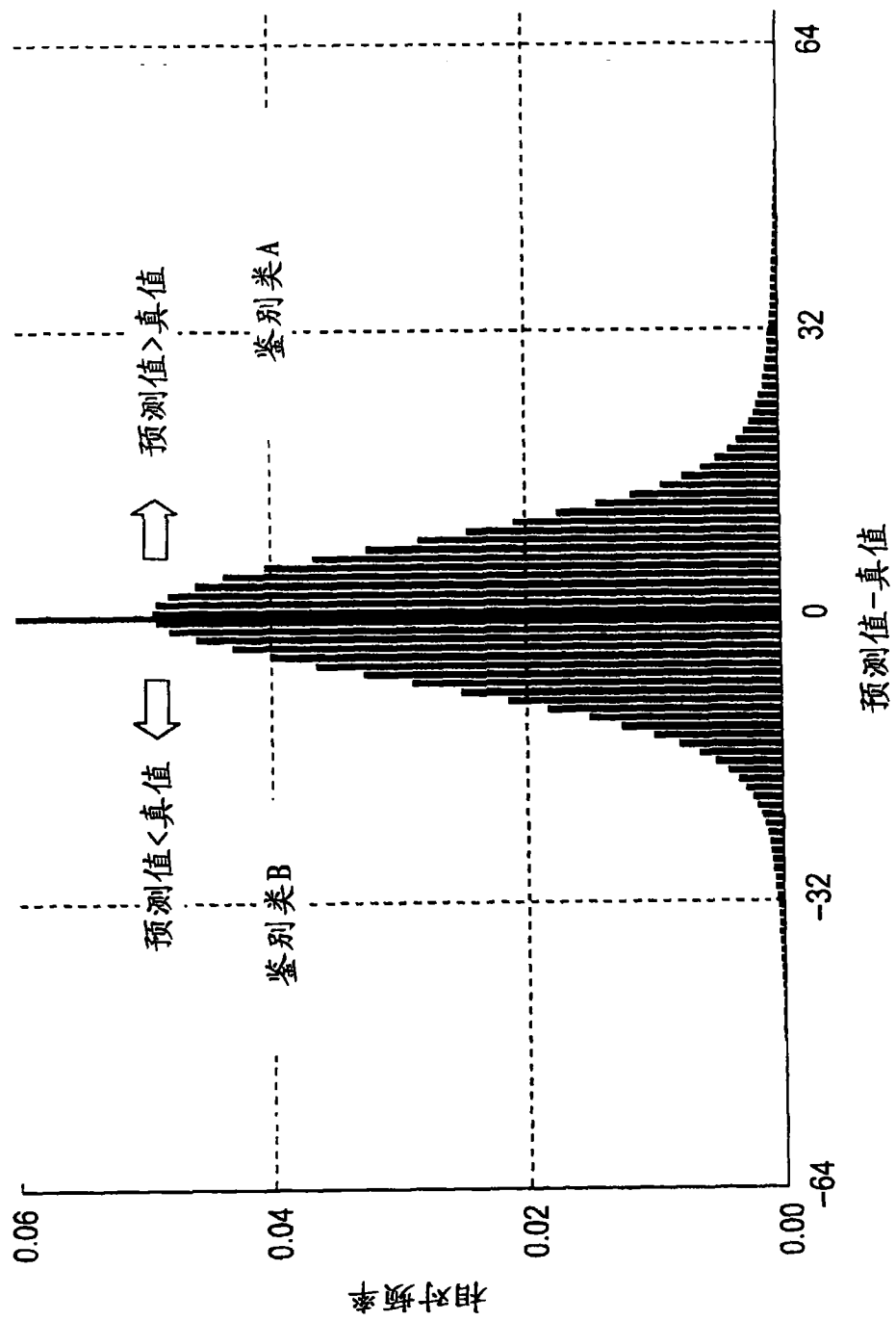


图 5

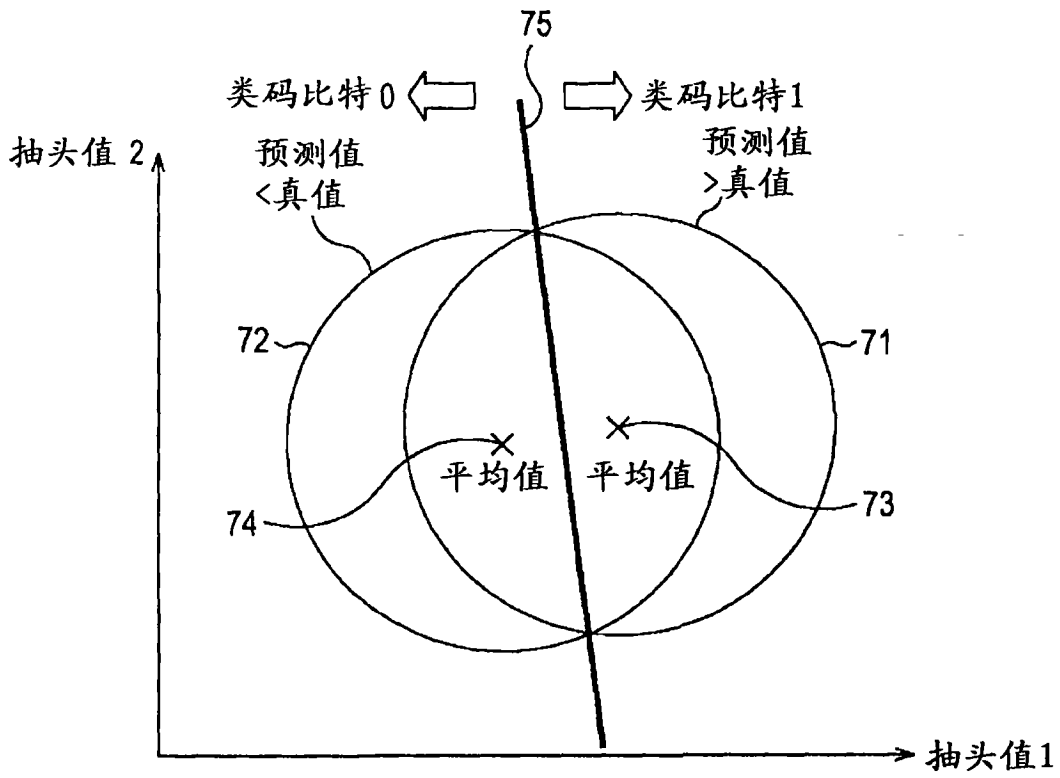


图 6

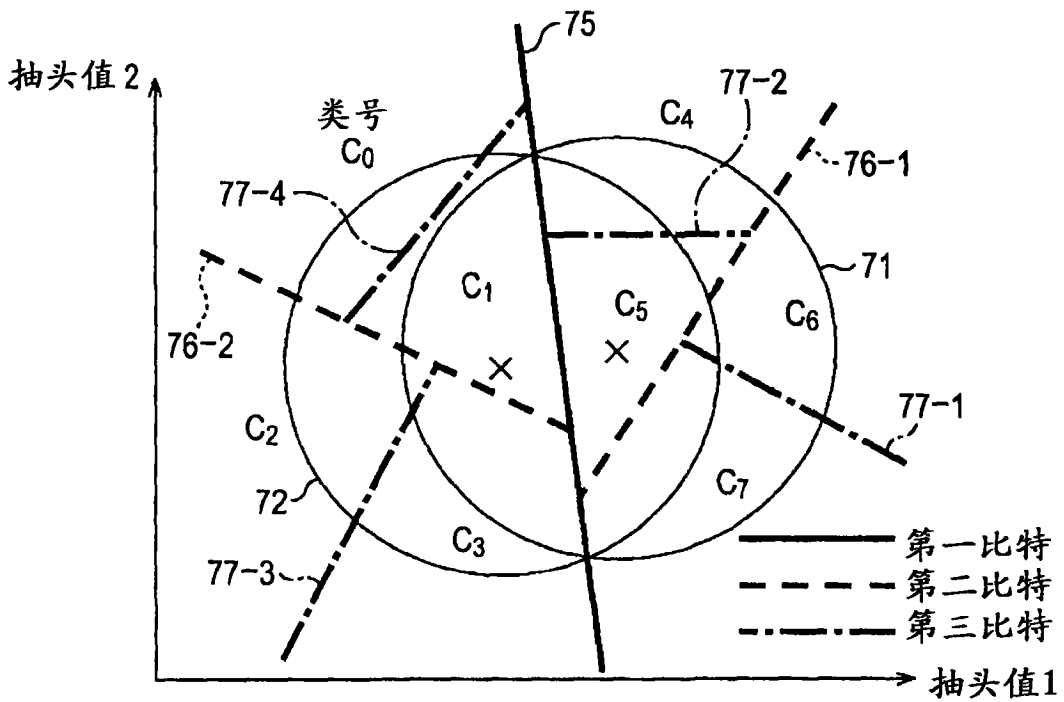


图 7





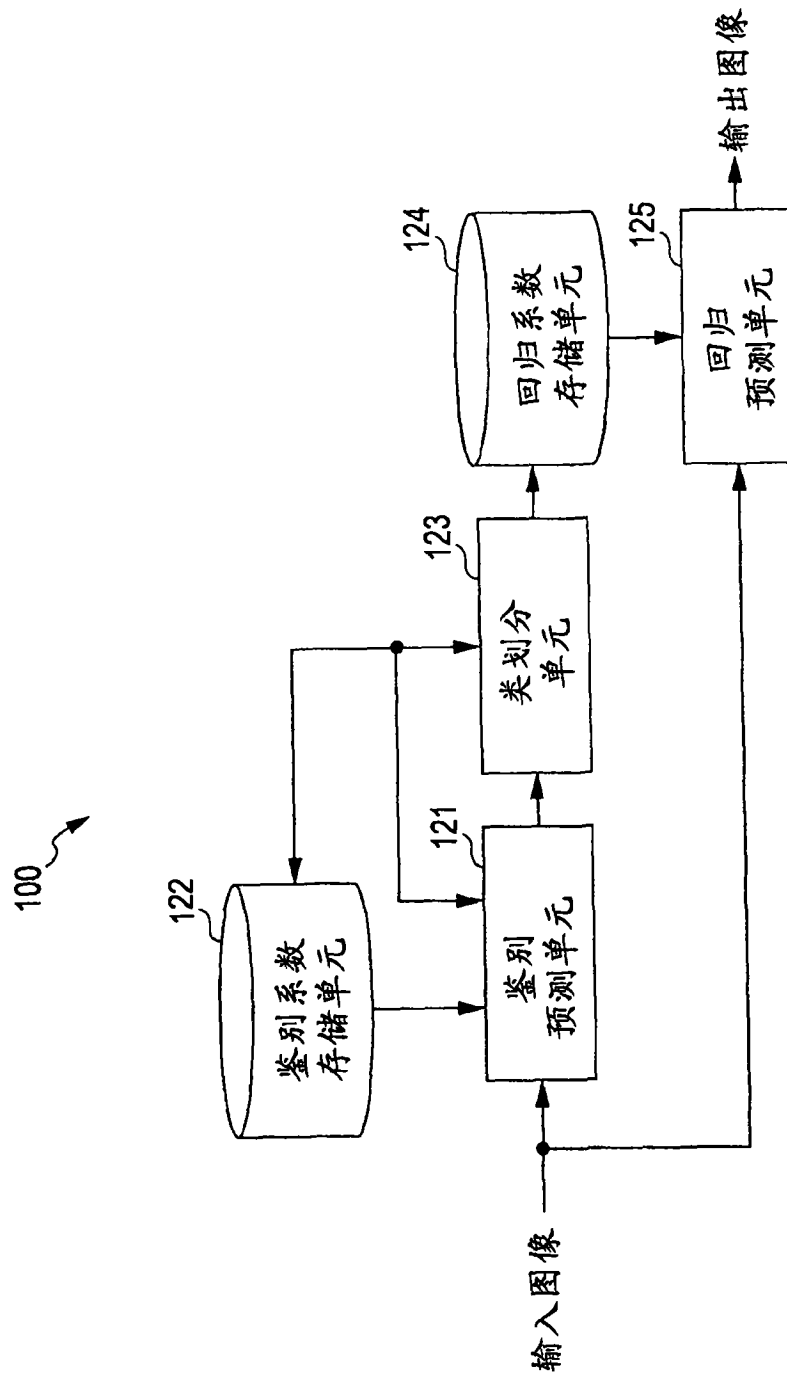


图 9

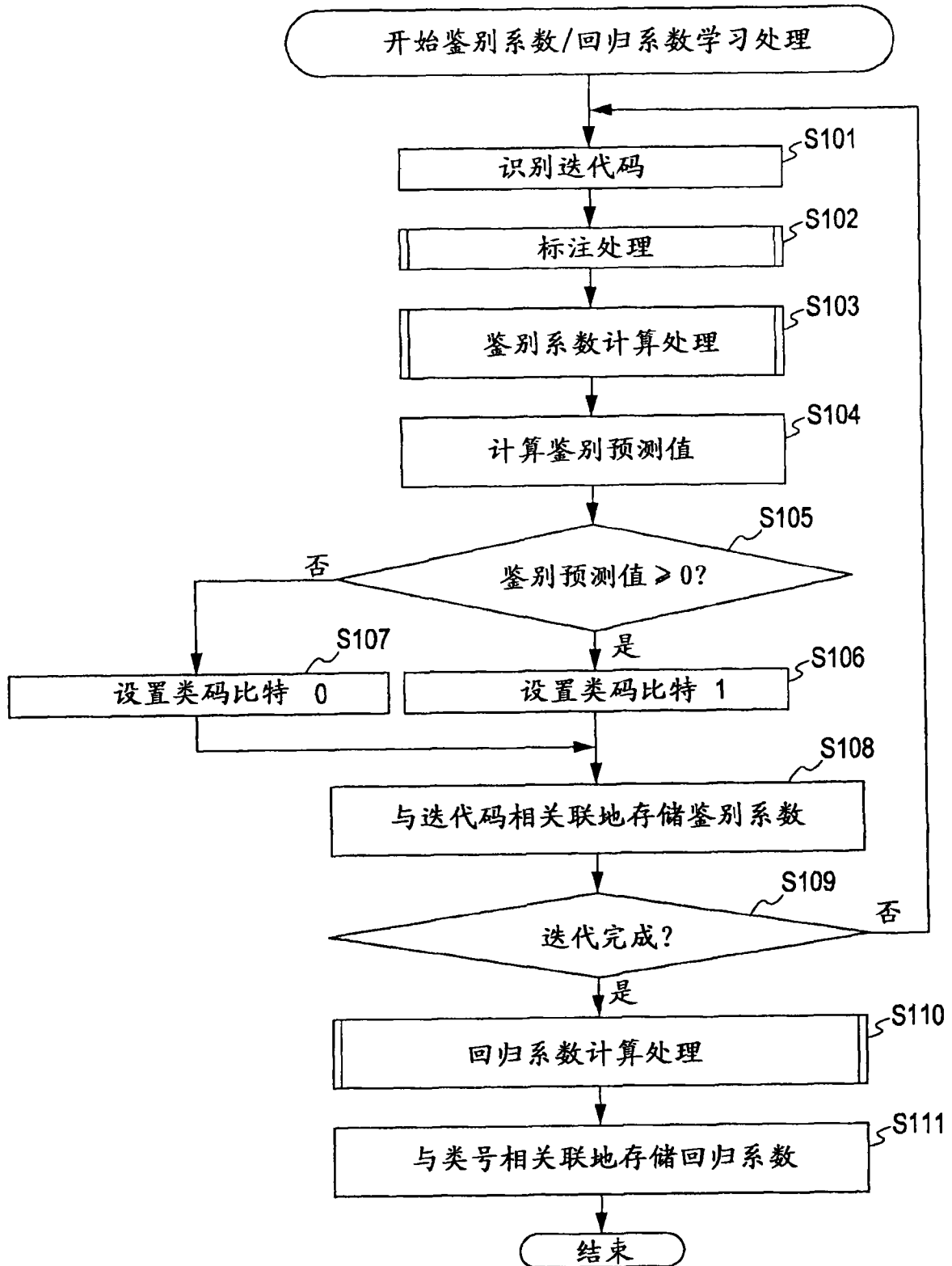


图 10

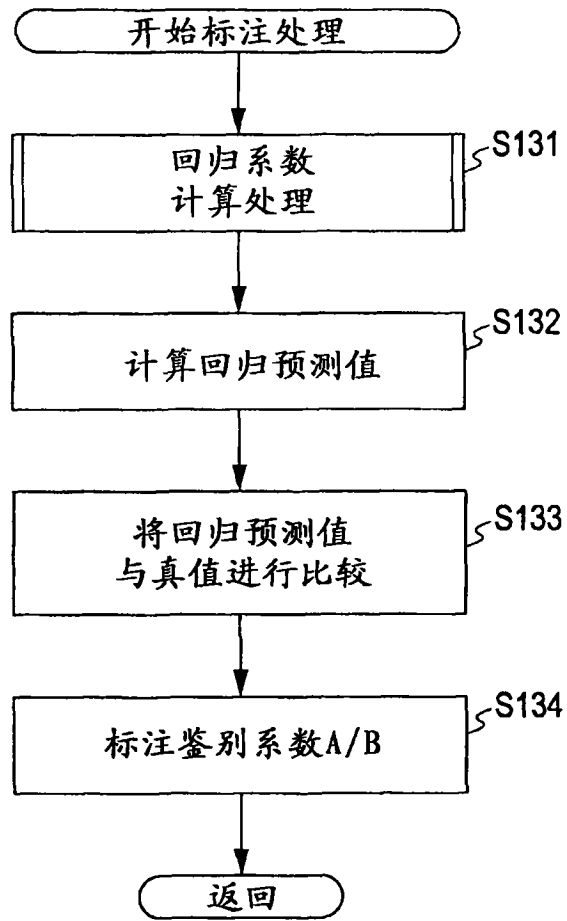


图 11

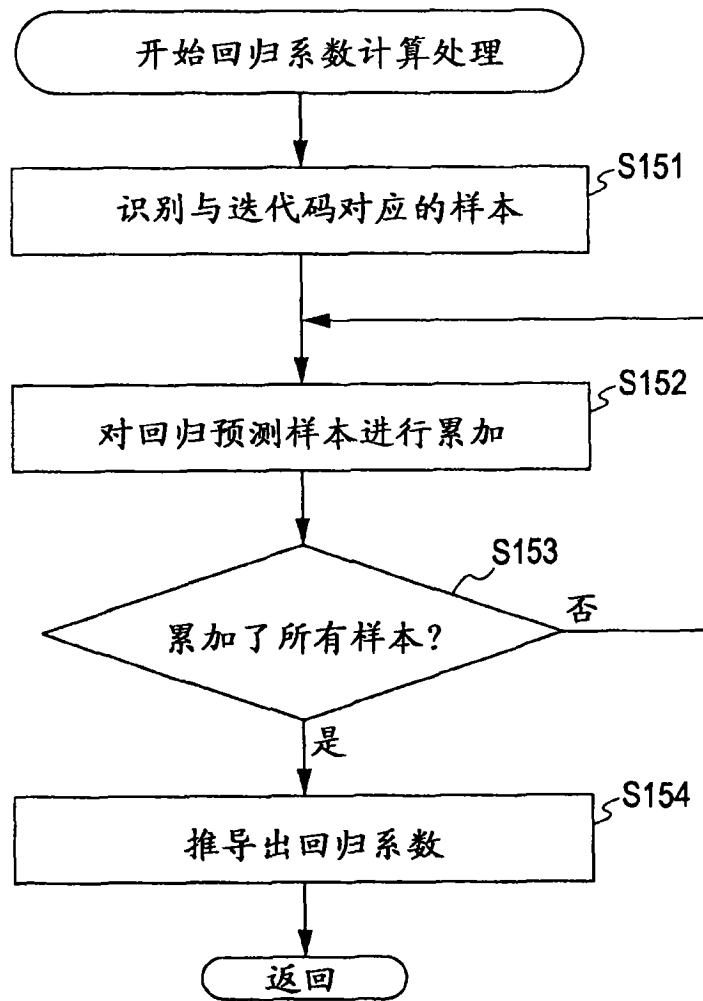


图 12

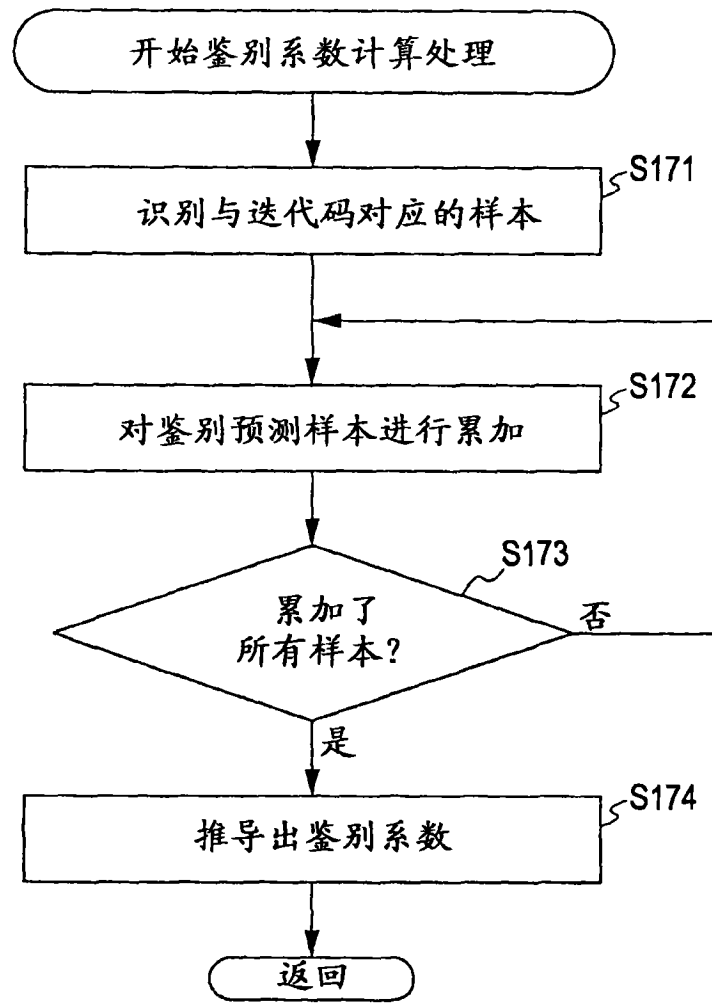


图 13

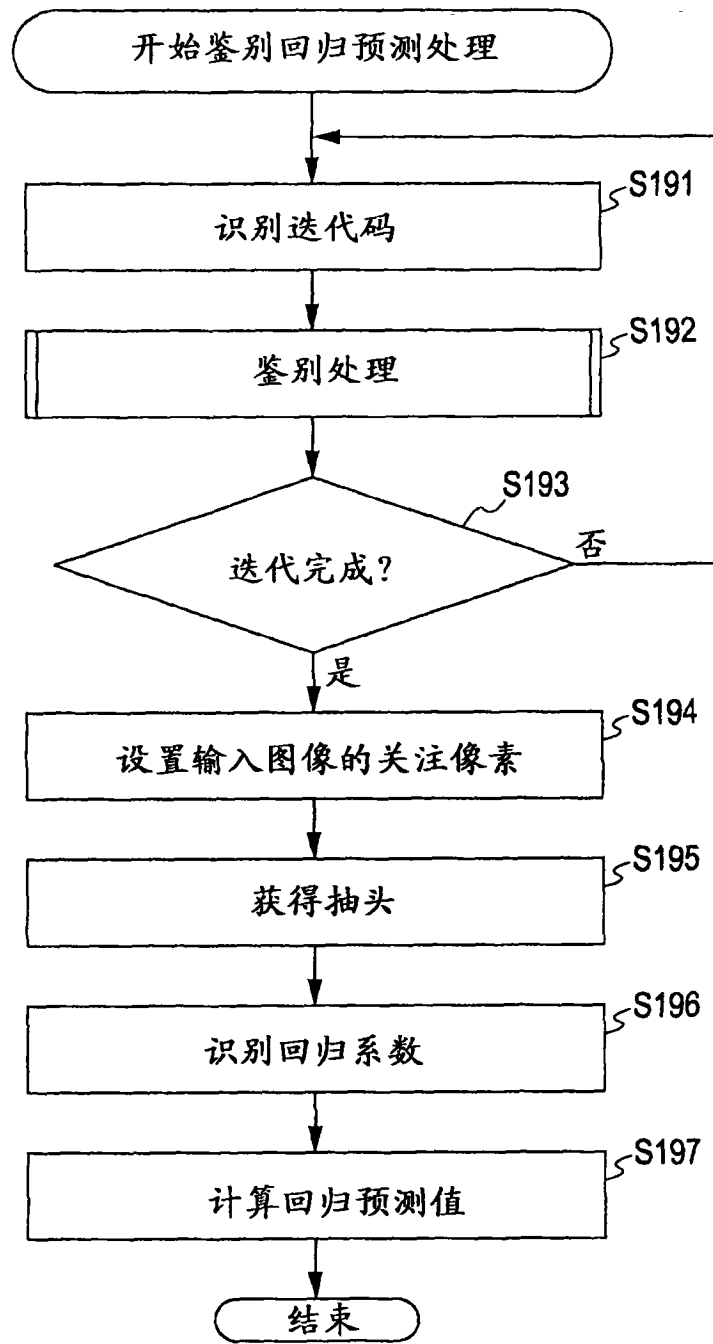


图 14

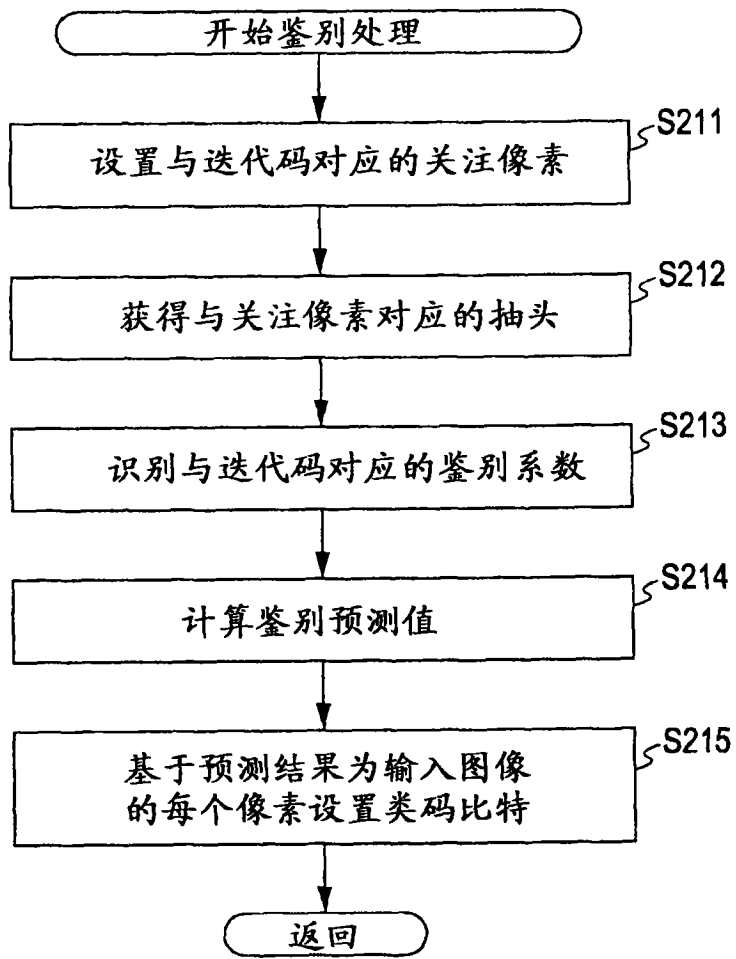


图 15



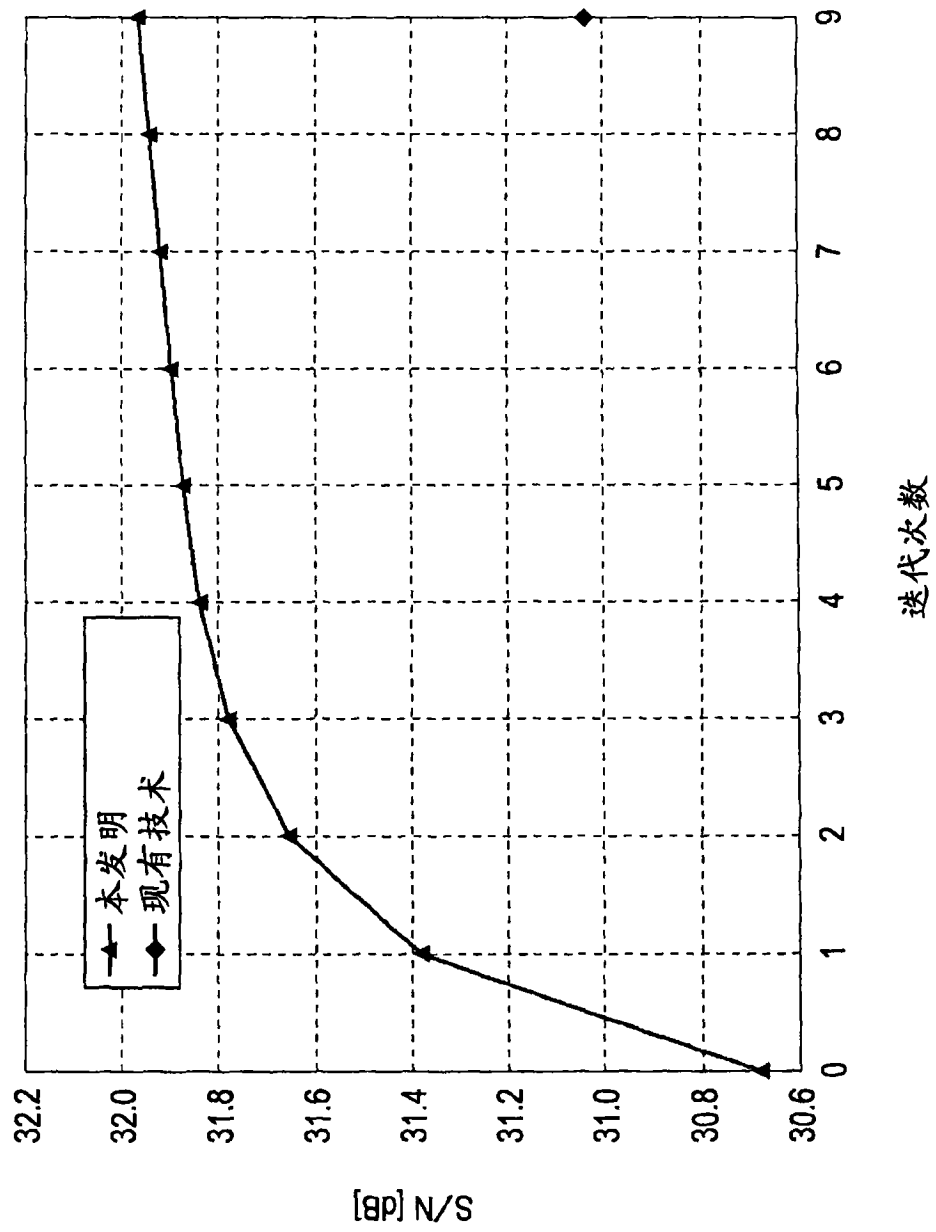


图 16

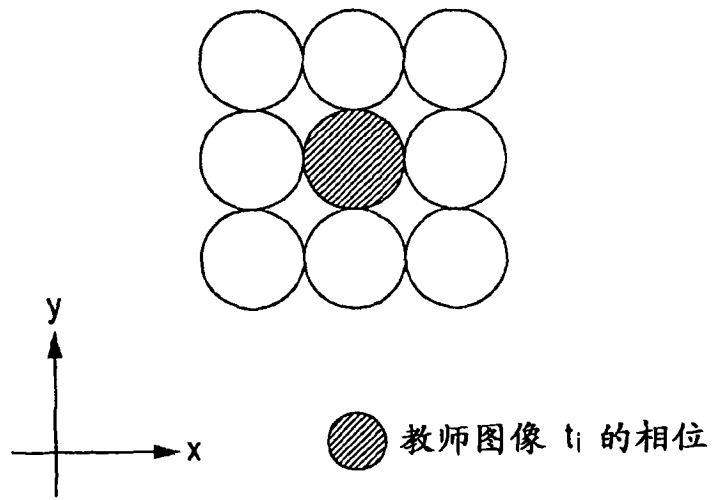


图 17

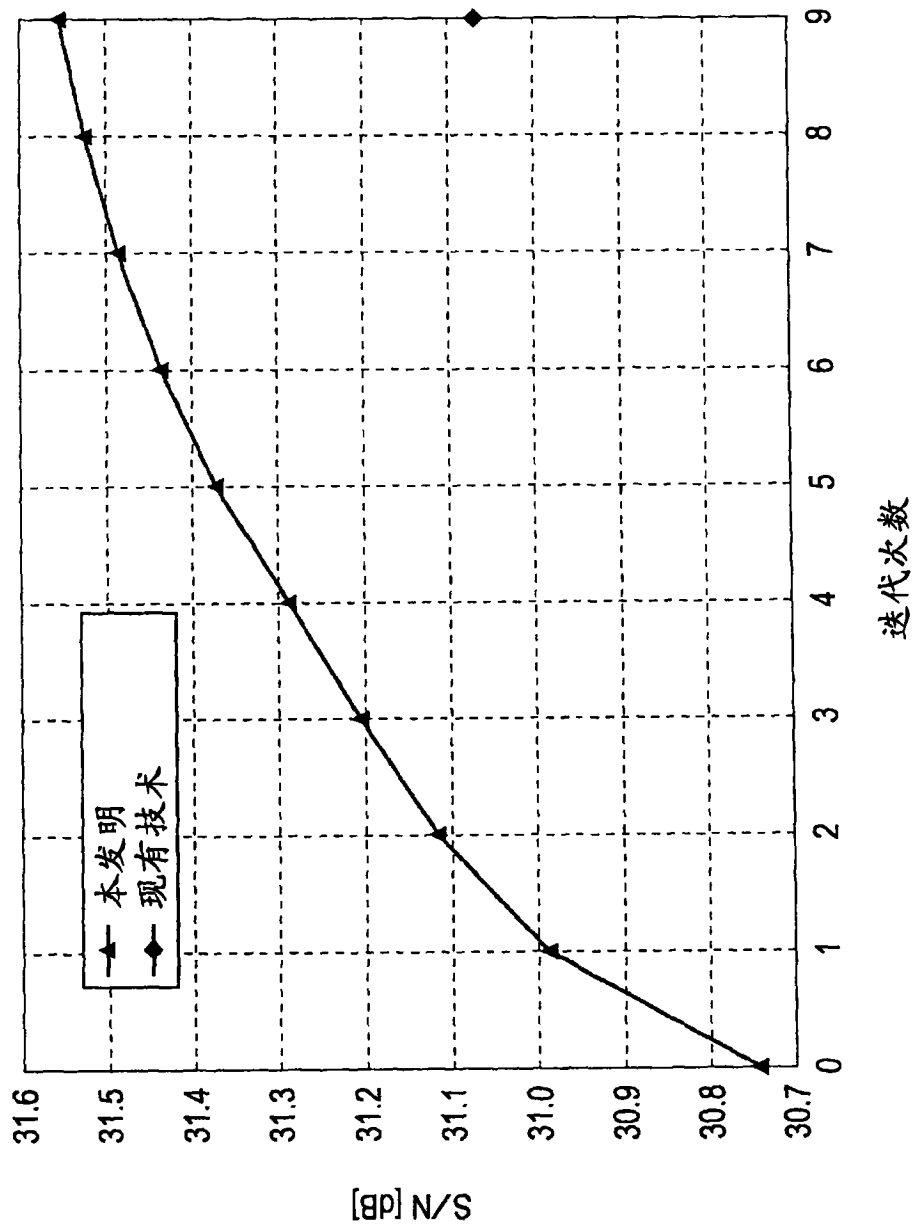


图 18

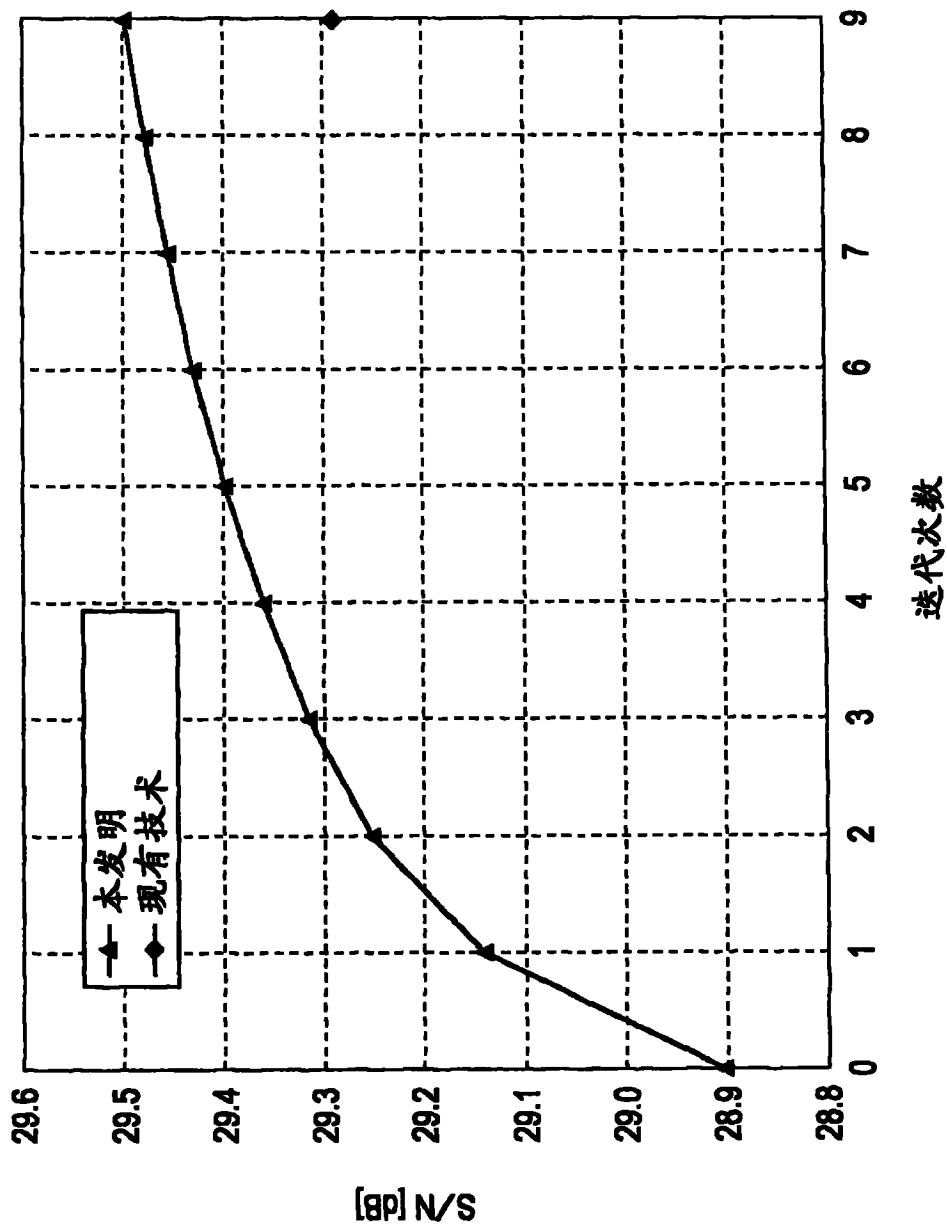


图 19

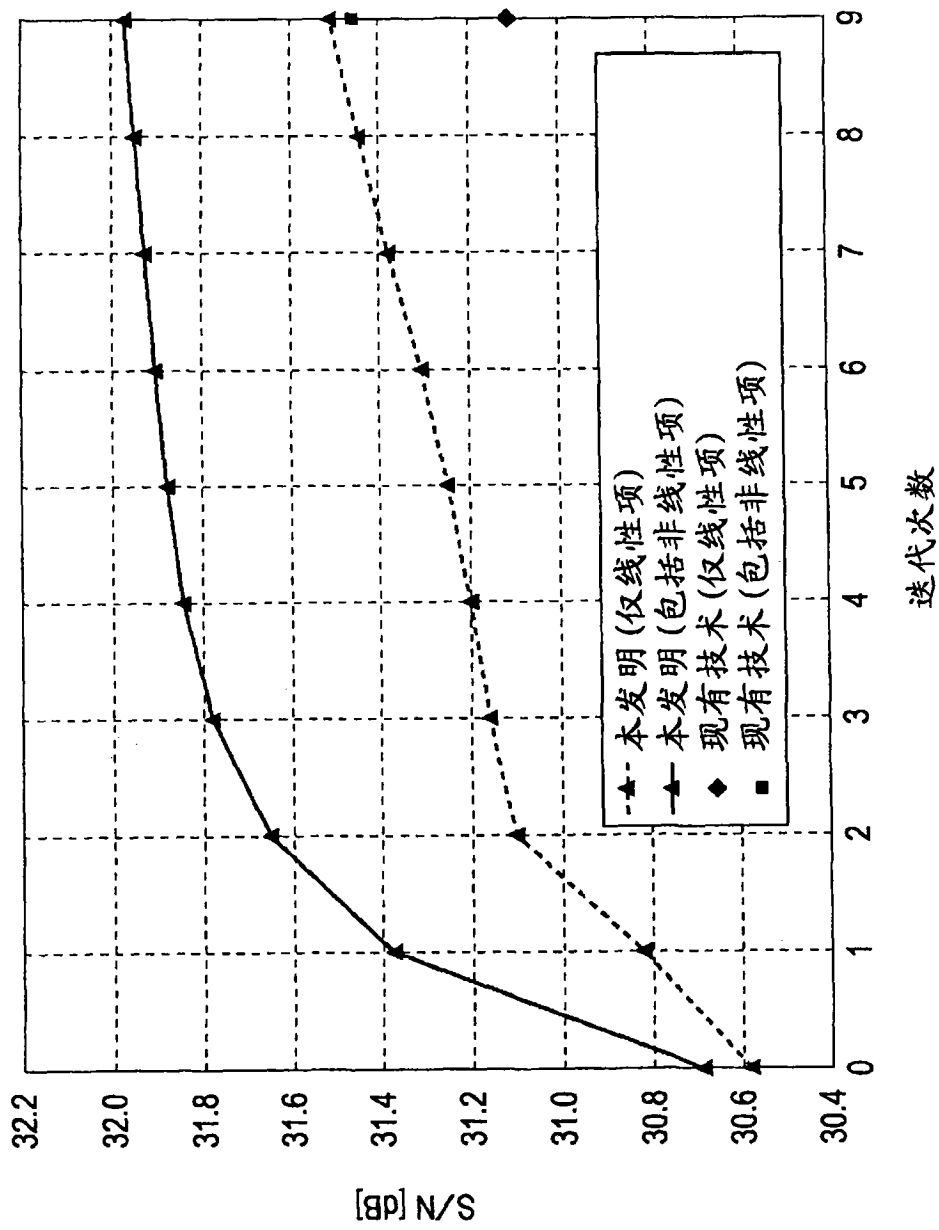


图 20

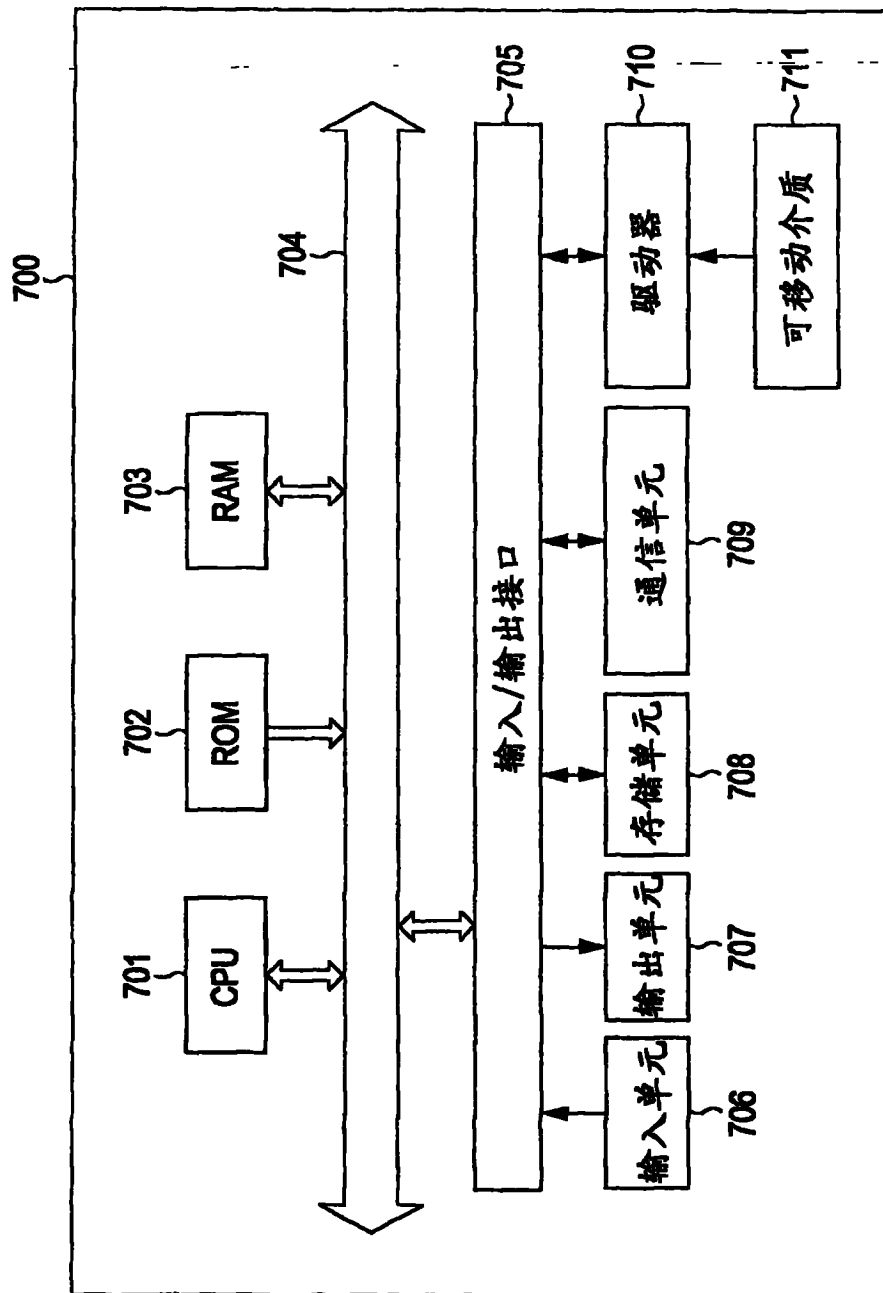


图 21