



(21) 申请号 201710451308.1

CN 102262645 A,2011.11.30

(22) 申请日 2017.06.15

Miao 等.“Cross-domain facial

(65) 同一申请的已公布的文献号

expression recognition using supervised  
kernel mean matching”.《IEEE》.2013,

申请公布号 CN 107527063 A

Miao 等.“Cross-domain facial

(43) 申请公布日 2017.12.29

expression recognition using supervised  
kernel mean matching”.《IEEE》.2013,

(30) 优先权数据

Yamada 等.“Relative Density-Ratio

2016-119128 2016.06.15 JP

Estimation for Robust Distribution

(73) 专利权人 佳能株式会社

Comparson”.《Neural computation》.2013,

地址 日本东京都大田区下丸子3-30-2

Gretton 等.“Covariate shift by kernel

(72) 发明人 御手洗裕辅

mean matching”.《IEEE》.2009,

(74) 专利代理机构 北京怡丰知识产权代理有限公司 11293

Erheng ZHONG 等.“Cross validation

专利代理师 迟军

framework to choose amongst models and  
datasets for transfer learning”.《Machine

(51) Int.Cl.

learning and knowledge discovery in

G06V 10/764 (2022.01)

databases》.2010,

审查员 孙麒

(56) 对比文件

CN 102542287 A,2012.07.04

权利要求书3页 说明书20页 附图14页

(54) 发明名称

信息处理装置、信息处理方法以及存储介质

(57) 摘要

本发明提供信息处理装置、信息处理方法以及存储介质。基于关于目标任务学习数据的第一分布、与关于属于源任务学习数据的第一类别的多个学习数据的第二分布之间的差异,调整用于变换源任务学习数据的变换参数,所述目标任务学习数据是属于作为目标任务的第一任务的第一类别的多个学习数据,所述源任务学习数据是属于与第一任务不同的第二任务的第一类别的学习数据;基于调整的变换参数,来变换源任务学习数据;并且基于变换的源任务学习数据以及目标任务学习数据,来生成关于第一任务的分类器。



1. 一种信息处理装置,所述信息处理装置包括:

第一获得单元,其被构造为针对作为目标任务的、在正常情形与异常情形之间分类的第一任务,获得属于与所述正常情形相对应的第一类别的多个学习数据,作为目标任务学习数据,其中,属于第一类别的学习数据的量大于属于第二类别的学习数据的量;

第二获得单元,其被构造为针对在正常情形与异常情形之间分类并且与第一任务不同的第二任务,获得包括属于第一类别的学习数据和属于与第一类别不同并且与所述异常情形相对应的第二类别的学习数据的多个学习数据,作为比所述目标任务学习数据更多的源任务学习数据;

调整单元,其被构造为调整用于变换源任务学习数据的特征的线性变换参数,以减小目标正常图案的第一分布与源正常图案的第二分布之间的差异,所述目标正常图案是从目标任务学习数据当中的属于第一类别的多个学习数据的正常数据中提取的特征向量,所述源正常图案是从映射后的源任务学习数据当中的属于第一类别的多个学习数据的正常数据中提取的特征向量,并且使得源任务学习数据能够用作目标任务学习数据,其中,基于目标任务和源任务的第一类别的学习数据的各特征来估计所述第一分布与所述第二分布之间的差异;

变换单元,其被构造为基于由所述调整单元调整的线性变换参数,来变换源任务学习数据的至少属于第二类别的学习数据的特征;以及

生成单元,其被构造为基于目标任务学习数据的特征以及由所述变换单元变换的、源任务学习数据的至少属于第二类别的学习数据的特征,来生成关于第一任务的分类器,其中,源任务学习数据和目标任务学习数据是图像数据,并且生成分类器以区分属于第一类别的图像数据和属于第二类别的图像数据。

2. 根据权利要求1所述的信息处理装置,其中,所述调整单元调整所述线性变换参数,以使第一分布与第二分布之间的L2距离的估计值局部最小化。

3. 根据权利要求1所述的信息处理装置,其中,所述调整单元调整所述线性变换参数,以使第一分布与第二分布之间的相对皮尔逊距离的估计值局部最小化。

4. 根据权利要求1至3中任一项所述的信息处理装置,其中,所述调整单元通过使用梯度法来调整所述线性变换参数,以使第一分布与第二分布之间的差异局部最小化。

5. 根据权利要求4所述的信息处理装置,所述信息处理装置还包括:

搜索单元,其被构造为搜索所述第二任务,作为与所述第一任务类似的任务,并且

其中,所述第二获得单元获得由所述搜索单元搜索的所述第二任务的学习数据,作为所述源任务学习数据。

6. 根据权利要求5所述的信息处理装置,其中:

所述变换单元对属于所述源任务学习数据中的第二类别的学习数据进行变换;并且

所述生成单元通过使用目标任务学习数据和由所述变换单元变换的属于第二类别的学习数据,来生成分类器。

7. 根据权利要求5所述的信息处理装置,其中,所述生成单元基于目标任务学习数据和由所述变换单元变换的源任务学习数据来选择在生成分类器中使用的特征量,并且基于所选择的特征量生成分类器。

8. 根据权利要求7所述的信息处理装置,所述信息处理装置还包括:

分类单元,其被构造为通过使用由所述生成单元生成的分类器,来对作为分类的目标的输入数据是否属于第一类别进行分类。

9.一种由信息处理装置执行的信息处理方法,所述信息处理方法包括:

第一获得步骤,针对作为目标任务的、在正常情形与异常情形之间分类的第一任务,获得属于与所述正常情形相对应的第一类别的多个学习数据,作为目标任务学习数据,其中,属于第一类别的学习数据的量大于属于第二类别的学习数据的量;

第二获得步骤,针对在正常情形与异常情形之间分类并且与第一任务不同的第二任务,获得包括属于第一类别的学习数据和属于与第一类别不同并且与所述异常情形相对应的第二类别的学习数据的多个学习数据,作为比所述目标任务学习数据更多的源任务学习数据;

调整步骤,调整用于变换源任务学习数据的特征的线性变换参数,以减小目标正常图案的第一分布与源正常图案的第二分布之间的差异,所述目标正常图案是从目标任务学习数据当中的属于第一类别的多个学习数据的正常数据中提取的特征向量,所述源正常图案是从映射后的源任务学习数据当中的属于第一类别的多个学习数据的正常数据中提取的特征向量,并且使得源任务学习数据能够用作目标任务学习数据,其中,基于目标任务和源任务的第一类别的学习数据的各特征来估计所述第一分布与所述第二分布之间的差异;

变换步骤,基于在所述调整步骤中调整的线性变换参数,来变换源任务学习数据的至少属于第二类别的学习数据的特征;以及

生成步骤,基于目标任务学习数据的特征以及在所述变换步骤中变换的源任务学习数据的至少属于第二类别的学习数据的特征,来生成关于第一任务的分类器,其中,源任务学习数据和目标任务学习数据是图像数据,并且生成分类器以区分属于第一类别的图像数据和属于第二类别的图像数据。

10.一种非暂时性计算机可读存储介质,其存储用于使计算机执行以下步骤的程序:

第一获得步骤,针对作为目标任务的、在正常情形与异常情形之间分类的第一任务,获得属于与所述正常情形相对应的第一类别的多个学习数据,作为目标任务学习数据,其中,属于第一类别的学习数据的量大于属于第二类别的学习数据的量;

第二获得步骤,针对在正常情形与异常情形之间分类并且与第一任务不同的第二任务,获得包括属于第一类别的学习数据和属于与第一类别不同并且与所述异常情形相对应的第二类别的学习数据的多个学习数据,作为比所述目标任务学习数据更多的源任务学习数据;

调整步骤,调整用于变换源任务学习数据的特征的线性变换参数,以减小目标正常图案的第一分布与源正常图案的第二分布之间的差异,所述目标正常图案是从目标任务学习数据当中的属于第一类别的多个学习数据的正常数据中提取的特征向量,所述源正常图案是从映射后的源任务学习数据当中的属于第一类别的多个学习数据的正常数据中提取的特征向量,并且使得源任务学习数据能够用作目标任务学习数据,其中,基于目标任务和源任务的第一类别的学习数据的各特征来估计所述第一分布与所述第二分布之间的差异;

变换步骤,基于在所述调整步骤中调整的线性变换参数,来变换源任务学习数据的至少属于第二类别的学习数据的特征;以及

生成步骤,基于目标任务学习数据的特征以及在所述变换步骤中变换的源任务学习数

据的至少属于第二类别的学习数据的特征,来生成关于第一任务的分类器,其中,源任务学习数据和目标任务学习数据是图像数据,并且生成分类器以区分属于第一类别的图像数据和属于第二类别的图像数据。

## 信息处理装置、信息处理方法以及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及信息处理装置、信息处理方法以及存储介质。

### 背景技术

[0002] 作为对输入图案是否是特定类别的图案进行分类的方法,已经提出了各种方法。例如,这样的方法能够在如下的应用中使用:从大量数据中检测作为特定类别的图案(特定类别图案)或者检测与特定类别不同的图案(非特定类别图案)。

[0003] 作为对输入图案是否是特定类别的图案进行分类的方法,存在使用诸如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等的2级分类器的方法。该方法是如下的方法:通过使用大量特定类别图案和大量非特定类别图案来生成用于将特定类别图案和非特定类别图案分离的分类器,并且通过使用生成的分类器来对图案进行分类。

[0004] 然而,存在特定类别图案的数据量或非特定类别图案的数据量不足的情况。例如,存在以如下的方式生成分类器的情况:如果用于生成分类器的非特定类别图案的数据量不足,则容易错误地确定不用于生成分类器的非特定类别图案的类别是特定类别。因此,存在如下的称为转置学习(transposition learning)的技术:在分类器的生成中,在难以确保关于作为目标的任務的学习数据为适合于学习等的量的情况下,使用关于其他任务的学习数据。

[0005] 如在日本特许第3003353号公报中公开的方法中所示的,已经提出了如下的方法:对存在足够量的学习数据的任务A的学习数据进行变换,并且在学习数据不足的情形下,将任务A的学习数据添加到想要学习图案的任务B中的学习数据。通过从其他任务添加数据并进行学习,即使在学习数据不足的情况下也能够进行学习。该方法是转置学习的方法的示例。通过使用与任务B的各个学习数据相对应的任务A的学习数据,获得从任务A变换到任务B的变换规则,并且通过这样的变换规则对任务A的其他学习数据进行变换并且将其添加(即转置)到任务B的学习数据。因此,即使在使用量不足的任务B的学习数据来学习图案时,也假性地增加数据量并且能够进行学习。

[0006] 在Brain Kulis, Kate Saenko, and Trevor Darrell, "What You Saw is Not What You Get: Domain Adaptation Using Asymmetric Kernel Transforms", IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1785-1792, 2011中,获得如下的相互变换规则:在不同任务之间属于相同类别的学习数据被映射得更近,并且属于不同类别的学习数据被以更远的距离映射。还提出了如下的方法:通过其他任务的变换规则对其他任务的学习数据进行变换,并且将其转置到目标任务的学习数据并进行学习。根据这样的方法,以与日本特许第3003353号公报中公开的方法类似的方式,在使用目标任务的数据的学习中,即使当这样的任务的数据量少时,通过从其他任务变换图案并进行添加,也能够进行在假性地增加数据量的状态下的学习。

[0007] 如上所述,在具有对输入图案是否是特定类别的图案进行分类的目的的分类器的生成方法中,能够执行以下处理。即,即使当能够用于学习的学习数据的量不足时,通过使

用其他任务的学习数据,也能够通过假性地使用大量的学习数据来执行处理。

[0008] 根据诸如在日本特许第3003353号公报中公开的技术以及Kulis等人的技术的现有技术,基于在不同任务之间对应的各个学习数据中包含的某些特定数据,获得任务之间的学习数据的变换规则。因此,获得的变换规则变为依据所使用的特定数据的变换规则。因此,变换规则依据所使用的数据而不足,并且存在未获得适当的学习数据的可能性。

## 发明内容

[0009] 根据本发明的一方面,提供了一种信息处理装置,所述信息处理装置包括:第一获得单元,其被构造为在作为目标任务的第一任务中,获得属于第一类别的多个学习数据,作为目标任务学习数据;第二获得单元,其被构造为在与第一任务不同的第二任务中,获得包括属于第一类别的学习数据和属于与第一类别不同的第二类别的学习数据的多个学习数据,作为源任务学习数据;调整单元,其被构造为基于关于属于目标任务学习数据的第一类别的多个学习数据的第一分布、与关于属于源任务学习数据的第一类别的多个学习数据的第二分布之间的差异,来调整用于变换源任务学习数据的变换参数;变换单元,其被构造为基于由所述调整单元调整的变换参数,来变换源任务学习数据;以及生成单元,其被构造为基于由所述变换单元变换的源任务学习数据以及目标任务学习数据,来生成关于第一任务的分类器。

[0010] 根据本发明的方面,能够生成能够通过使用转置学习以更高的精度进行分类的分类器。

[0011] 通过以下参照附图对示例性实施例的描述,本发明的其他特征将变得清楚。

## 附图说明

[0012] 图1是例示信息处理装置的硬件结构等的示例的图。

[0013] 图2是例示信息处理装置的功能结构等的示例的图。

[0014] 图3是例示分类器学习处理的示例的流程图。

[0015] 图4是例示信息处理装置的功能结构等的示例的图。

[0016] 图5是例示图案分类处理的示例的流程图。

[0017] 图6A、图6B、图6C、图6D、图6E、图6F、图6G、图6H、图6I和图6J是例示用作处理目标的图案的示例的图。

[0018] 图7是例示信息处理装置的功能结构等的示例的图。

[0019] 图8是例示分类器生成处理的示例的流程图。

[0020] 图9是例示信息处理装置的功能结构等的示例的图。

[0021] 图10是例示图案分类处理的示例的流程图。

[0022] 图11是例示信息处理装置的功能结构等的示例的图。

[0023] 图12是例示分类器生成处理的示例的流程图。

[0024] 图13A和图13B是例示区域提取区域的示例的图。

## 具体实施方式

[0025] 现在将根据附图详细描述本发明的优选实施例。

[0026] <实施例1>

[0027] 在实施例1中,将描述如下的方法:信息处理装置10基于由照相机16拍摄的图像生成用于检测在充当照相机16的监视(监控)目标的区域中的异常的分类器。以下,假设示出没有发生异常的情形(即正常情形)的类别是特定类别(第一类别),示出发生了某种异常的情形的类别是非特定类别(第二类别)。以下,假设特定类别的数据(即,在正常情况下由监视照相机拍摄的图像)是正常数据,非特定类别的数据(即,在发生了某种异常的情形下由监视照相机拍摄的图像)是异常数据。

[0028] 首先,将描述本实施例中的处理的概要。如图1中所示,信息处理装置10已经从照相机16预先获得目标任务中的学习数据(目标任务学习数据)作为监视区域的拍摄图像的数据。学习数据是用于生成分类器的数据,并且在本实施例的情况下,是监视区域的拍摄图像的数据、从拍摄图像的数据中提取的特征量的数据等。还假设信息处理装置10已经从照相机16或其他监视照相机获得至少一个的源任务中的学习数据(源任务学习数据)作为监视区域和其他类似区域的拍摄图像的数据。在本实施例中,目标任务是用于检测监视区域的异常情形的任务,源任务是用于检测与监视区域类似的区域的异常情形的任务。目标任务是第一任务的示例。源任务是第二任务的示例。实施例中的处理是如下的处理:信息处理装置10通过使用目标任务学习数据和源任务学习数据,来生成用于鉴别输入数据是否正常的分类器。目标任务学习数据中包含的正常数据的量是足以用于学习的量。然而,目标任务学习数据中包含的异常数据的量远小于目标任务学习数据中包含的正常数据的量,或者等于0。

[0029] 如果用于生成分类器的非特定类别的学习数据的量小于适当的量,则存在生成如下的分类器的情况:易于错误地确定不用于生成分类器的非特定类别的图案是特定类别。例如,在基于由监视照相机拍摄的图像来检测异常情形的应用中,用于生成分类器并示出异常情形的学习数据的数量越小,则发生这种情形的可能性越高。也就是说,存在生成如下的分类器的情况:将除与用于学习的学习数据相对应的情形以外的异常情形确定为正常情形。为了抑制这种情形的发生,准备适当量的示出异常情形的图案并且生成分类器就足够了。然而,由于异常情形的发生频度远小于正常情形的发生频率,所以存在难以准备适当量的这种图案的问题。

[0030] 另一方面,假设源任务学习数据中包含的正常数据的量是足以用于以与目标任务学习数据类似的方式进行学习的量,并且源任务学习数据中包含的异常数据的量大于目标任务学习数据中包含的异常数据的量。例如,如果目标任务学习数据是通过拍摄某些站区中的监视区域而获得的数据,则与监视区域类似的区域是情形类似于其他站区等中的监视区域的区域。将通过在这样的区域进行拍摄而获得的数据用作源任务学习数据。如上所述,在本实施例中,将描述通过使用诸如目标任务学习数据和源任务学习数据等的两种学习数据来生成分类器的示例。然而,即使在这些学习数据中的任何一者中也存在足够量的正常数据。信息处理装置10基于特定类别的学习数据的分布的差异来获得数据的变换规则。信息处理装置10基于获得的变换规则对属于源任务学习数据的非特定类别的学习数据进行变换,并且作为属于目标任务的非特定类别的学习数据而使用。属于目标任务的特定类别的学习数据的分布是第一分布的示例。属于源任务的特定类别的学习数据的分布是第二分布的示例。通过利用不依赖于特定数据的变换规则对学习数据进行变换,信息处理装置10

能够降低变换后的学习数据变得不适当的可能性。

[0031] 在本实施例中,信息处理装置10对源任务的学习数据的异常数据进行变换,并且将其添加到目标任务的学习数据。因此,信息处理装置10能够将虽然在目标任务的学习数据中不存在但是在源任务的学习数据中存在的这种类型的异常数据假性地添加为目标任务的学习数据。因此,信息处理装置10能够提高如下的可能性:即使对于在目标任务的学习数据中不存在的这种类型的异常数据,也能够生成能够正确地确定是异常的分类器。

[0032] 图1是例示信息处理装置10的硬件结构等的示例的框图。信息处理装置10包括CPU 11、主存储设备12、辅助存储设备13以及输入/输出I/F 14。CPU 11、主存储设备12、辅助存储设备13以及输入/输出I/F 14通过系统总线15相互连接并且相互发送和接收信息。

[0033] CPU 11是用于控制信息处理装置10的处理的中央处理单元。主存储设备12是用作CPU 11的工作区域或数据的暂时存储区域的存储设备。辅助存储设备13是用于存储各种程序、各种设置数据、用于生成分类器的学习数据等的存储设备。输入/输出I/F 14是用于在与诸如照相机16等的外部装置之间输入/输出信息的接口。本实施例的照相机16是用于拍摄设置的监视区域并将拍摄的图像的数据发送到信息处理装置10的监视照相机。

[0034] CPU 11基于辅助存储设备13等中存储的程序来执行处理,使得实现将在下文中在图2、图4、图6A至图6J、图9和图11中描述的信息处理装置10的功能以及将在下文中在图3、图5、图7、图10和图12中描述的流程图的处理。

[0035] 图2是例示在本实施例的信息处理装置10中生成分类器的功能结构等的示例的框图。图3是例示分类器学习处理的示例的流程图。下面将参照图2和图3描述本实施例的分类器生成方法。

[0036] 信息处理装置10包括目标任务学习数据输入单元20、源任务学习数据输入单元21、目标任务学习数据保持单元20DB、源任务学习数据保持单元21DB和特征提取单元22。信息处理装置10还包括目标任务学习图案保持单元22-0DB、源任务学习图案保持单元22-1DB、变换规则计算单元23、变换处理单元24、分类器生成单元25和分类器数据输出单元26。

[0037] 目标任务学习数据输入单元20从照相机16、辅助存储设备13等获取目标任务的学习数据。源任务学习数据输入单元21从辅助存储设备13等获得先前存储的源任务的学习数据。

[0038] 目标任务学习数据保持单元20DB是用于保持由目标任务学习数据输入单元20获得的学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。源任务学习数据保持单元21DB是用于保持由源任务学习数据输入单元21获得的学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0039] 特征提取单元22从目标任务学习数据保持单元20DB和源任务学习数据保持单元21DB中保持的学习数据中提取特征。目标任务学习图案保持单元22-0DB是用于保持由特征提取单元22从目标任务学习数据保持单元20DB中保持的学习数据中提取的特征向量的数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。源任务学习图案保持单元22-1DB是用于保持由特征提取单元22从源任务学习数据保持单元21DB中保持的学习数据中提取的特征量的数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。变换规则计算单元23基于目标任务学习图案保持单元22-0DB和源任务学习图案保持单元22-1DB中保持的特征量的数据,计算用于将源任务的学习数据的特征量变换成目标任务的学习数据的特征量的变换规则。



[0040] 变换处理单元24基于由变换规则计算单元23计算出的变换规则,将源任务学习图案保持单元22-1DB中保持的特征量的数据变换成目标任务的学习数据的特征量。

[0041] 分类器生成单元25基于目标任务学习图案保持单元22-0DB中保持的特征量的数据和由变换处理单元24变换的特征量的数据,来生成分类器。

[0042] 分类器数据输出单元26输出由分类器生成单元25生成的分类器的数据。例如,分类器数据输出单元26将分类器的数据记录到辅助存储设备13中,从而进行输出。

[0043] 随后,将参照图3描述用于生成分类器的具体处理过程。

[0044] 在S30中,目标任务学习数据输入单元20从照相机16获得监视区域的拍摄图像的数据,作为用于生成用于检测监视区域中的异常的分类器的学习数据。目标任务学习数据输入单元20可以从辅助存储设备13获得先前存储在辅助存储设备13中的、监视区域的拍摄图像的数据。在本实施例中,目标任务学习数据输入单元20获得 $N_t$ 个正常数据和 $M_t$ 个异常数据作为学习数据。目标任务学习数据输入单元20将所获得的学习数据记录到目标任务学习数据保持单元20DB中。

[0045] 在S31中,源任务学习数据输入单元21从辅助存储设备13获得与先前存储在辅助存储设备13中的监视区域类似的区域的拍摄图像的数据。此时,源任务学习数据输入单元21分别获得 $N_s$ 个正常数据和 $M_s$ 个异常数据作为源任务的学习数据。源任务学习数据输入单元21可以从照相机16或其他监视照相机获得与监视区域类似的区域的拍摄图像,作为源任务的学习数据。源任务学习数据输入单元21将所获得的源任务的学习数据记录到源任务学习数据保持单元21DB中。

[0046] 在S32中,特征提取单元22分别从在S30和S31中获得的数据中提取特征。在本实施例中,由于在S30和S31中获得的数据是图像,因此作为对作为目标的图像的特征提取,特征提取单元22提取在日本特开2006-079272号公报中公开的立方高阶局部自相关(Cubic Higher-order Local Auto-Correlation, CHLAC)。因此,特征提取单元22对一个数据提取251维特征向量。

[0047] 特征提取单元22将从S30中获得的数据中提取的特征向量记录到目标任务学习图案保持单元22-0DB中。特征提取单元22将从S31中获得的数据中提取的特征向量记录到源任务学习图案保持单元22-1DB中。以下,假设从目标任务的学习数据的正常数据中提取的并且被记录在目标任务学习图案保持单元22-0DB中的特征向量为目标正常图案。以下,假设从目标任务的学习数据的异常数据中提取的并且被记录在目标任务学习图案保持单元22-0DB中的特征向量为目标异常图案。以下,假设从源任务的学习数据的正常数据中提取的并且被记录在源任务学习图案保持单元22-1DB中的特征向量为源正常图案。以下,假设从源任务的学习数据的异常数据中提取的并且被记录在源任务学习图案保持单元22-1DB中的特征向量为源异常图案。

[0048] 因此,在本实施例中, $N_t$ 个251维向量作为目标正常图案以及 $M_t$ 个251维向量作为目标异常图案分别被记录到目标任务学习图案保持单元22-0DB中。 $N_s$ 个251维向量作为源正常图案以及 $M_s$ 个251维向量作为源异常图案分别被记录到源任务学习图案保持单元22-1DB中。虽然在本实施例中,特征提取单元22在S32中进行作为特征量的CHLAC的提取,但是它可以提取其他特征量。例如,特征提取单元22可以提取在Dalal, N., B. Triggs and C. Schmid, "Human Detection using Oriented Histograms of Flow and Appearance",

IEEE European Conference on Computer Vision, vol.2, pp.428-441, 2006中公开的运动边界直方图 (Motion Boundary Histogram, MBH) 特征量等。

[0049] 在S33中,变换规则计算单元23基于在S32中提取的特征量,执行用于获得用于将源任务的学习数据的特征量变换成目标任务的学习数据的特征量的变换规则的处理。变换规则计算单元23通过使用在目标任务学习图案保持单元22-0DB中记录的多个目标正常图案和在源任务学习图案保持单元22-1DB中记录的多个源正常图案来执行处理。在本实施例中,变换规则计算单元23通过使用线性变换,来计算用于将源任务的学习数据的特征量变换成目标任务的学习数据的特征量的参数。也就是说,现在假设源正常图案或源异常图案是向量 $z$ ,将向量 $z$ 变换成与目标正常图案或目标异常图案类似的251维向量。现在假设变换后的向量是向量 $x'$ ,变换处理单元24通过使用作为向量 $x'$ 的维度的251次的方阵 $A$ 以及251维偏置向量 $b$ ,将其变换成 $x' = A^T z + b$ 。在该式中,上标 $T$ 表示矩阵的转置。在S33中,变换规则计算单元23获得作为用于变换的变换参数的矩阵 $A$ 的各个分量的值以及偏置向量 $b$ 的各个元素的值。

[0050] 在本实施例中,变换规则计算单元23通过使目标正常图案的分布与通过线性变换而变换后的源正常图案的分布之间的差异最小化,来获得矩阵 $A$ 的各个分量的值和偏置向量 $b$ 的各个元素的值。更具体地说,变换规则计算单元23获得矩阵 $A$ 的各个分量的值和偏置向量 $b$ 的各个元素的值,以使目标正常图案的分布与变换后的源正常图案的分布之间的L2距离的估计值最小化。也就是说,获得线性变换的变换参数,使得各个数据的密度分布的差异最小化。在本实施例中,变换规则计算单元23通过在Masashi Sugiyama, Takafumi Kanamori, Taiji Suzuki, Marthinus Christoffel du Plessis, Song Liu and Ichiro Takeuchi, "Density-Difference Estimation", Neural Computation, Vol., 25, No.10, pp.2734-2775, 2013中公开的估计方法,来获得目标正常图案的分布与变换后的源正常图案的分布之间的L2距离的估计值。变换规则计算单元23可以通过使得目标正常图案的分布与变换后的源正常图案的分布之间的L2距离的估计值小于预设阈值的任意值,来获得矩阵 $A$ 的各个分量的值和偏置向量 $b$ 的各个元素的值。

[0051] 现在假设目标正常图案的分布等于 $x$ ,并且通过矩阵 $A$ 和偏置向量 $b$ 变换后的源正常图案的分布等于 $x'$ ,则通过以下式(1)获得L2距离的估计值 $L^n(x, x')$ 。

$$[0052] \quad L^n(x, x') = 2h^T \theta - \theta^T H \theta \dots (1)$$

[0053] 在式(1)中, $h$ 和 $\theta$ 中的各个表示 $(N_t + N_s)$ 维向量。此外, $H$ 表示 $(N_t + N_s)$ 次的方阵。在任何情况下, $h$ 、 $H$ 和 $\theta$ 分别由以下式(2)、式(3)和式(4)来表达。

$$[0054] \quad h = \left( h_k = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \exp \left( -\frac{|x_i - c_k|^2}{2\sigma^2} \right) - \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \exp \left( -\frac{|x'_j - c_k|^2}{2\sigma^2} \right) \right)_{1 \leq k \leq N_t + N_s} \dots (2)$$

$$[0055] \quad H = \left( H_{u,v} = \left( \pi \sigma^2 \right)^{d/2} \exp \left( -\frac{|c_u - c_v|^2}{4\sigma^2} \right) \right)_{1 \leq u, v \leq N_t + N_s} \dots (3)$$

$$[0056] \quad \theta = (H + \lambda I)^{-1} h \dots (4)$$

[0057] 在上述式中,  $x_i$  表示第  $i$  个目标正常图案,  $x_j'$  表示第  $j$  个源正常图案。此外,  $c_k$  在  $k \leq Nt$  时是  $c_k = x_k$  的值, 而在  $k > Nt$  时是  $c_k = x_k - Nt'$  的值。此外,  $\sigma$  表示高斯基函数的参数,  $\lambda$  表示正则化参数,  $I$  表示  $(Nt + Ns)$  次的单位阵。

[0058] 在本实施例中, 变换规则计算单元23设置适合于矩阵  $A$  的各个元素和偏置向量  $b$  的各个元素的初始值 (例如, 设置基于伪随机数获得的值等)。变换规则计算单元23基于通过由与矩阵  $A$  或偏置向量  $b$  相对应的参数对示出式 (1) 中所示的  $L2$  距离的估计值的等式进行微分而获得的等式, 来更新与矩阵  $A$  或偏置向量  $b$  相对应的参数。也就是说, 变换规则计算单元23通过梯度法 (gradation method) 获得矩阵  $A$  和偏置向量  $b$ 。通过由作为变换参数的矩阵  $A$  的分量  $a$  对由式 (1) 获得的  $L2$  距离的估计值进行微分而获得的等式由以下式 (5) 来表达。

$$\begin{aligned} \frac{\partial L^{\Pi}(x, x')}{\partial a} = & 2 \left( \frac{\partial h}{\partial a} \right)^T \left\{ I + \lambda (H + \lambda I)^{-1} \right\} (H + \lambda I)^{-1} h \\ & + h^T (H + \lambda I)^{-1} \left\{ 2 \lambda (H + \lambda I)^{-1} - I \right\} \frac{\partial H}{\partial a} (H + \lambda I)^{-1} h \end{aligned} \quad \dots (5)$$

[0060] 通过使用式 (5), 获得矩阵  $A$  的  $r$  行且  $c$  列的分量  $a_{rc}$  被更新之后的值, 如以下式 (6) 所示。

$$a_{r,c}^{\text{new}} = a_{r,c}^{\text{old}} - \eta \frac{\partial L^{\Pi}(x, x')}{\partial a_{r,c}} \quad \dots (6)$$

[0062] 类似地, 由以下式 (7) 来表达偏置向量  $b$  的第  $c$  个元素  $b_c$  被更新之后的值。

$$b_c^{\text{new}} = b_c^{\text{old}} - \eta \frac{\partial L^{\Pi}(x, x')}{\partial b_c} \quad \dots (7)$$

[0064] 在上述等式中,  $\eta$  表示学习系数。 $\eta$  的值可以是预定值, 或者可以在每次更新矩阵  $A$  和偏置向量  $b$  时逐渐减小。例如, 变换规则计算单元23可以在每当执行一次矩阵  $A$  和偏置向量  $b$  的更新时, 将  $\eta$  的值更新为  $\eta = 0.9 \times \eta$ 。

[0065] 变换规则计算单元23重复执行矩阵  $A$  和偏置向量  $b$  的更新, 直到  $L2$  距离的估计值的减少量和学习系数  $\eta$  都小于预设阈值 (例如,  $10^{-6}$  等) 为止。因此, 变换规则计算单元23将矩阵  $A$  和偏置向量  $b$  的值作为用于变换的变换参数进行调整。假设由变换规则计算单元23获得的用于变换的参数 (在本实施例中为矩阵  $A$  和偏置向量  $b$ ) 是变换参数23d。

[0066] 如上所述, 在本实施例中, 变换规则计算单元23基于目标任务学习数据的特定类别的分布与变换后的源任务学习数据的特定类别的分布之间的差异来获得变换规则。

[0067] 由于S33中的梯度法是  $L2$  距离的局部最小化, 因此最终结果取决于变换参数的初始值。因此, 对于矩阵  $A$  和偏置向量  $b$  的多个 (例如3个或4个) 预设初始值, 变换规则计算单元23可以针对每个初始值执行S33的处理以及以下处理。也就是说, 变换规则计算单元23可以使用在  $L2$  距离的最终估计值最小的情况下的变换参数, 作为针对每个这些初始值执行处理的结果。另一方面, 关于高斯基函数的参数  $\sigma$  和正则化参数  $\lambda$ , 通过交叉测试, 变换规则计算单元23设置使得  $L2$  距离的估计值对测试数据的平均值变得最小的参数就足够了。S33的处

理是用于调整变换参数的值的调整处理的示例。

[0068] 在S34中,变换处理单元24执行用于通过使用S33中获得的变换规则来变换在S32中提取的 $M_s$ 个源异常图案的处理。在本实施例中,变换处理单元24使用在S33中获得的矩阵A和偏置向量b来执行线性变换。在S34中变换的源异常图案用于由分类器生成单元25执行的分类器的生成处理。虽然在本实施例中,信息处理装置10仅变换源异常图案,但是它也可以变换源正常图案并且用于生成分类器。

[0069] 在S35中,分类器生成单元25从目标任务图案保持单元22-0DB获取 $N_t$ 个目标正常图案和 $M_t$ 个目标异常图案。分类器生成单元25通过使用所获得的 $N_t$ 个目标正常图案和 $M_t$ 个目标异常图案以及在S34中变换的 $M_s$ 个源异常图案,来生成分类器。在本实施例中,分类器生成单元25在S35中使用高斯核(Gaussian kernel)作为分类器来进行非线性SVM的学习。也就是说,分类器生成单元25生成2级分类器,在该2级分类器中,假设目标正常图案为正例(positive example)图案,并且假设目标异常图案和变换的源异常图案为负例(negative example)图案。在S34中也变换了源正常图案的情况下,对于学习,分类器生成单元25使用变换后的源正常图案作为正例图案就足够了。

[0070] 虽然在本实施例中,分类器生成单元25在S35中进行作为分类器的SVM的学习,但是例如它可以进行诸如逻辑递归等的其他分类器的生成。例如,在进行生成能够对各个图案设置权重并进行诸如AdaBoost等的学习的分类器的情况下,分类器生成单元25可以将像变换的源异常图案这样的数据的初始权重设置为小于目标异常图案的权重的值并进行学习。在这种情况下,期望的是分类器生成单元25以如下的方式设置:在S33中获得的L2距离的最终估计值越大,这样的权重越小。

[0071] 在S36中,分类器数据输出单元26将S35中的学习处理的结果输出到外部,并且完成图3的处理。例如,分类器数据输出单元26将在S35中生成的分类器的数据存储在辅助存储设备13等中,从而进行输出。在本实施例中,由于作为分类器进行SVM的学习,因此分类器数据输出单元26输出多个支持向量、与其相对应的系数以及阈值的信息。

[0072] 如上所述,在本实施例中,首先,信息处理装置10基于目标任务的特定类别数据的分布与变换后的源任务的特定类别数据的分布之间的差异,获得变换规则。更具体地说,信息处理装置10获得变换规则,以便将各个密度分布的差异局部最小化。因此,能够获得如下的变换规则:不依赖于特定数据而吸收任务之间的差异。通过使用这样的变换规则来变换源任务的数据,信息处理装置10能够使用变换后的数据作为用于在目标任务中学习的数

据。

[0073] 如上所述,变换规则是如下的变换规则:不依赖于特定数据而吸收任务之间的差异。因此,例如,通过使用这样的变换规则来变换源任务的异常数据,能够使用变形的异常数据作为目标任务的异常数据的可能性上升。也就是说,信息处理装置10能够降低变换后的学习数据变得不正确可能性。因此,即使能够用于学习的数据的量少,通过变换其他任务的数据并如上所述进行使用,信息处理装置10也能够通过假性地使用许多数据来执行处理。因此,根据由本实施例中的处理生成的分类器,与仅使用少量数据的情况相比,能够检测到如下的类型的异常数据的可能性上升:例如虽然该数据不存在于目标任务学习数据中,但是它存在于源任务学习数据中。换句话说,信息处理装置10能够进一步提高分类器的分类精度。

[0074] 虽然在本实施例中信息处理装置10仅使用一个源任务学习数据,但是也能够使用多个源任务学习数据。更具体地说,信息处理装置10针对各个源任务学习数据执行S31至S33的处理,并且获得与其相对应的变换规则。信息处理装置10通过与各个源任务相对应的变换规则来变换源任务学习数据,并且在生成分类器时使用变换后的数据就足够了。虽然在本实施例中描述了在目标任务学习数据中包含异常数据的情况,但是可以推测出目标任务学习数据中不包含异常数据的情况。在这种情况下,信息处理装置10通过假性地使用通过变换源任务的异常数据而获得的数据作为源任务的异常数据来生成分类器。

[0075] 随后,将描述通过使用由图3的处理生成的分类器,基于监视照相机的图像来检测监视区域中的异常的图案分类处理。

[0076] 图4是例示在信息处理装置10中对图案进行分类的功能结构的示例的框图。图5是例示图案分类处理的示例的流程图。下面将参照图4和图5来描述本实施例的图案分类处理。

[0077] 信息处理装置10包括分类器数据输入单元40、数据输入单元41、特征提取单元42、特定类别度计算单元43和分类结果输出单元44。

[0078] 分类器数据输入单元40获得由图3的处理输出的分类器的数据。数据输入单元41从照相机16获得监视区域的拍摄图像的数据。特征提取单元42从由数据输入单元41获得的数据中提取特征量。特定类别度计算单元43基于由特征提取单元42提取的特征量,计算示出由数据输入单元41获得的数据的特定类别的似然性的特定类别度(特定类别的程度)。分类结果输出单元44基于由特定类别度计算单元43计算出的特定类别度,来鉴别由数据输入单元41获得的数据是否属于特定类别,并且输出鉴别结果。

[0079] 随后,将参照图5描述用于通过使用分类器对图案进行分类的具体处理过程。

[0080] 在S50中,分类器数据输入单元40执行用于从辅助存储设备13等获得由图3的处理生成的分类器的数据的处理。在本实施例中,分类器数据输入单元40获得SVM的支持向量、与其相对应的系数以及阈值的信息。由于特定类别度计算单元43使用在S50中获得的分类器数据,因此分类器数据输入单元40将所获得的分类器的数据发送到特定类别度计算单元43。分类结果输出单元44使用用于关于分类器的输入数据是特定类别还是非特定类别的鉴别的阈值的信息。为此,分类器数据输入单元40将这样的数据发送到分类结果输出单元44。

[0081] 在S51中,数据输入单元41执行用于从照相机16获得作为用于鉴别是否存在异常的目标的监视区域的拍摄图像的数据的处理。

[0082] 在S52中,特征提取单元42以与S32的处理类似的方式对在S51中获得的拍摄图像的数据提取CHLAC。特征提取单元42通过S52的处理对在S51中获得的图像数据执行特征提取,并且获得251维特征向量。

[0083] 在S53中,特定类别度计算单元43通过使用在S50中获得的分类器的数据和在S52中提取的特征向量,通过以下表达式(8)计算特定类别度。

$$[0084] \quad \sum_{i=1}^{N_{SV}} \alpha_{(SV)i} k(x_{(SV)i}, x) \quad \dots (8)$$

[0085] 在表达式(8)中, $x$ 表示在S52中提取的251维特征向量。此外, $x_{(SV)i}$ 表示总计 $N_{SV}$ 个支持向量当中的第 $i$ 个支持向量,并且也是251维向量。此外, $\alpha_{(SV)i}$ 表示与第 $i$ 个支持向量相

对应的系数。此外,  $k(x, x')$  表示在SVM的学习时使用的核函数(例如, 高斯核等)。在S53中获得的特定类别度在本实施例中是示出正常的似然性的程度。

[0086] 在S54中, 分类结果输出单元44将在S53中计算出的特定类别度与在S50中获得的分类器的阈值进行比较。当特定类别度大于阈值时, 分类结果输出单元44确定在S51中获得的图像中未发生异常情形。当特定类别度等于或小于阈值时, 分类结果输出单元44确定在S51中获得的图像中发生了异常情形。分类结果输出单元44执行用于输出S54的鉴别处理的结果的处理。例如, 分类结果输出单元44将S54的鉴别处理的结果显示到信息处理装置10的显示单元, 从而进行输出。分类结果输出单元44完成图5中的处理。通过使用在图3的处理中生成的分类器, 与使用仅使用少量异常数据进行学习的分类器的情况相比, 信息处理装置10能够检测各种异常。

[0087] 在本实施例中描述了对从照相机16获得的一个图像的图案分类处理。然而, 通过重复图5中的S51和后续步骤中的处理, 信息处理装置10还能够执行用于对由照相机16拍摄的图像继续检测异常的处理。虽然在本实施例中, 在S54中分类结果输出单元44使用在S35中计算出的阈值作为用于鉴别特定类别度是否是特定类别的阈值, 但是可以使用其他阈值。例如, 为了能够更灵敏地检测异常, 分类结果输出单元44可以使用通过将设置值与在S35中计算出的阈值相加而获得的值作为阈值。

[0088] 在本实施例中描述了信息处理装置10检测由照相机16拍摄的图像中的异常的示例。例如, 信息处理装置10能够执行如下的处理: 输入来自不意图监视的照相机的图像, 将通过对不特别发生事件的情形进行拍摄而获得的数据替换为本实施例中的正常数据, 并且检测是否发生特定事件。以这种方式, 信息处理装置10不仅能够执行关于正常/异常的鉴别, 而且还能够执行其他图案分类处理。

[0089] 通过上述实施例中的处理, 信息处理装置10基于足够量的目标任务的正例数据和足够量的源任务的正常数据, 获得用于将源数据的学习数据的特征量变换成目标任务的学习数据的特征量的变换参数。如上所述, 信息处理装置10获得不依赖于特定数据的变换参数, 并且基于所获得的变换规则变换源任务的学习数据。由于所获得的变换参数不依赖于特定数据并且具有多重性, 因此抑制了变换后的数据不正确的可能性。也就是说, 信息处理装置10能够降低在转置学习中变换后的学习数据变得不正确的可能性。

[0090] 即使在不能确保目标任务中的负例的足够量的学习数据的情况下, 信息处理装置10根据存在足够量的负例的学习数据的、源任务的学习数据来变换源异常图案, 并且用于生成分类器。因此, 信息处理装置10能够防止如下的情形: 分类器过度适应目标任务中的负例的学习数据。

[0091] 信息处理装置10仅变换源任务的负例的学习数据并使用, 并且不使用源任务的正例的学习数据。因此, 信息处理装置10能够降低发生如下的忽视的可能性: 异常被分类为正常, 而不扩大分类器对正常进行分类的范围。

[0092] <实施例2>

[0093] 在本实施例中, 将描述当从通过对具有复杂纹理图案的制造物的表面进行拍摄而获得的图像中检测该表面上的缺陷作为异常图案时所使用的分类器的生成方法, 作为实施例1的变型例。在本实施例中, 假设信息处理装置10生成用于检测作为具有复杂纹理图案的制造物的、具有粗加工表面的橡胶板的表面上的缺陷的分类器。也就是说, 本实施例的目标

任务是检测具有粗加工表面的橡胶板的表面上的缺陷。然而,信息处理装置10可以生成用于检测其他物质的表面上的缺陷的分类器。假设本实施例的信息处理装置10的硬件结构类似于实施例1中的。本实施例的照相机16是用于对制造物的表面进行拍摄并且对用于制造物的质量管理的图像进行拍摄的照相机。

[0094] 图6A至图6J是例示用作本实施例中的分类器的分类处理的目标的图案的示例的图。图6A至图6J的图像是从通过对具有粗加工表面的橡胶板的表面进行拍摄而获得的灰度图像中切出的(128×128)像素的区域的图像。图6A至图6E是从正常橡胶板的图像中切出的图像。图6F至图6J是从包括缺陷的橡胶板的图像中切出的图像,以便包含缺陷部分(在图中由圆圈示出)。在本实施例中,假设如图6A至图6E中所示的正常橡胶板的图像数据是正常数据。还假设包含如图6F至图6J中所示的橡胶板的缺陷部分的图像数据是异常数据。图6F和图6G示出了存在缺陷(如黑色斑点状不均匀)的异常数据。存在如图6F和图6G中所示的各种形状和大小。存在具有各种缺陷的图案,诸如如图6H中所示的作为整体具有灰度的图案、如图6I中所示的具有白色斑点状不均匀的图案、如图6J中所示的纹理的对比度部分低的图案等。在本实施例中,信息处理装置10生成如下的分类器:当给出如图6A至图6E中所示的图像数据时,确定图像数据是正常数据,当给出如图6F至图6J中所示的图像数据时,确定图像数据是异常数据。

[0095] 图7是例示在本实施例的信息处理装置10中生成分类器的功能结构等的示例的框图。图8是例示分类器生成处理的示例的流程图。下面将参照图7和图8描述本实施例的分类器生成处理。在本实施例中,将描述与实施例1不同的点。

[0096] 信息处理装置10包括目标任务学习数据输入单元70、目标任务学习数据保持单元70DB、类似任务搜索单元71-0、常规任务学习数据保持单元71-0DB、源任务学习数据输入单元71-1、源任务学习数据保持单元71-1DB。信息处理装置10还包括特征提取单元72、目标任务学习图案保持单元72-0DB、源任务学习图案保持单元72-1DB、变换规则计算单元73、变换处理单元74、特征选择单元75、分类器生成单元76和分类器数据输出单元77。

[0097] 目标任务学习数据输入部70从照相机16、辅助存储设备13等获得目标任务的学习数据。

[0098] 目标任务学习数据保持单元70DB是用于保持由目标任务学习数据输入单元70获得的学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0099] 类似任务搜索单元71-0从多个常规任务学习数据的任务中搜索学习数据类似于目标任务的任务。

[0100] 常规任务学习数据保持单元71-0DB是用于保持常规任务学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。将在下文中描述常规任务学习数据。

[0101] 源任务学习数据输入单元71-1获得由类似任务搜索单元71-0在常规任务学习数据保持单元71-0DB中保持的多个常规任务学习数据当中搜索的学习数据,作为源任务学习数据。

[0102] 源任务学习数据保持单元71-1DB是用于保持由源任务学习数据输入单元71-1获得的源任务学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0103] 特征提取单元72从目标任务学习数据保持单元70DB和源任务学习数据保持单元71-1DB中保持的学习数据中提取特征。

[0104] 目标任务学习图案保持单元72-0DB是用于保持由特征提取单元72从目标任务学习数据保持单元70DB中保持的学习数据中提取的特征量的数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0105] 源任务学习图案保持单元72-1DB是用于保持由特征提取单元72从源任务学习数据保持单元71-1DB中保持的学习数据中提取的特征量的数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0106] 变换规则计算单元73基于目标任务学习图案保持单元72-0DB和源任务学习图案保持单元72-1DB中保持的特征量的数据,计算用于将源任务的学习数据的特征量变换成目标任务的学习数据的特征量的变换规则。变换处理单元74基于由变换规则计算单元73计算出的变换规则,将源任务学习图案保持单元72-1DB中保持的特征量的数据变换成目标任务的学习数据的特征量。

[0107] 特征选择单元75从由变换处理单元74变换的特征量和目标任务学习数据保持单元70DB中保持的特征量中选择用于生成分类器的特征量。

[0108] 分类器生成单元76基于由特征选择单元75选择的特征量来生成分类器。

[0109] 分类器数据输出单元77输出由分类器生成单元76生成的分类器的数据。例如,分类器数据输出单元77将分类器的数据存储到辅助存储设备13中,从而进行输出。

[0110] 随后,将参照图8描述用于生成分类器的具体处理过程。

[0111] 在S80中,目标任务学习数据输入单元70从照相机16、辅助存储设备13等获得用于生成分类器的目标任务的学习数据。在本实施例中,目标任务学习数据输入单元70获得如图6A至图6J中所示的拍摄了橡胶板的表面的多个图像数据,作为目标任务的学习数据。在本实施例中,在S80中,目标任务学习数据输入单元70获得如图6A至图6E中所示的没有缺陷的 $N_t$ 个图像数据(正常数据)以及如图6F至图6J中所示的存在某些缺陷的 $M_t$ 个图像数据(异常数据)。目标任务学习数据输入单元70将所获得的数据记录到目标任务学习数据保持单元70DB中。虽然在本实施例中获得 $M_t$ 个异常数据,但是也可以不获得异常数据( $M_t=0$ )。

[0112] 在S81-0中,类似任务搜索单元71-0执行如下的处理:基于在S80中获得的目标任务学习数据,从多个常规任务学习数据的任务中搜索学习数据类似于目标任务的学习数据的任务。常规任务学习数据是由以与目标任务学习数据类似的方式通过在过去拍摄其他制造物的表面而获得的正常数据和异常数据组成的每个任务的学习数据。首先,在本实施例中,类似任务检索单元71-0执行用于搜索常规任务学习数据的正常数据的像素值的分布类似于目标任务学习数据的正常数据中的像素值的分布的学习数据的处理。例如,类似任务搜索单元71-0获得相对于各个常规任务学习数据中的正常数据的像素值的分布,并且决定与所获得的分布和目标任务学习数据的正常数据的像素值的分布之间的差分的大小成反比的类似度。这样的类似度是示出各个常规任务学习数据与目标任务学习数据类似至何种程度的指标。类似任务搜索单元71-0计算每个任务的类似度的平均值,并且搜索计算出的平均值等于或大于阈值的任务作为与目标任务类似的任务。

[0113] 虽然在本实施例中,类似任务搜索单元71-0搜索正常数据的像素值的分布类似的任务,例如,可以搜索基于共生(Co-occurrence)矩阵的纹理特征量类似的学习数据的任务等。然而,期望的是基于正常数据之间的类似性来搜索类似任务。类似任务搜索单元71-0不仅可以获得图像数据的信息,还可以获得例如制造物的原材料信息或制造步骤的信息并且



通过使用这样的信息来搜索类似任务。如上所述,在本实施例中,类似任务搜索单元71-0基于学习数据的类似性,从多个常规任务学习数据中搜索类似于目标任务的常规任务。然而,例如,如果目标任务对应于制造物的制造步骤等的改变,则类似任务搜索单元71-0可以使用在制造步骤改变之前的数据。

[0114] 在S81-1中,源任务学习数据输入单元71-1执行如下的处理:从常规任务学习数据保持单元71-0DB获得属于在S81-0中搜索的常规任务的学习数据,作为源任务学习数据。在本实施例中,作为源任务学习数据,源任务学习数据输入单元71-1获得 $N_s$ 个正常数据和 $M_s$ 个异常数据。源任务学习数据输入单元71-1将所获得的学习数据记录到源任务学习数据保持单元71-1DB中。

[0115] 在S82中,特征提取单元72从在S80和S81-1中获得的学习数据中提取特征。在本实施例中,从在S80和S81-1中获得的各个图像中提取诸如像素值的平均值、分散(dispersion)和最大值的 $d$ 种(例如,大约30种)特征量。特征提取单元72将从各个图像数据提取的 $d$ 种特征量的数组设置为 $d$ 维特征向量。特征提取单元72将从S80中获得的数据中提取的特征向量记录到目标任务学习图案保持单元72-0DB中。特征提取单元72还将从S81-1中获得的数据中提取的特征向量设置到源任务学习图案保持单元72-1DB中。以下,假设从目标任务学习数据的正常数据中提取的并被记录在目标任务学习图案保持单元72-0DB中的 $d$ 维向量是目标正常图案,并且从目标任务学习数据的异常数据中提取的并被记录在目标任务学习图案保持单元72-0DB中的 $d$ 维向量是目标异常图案。还假设从源任务学习数据的正常数据中提取的并被记录在源任务学习图案保持单元72-1DB中的 $d$ 维向量是源正常图案,并且从源任务学习数据的异常数据中提取的并被记录在源任务学习图案保持单元72-1DB中的 $d$ 维向量是源异常图案。

[0116] 在S83中,变换规则计算单元73通过与S33的处理类似的处理,执行用于获得用于将源任务学习数据变换成目标任务学习数据的变换规则的处理。同样在本实施例中,以与实施例1类似的方式,变换规则计算单元73使用目标正常图案和源正常图案作为特定类别的数据,并且调整用于使它们的分布之间的差异局部最小化的这种线性变换的变换参数(矩阵 $A$ 和偏置向量 $b$ )的值。在本实施例中,由于各个图案是 $d$ 维向量,所以矩阵 $A$ 是 $d$ 次方阵,偏置向量 $b$ 是 $d$ 维向量。假设在S83中获得的矩阵 $A$ 和偏置向量 $b$ 的数据是变换参数 $73d$ 。

[0117] 在S84中,变换处理单元74以类似于S34的方式,执行用于变换在特征提取步骤S52中提取的 $M_s$ 个源异常图案的处理。与实施例1不同,由于使用在S84中变换的源异常图案用于特征选择单元75的特征选择处理,所以变换处理单元74将变换的源异常图案发送到特征选择单元75。

[0118] 在S85中,特征选择单元75通过使用 $N_t$ 个目标正常图案、 $M_t$ 个目标异常图案以及在S84中变换的 $M_s$ 个源异常图案来执行特征选择处理。在本实施例中,特征选择单元75使用在日本特许第5414416号公报中公开的特征选择方法作为特征选择方法。通过该处理,特征选择单元75从用作各个图案的元素的 $d$ 个特征量中选择被认为有效的 $d'$  ( $d' < d$ ) 个特征量。特征选择单元75将示出所选择的 $d'$ 个特征量的类型的信息发送到分类器生成单元76。如上所述,信息处理装置10不仅能够执行分类器的生成,还能够执行诸如特征选择处理的其他信息处理。如上所述,执行特征选择处理的这样的处理,还能够执行通过仅使用特征向量的元素当中的所选择的元素来生成分类器的处理。

[0119] 在S86中,分类器生成单元76通过仅使用目标正常图案中的在特征选择步骤S55中选择的d'个特征来生成分类器。在本实施例中,信息处理装置10使用1级SVM作为分类器。因此,对于分类器的生成,分类器生成单元76通过仅使用目标正常图案而不使用异常图案来生成分类器。分类器生成单元76将作为学习结果而获得的多个支持向量、与其相对应的系数以及阈值发送到分类器数据输出单元77。虽然在本实施例中,分类器生成单元76通过仅使用目标正常图案来生成分类器,但是以与实施例1类似的方式,也可以通过使用目标异常图案和变换的源异常图案来生成2级分类器。

[0120] 在S87中,分类器数据输出单元77输出在S86中获得的多个支持向量、与其相对应的系数以及阈值的数据,并且完成图8的处理。例如,分类器数据输出单元77将在S86中获得的多个支持向量、与其相对应的系数以及阈值的数据记录到辅助存储设备13中,从而进行输出。

[0121] 随后,将描述如下的处理:通过使用由图8的处理生成的分类器,从通过拍摄充当具有复杂纹理图案的制造物的橡胶板的这种表面而获得的图像,检测这种表面上的缺陷作为异常图案。

[0122] 图9是例示在信息处理装置10中执行图案分类处理的功能结构等的示例的框图。图10是例示图案分类处理的示例的流程图。下面将参照图9和图10描述本实施例的图案分类处理。

[0123] 信息处理装置10包括分类器数据输入单元90、数据输入单元91、图像切出单元92、特征提取单元93、特定类别度计算单元94和分类结果输出单元96。

[0124] 分类器数据输入单元90获得由图8的处理输出的分类器的数据。数据输入单元91从照相机16获得橡胶板的表面的拍摄图像的数据。图像切出单元92切出与由数据输入单元91获得的数据相对应的图像的一部分,并且输出切出图像的数据。特征提取单元93从由图像切出单元92输出的数据中提取特征量。特定类别度计算单元94基于由特征提取单元93提取的特征量,计算示出由数据输入单元91获得的数据的特定类别的似然性的特定类别度。分类结果输出单元96基于由特定类别度计算单元94计算出的特定类别度,鉴别由数据输入单元91获得的数据是否属于特定类别,并且输出鉴别结果。

[0125] 随后,将参照图10描述通过使用分类器对图案进行分类的具体处理过程。

[0126] 在S100中,分类器数据输入单元90从辅助存储设备13等获得作为由图8的处理输出的分类器的数据的多个支持向量、与其相对应的系数以及阈值的信息。分类器数据输入单元90将多个支持向量和与其相对应的系数的信息发送到特定类别度计算单元94,并且将阈值的信息发送到分类结果输出单元96。

[0127] 在S101中,数据输入单元91从照相机16获得制造物(橡胶板)的表面的拍摄图像作为关于存在异常的鉴别的目标。在本实施例中,数据输入单元91执行用于获得通过照相机16拍摄橡胶板的表面而获得的(256×256)像素的单色图像的处理。

[0128] 在S102中,图像切出单元92从S101中获得的图像中切出与目标任务学习数据的图像大小相同的大小的(128×128)像素的图像。图像切出单元92将切出图像发送到特征提取单元93。在本实施例中,由于在S101中获得的图像是(256×256)像素的图像,因此图像切出单元92将图像切割成大小为(128×128)像素的四个区域。针对各个切出图像,信息处理装置10鉴别是否存在异常。

[0129] 在S103中,特征提取单元93对在S102中切出的(128×128)像素的图像执行特征提取处理。在这种情况下,执行用于提取在S85中选择的d'个特征量的处理。

[0130] 在S104中,特定类别度计算单元94通过使用与表达式(8)类似的表达式对在S103中提取的d'个特征量计算特定类别度。特定类别度是示出正常的似然性的数值。这种数值越小,则异常的可能性越高。

[0131] 在S105中,特定类别度计算单元94基于关于在S104中计算出的特定类别度是否等于或小于阈值的鉴别结果来鉴别是否存在异常。如果确定存在异常,则特定类别度计算单元94前进到S106的处理。如果确定不存在异常,则特定类别度计算单元94前进到S102e的处理。

[0132] 在S102e中,特定类别度计算单元94鉴别是否对在S102中获得的图像的所有区域执行了处理。如果确定对所有区域执行了处理,则处理例程前进到S106的处理。如果确定未对所有区域执行处理,则处理例程前进到S102的处理。

[0133] 如果在S105中确定存在异常,则在S106中,分类结果输出单元96输出示出输入图像中存在异常的鉴别结果。如果不存在异常,则分类结果输出单元96输出示出输入图像正常的鉴别结果,并且完成图10的处理。例如,分类结果输出单元96将示出关于异常的鉴别结果的信息显示到信息处理装置10的显示单元(未例示),从而进行输出。

[0134] 如上所述,通过本实施例的处理,信息处理装置10能够通过仅使用由特征选择单元75在通过变换源任务的学习数据的特征量而获得的特征量当中选择的特征量,来生成分类器。因此,信息处理装置10仅使用对分类贡献更大的特征量来生成分类器,并且能够通过使用仅使用从输入数据中提取的对分类贡献更大的特征量而生成的分类器来执行分类处理。由于在分类处理时使用的数据的量减少,因此信息处理装置10能够降低处理的负荷。如实施例所示,信息处理装置10能够执行如下的处理:从常规任务中搜索类似任务,并且将这样的任务的学习数据用作源任务学习数据。在类似任务不清楚的情况下,这种方法是有用的。另一方面,例如,在与制造物的材料的改变对应等的情况下,改变前的任务与目标任务最类似的可能性高。因此,期望的是信息处理装置10使用改变前的任务的学习数据作为源任务学习数据。

[0135] <实施例3>

[0136] 在本实施例中,作为实施例1的变型例,将描述在基于监视照相机的运动图像来检测监视区域中的异常的图案分类方法中生成分类器的处理。

[0137] 在实施例1中,当获得变换规则时,信息处理装置10基于减少不同任务的正常数据的分布之间的L2距离的估计值这样的基准,来获得变换规则。另一方面,在本实施例中,信息处理装置10基于减少分布之间的相对皮尔逊距离(relative Pearson distance)的估计值这样的基准,来获得变换规则。

[0138] 现在假设本实施例的信息处理装置10的硬件结构和功能结构与实施例1的类似。

[0139] 将参照图2和图3描述本实施例的分类器生成处理。在本实施例中,将描述与实施例1不同的部分。

[0140] 通过S30至S32的处理,将N<sub>t</sub>个251维向量作为目标正常图案记录到目标任务学习图案保持单元22-0DB中,并且将M<sub>t</sub>个251维向量作为目标异常图案记录到目标任务学习图案保持单元22-0DB中。将N<sub>s</sub>个251维向量作为源正常图案记录到源任务学习图案保持单元

22-1DB中,并且将 $M_s$ 个251维向量作为源异常图案记录到源任务学习图案保持单元22-1DB中。

[0141] 在S33中,变换规则计算单元23通过使用各个学习数据的特定类别数据,即,多个目标正常图案和多个源正常图案,来获得用于对源任务异常图案进行变换以使它们能够用于生成分类器的变换规则。同样在本实施例中,以与实施例1类似的方式,使用线性变换作为这里的变换。然而,虽然在实施例1中变换规则计算单元23获得使分布之间的L2距离的估计值局部最小化这样的变换,但是在本实施例中,变形规则计算单元23获得如在Makoto Yamada,Taiji Suzuki,Takafumi Kanamori,Hiroataka Hachiya and Masashi Sugiyama,“Relative Density-Ratio Estimation for Robust Distribution Comparison”,Advances in Neural Information Processing Systems 24,pp.594-602,2011中公开的、使分布之间的相对皮尔逊距离的估计值局部最小化这样的变换。

[0142] 以与实施例1类似的方式,现在假设目标正常图案的分布等于 $x$ ,并且在由偏置向量 $b$ 变换后的源正常图案的分布等于 $x'$ 时,则通过以下式(9)获得相对皮尔逊距离的估计值 $rPE(x, x')$ 。

$$[0143] \quad rPE(x, x') = -\frac{1}{2} \theta^T H \theta + h^T \theta - \frac{1}{2} \dots (9)$$

[0144] 虽然相对皮尔逊距离的估计值几乎类似于式(1)的L2距离的估计值,但是式(9)中的 $h$ 和 $H$ 的定义与式(1)的不同,它们如由以下式(10)和式(11)所示来定义。

$$[0145] \quad h = \left( h_k = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \exp \left( -\frac{|x_i - x_k|^2}{2\sigma^2} \right) \right)_{1 \leq k \leq N_t} \dots (10)$$

$$[0146] \quad H = \left( H_{u,v} = \frac{\beta}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} \exp \left( -\frac{|x_i - x_u|^2 + |x_i - x_v|^2}{2\sigma^2} \right) + \frac{(1-\beta)}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} \exp \left( -\frac{|x'_j - x_u|^2 + |x'_j - x_v|^2}{2\sigma^2} \right) \right)_{1 \leq u,v \leq N_t} \dots (11)$$

[0147] 以与实施例1类似的方式, $x_i$ 表示第 $i$ 个目标正常图案, $x'_j$ 表示第 $j$ 个源正常图案。虽然式(9)中的 $\theta$ 的定义与实施例1中所示的式(4)中的 $\theta$ 的定义类似,但由于 $h$ 和 $H$ 的定义不同,因此 $\theta$ 是 $N_t$ 维向量。此外, $\sigma$ 表示高斯基函数的参数, $\lambda$ 表示正则化参数, $I$ 表示 $N_t$ 次的单位阵。此外,式(11)中的 $\beta$ 是 $0 \leq \beta < 1$ 的分布混合参数,并且等于例如 $\beta = 0.5$ 等。

[0148] 同样在本实施例中,以与实施例1类似的方式,将适当的初始值设置到矩阵 $A$ 和偏置向量 $b$ 中,并且基于由与矩阵 $A$ 和偏置向量 $b$ 相对应的参数对示出式(9)中所示的相对皮尔逊距离的估计值的等式进行微分的等式来更新。如由以下式(12)所示,获得由变换参数 $a$ 对式(9)中所示的相对皮尔逊距离的估计值进行微分的等式。

$$[0149] \quad \frac{\partial rPE(\chi, \chi')}{\partial a} = \frac{1}{2} h^T (H + \lambda I)^{-1} \left\{ 2\lambda (H + \lambda I)^{-1} - I \right\} \frac{\partial H}{\partial a} (H + \lambda I)^{-1} h \quad \dots (12)$$

[0150] 变换规则计算单元23通过使用式(12),根据以下式(13)和式(14)来更新矩阵A的r行且c列的分量 $a_{r,c}$ 以及偏置向量b的第c个元素 $b_c$ 。

$$[0151] \quad a_{r,c}^{new} = a_{r,c}^{old} - \eta \frac{\partial rPE(\chi, \chi')}{\partial a_{r,c}} \quad \dots (13)$$

$$[0152] \quad b_c^{new} = b_c^{old} - \eta \frac{\partial rPE(\chi, \chi')}{\partial b_c} \quad \dots (14)$$

[0153] 在式(13)和式(14)中, $\eta$ 表示与第一实施例中类似的学习系数。同样在本实施例中,以与实施例1类似的方式,重复通过式(13)和式(14)的更新,直到矩阵A和偏置向量b的值被更新之后的相对皮尔逊距离以及学习系数 $\eta$ 小于所设置的阈值为止。以这种方式,变换规则计算单元23获得用于变换的矩阵A和偏置向量b。S34至S36的处理与实施例1中的类似。

[0154] 如上所述,信息处理装置10能够甚至通过使分布之间的相对皮尔逊距离的估计值而不是分布之间的L2距离的估计值局部最小化,来计算用于学习数据的变换的变换参数。

[0155] 通过本实施例的处理,信息处理装置10能够应对适于进行减小分布之间的相对皮尔逊距离这样的变换的情况。

[0156] <实施例4>

[0157] 在本实施例中,示出了在输入人的脸部的图像和图像中的人是否是预定的特定人的方法中使用分类器的生成方法。在本实施例中,生成分类器以降低如下的可能性:即使当不存在与用作目标的特定人不同的人的脸部的图像的情况下,分类器也错误地确定该不同人的脸部的图像是特定人。

[0158] 假设本实施例的信息处理装置10的硬件结构类似于实施例1中的。

[0159] 图11是例示在本实施例的信息处理装置10中生成分类器的功能结构等的示例的框图。图12是例示分类器生成处理的示例的流程图。下面将参照图11和图12描述本实施例的分类器生成处理。

[0160] 信息处理装置10包括目标任务学习数据输入单元110、源任务学习数据输入单元111、目标任务学习数据保持单元110DB和源任务学习数据保持单元111DB。信息处理装置10还包括目标任务学习数据区域提取单元112-0、目标任务学习图案保持单元112-0DB、源任务学习数据区域提取单元112-1、源任务学习图案保持单元112-1DB、变换规则计算单元113和变换处理单元114。信息处理装置10还包括分类器生成单元115和分类器数据输出单元116。目标任务学习数据输入单元110从照相机16、辅助存储设备13等获得目标任务的学习数据。源任务学习数据输入单元111从照相机16、辅助存储设备13等获得源任务的学习数据。

[0161] 目标任务学习数据保持单元110DB是用于保持由目标任务学习数据输入单元110获得的学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0162] 源任务学习数据保持单元111DB是用于保持由源任务学习数据输入单元111获得

的学习数据的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0163] 目标任务学习数据区域提取单元112-0从由目标任务学习数据输入单元110获得的图像中检测人的脸部,提取检测到的脸部中的设置区域,并且从所提取的区域获得特征量。源任务学习数据区域提取单元112-1从由源任务学习数据输入单元111获得的图像中检测人的脸部,提取检测到的脸部中的设置区域,并且从所提取的区域获得特征量。

[0164] 目标任务学习图案保持单元112-0DB是用于保持从由目标任务学习数据区域提取单元112-0提取的区域获得的特征量的信息的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。源任务学习图案保持单元112-1DB是用于保持从由源任务学习数据区域提取单元112-1提取的区域获得的特征量的信息的数据库,并且被安装在辅助存储设备13中。

[0165] 变换规则计算单元113基于目标任务学习图案保持单元112-0DB和源任务学习图案保持单元112-1DB中保持的特征量的数据,来计算用于将源任务的学习数据的特征量变换成目标任务的学习数据的特征量的变换规则。

[0166] 变换处理单元114基于由变换规则计算单元113计算出的变换规则,将源任务学习图案保持单元112-1DB中保持的特征量的数据变换成目标任务的学习数据的特征量。

[0167] 分类器生成单元115基于目标任务学习图案保持单元112-0DB中保持的特征量的数据和由变换处理单元114变换的特征量的数据来生成分类器。

[0168] 分类器数据输出单元116输出由分类器生成单元115生成的分类器的数据。例如,分类器数据输出单元116将分类器的数据记录到辅助存储设备13中,从而进行输出。

[0169] 随后,将参照图12描述用于生成分类器的具体处理过程。

[0170] 在S120中,目标任务学习数据输入单元110从照相机16、辅助存储设备13等获得用于生成分类器的多个学习数据。在本实施例中,目标任务学习数据输入单元110获取多个人的脸部图像作为多个学习数据。更具体地说,在本实施例中,目标任务学习数据输入单元110获得切出了人的脸部的区域的 $(40 \times 40)$ 像素的灰度图像。以下假设切出了人的脸部的区域的 $(40 \times 40)$ 像素的灰度图像是脸部图像。作为目标任务学习数据,目标任务学习数据输入单元110获得预定的特定人(假设为人A)的脸部图像和除人A以外的任意人的脸部图像。然而,假设在除人A以外的人的脸部图像中不存在虽然与人A的脸部图像类似但与人A不同的人的脸部图像。目标任务学习数据输入单元110将所获得的脸部图像的数据记录到目标任务学习数据保持单元110DB中。

[0171] 在S121中,源任务学习数据输入单元111从照相机16、辅助存储设备13等获得与人A不同的某人(假设为人B)和与人B类似的人(假设为人B')的各个的多个脸部图像。在本实施例中,信息处理装置10使用在S121中获得的数据作为源任务学习数据。源任务学习数据输入单元111将所获得的脸部图像的数据作为源任务学习数据记录到源任务学习数据保持单元111DB中。

[0172] 在S122-0中,目标任务学习数据区域提取单元112-0对在S120中获得的所有脸部图像中的各个执行如下的处理:从脸部图像中设置的局部区域提取像素值,并且生成布置有所提取的像素值的向量数据。在本实施例中,脸部图像中设置的局部区域是如图13A中的矩形区域所示的区域。目标任务学习数据区域提取单元112-0提取各个区域的像素值,并且针对各个图像生成布置有这样的像素值的向量。现在假设所有矩形区域中的像素的总数等于d,则这里生成的向量变为d维向量。目标任务学习数据区域提取单元112-0将生成的向量

记录到目标任务学习图案保持单元112-0DB中。现在假设基于人A的脸部图像生成的向量是目标特定人图案,并且基于除人A以外的人的脸部图像生成的向量是目标非特定人图案。

[0173] 在S122-1中,源任务学习数据区域提取单元112-1对在S121中获得的所有脸部图像中的各个执行以下处理。也就是说,源任务学习数据区域提取单元112-1执行如下的处理:从大于图13A中的在脸部的中心部分中设置的各个矩形区域的矩形区域(如图13B中所示)提取像素值,并且生成布置有所提取的像素值的向量。现在假设图13B中的矩形区域中的像素的数量等于 $d'$ ,这里生成的向量变为 $d'$ 维向量。虽然矩形区域的大小是任意大小,但是源任务学习数据侧的信息量越大,任务能够被适当地变换成目标任务的可能性越高。因此,期望的是设置 $d' > d$ 。源任务学习数据区域提取单元112-1将生成的向量记录到源任务学习图案保持单元112-1DB中。这里假设基于人B的脸部图像生成的向量是与目标特定人图案相对应的源参照人图案,基于人B'的脸部图像生成的向量是源非特定人图案。在本实施例中,目标任务中的目标特定人图案和源任务中的源参照人图案变为特定类别的数据。

[0174] 在S123中,变换规则计算单元113通过使用学习数据的特定类别的数据,即,多个目标特定人图案和多个源参照人图案,来执行以下处理。也就是说,变换规则计算单元113执行用于获得用于对源非特定人图案进行变换以使得能够用于生成分类器的变换规则的处理。同样在本实施例中,虽然变形是线性变换,但与其他实施例不同,由于变换目的地的维度和变换源的维度不同,所以作为变换参数的矩阵A不是方阵。在本实施例中,由于变换目的地的维度为 $d$ 维并且变换源的维度为 $d'$ 维,所以线性变换的矩阵A为 $d'$ 行且 $d$ 列的矩阵,并且偏置向量 $b$ 是 $d$ 维向量。同样在本实施例中,变换规则计算单元113以与实施例1类似的方式,基于减小L2距离的估计值这样的基准,来获得矩阵A和偏置向量 $b$ 。然而,即使如同本实施例,变形目的地的向量的维度和变换源的向量的维度不同,也能够获得变换规则。即使目标任务的学习数据的特征量的向量的维度和源任务的学习数据的特征量的向量的维度不同,信息处理装置10也能够获得变换规则并进行变换。除了仅矩阵的元素的数量不同,S123的处理与实施例1中的相同。假设在S123中获得的矩阵A和偏置向量 $b$ 是变换参数113d。

[0175] 在S124中,变换处理单元114执行用于通过在S123中获得的变换规则来变换多个源非特定人图案的处理。在该处理中,通过使人A的数据的分布与人B的数据的分布之间的差异局部最小化这样的变换规则,来对源非特定人图案(即,与人B不同的人B'的数据)进行变换,从而假性地生成与人A类似的人的数据。在由分类器生成单元115执行的分类器生成处理中使用在S124中变换的源非特定人图案。

[0176] 在S125中,分类器生成单元115生成如下的分类器:将多个目标特定人图案设置为正例,并且将多个目标非特定人图案和在S124中变换的多个源非特定人图案设置为负例。以与实施例1类似的方式,本实施例中的分类器是使用高斯核的非线性SVM。

[0177] 在S126中,分类器数据输出单元116将S125中的分类器的生成结果输出到外部,并且完成图12的处理。例如,分类器数据输出单元116将在S125中学习的分类器的数据记录到辅助存储设备13中,从而进行输出。

[0178] 如上所述,通过本实施例的处理,信息处理装置10能够生成用于对输入的脸部图像是否是特定人的脸部图像精确地进行分类的分类器。根据由本实施例的处理生成的分类器,由于使用与人A类似的人的数据用于学习,因此当输入与人A类似的人的脸部图像时,则如果输入的脸部图像不是人A的脸部图像,能够正确地进行鉴别的可能性上升。以这种方

式,信息处理装置10不仅能够进行用于检测异常数据的分类器的生成,而且还能够进行用于进行鉴别输入的脸部图像是否是特定人的脸部图像这样的一般图案分类的分类器的生成。虽然在本实施例中仅将与B类似的人B'的数据进行变换并用于学习,但是可以通过使用人B'的数据作为特定类别的数据来获得变换规则,并且附加地使用通过这种变换规则变换的人B的数据用于学习。更期望的是信息处理装置10不仅使用人B和人B'的一个组合,而且还使用其他人的组合,对各个组合获得变换规则,并且进一步添加通过这种变换规则变换后的数据。

[0179] <其他实施例>

[0180] 在所有前述实施例中,信息处理装置10使用线性变换作为变换规则。然而,信息处理装置10也能够使用利用基函数的非线性变换作为变换规则。更具体地说,信息处理装置10使用D个基函数(例如,高斯基函数),并且首先对源任务学习数据的各个图案获得D个基函数中的各个中的值。通过将其视为D维向量,将源任务学习数据的各个图案变换成D维向量。之后,如果变换目的地的图案的维数等于d,则准备D行且d列的矩阵作为用于变换的矩阵A,并且通过与上述实施例中类似的方法获得矩阵A的各个分量的值就足够了。如上所述,信息处理装置10也能够使用非线性变换作为变换规则。

[0181] 还可以通过读出并执行记录在存储介质(也可更完整地称为“非暂时性计算机可读存储介质”)上的计算机可执行指令(例如,一个或更多个程序)以执行上述实施例中的一个或更多个的功能、并且/或者包括用于执行上述实施例中的一个或更多个的功能的一个或更多个电路(例如,专用集成电路(ASIC))的系统或装置的计算机,来实现本发明的实施例,并且,可以利用通过由系统或装置的计算机例如读出并执行来自存储介质的计算机可执行指令以执行上述实施例中的一个或更多个的功能、并且/或者控制一个或更多个电路以执行上述实施例中的一个或更多个的功能的方法,来实现本发明的实施例。计算机可以包括一个或更多个处理器(例如,中央处理单元(CPU)、微处理单元(MPU)),并且可以包括分开的计算机或分开的处理器的网络,以读出并执行计算机可执行指令。计算机可执行指令可以例如从网络或存储介质被提供给计算机。存储介质可以包括例如硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、分布式计算系统的存储器、光盘(诸如压缩光盘(CD)、数字通用光盘(DVD)或蓝光光盘(BD)<sup>TM</sup>)、闪存装置以及存储卡等中的一个或更多个。

[0182] 本发明的实施例还可以通过如下的方法来实现,即,通过网络或者各种存储介质将执行上述实施例的功能的软件(程序)提供给系统或装置,该系统或装置的计算机或是中央处理单元(CPU)、微处理单元(MPU)读出并执行程序的方法。

[0183] 虽然参照示例性实施例对本发明进行了描述,但是应当理解,本发明并不限于所公开的示例性实施例。应当对所附权利要求的范围给予最宽的解释,以使其涵盖所有这些变型例以及等同的结构和功能。



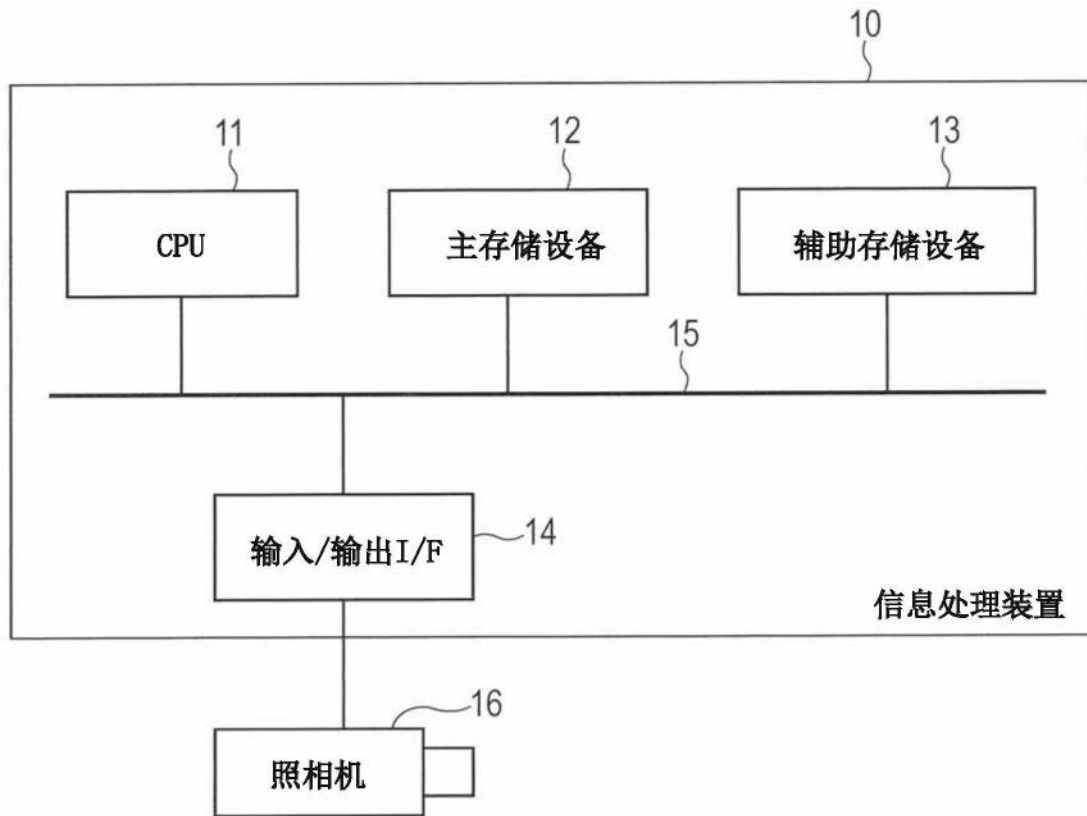


图1

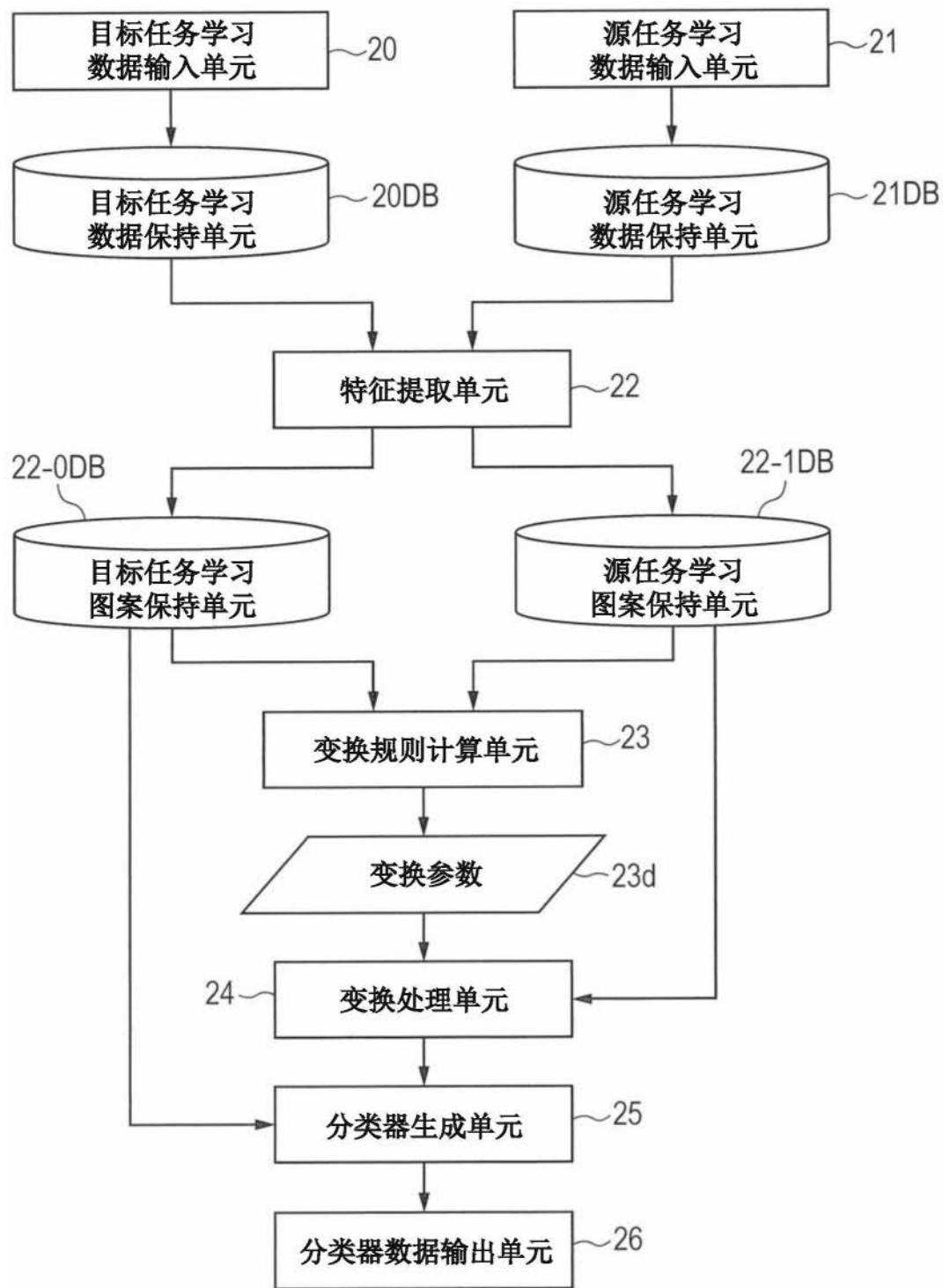


图2

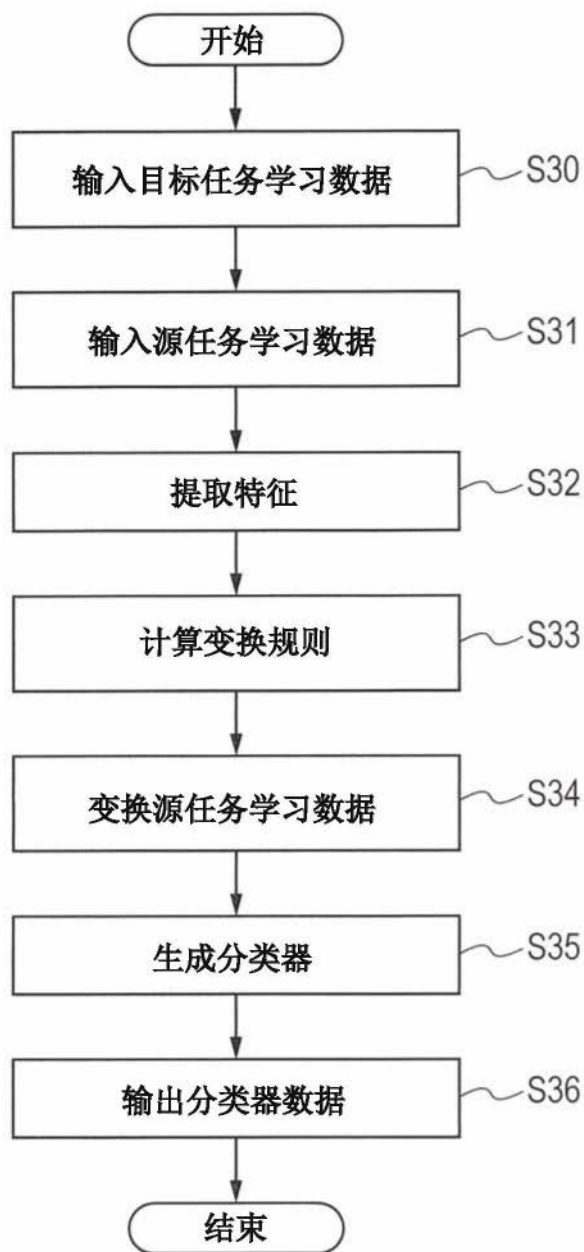


图3

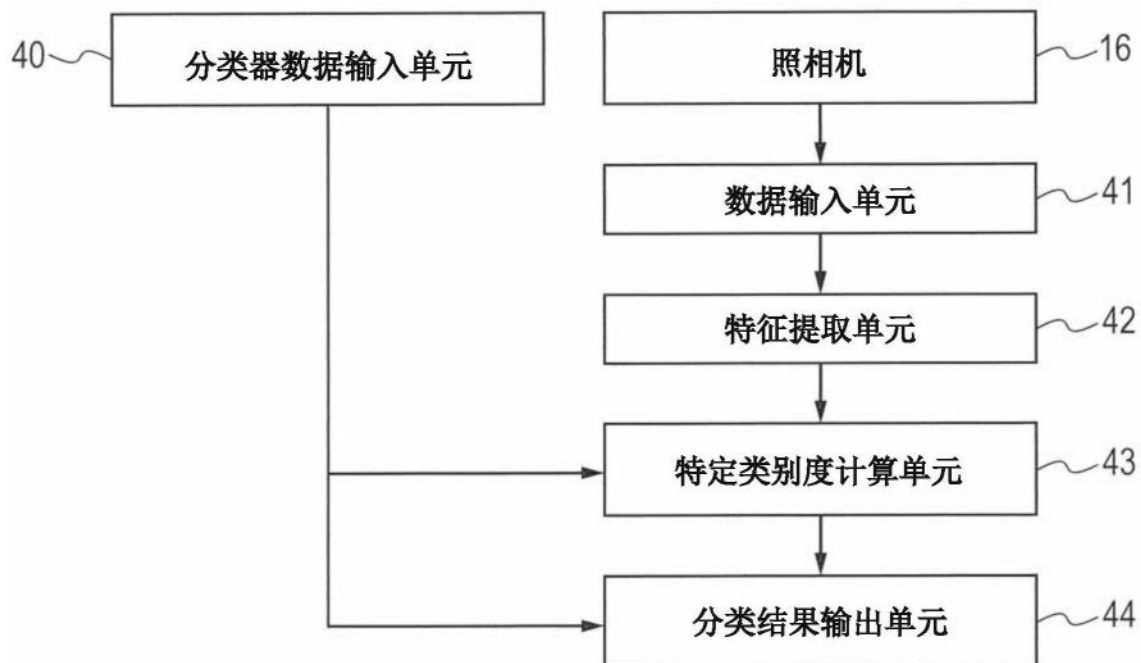


图4

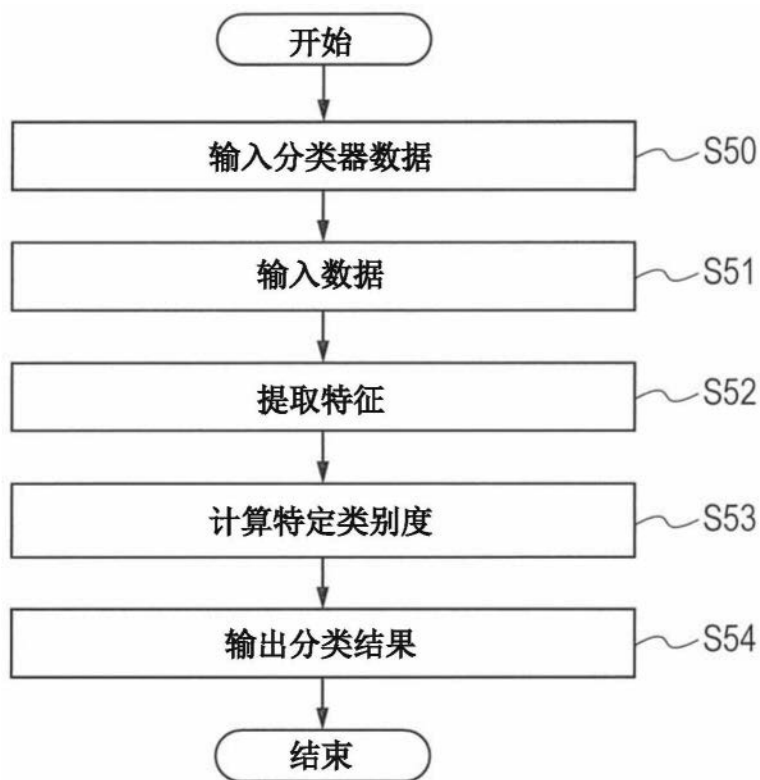


图5

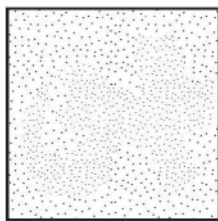


图6A

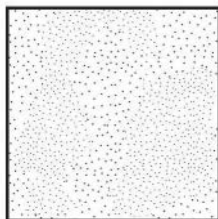


图6B

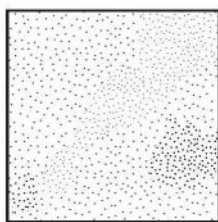


图6C

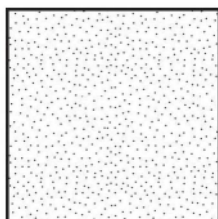


图6D

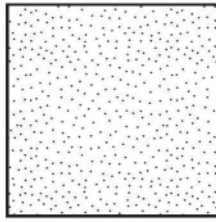


图6E

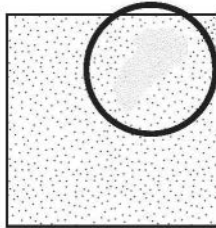


图6F

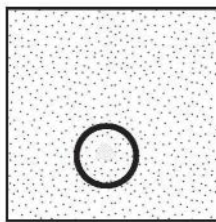


图6G

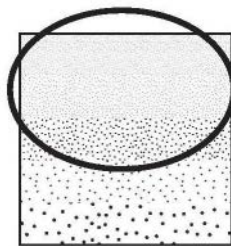


图6H

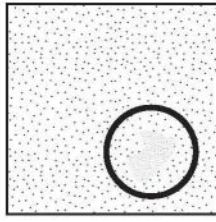


图6I

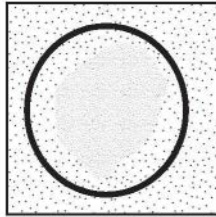


图6J

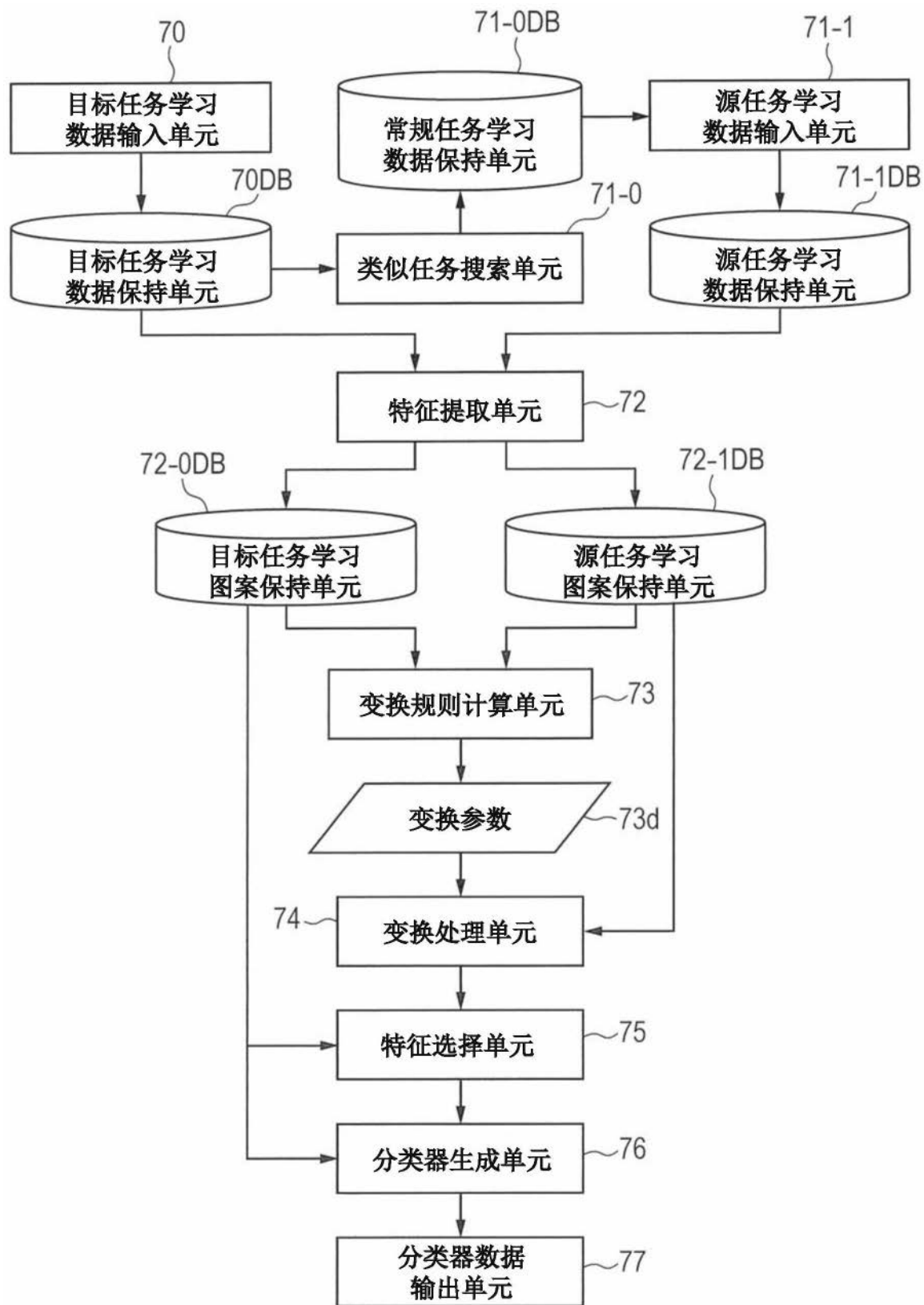


图7



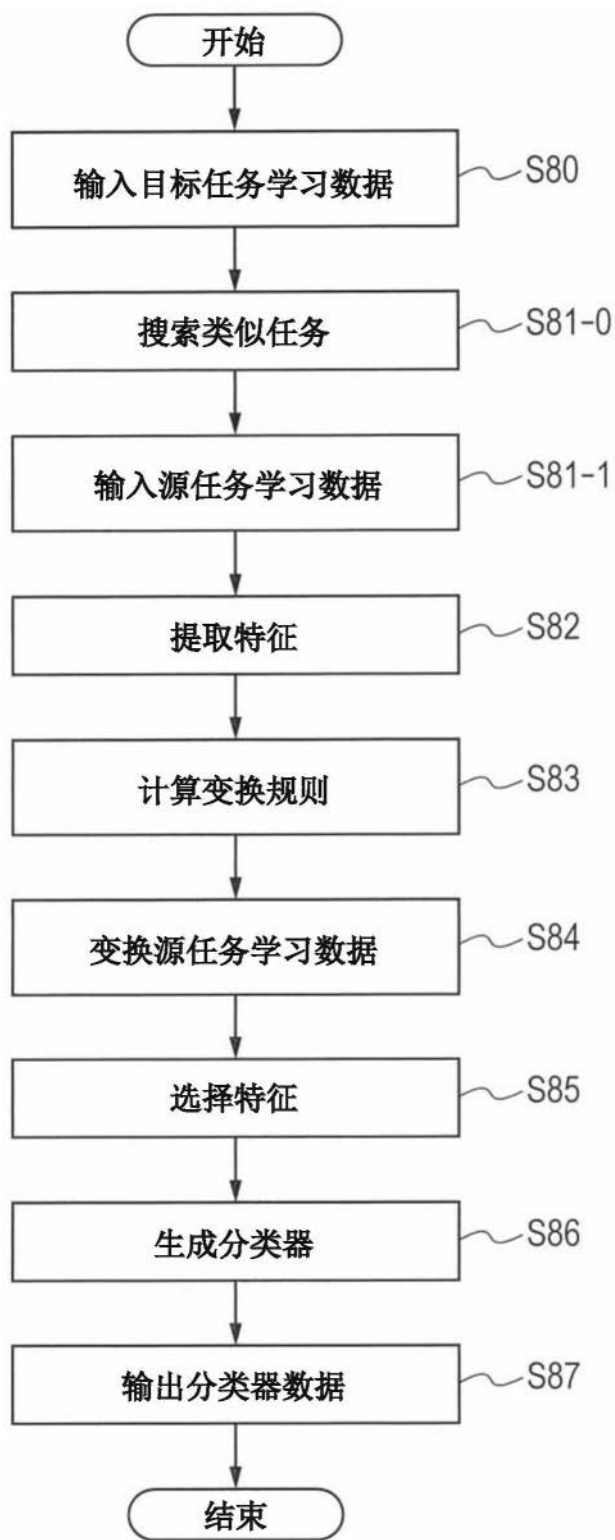


图8

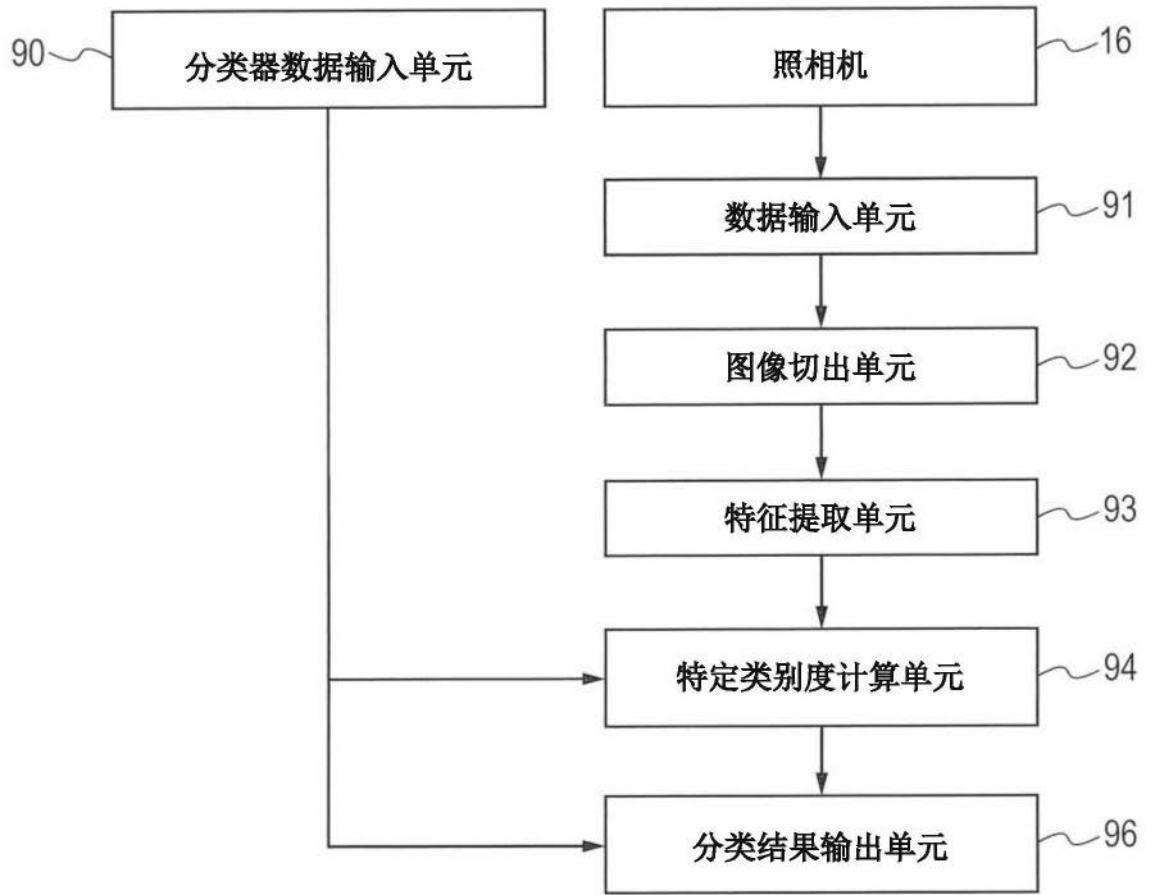


图9

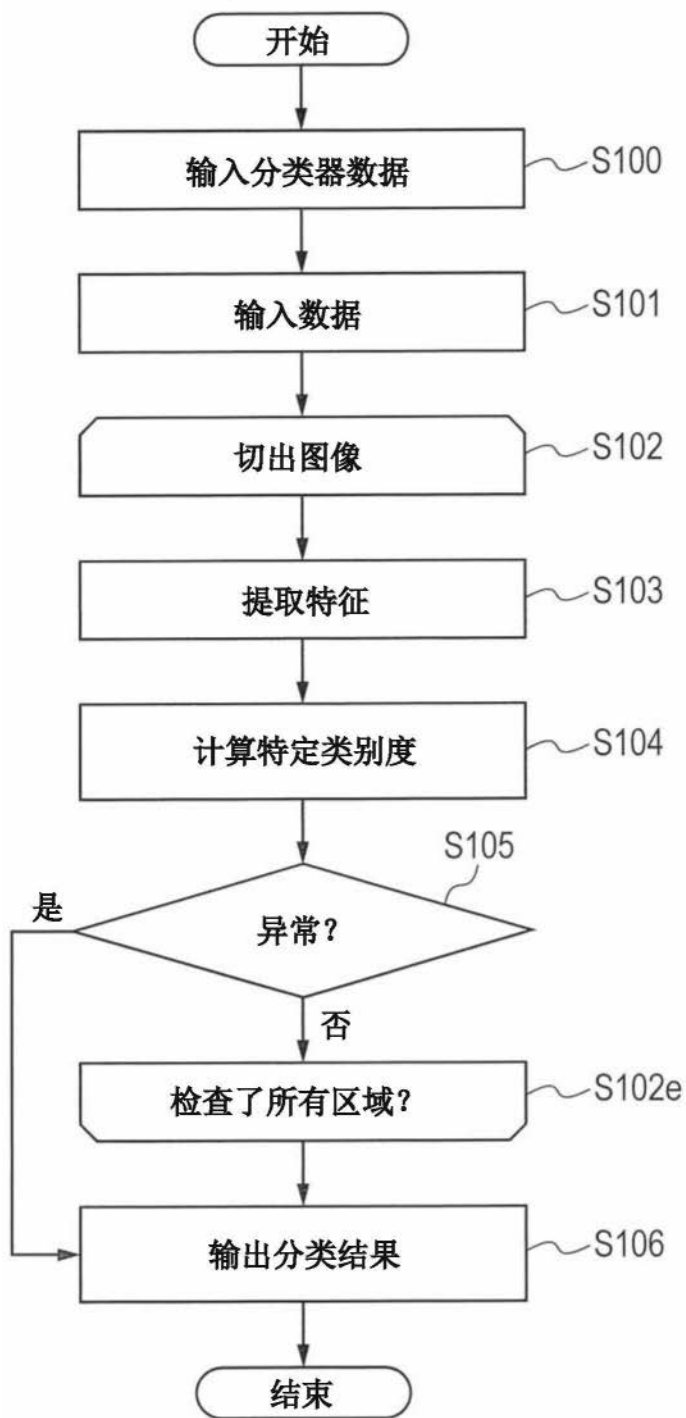


图10

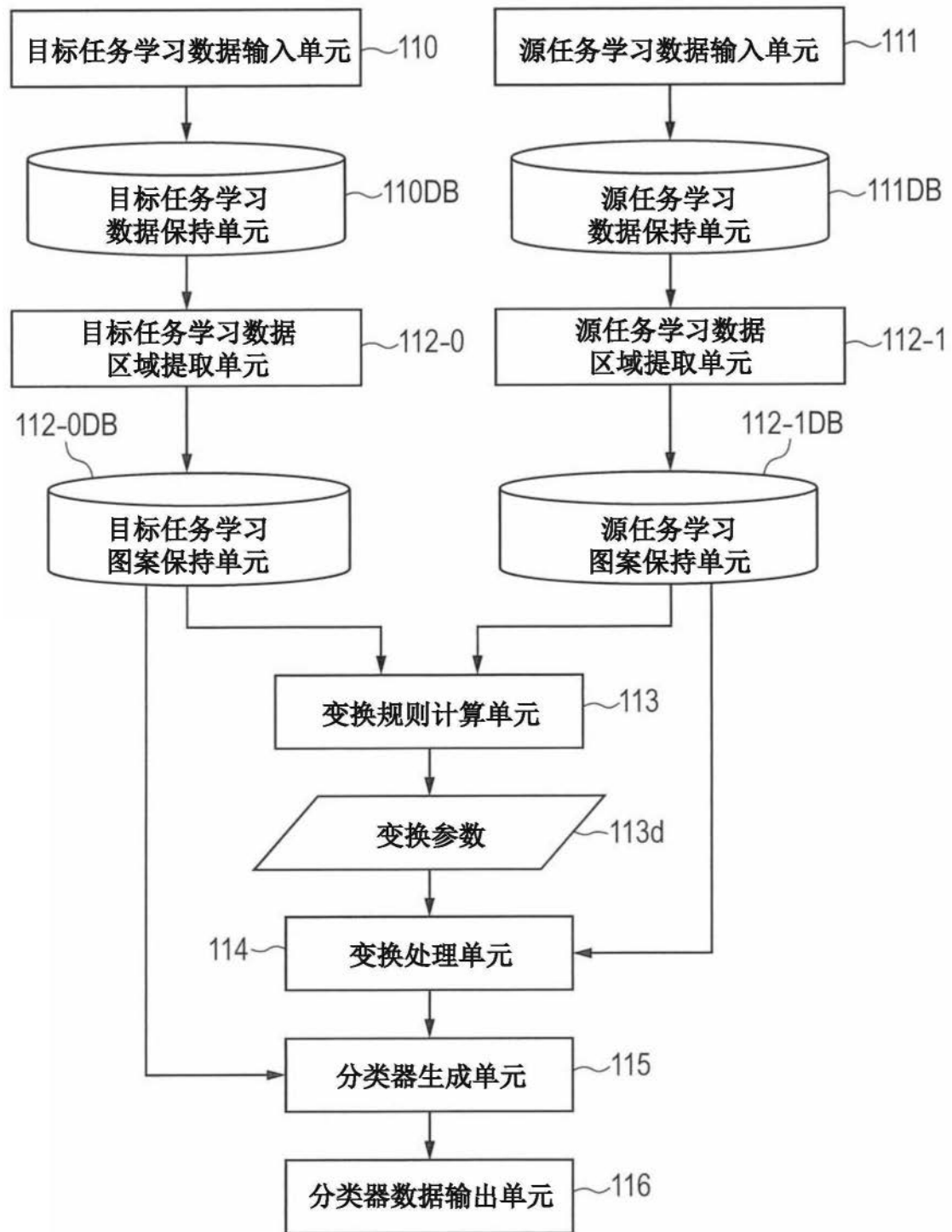


图11

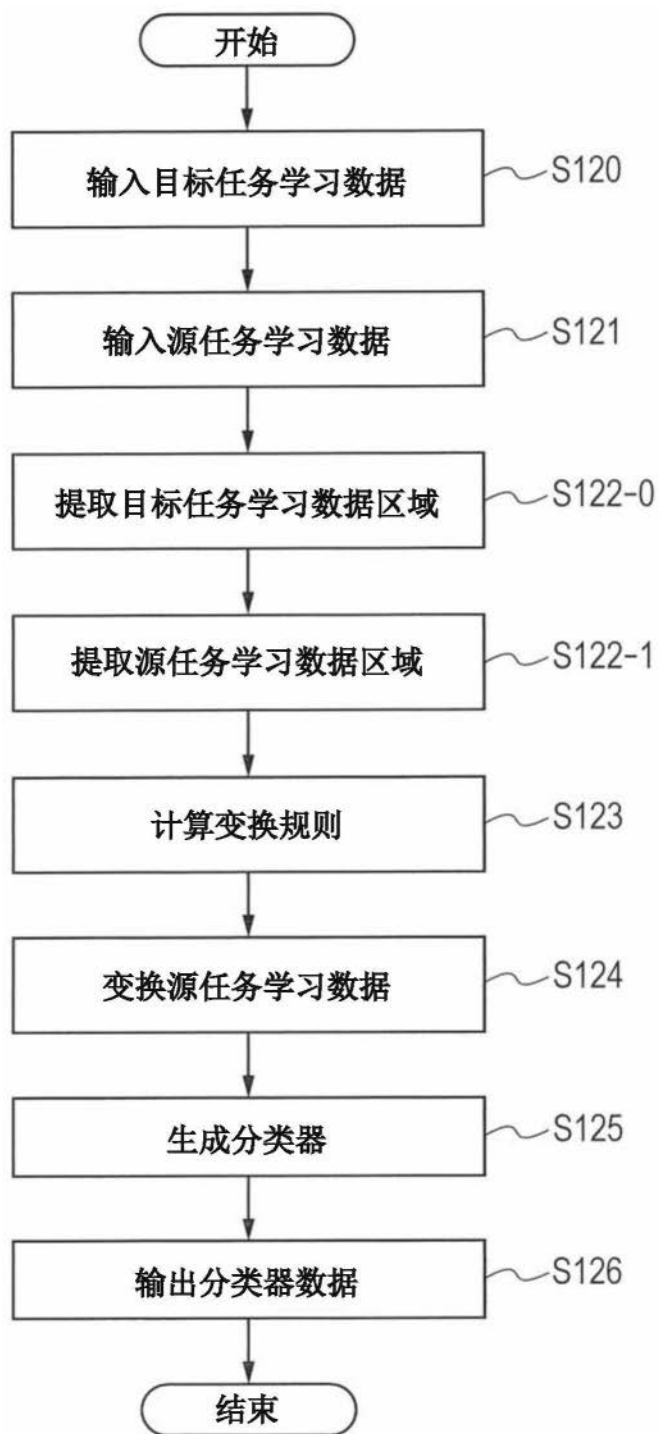


图12

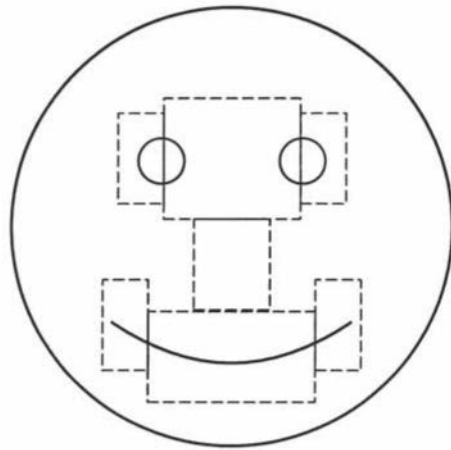


图13A

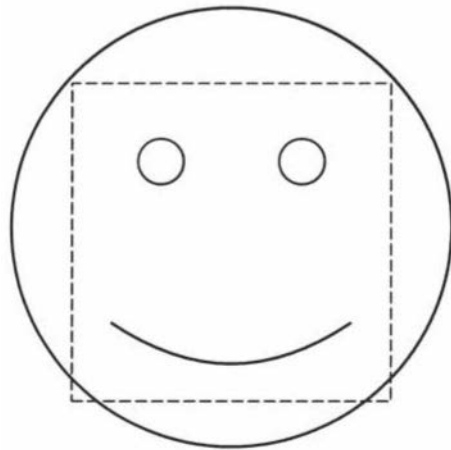


图13B