

异常检测方法和装置、电子设备以及存储介质

本申请要求于 2023 年 12 月 27 日提交中国专利局、申请号为 202311814369.1、发明名称为“异常检测方法和装置、电子设备以及存储介质”的中国专利申请的优先权，其全部内容通过引用结合在本申请中。

5

技术领域

本申请涉及图像处理技术领域，更具体地涉及一种异常检测方法、一种异常检测装置、一种电子设备和一种存储介质。

10 **背景技术**

工业领域中异常检测有广泛的应用，现有的异常检测方法通常只需要收集少量标注数据，即可检测出未知异常。例如，特征比对类算法（如 PatchCore），可以基于 ImageNet 预训练的网络模型，提取标注数据的特征生成特征库。但特征库受预训练的网络模型影响较大，并且特征维度也会影响特征库的检索速度。此外，开源预训练的网络模型提取的特征不一定适用细节纹理，由于纹理变化形态丰富，正常纹理提取的特征在距离度量上可能会大于异常纹理所提取的特征，因此无法确定合适的阈值可以准确区分异常纹理和正常纹理。

15

发明内容

20 考虑到上述问题而提出了本申请。本申请提供了一种异常检测方法、一种异常检测装置、一种电子设备和一种存储介质。

根据本申请一个方面，提供一种异常检测方法，方法包括：获取待测图像，待测图像中包括目标对象；将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征；将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，异常检测结果用于指示目标对象是否存在异常区域；其中，特征提取模块用于提取待测图像的多尺度的图像特征并将多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的目标图像特征，异常判断模块用于基于特征库与特征提取模块输出的目标图像特征进行比较以确定异常检测结果，特征库为特征提取模块对多个第一样本图像进行特征提取后获得的样本特征库。

25

在一种可能的实现方式中，特征提取模块包括初始特征提取网络、堆叠流网络和特征合并网络，将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征，包括：将待测图像输入初始特征提取网络，以获取第一图像特征，第一图像特征对应的特征尺度为多尺度；将第一图像特征输入堆叠流网络，通过堆叠流网络将第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，第二图像特征与第一图像特征所对应的特征尺度相同；将第二图像特征输入特征合并网络，以获得目标图像特征；其中，堆叠流网络和特征合并网络用于执行归一化流处理。

在一种可能的实现方式中，待测图像包括多个图像块，将待测图像输入初始特征提取网络，以获取第一图像特征，包括：将多个图像块分别输入初始特征提取网络，以获取多个图像块各自对应的第一图像块特征，其中，第一图像特征包括多个图像块各自对应的第一图像块特征；将第一图像特征输入堆叠流网络，通过堆叠流网络将第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，包括：将多个图像块各自对应的第一图像块特征分别输入到堆叠流网络，通过堆叠流网络将多个图像块各自对应的第一图像块特征映射到潜在空间，以获得多个图像块各自对应的第二图像块特征，其中，第二图像特征包括多个图像块各自对应的第二图像块特征；将第二图像特征输入特征合并网络，以获得目标图像特征，包括：将多个图像块各自对应的第二图像块特征输入特征合并网络，以获得多个图像块各自对应的目标图像块特征，其中，目标图像特征包括多个图像块各自对应的目标图像块特征。

在一种可能的实现方式中，将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，包括：通过异常判断模块，计算目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的距离；在距离大于或等于第一距离阈值时，确定目标对象存在异常区域。

在一种可能的实现方式中，特征库包括与多个图像位置中的每个图像位置对应的参考图像块特征，将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，包括：对于多个图像块中的每个图像块，通过异常判断模块，计算该图像块所对应的目标图像块特征与特征库中的特定参考图像块特征之间的距离，特定参考图像块特征为与该图像块所在的图像位置对应的参考图像块特征；在距离大于或等于第二距离阈值时，确定该图像块内存在异常区域。

在一种可能的实现方式中，经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：获取多个

第二样本图像；将多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第二样本图像各自对应的样本图像特征；基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；基于预测损失值对待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得经训练的异常检测模型。

5 在一种可能的实现方式中，经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：获取多个第二样本图像；将多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第二样本图像各自对应的由堆叠流网络输出的样本图像特征，样本图像特征包括多尺度的子样本图像特征；基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；基于预测损失值对待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得经训练的异常检测模型；其中，基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值，包括：对于样本图像特征的每个特征尺度，基于多个第二样本图像各自对应的该特征尺度下的子样本图像特征之间的差异，计算该特征尺度下的子预测损失值；对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均，获得预测损失值。

15 在一种可能的实现方式中，在对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均时，不同特征尺度下的子预测损失值具有不同的权重因子。

在一种可能的实现方式中，在将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果之前，方法还包括：获取多个第一样本图像；将多个第一样本图像分别输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第一样本图像各自对应的样本图像特征；将多个第一样本图像各自对应的样本图像特征进行聚类；保留聚类获得的每个聚类分组中的代表性样本图像特征作为参考图像特征，以获得特征库。

20 根据本申请另一方面，还提供一种异常检测装置，包括：获取模块，用于获取待测图像，待测图像中包括目标对象；第一输入模块，用于将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征；第二输入模块，用于将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，异常检测结果用于指示目标对象是否存在异常区域；其中，特征提取模块用于提取待测图像的多尺度的图像特征并将多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的目标图像特征，异常判断模块用于基于特征库与特征提取模块输出的目标图像特征进行比较以确定异常检测结果。

根据本申请又一方面，还提供一种电子设备，包括处理器和存储器，存储器中存储有计算机程序指令，计算机程序指令被处理器运行时用于执行上述的异常检测方法。

根据本申请再一方面，还提供一种存储介质，存储有计算机程序/指令，计算机程序/指令在运行时用于执行上述的异常检测方法。

5 根据上述技术方案，将获取的待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，可以获得目标图像特征。然后将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果。该方案通过特征提取模块提取待测图像的多尺度的图像特征并将多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的目标图像特征，可以根据实际应用场景选择不同尺度的目标图像特征进行输出，以提升推理速度，同时还可以
10 减少背景信息的干扰。该方法可以适用于背景多变的场景下的异常检测，例如金属等材质的纹理。此外，通过归一化流处理，可以实现高分辨率下的异常检测，同时还可以感知待测图像所对应的不同特征尺度下的异常检测结果。

附图说明

15 通过结合附图对本申请实施例进行更详细的描述，本申请的上述以及其它目的、特征和优势将变得更加明显。附图用来提供对本申请实施例的进一步理解，并且构成说明书的一部分，与本申请实施例一起用于解释本申请，并不构成对本申请的限制。在附图中，相同的参考标号通常代表相同部件或步骤。

图 1 示出了根据本申请一个实施例的异常检测方法的示意性流程图；

20 图 2 示出了根据本申请一个实施例的特征提取模块的示意图；

图 3 示出了根据本申请一个实施例的异常检测装置的示意性框图；

图 4 示出了根据本申请一个实施例的电子设备的示意性框图。

具体实施方式

25 为了使得本申请的目的、技术方案和优点更为明显，下面将参照附图详细描述根据本申请的示例实施例。显然，所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例，而不是本申请的全部实施例，应理解，本申请不受这里描述的示例实施例的限制。基于本申请中描述的本申请实施例，本领域技术人员在没有付出创造性劳动的情况下所得到的所有其它实施例都应落入本申请的保护范围之内。

为了至少部分地解决上述问题，本申请实施例提供一种异常检测方法。图 1 示出了根据本申请一个实施例的异常检测方法的示意性流程图。如图 1 所示，该方法可以包括以下步骤 S110、步骤 S120 和步骤 S130。

步骤 S110，获取待测图像，待测图像中包括目标对象。

5 示例性地，待测图像可以是任意类型的包含目标对象在内的图像。目标对象可以是例如晶圆、字符、电子元器件等任意类型的物品。待测图像可以是静态图像，也可以是动态视频中的任一视频帧。待测图像可以是图像采集装置(例如相机中的图像传感器)采集到的原始图像，也可以是对原始图像进行预处理(诸如数字化、归一化、平滑等)之后获得的图像。

步骤 S120，将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征，其中，特征提取模块用于提取待测图像的多尺度的图像特征并将多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的目标图像特征。

示例性地，异常检测模型可以是任何合适的现有的或将来可能出现的能够实现异常检测功能的神经网络模型。并且，所述异常检测模型是适用于基于提取的特征执行异常检测的算法。异常检测算法包括但不限于 PaDim 算法、PatchCore 算法等。

15 将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，可以获得目标图像特征。待测图像 I 可以表示为 $I \in \mathbb{R}^{H_0 \times W_0 \times C_0}$ 。其中， H_0 、 W_0 和 C_0 分别表示待测图像 I 对应的高、宽以及通道数。例如，在待测图像 I 是 RGB 图像的情况下，通道数 C_0 可以是 3。将待测图像 I 输入特征提取模块，通过特征提取模块对待测图像进行初始特征提取后可以获得多个不同尺度的图像特征(以下简称多尺度图像特征)，此处提及的初始特征提取处理包括对该待测图像提升预设通道数量后，获取到预设通道数量的单尺度图像特征后再进行拉普拉斯金字塔展开。例如，待测图像的初始通道数为 C_0 ，经过 1×1 卷积核进行卷积后，可以获得通道数为 C_1 的待测图像 I' 。利用拉普拉斯金字塔算法对待测图像 I' 的图像特征进行多尺度展开后，可以获得多尺度图像特征。然后，对获得的多尺度图像特征进行归一化流处理以及逆拉普拉斯金字塔处理后获得预设尺度的目标图像特征。所述预设尺度的目标图像特征

20 的通道数量与待测图像 I' 的通道数量。

25 在一个实施例中，若待测图像 I 在使用 1×1 卷积提升通道后，利用拉普拉斯金字塔算法获得图像特征分别为 X_1 、 X_2 、 X_3 和 X_4 ，那么通过归一化流处理后可获得图像特征 M_1 、 M_2 、 M_3 、 M_4 ，然后利用逆拉普拉斯金字塔处理后可以获得目标图像特征 Q 。其中，图像特征 X_1 、图像特征 X_2 、图像特征 X_3 和图像特征 X_4 或者图像特征 M_1 、图像特征 M_2 、图

像特征 M3 和图像特征 M4 各自对应的尺度依次增大或减小。

示例性地，特征提取模块包括初始特征提取网络、堆叠流网络和特征合并网络，将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征，可以包括：将待测图像输入初始特征提取网络，以获取第一图像特征，第一图像特征对应的特征尺度为多尺度；将第一图像特征输入堆叠流网络，通过堆叠流网络将第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，第二图像特征与第一图像特征所对应的特征尺度相同；将第二图像特征输入特征合并网络，以获得目标图像特征；其中，堆叠流网络和特征合并网络用于执行归一化流处理。

在一个实施例中，将待测图像输入初始特征提取网络，可以获得第一图像特征。示例性地，初始特征提取网络可以采用 1×1 卷积核、卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 或 Vision Transformer (ViT) 实现。示例性而非限制性地，堆叠流网络可以采用堆叠的标准化流网络 (Normalization Flow, NF) 等其他流网络实现。图 2 示出了根据本申请一个实施例的特征提取模块的示意图。对待测图像 $I \in \mathbb{R}^{H_0 \times W_0 \times C_0}$ 的初始通道数量 C_0 进行提升后，可以获得待测图像 $I' \in \mathbb{R}^{H_0 \times W_0 \times C_1}$ 。将待测图像 I' 的初始图像特征利用拉普拉斯金字塔展开后获得的 4 个尺度的第一图像特征 X ，分别为第一图像特征 X_1 、 X_2 、 X_3 以及 X_4 。将 4 个尺度的第一图像特征 X 输入堆叠流网络 (NF)，通过堆叠流网络将第一图像特征 X 映射到潜在空间，可以获得 4 个尺度的第二图像特征 M ，分别为第二图像特征 M_1 、 M_2 、 M_3 以及 M_4 。第二图像特征 M 的特征尺度与第一图像特征 X 的特征尺度相同。例如，若第一图像特征 X_1 的尺度为 4×4 ，那么与第一图像特征 X_1 对应的第二图像特征 M_1 的尺度为 4×4 。将 4 个尺度的第二图像特征 M 利用逆拉普拉斯金字塔算法对不同尺度的第二图像特征中对应的元素进行合并，以获得目标图像特征 Q 。前文实施例中的归一化流处理可以包括堆叠流网络对第一图像特征执行的处理操作以及特征合并网络对第二图像特征执行的合并操作。图 2 所示的堆叠流网络仅仅是示例性的，流网络的堆叠数量可以根据实际应用场景进行设置，本申请对此不做限制。

根据上述技术方案，通过将待测图像输入初始特征提取网络，可以获得第一图像特征。将第一图像特征输入堆叠流网络，通过堆叠流网络将第一图像特征映射到潜在空间，可以获得第二图像特征。然后将第二图像特征输入特征合并网络，以获得目标图像特征。该方法可以建立图像空间与潜在空间的双映射关系，进而基于获得的目标图像特征，可以较好地拟合数据的真实分布。同时，利用堆叠流网络进行归一化处理，可以提取不同尺度和多

频率下的图像特征，以提高异常检测结果的准确性。

步骤 S130，将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，异常检测结果用于指示目标对象是否存在异常区域，其中，异常判断模块用于基于特征库与特征提取模块输出的目标图像特征进行比较以确定异常检测结果，特征库为特征提取模块对多个第一样本图像进行特征提取后获取的样本特征库。

示例性地，经训练的异常检测模型中还可以包括异常判断模块。将目标图像特征输入异常判断模块，可以获得目标对象的异常检测结果。在本申请一个实施例中，异常检测结果可以用异常检测框表示。异常检测框可以是任意形状的框，比较可取的是矩形框。在异常检测框是矩形框的情况下，异常区域在待测图像中的位置信息可以用对应的矩形框在待测图像中的位置表示。通过异常判断模块，可以比较特征库中任一参考图像特征与目标图像特征之间的相似度，在相似度不满足目标相似度阈值时确定目标对象存在异常区域。通过异常判断模块，还可以比较特征库中任一参考图像特征与目标图像特征之间的距离。将距离与预设距离阈值（例如下文实施例中的第一距离阈值或第二距离阈值）进行比较，可以确定目标对象是否存在异常区域。特征库可以是对多个参考图像特征进行聚类后获得的样本特征库。多个参考图像特征可以是特征提取模型按照上述的方法对多个第一样本图像进行处理后获取的多个图像特征。示例性地，第一样本图像可以是正样本图像（OK 图像）。

根据上述技术方案，将获取的待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，可以获得目标图像特征。然后将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果。该方案通过特征提取模块提取待测图像的多尺度的图像特征并将多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的目标图像特征，可以根据实际应用场景设置不同通道数的目标图像特征进行输出，以满足不同的应用场景的需求。同时，通过该方案输出的目标特征可以减少背景信息的干扰。该方法可以适用于背景多变的场景下的异常检测，例如金属等材质的纹理。此外，通过归一化流处理，可以实现高分辨率下的异常检测，同时还可以感知待测图像所对应的不同特征尺度下的异常检测结果。

示例性地，待测图像可以包括多个图像块，将待测图像输入初始特征提取网络，以获取第一图像特征，可以包括：将多个图像块分别输入初始特征提取网络，以获取多个图像块各自对应的第一图像块特征，其中，第一图像特征包括多个图像块各自对应的第一图像块特征；将第一图像特征输入堆叠流网络，通过堆叠流网络将第一图像特征映射到潜在空

间,以获得第二图像特征,可以包括:将多个图像块各自对应的第一图像块特征分别输入到堆叠流网络,通过堆叠流网络将多个图像块各自对应的第一图像块特征映射到潜在空间,以获得多个图像块各自对应的第二图像块特征,其中,第二图像特征包括多个图像块各自对应的第二图像块特征;将第二图像特征输入特征合并网络,以获得目标图像特征,可以

5 包括:将多个图像块各自对应的第二图像块特征输入特征合并网络,以获得多个图像块各自对应的目标图像块特征,其中,目标图像特征可以包括多个图像块各自对应的目标图像块特征。

在一个实施例中,可以将待测图像划分为多个图像块。例如,对于一个图像大小为 16×16 的待测图像,可以将该待测图像划分为四个图像块,每个图像块的大小为 4×4 。可以参照

10 前文实施例中获取第一图像特征、第二图像特征以及目标图像特征的方法,获取每个图像块对应的第一图像块特征、第二图像块特征以及目标图像块特征,为了简洁,在此不再赘述。目标图像特征可以包括多个图像块各自对应的目标图像块特征。

根据上述技术方案,将待测图像划分为多个图像块,获取每个图像块对应的第一图像块特征,第二图像块特征进而获得目标图像块特征。这样可以针对待测图像中的部分区域

15 分别进行特征提取,以检测各图像块中是否存在异常区域,进一步地提高异常检测结果的可靠性。

示例性地,将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块,以获得目标对象的异常检测结果,可以包括:通过异常判断模块,计算目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的距离;在距离大于或等于第一距离阈值时,确定目标对象存在异常区

20 域。

在一个实施例中,将目标图像特征输入异常判断模块,通过异常判断模块可以计算目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的距离。该距离可以是欧氏距离、马氏距离等任意距离。特征库可以是预先获取并存储在上位机的存储装置中的,也可以是对异常检测模型进行训练后获得的。参考图像特征可以是特征库中的任意一个图像特征。在本申请一

25 个实施例中,可以计算目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的欧氏距离。示例性而非限制性地,可以采用基于距离的K近邻算法(Nested-loopMethod)、基于局部距离的异常值因子(LocalDistance-basedOutlierFactor, LDof)等方法计算目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的距离。在计算获得的距离大于或等于第一距离阈值时,可以确定目标对象存在异常区域。

根据上述技术方案，通过异常判断模块，计算目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的距离。并将计算获得的距离与第一距离阈值进行比较，在距离大于或等于第一距离阈值时，确定目标对象存在异常区域。该方法无需复杂的判断过程，将计算获得的目标图像特征与特征库中的参考图像特征之间的距离并与第一距离阈值进行比较，就可以确定目标对象是否存在异常区域，因此可靠性较强且效率较高。

示例性地，特征库可以包括与多个图像位置中的每个图像位置对应的参考图像块特征，将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，包括：对于多个图像块中的每个图像块，通过异常判断模块，计算该图像块所对应的目标图像块特征与特征库中的特定参考图像块特征之间的距离，特定参考图像块特征为与该图像块所在的图像位置对应的参考图像块特征；在距离大于或等于第二距离阈值时，确定该图像块内存在异常区域。

在一个实施例中，可以将待测图像划分为多个图像块。例如，对于一个图像大小为 16×16 的待测图像，可以将该待测图像划分为四个图像块，每个图像块的大小为 4×4 。每个图像块在该待测图像中具有各自对应的图像位置。特征库中可以包括与多个图像位置中的每个图像位置对应的参考图像块特征。也就是说，在特征库中，4个图像块可以具有各自对应的参考图像块特征。对于多个图像块中的每个图像块，可以通过异常判断模块，计算该图像块所对应的目标图像块特征与特征库中的特定参考图像块特征之间的距离。在距离大于或等于第二距离阈值时，可以确定该图像块内存在异常区域。具体的实现方式可以参考前文实施例中基于目标图像特征确定目标对象存在异常区域的相关描述，为了简洁，在此不再赘述。第二距离阈值可以与第一距离阈值相同或不同，本申请对此不做限制。

根据上述技术方案，对于多个图像块中的每个图像块，可以通过异常判断模块，计算该图像块对应的目标图像块特征与特征库中的参考图像块特征之间的距离。并将计算获得的距离与第二距离阈值进行比较，在距离大于或等于第二距离阈值时，确定该图像块内存在异常区域。该方法无需复杂的判断过程就可以确定目标对象是否存在异常区域，效率较高。同时，该方法可以针对待测图像中包含的每个图像块对应的目标特征分别进行异常判断，以检测各图像块中是否存在异常区域，进一步地提高异常检测结果的可靠性。

示例性地，经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：获取多个第二样本图像；将多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第二样本图像各自对应的样本图像特征；基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间

的差异，计算预测损失值；基于预测损失值对待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得经训练的异常检测模型。

在一个实施例中，第二样本图像的获取方式与待测图像的获取方式类似，在步骤 S110 已经对待测图像的获取方式进行了详细的描述，为了简洁，在此不再赘述。与待测图像类似的，将多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，可以获得多个第二样本图像各自对应的样本图像特征。基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，可以计算预测损失值。例如，对于样本图像特征 Z_1 和样本图像特征 Z_2 之间的差异 Δz 可以表示为： $\Delta z = (Z_1 - Z_2)^2$ 。对于任意两个样本图像特征，可以将这两个样本图像特征之间的差异代入预设损失函数中进行损失计算，获得预测损失值。示例性而非限制性地，预设损失函数可以是傅里叶损失函数。随后可以根据预测损失值，利用反向传播和梯度下降算法对初始的异常检测模型中的参数进行优化。优化操作可以反复执行直至异常检测模型达到收敛状态。当训练结束后，所获得的异常检测模型即可用于后续的对待测图像进行异常检测。

根据上述技术方案，可以基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异对异常检测模型进行训练。这样训练获得的异常检测模型可以适用于背景多变的场景下的异常检测，例如金属等材质的纹理。此外，通过归一化流处理，可以实现高分辨率下的异常检测，同时还可以感知待测图像所对应的不同特征尺度下的异常检测结果。

示例性地，经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：获取多个第二样本图像；将多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第二样本图像各自对应的由堆叠流网络输出的样本图像特征，样本图像特征包括多尺度的子样本图像特征；基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；基于预测损失值对待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得经训练的异常检测模型；其中，基于多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值，包括：对于样本图像特征的每个特征尺度，基于多个第二样本图像各自对应的该特征尺度下的子样本图像特征之间的差异，计算该特征尺度下的子预测损失值；对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均，获得预测损失值。

在一个实施例中，“获取多个第二样本图像；将多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第二样本图像各自对应的由堆叠流网络输出的样本图像特征，样本图像特征包括多尺度的子样本图像特征；基于多个第二样本图像各自

对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；基于预测损失值对待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得经训练的异常检测模型”的实现方式，在前文实施例中已经进行了详细的描述，为了简洁，在此不再赘述。其中，对于样本图像特征的每个特征尺度，可以基于多个第二样本图像各自对应的该特征尺度下的子样本图像特征之间的差异，计算该特征尺度下的子预测损失值。例如，样本图像特征 Z_1 可以包含子样本图像特征 Z_{11} 、子样本图像特征 Z_{12} 、子样本图像特征 Z_{13} 和子样本图像特征 Z_{14} ，样本图像特征 Z_2 可以包含子样本图像特征 Z_{21} 、子样本图像特征 Z_{22} 、子样本图像特征 Z_{23} 和子样本图像特征 Z_{24} 。子样本图像特征 Z_{11} 与子样本图像特征 Z_{21} 为同一特征尺度下的子样本图像特征，子样本图像特征 Z_{12} 与子样本图像特征 Z_{22} 为同一特征尺度下的子样本图像特征，以此类推。对于每个特征尺度下的子样本图像特征，可以计算对应的子预测损失。例如，子样本图像特征 Z_{11} 和子样本图像特征 Z_{21} ，可以计算这两个子样本图像特征之间的差异 $\Delta z_1 = (Z_{11} - Z_{21})^2$ 。基于计算获得的差异以及预设损失函数，可以计算该特征尺度下的子预测损失值。通过类似的方法，可以计算每个特征尺度下的两个子样本图像特征之间的差异以及子预测损失值，为了简洁，在此不再赘述。对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和可以获得预测损失值。此外，还可以对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求平均，以获得预测损失值。

根据上述技术方案，可以基于样本图像特征在不同特征尺度下的子样本图像计算子预测损失值。对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均，可以获得预测损失值。这样训练获得的异常检测模型可以进一步提高对不同特征尺度下目标对象的异常检测的准确性。

示例性地，在对样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均时，不同特征尺度下的子预测损失值具有不同的权重因子。

在一个实施例中，不同特征尺度下的子预测损失值可以具有不同的权重因子，这样通过权重因子可以调整各特征尺度在异常检测模型训练过程中的重要程度，以提高异常检测模型的训练效率。

示例性地，在将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果之前，方法还包括：获取多个第一样本图像；将多个第一样本图像分别输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得多个第一样本图像各自对应的样本图像特征；将多个第一样本图像各自对应的样本图像特征进行聚类；保留聚类获得

的每个聚类分组中的代表性样本图像特征作为参考图像特征，以获得特征库。

在一个实施例中，第一样本图像的获取方式与待测图像的获取方式类似，在步骤 S110 已经对待测图像的获取方式进行了详细的描述，为了简洁，在此不再赘述。将多个第一样本图像分别输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，可以获得每个第一样本图像各自对应的样本图像特征。然后，对多个第一样本图像各自对应的样本图像特征进行聚类。保留聚类获得的每个聚类分组中的代表性样本图像特征作为参考图像特征，以获得特征库。聚类算法可以包括但不限于 K-平均算法（K-Means 算法）、K-Means++ 算法、分批处理 K-平均算法（MinibatchK-Means 算法）等任意类型的聚类算法。例如，对任一第一样本图像进行特征提取后可以获得该第一样本图像对应的样本图像特征为 $10 \times 10 \times C_3$ ，若第一样本图像的数量为 100，那么 100 个第一样本图像全部的样本图像特征的数量则等于 10000 个（ $100 \times 10 \times 10$ ），且每个样本图像特征的通道数为 C_3 。通过聚类算法，对这 10000 个样本图像特征进行聚类并选择聚类结果中前 10% 的样本图像特征作为参考图像特征。即，参考图像特征的数量为 1000。多个参考图像特征可以构成特征库（MemoryBank）。

根据上述技术方案，通过将多个第一样本图像分别输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，可以获得多个第一样本图像各自对应的样本图像特征。将多个第一样本图像各自对应的样本图像特征进行聚类，并保留聚类获得的每个聚类分组中的代表性样本图像特征作为参考图像特征，以获得特征库。这样获得的特征库中的参考图像特征可以表征对应的聚类分组下的异常情况，进而将获得的目标图像特征与特征库进行比较，可以提高获得的异常检测结果的准确性。

根据本申请的另一方面，还提供一种异常检测装置。图 3 示出了根据本申请一个实施例的异常检测装置的示意性框图，如图 3 所示，该异常检测装置 300 包括获取模块 310、第一输入模块 320 和第二输入模块 330。

获取模块 310，用于获取待测图像，待测图像中包括目标对象。

第一输入模块 320，用于将待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征，其中，特征提取模块用于提取待测图像的多尺度的图像特征并将多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的目标图像特征。

第二输入模块 330，用于将目标图像特征输入经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得目标对象的异常检测结果，异常检测结果用于指示目标对象是否存在异常区域，其中，异常判断模块用于基于特征库与特征提取模块输出的目标图像特征进行比较以确定

异常检测结果，特征库为特征提取模块对多个第一样本图像进行特征提取后获得的样本特征库。

本领域普通技术人员通过阅读上述有异常检测方法的相关描述，可以理解上述异常检测装置的具体实施方案以及有益效果，为了简洁，在此不再赘述。

5 根据本申请的又一方面，还提供一种电子设备。图 4 示出了根据本申请实施例的电子设备的示意性框图。如图 4 所示，该电子设备包括处理器 410 和存储器 420，存储器 420 中存储有计算机程序，计算机程序指令被处理器 410 运行时用于执行上述的异常检测方法。

根据本申请的再一方面，还提供一种存储介质，存储有计算机程序/指令，所述存储介质例如可以包括平板电脑的存储部件、个人计算机的硬盘、可擦除可编程只读存储器
10 (EPROM)、便携式只读存储器(CD-ROM)、USB 存储器、或者上述存储介质的任意组合。所述存储介质可以是一个或多个计算机可读存储介质的任意组合。所述计算机程序/指令被处理器在运行时用于执行上述的异常检测方法。

本领域普通技术人员通过阅读上述有关异常检测方法的相关描述，可以理解上述电子设备和存储介质的具体实施方案，为了简洁，在此不再赘述。

15

实施例：

实施例 1：一种异常检测方法，其中，包括：

获取待测图像，所述待测图像中包括目标对象；

将所述待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征；

20 将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，所述异常检测结果用于指示所述目标对象是否存在异常区域；

其中，所述特征提取模块用于提取所述待测图像的多尺度的图像特征并将所述多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的所述目标图像特征，所述异常判断模块用于基于特征库与所述特征提取模块输出的所述目标图像特征进行比较以确定所述异常检测
25 结果，所述特征库为所述特征提取模块对多个第一样本图像进行特征提取后获得的样本特征库。

实施例 2：根据实施例 1 所述的方法，其中，所述特征提取模块包括初始特征提取网络、堆叠流网络和特征合并网络，所述将所述待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征，包括：

将所述待测图像输入所述初始特征提取网络，以获取第一图像特征，所述第一图像特征对应的特征尺度为多尺度；

将所述第一图像特征输入所述堆叠流网络，通过所述堆叠流网络将所述第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，所述第二图像特征与所述第一图像特征所对应的特征尺度相同；

将所述第二图像特征输入所述特征合并网络，以获得所述目标图像特征；

其中，所述堆叠流网络和所述特征合并网络用于执行所述归一化流处理。

实施例 3：根据实施例 1 或 2 所述的方法，其中，所述待测图像包括多个图像块，所述将所述待测图像输入所述初始特征提取网络，以获取第一图像特征，包括：

将所述多个图像块分别输入所述初始特征提取网络，以获取所述多个图像块各自对应的第一图像块特征，其中，所述第一图像特征包括所述多个图像块各自对应的第一图像块特征；

所述将所述第一图像特征输入所述堆叠流网络，通过所述堆叠流网络将所述第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，包括：

将所述多个图像块各自对应的所述第一图像块特征分别输入到所述堆叠流网络，通过所述堆叠流网络将所述多个图像块各自对应的所述第一图像块特征映射到潜在空间，以获得所述多个图像块各自对应的第二图像块特征，其中，所述第二图像特征包括所述多个图像块各自对应的第二图像块特征；所述将所述第二图像特征输入所述特征合并网络，以获得所述目标图像特征，包括：

将所述多个图像块各自对应的第二图像块特征输入所述特征合并网络，以获得所述多个图像块各自对应的目标图像块特征，其中，所述目标图像特征包括所述多个图像块各自对应的目标图像块特征。

实施例 4：根据实施例 1-3 介绍的方法，其中，所述将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，包括：

通过所述异常判断模块，计算所述目标图像特征与所述特征库中的参考图像特征之间的距离；

在所述距离大于或等于第一距离阈值时，确定所述目标对象存在异常区域。

实施例 5：根据实施例 1-4 中任一实施例介绍的方法，其中，所述特征库包括与多个图像位置中的每个图像位置对应的参考图像块特征，所述将所述目标图像特征输入所述经训

训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，包括：

对于所述多个图像块中的每个图像块，通过所述异常判断模块，计算该图像块所对应的目标图像块特征与所述特征库中的特定参考图像块特征之间的距离，所述特定参考图像块特征为与该图像块所在的图像位置对应的参考图像块特征；

5 在所述距离大于或等于第二距离阈值时，确定该图像块内存在异常区域。

实施例 6：根据实施例 1-5 中任一实施例介绍的方法，其中，所述经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：

获取多个第二样本图像；

10 将所述多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征；

基于所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；

基于所述预测损失值对所述待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得所述经训练的异常检测模型。

15 实施例 7：根据实施例 1-6 中任一实施例介绍的方法，其中，所述经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：

获取多个第二样本图像；

将所述多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得所述多个第二样本图像各自对应的由所述堆叠流网络输出的样本图像特征，所述样本图像特征包括多尺度的子样本图像特征；

20 基于所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；

基于所述预测损失值对所述待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得所述经训练的异常检测模型；

其中，所述基于所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值，包括：

25 对于所述样本图像特征的每个特征尺度，基于所述多个第二样本图像各自对应的该特征尺度下的子样本图像特征之间的差异，计算该特征尺度下的子预测损失值；

对所述样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均，获得所述预测损失值。

实施例 8：根据实施例 1-7 中介绍的方法，其中，在对所述样本图像特征的所有特征尺

度下的子预测损失值求和或求平均时，不同特征尺度下的子预测损失值具有不同的权重因子。

实施例 9：根据实施例 1-8 中任一实施例介绍的方法，其中，在所述将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果之前，所述方法还包括：

获取多个第一样本图像；
将所述多个第一样本图像分别输入所述经训练的异常检测模型中的所述特征提取模块，以获得所述多个第一样本图像各自对应的样本图像特征；
将所述多个第一样本图像各自对应的样本图像特征进行聚类；
保留聚类获得的每个聚类分组中的代表性样本图像特征作为参考图像特征，以获得所述特征库。

实施例 10：一种异常检测装置，其中，包括：
获取模块，用于获取待测图像，所述待测图像中包括目标对象；
第一输入模块，用于将所述待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征；
第二输入模块，用于将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，所述异常检测结果用于指示所述目标对象是否存在异常区域；

其中，所述特征提取模块用于提取所述待测图像的多尺度的图像特征并将所述多尺度的图像特征通过归一化处理转换为预设尺度的所述目标图像特征，所述异常判断模块用于基于特征库与所述特征提取模块输出的所述目标图像特征进行比较以确定所述异常检测结果。

实施例 11：一种电子设备，包括处理器和存储器，其中，所述存储器中存储有计算机程序指令，所述计算机程序指令被所述处理器运行时用于执行如实施例 1-9 任一实施例所述的异常检测方法。

实施例 12：一种存储介质，存储有计算机程序/指令，其中，所述计算机程序/指令在运行时用于执行如实施例 1-9 任一实施例所述的异常检测方法

尽管这里已经参考附图描述了示例实施例，应理解上述示例实施例仅仅是示例性的，并且不意图将本申请的范围限制于此。本领域普通技术人员可以在其中进行各种改变和修

改，而不偏离本申请的范围和精神。所有这些改变和修改意在被包括在所附权利要求所要求的本申请的范围之内。

本领域普通技术人员可以意识到，结合本文中所公开的实施例描述的各示例的单元及算法步骤，能够以电子硬件、或者计算机软件和电子硬件的结合来实现。这些功能究竟以硬件还是软件方式来执行，取决于技术方案的特定应用和设计约束条件。专业技术人员可以对每个特定的应用来使用不同方法来实现所描述的功能，但是这种实现不应认为超出本申请的范围。

在本申请所提供的几个实施例中，应该理解到，所揭露的设备和方法，可以通过其它的方式实现。例如，以上所描述的设备实施例仅仅是示意性的，例如，所述单元的划分，
10 仅仅为一种逻辑功能划分，实际实现时可以有另外的划分方式，例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个设备，或一些特征可以忽略，或不执行。

在此处所提供的说明书中，说明了大量具体细节。然而，能够理解，本申请的实施例可以在没有这些具体细节的情况下实践。在一些实例中，并未详细示出公知的方法、结构和技术，以便不模糊对本说明书的理解。

15 类似地，应当理解，为了精简本申请并帮助理解各个发明方面中的一个或多个，在对本申请的示例性实施例的描述中，本申请的各个特征有时被一起分组到单个实施例、图、或者对其的描述中。然而，并不应将该本申请的方法解释成反映如下意图：即所要求保护的本申请要求比在每个权利要求中所明确记载的特征更多的特征。更确切地说，如相应的权利要求书所反映的那样，其发明点在于可以用少于某个公开的单个实施例的所有特征的特征来解决相应的技术问题。因此，遵循具体实施方式的权利要求书由此明确地并入该具体实施方式，其中每个权利要求本身都作为本申请的单独实施例。

本领域的技术人员可以理解，除了特征之间相互排斥之外，可以采用任何组合对本说明书（包括伴随的权利要求、摘要和附图）中公开的所有特征以及如此公开的任何方法或者设备的所有过程或单元进行组合。除非另外明确陈述，本说明书（包括伴随的权利要求、
25 摘要和附图）中公开的每个特征可以由提供相同、等同或相似目的的替代特征来代替。

此外，本领域的技术人员能够理解，尽管在此所述的一些实施例包括其它实施例中所包括的某些特征而不是其它特征，但是不同实施例的特征的组合意味着处于本申请的范围之内并且形成不同的实施例。例如，在权利要求书中，所要求保护的实施例的任意之一都可以以任意的组合方式来使用。

本申请的各个部件实施例可以以硬件实现，或者以在一个或者多个处理器上运行的软件模块实现，或者以它们的组合实现。本领域的技术人员应当理解，可以在实践中使用微处理器或者数字信号处理器（DSP）来实现根据本申请实施例的异常检测装置中的一些模块的一些或者全部功能。本申请还可以实现为用于执行这里所描述的方法的一部分或者全部5 部的装置程序（例如，计算机程序和计算机程序产品）。这样的实现本申请的程序可以存储在计算机可读介质上，或者可以具有一个或者多个信号的形式。这样的信号可以从因特网网站上下载得到，或者在载体信号上提供，或者以任何其他形式提供。

应该注意的是上述实施例对本申请进行说明而不是对本申请进行限制，并且本领域技术人员在不脱离所附权利要求的范围的情况下可设计出替换实施例。在权利要求中，不应10 将位于括号之间的任何参考符号构造成对权利要求的限制。单词“包含”不排除存在未列在权利要求中的元件或步骤。位于元件之前的单词“一”或“一个”不排除存在多个这样的元件。本申请可以借助于包括有若干不同元件的硬件以及借助于适当编程的计算机来实现。在列举了若干装置的单元权利要求中，这些装置中的若干个可以是通过同一个硬件项来具体体现。单词第一、第二、以及第三等的使用不表示任何顺序。可将这些单词解释为名称。

15 以上所述，仅为本申请的具体实施方式或对具体实施方式的说明，本申请的保护范围并不局限于此，任何熟悉本技术领域的技术人员在本申请揭露的技术范围内，可轻易想到变化或替换，都应涵盖在本申请的保护范围之内。本申请的保护范围应以权利要求的保护范围为准。

权利要求

1.一种异常检测方法，其特征在于，所述方法包括：

获取待测图像，所述待测图像中包括目标对象；

将所述待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征；

5 将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，所述异常检测结果用于指示所述目标对象是否存在异常区域；

其中，所述特征提取模块用于提取所述待测图像的多尺度的图像特征并将所述多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的所述目标图像特征，所述异常判断模块用于基于特征库与所述特征提取模块输出的所述目标图像特征进行比较以确定所述异常检测
10 结果，所述特征库为所述特征提取模块对多个第一样本图像进行特征提取后获得的样本特征库。

2.如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述特征提取模块包括初始特征提取网络、堆叠流网络和特征合并网络，所述将所述待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征，包括：

15 将所述待测图像输入所述初始特征提取网络，以获取第一图像特征，所述第一图像特征对应的特征尺度为多尺度；

将所述第一图像特征输入所述堆叠流网络，通过所述堆叠流网络将所述第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，所述第二图像特征与所述第一图像特征所对应的特征尺度相同；

20 将所述第二图像特征输入所述特征合并网络，以获得所述目标图像特征；

其中，所述堆叠流网络和所述特征合并网络用于执行所述归一化流处理。

3.如权利要求 2 所述的方法，其特征在于，所述待测图像包括多个图像块，所述将所述待测图像输入所述初始特征提取网络，以获取第一图像特征，包括：

将所述多个图像块分别输入所述初始特征提取网络，以获取所述多个图像块各自对应的
25 的第一图像块特征，其中，所述第一图像特征包括所述多个图像块各自对应的第一图像块特征；

所述将所述第一图像特征输入所述堆叠流网络，通过所述堆叠流网络将所述第一图像特征映射到潜在空间，以获得第二图像特征，包括：

将所述多个图像块各自对应的所述第一图像块特征分别输入到所述堆叠流网络，通过

所述堆叠流网络将所述多个图像块各自对应的所述第一图像块特征映射到潜在空间，以获得所述多个图像块各自对应的第二图像块特征，其中，所述第二图像特征包括所述多个图像块各自对应的第二图像块特征；所述将所述第二图像特征输入所述特征合并网络，以获得所述目标图像特征，包括：

5 将所述多个图像块各自对应的第二图像块特征输入所述特征合并网络，以获得所述多个图像块各自对应的目标图像块特征，其中，所述目标图像特征包括所述多个图像块各自对应的目标图像块特征。

4.如权利要求1或2所述的方法，其特征在于，所述将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，包括：

10 通过所述异常判断模块，计算所述目标图像特征与所述特征库中的参考图像特征之间的距离；

在所述距离大于或等于第一距离阈值时，确定所述目标对象存在异常区域。

5.如权利要求3所述的方法，其特征在于，所述特征库包括与多个图像位置中的每个图像位置对应的参考图像块特征，所述将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，包括：

15 对于所述多个图像块中的每个图像块，通过所述异常判断模块，计算该图像块所对应的目标图像块特征与所述特征库中的特定参考图像块特征之间的距离，所述特定参考图像块特征为与该图像块所在的图像位置对应的参考图像块特征；

在所述距离大于或等于第二距离阈值时，确定该图像块内存在异常区域。

20 6.如权利要求1或2所述的方法，其特征在于，所述经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：

获取多个第二样本图像；

将所述多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征；

25 基于所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；

基于所述预测损失值对所述待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得所述经训练的异常检测模型。

7.如权利要求3所述的方法，其特征在于，所述经训练的异常检测模型通过以下方式训练获得：

获取多个第二样本图像；

将所述多个第二样本图像分别输入待训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得所述多个第二样本图像各自对应的由所述堆叠流网络输出的样本图像特征，所述样本图像特征包括多尺度的子样本图像特征；

- 5 基于所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值；
 基于所述预测损失值对所述待训练的异常检测模型中的特征提取模块中的参数进行优化，以获得所述经训练的异常检测模型；

其中，所述基于所述多个第二样本图像各自对应的样本图像特征之间的差异，计算预测损失值，包括：

- 10 对于所述样本图像特征的每个特征尺度，基于所述多个第二样本图像各自对应的该特征尺度下的子样本图像特征之间的差异，计算该特征尺度下的子预测损失值；

对所述样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均，获得所述预测损失值。

- 8.如权利要求7所述的方法，其特征在于，在对所述样本图像特征的所有特征尺度下的子预测损失值求和或求平均时，不同特征尺度下的子预测损失值具有不同的权重因子。

9.如权利要求1-3任一项所述的方法，其特征在于，在所述将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果之前，所述方法还包括：

获取多个第一样本图像；

- 20 将所述多个第一样本图像分别输入所述经训练的异常检测模型中的所述特征提取模块，以获得所述多个第一样本图像各自对应的样本图像特征；

将所述多个第一样本图像各自对应的样本图像特征进行聚类；

保留聚类获得的每个聚类分组中的代表性样本图像特征作为参考图像特征，以获得所述特征库。

- 25 10.一种异常检测装置，其特征在于，包括：

获取模块，用于获取待测图像，所述待测图像中包括目标对象；

第一输入模块，用于将所述待测图像输入经训练的异常检测模型中的特征提取模块，以获得目标图像特征；

第二输入模块，用于将所述目标图像特征输入所述经训练的异常检测模型中的异常判

断模块，以获得所述目标对象的异常检测结果，所述异常检测结果用于指示所述目标对象是否存在异常区域；

其中，所述特征提取模块用于提取所述待测图像的多尺度的图像特征并将所述多尺度的图像特征通过归一化流处理转换为预设尺度的所述目标图像特征，所述异常判断模块用于基于特征库与

5 所述特征提取模块输出的所述目标图像特征进行比较以确定所述异常检测结果。

11.一种电子设备，包括处理器和存储器，其特征在于，所述存储器中存储有计算机程序指令，所述计算机程序指令被所述处理器运行时用于执行如权利要求 1-9 任一项所述的异常检测方法。

10 12.一种存储介质，存储有计算机程序/指令，其特征在于，所述计算机程序/指令在运行时用于执行如权利要求 1-9 任一项所述的异常检测方法。