

用于在线训练辐射图像识别模型的方法、辐射图像识别方法和装置

技术领域

本公开涉及图像处理技术领域，具体涉及一种用于在线训练辐射图像识别模型的方法和装置、辐射图像识别方法和装置、电子设备、计算机可读存储介质和程序产品。

背景技术

辐射成像技术的广泛应用为特异物品识别带来了极大的便利，但快速增加的包裹数量和通过率要求对传统的人工判图产生了巨大压力，迫切需要更为自动化的识别方法。辐射图像智能识别技术应运而生，该技术利用基于深度学习的目标检测方法对采集的辐射图像进行自动识别与报警，大大减轻了人力负担。

目前，基于深度学习的辐射图像识别方法在部署到辐射检查现场后，每当用户的需求发生变化时，需要将现场采集的数据回传给辐射图像智能识别系统的开发者，由开发者进行人工标注，基于人工标注的结果进行模型训练，然后将训练好的模型更新到辐射检查现场后，才能进行现场使用，这一套流程实施周期较长、效率较低且无法满足用户（即辐射图像智能识别系统的使用者）对数据保密的需求。而且，在辐射检查现场采集的数据量极大，现有标注方式需要标注全部感兴趣类别的全部物体，标注工作需要的人力较多，且标注效率较低。

在本部分中公开的以上信息仅用于对本公开的发明构思的背景的理解，因此，以上信息可包含不构成现有技术的信息。

发明内容

鉴于上述技术问题中的至少一个方面，提出了一种用于在线训练辐射图像识别模型的方法和装置、辐射图像识别方法和装置、电子设备、计算机可读存储介质和程序产品。

在一个方面，提供一种用于在线训练辐射图像识别模型的方法，

所述辐射图像识别模型应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述辐射检查系统中预先存储有预置数据，所述预置数据包括第一辐射图像，所述方法包括：

在辐射检查现场采集第二辐射图像；

在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象；

在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集；以及

利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。

根据一些示例性的实施例，所述预置数据中的第一辐射图像包括如下情况中的至少一个：

所述预置数据中的第一辐射图像带有第一标注信息，所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象；

所述预置数据中的第一辐射图像不包括任何感兴趣对象；

所述预置数据包括多个第一辐射图像，所述多个第一辐射图像中的一些第一辐射图像带有第一标注信息，所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象，所述多个第一辐射图像中的一些第一辐射图像不包括任何感兴趣对象。

根据一些示例性的实施例，所述在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据包括：

从所述第二辐射图像中提取所述第二标注信息对应的感兴趣对象；以及

将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集。

根据一些示例性的实施例，所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部类别的全部感兴趣对象。所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的感兴趣对象，或者，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的部分感兴趣对象。

根据一些示例性的实施例，所述第一标注信息包括标注在所述第一辐射图像中的至少一个第一标注框和至少一个第一标签，所述至少一个第一标注框分别用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的位置，所述至少一个第一标签分别用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的类别。

根据一些示例性的实施例，所述第二标注信息包括标注在所述第二辐射图像中的至少一个第二标注框和至少一个第二标签，所述至少一个第二标注框分别用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象的位置，所述至少一个第二标签分别用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象的类别。

根据一些示例性的实施例，所述将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集，具体包括：

将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像；

在所述训练用辐射图像中生成第三标注框和第三标签，其中，所述第三标注框根据所述第二标注框生成，所述第三标签与所述第二标签相同，用于指示所述第三标注框包围的感兴趣对象的类别；以及

根据带有所述第一标注框、所述第一标签、所述第三标注框和所述第三标签的训练用辐射图像，形成所述训练数据集。

根据一些示例性的实施例，所述第一辐射图像包括透明区域和不透明区域，所述将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像，具体包括：

从所述第一辐射图像的透明区域中挑选出满足插入要求的区域作为至少一个候选插入区域；

根据数据合成规则，从所述至少一个候选插入区域中挑选出一个作为插入区域；以及

将提取出的感兴趣对象插入所述插入区域处。

根据一些示例性的实施例，所述满足插入要求包括：所述候选插入区域的面积或体积大于等于所述待插入的感兴趣对象的面积或体

积。

根据一些示例性的实施例，所述数据合成规则包括：在所述第一辐射图像中周围物体对候选插入区域的隐蔽程度符合指定要求。

根据一些示例性的实施例，所述方法还包括：

根据所述第二辐射图像的不完备标注信息形成所述第二辐射图像的准完备标注信息；以及

将带有准完备标注信息的第二辐射图像确定为所述训练数据集的一部分。

根据一些示例性的实施例，所述根据所述第二辐射图像的不完备标注信息形成所述第二辐射图像的准完备标注信息，具体包括：

检测所述第二辐射图像中未标注的感兴趣对象；

计算所述未标注的感兴趣对象与所述第二标注信息对应的感兴趣对象之间的相似度；以及

当所述相似度满足相似度阈值要求时，利用所述第二标注信息标注所述未标注的感兴趣对象，以形成所述第二辐射图像的准完备标注信息。

根据一些示例性的实施例，所述将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像，具体包括：

对提取出的感兴趣对象进行数据增广操作，以形成增广数据，其中，所述提取出的感兴趣对象的数量为 n ，所述增广数据包括的感兴趣对象的数量为 N ， $N=m*n$ ，其中， n 为大于等于 1 的正整数， m 为大于等于 2 的正整数；以及

将所述增广数据包括的 N 个感兴趣对象分别插入所述第一辐射图像中，以形成多个训练用辐射图像。

根据一些示例性的实施例，所述数据增广操作包括如下操作中的至少一种：翻转，旋转，和数值抖动操作。

根据一些示例性的实施例，所述训练数据集包括第一训练数据子集和第二训练数据子集，所述第一训练数据子集和所述第二训练数据子集具有不同的数据分布，所述第一训练数据子集包括预置数据，所述第二训练数据子集包括在辐射检查现场采集的未经标注的第三辐

射图像，所述方法还包括：

利用所述第一训练数据子集训练所述辐射图像识别模型；以及
利用第二训练数据子集训练经所述第一训练数据子集训练过的辐射图像识别模型，

其中，在利用第二训练数据子集训练经所述第一训练数据子集训练过的辐射图像识别模型的过程中，通过调整所述辐射图像识别模型的特征层的参数，最小化所述第一训练数据子集和所述第二训练数据子集之间的距离。

根据一些示例性的实施例，所述预置数据包括辐射检查中的典型样本，所述典型样本通过遗传方法筛选得到。

根据一些示例性的实施例，所述在线标注所述第二辐射图像包括：
自动检测所述第二辐射图像中的未知类别的感兴趣对象；以及
发出提醒信号，所述提醒信号用于提醒对所述第二辐射图像中的未知类别的感兴趣对象进行标注。

根据一些示例性的实施例，所述利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型包括：

利用所述训练数据集训练多个备选模型；
根据规定指标筛选所述多个备选模型；以及
将所述多个备选模型中满足规定指标的一个确定为所述辐射图像识别模型。

在另一方面，提供一种辐射图像识别方法，所述辐射图像识别方法应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述方法包括：

在辐射检查现场采集待识别辐射图像；
将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型中，其中，所述辐射图像识别模型为如上所述的方法训练得到的；以及
利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。

在又一方面，提供一种用于在线训练辐射图像识别模型的装置，所述辐射图像识别模型应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述辐射检查系统中预先存储有预置数据，所述

预置数据包括第一辐射图像，所述装置包括：

采集模块，用于在辐射检查现场采集第二辐射图像；

在线标注模块，用于在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象；

在线合成模块，用于在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集；以及

训练模块，用于利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。

根据一些示例性的实施例，所述在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据包括：

从所述第二辐射图像中提取所述第二标注信息对应的感兴趣对象；以及

将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集。

在又另一方面，提供一种辐射图像识别装置，所述辐射图像识别装置应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述装置包括：

采集模块，用于在辐射检查现场采集待识别辐射图像；

输入模块，用于将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型中，其中，所述辐射图像识别模型为如上所述的方法训练得到的；以及

识别模块，用于利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。

在再一方面，提供一种电子设备，包括：

一个或多个处理器；

存储装置，用于存储一个或多个程序，

其中，当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行如上所述的方法。

根据一些示例性的实施例，所述电子设备为辐射检查设备。

在再另一方面，提供一种计算机可读存储介质，其上存储有可执行指令，该指令被处理器执行时使处理器执行如上所述的方法。

在仍另一方面，提供一种计算机程序产品，包括计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现如上所述的方法。

在本公开的实施例中，可以直接利用现场采集的不完备标注数据而消除其带来的负面影响，这样可以大大降低用户的标注负担。具体地，能够利用不完备标注或极度不完备标注的数据，即数据集中每一类别均不需完全标注，或者可以仅仅标注一幅图像中感兴趣类别的部分物体，以最大程度的减少标注负担，提升系统的鲁棒性。此外，可以保证现场采集的数据不出现场，即不用回传现场采集的数据，从而满足了用户的保密需求。

附图说明

为了更好地理解本公开，将根据以下附图对本公开进行详细描述：

图 1 是根据本公开实施方式的辐射检查系统的结构示意图。

图 2 是根据本公开的一些示例性实施例的实现重建扫描方式的 CT 扫描装置的示意图。

图 3 示出了根据本公开的实施例得到的衰减信号数据的例子。

图 4 是根据本公开的实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的示意图。

图 5 是根据本公开的一些示例性实施例的预置数据中的辐射图像的示意图。

图 6A 是根据本公开的一些示例性实施例的现场采集数据中的辐射图像的示意图。

图 6B 是根据本公开的一些示例性实施例的合成数据中的辐射图像的示意图。

图 7 是根据本公开的一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法中的在线合成步骤的示意图。

图 8 是根据本公开的一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法中的在线合成步骤的详细流程图。

图 9 是根据本公开的另一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的示意图。

图 10 是图 9 中的操作 S910 的详细流程图。

图 11 是根据本公开的另一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的示意图。

图 12 是根据本公开的一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的在线训练步骤的示意图。

图 13 是根据本公开的示例性实施例的辐射图像识别方法的示意图。

图 14 是根据本公开的示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的装置的结构框图。

图 15 是根据本公开的示例性实施例的辐射图像识别装置的结构框图。

图 16 示意性示出了根据本公开的示例性实施例的适于实现在线训练辐射图像识别模型的方法或辐射图像识别方法的电子设备的结构框图。

具体实施方式

下面将详细描述本公开的具体实施例，应当注意，这里描述的实施例只用于举例说明，并不用于限制本公开。在以下描述中，为了提供对本公开的透彻理解，阐述了大量特定细节。然而，对于本领域普通技术人员显而易见的是：不必采用这些特定细节来实行本公开。在其他实例中，为了避免混淆本公开，未具体描述公知的结构、材料或方法。

在整个说明书中，对“一个实施例”、“实施例”、“一个示例”或“示例”的提及意味着：结合该实施例或示例描述的特定特征、结构或特性被包含在本公开至少一个实施例中。因此，在整个说明书的各个地方出现的短语“在一个实施例中”、“在实施例中”、“一个示例”或“示例”不一定都指同一实施例或示例。此外，可以以任何适当的组合和/或子组合将特定的特征、结构或特性组合在一个或多个实施例或示例中。

此外，本领域普通技术人员应当理解，这里使用的术语“和/或”包括一个或多个相关列出的项目的任何和所有组合。

在此使用的术语仅仅是为了描述具体实施例，而并非意在限制本公开。在此使用的术语“包括”、“包含”等表明了所述特征、步骤、操作和/或部件的存在，但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、步骤、操作或部件。

在此使用的所有术语（包括技术和科学术语）具有本领域技术人员通常所理解的含义，除非另外定义。应注意，这里使用的术语应解释为具有与本说明书的上下文相一致的含义，而不应以理想化或过于刻板的方式来解释。

发明人经研究发现，辐射成像技术的广泛应用为特异物品识别带来了极大的便利，但快速增加的包裹数量和通过率要求对传统的人工判图产生了巨大压力，迫切需要更为自动化的识别方法。

随着 GPU 硬件技术的快速发展，深度学习这一方法走进了各行各业，它的出现创新性地改变了业界的基础研究手段。作为深度学习方法的基础——人工神经网络，其基本单元“神经元”的概念已经被熟知。在神经网络发展初期，一般是采用全连接的方式来连接相邻神经元。然而对于图像处理任务，这样的连接方式对于参数量的需求是极其巨大且不可接受的。为了解决这个问题，受生物视觉模型中局部感知特性的启发，卷积神经网络模型被提出。该模型通过引入卷积的计算方式，利用其局部连接、权值共享的特性，极大地降低了网络的参数量并使其对于复杂的计算机视觉任务的处理成为可能。

在计算机视觉领域，深度学习方法的一个重要应用场景是目标检测，即对于一张输入图像，算法能够给出物体的位置信息（包围框或边缘轮廓）及其所属类别，这在违禁品识别、自动驾驶、异常检测等方面有着重要的应用。对于目标检测问题，经典的解决方法有准确率较高的两阶段方法——RCNN 系列以及速度较快的一阶段方法——SSD 和 YOLO 系列。近年来，许多研究者基于这几类方法进行改进，提出了各种各样的变种方法来兼顾检测效果与检测速度。

随着辐射成像技术和深度学习技术的发展，辐射图像智能识别技

术应运而生，该技术利用基于深度学习的目标检测方法对采集的辐射图像进行自动识别与报警，大大减轻了人力负担。例如，CT 扫描技术利用射线探测物体内部三维结构信息，具有成本低廉、无损且直观地探测物体内部结构的能力，在医学成像、安全检查、工业探伤等诸多领域均取得了显著的成果。其中安检 CT 的双能材料识别技术，可以分辨物体原子序数等材料信息，极大提升了危险品探测的能力。CT 技术的广泛应用为特异物品识别带来了极大的便利，但快速增加的包裹数量和通过率要求对传统的人工判图产生了巨大压力，迫切需要更为自动化的识别方法。CT 智能识别技术应运而生，该技术利用基于深度学习的目标检测方法对 CT 扫描数据进行自动识别与报警，大大减轻了人力负担。

发明人经研究发现，基于深度学习的辐射图像智能识别技术在实际应用过程中至少存在以下问题中的至少一个方面：

(1) 辐射图像智能识别系统在部署到辐射检查现场后，每当用户更新需求时，需要将现场采集的数据回传给辐射图像智能识别系统的开发者，由开发者进行人工标注，基于人工标注的结果进行模型训练，然后将训练好的模型更新到辐射检查现场后，才能进行现场使用，这一套流程实施周期较长、效率较低且无法满足用户（即辐射图像智能识别系统的使用者）对数据保密的需求。

(2) 在辐射检查现场采集的数据量极大，现有标注方式需要标注全部感兴趣类别的全部物体，标注工作需要的人力较多，且标注效率较低。如果不对需要标注全部感兴趣类别的全部物体进行全部标注，又会造成无法充分利用现场采集数据的问题。

(3) 随着现场使用过程中用户需求的不断变化以及一些突发事件的影响，需要检测的物体类别将会不断更新，现有的辐射图像智能识别系统不能够灵活、便捷地随着用户需求在原有基础上新增可检测的类别。

(4) 在不同的使用现场所采集的数据分布并不相同，具体表现在物体类别、数量分布等不同。现有的辐射图像智能识别系统不能够根据现场数据调整模型至最佳检测效果。

为了解决上述问题的至少一个方面，本公开的实施例提供了一种用于在线训练辐射图像识别模型的方法，所述辐射图像识别模型应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述辐射检查系统中预先存储有预置数据，所述预置数据包括第一辐射图像，所述方法包括：在辐射检查现场采集第二辐射图像；在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象；在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集；以及利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。

在本公开的实施例中，可以直接利用现场采集的不完备标注数据而消除其带来的负面影响，这样可以大大降低用户的标注负担。具体地，能够利用不完备标注或极度不完备标注的数据，即数据集中每一类别均不需完全标注，或者可以仅仅标注一幅图像中感兴趣类别的部分物体，以最大程度的减少标注负担，提升系统的鲁棒性。此外，可以保证现场采集的数据不出现场，即不用回传现场采集的数据，从而满足了用户的保密需求。

本公开的实施例还提供了一种辐射图像识别方法，所述辐射图像识别方法应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述方法包括：在辐射检查现场采集待识别辐射图像；将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型中，其中，所述辐射图像识别模型为如上所述的方法训练得到的；以及利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。

在本公开的实施例中，通过利用经大量现场采集数据训练的辐射图像识别模型，可以提高辐射图像识别的准确度。

下面，以 CT 辐射检查为例，对本公开的实施例进行详细描述，应该理解，本公开的实施例不局限于 CT 辐射检查场景，它可以适用于各种辐射检查场景。例如，X 光机安检、太赫兹（毫米波）人体安检等。再例如，它可以适用于包括各种不同的检查对象的辐射检查场景，包括但不限于车辆辐射检查、行李/包裹辐射检查、人体辐射检

查等。需要说明的是，此处对辐射检查场景的描述并非穷举式的描述，此处的描述不应理解为对本公开的保护范围的限制。

需要说明的是，本公开的实施例不局限于目标检测任务，还可应用于图像分类、图像分割等任务。同样的，对于检测的对象也不限制数据的维度，可以是下面的实施例中用于举例说明的三维数据，也可以是二维数据、伪三维数据（深度数据）等。这样，在本文中，除非另有说明，表述“图像识别”包括但不限于目标检测、图像分类、图像分割等各种任务。

图 1 是根据本公开实施方式的辐射检查系统的结构示意图。在图 1 中，CT 扫描装置作为所述辐射检查系统的一个示例被示意性示出。如图 1 所示，根据本实施方式的 CT 扫描装置包括：机架 20、承载机构 40、控制器 50、数据处理器 60（例如计算机）等。机架 20 包括发出检查用 X 射线的射线源 10，诸如 X 光机，以及探测和采集装置 30。承载机构 40 承载被检查对象（例如被检查行李）70 穿过机架 20 的射线源 10 与探测和采集装置 30 之间的扫描区域，同时机架 20 围绕被检查对象 70 的前进方向转动，从而由射线源 10 发出的射线能够透过被检查对象 70，对被检查对象 70 进行 CT 扫描。探测和采集装置 30 例如是具有整体模块结构的探测器及数据采集器，例如平板探测器，用于探测透射被检液态物品的射线，获得模拟信号，并且将模拟信号转换成数字信号，从而输出被检查对象 70 针对 X 射线的投影数据。控制器 50 用于控制整个系统的各个部分同步工作。数据处理器 60 用来处理由数据采集器采集的数据，对数据进行处理并重建，输出结果。

如图 1 所示，射线源 10 置于可放置被检物体的一侧，探测和采集装置 30 置于被检查对象 70 的另一侧，包括探测器和数据采集器，用于获取被检查对象 70 的透射数据和/或多角度投影数据。数据采集器中包括数据放大成形电路，它可工作于（电流）积分方式或脉冲（计数）方式。探测和采集装置 30 的数据输出电缆与控制器 50 和数据处理器 60 连接，根据触发命令将采集的数据存储在数据处理器 60 中。

在本公开的实施例中，数据处理器 60 中可以部署辐射图像识别

系统 80，辐射图像识别系统 80 中部署有辐射图像识别模型，所述辐射图像识别系统 80 可以利用辐射图像识别模型对采集到的现场数据（例如辐射图像）进行识别，所述识别可以包括目标检测，例如，检测所述辐射图像中的感兴趣对象。例如，所述感兴趣对象可以是各类违禁品。应该理解，所述感兴趣对象的具体类别取决于所述辐射检查系统布置的辐射检查现场，或者说，所述感兴趣对象的具体类别由所述辐射检查系统的使用者（在本文中也称为用户）根据具体的辐射检查需要确定，它可以随辐射检查需要动态调整。

在本公开的实施例中，射线源 10 例如可以为 X 光机，可以根据成像的分辨率选择合适的 X 光机焦点尺寸。在其他实施例中也可以不使用 X 光机，而是使用直线加速器等产生 X 射线束。

探测和采集装置 30 包括 X 射线探测器和数据采集电路等。X 射线探测器可以使用固体探测器，也可以使用气体探测器或者其他探测器，本公开的实施例不限于此。数据采集电路包括读出电路、采集触发电路及数据传输电路等。

控制器 50 和数据处理器 60 的组合例如包括安装有控制程序和数据处理程序的计算机设备，负责完成 CT 扫描装置的运行过程的控制，包括机械转动、电气控制、安全联锁控制等，从投影数据重建 CT 图像，训练辐射图像识别模型，并且利用训练好的辐射图像识别模型识别辐射图像等。

图 2 是根据本公开的一些示例性实施例的实现重建扫描方式的 CT 扫描装置的示意图。如图 2 所示，从射线源 10 发出的 X 射线透射视野 45 中的被检查对象 70 的一部分后，被探测和采集装置 30 接收，转换成电信号并进而转换成表示衰减值的数字信号，作为投影数据，由计算机进行重建，以得到质量较高的图像。

根据本公开的实施例，利用上述 CT 扫描装置对被检查对象进行 CT 扫描，得到原始衰减信号。一排探测器对应的衰减信号数据也可以显示为二维图像的形式，图 3 示出了根据本公开的实施例得到的衰减信号数据的例子。如图 3 所示的原始衰减信号的横轴方向表示探测器列方向像素序列（例如从 1 到 256），而纵轴表示角度（例如从 1

度到 360 度)。原始衰减信号进行预处理后成为投影数据。例如,可以由 CT 扫描装置对投影数据进行负对数变换等预处理得到投影数据。然后,数据处理器 60 执行重建程序,例如,可以采用领域内主流解析重建方法,得到重建图像,该重建图像为本公开实施例中提及的辐射图像。

在本公开的实施例中,数据处理器 60 可以对上述重建图像(即辐射图像)进行图像识别(例如目标检测),以识别出辐射图像中的感兴趣对象(例如违禁品)。具体地,所述数据处理器 60 中可以部署辐射图像识别系统 80,辐射图像识别系统 80 中部署有辐射图像识别模型,所述辐射图像识别系统 80 可以利用辐射图像识别模型对所述辐射图像进行识别。

图 4 是根据本公开的实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的示意图。在本公开的实施例中,所述辐射图像识别模型应用于辐射检查系统(例如图 1 所示的 CT 扫描装置)中,所述辐射检查系统布置在辐射检查现场,所述辐射检查系统中预先存储有预置数据,所述预置数据包括第一辐射图像。所述用于在线训练辐射图像识别模型的方法可以包括下面的操作 S410~S440。

在本公开的实施例中,所述预置数据中的第一辐射图像包括如下情况中的至少一个:所述预置数据中的第一辐射图像带有第一标注信息,所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象;所述预置数据中的第一辐射图像不包括任何感兴趣对象;所述预置数据包括多个第一辐射图像,所述多个第一辐射图像中的一些第一辐射图像带有第一标注信息,所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象,所述多个第一辐射图像中的一些第一辐射图像不包括任何感兴趣对象。也就是说,所述预置数据中的第一辐射图像带有指示出所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的第一标注信息,和/或,所述预置数据中的第一辐射图像可以不包括任何感兴趣对象,此时,所述第一辐射图像仅提供背景信息。

在操作 S410 中,在辐射检查现场采集第二辐射图像。

在本公开的实施例中,所述辐射图像识别模型由开发者提供,所

述辐射检查系统中预先存储有预置数据，所述预置数据可以由开发者预先配置的安全包中的数据，也可以是经用户确认的现场数据。然后，所述辐射图像识别模型被部署在辐射检查系统中。在实际应用时，部署有辐射图像识别模型的辐射检查系统布置在辐射检查现场，以供用户在辐射检查现场使用。例如，所述辐射检查现场可以是机场、地铁等安检现场，也可以是港口、码头、车辆检查站等检查现场，本公开的实施例不对辐射检查现场做特别限制。

例如，在操作 S410 中，使用所述辐射检查系统的用户操作如图 1 所示的辐射检查系统，对采集的投影数据进行重建，从而获得辐射图像。以此方式，实现在辐射检查现场采集第二辐射图像。

在本公开的实施例中，所述预置数据为开发者提供的、非现场采集的数据；所述第二辐射图像为现场采集的。

例如，预留的安全包可以尽可能涵盖前期采集的不同现场的数据以及实验室中制作的特定数据等。

在本公开的实施例中，所述预置数据包括辐射检查中的典型样本，所述典型样本通过遗传方法筛选得到。具体地，可以但不限于如下遗传方法筛选得出所述典型样本：设定典型样本数量为 Q ，对于完整训练数据集，我们从中随机抽取数量为 Q 的样本，共抽取 q 次，可以分别训练出 q 个独立的模型。然后根据模型在测试数据上的量化指标表现（准确率、误报率等），我们筛选出表现较好的 $q/2$ 个模型，并把对应的这 $q/2$ 组数据随机打乱，从中重新采样出 q 组数据（每组仍为 Q 个），再次进行模型训练、筛选与数据重新采样。重复这一过程，直到训练出来的最优模型的指标不再有明显提升或已筛选出数量为 Q 的典型样本。

在本公开的实施例中，在系统内预置每一类别的典型样本，在加入新增类别的数据或原有类别的漏报误报数据后，将全部数据合并在一起训练所述模型，从而实现持续学习的功能，即能够自动新增检测类别或提高已有类别检测性能，与此同时不降低其他类别的检测效果。

在操作 S420 中，在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射

图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象。

需要说明的是，在本文中，表述“在线”表示在辐射检查现场进行的操作，它是相对于需要进行数据回传等“非在线”或“离线”操作而言的。例如，“在线标注”表示在辐射检查现场进行的标注，即，在不需要将数据回传给开发者的情况下在辐射检查现场进行的标注；同样地，“在线合成”表示在辐射检查现场进行的合成，即，在不需要将数据回传给开发者的情况下在辐射检查现场进行的合成；“在线训练”表示在辐射检查现场进行的训练，即，在不需要将数据回传给开发者的情况下在辐射检查现场进行的训练。

还需要说明的是，在本文中，表述“不完备标注信息”表示该标注信息仅指示了被标注的图像中的部分感兴趣对象，而没有指示出被标注的图像中的全部感兴趣对象。相对而言，表述“完备标注信息”表示该标注信息指示了被标注的图像中的全部感兴趣对象。例如，以辐射图像中的感兴趣对象的类别为例，某个辐射图像中可以有 k 个类别的感兴趣对象， k 为大于等于 1 的正整数，例如， k 可以等于 5、8、10 等。例如，所述 k 个类别可以分别对应各个辐射检查现场规定的违禁品的类别。如果在进行标注时，标注信息完全反应出该辐射图像中的 k 个类别的所有感兴趣对象，则可以认为该标注信息为完备标注信息。也就是说，“完备标注”、“完备标注信息”等表述可以表示图像中全部类别的全部物体均被标注。如果在进行标注时，标注信息未完全反应出该辐射图像中的 k 个类别的感兴趣对象，例如，标注信息仅反应出该辐射图像中的 p 个类别的感兴趣对象 ($p < k$)，例如， p 甚至可以等于 1，或者，标注信息没有反应出辐射图像中某个类别的全部对象，则可以认为该标注信息为不完备标注信息。也就是说，“不完备标注”、“不完备标注信息”等表述可以表示没有标注出图像中所有类别或没有标注出图像中某一或某些类别的全部物体。在一些示例中，本文中的“不完备标注”、“不完备标注信息”等表述包括仅标注图像中某一类别的一个物体，即，可以包括极端不完备的情况。

在该操作 S420 中，在不需要回传第二辐射图像的情况下，可以

在线标注所述第二辐射图像，以形成现场采集数据。

在本公开的实施例中，所述预置数据为具有完备标注信息的数据，操作 S420 中形成的所述现场采集数据为具有不完备标注信息的数据。例如，在所述预置数据中，所述第一标注信息指示所述第一辐射图像中全部类别的全部感兴趣对象。在操作 S420 中形成的所述现场采集数据中，所述第二标注信息指示所述第二辐射图像中部分类别的感兴趣对象，或者，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的部分感兴趣对象。

例如，所述第一辐射图像中全部感兴趣对象包括 u_1 个类别， u_1 为大于等于 1 的正整数，在 u_1 个类别中的一个类别 u_i 中，该类别的感兴趣对象的数量为 v_{ui} 。具体地，在所述第一辐射图像中，第 1 类别的感兴趣对象的数量为 v_1 ，第 2 类别的感兴趣对象的数量为 v_2 ，以此类推，第 u_1 个类别的感兴趣对象的数量为 v_{u1} 。所述第一标注信息指示所述第一辐射图像中全部类别的全部感兴趣对象。即，第一标注信息指示出了全部的 u_1 个类别的感兴趣对象，而且，第一标注信息指示出了每一个类别中的全部数量的感兴趣对象。具体地，第一标注信息指示出了：第 1 类别的 v_1 个感兴趣对象，第 2 类别的 v_2 个感兴趣对象，以此类推，第 u_1 类别的 v_{u1} 个感兴趣对象。

例如，所述第二辐射图像中全部感兴趣对象包括 u_2 个类别，在 u_2 个类别中的一个类别 u_i 中，该类别的感兴趣对象的数量为 w_i 。具体地，在所述第二辐射图像中，第 1 类别的感兴趣对象的数量为 w_1 ，第 2 类别的感兴趣对象的数量为 w_2 ，以此类推，第 u_2 个类别的感兴趣对象的数量为 w_{u2} 。所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的感兴趣对象，或者，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的部分感兴趣对象。即，第二标注信息指示出了全部的 u_2 个类别中的一部分类别的感兴趣对象，例如，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中 u_3 个类别的感兴趣对象， u_2 为大于等于 2 的正整数， u_3 为正整数且 $1 \leq u_3 < u_2$ 。再例如，所述第二标注信息可以用于指示所述第二辐射图像中第 u_i 个类别的感兴趣对象中的部分数量的感兴趣对象。例如，当所述第二标注信息用于指

示所述第二辐射图像中第 ui 个类别的感兴趣对象时，在第二辐射图像中，第 ui 个类别的感兴趣对象的数量为 wui ，但是，所述第二标注信息可以指示出 wui 个感兴趣对象中的 $1 \sim wui$ 个，例如，所述第二标注信息可以仅指示出 wui 个感兴趣对象中的 1 个，或者，所述第二标注信息可以指示出 wui 个感兴趣对象中的 wui 个。

在本公开的实施例中，所述在线标注所述第二辐射图像可以包括：自动检测所述第二辐射图像中的未知类别的感兴趣对象；以及发出提醒信号，所述提醒信号用于提醒对所述第二辐射图像中的未知类别的感兴趣对象进行标注。这样，可以自动识别潜在的未知物体，在大多数情况下用户便不需手动标记物体的位置，只需给出相应标签即可，从而可以提高系统的用户友好度。

例如，在在线标注阶段，可以有针对性地保留不与标签重合但得分较高的包围框，并将其标签标记为未知类别，参与模型的后续分类过程，从而避免将其定义为背景而抑制掉。

例如，所述第一标注信息包括标注在所述第一辐射图像中的至少一个第一标注框和至少一个第一标签，所述至少一个第一标注框分别用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的位置，所述至少一个第一标签分别用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的类别。图 5 是根据本公开的一些示例性实施例的预置数据中的辐射图像的示意图。参照图 5，所述第一辐射图像中包括 2 个类别的感兴趣对象，分别为平板电脑和手表。所述第一标注信息包括用于标注出平板电脑的第一标注框 11 和第一标签“平板电脑”，以及用于标注出手表的第一标注框 12 和第一标签“手表”。

例如，所述第二标注信息包括标注在所述第二辐射图像中的至少一个第二标注框和至少一个第二标签，所述至少一个第二标注框分别用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象的位置，所述至少一个第二标签分别用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象的类别。图 6A 是根据本公开的一些示例性实施例的现场采集数据中的辐射图像的示意图。参照图 6A，所述第二辐射图像中包括 3 个类别的感兴趣对象，分别为枪支、第一刀具（例如菜刀）和第二刀具（例如匕首）。

所述第二标注信息包括用于标注出第二刀具（例如匕首）的第二标注框 13 和第二标签“刀具”。即，第二标注信息仅标注所述第二辐射图像中的 1 个类别的 1 个感兴趣对象，它为一种不完备标注信息。

需要说明的是，图 5、图 6A、图 6B 中示出的感兴趣对象的类别和标注框仅为说明本公开的实施例而做出的示意性图示，不应理解为本公开的实施例的限制。在其他实施例中，图像中可以包括其它类别的感兴趣对象及相应的标注框。

在操作 S430 中，在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集。

在操作 S440 中，利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。

图 7 是根据本公开的一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法中的在线合成步骤的示意图。参照图 7，所述操作 S430 可以包括操作 S710~S720。

在操作 S710 中，从所述第二辐射图像中提取所述第二标注信息对应的感兴趣对象。

在操作 S720 中，将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集。

在本公开的实施例中，可以直接利用现场采集的不完备标注数据而消除其带来的负面影响，这样可以大大降低用户的标注负担。具体地，能够利用不完备标注或极度不完备标注的数据，即数据集中每一类别均不需完全标注，或者可以仅仅标注一幅图像中感兴趣类别的部分物体，以最大程度的减少标注负担，提升系统的鲁棒性。此外，可以保证现场采集的数据不出现场，即不用回传现场采集的数据，从而满足了用户的保密需求。

在本公开的实施例中，在与用户交互时，不需要用户提供感兴趣对象的类别的完备标注信息，即用户甚至可以仅在某一图像样本中标注出感兴趣类别的一个样例。这种交互要求极大地减轻了用户的负担，增强了系统的鲁棒性。

图 8 是根据本公开的一些示例性实施例的用于在线训练辐射图

像识别模型的方法中的在线合成步骤的详细流程图。图 6B 是根据本公开的一些示例性实施例的合成数据中的辐射图像的示意图。结合参照图 6B 和图 8，所述操作 S720 可以包括操作 S810~S830。

在操作 S810 中，将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像。例如，参照图 6B，将图 6A 中标注出的刀具插入图 5 所示的第一辐射图像中，以形成图 6B 所示的训练用辐射图像。

例如，参照图 5，所述第一辐射图像包括透明区域和不透明区域。

所述操作 S810 可以具体包括：从所述第一辐射图像的透明区域中挑选出满足插入要求的区域作为至少一个候选插入区域；根据数据合成规则，从所述至少一个候选插入区域中挑选出一个作为插入区域；以及将提取出的感兴趣对象插入所述插入区域处。

例如，所述满足插入要求包括：所述候选插入区域的面积或体积大于等于所述待插入的感兴趣对象的面积或体积。

例如，所述数据合成规则包括：在所述第一辐射图像中周围物体对候选插入区域的隐蔽程度符合指定要求。

在该实施例中，对于数据插入操作，根据重建值（即衰减系数）和透明度阈值划分预置数据中辐射图像的透明区域和不透明区域，进而在透明区域中挑选出面积（针对二维图像）或体积（针对三维图像）满足要求的部分作为候选插入区域，同时根据该位置到视平面的距离和其周围物体的多少对插入区域的隐蔽程度进行量化，最终确定一个满足指定隐蔽程度的插入区域。在本公开的实施例中，所述数据插入操作从数据的物理意义出发，保证了合成数据的合理性与真实性。对插入区域隐蔽性的量化则可以生成不同难度（即遮挡程度）的数据，进而保证合成数据的丰富性。

在操作 S820 中，在所述训练用辐射图像中生成第三标注框和第三标签，其中，所述第三标注框根据所述第二标注框生成，所述第三标签与所述第二标签相同，用于指示所述第三标注框包围的感兴趣对象的类别。

在操作 S830 中，根据带有所述第一标注框、所述第一标签、所

述第三标注框和所述第三标签的训练用辐射图像，形成所述训练数据集。

参照图 6B，所述训练用辐射图像中包括 3 个类别的感兴趣对象，分别为平板电脑、手表和刀具。其中，平板电脑、手表为第一辐射图像中自带的感兴趣对象，刀具为从第二辐射图像中提取并插入的感兴趣对象。结合参照图 6A 和图 6B，感兴趣对象“刀具”的标签保持不变，仍为“刀具”。感兴趣对象“刀具”的第三标注框 14 的位置与图 6A 中“刀具”的第二标注框 13 的位置不同，在图 6B 中，感兴趣对象“刀具”的第三标注框 14 的位置是根据插入区域确定的。

在现有的辐射图像智能识别方法中，需要将具有完备标注信息的数据作为训练数据来训练模型，这无疑会大大增加标注的工作量；如果将具有不完备标注信息的数据作为训练数据，在训练过程中，会将训练数据中未标注的感兴趣对象错误地识别为辐射图像的背景，导致训练出来的模型的准确度较低。在本公开的实施例中，可以直接利用不完备标注信息，即仅使用数据中有标注区域的信息，对带有不完备标注信息的第二辐射图像进行分割，将部分被标注的感兴趣对象提取出来，并插入预置数据中，合成含有感兴趣类别物体的训练数据。这样，在不必须对第二辐射图像中的感兴趣对象进行完全标注的情况下，可以解决不完备标注降低模型性能的问题。

在本公开的实施例中，所述将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像，可以具体包括：对提取出的感兴趣对象进行数据增广操作，以形成增广数据，其中，所述提取出的感兴趣对象的数量为 n ，所述增广数据包括的感兴趣对象的数量为 N ， $N=m*n$ ，其中， n 为大于等于 1 的正整数， m 为大于等于 2 的正整数；以及将所述增广数据包括的 N 个感兴趣对象分别插入所述第一辐射图像中，以形成多个训练用辐射图像。

例如，所述数据增广操作包括如下操作中的至少一种：翻转，旋转，和数值抖动操作。

也就是说，在本公开的实施例中，可以将分割提取出的感兴趣对象以不同姿态插入预置数据中，在这种策略下，只需给出少量标注即

可生成大量数据用于模型的在线训练。

图 9 是根据本公开的另一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的示意图。参照图 9，所述方法还可以包括操作 S910~S920。

在操作 S910 中，根据所述第二辐射图像的不完备标注信息形成所述第二辐射图像的准完备标注信息。

需要说明的是，在本文中，表述“准完备标注信息”表示由不完备标注信息经过算法处理后生成的完备标注信息。与完备标注信息类似，准完备标注信息指示了被标注的图像中的全部感兴趣对象。完备标注信息是直接标注的，准完备标注信息是通过不完备标注信息转换生成的。

在操作 S920 中，将带有准完备标注信息的第二辐射图像确定为所述训练数据集的一部分。

图 10 是图 9 中的操作 S910 的详细流程图。参照图 10，所述操作 S910 可以进一步包括操作 S1010~S1030。

在操作 S1010 中，检测所述第二辐射图像中未标注的感兴趣对象。

在操作 S1020 中，计算所述未标注的感兴趣对象与所述第二标注信息对应的感兴趣对象之间的相似度。

在操作 S1030 中，当所述相似度满足相似度阈值要求时，利用所述第二标注信息标注所述未标注的感兴趣对象，以形成所述第二辐射图像的准完备标注信息。

在本公开的实施例中，计算现场数据中由算法检测出的未知物体与用户标注的新类别物体的相似度，相似度度量可以选择但不局限于特征空间中的欧式距离，当距离小于一定阈值时便判定该未知物体属于新增的类别，由此便可生成新增类别的准完备标注信息用于后续训练。

图 11 是根据本公开的另一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的示意图。参照图 11，所述方法还可以包括操作 S1110~S1120。所述训练数据集包括第一训练数据子集和第二训练数据子集，所述第一训练数据子集和所述第二训练数据子集具有

不同的数据分布，所述第一训练数据子集包括预置数据，所述第二训练数据子集包括在辐射检查现场采集的未经标注的第三辐射图像。

在操作 S1110 中，利用所述第一训练数据子集训练所述辐射图像识别模型。

在操作 S1120 中，利用第二训练数据子集训练经所述第一训练数据子集训练过的辐射图像识别模型，其中，在利用第二训练数据子集训练经所述第一训练数据子集训练过的辐射图像识别模型的过程中，通过调整所述辐射图像识别模型的特征层的参数，最小化所述第一训练数据子集和所述第二训练数据子集之间的距离。

由于不同现场采集的数据分布不同，为了达到性能的最优化，在本公开的实施例提供的方法中，可以实现域迁移功能，使得训练好的模型能够在不同现场取得最好的效果。具体地，可以采用无监督域自适应方法，训练集中包含部分有标签的原始数据与无标签的现场实采数据，其中，有标签的原始数据负责训练模型的检测性能，无标签的现场实采数据负责训练模型无差别对待这两部分数据（原始数据与现场实采数据），通过在特征层最小化这两部分数据的距离，从而减小不同现场数据间的差距，让利用原始数据训练的模型能够在不同现场取得最好的检测效果。

在无监督域自适应方法中，源任务和目标任务一样，但是源域和目标域的数据分布不一样，并且源域有大量的标记好的样本，目标域则没有（或者只有非常少的）有标记的样本。需要将源域上从大量的有标记样本中学习的知识迁移到目标域上，来实现相同的任务。

例如，在本公开的实施例中，可以采用基于特征的自适应方法。具体地，可以将源域样本和目标域样本用一个映射函数调整到同一个特征空间，在这个特征空间样本能够对齐。

在本公开的实施例中，也可以采用基于实例的自适应方法。具体地，在基于实例的自适应（Instance Adaption）方法中，考虑到源域中总有一些样本和目标域样本相似，那么就将源域的所有样本的损失函数在训练时都乘以一个权重（即表示“看重”的程度），和目标域越相似的样本，这个权重就越大。通过参数的迁移使得模型能更好的在

目标域上工作。

例如，可以采用如下算法来衡量源域和目标域数据之间的距离：KL 散度（即 KL Divergence）、H 散度（即 H-divergence）和推土机距离（即 Wasserstein distance）等。

图 12 是根据本公开的一些示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的方法的在线训练步骤的示意流程图。参照图 12，所述方法还可以包括操作 S1210~S1230。

在操作 S1210 中，利用所述训练数据集训练多个备选模型。

在操作 S1220 中，根据规定指标筛选所述多个备选模型。

在操作 S1230 中，将所述多个备选模型中满足规定指标的一个确定为所述辐射图像识别模型。

例如，所述多个备选模型可以从已知的各种基于深度学习的模型中选择，包括但不限于 RCNN 系列模型、SSD 和 YOLO 系列模型。所述规定指标可以包括模型推断时间、准确率、召回率、显存占用等已知的模型筛选指标。

本公开的实施例还提供了一种辐射图像识别方法，所述辐射图像识别方法应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场。需要说明的是，下面描述的辐射图像识别方法与上文描述的辐射图像识别模型的训练方法是对应的，为了使本文更简洁，下面对辐射图像识别方法的描述会省略一些示例性的描述，对于这些省略的部分，在不冲突的情况下，可以参照上文描述的辐射图像识别模型的训练方法的对应部分。

图 13 是根据本公开的示例性实施例的辐射图像识别方法的示意流程图。

如图 13 所示，根据本公开的示例性实施例的辐射图像识别方法可以包括操作 S1310~操作 S1330，该辐射图像识别方法可以由处理器执行，也可以由包括处理器的任何电子设备执行。例如，可以由上述辐射检查装置执行。

在操作 S1310 中，在辐射检查现场采集待识别辐射图像。

在操作 S1320 中，将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型

中，其中，所述辐射图像识别模型为如上所述的方法训练得到的。

在操作 S1330 中，利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。

基于上述辐射图像识别模型的训练方法，本公开还提供了一种辐射图像识别模型的训练装置。以下将结合图 16 对该装置进行详细描述。

图 14 是根据本公开的示例性实施例的用于在线训练辐射图像识别模型的装置的结构框图。参照图 14，所述装置 1400 包括采集模块 1410，在线标注模块 1420，在线合成模块 1430，训练模块 1440。

采集模块 1410 用于在辐射检查现场采集第二辐射图像。在一些示例性的实施例中，采集模块 1410 可以用于执行前文描述的操作 S410 及其子操作，在此不再赘述。

在线标注模块 1420 用于在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象。在一些示例性的实施例中，在线标注模块 1420 可以用于执行前文描述的操作 S420 及其子操作，在此不再赘述。

在线合成模块 1430 用于在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集。在一些示例性的实施例中，在线合成模块 1430 可以用于执行前文描述的操作 S430 及其子操作，在此不再赘述。

训练模块 1440 用于利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。在一些示例性的实施例中，训练模块 1440 可以用于执行前文描述的操作 S440 及其子操作，在此不再赘述。

在本公开的实施例中，所述在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据包括：从所述第二辐射图像中提取所述第二标注信息对应的感兴趣对象；以及将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集。

图 15 是根据本公开的示例性实施例的辐射图像识别装置的结构

框图。如图 15 所示,所述辐射图像识别装置 1500 包括采集模块 1510, 输入模块 1520, 识别模块 1530。

采集模块 1510 用于在辐射检查现场采集待识别辐射图像。在一些示例性的实施例中,采集模块 1510 可以用于执行前文描述的操作 S1310 及其子操作,在此不再赘述。

输入模块 1520 用于将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型中,其中,所述辐射图像识别模型为如上所述的方法训练得到的。在一些示例性的实施例中,输入模块 1520 可以用于执行前文描述的操作 S1320 及其子操作,在此不再赘述。

识别模块 1530 用于利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。在一些示例性的实施例中,识别模块 1530 可以用于执行前文描述的操作 S1330 及其子操作,在此不再赘述。

根据本公开的实施例,所述装置 1400 包括的采集模块 1410、在线标注模块 1420、在线合成模块 1430 和训练模块 1440 以及所述辐射图像识别装置 1500 包括的采集模块 1510、输入模块 1520 和识别模块 1530 中的任意多个模块可以合并在一个模块中实现,或者其中的任意一个模块可以被拆分成多个模块。或者,这些模块中的一个或多个模块的至少部分功能可以与其他模块的至少部分功能相结合,并在一个模块中实现。根据本公开的实施例,所述装置 1400 包括的采集模块 1410、在线标注模块 1420、在线合成模块 1430 和训练模块 1440 以及所述辐射图像识别装置 1500 包括的采集模块 1510、输入模块 1520 和识别模块 1530 中的至少一个可以至少被部分地实现为硬件电路,例如现场可编程门阵列 (FPGA)、可编程逻辑阵列 (PLA)、片上系统、基板上的系统、封装上的系统、专用集成电路 (ASIC),或可以通过对电路进行集成或封装的任何其他的合理方式等硬件或固件来实现,或以软件、硬件以及固件三种实现方式中任意一种或以其中任意几种的适当组合来实现。或者,所述装置 1400 包括的采集模块 1410、在线标注模块 1420、在线合成模块 1430 和训练模块 1440 以及所述辐射图像识别装置 1500 包括的采集模块 1510、输入模块 1520 和识别模块 1530 中的至少一个可以至少被部分地实现为计算机

程序模块，当该计算机程序模块被运行时，可以执行相应的功能。

图 16 示意性示出了根据本公开的示例性实施例的适于实现在线训练辐射图像识别模型的方法或辐射图像识别方法的电子设备的结构框图。

如图 16 所示，根据本公开实施例的电子设备 1600 包括处理器 1601，其可以根据存储在只读存储器（ROM）1602 中的程序或者从存储部分 1608 加载到随机访问存储器（RAM）1603 中的程序而执行各种适当的动作和处理。处理器 1601 例如可以包括通用微处理器（例如 CPU）、指令集处理器和/或相关芯片组和/或专用微处理器（例如，专用集成电路（ASIC））等等。处理器 1601 还可以包括用于缓存用途的板载存储器。处理器 1601 可以包括用于执行根据本公开实施例的方法流程的不同动作的单一处理单元或者是多个处理单元。

例如，所述电子设备可以为被动式太赫兹成像装置。

在 RAM 1603 中，存储有电子设备 1600 操作所需的各种程序和数据。处理器 1601、ROM 1602 以及 RAM 1603 通过总线 1604 彼此相连。处理器 1601 通过执行 ROM 1602 和/或 RAM 1603 中的程序来执行根据本公开实施例的方法流程的各种操作。需要注意，所述程序也可以存储在除 ROM 1602 和 RAM 1603 以外的一个或多个存储器中。处理器 1601 也可以通过执行存储在所述一个或多个存储器中的程序来执行根据本公开实施例的方法流程的各种操作。

根据本公开的实施例，电子设备 1600 还可以包括输入/输出（I/O）接口 1605，输入/输出（I/O）接口 1605 也连接至总线 1604。电子设备 1600 还可以包括连接至 I/O 接口 1605 的以下部件中的一项或多项：包括键盘、鼠标等的输入部分 1606；包括诸如阴极射线管（CRT）、液晶显示器（LCD）等以及扬声器等的输出部分 1607；包括硬盘等的存储部分 1608；以及包括诸如 LAN 卡、调制解调器等的网络接口卡的通信部分 1609。通信部分 1609 经由诸如因特网的网络执行通信处理。驱动器 1610 也根据需要连接至 I/O 接口 1605。可拆卸介质 1611，诸如磁盘、光盘、磁光盘、半导体存储器等等，根据需要安装在驱动器 1610 上，以便于从其上读出的计算机程序根据需要被安装入存储

部分 1608。

本公开还提供了一种计算机可读存储介质，该计算机可读存储介质可以是上述实施例中描述的设备/装置/系统中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该设备/装置/系统中。上述计算机可读存储介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被执行时，实现根据本公开实施例的方法。

根据本公开的实施例，计算机可读存储介质可以是非易失性的计算机可读存储介质，例如可以包括但不限于：便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器（RAM）、只读存储器（ROM）、可擦式可编程只读存储器（EPROM 或闪存）、便携式紧凑磁盘只读存储器（CD-ROM）、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。例如，根据本公开的实施例，计算机可读存储介质可以包括上文描述的 ROM 1602 和/或 RAM 1603 和/或 ROM 1602 和 RAM 1603 以外的一个或多个存储器。

本公开的实施例还包括一种计算机程序产品，其包括计算机程序，该计算机程序包含用于执行流程图所示的方法的程序代码。当计算机程序产品在计算机系统中运行时，该程序代码用于使计算机系统实现本公开实施例所提供的方法。

在该计算机程序被处理器 1601 执行时执行本公开实施例的系统/装置中限定的上述功能。根据本公开的实施例，上文描述的系统、装置、模块、单元等可以通过计算机程序模块来实现。

在一种实施例中，该计算机程序可以依托于光存储器件、磁存储器件等有形存储介质。在另一种实施例中，该计算机程序也可以在网络介质上以信号的形式进行传输、分发，并通过通信部分 1609 被下载和安装，和/或从可拆卸介质 1611 被安装。该计算机程序包含的程序代码可以用任何适当的网络介质传输，包括但不限于：无线、有线等等，或者上述的任意合适的组合。

在这样的实施例中，该计算机程序可以通过通信部分 1609 从网

络上被下载和安装，和/或从可拆卸介质 1611 被安装。在该计算机程序被处理器 1601 执行时，执行本公开实施例的系统中限定的上述功能。根据本公开的实施例，上文描述的系统、设备、装置、模块、单元等可以通过计算机程序模块来实现。

根据本公开的实施例，可以以一种或多种程序设计语言的任意组合来编写用于执行本公开实施例提供的计算机程序的程序代码，具体地，可以利用高级过程和/或面向对象的编程语言、和/或汇编/机器语言来实施这些计算程序。程序设计语言包括但不限于诸如 Java, C++, python, “C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算设备上执行、部分地在用户设备上执行、部分在远程计算设备上执行、或者完全在远程计算设备或服务器上执行。在涉及远程计算设备的情形中，远程计算设备可以通过任意种类的网络，包括局域网（LAN）或广域网（WAN），连接到用户计算设备，或者，可以连接到外部计算设备（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。

附图中的流程图和框图，图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分，上述模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意，在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意的，框图或流程图中的每个方框、以及框图或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

本领域技术人员可以理解，本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合，即使这样的组合或结合没有明确记载于本公开中。特别地，在不脱离本公开精神和教导的情况下，本公开的各个实施例和/或权利要求中记载的特征可以进行多种组合和/或结合。所有这些组合和/或结合均落入本公开的范围。

以上对本公开的实施例进行了描述。但是，这些实施例仅仅是为了说明的目的，而并非为了限制本公开的范围。尽管在以上分别描述了各实施例，但是这并不意味着各个实施例中的措施不能有利地结合使用。本公开的范围由所附权利要求及其等同物限定。不脱离本公开的范围，本领域技术人员可以做出多种替代和修改，这些替代和修改都应落在本公开的范围之内。

权 利 要 求

1.一种用于在线训练辐射图像识别模型的方法，所述辐射图像识别模型应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述辐射检查系统中预先存储有预置数据，所述预置数据包括第一辐射图像，其特征在于，所述方法包括：

在辐射检查现场采集第二辐射图像；

在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象；

在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集；
以及

利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。

2.根据权利要求1所述的方法，其中，所述预置数据中的第一辐射图像包括如下情况中的至少一个：

所述预置数据中的第一辐射图像带有第一标注信息，所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象；

所述预置数据中的第一辐射图像不包括任何感兴趣对象；

所述预置数据包括多个第一辐射图像，所述多个第一辐射图像中的一些第一辐射图像带有第一标注信息，所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象，所述多个第一辐射图像中的一些第一辐射图像不包括任何感兴趣对象。

3.根据权利要求1或2所述的方法，其中，所述在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据包括：

从所述第二辐射图像中提取所述第二标注信息对应的感兴趣对象；以及

将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置

数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集。

4.根据权利要求 2 所述的方法，其中，所述第一标注信息用于指示所述第一辐射图像中全部类别的全部感兴趣对象；

所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的感兴趣对象，或者，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分类别的部分感兴趣对象。

5.根据权利要求 2 或 4 所述的方法，其中，所述第一标注信息包括标注在所述第一辐射图像中的至少一个第一标注框和至少一个第一标签，所述至少一个第一标注框分别用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的位置，所述至少一个第一标签分别用于指示所述第一辐射图像中全部感兴趣对象的类别。

6.根据权利要求 5 所述的方法，其中，所述第二标注信息包括标注在所述第二辐射图像中的至少一个第二标注框和至少一个第二标签，所述至少一个第二标注框分别用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象的位置，所述至少一个第二标签分别用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象的类别。

7.根据权利要求 6 所述的方法，其中，所述将所述第二标注信息以及提取出的感兴趣对象合成到所述预置数据包括的第一辐射图像中，以形成所述训练数据集，具体包括：

将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像；

在所述训练用辐射图像中生成第三标注框和第三标签，其中，所述第三标注框根据所述第二标注框生成，所述第三标签与所述第二标签相同，用于指示所述第三标注框包围的感兴趣对象的类别；以及

根据带有所述第一标注框、所述第一标签、所述第三标注框和所述第三标签的训练用辐射图像，形成所述训练数据集。

8.根据权利要求 7 所述的方法，其中，所述第一辐射图像包括透明区域和不透明区域，

所述将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像，具体包括：

从所述第一辐射图像的透明区域中挑选出满足插入要求的区域作为至少一个候选插入区域；

根据数据合成规则，从所述至少一个候选插入区域中挑选出一个作为插入区域；以及

将提取出的感兴趣对象插入所述插入区域处。

9.根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述满足插入要求包括：所述候选插入区域的面积或体积大于等于所述待插入的感兴趣对象的面积或体积。

10.根据权利要求 8 所述的方法，其中，所述数据合成规则包括：在所述第一辐射图像中周围物体对候选插入区域的隐蔽程度符合指定要求。

11.根据权利要求 1、2、4 和 6-10 中任一项所述的方法，其中，所述方法还包括：

根据所述第二辐射图像的不完备标注信息形成所述第二辐射图像的准完备标注信息；以及

将带有准完备标注信息的第二辐射图像确定为所述训练数据集的一部分。

12.根据权利要求 11 所述的方法，其中，所述根据所述第二辐射图像的不完备标注信息形成所述第二辐射图像的准完备标注信息，具体包括：

检测所述第二辐射图像中未标注的感兴趣对象；

计算所述未标注的感兴趣对象与所述第二标注信息对应的感兴趣对象之间的相似度；以及

当所述相似度满足相似度阈值要求时，利用所述第二标注信息标注所述未标注的感兴趣对象，以形成所述第二辐射图像的准完备标注信息。

13.根据权利要求 8-10 中任一项所述的方法，其中，所述将提取出的感兴趣对象插入所述第一辐射图像中，以形成训练用辐射图像，具体包括：

对提取出的感兴趣对象进行数据增广操作，以形成增广数据，其中，所述提取出的感兴趣对象的数量为 n ，所述增广数据包括的感兴趣对象的数量为 N ， $N=m*n$ ，其中， n 为大于等于 1 的正整数， m 为大于等于 2 的正整数；以及

将所述增广数据包括的 N 个感兴趣对象分别插入所述第一辐射图像中，以形成多个训练用辐射图像。

14.根据权利要求 13 所述的方法，其中，所述数据增广操作包括如下操作中的至少一种：翻转，旋转，和数值抖动操作。

15.根据权利要求 1、2、4、6-10、12 和 14 中任一项所述的方法，其中，所述训练数据集包括第一训练数据子集和第二训练数据子集，所述第一训练数据子集和所述第二训练数据子集具有不同的数据分布，所述第一训练数据子集包括预置数据，所述第二训练数据子集包括在辐射检查现场采集的未经标注的第三辐射图像，

所述方法还包括：

利用所述第一训练数据子集训练所述辐射图像识别模型；以及

利用第二训练数据子集训练经所述第一训练数据子集训练过的辐射图像识别模型，

其中，在利用第二训练数据子集训练经所述第一训练数据子集训练过的辐射图像识别模型的过程中，通过调整所述辐射图像识别模型

的特征层的参数，最小化所述第一训练数据子集和所述第二训练数据子集之间的距离。

16.根据权利要求 1、2、4、6-10、12 和 14 中任一项所述的方法，其中，所述预置数据包括辐射检查中的典型样本，所述典型样本通过遗传方法筛选得到。

17.根据权利要求 1、2、4、6-10、12 和 14 中任一项所述的方法，其中，所述在线标注所述第二辐射图像包括：

自动检测所述第二辐射图像中的未知类别的感兴趣对象；以及
发出提醒信号，所述提醒信号用于提醒对所述第二辐射图像中的未知类别的感兴趣对象进行标注。

18.根据权利要求 1、2、4、6-10、12 和 14 中任一项所述的方法，其中，所述利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型包括：

利用所述训练数据集训练多个备选模型；
根据规定指标筛选所述多个备选模型；以及
将所述多个备选模型中满足规定指标的一个确定为所述辐射图像识别模型。

19.一种辐射图像识别方法，所述辐射图像识别方法应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，其特征在于，所述方法包括：

在辐射检查现场采集待识别辐射图像；
将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型中，其中，所述辐射图像识别模型为根据权利要求 1-18 中任一项所述的方法训练得到；
以及
利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。

20.一种用于在线训练辐射图像识别模型的装置，所述辐射图像

识别模型应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，所述辐射检查系统中预先存储有预置数据，所述预置数据包括第一辐射图像，其特征在于，所述装置包括：

采集模块，用于在辐射检查现场采集第二辐射图像；

在线标注模块，用于在线标注所述第二辐射图像，以形成带有第二标注信息的现场采集数据，其中，所述第二标注信息为所述第二辐射图像的不完备标注信息，所述第二标注信息用于指示所述第二辐射图像中部分感兴趣对象；

在线合成模块，用于在线合成所述预置数据和所述现场采集数据以形成训练数据集；以及

训练模块，用于利用所述训练数据集在线训练所述辐射图像识别模型。

21.一种辐射图像识别装置，所述辐射图像识别装置应用于辐射检查系统中，所述辐射检查系统布置在辐射检查现场，其特征在于，所述装置包括：

采集模块，用于在辐射检查现场采集待识别辐射图像；

输入模块，用于将所述待识别辐射图像输入辐射图像识别模型中，其中，所述辐射图像识别模型为根据权利要求 1-18 中任一项所述的方法训练得到的；以及

识别模块，用于利用所述辐射图像识别模型识别所述待识别辐射图像。

22.一种电子设备，包括：

一个或多个处理器；

存储装置，用于存储一个或多个程序，

其中，当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行时，使得所述一个或多个处理器执行根据权利要求 1~18 中任一项所述的方法。

23.根据权利要求 22 所述的电子设备，其中，所述电子设备为辐射检查设备。

24.一种计算机可读存储介质，其上存储有可执行指令，该指令被处理器执行时使处理器执行根据权利要求 1~18 中任一项所述的方法。

25.一种计算机程序产品，包括计算机程序，所述计算机程序被处理器执行时实现根据权利要求 1~18 中任一项所述的方法。