

1. 基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置

申请号

CN202110779952

申请日

2021.07.09

公开(公告)日

2021.09.03;2023.04.07

ipc分类号

G06T7/00

申请(专利权)人

重庆医科大学附属第一医院

发明人

罗艳

摘要

- ABSTRACT : 本申请公开的基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置,方法包括如下步骤:患者在智能移动终端录入患者身份信息和就诊信息;智能移动终端设置提醒患者图像上传的时间节点,智能移动终端通过数据加密传输模块上传患者拍摄的PPD皮试图像至云端数据处理器模块;云端数据处理器模块通过图像识别模块对不同时间节点采集的PPD皮试图像进行图像分割处理;然后计算分割出来的硬结图像中硬结大小;医院终端接收云端数据处理器模块的分析结果。本申请同时能够实现PPD皮试的居家智能化诊断,且能够记录患者的医疗过程,使得诊断过程和治疗过程都实现智能化,便于医生或护士能够随时了解患者的状态,同时为医护人员和患者提供便捷。

权利要求

1.一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法,其特征在于:包括如下步骤:

S100、患者在智能移动终端录入患者身份信息和就诊信息;

S200、智能移动终端设置提醒患者图像上传的时间节点,时间节点分为注射试剂后24小时、48小时、72小时,智能移动终端通过数据加密传输模块上传患者拍摄的PPD皮试图像至云端数据处理器模块;

S300、云端数据处理器模块通过图像预判断模块先对不同时间节点采集的PPD皮试图像进行预判断,若出现水泡,破溃、坏死及淋巴管炎直接认定为强阳性,向医院终端反馈分析结果,否则,通过图像识别模块对注射试剂后第72小时采集的图像进行图像分割处理,分割识别PPD皮试图像中的硬结图像,图像识别模块为预先通过医院储存数据图像训练的图像识别模型;然后计算分割出来的硬结图像中硬结大小,计算硬结大小的公式为:(横径+纵径)/2;

S300中图像识别模块的预训练过程为:S310、图像数据获取:获取医院数据库中关于不同时间节点的PPD皮试的检测图像及诊断结果;S320、图像数据预处理:对获取图像数据进行数据标准化、数据分割、数据扩充、尺度缩放,从而获得优化图像数据;S330、构建模型:采用编解码结构,通过非对称编码

块来学习代表性特征，通过解码块来恢复原始分辨率的分割掩码，将不同尺度的编码块输出合并为尺度注意块，尺度注意块用于学习和选择具有全尺度信息的特征；尺度注意块建立在ResNet模块上，每个ResNet模块由两个卷积层和一个ReLU激活层构成，通过跳跃连接提高模型的深度和宽度，且卷积输出 $F(x)$ 公式为： $F(x) = H(x) - x$ ，其中 $H(x)$ 为残差网络的输出， x 为输入的优化数据；S340、损失函数构建：通过混合损失函数以减小分割图像和标注图像之间的差距： I_{bce} 和 I_{iou} 分别表示二元交叉熵损失函数和交并比损失函数， λ 表示每一个损失函数的超参数，BCE损失函数公式为：

$$I_{bce} = \sum_{(a, b)} [GT(a, b) \log(SEG(a, b)) + (1 - GT(a, b)) \log(1 - SEG(a, b))]$$

其中 $GT(a, b)$ 是像素 (a, b) 的标注标签，而 $SEG(a, b)$ 是分割区域的预测概率，IOU损失函数被用于网络中来反映初始分割图与手动标注图之间的差距：

其中 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， $GT(a, b)$ 是像素 (a, b) 的标注标签，而 $SEG(a, b)$ 是分割区域的预测概率；S350、模型保存：当模型的损失函数不再降低之后，保存模型；

S400、医院终端接收云端数据处理器模块的分析结果，且医生和护士在医院终端对患者的诊断结果、治疗过程进行记录。

2. 如权利要求1所述的一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法，其特征在于，S320中，数据标准化：通过减去均值除以整个图像的标准差：

其中 μ 为所有样本数据的均值， σ 为所有样本数据的标准差， x 为输入量， x_1 为输出量；

数据分割：使用5折交叉验证来评估的模型在训练数据集上的性能，同时通过模型的训练调整模型的参数，找到使模型能达到最优的参数值，5折交叉验证通过将数据分为5个部分，每次取其中一个部分用于测试，剩余部分用来做训练，共需要进行5次，最大化评估分割模型的性能；

数据扩充：随机翻转输入量的左/右、上/下、前/后方向，以0.5的概率进行数据增强；

尺度缩放：在训练数据集之前需要把输入图像改为适合模型的相应尺寸，以获得最佳的训练结果。

3. 如权利要求1所述的一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法，其特征在于，S330中，在每个块中添加一个压缩模块，压缩模块由压缩单元和提取单元构成，其中压缩单元为：

其中 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， u_c 表示第 c 个卷积核， i, j 为像素点，而提取单元为：

$$F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(g(W_2 \sigma(W_1 z))),$$

其中 σ 表示ReLU激活函数， g 表示sigmoid激活函数， z 为输入图像数据，分别是两个全连接层的权值矩阵。

4. 一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的装置，其特征在于，包括智能移动终端、云端数据处理器模块、数据加密传输模块和医院终端；智能移动终端用于验证患者的身份信息，并且拍摄检测者PPD皮试处的图像通过数据加密传输模块上传到云端数据处理器模块，云端数据处理器模块用于识别检测者PPD皮试处的图像并且将识别结果保存，同时通过数据加密传输模块反馈至医

院终端，医院终端用于供医生和护士对患者进行诊断结果、治疗的记录；智能移动终端包括摄像头、认证登录单元、时间提醒模块和距离感应器，摄像头用于拍摄PPD皮试处图像，认证登录单元设置多种认证模式用于验证智能移动终端使用者；时间提醒模块设置24小时、48小时、72小时三个提醒的时间节点，当达到设置的时间节点时提醒患者拍照上传，距离感应器使得患者每次拍摄时摄像头与注射处保持相同距离；云端数据处理器模块包括图像识别模块、数据储存模块、结果反馈模块和图像预判断模块，图像识别模块通过图像识别算法对智能移动终端采集的图像进行分析，数据存储模块用于储存患者身份信息、患者诊断治疗记录信息，结果反馈模块用于向医院终端反馈图像识别模块的分析结果，图像预判断模块用于判断采集的图像是否出现水泡，破溃、坏死及淋巴管炎，若出现则通过结果反馈模块向医院终端直接反馈强阳性的分析结果；图像识别模块的预训练过程为：

S1、图像数据获取：获取医院数据库中关于不同时间节点的PPD皮试的检测图像及诊断结果；

S2、图像数据预处理：对获取图像数据进行数据标准化、数据分割、数据扩充、尺度缩放，从而获得优化图像数据；

S3、构建模型：采用编解码结构，通过非对称编码块来学习代表性特征，通过解码块来恢复原始分辨率的分割掩码，将不同尺度的编码块输出合并为尺度注意块，尺度注意块用于学习和选择具有全尺度信息的特征；尺度注意块建立在ResNet模块上，每个ResNet模块由两个卷积层和一个ReLU激活层构成，通过跳跃连接提高模型的深度和宽度，且卷积输出 $F(x)$ 公式为：且卷积输出 $F(x)$ 公式为： $F(x) = H(x) \otimes x$ ，其中 $H(x)$ 为残差网络的输出， x 为输入的优化数据；

S4、损失函数构建：通过混合损失函数以减小分割图像和标注图像之间的差距： I_{bce} 和 I_{iou} 分别表示二元交叉熵损失函数和交并比损失函数， α 表示每一个损失函数的超参数，

BCE损失函数公式为：

$$I_{bcc} = \sum_{(a, b)} [GT(a, b) \log(SEG(a, b)) + (1 - GT(a, b)) \log(1 - SEG(a, b))]$$

其中 $GT(a, b)$ 是像素 (a, b) 的标注标签，而 $SEG(a, b)$ 是分割区域的预测概率，IOU损失函数被用于网络中来反映初始分割图与手动标注图之间的差距：

其 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， $GT(a, b)$ 是像素 (a, b) 的标注标签，而 $SEG(a, b)$ 是分割区域的预测概率；

S5、模型保存：当模型的损失函数不再降低之后，保存模型。

说明书

基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置

技术领域

本发明属于图像识别技术领域，特别涉及基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置。

背景技术

PPD皮试一直是临床结核病诊断的常用辅助指标。PPD皮肤试验不仅应用于结核病流行病学调查、选择卡介苗接种对象及考核接种结果、监测结核感染、

主动发现结核患者、判定细胞免疫状态，更被广泛应用于结核病的临床诊断和鉴别诊断。皮内结核菌素反应一般于注射后24小时~72小时反应的皮肤红晕与硬结达高峰。注射后48~96小时皆可观察反应，常以72小时为准。医护人员诊断时主要是通过测量皮肤反应硬结的纵、横径大小进行判断。目前来说住院患者需要在三个时间节点24小时、48小时、72小时都进行观察，而门诊患者是到门诊皮试过后72小时直接到医院查看最终结果。而皮肤红晕与硬结是易于观察的体表特征，可以通过图像识别进行精准预判，但是目前不管是住院患者还是门诊患者在诊断时，都需要抽调大量医生或者护士通过传统方式进行记录、检查，从而导致了医疗资源的浪费，而且患者也不能及时了解诊断状况。

发明内容

基于此，本发明的目的在于针对现有技术的缺陷和不足，提出了基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置，一方面公开了一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法，包括如下步骤：

S100、患者在智能移动终端录入患者身份信息和就诊信息；

S200、智能移动终端设置提醒患者图像上传的时间节点，时间节点分为注射试剂后24小时、48小时、72小时，智能移动终端通过数据加密传输模块上传患者拍摄的PPD皮试图像至云端数据处理模块；

S300、云端数据处理模块通过图像预判模块先对不同时间节点采集的PPD皮试图像进行预判，若出现水泡，破溃、坏死及淋巴管炎直接认定为强阳性，向医院终端反馈分析结果，否则，通过图像识别模块对注射试剂后第72小时采集的图像进行图像分割处理，分割识别PPD皮试图像中的硬结图像，图像识别模块为预先通过医院储存数据图像训练的图像识别模型；然后计算分割出来的硬结图像中硬结大小，计算硬结大小的公式为： $(\text{横径} + \text{纵径}) / 2$ ；

S400、医院终端接收云端数据处理模块的分析结果，且医生和护士在医院终端对患者的诊断结果、治疗过程进行记录。

进一步的，S300中图像识别模块的预训练过程为：

S310、图像数据获取：获取医院数据库中关于不同时间节点的PPD皮试的检测图像及诊断结果；

S320、图像数据预处理：对获取图像数据进行数据标准化、数据分割、数据扩充、尺度缩放，从而获得优化图像数据；

S330、构建模型：采用编解码结构，通过非对称编码块来学习代表性特征，通过解码块来恢复原始分辨率的分割掩码，将不同尺度的编码块输出合并为尺度注意块，尺度注意块用于学习和选择具有全尺度信息的特征；

尺度注意块建立在ResNet模块上，每个ResNet模块由两个卷积层和一个ReLU激活层构成，通过跳跃连接提高模型的深度和宽度，且卷积输出F(x)公式为：

$F(x) = H(x) - x$ ，其中H(x)为残差网络的输出，x为输入的优化数据；

S340、损失函数构建：通过混合损失函数以减小分割图像和标注图像之间的差距： I_{bce} 和 I_{iou} 分别表示二元交叉熵损失函数(BCE)和交并比损失函数(IOUS)， λ 表示每一个损失函数的超参数，

BCE损失函数公式为：

$$I_{bce} = \sum_{(a,b)} [GT(a,b) \log(SEG(a,b)) + (1-GT(a,b)) \log(1-SEG(a,b))]$$

其中 $GT(a, b)$ 是像素 (a, b) 的标注标签，而 $SEG(a, b)$ 是分割区域的预测概率，IOU损失函数被用于网络中来反映初始分割图与手动标注图之间的差距：

其中 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， $GT(a, b)$ 是像素 (a, b) 的标注标签，而 $SEG(a, b)$ 是分割区域的预测概率；

S350、模型保存：当模型的损失函数不再降低之后，保存模型。

进一步的，S320中，数据标准化：通过减去均值除以整个图像的标准差：其中 μ 为所有样本数据的均值， σ 为所有样本数据的标准差， x 为输入量， x_1 为输出量；

数据分割：使用5折交叉验证来评估的模型在训练数据集上的性能，同时通过模型的训练调整模型的参数，找到使模型能达到最优的参数值，5折交叉验证通过将数据分为5个部分，每次取其中一个部分用于测试，剩余部分用来做训练，共需要进行5次，最大化评估分割模型的性能；

数据扩充：随机翻转输入量的左/右、上/下、前/后方向，以0.5的概率进行数据增强；

尺度缩放：在训练数据集之前需要把输入图像改为适合模型的相应尺寸，以获得最佳的训练结果。

进一步的，S330中，在每个块中添加一个压缩模块，压缩模块由压缩单元和提取单元构成，其中压缩单元为：其中 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， u_c 表示第 c 个卷积核， i, j 为像素点，而提取单元为： $F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W)) = \sigma(g(W_2 \sigma(W_1 z)))$ ，其中 σ 表示ReLU激活函数， g 表示sigmoid激活函数， z 为输入图像数据，分别是两个全连接层的权值矩阵。

进一步的，在S200中，智能移动终端通过距离感应器使得每次患者在拍摄时，摄像头与注射处距离相等，从而使得获取的图像信息的尺寸大小、清晰度处于设定范围内。

另一方面公开了一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的装置，包括智能移动终端、云端数据处理器模块、数据加密传输模块和医院终端；智能移动终端用于验证患者的身份信息，并且拍摄检测者PPD皮试处的图像通过数据加密传输模块上传到云端数据处理器模块，云端数据处理器模块用于识别检测者PPD皮试处的图像并且将识别结果保存，同时通过数据加密传输模块反馈至医院终端，医院终端用于供医生和护士对患者进行诊断结果、治疗的记录。

进一步的，智能移动终端包括摄像头、认证登录单元、时间提醒模块和距离感应器，摄像头用于拍摄PPD皮试处图像，认证登录单元设置多种认证模式用于验证智能移动终端使用者；时间提醒模块设置24小时、48小时、72小时三个提醒的时间节点，当达到设置的时间节点时提醒患者拍照上传，距离感应器使得患者每次拍摄时摄像头与注射处保持相同距离；

云端数据处理器模块包括图像识别模块、数据储存模块、结果反馈模块和图像预判断模块，图像识别模块通过图像识别算法对智能移动终端采集的图像进行分析，数据储存模块用于储存患者身份信息、患者诊断治疗记录信息，结果反馈模块用于向医院终端反馈图像识别模块的分析结果，图像预判断模块用于判断采集的图像是否出现水泡，破溃、坏死及淋巴管炎，若出现则通过结果反馈模块向医院终端直接反馈强阳性的分析结果。

进一步的，医院终端为多个医用移动终端和/或医用固定终端，医院终端包括

权限分级模块、诊断结果反馈模块、患者治疗记录模块，多个医用移动终端和/或医用固定终端为医生和护士的操作终端，权限分级模块根据使用者的身份进行权限开放，诊断结果反馈模块用于具有相应权限的医生填写诊断结果和治疗方式，患者治疗记录模块用于记录患者的治疗时间、治疗方式和治疗用药。

进一步的，智能移动终端通过距离感应器使得每次患者在拍摄时，摄像头与注射处距离相等，从而使得获取的图像信息的尺寸大小、清晰度处于设定范围内。

进一步的，图像识别模块的预训练过程为：

S1、图像数据获取：获取医院数据库中关于不同时间节点的PPD皮试的检测图像及诊断结果；

S2、图像数据预处理：对获取图像数据进行数据标准化、数据分割、数据扩充、尺度缩放，从而获得优化图像数据；

S3、构建模型：采用编解码结构，通过非对称编码块来学习代表性特征，通过解码块来恢复原始分辨率的分割掩码，将不同尺度的编码块输出合并为尺度注意块，尺度注意块用于学习和选择具有全尺度信息的特征；

尺度注意块建立在ResNet模块上，每个ResNet模块由两个卷积层和一个ReLU激活层构成，通过跳跃连接提高模型的深度和宽度，且卷积输出F(x)公式为：

$F(x) = H(x) - x$ ，其中H(x)为残差网络的输出，x为输入的优化数据；

S4、损失函数构建：通过混合损失函数以减小分割图像和标注图像之间的差距： I_{bce} 和 I_{iou} 分别表示二元交叉熵损失函数(BCE)和交并比损失函数(IOU)， α 表示每一个损失函数的超参数，

BCE损失函数公式为：

$$I_{bce} = \sum_{(a,b)} [GT(a,b) \log(SEG(a,b)) + (1-GT(a,b)) \log(1-SEG(a,b))]$$

其中GT(a,b)是像素(a,b)的标注标签，而SEG(a,b)是分割区域的预测概率，IOU损失函数被用于网络中来反映初始分割图与手动标注图之间的差距：

其中H,W分别代表输入图像的高度和宽度，GT(a,b)是像素(a,b)的标注标签，而SEG(a,b)是分割区域的预测概率；

S5、模型保存：当模型的损失函数不再降低之后，保存模型。

有益效果：本申请能够实现PPD皮试的智能化诊断，能够记录患者的医疗过程，使得诊断过程和治疗过程都实现智能化，从而给患者带来便捷，无需医务人员的评估，患者也能动态了解PPD皮试情况和结果。同时也给医务人员带来便捷，因为硬结是易于观察的体表特征，所以通过图像识别技术，能够有效准确的为医生提供诊断结果，减少前期诊断对医疗资源的占用，且通过智能化测量和输出评估结果，减少人工测量误差，提高准确度，节约了医护人员时间，降低人力成本。

附图说明

以下参考附图描述的实施例是示例性的，旨在用于解释和说明本发明，而不能理解为对本发明的保护范围的限制。

图1为本发明的主要步骤流程图；

图2为本发明的装置的模块框图；

图3为本发明的智能移动终端的模块框图；
图4为本发明的云端数据处理器模块的框图；
图5为本发明的医院终端的模块框图。

具体实施方式

为使本发明实施的目的、技术方案和优点更加清楚，下面对本发明结合附图1-5进行更加详细的描述。

本申请公开的基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置，提出了基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法及装置，

一方面公开了一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的方法，如图1所示包括如下步骤：

S100、患者在智能移动终端录入患者身份信息和就诊信息；因为结核病是具有高度传染性，所以需要患者的身份信息和就诊信息进行详细的记录。

S200、智能移动终端设置提醒患者图像上传的时间节点，时间节点分为注射试剂后24小时、48小时、72小时，智能移动终端通过数据加密传输模块上传患者拍摄的PPD皮试图像至云端数据处理器模块。其中24小时和48小时采集的图像只是作为辅助诊断使用，只需保存数据。主要是对72小时采集的图像进行分析，识别硬结大小，因为皮内结核菌素反应一般于注射后72小时的特异性变态反应达高峰。

设置三个时间节点的原因在于，一般来说，进行PPD皮试时，护士取0.1 毫升PPD皮试液于左前臂掌侧前1/3中央皮内(注意:左手)注射，具体为24、 48、72小时各观察并记录一次，观察局部有无硬结，不可单独以红晕为标准。

S300、云端数据处理器模块通过图像预判断模块先对不同时间节点采集的PPD皮试图像进行预判断，若出现水泡，破溃、坏死及淋巴管炎直接认定为强阳性，向医院终端反馈分析结果，否则，通过图像识别模块对注射试剂后第72小时采集的图像进行图像分割处理，分割识别PPD皮试图像中的硬结图像，图像识别模块为预先通过医院储存数据图像训练的图像识别模型；然后计算分割出来的硬结图像中硬结大小，计算硬结大小的公式为： $(\text{横径} + \text{纵径}) / 2$ 。

判断方法是将测得的硬结横径毫米数 \times 纵径毫米数表示，阴性反应无硬结或硬结平均直径 $<5\text{mm}$ 者。阳性反应硬结平均直径在 5mm 或 5mm 以上者为阳性， $5-9\text{mm}$ 为弱阳性，记为 $+$ ， $10-19\text{mm}$ 为阳性，记为 $++$ ， 20mm 以上或局部有水泡，出血、坏死及淋巴管炎者均为强阳性，记为 $+++$ 。

S400、医院终端接收云端数据处理器模块的分析结果，且医生和护士在医院终端对患者的诊断结果、治疗过程进行记录。同时在数据的上传和下载过程中，都是设置有加密传输模块，这样能够保证患者的隐私不会泄露。

进一步的，S300中图像识别模块的预训练过程为：

S310、图像数据获取：获取医院数据库中关于不同时间节点的PPD皮试的检测图像及诊断结果；由于图像是非标准化的，形状不规则，导致模型的特征提取能力有限，为了提高模型的特征提取能力，将三个时间节点的图像数据单独归一化，通过减去均值除以整个图像的标准差。

S320、图像数据预处理：对获取图像数据进行数据标准化、数据分割、数据扩充、尺度缩放，从而获得优化图像数据；

S330、构建模型：采用编解码结构，通过非对称编码块来学习代表性特征，通过解码块来恢复原始分辨率的分割掩码，将不同尺度的编码块输出合并为尺

度注意块，尺度注意块用于学习和选择具有全尺度信息的特征；

尺度注意块建立在ResNet模块上，每个ResNet模块由两个卷积层和一个 ReLU激活层构成，通过跳跃连接提高模型的深度和宽度，且卷积输出 $F(x)$ 公式为：

$F(x) = H(x) - x$ ，其中 $H(x)$ 为残差网络的输出， x 为输入的优化数据；

S340、损失函数构建：通过混合损失函数以减小分割图像和标注图像之间的差距： I_{bce} 和 I_{iou} 分别表示二元交叉熵损失函数(BCE) 和交并比损失函数(IOU)， λ 表示每一个损失函数的超参数，

BCE损失函数公式为：

$$I_{bce} = \sum_{(a,b)} [GT(a,b) \log(SEG(a,b)) + (1-GT(a,b)) \log(1-SEG(a,b))]$$

其中 $GT(a,b)$ 是像素 (a,b) 的标注标签，而 $SEG(a,b)$ 是分割区域的预测概率， I_{iou} 损失函数被用于网络中来反映初始分割图与手动标注图之间的差距：

其中 H,W 分别代表输入图像的高度和宽度， $GT(a,b)$ 是像素 (a,b) 的标注标签，而 $SEG(a,b)$ 是分割区域的预测概率；

S350、模型保存：当模型的损失函数不再降低之后，保存模型。

进一步的，S320中，数据标准化：通过减去均值除以整个图像的标准差：其中 μ 为所有样本数据的均值， σ 为所有样本数据的标准差， x 为输入量， x_1 为输出量；

数据分割：使用5折交叉验证来评估的模型在训练数据集上的性能，同时通过模型的训练调整模型的参数，找到使模型能达到最优的参数值，5折交叉验证通过将数据分为5个部分，每次取其中一个部分用于测试，剩余部分用来做训练，共需要进行5次，最大化评估分割模型的性能；

数据扩充：随机翻转输入量的左/右、上/下、前/后方向，以0.5的概率进行数据增强；

尺度缩放：在训练数据集之前需要把输入图像改为适合模型的相应尺寸，以获得最佳的训练结果。

进一步的，S330中，在每个块中添加一个压缩模块，压缩模块由压缩单元和提取单元构成，其中压缩单元为：其中 H,W 分别代表输入图像的高度和宽度， u_c 表示第 c 个卷积核， i,j 为像素点，而提取单元为： $F_{ex}(z,W) = \sigma(g(z,W)) = \sigma(g(W_2 \sigma(W_1 z)))$ ，其中 σ 表示ReLU 激活函数， g 表示sigmoid 激活函数， z 为输入图像数据， W_1, W_2 分别是两个全连接层的权值矩阵，得到门控单元，最后的输出

其中 F_c 是的一个特征通道的一个特征图， S_c 是门控单元的一个标量值。为了使模型训练规范化，并使低、中水平块学习判别特征，我们在解码路径的每个中间尺度层引入了深度监督。每个深度监督子网采用 $1 \times 1 \times 1$ 卷积进行特征宽度缩减，然后采用三线性上采样层使其与输出具有相同的空间维数，最后应用Sigmoid函数获得超密集预测。这些深度监督子网直接与损失函数连接，以进一步改善梯度流的传播。

Sigmoid函数：在解码阶段所提出的尺度注意块由从编码路径到解码路径的全尺度跳跃连接组成，其中每个解码层都包含来自所有编码层的输出特征映射，在全尺度下同时捕获细粒度细节和粗粒度语义信息。通过将编码路径不同尺度的输入进行特征映射，将其转换为相同维度的特征图，并与解码阶段

通过上采样获得的特征图进行全尺度的特征融合，获得具有更多语义特征信息的特征图。由此可知，解码阶段每个特征图是由编码阶段每一层的特征输出和其下一层通过上采样获得的特征输出经过融合后获得，将低级细节信息与高级语义信息合并到一个统一的框架中，解决基于尺度的特征融合可能不能充分利用全尺度信息的问题。

进一步的，在S200中，智能移动终端通过距离感应器使得每次患者在拍摄时，摄像头与注射处距离相等，从而使得获取的图像信息的尺寸大小、清晰度处于设定范围内。

本申请能够实现PPD皮试的居家智能化诊断，且能够记录患者的医疗过程，使得诊断过程和治疗过程都实现智能化，便于医生或护士能够随时了解患者的状态，也为医护人员和患者提供了便捷。

另一方面公开了一种基于图像识别智能分析PPD皮试结果的装置，如图2所示包括智能移动终端、云端数据处理器模块、数据加密传输模块和医院终端；智能移动终端用于验证患者的身份信息，并且拍摄检测者PPD皮试处的图像通过数据加密传输模块上传到云端数据处理器模块，云端数据处理器模块用于识别检测者PPD皮试处的图像并且将识别结果保存，同时通过数据加密传输模块反馈至医院终端，医院终端用于供医生和护士对患者进行诊断结果、治疗的记录。

进一步的，如图3所示智能移动终端包括摄像头、认证登录单元、时间提醒模块和距离感应器，摄像头用于拍摄PPD皮试处图像，认证登录单元设置多种认证模式用于验证智能移动终端使用者；一般来说，进行PPD皮试时，护士取0.1毫升PPD皮试液于左前臂掌侧前1/3中央皮内(注意:左手)注射，具体为24、48、72小时各观察并记录一次，观察局部有无硬结，不可单独以红晕为标准，所述时间提醒模块设置24小时、48小时、72小时三个提醒的时间节点，当达到设置的时间节点时提醒患者拍照上传，距离感应器使得患者每次拍摄时摄像头与注射处保持相同距离；智能移动终端通过距离感应器使得每次患者在拍摄时，摄像头与注射处距离相等，从而使得获取的图像信息的尺寸大小、清晰度处于设定范围内。其中24小时和48小时采集的图像只是作为辅助诊断使用，只需保存数据。主要是对72小时采集的图像进行分析，识别硬结大小，因为皮内结核菌素反应一般于注射后72小时的特异性变态反应达高峰。

如图4所示云端数据处理器模块包括图像识别模块、数据储存模块、结果反馈模块和图像预判断模块，图像识别模块通过图像识别算法对智能移动终端采集的图像进行分析，数据存储模块用于储存患者身份信息、患者诊断治疗记录信息，结果反馈模块用于向医院终端反馈图像识别模块的分析结果，图像预判断模块用于判断采集的图像是否出现水泡，破溃、坏死及淋巴管炎，若出现则通过结果反馈模块向医院终端直接反馈强阳性的分析结果。同时在数据的上传和下载过程中，都是设置有加密传输模块，这样能够保证患者的隐私不会泄露。

进一步的，如图5所示医院终端为多个医用移动终端和/或医用固定终端，医院终端包括权限分级模块、诊断结果反馈模块、患者治疗记录模块，多个医用移动终端和/或医用固定终端为医生和护士的操作终端，权限分级模块根据使用者的身份进行权限开放，诊断结果反馈模块用于具有相应权限的医生填写诊断结果和治疗方式，患者治疗记录模块用于记录患者的治疗时间、治疗方式和治疗用药。

判断方法为将测得的硬结横径毫米数 \times 纵径毫米数表示，其中对于阴性反应无硬结或硬结平均直径 $<5\text{mm}$ 者。阳性反应硬结平均直径在 5mm 或 5mm 以上者为

阳性，5-9mm为弱阳性，记为+，10-19mm为阳性，记为++，20mm以上或局部有
水泡，出血、坏死及淋巴管炎者均为强阳性，记为+++。

进一步的，图像识别模块的预训练过程为：

S1、图像数据获取：获取医院数据库中关于不同时间节点的PPD皮试的检测图
像及诊断结果；

S2、图像数据预处理：对获取图像数据进行数据标准化、数据分割、数据扩
充、尺度缩放，从而获得优化图像数据；

其中数据标准化：通过减去均值除以整个图像的标准差： 其中 μ 为所有样本
数据的均值， σ 为所有样本数据的标准差， x 为输入量， x_1 为输出量；

数据分割：使用5折交叉验证来评估的模型在训练数据集上的性能，同时通过
模型的训练调整模型的参数，找到使模型能达到最优的参数值，5折交叉验证
通过将数据分为5个部分，每次取其中一个部分用于测试，剩余部分用来做训
练，共需要进行5次，最大化评估分割模型的性能；

数据扩充：随机翻转输入量的左/右、上/下、前/后方向，以0.5的概率进行
数据增强；

尺度缩放：在训练数据集之前需要把输入图像改为适合模型的相应尺寸，以
获得最佳的训练结果。

S3、构建模型：采用编解码结构，通过非对称编码块来学习代表性特征，通过
解码块来恢复原始分辨率的分割掩码，将不同尺度的编码块输出合并为尺度
注意块，尺度注意块用于学习和选择具有全尺度信息的特征；

尺度注意块建立在ResNet模块上，每个ResNet模块由两个卷积层和一个ReLU
激活层构成，通过跳跃连接提高模型的深度和宽度，且卷积输出 $F(x)$ 公式
为：

$F(x) = H(x) - x$ ，其中 $H(x)$ 为残差网络的输出， x 为输入的优化数据；

S4、损失函数构建：通过混合损失函数以减小分割图像和标注图像之间的差
距： I_{bce} 和 I_{iou} 分别表示二元交叉熵损失函数(BCE) 和交并比损失函数
(IOU)， α 表示每一个损失函数的超参数，

BCE损失函数公式为：

$$I_{bce} = \sum_{(a,b)} [GT(a,b) \log(SEG(a,b)) + (1-GT(a,b)) \log(1-SEG(a,b))]$$

其中 $GT(a,b)$ 是像素 (a,b) 的标注标签，而 $SEG(a,b)$ 是分割区域的预测概
率， IOU 损失函数被用于网络中来反映初始分割图与手动标注图之间的差
距：

其中 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， $GT(a,b)$ 是像素 (a,b) 的标注标签，
而 $SEG(a,b)$ 是分割区域的预测概率；

S5、模型保存：当模型的损失函数不再降低之后，保存模型。

在步骤S3中，在每个块中添加一个压缩模块，压缩模块由压缩单元和提取单
元构成，其中压缩单元为： 其中 H, W 分别代表输入图像的高度和宽度， u_c 表
示第 c 个卷积核， i, j 为像素点，而提取单元为： $F_{ex}(z, W) = \sigma(g(z, W))$
 $= \sigma(g(W_2 \sigma(W_1 z)))$ ，其中 σ 表示ReLU激活函数， g 表示sigmoid激活函
数， z 为输入图像数据， 分别是两个全连接层的权值矩阵，得到门控单元，
最后输出

其中 s_c 是的一个特征通道的一个特征图， s_c 是门控单元的一个标量值。为了

使模型训练规范化，并使低、中水平块学习判别特征，我们在解码路径的每个中间尺度层引入了深度监督。每个深度监督子网采用 $1 \times 1 \times 1$ 卷积进行特征宽度缩减，然后采用三线性上采样层使其与输出具有相同的空间维数，最后应用Sigmoid函数获得超密集预测。这些深度监督子网直接与损失函数连接，以进一步改善梯度流的传播。

Sigmoid函数： 在解码阶段所提出的尺度注意块由从编码路径到解码路径的全尺度跳跃连接组成，其中每个解码层都包含来自所有编码层的输出特征映射，在全尺度下同时捕获细粒度细节和粗粒度语义信息。通过将编码路径不同尺度的输入进行特征映射，将其转换为相同维度的特征图，并与解码阶段通过上采样获得的特征图进行全尺度的特征融合，获得具有更多语义特征信息的特征图。由此可知，解码阶段每个特征图是由编码阶段每一层的特征输出和其下一层通过上采样获得的特征输出经过融合后获得，将低级细节信息与高级语义信息合并到一个统一的框架中，解决基于尺度的特征融合可能不能充分利用全尺度信息的问题。

本申请能够实现PPD皮试的居家智能化诊断，且能够记录患者的医疗过程，使得诊断过程和治疗过程都实现智能化，便于医生或护士能够随时了解患者的状态，也为医护人员和患者提供了便捷。

上面仅对本发明的较佳实施例作了详细说明，但是本发明并不限于上述实施例，在本领域普通技术人员所具备的知识范围内，还可以在不脱离本发明宗旨的前提下作出各种变化，各种变化均应包含在本发明的保护范围之内。