

(12) 按照专利合作条约所公布的国际申请

(19) 世界知识产权组织
国际局

(43) 国际公布日
2018 年 11 月 8 日 (08.11.2018)



(10) 国际公布号
WO 2018/201647 A1

- (51) 国际专利分类号:
G06T 7/00 (2017.01)
- (21) 国际申请号: PCT/CN2017/100044
- (22) 国际申请日: 2017 年 8 月 31 日 (31.08.2017)
- (25) 申请语言: 中文
- (26) 公布语言: 中文
- (30) 优先权:
201710312327.6 2017年5月5日 (05.05.2017) CN
- (71) 申请人: 平安科技(深圳)有限公司(PING AN TECHNOLOGY (SHENZHEN) CO., LTD.) [CN/CN];
中国广东省深圳福田区八卦岭八卦三路平安大厦吴东勤, Guangdong 518000 (CN)。
- (72) 发明人: 王健宗(WANG, Jianzong); 中国广东省深圳福田区八卦岭八卦三路平安大厦吴东勤,

- Guangdong 518000 (CN)。吴天博(WU, Tianbo); 中国广东省深圳福田区八卦岭八卦三路平安大厦吴东勤, Guangdong 518000 (CN)。黄章成(HUANG, Zhangcheng); 中国广东省深圳福田区八卦岭八卦三路平安大厦吴东勤, Guangdong 518000 (CN)。肖京(XIAO, Jing); 中国广东省深圳福田区八卦岭八卦三路平安大厦吴东勤, Guangdong 518000 (CN)。
- (74) 代理人: 深圳市沃德知识产权代理事务所(普通合伙)(SHENZHEN WORLD INTELLECTUAL PROPERTY AGENCY (GENERAL PARTNERSHIP)); 中国广东省深圳福田区园岭街道八卦四路10号中浩大厦1528-1530室于志光, Guangdong 518000 (CN)。
- (81) 指定国(除另有指明, 要求每一种可提供的国家保护): AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG,

(54) Title: METHOD FOR DETECTING RETINOPATHY DEGREE LEVEL, DEVICE AND STORAGE MEDIUM

(54) 发明名称: 视网膜病变程度等级检测方法、装置及存储介质

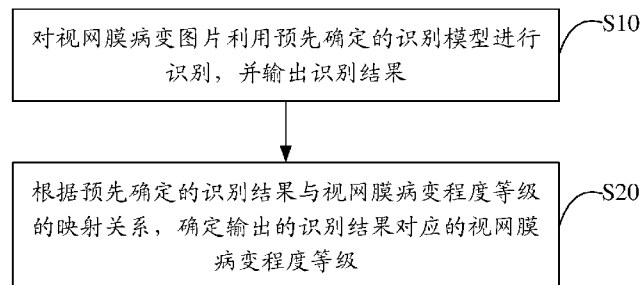


图 1

- S10 Use a predetermined identification model to identify the received retinopathy image, and output an identification result
- S20 Determine a retinopathy degree level corresponding to the output identification result: according to a predetermined mapping relationship between the identification result and the retinopathy degree level

(57) Abstract: A method for detecting retinopathy degree level, comprising: after a retinopathy image to be identified is received, using a predetermined identification model to identify the received retinopathy image, and outputting an identification result (S10), wherein the predetermined identification model is a convolutional neural network model obtained by training, in advance, a preset number of sample images marked by different retinopathy degree levels; and determining the retinopathy degree level corresponding to the output identification result according to a predetermined mapping relationship between the identification result and the retinopathy degree level (S20). With the described method, it is not necessary to perform complex feature extraction operations on eye images, the process is simplified, corresponding different retinopathy degree levels may be determined according to the identification result, and refined identification of the retinopathy degree levels of a patient may be achieved. Further provided are an electronic device and a computer readable storage medium.

BH, BN, BR, BW, BY, BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DJ, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IR, IS, JO, JP, KE, KG, KH, KN, KP, KR, KW, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SA, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW。

(84) 指定国 (除另有指明, 要求每一种可提供的地区保护): ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, ST, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), 欧亚 (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), 欧洲 (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG)。

本国际公布:

— 包括国际检索报告 (条约第21条(3))。

(57) 摘要: 一种视网膜病变程度等级检测方法, 该方法包括: 在收到待识别的视网膜病变图片后, 对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别, 并输出识别结果 (S10); 其中, 所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的卷积神经网络模型; 根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系, 确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级 (S20)。该方法无需对眼部图像进行复杂的特征提取运算, 更加简单, 且能根据识别结果确定对应的不同视网膜病变程度等级, 能有效地对患者的视网膜病变程度进行精细化识别。同时还提供一种电子装置及一种计算机可读存储介质。

视网膜病变程度等级检测方法、装置及存储介质

本申请基于巴黎公约申明享有2017年5月5日递交的申请号为CN 201710312327.6、名称为“视网膜病变程度等级检测系统及方法”的中国专利申请的优先权，该中国专利申请的整体内容以参考的方式结合在本申请中。

技术领域

本发明涉及计算机技术领域，尤其涉及一种视网膜病变程度等级检测方法、电子装置及计算机可读存储介质。

背景技术

根据对发达国家超过9300万劳动力人口的调查，糖尿病性视网膜病变是导致眼睛失明的一个首要因素，目前，针对糖尿病性视网膜病变的识别通常需要对眼部图像进行特征提取（例如，眼部血管结构，视神经盘，视网膜中心凹槽等特征的提取），特征提取的算法复杂运行性能差，同时，难以对患者的视网膜病变程度进行精细化识别，识别精度难以达到要求。

发明内容

本发明的主要目的在于提供一种视网膜病变程度等级检测方法、电子装置及计算机可读存储介质，旨在简单有效地对患者的视网膜病变程度进行精细化识别。

为实现上述目的，本发明提供一种电子装置，其特征在于，所述装置包括：存储器、处理器，所述存储器上存储有可在所述处理器上运行的视网膜病变程度等级检测系统的程序，所述视网膜病变程度等级检测系统的程序被所述处理器执行时实现如下步骤：

在收到待识别的视网膜病变图片后，对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别，并输出识别结果；其中，所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的卷积神经网络模型；

根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

优选地，所述预先确定的识别模型的训练过程如下：

A、为各个预设的视网膜病变程度等级设定对应的预设数量的样本图片，为每个样本图片标注对应的视网膜病变程度等级；

B、将各张样本图片进行图片预处理以获得待模型训练的训练图片；

C、将所有训练图片分为第一比例的训练集和第二比例的验证集；

D、利用所述训练集训练所述预先确定的识别模型；

E、利用所述验证集验证训练的识别模型的准确率，若准确率大于或者等

于预设准确率，则训练结束，或者，若准确率小于预设准确率，则增加各个视网膜病变程度等级对应的样本图片数量并重新执行上述步骤 B、C、D、E。

此外，为实现上述目的，本发明还提供一种视网膜病变程度等级的检测方法，所述方法包括以下步骤：

在收到待识别的视网膜病变图片后，对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别，并输出识别结果；其中，所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的卷积神经网络模型；

根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

优选地，所述预先确定的识别模型的训练过程如下：

A、为各个预设的视网膜病变程度等级设定对应的预设数量的样本图片，为每个样本图片标注对应的视网膜病变程度等级；

B、将各张样本图片进行图片预处理以获得待模型训练的训练图片；

C、将所有训练图片分为第一比例的训练集和第二比例的验证集；

D、利用所述训练集训练所述预先确定的识别模型；

E、利用所述验证集验证训练的识别模型的准确率，若准确率大于或者等于预设准确率，则训练结束，或者，若准确率小于预设准确率，则增加各个视网膜病变程度等级对应的样本图片数量并重新执行上述步骤 B、C、D、E。

另外，为实现上述目的，本发明还提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质上存储有视网膜病变程度等级的检测系统的程序，所述视网膜病变程度等级的检测系统的程序被处理器执行时实现上述视网膜病变程度等级的检测方法的任一步骤。

本发明提出的视网膜病变程度等级检测方法、电子装置及计算机可读存储介质，通过基于标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的深度卷积神经网络模型来对收到的视网膜病变图片进行识别，并根据识别结果确定对应的视网膜病变程度等级。由于只需根据预先训练得到的深度卷积神经网络模型对收到的视网膜病变图片进行识别，无需对眼部图像进行复杂的特征提取运算，更加简单，且能根据识别结果确定对应的不同视网膜病变程度等级，能有效地对患者的视网膜病变程度进行精细化识别。

附图说明

图1为本发明视网膜病变程度等级的检测方法较佳实施例的流程示意图；

图2为本发明电子装置较佳实施例的示意图；

图3为图2中视网膜病变程度等级检测系统较佳实施例的功能模块示意图。

本发明目的的实现、功能特点及优点将结合实施例，参照附图做进一步说明。

具体实施方式

为了使本发明所要解决的技术问题、技术方案及有益效果更加清楚、明白，以下结合附图和实施例，对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

本发明提供一种视网膜病变程度等级的检测方法。

参照图 1，图 1 为本发明视网膜病变程度等级的检测方法较佳实施例的流程示意图。

在本实施例中，该视网膜病变程度等级的检测方法包括：

步骤 S10、在收到待识别的视网膜病变图片后，对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别，并输出识别结果；其中，所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的深度卷积神经网络模型。

本实施例中，视网膜病变程度等级检测系统接收用户发出的包含待识别的视网膜病变图片的视网膜病变程度等级检测请求，例如，接收用户通过手机、平板电脑、自助终端设备等终端发送的视网膜病变程度等级检测请求，如接收用户在手机、平板电脑、自助终端设备等终端中预先安装的客户端上发送来的视网膜病变程度等级检测请求，或接收用户在手机、平板电脑、自助终端设备等终端中的浏览器系统上发送来的视网膜病变程度等级检测请求。

视网膜病变程度等级检测系统在收到用户发出的视网膜病变程度等级检测请求后，利用预先训练好的识别模型对收到的待识别的视网膜病变图片进行识别，识别出收到的待识别的视网膜病变图片在识别模型中的识别结果。该识别模型可预先通过对大量标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行识别来不断进行训练、学习、验证、优化等，以将其训练成能准确识别出不同视网膜病变程度等级对应的标注的模型。例如，该识别模型可采用深度卷积神经网络模型（Convolutional Neural Network，CNN）模型等。

步骤 S20、根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

在利用预先训练好的深度卷积神经网络模型对收到的视网膜病变图片进行识别获取到识别结果后，可根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级，确定的视网膜病变程度等级即为收到的视网膜病变图片所对应的视网膜病变程度等级。例如，在一种实施方式中，所述识别结果包括第一识别结果（例如，标注为“0”）、第二识别结果（例如，标注为“1”）、第三识别结果（例如，标注为“2”）、第四识别结果（例如，标注为“3”）及第五识别结果（例如，标注为“4”），所述视网膜病变程度等级包括第一等级、第二等级、第三等级、第四等级及第五等级。可预先确定不同识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，如所述第一识别结果对应第一等级，第二识别结果对应第二等级，第三识别结果对应第三等级，第四识别结果对应第四等级，第五识别结果对应第五等级。

例如，具体地，第一等级可以对应正常和轻度的非增殖性糖尿病视网膜病变，该第一等级对应的视网膜病变图片表现为仅有个别血管瘤，硬性渗出，视网膜出血等。第二等级可以对应无临床意义黄斑水肿的非增殖性糖尿病视网膜病变，该第二等级对应的视网膜病变图片表现有微血管瘤，硬性渗出，视网膜出血，袢状或串珠状静脉。第三等级可以对应有临床意义的黄斑水肿（CME）的非增殖性糖尿病视网膜病，该第三等级对应的视网膜病变图片表现黄斑区及其附近有视网膜增厚，并有微血管瘤，软性渗出，视网膜出血。第四等级可以对应非高危险期的增生性视网膜病，该第四等级对应的视网膜病变图片表现为视乳头外区有新生血管形成，其他区域内视网膜微血管形成的增殖型改变。第五等级可以对应高危险期的增生性视网膜病，该第五等级对应的视网膜病变图片表现为视乳头区有新生血管形成，玻璃体或视网膜前出血。

这样，在利用预先训练好的识别模型对收到的视网膜病变图片进行识别获取到识别结果后，即可根据获取到的不同识别结果确定对应的不同视网膜病变程度等级，从而实现对多种细化的视网膜病变程度等级的准确识别。

本实施例通过基于标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的深度卷积神经网络模型来对收到的视网膜病变图片进行识别，并根据识别结果确定对应的视网膜病变程度等级。由于只需根据预先训练得到的深度卷积神经网络模型对收到的视网膜病变图片进行识别，无需对眼部图像进行复杂的特征提取运算，更加简单，且能根据识别结果确定对应的不同视网膜病变程度等级，能有效地对患者的视网膜病变程度进行精细化识别。

进一步地，在其他实施例中，所述预先确定的识别模型的训练过程如下：

A、为各个预设的视网膜病变程度等级（如第一等级、第二等级、第三等级、第四等级及第五等级，或轻微、轻度、中度、重度等）准备对应的预设数量的样本图片，为每个样本图片标注对应的视网膜病变程度等级；

B、将各张样本图片进行图片预处理以获得待模型训练的训练图片。通过对各张样本图片进行图片预处理如缩放、裁剪、翻转及/或扭曲等操作后才进行模型训练，以有效提高模型训练的真实性及准确率。例如在一种实施方式中，对各张样本图片进行图片预处理可以包括：

将各张样本图片的较短边长缩放到第一预设大小（例如，640 像素）以获得对应的第一图片，在各张第一图片上随机裁剪出一个第二预设大小（例如，256*256 像素）的第二图片；

根据各个预先确定的预设类型参数（例如，颜色、亮度及/或对比度等）对应的标准参数值（例如，颜色对应的标准参数值为 a_1 ，亮度对应的标准参数值为 a_2 ，对比度对应的标准参数值为 a_3 ），将各张第二图片的各个预先确定的预设类型参数值调整为对应的标准参数值，获得对应的第三图片，以消除作为医学图片的样本图片在拍摄时外界条件导致的图片不清晰，提高模型训

练的有效性；例如，将各张第二图片的亮度值调整为标准参数值 a_2 ，将各张第二图片的对比度值调整为标准参数值 a_3 ；

对各张第三图片进行预设方向（例如，水平和垂直方向）的翻转，及按照预设的扭曲角度（例如，30 度）对各张第三图片进行扭曲操作，获得各张第三图片对应的第四图片，各张第四图片即为对应的样本图片的训练图片。其中，翻转和扭曲操作的作用是模拟实际业务场景下各种形式的图片，通过这些翻转和扭曲操作可以增大数据集的规模，从而提高模型训练的真实性和实用性。

C、将所有训练图片分为第一比例（例如，50%）的训练集、第二比例（例如，25%）的验证集；

D、利用所述训练集训练所述预先确定的识别模型；

E、利用所述验证集验证训练的识别模型的准确率，若准确率大于或者等于预设准确率，则训练结束，或者，若准确率小于预设准确率，则增加各个视网膜病变程度等级对应的样本图片数量并重新执行上述步骤 B、C、D、E，直至训练的识别模型的准确率大于或者等于预设准确率。

进一步地，在其他实施例中，所述预先确定的识别模型即深度卷积神经网络模型包括输入层和多个网络层，所述网络层包括卷积层、池化层、全连接层及分类器层，可选的，深度卷积神经网络模型还可以包括具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层（即 Dropout 层），该网络层的作用是提升模型的识别精度。

在一种具体的实施方式中，所述深度卷积神经网络模型由 1 个输入层，11 个卷积层，5 个池化层，1 个具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层（即 Dropout 层），1 个全连接层，1 个分类器层构成。该深度卷积神经网络模型的详细结构如下表 1 所示：

Layer Name	Batch Size	Kernel Size	Stride Size	Output Size
Input	64			
Conv1	64	7	2	112
MaxPool1	64	3	2	56
Conv2	192	3	1	56
Maxpool2	192	2	2	28
Convolution3	256	3	2	28
Convolution4	480	3	2	28
Maxpool3	480	2	2	28
Convolution5	512	3	2	14
Convolution6	512	3	2	14
Convolution7	512	3	2	14
Convolution8	512	3	2	14
Convolution9	512	3	2	14
Maxpool4	832	2	2	7

Convolution10	832	3	2	7
Convolution11	1024	3	2	7
Avgpool5	1024	7	1	1
Dropout	1024			1
Fc1	5			1
Softmax	5			1

表 1

其中: Layer Name 表示网络层的名称, Input 表示网络的数据输入层, Conv 表示模型的卷积层, Conv1 表示模型的第 1 个卷积层, MaxPool 表示模型的最大值池化层, MaxPool1 表示第一个基于最大值池化层, Dropout 表示具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层, Avgpool5 表示第 5 个池化层但采用取均值方式进行池化, Fc 表示模型中的全连接层, Fc1 表示第 1 个全连接层, Softmax 表示 Softmax 分类器层; Batch Size 表示当前层的输入图像数目; Kernel Size 表示当前层卷积核的尺度 (例如, Kernel Size 可以等于 3, 表示卷积核的尺度为 3 x 3); Stride Size 表示卷积核的移动步长, 即做完一次卷积之后移动到下一个卷积位置的距离; Output Size 表示网络层输出特征映射的尺寸。需要说明的是, 本实施例中池化层的池化方式包括但不限于 Mean pooling(均值采样)、Max pooling(最大值采样)、Overlapping (重叠采样)、L2 pooling(均方采样)、Local Contrast Normalization(归一化采样)、Stochasticpooling(随即采样)、Def-pooling(形变约束采样)等等。

进一步地, 在其他实施例中, 为了提高模型的识别精度, 各个所述网络层 (例如, 卷积层、池化层、具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层、全连接层及分类器层等) 对应的激活函数 $f(x)$ 为:

$$f(x) = \max(\alpha * x, 0)$$

其中, α 为泄漏率, x 表示该深度卷积神经网络模型中神经元的一个数值输入。在本实施例的一个优选实施方式中, 将 α 设定为 0.5。经过相同测试数据集的对比测试, 相较于其他现有的激活函数, 通过本实施例的激活函数 $f(x)$, 该深度卷积神经网络模型的识别准确率大约有 3% 的提升。

进一步地, 在其他实施例中, 为了提高模型的识别精度, 各个所述网络层 (例如, 卷积层、池化层、具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层、全连接层及分类器层等) 对应的交叉熵 $H(P, Q)$ 为:

$$H(P, Q) = H(P) + D_{KL}(P \parallel Q)$$

其中, P, Q 为两个概率分布, $H(P)$ 为概率分布 P 的期望, $H(P) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x)$, x 为概率分布 P 的样本空间 X 中任意一个样本, $P(x)$ 表示样本 x 被选取的概率; $D_{KL}(P \parallel Q)$ 的表达式为 $\sum_{x \in X} P(x) \frac{\log P(x)}{\log Q(x)}$, x 为概率

分布 P 和 Q 公共样本空间 X 中任意一个样本, $P(x)$ 表示样本 x 在概率分布 P 上被选取的概率, $Q(x)$ 表示样本 x 在概率分布 Q 上被选取的概率。

进一步地, 为了保证模型训练的效率 and 准确性, 各个所述网络层对应的交叉熵损失函数 $L(x, \hat{y}; W)$ 为:

$$L(x, \hat{y}; W) = -\frac{1}{n} \sum_{x \in X} (\hat{y} * \log f(x; W) + (1 - \hat{y}) * \log(1 - f(x; W))) + \zeta \|W\|^2$$

其中, x 表示模型的输入, $\hat{y}$ 表示输入对应的标签, W 表示预设的模型参数, X 表示模型输入空间, $f(x; W)$ 表示模型对输入 x 的做了变换后的输出, ζ 表示规约化因子, $\|W\|^2$ 表示对矩阵元素求和:

$$\Delta W_{i+1} = \alpha * \Delta W_i - \beta * \gamma * W_i - \gamma * \left\langle \frac{dL(x, \hat{y}; W)}{dW} \middle| W_i \right\rangle_{D_i}$$

$$W_{i+1} = W_i + \Delta W_{i+1}$$

其中, ΔW_{i+1} 表示在 $i+1$ 时刻权值矩阵的更新增量, α 为势能项, β 为权值衰减系数, γ 为模型的学习率, W_i 表示在 i 时刻权值矩阵状态值, D_i 表示第 i 批输入, $\left\langle \frac{dL(x, \hat{y}; W)}{dW} \middle| W_i \right\rangle_{D_i}$ 表示第 i 批输入对应的平均梯度。

本实施例中, 交叉熵可在神经网络(机器学习)中作为损失函数, 例如, P 表示真实标记的分布, Q 则为训练后的模型的预测标记分布, 交叉熵损失函数可以衡量 P 与 Q 的相似性, 以保证模型训练的准确性。而且, 交叉熵作为损失函数在梯度下降时能避免均方误差损失函数学习速率降低的问题, 因此, 能保证模型训练的效率。

进一步地, 在其他实施例中, 所述深度卷积神经网络模型包括至少一个全连接层, 所述预先确定的识别模型中的各权重的初始值从预设的权重范围 (例如, $(0, 1)$ 权重范围) 进行随机采样确定, 所述全连接层的连接权重被丢弃 (Dropout) 的概率设置为第一预设值 (例如, 0.5), 所述交叉熵损失函数中的权值衰减系数设置为第二预设值 (例如, 0.0005), 所述交叉熵损失函数中的势能项设置为第三预设值 (例如, 0.9)。

进一步地, 在其他实施例中, 所述预先确定的识别模型的打分函数 ϕ 为:

$$\phi = 1 - \frac{\sum_{i,j} W_{i,j} O_{i,j}}{\sum_{i,j} W_{i,j} E_{i,j}}$$

其中, $w_{i,j} = \frac{(i-j)^2}{(N-1)^2}$, $O_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 实际出

现的图片数目, O 表示一个 $N * N$ 的矩阵, $O_{i,j}$ 代表矩阵 O 中的矩阵元素, N 表示参与预测的图片数目, 预测结果 $i, j \in \{0 1 2 3 4\}$, $E_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并

且第二次预测为 j 应该出现的图像数目, E 是期望的预测结果的 $N * N$ 矩阵, $E_{i,j}$ 代表矩阵 E 中的矩阵元素。

本实施例中通过打分函数 ϕ 来检测所述预先确定的识别模型的识别准确率, 以保证训练出的所述预先确定的识别模型的识别准确率保持在较高水平, 以保证对患者的视网膜病变程度进行准确地识别。

本发明进一步提供一种电子装置。请参阅图 2, 是本发明电子装置较佳实施例的示意图。

在本实施例中, 所述视网膜病变程度等级检测方法应用于一种电子装置 1 中。该电子装置 1 可包括, 但不限于, 存储器 11、处理器 12 及显示器 13。图 2 仅示出了具有组件 11-13 的电子装置 1, 但是应理解的是, 并不要求实施所有示出的组件, 可以替代的实施更多或者更少的组件。

所述存储器 11 在一些实施例中可以是所述电子装置 1 的内部存储单元, 例如该电子装置 1 的硬盘或内存。所述存储器 11 在另一些实施例中也可以是所述电子装置 1 的外部存储设备, 例如所述电子装置 1 上配备的插接式硬盘, 智能存储卡 (Smart Media Card, SMC), 安全数字 (Secure Digital, SD) 卡, 闪存卡 (Flash Card) 等。进一步地, 所述存储器 11 还可以既包括所述电子装置 1 的内部存储单元也包括外部存储设备。所述存储器 11 用于存储安装于所述电子装置 1 的应用软件及各类数据, 例如所述视网膜病变程度等级检测系统 10 的程序代码等。所述存储器 11 还可以用于暂时地存储已经输出或者将要输出的数据。

所述处理器 12 在一些实施例中可以是一中央处理器 (Central Processing Unit, CPU), 微处理器或其他数据处理芯片, 用于运行所述存储器 11 中存储的程序代码或处理数据, 例如执行所述视网膜病变程度等级检测系统 10 等。

所述显示器 13 在一些实施例中可以是 LED 显示器、液晶显示器、触控式液晶显示器以及 OLED (Organic Light-Emitting Diode, 有机发光二极管) 触摸器等。所述显示器 13 用于显示在所述电子装置 1 中处理的信息以及用于显示可视化的用户界面, 例如应用菜单界面、应用图标界面等。所述电子装置 1 的部件 11-13 通过系统总线相互通信。

在图 2 所示的装置实施例中, 存储器 11 中存储有视网膜病变程度等级检测系统 10 的程序; 处理器 12 执行存储器 11 中存储的视网膜病变程度等级检测系统 10 的程序时实现如下步骤:

在收到待识别的视网膜病变图片后, 对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别, 并输出识别结果; 其中, 所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的深度卷积神经网络模型; 及

根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系, 确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

本实施例中，视网膜病变程度等级检测系统接收用户发出的包含待识别的视网膜病变图片的视网膜病变程度等级检测请求，例如，接收用户通过手机、平板电脑、自助终端设备等终端发送的视网膜病变程度等级检测请求，如接收用户在手机、平板电脑、自助终端设备等终端中预先安装的客户端上发送来的视网膜病变程度等级检测请求，或接收用户在手机、平板电脑、自助终端设备等终端中的浏览器系统上发送来的视网膜病变程度等级检测请求。

视网膜病变程度等级检测系统在收到用户发出的视网膜病变程度等级检测请求后，利用预先训练好的识别模型对收到的待识别的视网膜病变图片进行识别，识别出收到的待识别的视网膜病变图片在识别模型中的识别结果。该识别模型可预先通过对大量标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行识别来不断进行训练、学习、验证、优化等，以将其训练成能准确识别出不同视网膜病变程度等级对应的标注的模型。例如，该识别模型可采用深度卷积神经网络模型（Convolutional Neural Network, CNN）模型等。

在利用预先训练好的深度卷积神经网络模型对收到的视网膜病变图片进行识别获取到识别结果后，可根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级，确定的视网膜病变程度等级即为收到的视网膜病变图片所对应的视网膜病变程度等级。例如，在一种实施方式中，所述识别结果包括第一识别结果（例如，标注为“0”）、第二识别结果（例如，标注为“1”）、第三识别结果（例如，标注为“2”）、第四识别结果（例如，标注为“3”）、及第五识别结果（例如，标注为“4”），所述视网膜病变程度等级包括第一等级、第二等级、第三等级、第四等级及第五等级。可预先确定不同识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，如所述第一识别结果对应第一等级，第二识别结果对应第二等级，第三识别结果对应第三等级，第四识别结果对应第四等级，第五识别结果对应第五等级。例如，具体地，第一等级可以对应正常和轻度的非增殖性糖尿病视网膜病变，该第一等级对应的视网膜病变图片表现为仅有个别血管瘤，硬性渗出，视网膜出血等。第二等级可以对应无临床意义黄斑水肿的非增殖性糖尿病视网膜病变，该第二等级对应的视网膜病变图片表现有微血管瘤，硬性渗出，视网膜出血，袢状或串珠状静脉。第三等级可以对应具有临床意义的黄斑水肿（CME）的非增殖性糖尿病视网膜病，该第三等级对应的视网膜病变图片表现黄斑区及其附近有视网膜增厚，并有微血管瘤，软性渗出，视网膜出血。第四等级可以对应非高危险期的增生性视网膜病，该第四等级对应的视网膜病变图片表现为视乳头外区有新生血管形成，其他区域内视网膜微血管形成的增殖型改变。第五等级可以对应高危险期的增生性视网膜病，该第五等级对应的视网膜病变图片表现为视乳头区有新生血管形成，玻璃体或视网膜前出血。

这样，在利用预先训练好的识别模型对收到的视网膜病变图片进行识别获取到识别结果后，即可根据获取到的不同识别结果确定对应的不同视网膜

病变程度等级，从而实现对多种细化的视网膜病变程度等级的准确识别。

本实施例通过基于标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的深度卷积神经网络模型来对收到的视网膜病变图片进行识别，并根据识别结果确定对应的视网膜病变程度等级。由于只需根据预先训练得到的深度卷积神经网络模型对收到的视网膜病变图片进行识别，无需对眼部图像进行复杂的特征提取运算，更加简单，且能根据识别结果确定对应的不同视网膜病变程度等级，能有效地对患者的视网膜病变程度进行精细化识别。

进一步地，在其他实施例中，所述预先确定的识别模型的训练过程如下：

A、为各个预设的视网膜病变程度等级（如第一等级、第二等级、第三等级、第四等级及第五等级，或轻微、轻度、中度、重度等）准备对应的预设数量的样本图片，为每个样本图片标注对应的视网膜病变程度等级；

B、将各张样本图片进行图片预处理以获得待模型训练的训练图片。通过对各张样本图片进行图片预处理如缩放、裁剪、翻转及/或扭曲等操作后才进行模型训练，以有效提高模型训练的真实性及准确率。例如在一种实施方式中，对各张样本图片进行图片预处理可以包括：

将各张样本图片的较短边长缩放到第一预设大小（例如，640 像素）以获得对应的第一图片，在各张第一图片上随机裁剪出一个第二预设大小（例如，256*256 像素）的第二图片；

根据各个预先确定的预设类型参数（例如，颜色、亮度及/或对比度等）对应的标准参数值（例如，颜色对应的标准参数值为 a1，亮度对应的标准参数值为 a2，对比度对应的标准参数值为 a3），将各张第二图片的各个预先确定的预设类型参数值调整为对应的标准参数值，获得对应的第三图片，以消除作为医学图片的样本图片在拍摄时外界条件导致的图片不清晰，提高模型训练的有效性；例如，将各张第二图片的亮度值调整为标准参数值 a2，将各张第二图片的对比度值调整为标准参数值 a3；

对各张第三图片进行预设方向（例如，水平和垂直方向）的翻转，及按照预设的扭曲角度（例如，30 度）对各张第三图片进行扭曲操作，获得各张第三图片对应的第四图片，各张第四图片即为对应的样本图片的训练图片。其中，翻转和扭曲操作的作用是模拟实际业务场景下各种形式的图片，通过这些翻转和扭曲操作可以增大数据集的规模，从而提高模型训练的真实性和实用性。

C、将所有训练图片分为第一比例（例如，50%）的训练集、第二比例（例如，25%）的验证集；

D、利用所述训练集训练所述预先确定的识别模型；

E、利用所述验证集验证训练的识别模型的准确率，若准确率大于或者等于预设准确率，则训练结束，或者，若准确率小于预设准确率，则增加各个

视网膜病变程度等级对应的样本图片数量并重新执行上述步骤 B、C、D、E，直至训练的识别模型的准确率大于或者等于预设准确率。

进一步地，在其他实施例中，所述预先确定的识别模型即深度卷积神经网络模型包括输入层和多个网络层，所述网络层包括卷积层、池化层、全连接层及分类器层，可选的，深度卷积神经网络模型还可以包括具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层（即 Dropout 层），该网络层的作用是提升模型的识别精度。

在一种具体的实施方式中，所述深度卷积神经网络模型由 1 个输入层，11 个卷积层，5 个池化层，1 个具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层（即 Dropout 层），1 个全连接层，1 个分类器层构成。该深度卷积神经网络模型的详细结构如下表 1 所示：

Layer Name	Batch Size	Kernel Size	Stride Size	Output Size
Input	64			
Conv1	64	7	2	112
MaxPool1	64	3	2	56
Conv2	192	3	1	56
Maxpool2	192	2	2	28
Convolution3	256	3	2	28
Convolution4	480	3	2	28
Maxpool3	480	2	2	28
Convolution5	512	3	2	14
Convolution6	512	3	2	14
Convolution7	512	3	2	14
Convolution8	512	3	2	14
Convolution9	512	3	2	14
Maxpool4	832	2	2	7
Convolution10	832	3	2	7
Convolution11	1024	3	2	7
Avgpool5	1024	7	1	1
Dropout	1024			1
Fc1	5			1
Softmax	5			1

表 1

其中：Layer Name 表示网络层的名称，Input 表示网络的数据输入层，Conv 表示模型的卷积层，Conv1 表示模型的第 1 个卷积层，MaxPool 表示模型的最大值池化层，MaxPool1 表示第一个基于最大值池化层，Dropout 表示具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层，Avgpool5 表示第 5 个池化层但采用取均值方式进行池化，Fc 表示模型中的全连接层，Fc1 表示第 1 个全连接层，Softmax 表示 Softmax 分类器层；Batch Size 表示当前层的输入图像数目；Kernel Size 表示当前层卷积核的尺度（例如，Kernel Size 可以等于 3，表示卷积核的尺度

为 3×3); Stride Size 表示卷积核的移动步长, 即做完一次卷积之后移动到下一个卷积位置的距离; Output Size 表示网络层输出特征映射的尺寸。需要说明的是, 本实施例中池化层的池化方式包括但不限于 Mean pooling(均值采样)、Max pooling(最大值采样)、Overlapping (重叠采样)、L2 pooling(均方采样)、Local Contrast Normalization(归一化采样)、Stochasticpooling(随即采样)、Def-pooling(形变约束采样)等等。

进一步地, 在其他实施例中, 为了提高模型的识别精度, 各个所述网络层(例如, 卷积层、池化层、具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层、全连接层及分类器层等)对应的激活函数 $f(x)$ 为:

$$f(x) = \max(\alpha * x, 0)$$

其中, α 为泄漏率, x 表示该深度卷积神经网络模型中神经元的一个数值输入。在本实施例的一个优选实施方式中, 将 α 设定为 0.5。经过相同测试数据集的对比测试, 相较于其他现有的激活函数, 通过本实施例的激活函数 $f(x)$, 该深度卷积神经网络模型的识别准确率大约有 3% 的提升。

进一步地, 在其他实施例中, 为了提高模型的识别精度, 各个所述网络层(例如, 卷积层、池化层、具有随机丢弃某些连接权重机制的网络层、全连接层及分类器层等)对应的交叉熵 $H(P, Q)$ 为:

$$H(P, Q) = H(P) + D_{KL}(P \| Q)$$

其中, P, Q 为两个概率分布, $H(P)$ 为概率分布 P 的期望, $H(P) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x)$, x 为概率分布 P 的样本空间 X 中任意一个样本, $P(x)$ 表示样本 x 被选取的概率; $D_{KL}(P \| Q)$ 的表达式为 $\sum_{x \in X} P(x) \frac{\log P(x)}{\log Q(x)}$, x 为概率分布 P 和 Q 公共样本空间 X 中任意一个样本, $P(x)$ 表示样本 x 在概率分布 P 上被选取的概率, $Q(x)$ 表示样本 x 在概率分布 Q 上被选取的概率。

进一步地, 为了保证模型训练的效率和准确性, 各个所述网络层对应的交叉熵损失函数 $L(x, \hat{y}: W)$ 为:

$$L(x, \hat{y}: W) = -\frac{1}{n} \sum_{x \in X} (\hat{y} * \log f(x: W) + (1 - \hat{y}) * \log(1 - f(x: W))) + \zeta \|W\|^2$$

其中, x 表示模型的输入, $\hat{y}$ 表示输入对应的标签, W 表示预设的模型参数, X 表示模型输入空间, $f(x: W)$ 表示模型对输入 x 的做了变换后的输出, ζ 表示规约化因子, $\|W\|^2$ 表示对矩阵元素求和:

$$\Delta W_{i+1} = \alpha * \Delta W_i - \beta * \gamma * W_i - \gamma * \left\langle \frac{dL(x, \hat{y}: W)}{dW} \middle| W_i \right\rangle_{D_i}$$

$$W_{i+1} = W_i + \Delta W_{i+1}$$

其中, ΔW_{i+1} 表示在 $i+1$ 时刻权值矩阵的更新增量, α 为势能项, β 为权值

衰减系数, γ 为模型的学习率, W_i 表示在 i 时刻权值矩阵状态值, D_i 表示第 i 批输入, $\left\langle \frac{dL(x, \hat{y}: W)}{dW} | W_i \right\rangle_{D_i}$ 表示第 i 批输入对应的平均梯度。

本实施例中, 交叉熵可在神经网络(机器学习)中作为损失函数, 例如, P 表示真实标记的分布, Q 则为训练后的模型的预测标记分布, 交叉熵损失函数可以衡量 P 与 Q 的相似性, 以保证模型训练的准确性。而且, 交叉熵作为损失函数在梯度下降时能避免均方误差损失函数学习速率降低的问题, 因此, 能保证模型训练的效率。

进一步地, 在其他实施例中, 所述深度卷积神经网络模型包括至少一个全连接层, 所述预先确定的识别模型中的各权重的初始值从预设的权重范围 (例如, $(0,1)$ 权重范围) 进行随机采样确定, 所述全连接层的连接权重被丢弃 (Dropout) 的概率设置为第一预设值 (例如, 0.5), 所述交叉熵损失函数中的权值衰减系数设置为第二预设值 (例如, 0.0005), 所述交叉熵损失函数中的势能项设置为第三预设值 (例如, 0.9)。

进一步地, 在其他实施例中, 所述预先确定的识别模型的打分函数 ϕ 为:

$$\phi = 1 - \frac{\sum_{i,j} W_{i,j} O_{i,j}}{\sum_{i,j} W_{i,j} E_{i,j}}$$

其中, $w_{i,j} = \frac{(i-j)^2}{(N-1)^2}$, $O_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 实际出现的图片数目, O 表示一个 $N \times N$ 的矩阵, $O_{i,j}$ 代表矩阵 O 中的矩阵元素, N 表示参与预测的图片数目, 预测结果 $i, j \in \{01234\}$, $E_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 应该出现的图像数目, E 是期望的预测结果的 $N \times N$ 矩阵, $E_{i,j}$ 代表矩阵 E 中的矩阵元素。

本实施例中通过打分函数 ϕ 来检测所述预先确定的识别模型的识别准确率, 以保证训练出的所述预先确定的识别模型的识别准确率保持在较高水平, 以保证对患者的视网膜病变程度进行准确地识别。

在其他实施例中, 所述的视网膜病变程度等级检测系统 10 可以被分割成一个或多个模块, 所述一个或者多个模块被存储于所述存储器 11 中, 并由一个或多个处理器 (本实施例为所述处理器 12) 所执行, 以完成本发明。本发明所称的模块是指能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段, 比程序更适合于描述所述视网膜病变程度等级检测系统 10 在所述电子装置 1 中的执行过程。

请参阅图 3, 是图 2 中视网膜病变程度等级检测系统 10 较佳实施例的功能模块图。在图 3 中, 所述的视网膜病变程度等级检测系统 10 可以被分割成

识别模块 01、确定模块 02。所述模块 01-02 所实现的功能或操作步骤均与上文类似，此处不再详述，示例性地，例如其中：

识别模块 01，用于在收到待识别的视网膜病变图片后，对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别，并输出识别结果；其中，所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的卷积神经网络模型；及

确定模块 02，用于根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

本发明还提供一种计算机可读存储介质，所述计算机可读存储介质上存储有视网膜病变程度等级的检测系统的程序，所述视网膜病变程度等级的检测系统的程序被处理器执行时实现上述视网膜病变程度等级的检测方法的任一步骤。

本发明之计算机可读存储介质的具体实施方式与上述视网膜病变程度等级的检测方法的具体实施方式大致相同，在此不再赘述。

需要说明的是，在本文中，术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含，从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者装置不仅包括那些要素，而且还包括没有明确列出的其他要素，或者是还包括为这种过程、方法、物品或者装置所固有的要素。在没有更多限制的情况下，由语句“包括一个……”限定的要素，并不排除在包括该要素的过程、方法、物品或者装置中还存在另外的相同要素。

通过以上的实施方式的描述，本领域的技术人员可以清楚地了解到上述实施例方法可借助软件加必需的通用硬件平台的方式来实现，当然也可以通过硬件来实现，但很多情况下前者是更佳的实施方式。基于这样的理解，本发明的技术方案本质上或者说对现有技术做出贡献的部分可以以软件产品的形式体现出来，该计算机软件产品存储在一个存储介质（如 ROM/RAM、磁碟、光盘）中，包括若干指令用以使得一台终端设备（可以是手机，计算机，服务器，空调器，或者网络设备等等）执行本发明各个实施例所述的方法。

以上参照附图说明了本发明的优选实施例，并非因此局限本发明的权利范围。上述本发明实施例序号仅仅为了描述，不代表实施例的优劣。另外，虽然在流程图中示出了逻辑顺序，但是在某些情况下，可以以不同于此处的顺序执行所示出或描述的步骤。

本领域技术人员不脱离本发明的范围和实质，可以有多种变型方案实现本发明，比如作为一个实施例的特征可用于另一实施例而得到又一实施例。凡在运用本发明的技术构思之内所作的任何修改、等同替换和改进，均应在本发明的权利范围之内。

权 利 要 求 书

1、一种电子装置，其特征在于，所述装置包括：存储器、处理器，所述存储器上存储有可在所述处理器上运行的视网膜病变程度等级检测系统的程序，所述视网膜病变程度等级检测系统的程序被所述处理器执行时实现如下步骤：

在收到待识别的视网膜病变图片后，对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别，并输出识别结果；其中，所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的卷积神经网络模型；

根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系，确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

2、如权利要求1所述的电子装置，其特征在于，所述预先确定的识别模型的训练过程如下：

A、为各个预设的视网膜病变程度等级设定对应的预设数量的样本图片，为每个样本图片标注对应的视网膜病变程度等级；

B、将各张样本图片进行图片预处理以获得待模型训练的训练图片；

C、将所有训练图片分为第一比例的训练集和第二比例的验证集；

D、利用所述训练集训练所述预先确定的识别模型；

E、利用所述验证集验证训练的识别模型的准确率，若准确率大于或者等于预设准确率，则训练结束，或者，若准确率小于预设准确率，则增加各个视网膜病变程度等级对应的样本图片数量并重新执行上述步骤B、C、D、E。

3、如权利要求2所述的电子装置，其特征在于，所述步骤B包括：

将各张样本图片的较短边长缩放到第一预设大小以获得对应的第一图片，在各张第一图片上随机裁剪出一个第二预设大小的第二图片；

根据各个预先确定的预设类型参数对应的标准参数值，将各张第二图片的各个预先确定的预设类型参数值调整为对应的标准参数值，以获得对应的第三图片；

对各张第三图片进行预设方向的翻转操作，及按照预设的扭曲角度对各张第三图片进行扭曲操作，以获得各张第三图片对应的第四图片，将各张第四图片作为待模型训练的训练图片。

4、如权利要求1或2所述的电子装置，其特征在于，所述深度卷积神经网络模型包括输入层和多个网络层，所述网络层包括卷积层、池化层、全连接层及分类器层。

5、如权利要求4所述的电子装置，其特征在于，各个所述网络层对应的

激活函数 $f(x)$ 为:

$$f(x) = \max(\alpha * x, 0)$$

其中, α 为预设的泄漏率, x 表示所述深度卷积神经网络模型中神经元的数值输入。

6、如权利要求 4 所述的电子装置, 其特征在于, 各个所述网络层对应的交叉熵 $H(P, Q)$ 为:

$$H(P, Q) = H(P) + D_{KL}(P \| Q)$$

其中, P, Q 为两个概率分布, $H(P)$ 为概率分布 P 的期望, $H(P) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x)$, x 为概率分布 P 的样本空间 X 中任意一个样本, $P(x)$ 表示样本 x 被选取的概率; $D_{KL}(P \| Q)$ 的表达式为 $\sum_{x \in X} P(x) \frac{\log P(x)}{\log Q(x)}$, x 为概率分布 P 和 Q 公共样本空间 X 中任意一个样本, $P(x)$ 表示样本 x 在概率分布 P 上被选取的概率, $Q(x)$ 表示样本 x 在概率分布 Q 上被选取的概率。

7、如权利要求 1 或 2 所述的电子装置, 其特征在于, 所述预先确定的识别模型的打分函数 ϕ 为:

$$\phi = 1 - \frac{\sum_{i,j} w_{i,j} O_{i,j}}{\sum_{i,j} w_{i,j} E_{i,j}}$$

其中, $w_{i,j} = \frac{(i-j)^2}{(N-1)^2}$, $O_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 实际出现的图片数目, O 表示一个 $N * N$ 的矩阵, $O_{i,j}$ 代表矩阵 O 中的矩阵元素, N 表示参与预测的图片数目, 预测结果 $i, j \in \{0 1 2 3 4\}$, $E_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 应该出现的图像数目, E 是期望的预测结果的 $N * N$ 矩阵, $E_{i,j}$ 代表矩阵 E 中的矩阵元素。

8、如权利要求 4 所述的电子装置, 其特征在于, 各个所述网络层对应的交叉熵损失函数 $L(x, \hat{y}: W)$ 为:

$$L(x, \hat{y}: W) = -\frac{1}{n} \sum_{x \in X} (\hat{y} * \log f(x: W) + (1 - \hat{y}) * \log(1 - f(x: W))) + \zeta \|W\|^2$$

其中, x 表示模型的输入, $\hat{y}$ 表示输入对应的标签, W 表示预设的模型参数, X 表示模型输入空间, $f(x: W)$ 表示模型对输入 x 的做了变换后的输出, ζ 表示规约化因子, $\|W\|^2$ 表示对矩阵元素求和:

$$\Delta W_{i+1} = \alpha * \Delta W_i - \beta * \gamma * W_i - \gamma * \left\langle \frac{dL(x, \hat{y}: W)}{dW} | W_i \right\rangle_{D_i}$$

$$W_{i+1} = W_i + \Delta W_{i+1}$$

其中, ΔW_{i+1} 表示在 $i+1$ 时刻权值矩阵的更新增量, α 为势能项, β 为权值衰减系数, γ 为模型的学习率, W_i 表示在 i 时刻权值矩阵状态值, D_i 表示第 i 批输入, $\left\langle \frac{dL(x, \hat{y}: W)}{dW} \middle| W_i \right\rangle_{D_i}$ 表示第 i 批输入对应的平均梯度。

9、如权利要求 8 所述的电子装置, 其特征在于, 所述预先确定的识别模型包括至少一个全连接层, 所述预先确定的识别模型中的各权重的初始值从预设的权重范围进行随机采样确定, 所述全连接层的连接权重被丢弃的概率设置为第一预设值, 所述交叉熵损失函数中的权值衰减系数设置为第二预设值, 所述交叉熵损失函数中的势能项设置为第三预设值。

10、一种视网膜病变程度等级的检测方法, 其特征在于, 所述方法包括以下步骤:

在收到待识别的视网膜病变图片后, 对收到的视网膜病变图片利用预先确定的识别模型进行识别, 并输出识别结果; 其中, 所述预先确定的识别模型为预先通过对标注有不同视网膜病变程度等级的预设数量样本图片进行训练得到的卷积神经网络模型;

根据预先确定的识别结果与视网膜病变程度等级的映射关系, 确定输出的识别结果对应的视网膜病变程度等级。

11、如权利要求 10 所述的视网膜病变程度等级的检测方法, 其特征在于, 所述预先确定的识别模型的训练过程如下:

A、为各个预设的视网膜病变程度等级设定对应的预设数量的样本图片, 为每个样本图片标注对应的视网膜病变程度等级;

B、将各张样本图片进行图片预处理以获得待模型训练的训练图片;

C、将所有训练图片分为第一比例的训练集和第二比例的验证集;

D、利用所述训练集训练所述预先确定的识别模型;

E、利用所述验证集验证训练的识别模型的准确率, 若准确率大于或者等于预设准确率, 则训练结束, 或者, 若准确率小于预设准确率, 则增加各个视网膜病变程度等级对应的样本图片数量并重新执行上述步骤 B、C、D、E。

12、如权利要求 11 所述的视网膜病变程度等级的检测方法, 其特征在于, 所述步骤 B 包括:

将各张样本图片的较短边长缩放到第一预设大小以获得对应的第一图片, 在各张第一图片上随机裁剪出一个第二预设大小的第二图片;

根据各个预先确定的预设类型参数对应的标准参数值, 将各张第二图片的各个预先确定的预设类型参数值调整为对应的标准参数值, 以获得对应的第三图片;

对各张第三图片进行预设方向的翻转操作，及按照预设的扭曲角度对各张第三图片进行扭曲操作，以获得各张第三图片对应的第四图片，将各张第四图片作为待模型训练的训练图片。

13、如权利要求 10 或 11 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，所述深度卷积神经网络模型包括输入层和多个网络层。

14、如权利要求 13 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，所述网络层包括卷积层、池化层、全连接层及分类器层。

15、如权利要求 14 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，各个所述网络层对应的激活函数 $f(x)$ 为：

$$f(x) = \max(\alpha * x, 0)$$

其中， α 为预设的泄漏率， x 表示所述深度卷积神经网络模型中神经元的数值输入。

16、如权利要求 14 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，各个所述网络层对应的交叉熵 $H(P, Q)$ 为：

$$H(P, Q) = H(P) + D_{KL}(P \parallel Q)$$

其中， P, Q 为两个概率分布， $H(P)$ 为概率分布 P 的期望， $H(P) = -\sum_{x \in X} P(x) \log P(x)$ ， x 为概率分布 P 的样本空间 X 中任意一个样本， $P(x)$ 表示样本 x 被选取的概率； $D_{KL}(P \parallel Q)$ 的表达式为 $\sum_{x \in X} P(x) \frac{\log P(x)}{\log Q(x)}$ ， x 为概率分布 P 和 Q 公共样本空间 X 中任意一个样本， $P(x)$ 表示样本 x 在概率分布 P 上被选取的概率， $Q(x)$ 表示样本 x 在概率分布 Q 上被选取的概率。

17、如权利要求 10 或 11 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，所述预先确定的识别模型的打分函数 ϕ 为：

$$\phi = 1 - \frac{\sum_{i,j} w_{i,j} O_{i,j}}{\sum_{i,j} w_{i,j} E_{i,j}}$$

其中， $w_{i,j} = \frac{(i-j)^2}{(N-1)^2}$ ， $O_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 实际出现的图片数目， O 表示一个 $N * N$ 的矩阵， $O_{i,j}$ 代表矩阵 O 中的矩阵元素， N 表示参与预测的图片数目，预测结果 $i, j \in \{0 1 2 3 4\}$ ， $E_{i,j}$ 表示第一次预测为 i 并且第二次预测为 j 应该出现的图像数目， E 是期望的预测结果的 $N * N$ 矩阵， $E_{i,j}$ 代表矩阵 E 中的矩阵元素。

18、如权利要求 14 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，各个所述网络层对应的交叉熵损失函数 $L(x, \hat{y}; W)$ 为：

$$L(x, \hat{y}; W) = -\frac{1}{n} \sum_{x \in X} (\hat{y} * \log f(x; W) + (1 - \hat{y}) * \log (1 - f(x; W))) + \zeta \|W\|^2$$

其中， x 表示模型的输入， $\hat{y}$ 表示输入对应的标签， W 表示预设的模型参数， X 表示模型输入空间， $f(x; W)$ 表示模型对输入 x 的做了变换后的输出， ζ 表示规约化因子， $\|W\|^2$ 表示对矩阵元素求和：

$$\Delta W_{i+1} = \alpha * \Delta W_i - \beta * \gamma * W_i - \gamma * \left\langle \frac{dL(x, \hat{y}; W)}{dW} \middle| W_i \right\rangle_{D_i}$$

$$W_{i+1} = W_i + \Delta W_{i+1}$$

其中， ΔW_{i+1} 表示在 $i+1$ 时刻权值矩阵的更新增量， α 为势能项， β 为权值衰减系数， γ 为模型的学习率， W_i 表示在 i 时刻权值矩阵状态值， D_i 表示第 i 批输入， $\left\langle \frac{dL(x, \hat{y}; W)}{dW} \middle| W_i \right\rangle_{D_i}$ 表示第 i 批输入对应的平均梯度。

19、如权利要求 14 所述的视网膜病变程度等级的检测方法，其特征在于，所述预先确定的识别模型包括至少一个全连接层，所述预先确定的识别模型中的各权重的初始值从预设的权重范围进行随机采样确定，所述全连接层的连接权重被丢弃的概率设置为第一预设值，所述交叉熵损失函数中的权值衰减系数设置为第二预设值，所述交叉熵损失函数中的势能项设置为第三预设值。

20、一种计算机可读存储介质，其特征在于，所述计算机可读存储介质上存储有视网膜病变程度等级的检测系统的程序，所述视网膜病变程度等级的检测系统的程序被处理器执行时实现如权利要求 10 至 19 中任一项所述的视网膜病变程度等级的检测方法的步骤。

1/2

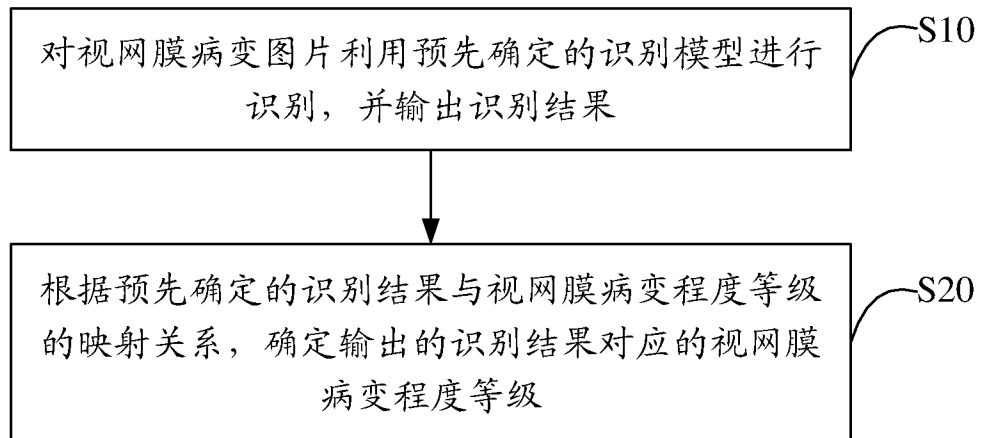


图 1

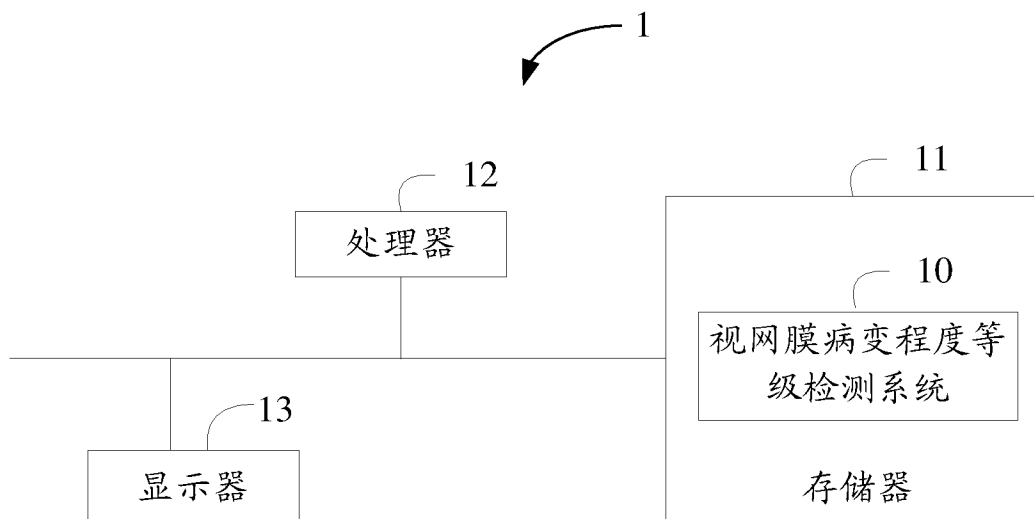


图 2

2/2

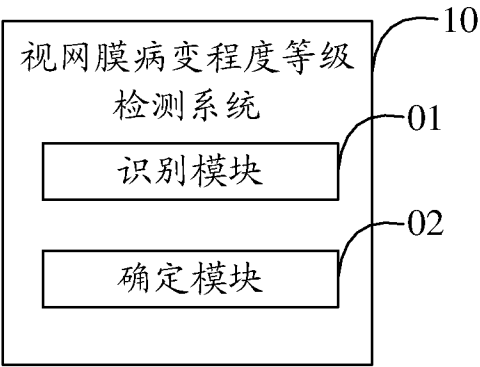


图 3

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No.

PCT/CN2017/100044

A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER

G06T 7/00(2017.01)i

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)

G06T

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

CNPAT, WPI, EPODOC, IEEE, CNKI: 视网膜, 眼底, 神经网络, 图片, 照片, retinal, fundus, neural network, image, photo+

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
PX	CN 106934798 A (SUZHOU VOXELCLOUD INFORMATION TECHNOLOGY CO., LTD.) 07 July 2017 (2017-07-07) description, paragraphs [0015]-[0032]	1-20
A	CN 106530295 A (CAPITAL MEDICAL UNIVERSITY) 22 March 2017 (2017-03-22) entire document	1-20
A	US 2016292856 A1 (IDX, LLC) 06 October 2016 (2016-10-06) entire document	1-20
A	US 2017112372 A1 (IBM) 27 April 2017 (2017-04-27) entire document	1-20
X	丁蓬莉等 (DING, Pengli et al.), "糖尿病性视网膜图像的深度学习神经网络分类方法 (Diabetic Retinal Image Classification Method Based on Deep Neural Network)" <i>计算机应用 (Journal of Computer Applications)</i> , Vol. 37, No. (3), 10 March 2017 (2017-03-10), sections 0 and 2-3	1-20



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents:

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

26 January 2018

Date of mailing of the international search report

09 February 2018

Name and mailing address of the ISA/CN

State Intellectual Property Office of the P. R. China
No. 6, Xitucheng Road, Jimenqiao Haidian District, Beijing
100088
China

Facsimile No. (86-10)62019451

Authorized officer

Telephone No.

INTERNATIONAL SEARCH REPORT
Information on patent family members

International application No.

PCT/CN2017/100044

Patent document cited in search report			Publication date (day/month/year)	Patent family member(s)	Publication date (day/month/year)
CN	106934798	A	07 July 2017	None	
CN	106530295	A	22 March 2017	None	
US	2016292856	A1	06 October 2016	None	
US	2017112372	A1	27 April 2017	None	

国际检索报告

国际申请号

PCT/CN2017/100044

A. 主题的分类 G06T 7/00 (2017.01) i 按照国际专利分类 (IPC) 或者同时按照国家分类和 IPC 两种分类																				
B. 检索领域 检索的最低限度文献 (标明分类系统和分类号) G06T 包含在检索领域中的除最低限度文献以外的检索文献 在国际检索时查阅的电子数据库 (数据库的名称, 和使用的检索词 (如使用)) CNPAT, WPI, EPODOC, IEEE, CNKI: 视网膜, 眼底, 神经网络, 图片, 照片, retinal, fundus, neural network, image, photo+																				
C. 相关文件 <table border="1"> <thead> <tr> <th>类 型*</th> <th>引用文件, 必要时, 指明相关段落</th> <th>相关的权利要求</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>PX</td> <td>CN 106934798 A (苏州体素信息科技有限公司) 2017年 7月 7日 (2017 - 07 - 07) 说明书第 [0015] - [0032] 段</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>CN 106530295 A (首都医科大学) 2017年 3月 22日 (2017 - 03 - 22) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2016292856 A1 (IDX LLC) 2016年 10月 6日 (2016 - 10 - 06) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>A</td> <td>US 2017112372 A1 (IBM) 2017年 4月 27日 (2017 - 04 - 27) 全文</td> <td>1-20</td> </tr> <tr> <td>X</td> <td>丁蓬勃等. “糖尿病性视网膜图像的深度学习神经网络分类方法” 计算机应用, 第37卷, 第03期, 2017年 3月 10日 (2017 - 03 - 10), 第0、2-3部分</td> <td>1-20</td> </tr> </tbody> </table>			类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求	PX	CN 106934798 A (苏州体素信息科技有限公司) 2017年 7月 7日 (2017 - 07 - 07) 说明书第 [0015] - [0032] 段	1-20	A	CN 106530295 A (首都医科大学) 2017年 3月 22日 (2017 - 03 - 22) 全文	1-20	A	US 2016292856 A1 (IDX LLC) 2016年 10月 6日 (2016 - 10 - 06) 全文	1-20	A	US 2017112372 A1 (IBM) 2017年 4月 27日 (2017 - 04 - 27) 全文	1-20	X	丁蓬勃等. “糖尿病性视网膜图像的深度学习神经网络分类方法” 计算机应用, 第37卷, 第03期, 2017年 3月 10日 (2017 - 03 - 10), 第0、2-3部分	1-20
类 型*	引用文件, 必要时, 指明相关段落	相关的权利要求																		
PX	CN 106934798 A (苏州体素信息科技有限公司) 2017年 7月 7日 (2017 - 07 - 07) 说明书第 [0015] - [0032] 段	1-20																		
A	CN 106530295 A (首都医科大学) 2017年 3月 22日 (2017 - 03 - 22) 全文	1-20																		
A	US 2016292856 A1 (IDX LLC) 2016年 10月 6日 (2016 - 10 - 06) 全文	1-20																		
A	US 2017112372 A1 (IBM) 2017年 4月 27日 (2017 - 04 - 27) 全文	1-20																		
X	丁蓬勃等. “糖尿病性视网膜图像的深度学习神经网络分类方法” 计算机应用, 第37卷, 第03期, 2017年 3月 10日 (2017 - 03 - 10), 第0、2-3部分	1-20																		
☐ 其余文件在C栏的续页中列出。 ☒ 见同族专利附件。																				
* 引用文件的具体类型: “A” 认为不特别相关的表示了现有技术一般状态的文件 “E” 在国际申请日的当天或之后公布的在先申请或专利 “L” 可能对优先权要求构成怀疑的文件, 或为确定另一篇引用文件的公布日而引用的或者因其他特殊理由而引用的文件 (如具体说明的) “O” 涉及口头公开、使用、展览或其他方式公开的文件 “P” 公布日先于国际申请日但迟于所要求的优先权日的文件 “T” 在申请日或优先权日之后公布, 与申请不相抵触, 但为了理解发明之理论或原理的在后文件 “X” 特别相关的文件, 单独考虑该文件, 认定要求保护的发明不是新颖的或不具有创造性 “Y” 特别相关的文件, 当该文件与另一篇或者多篇该类文件结合并且这种结合对于本领域技术人员为显而易见时, 要求保护的发明不具有创造性 “&” 同族专利的文件																				
国际检索实际完成的日期 2018年 1月 26日		国际检索报告邮寄日期 2018年 2月 9日																		
ISA/CN的名称和邮寄地址 中华人民共和国国家知识产权局 (ISA/CN) 中国北京市海淀区蓟门桥西土城路6号 100088 传真号 (86-10) 62019451		受权官员 张文 电话号码 (86-10) 62414044																		

国际检索报告
关于同族专利的信息

国际申请号

PCT/CN2017/100044

检索报告引用的专利文件			公布日 (年/月/日)	同族专利	公布日 (年/月/日)
CN	106934798	A	2017年 7月 7日	无	
CN	106530295	A	2017年 3月 22日	无	
US	2016292856	A1	2016年 10月 6日	无	
US	2017112372	A1	2017年 4月 27日	无	