



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109345538 B

(45) 授权公告日 2021.08.10

(21) 申请号 201811002762.X

审查员 杨慧婷

(22) 申请日 2018.08.30

(65) 同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 109345538 A

(43) 申请公布日 2019.02.15

(73) 专利权人 华南理工大学

地址 510640 广东省广州市天河区五山路
381号

(72) 发明人 周叶萍 陆以勤 覃健诚

(74) 专利代理机构 广州市华学知识产权代理有

限公司 44245

代理人 李斌

(51) Int.Cl.

G06T 7/10 (2017.01)

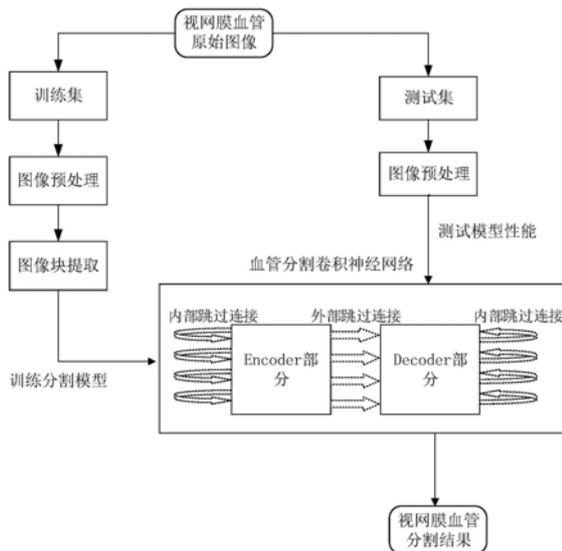
权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54) 发明名称

一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,包括:对视网膜眼底图像进行预处理;对训练集图像进行块提取;构建血管分割卷积神经网络,用提取到的图像块进行训练;在预测阶段,对每张图像提取多个连续的重叠片段,对多个预测结果取平均获得每个像素的分类概率,得到最后的分割结果图。本发明针对视网膜血管分割提出的新的卷积神经网络结构,是一种基于Encoder-Decoder结构的对称网络,在Encoder部分和Decoder部分之间添加了两种跳过连接。网络不仅可以实现视网膜图像端到端的分割,而且能在有限的数据集上得到精确的分割结果,并能有效避免梯度消失的问题,相比于现有技术的算法,具有一定的优势。



1. 一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,其特征在于,所述的视网膜血管分割方法包括以下步骤:

S1、对数据库中的视网膜血管图像进行预处理,包括灰度转换、标准化、对比度受限直方图均衡化和Gamma校正;

S2、对数据库训练集中的经过预处理的图片进行块提取,进行样本扩充,用于作为神经网络结构的训练样本;

S3、基于Encoder-Decoder结构构建视网膜血管分割卷积神经网络,将步骤S2提取的图像块作为卷积神经网络的输入,对网络进行训练,得到视网膜血管图像分割的模型参数;所述的卷积神经网络的结构分为Encoder部分和Decoder部分,Encoder部分包括四个Encoder卷积块,依次为顺序连接的第一Encoder卷积块、第二Encoder卷积块、第三Encoder卷积块和第四Encoder卷积块,并且每个Encoder卷积块后面均连接一个池化层和ReLU层;Decoder部分包括四个Decoder卷积块,依次为顺序连接的第一Decoder卷积块、第二Decoder卷积块、第三Decoder卷积块和第四Decoder卷积块,并且每个Decoder卷积块前面连接一个反卷积层和ReLU层;其中,第一Encoder卷积块的输出连接到第四Decoder卷积块的输入、第二Encoder卷积块的输出连接到第三Decoder卷积块的输入、第三Encoder卷积块的输出连接到第二Decoder卷积块的输入、第四Encoder卷积块的输出连接到第一Decoder卷积块的输入,从而形成跳过连接;

所述的Encoder卷积块和Decoder卷积块具有相同的内部结构,依次为顺序连接的卷积层、ReLU层、Dropout层、卷积层、整合层,在卷积块输出之前,将卷积块的输入和输出通过整合层连接起来,一起作为网络下一部分的输入,形成卷积块内部的跳过连接;

S4、将测试样本输入卷积神经网络,在每个测试图像中提取多个连续的重叠片段,对多个预测结果进行平均获得每个像素的分类概率,得到视网膜血管的分割结果图;

其中,所述的步骤S4过程如下:

将测试样本输入卷积神经网络,在每个测试图像中按照步长为7连续提取多个重叠片段,每个像素点对应多个图像块,每个图像块输入网络中进行一次分割,将多个预测结果进行平均获得每个像素的属于每一类的概率,最后进行二值化得到视网膜血管的分割结果图。

2. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,其特征在于,所述的步骤S1、对数据库中的视网膜血管图像进行预处理的过程如下:

S11、对每一幅彩色视网膜图像进行灰度转换,赋予R、G、B三个通道的值不同的权重,根据公式 $Gray = R*0.299 + G*0.587 + B*0.114$,将原始图像转化为单通道灰度图;

S12、将灰度图进行归一化处理;

S13、对图像进行对比度受限直方图均衡化处理以及Gamma校正来调节图像的对比度。

3. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,其特征在于,所述的步骤S2中图像块提取方法为在每张视网膜图像上进行随机图像块提取,首先设定提取图像块的大小,包括宽度和高度,以及每张图像提取的块数量n,然后在原始图像上随机提取连续的图像块。

4. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,其特征在于,所述的池化层采用最大池化的方法,对特征图进行下采样,减少参数,核的大小为 2×2 ,

步长为2;

所述的ReLU层采用ReLU激活函数,用于实现数据的非线性变换;

所述的反卷积层用于对输入的特征图进行上采样,恢复在池化过程中丢失的空间信息,最后将图片恢复到与卷积神经网络输入图片的大小相等,以实现端到端的分割。

5. 根据权利要求1所述的一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,其特征在于,所述的Dropout层将在训练过程中每次更新参数时按一定概率rate随机断开输入神经元,Dropout层用于防止过拟合。

6. 根据权利要求1至5任一所述的一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,其特征在于,所述的数据库采用DRIVE公开数据库作为实验数据,该数据库中共有40张视网膜眼底图像,分为训练集和测试集,训练集和测试集分别有20张图像,在训练集中,每张视网膜图像有一张原始图像和一个相对应的专家手动分割图,将专家分割结果作为标准即训练数据的标签用于网络模型的训练;在测试集中的每张视网膜原始图像有两个专家对应的手动分割图,在测试过程中,将第一个专家的分割结果作为真值来评估本发明所提出模型的分割性能,将得到的各种指标值和第二个专家的分割结果进行对比。

一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及医学图像处理及计算机视觉技术领域,具体涉及一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法。

背景技术

[0002] 视网膜眼底图像已被广泛应用于多种心血管和眼科疾病的诊断,筛选和治疗,视网膜血管的分析,在许多临床应用中,揭示全身性疾病的重要信息,具有十分重要的意义。视网膜血管的分割是定量分析的基本步骤。分割的血管树可以用来提取血管的形态属性,如长度,宽度,分支和角度。此外,血管树作为图像中最稳定的特征,已被采用在多模式视网膜图像配准,由于其独特性,血管树也被用于生物识别。手动分割视网膜图像中的血管树是一项繁琐的任务,需要经验和技巧。在开发眼科疾病的计算机辅助诊断系统时,视网膜血管的自动分割已经被认为是一个重要且具有挑战性的步骤。

[0003] 广泛地说,现有的算法可以分为有监督和无监督的方法。无监督方法主要包括:基于匹配滤波、基于模型的方法等;有监督方法是集中在特征向量的提取以及使用特征作为输入的分类器的设计以区分血管像素和背景。监督方法的性能通常优于无监督方法,对视网膜图像能自动分割并且能产生良好的效果。

[0004] 大多数监督方法采用支持向量机(SVM)或人工神经网络(ANN)作为分类器。与SVM相比,多层神经网络可以模拟更复杂的输入和输出之间的关系。Marin等人提出了一种基于神经网络的监督方法,训练一个神经网络(NN)进行像素分类。它们同时使用基于灰度和矩不变量的特征来构建7维特征矢量,并利用多层前馈神经网络进行训练和分类。他们的方法报告的准确性,敏感性和特异性分别为0.9452,0.7067和0.9801(DRIVE数据库),和0.9526,0.6944和0.9819(STARE数据库)。决策树也被用于血管分割,Fraz等人提出了使用增强型决策树的集合方法来进行血管分割。他们利用四种技术来提取特征向量,包括梯度向量场,形态学变换,线特征和Gabor响应。在DRIVE数据库上的平均准确度,灵敏度和特异性分别提高到0.9480,0.7406和0.9807,在STARE数据库上的平均准确度,灵敏度和特异性提高到0.9534,0.7548和0.9763。大多数公开的监督方法使用人工设计的特征来模拟视网膜血管。然而,手动设计特征是一个启发式和艰苦的过程,严重依赖于经验和技能,血管交叉,分支和中心线反射的存在也使得用人工设计的特征精确地分割血管是困难的。而且,为了解决病变,图像噪声等复杂情况,通常需要仔细调整算法中使用的参数。

[0005] 卷积神经网络(CNNs)可自动从训练图像中集中学习高度代表性的分层特征,基于其在医学图像分割中强大的表现,可以用卷积神经网络来提高分割算法的性能,有着很好的效果。Maninis等人提出了一个统一的视网膜图像分析框架,通过使用深度卷积神经网络进行视网膜血管和视盘分割。由于条件随机场(CRF)可以帮助模拟像素之间的长距离相互作用,并且在存在强度下降和噪声的情况下也可以提高分割性能,Hu等人将CRF整合到视网膜血管分割的深度神经网络中。Dasgupta等人提出了进一步的发展,将完全卷积网络(FCN)用于眼底图像中来分割视网膜血管。用于血管分割的FCN用一个或多个去卷积层代替全连

接层,使得分割更快和更精确。然而,作为实现图像分割密集预测的常用网络,FCN只是通过单一的双线性插值来执行反卷积操作,并且难以准确重建血管边界的高度非线性结构。另外,边界细节和语义之间存在固有的张力,尽管定义了跳过架构以分别结合来自深层的语义信息和浅层的外观信息。由于视网膜血管的特殊性,需要更多上下文信息来生成逐像素分类。

[0006] 上述的许多用于视网膜血管分割的方法,有些并不适合于实际应用,有些需要较复杂的预处理和后处理步骤,并且想要应用于计算机辅助诊断,对算法实现视网膜血管分割的精确度、灵敏度、特异性等有一定要求。

发明内容

[0007] 本发明的目的是为了解决现有技术中的上述缺陷,提供一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,能够实现端到端的网络训练,不需要复杂的后处理方法,在视网膜血管图像分割上达到很好的效果。

[0008] 本发明的目的可以通过采取如下技术方案达到:

[0009] 一种基于卷积神经网络的视网膜血管分割方法,包括以下步骤:

[0010] S1、对数据库中的视网膜血管图像进行预处理,包括灰度转换、标准化、对比度受限直方图均衡化和Gamma校正;

[0011] S2、对数据库训练集中的经过预处理的图片进行块提取,进行样本扩充,用于作为神经网络结构的训练样本,增加训练数据,提高训练网络模型的泛化能力;

[0012] S3、基于Encoder-Decoder结构构建视网膜血管分割卷积神经网络,将步骤S2提取的图像块作为卷积神经网络的输入,对网络进行训练,得到视网膜血管图像分割的模型参数;所述的卷积神经网络的结构分为Encoder部分和Decoder部分,Encoder部分由四个Encoder卷积块组成,依次为第一Encoder卷积块、第二Encoder卷积块、第三Encoder卷积块和第四Encoder卷积块;Decoder部分由四个Decoder卷积块组成,依次为第一Decoder卷积块、第二Decoder卷积块、第三Decoder卷积块和第四Decoder卷积块;将相应层次Encoder卷积块的输出连接到Decoder卷积块的输入:第一Encoder卷积块的输出连接到第四Decoder卷积块的输入、第二Encoder卷积块的输出连接到第三Decoder卷积块的输入、第三Encoder卷积块的输出连接到第二Decoder卷积块的输入、第四Encoder卷积块的输出连接到第一Decoder卷积块的输入,从而形成跳过连接;并在每个Encoder卷积块和Decoder卷积块的内部将输入直接连接到输出,形成另一个跳过连接,由此形成了对称的网络结构;

[0013] S4、将测试样本输入网络,在每个测试图像中提取多个连续的重叠片段,对多个预测结果进行平均获得每个像素的分类概率,得到视网膜血管的分割结果图。

[0014] 进一步地,所述的步骤S1、对数据库中的视网膜血管图像进行预处理的过程如下:

[0015] S11、对每一幅彩色视网膜图像进行灰度转换,赋予R、G、B三个通道的值不同的权重,根据公式 $Gray = R*0.299 + G*0.587 + B*0.114$,将原始图像转化为单通道灰度图;

[0016] S12、由于图像采集过程中存在的误差,将灰度图进行归一化处理,以防止在训练过程中进行梯度下降类似的优化算法时,最终值被数值大的特征所主导。图像归一化后也可以相应提高迭代求解的收敛速度和精度;

[0017] S13、对图像进行对比度受限直方图均衡化(CLAHE)处理以及Gamma校正来调节图

像的对比度,提高图像的质量。

[0018] 进一步地,所述的步骤S2中,图像块提取方法具体为:在每张经过预处理的图像中随机提取一定数量的图像块,图像块的大小可以根据训练结果修改设定,由此,图像块可以在图片任意位置取得,通过在每张图像上进行块提取,训练样本数量得到有效扩增。

[0019] 进一步地,所述的步骤S3中,基于Encoder-Decoder结构对称的卷积神经网络,Encoder部分用于提取输入图像块的特征,并且利用池化层减少像素空间;Decoder部分通过上采样重建目标的细节,恢复像素空间,以此实现图像视网膜血管的分割。在块间添加的跳过连接使得每个Decoder卷积块的输入为上一层的输出和相应Encoder卷积块输出的整合,使得上采样过程能同时获取足够的上下文信息和语义信息。在块内添加的跳过连接使得卷积块学习一个残差函数 $F(x) = H(x) - x$,这种残差函数更容易优化。每个Encoder卷积块和Decoder卷积块的由相同部分组成,依次为:卷积层、ReLU层、Dropout层、卷积层、整合层,整合层的作用就是将该卷积块的输入和输出进行整合,一起作为网络下一部分的输入。不同的是,每一个Encoder卷积块后连接的是一个最大池化层和一个ReLU层;而每一个Decoder卷积块后连接的是一个反卷积层和一个ReLU层。

[0020] 进一步地,所述步骤S4中,将测试样本输入网络,在每个测试图像中按照步长为7连续提取多个重叠片段,每个像素点对应多个图像块,每个图像块输入网络中进行一次分割,将多个预测结果进行平均获得每个像素的属于每一类的概率,最后进行二值化得到视网膜血管的分割结果图。

[0021] 本发明相对于现有技术具有如下的优点及效果:

[0022] 1、本发明样本数据扩增方法简单,仅是通过对训练集图片随机提取一定大小的图像块来增加训练数据,使数据达到一定数量来避免训练过拟合,而不用通过弹性形变、模糊操作等复杂变化来模拟可能的视网膜图像数据;提取的图像块可以出现在原始图像的任何位置,可根据实验测试结果改变其大小,进而改善视网膜血管分割的性能。

[0023] 2、本发明所构建的卷积神经网络采用了Encoder-Decoder的对称结构,两种跳过连接的使用,使得网络能在上采样过程中获取在下采样过程中因池化而丢失的信息,能够同时获得足够的上下文信息和语义信息,由此得到更好的分割效果;也使得在模型训练时梯度消失的问题,提高网络的收敛速度;在每个卷积块中采用的Dropout层也可以有效减少过拟合的问题。

[0024] 3、本发明用训练好的模型对视网膜图像进行血管分割时,采用的是对待分割图像进行重叠连续图像块提取,最后对每一像素多个分类概率图求其平均值的方法,以此作为最后的血管分割结果,进一步提高视网膜分割的准确度。

附图说明

[0025] 图1是本发明中视网膜血管图像分割流程示意图;

[0026] 图2是本发明中血管分割卷积神经网络的结构图;

[0027] 图3是本发明中Encoder卷积块和Decoder卷积块的细节图;

[0028] 图4是视网膜血管眼底图像分割结果示意图;其中,

[0029] 图4(a) 是视网膜血管眼底的原始图像;

[0030] 图4(b) 是第一位专家手动分割图;

[0031] 图4(c) 是本发明模型分割结果图；

[0032] 图5是DRIVE数据库血管图像分割ROC曲线图。

具体实施方式

[0033] 为使本发明实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本发明实施例中的附图，对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述，显然，所描述的实施例是本发明一部分实施例，而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例，本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例，都属于本发明保护的范围。

[0034] 实施例

[0035] 本实施例的整体分割流程图如图1所示。本实施例中使用DRIVE(Digital Retinal Image for Vessel Extraction)公开数据库作为实验数据，该数据库中共有40张视网膜眼底图像，分为训练集和测试集，它们分别有20张图像。在训练集中，每张视网膜图像有一张原始图像和一个相对应的专家手动分割图(groundtruth)，将专家分割结果作为标准即训练数据的标签用于网络模型的训练。测试集中的每张视网膜原始图像有两个专家对应的手动分割图，在测试过程中，将第一个专家的分割结果作为真值来评估本发明所提出模型的分割性能，将得到的各种指标值和第二个专家的分割结果进行对比，以此来验证本发明中模型的性能和人类手动分割效果的优劣。具体实施步骤分别如下：

[0036] 1、图像预处理

[0037] 由于训练集和测试集中的原始视网膜图像都属于彩色图像，需要对原始图像进行一些预处理，使其适合作为后续网络模型的输入。首先，对每一幅彩色视网膜图像进行灰度转换，赋予R、G、B三个通道的值不同的权重，根据公式 $Gray = R*0.299 + G*0.587 + B*0.114$ ，将原始图像转化为单通道灰度图。由于图像采集过程中存在的误差，将灰度图进行归一化处理，以防止在训练过程中进行梯度下降类似的优化算法时，最终值被数值大的特征所主导。图像归一化后也可以相应提高迭代求解的收敛速度和精度。然后，对图像进行对比度受限直方图均衡化(CLAHE)处理以及Gamma校正来调节图像的对比度，提高图像的质量。

[0038] 2、样本扩增(图像块提取)

[0039] 现有公开的医学图像相关的数据库比较少，本发明中使用的数据库训练集只有20张视网膜图像，然而深度神经网络的训练需要大量的数据，并且训练样本过少会引起过拟合问题。所以需要训练样本进行扩增，在本发明中，采用的方法是在每张视网膜图像上进行随机图像块提取。首先设定提取图像块的大小，包括宽度和高度，以及每张图像提取的块数量n，然后在原始图像上随机提取连续的图像块。由于提取的随机性，提取的图像块可以出现在原始图像的任意位置，不仅可以扩增样本的数量，同时也能保证样本的有效性。可以根据不同像素值的视网膜图像调整图像块的大小，使本发明的模型适用于不同大小的视网膜图像。

[0040] 另外，为了和训练样本一一对应，对于视网膜血管的专家分割图(groundtruth)也需要进行一样的处理。最后，样本数量扩增为原来的n倍。将扩增后的训练样本数据的4/5作为训练集，1/5作为验证集用于后续的训练过程。

[0041] 3、网络构建以及训练和测试过程

[0042] 在Keras库中,基于Encoder-Decoder结构构建视网膜血管分割卷积神经网络,将经样本扩增后提取的图像块作为神经网络的输入,对网络进行训练,得到视网膜血管图像分割的模型参数。

[0043] 本发明中设计的视网膜血管分割神经网络是由8个卷积块组成,如图2所示。作为一个Encoder-Decoder的对称结构,左边的Encoder部分主要由Encoder卷积块、池化(pooling)层、ReLU层组成,连续的4个Encoder卷积块,每个卷积块后面都连接了一个池化层和ReLU层。池化层采用最大池化的方法,对特征图进行下采样,减少参数,核的大小为 2×2 ,步长为2,每个池化层后面接着一个激活层,这里采用的是ReLU激活函数,用于实现数据的非线性变换。相应地,右边的Decoder部分主要由Decoder卷积块、反卷积层、ReLU层组成,连续的4个Decoder卷积块,每个卷积块前面连接了一个反卷积层和ReLU层。反卷积层的作用是对输入的特征图进行上采样,恢复在池化过程中丢失的空间信息,最后将图片恢复到与网络输入图片的大小相等,以实现端到端的分割。

[0044] 在每个相应层次,将Encoder卷积块的输出连接到Decoder卷积块的输入,形成跳过连接,如图2所示,总共有四个跳过链接。跳过链接的加入使得Decoder部分在上采样过程中能获得更多细节信息,得到更精细的特征图,以此提高分割性能。

[0045] Encoder卷积块和Decoder卷积块具有相同的内部结构,如图3所示,依次为:卷积层、ReLU层、Dropout层、卷积层、整合层,在卷积块输出之前,将卷积块的输入和输出通过整合层连接起来,一起作为网络下一部分的输入,形成卷积块内部的跳过连接。

[0046] 假设卷积块的输入输出的映射关系为 $H(x)$,在块内添加的跳过连接使得卷积块学习一个残差函数 $F(x) = H(x) - x$,这种残差函数更容易优化。因为神经网络的卷积层数越深,很容易出现梯度消失、梯度爆炸等问题,块内跳过链接可以使得加深网络深度后,整个网络学习到的特征不会变差。在卷积块内部的两个卷积层之间采用了一个Dropout层,Dropout层将在训练过程中每次更新参数时按一定概率(rate)随机断开输入神经元,Dropout层用于防止过拟合。在这里,选用 $rate = 0.2$ 的概率随机丢弃神经网络单元,对于随机梯度下降来说,每一个最小批图像块都在训练不同的网络,由此防止训练的网络出现过拟合,提高其泛化能力。

[0047] 对于整个网络来说,输入图像经过最初的一个的卷积层后,进入到Encoder部分,进过一系列的卷积池化等操作后,得到特征映射图,然后进入Decoder部分,两部分之间通过一个简单的卷积层相连。经过Decoder部分中多次的卷积和上采样后,获得和输入尺寸相同的特征映射图。在网络的最后,连接一个Softmax分类层,用于将Decoder部分得到的特征图转化为每个像素点属于血管类和背景的概率图。

[0048] 训练:整个卷积神经网络所有的卷积层都是采用补零方式进行卷积,除了Softmax层之外,都是采用交叉熵函数作为损失函数,并且采用随机梯度下降法(SGD)进行训练,使用反向传播算法作为优化算法来训练模型参数。在训练时,将图像块按照参数batch-size进行随机的批分类,依次输入数量为batch-size的样本到网络中进行迭代训练。在整个过程中,最初的学习速率设为0.01,当训练次数到达一半时,将学习速率降为0.001,以消除噪音达到稳定收敛,当达到设定的训练次数并且整个卷积神经网络收敛时,停止训练。

[0049] 测试:将经过预处理的测试样本输入网络,在每个测试图像中按照步长为7,和训练图像块相同的尺寸大小提取图像块,然后经过训练好的网络进行分割。因为连续提取了

多个重叠片段,每个像素点对应多个图像块,每个图像块输入网络中进行一次分割,则每个像素点对应多个分割概率图。将多个预测结果进行平均获得每个像素的属于每一类的概率,最后进行二值化得到视网膜血管的分割结果图。将测试集中每个图片的分割结果和专家手动分割图进行对比,并且以第一个专家的分割结果作为标准计算每张图像分割的准确度、特异性、灵敏度和AUC值。如图4所示,为测试集中视网膜血管分割结果。图5为DRIVE数据库血管图像分割ROC曲线图,AUC定义为ROC曲线下面积,取值范围在0.5和1之间,作为评价标准时,值越大说明对应的分类器效果越好,它是作为一个分割效果的综合衡量标准。通过实验验证,在DRIVE数据库上,视网膜图像分割算法的AUC值最高达到97.90%,并且平均特异性达到了98.14%,平均灵敏度达到了78.12%,和目前提出的其他算法具有一定的有优势。

[0050] 上述实施例为本发明较佳的实施方式,但本发明的实施方式并不受上述实施例的限制,其他的任何未背离本发明的精神实质与原理下所作的改变、修饰、替代、组合、简化,均应为等效的置换方式,都包含在本发明的保护范围之内。

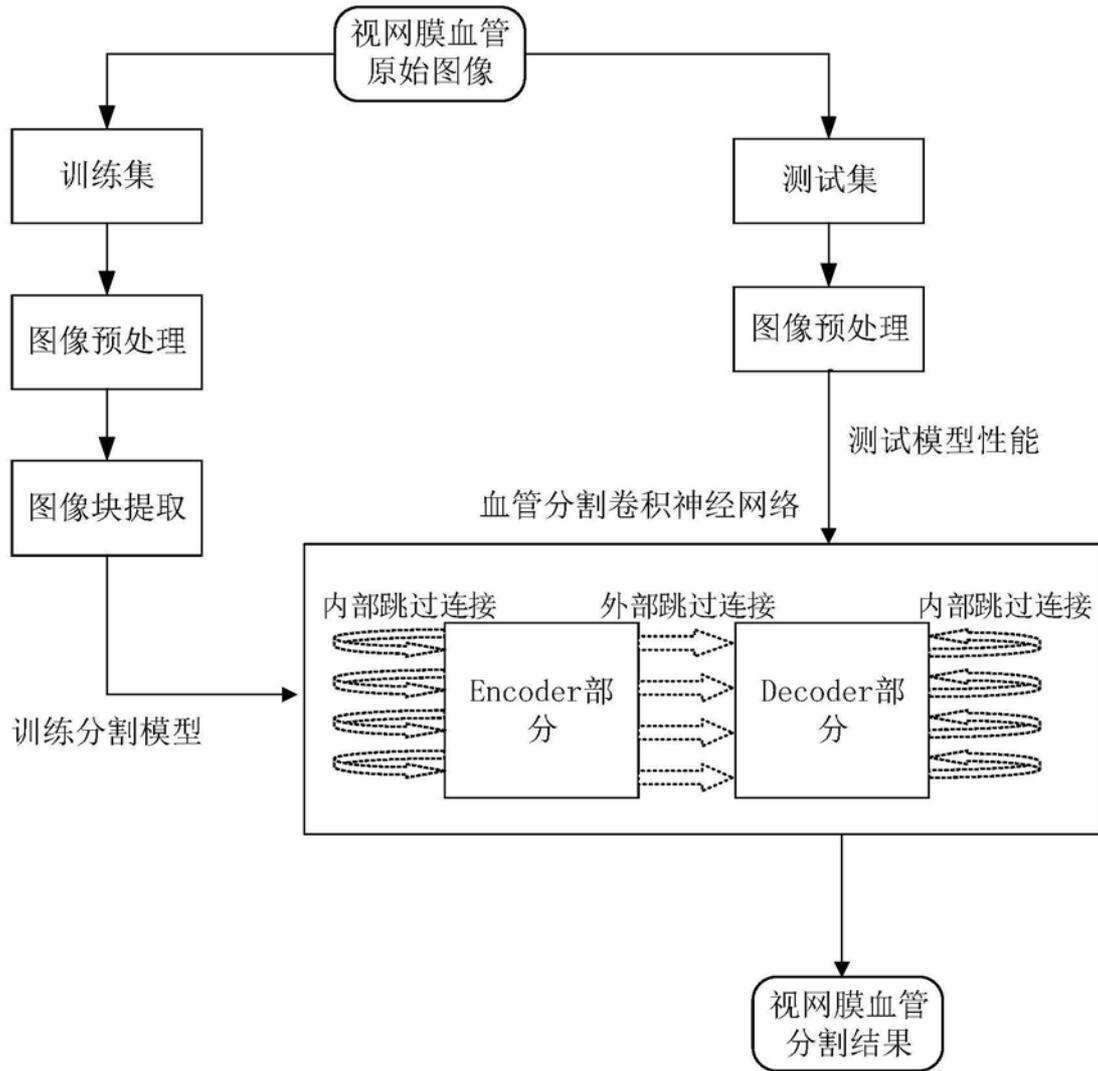


图1

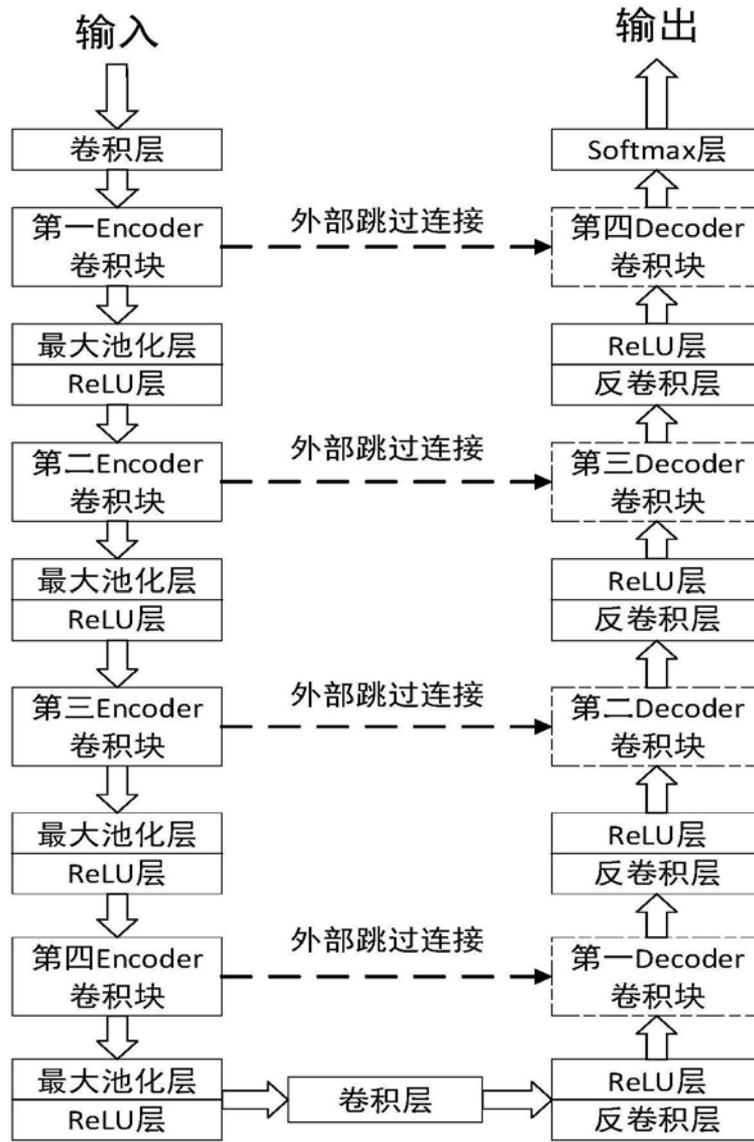


图2

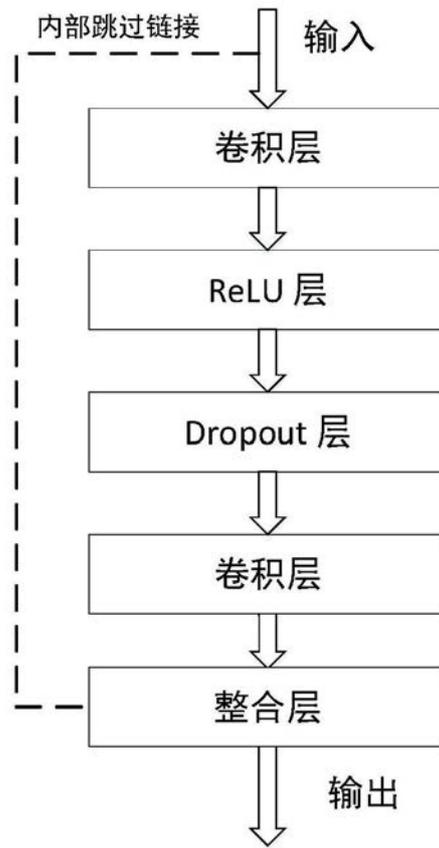


图3



(a)



(b)



(c)

图4

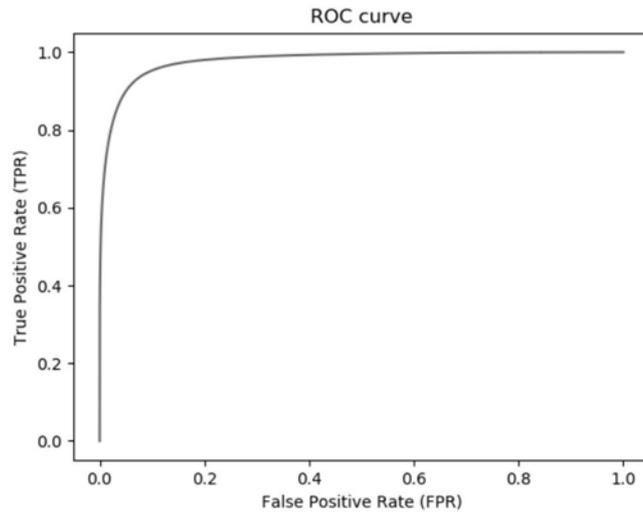


图5