



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 109620152 B

(45) 授权公告日 2021.09.14

(21) 申请号 201811538183.7

US 2006235319 A1,2006.10.19

(22) 申请日 2018.12.16

US 10058243 B2,2018.08.28

(65) 同一申请的已公布的文献号

Rubin, Jonathan & Parvaneh,et

申请公布号 CN 109620152 A

al..Densely Connected Convolutional

(43) 申请公布日 2019.04.16

Networks and Signal Quality Analysis to

(73) 专利权人 北京工业大学

Detect Atrial Fibrillation Using Short

地址 100124 北京市朝阳区平乐园100号

Single-Lead ECG Recordings.《Computing in

(72) 发明人 杨新武 张翱翔 游桂增

Cardiology》.2017,

(74) 专利代理机构 北京思海天达知识产权代理有限公司 11203

Xiong Z,et al..ECG Signal

代理人 沈波

Classification for the Detection of

(51) Int.Cl.

.2018,

A61B 5/00 (2006.01)

杨新武等.《基于BP网络的中文文本分类技术》.《微计算机应用》.2008,

A61B 5/346 (2021.01)

Z. Zhao, S. Särkkäand A. B.

G06N 3/04 (2006.01)

Rad.SPECTRO-TEMPORAL ECG ANALYSIS FOR

(56) 对比文件

CN 106805965 A,2017.06.09

ATRIAL FIBRILLATION DETECTION.《2018 IEEE

CN 108108351 A,2018.06.01

28th International Workshop on Machine

CN 106725426 A,2017.05.31

Learning for Signal Processing (MLSP)》

CN 108346145 A,2018.07.31

.2018,

US 8155735 B2,2012.04.10

审查员 赵利蕊

权利要求书2页 说明书5页 附图2页

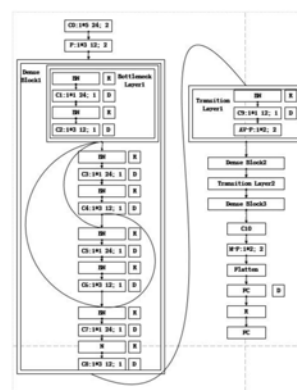
(54) 发明名称

一种基于MutifacollLoss-Densenet的心电信号分类方法

率,是一种端到端的心电信号分类方法;本发明降低了解决问题的繁琐复杂过程,有效地提高了心电信号分类准确率。

(57) 摘要

本发明公开了一种基于MutifacollLoss-Densenet的心电信号分类方法,由于每条记录所测得的心电信号时间长短不一或者时间过长,无法对其进行直接分类,需要对每条记录以等长的时间间隔分割处理,然后把分割后的心电信号片段进行归一化处理,最后把处理好的心电信号输入到卷积神经网络中进行分类。该方法的主干网络主要采用DenseNet结构的思想,该思想具有分类识别率高以及参数量等优点。该主干网络的输入为分割后的心电信号片段,输出为心电信号类别个数,网络的每个输出分别为所属类别的概



1.一种基于MutifacollLoss-Densenet的心电信号分类方法,由于每条记录所测得的心电信号时间长短不一或者时间过长,无法对其进行直接分类,需要对每条记录以等长的时间间隔分割处理,然后把分割后的心电信号片段进行归一化处理,最后把处理好的心电信号输入到卷积神经网络中进行分类;该方法的主干网络主要采用DenseNet结构的思想;该主干网络的输入为分割后的心电信号片段,输出为心电信号类别个数,网络的每个输出分别为所属类别的概率,是一种端到端的心电信号分类方法;

其特征在于:具体方法步骤如下,

S1、首先计算每条记录的总长度为RL,确定分割窗口长度为WL以及窗口向前移动步长为S,然后对每条记录进行等长度的分割,最后对分割后的心电信号片段进行Z-Score归一化处理;每条记录分割出片段数量为:

$$\text{Sum} = \frac{RL-WL}{S} + 1 \text{ 其中, } S, WL, RL > 0$$

S2、构建面向心电信号的MutifacollLoss-Densenet模型;该模型的每层结构依次顺序是:卷积层、池化层、Dense Block1包含四个Bottleneck_Layer、Tansition Layer1、Dense Block2包含四个Bottleneck_Layer、Tansition Layer2、Dense Block3包含六个Bottleneck_Layer、卷积层、池化层、全连接层;

S3、对步骤2构建的模型进行优化训练;包括每层滤波器的大小与个数,网络的层数,学习率以及MultiFocal-Loss损失函数等;

MultiFocal-Loss损失函数定义如下:

$$\text{MFL} = -(1 - a_j)^\gamma \sum_j y_j \ln a_j$$

其中 $a_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$, a_j 表示Softmax函数对样本属于类别j的概率输出; $(1 - a_j)^\gamma$ 表示交叉熵损失的调节因子, $\gamma \geq 0$;

S4、把测试集中每条记录所分割的等长心电信号片段分别输入到训练好的模型中进行分类;根据每条记录分割后的心电信号片段分类结果,对其进行加权投票,投票最高的类别作为该记录最终的分类结果;

所述S4包括如下步骤:

(1) 计算每条记录分割出的所有心电信号片段为 $\text{Segs} = \{\text{seg1}, \text{seg2}, \dots, \text{segN}\}$, 共有N条分割的片段;

(2) 把分割的片段Segs输入到训练好的模型中,通过softmax函数得到每条分割片段属于各个类别的概率向量 $W_n = [w_n^1, w_n^2, \dots, w_n^K]$, 其中n表示第n条分割的片段, w_n^k 表示第n条片段属于类的别为k概率;

(3) 计算每条分割片段最大概率的类别向量 $\max W_n^{Kj} = [0, 0, \dots, w_n^j, \dots, 0]$, 则整个记录中所有分割片段分别得到的最大概率类别矩阵表示为 $\text{MaxW} = [\max W_1^{K1}, \max W_2^{K2}, \dots, \max W_n^{Kj}]$, Kj 表示所有K个类别中第j个类别;

(4) 通过该记录的所有分割片段最大概率矩阵MaxW, 对各个类别的概率值相加, 最终获

得每类的加权投票数向量 $WNums = [w^1, w^2, \dots, w^K]$, 则投票数最多的类别即为该记录的最终分类结果。

一种基于Mut iFacolLoss-Densenet的心电信号分类方法

技术领域

[0001] 该发明属于机器学习与模式识别技术领域,利用给定的心电信号 (ECG) 数据集构造一种鲁棒性较强的神经网络预测方法,以期达到对新的心电信号给出正确分类。

背景技术

[0002] 随着老龄化加剧以及人们生活水平的普遍提高,健康医疗问题在我国变得越来越受到重视。心血管疾病是危害现代人身体健康的重要疾病之一,心率失常又是心血管疾病中重要的一类疾病。查看心电图对医生通常是件繁琐又复杂的事情,尤其是长时间的动态心电图。因此,良好的心电信号检测与分析方法成为了医院和家庭的迫切需要。

[0003] 传统的心电信号分类方法通常是先对心电信号滤除噪音,然后提取特征,最后根据提取的特征选择合适的分类器进行心电信号分类识别等。然而手工提取的特征需要设计者先验知识,提取过程往往繁琐复杂。传统的识分类别方法通常还存在分类识别率低,泛化能力差等缺点。目前虽然也已经有基于深度学习的心电信号分类方法,但大多数方法是在少量个体心电信号下的分类识别,也存在泛化能力差等缺点。

[0004] 近几年来,深度学习在计算机视觉、语音识别等领域中取得突破性的进展,其动机在于通过模拟人类大脑的神经连接结构来建立模型。而卷积神经网络是目前最受欢迎的深度学习方法,其本质上是一种表示学习方法,往往是一种端到端学习的深度学习方法。卷积神经网络主要由卷积层、池化层和全连接层组成。卷积层通过对输入的局部感知,可以把局部特征提取出来,极大的减少了权重的数量;池化层是保留主要的特征,同时也减少了参数和计算量,一般有最大池化采样和平均池化采样两种方法;全连接层一般是位于多层卷积池化操作之后,对前面所提取的特征进行组合,给出最后的分类结果。

[0005] 利用卷积神经网络处理多分类问题时,一般常用的损失函数为Softmax损失函数,然而在对类间样本数量不均衡的时候,该损失函数会导致训练的模型偏向于样本数量多的类别,对样本数量少的类别容易造成误分类。在这之前Tsung-Yi Lin等人已经对Sigmoid函数做过改进,有效地解决了正负样本不均衡二分类问题。另外,Zhaohan Xiong等人在对心电信号分类时,是把每条记录分割的所有片段得到的分类结果,进行简单地投票,票数最高的类别作为最终的分类结果,并没有考虑每段心电信号在最终分类结果中的权重大小,其分类效果不好。因此,本发明提出一种基于Mut iFacolLoss-Densenet的心电信号分类方法。

发明内容

[0006] 本发明的目的在于针对传统的心电信号分类技术存在特征提取繁琐复杂,准确率低以及泛化能力差等缺点,提出一种基于Mut iFacolLoss-Densenet的心电信号分类方法。

[0007] 本发明采用的技术方案为一种基于Mut iFacolLoss-Densenet的心电信号分类方法,由于每条记录所测得的心电信号时间长短不一或者时间过长,无法对其进行直接分类,需要对每条记录以等长的时间间隔分割处理,然后把分割后的心电信号片段进行归一化处理,最后把处理好的心电信号输入到卷积神经网络中进行分类。该方法的主干网络主要采

用DenseNet结构的思想,该思想具有分类识别率高以及参数量等优点。该主干网络的输入为分割后的心电信号片段,输出为心电信号类别个数,网络的每个输出分别为所属类别的概率,是一种端到端的心电信号分类方法。

[0008] 本发明的整体流程见图1,其具体方法步骤如下:

[0009] S1、首先计算每条记录的总长度为RL,确定分割窗口长度为WL以及窗口向前移动步长为S,然后对每条记录进行等长度的分割,最后对分割后的心电信号片段进行Z-Score归一化处理。每条记录分割出片段数量为:

[0010] $\text{Sum} = \frac{RL-WL}{S} + 1$ 其中, S, WL, RL > 0.

[0011] S2、构建面向心电信号的MutifacollLoss-Densenet模型。该模型的每层结构依次顺序是:卷积层、池化层、Dense Block1包含四个Bottleneck_Layer、Tansition Layer1、Dense Block2包含四个Bottleneck_Layer、Tansition Layer2、Dense Block3包含六个Bottleneck_Layer、卷积层、池化层、全连接层。

[0012] S3、对步骤2构建的模型进行优化训练。包括每层滤波器的大小与个数,网络的层数,学习率以及MultiFocal-Loss损失函数等。

[0013] MultiFocal-Loss损失函数定义如下:

[0014]
$$\text{MFL} = - (1 - a_j)^\gamma \sum_j y_j \ln a_j$$

[0015] 其中 $a_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$, a_j 表示Softmax函数对样本属于类别j的概率输出。 $(1 - a_j)^\gamma$ 表示交叉熵损失的调节因子, $\gamma \geq 0$;

[0016] S4、把测试集中每条记录所分割的等长心电信号片段分别输入到训练好的模型中进行分类。根据每条记录分割后的心电信号片段分类结果,对其进行加权投票,投票最高的类别作为该记录最终的分类结果。

[0017] (1) 计算每条记录分割出的所有心电信号片段为Segs = {seg1, seg2, ..., segN}, 共有N条分割的片段。

[0018] (2) 把分割的片段Segs输入到训练好的模型中,通过softmax函数得到每条分割片段属于各个类别的概率向量 $W_n = [w_n^1, w_n^2, \dots, w_n^K]$, 其中n表示第n条分割的片段, w_n^k 表示第n条片段属于类的别为k概率。

[0019] (3) 计算每条分割片段最大概率的类别向量 $\max W_n^{Kj} = [0, 0, \dots, w_n^j, \dots, 0]$, 则整个记录中所有分割片段分别得到的最大概率类别矩阵表示为 $\text{MaxW} = [\max W_1^{K1}, \max W_2^{K2}, \dots, \max W_n^{Kj}]$, Kj 表示所有K个类别中第j个类别。

[0020] (4) 通过该记录的所有分割片段最大概率矩阵MaxW, 对各个类别的概率值相加, 最终获得每类的加权投票数向量 $W\text{Nums} = [w^1, w^2, \dots, w^K]$, 则投票数最多的类别即为该记录的最终分类结果。

[0021] 本发明是一种基于MutifacollLoss-Densenet的心电信号分类方法,不需要对心电信号做过多的预处理工作,相比去传统方法,有效地减少了繁琐复杂的预处理过程。该方法利用DenseNet的结构思想,属于深层的卷积神经网络模型,而对于深层的神经网络,在训练

过程中往往会处理梯度消失或者爆炸问题,我们利用Relu函数作为每层地激活函数。另外,该模型添加了规范化 (Batch Normalization) 层,这使得网络能够更快的收敛、防止过拟合,以及可以使用更大的学习率。为了进一步防止过拟合,提高模型的泛化能力,网络也加入了dropOut层。

[0022] 本发明的有益效果在于:(1)降低了解决问题的繁琐复杂过程。(2)有效地提高了心电信号分类准确率。

附图说明

[0023] 图1为本方法的流程图。

[0024] 图2为本发明中所设计的神经网络模型具体结构。

具体实施方式

[0025] 为了使本发明的目的、技术方案和优点更加清晰,下面详细给出该技术发明方案中所涉及各个细节问题的说明:

[0026] 本发明提出一种基于MutifacollLoss-densenet的心电信号分类方法,所使用的心电信号数据来源于2017年PhysioNet/CinC比赛的单导联心电信号数据。该心电信号数据集中共包含8528条记录,分别来自不同的人,每条记录的长度范围是9秒到61秒不等,采样频率为300HZ。该数据集中共分为四类:正常心率 (Normal)、房颤 (AF)、其他心率不齐 (Other)、噪音 (Noise),其中正常心率约占59.5%,房颤约占8.9%,其他心率不齐约占28.3%,噪音约占3.3%,每条记录只有一个类别标签。从数据集中,可以明显观察到该数据集类别之间的不平衡性。

[0027] 为验证本发明的有效性以及可行性,具体实施方式如下:

[0028] 步骤1:首先对每条记录的心电信号进行等长度的分割,然后对每条分割后的心电信号片段进行Z-Score归一化处理。

[0029] (1) 由于每条记录需要分割,则计算每条记录总长度为RL,确定分割窗口长度为WL以及窗口移动步长为S,则每条记录分割出片段数量为:

$$[0030] \quad \text{Sum} = \frac{RL-WL}{S} + 1, \text{其中}, S, WL, RL > 0.$$

[0031] (2) 首先对数据集进行随机划分,划分出1000条记录作为测试集,剩余的7528条记录作为训练集。

[0032] (3) 计算训练集每条记录的长度RL,每段分割长度为1500 (即5s)。由于类间样本数量不平衡性,则对正常心率、房颤、其他心率不齐与噪音四种类别的记录分割步长分别设置为1500 (即5s)、900 (即3s)、1200 (即4s) 与300 (即1s)。然后对测试集中每条记录也按照每段分割长度为1500 (即5s)。其分割步长统一设置为600 (即2s)。

[0033] (4) 对每条记录分割后心电信号片段做Z-Score归一化处理。Z-Score定义如下:

$$[0034] \quad Z = \frac{X - u}{\sigma}$$

[0035] 其中X表示分割后的某一片段,u表示X的平均值, σ 表示X的标准差。

[0036] 步骤2:构建面向心电信号的MutifacollLoss-Densenet神经网络模型。

[0037] 对于模型结构的搭建,主要受到Densenet网络结构的启发。Densenet相比于其他网络结构优势主要有:减轻了梯度消失问题;增强了特征信息向前传播,更有效地利用了特征;大大减少了参数量等。

[0038] 该MutifacotLoss-Densenet模型中主要部件有:稠密块(DenseBlock)与过渡层(Transition Layer),其中DenseBlock由多个瓶颈层(Bottleneck Layer)。每个Bottleneck Layer中包含:批归一化(Batch Normalization)、卷积层(Conv Layer)、Dropout层。Transition Layer中包含:批归一化(Batch Normalization)层、卷积层(Conv Layer)、池化层(Pooling)层。

[0039] 本发明中所设计的神经网络模型具体结构为Conv Layer、Pooling层、Dense Block1、Transition Layer1、Dense Block2、Transition Layer2、Dense Block3、Conv Layer、Pooling、全连接层(Fully Connected Layer)。

[0040] 该模型结构流程见图2。

[0041] 步骤3对搭建的模型进行优化训练。本发明并没有使用经典的Softmax损失函数,因为该损失函数在样本不均衡的条件下,训练过程中会导致神经网络模型倾向于样本多的类别中,这就造成网络对样本少的类别分类效果差。因此,本发明对Softmax函数进行了改进,以适应类别样本数量不均衡的心电信号数据,以期达到对各个类别更好的分类效果。

[0042] 首先标准的Softmax函数的形式如下:

$$[0043] \quad a_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_k e^{z_k}}$$

[0044] 其中 z_k 表示网络输出属于第k类的置信值, a_j 表示属于类别为j的概率。

[0045] 则基于Softmax函数的交叉熵(cross-entropy)损失函数形式则如下:

$$[0046] \quad \text{loss} = - \sum_j y_j \ln a_j$$

[0047] 其中 $y_j \in \{0, 1\}$,如果样本属于类别j,则 $y_j=1$,否则 $y_j=0$ 。

[0048] 本发明所定义的MutifocalLoss交叉熵损失函数形式如下:

$$[0049] \quad \text{MFL} = - (1 - a_j)^\gamma \sum_j y_j \ln a_j$$

[0050] 其中, $(1 - a_j)^\gamma$ 表示交叉熵损失的调节因子, $\gamma \geq 0$ 。通过该调节因子,可以降低易分类样本在模型反向传播时的权重,使得模型更偏向与误分类的样本中。

[0051] 本发明神经网络模型每层使用Relu激活函数,其定义形式:

$$[0052] \quad \text{Relu}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & x > 0 \end{cases}$$

[0053] 该网络权重W初始化方式为正态分布初始化。训练网络过程中,使用的优化方式是自适应时刻估计方法(Adam)。在实际应用中,与其他自适应学习率算法相比,Adam方法收敛速度更快,学习效果更为有效。

[0054] 步骤4把测试集中每条记录所分割的等长心电信号片段分别输入到训练好的模型中进行分类。根据每条记录分割后的心电信号片段分类结果,对其进行加权投票,投票最高的类别作为该记录最终的分类结果

[0055] Zhaohan Xiong等人所使用方法没有考虑每条记录分割出的各个片段在最终分类结果的权值影响,其分类效果不好。因此,本发明考虑其各个片段的权值影响在最终分类结果中,具体做法如下:

[0056] 现假设测试集通过步骤3计算得到每条记录分割出的所有心电信号片段为Segs={seg1,seg2,...,segN},共有N条分割的片段。

[0057] 其次,把分割的片段Segs输入到训练好的模型中,通过softmax函数得到每条分割片段属于各个类别的概率向量为:

[0058] $W_n=[w_n^1, w_n^2, \dots, w_n^K]$,其中n表示第n条分割的片段, w_n^k 表示第n条片段属于第k类的概率。这里K表示本实验的4中心电信号类别数量。

[0059] 然后,计算每条分割片段最大概率的类别向量 $\max W_n^{Kj}=[0,0,\dots,w_n^j,\dots,0]$,则整个记录中所有分割片段分别得到的最大概率类别矩阵表示为:

[0060] $\text{MaxW}=[\max W_1^{K1}, \max W_2^{K2}, \dots, \max W_n^{Kj}]$.Kj表示所有K个类别中第j个类别。

[0061] 最后,通过该记录的所有分割片段最大概率矩阵MaxW,对各个类别的概率值相加,最终获得每类的加权投票数向量 $W\text{Nums}=[w^1, w^2, \dots, w^K]$,则投票数最多的类别即为该记录的最终分类类别。

[0062] 为验证本发明方法的有效性及可行性,以PhysioNet/CinC比赛的单导联心电信号数据集来验证。为更好地训练模型,对训练集采用十折交叉验证,在测试集中的最终实验结果如表1:

[0063]

	Normal	AF	Other	Noise	F1-Score
softmaxLoss-DenseNet	0.86	0.80	0.75	0.58	0.7475
MutiFocalLoss-DenseNet	0.91	0.83	0.77	0.62	0.7825

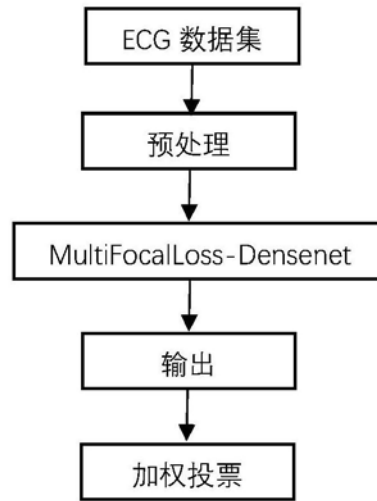


图1

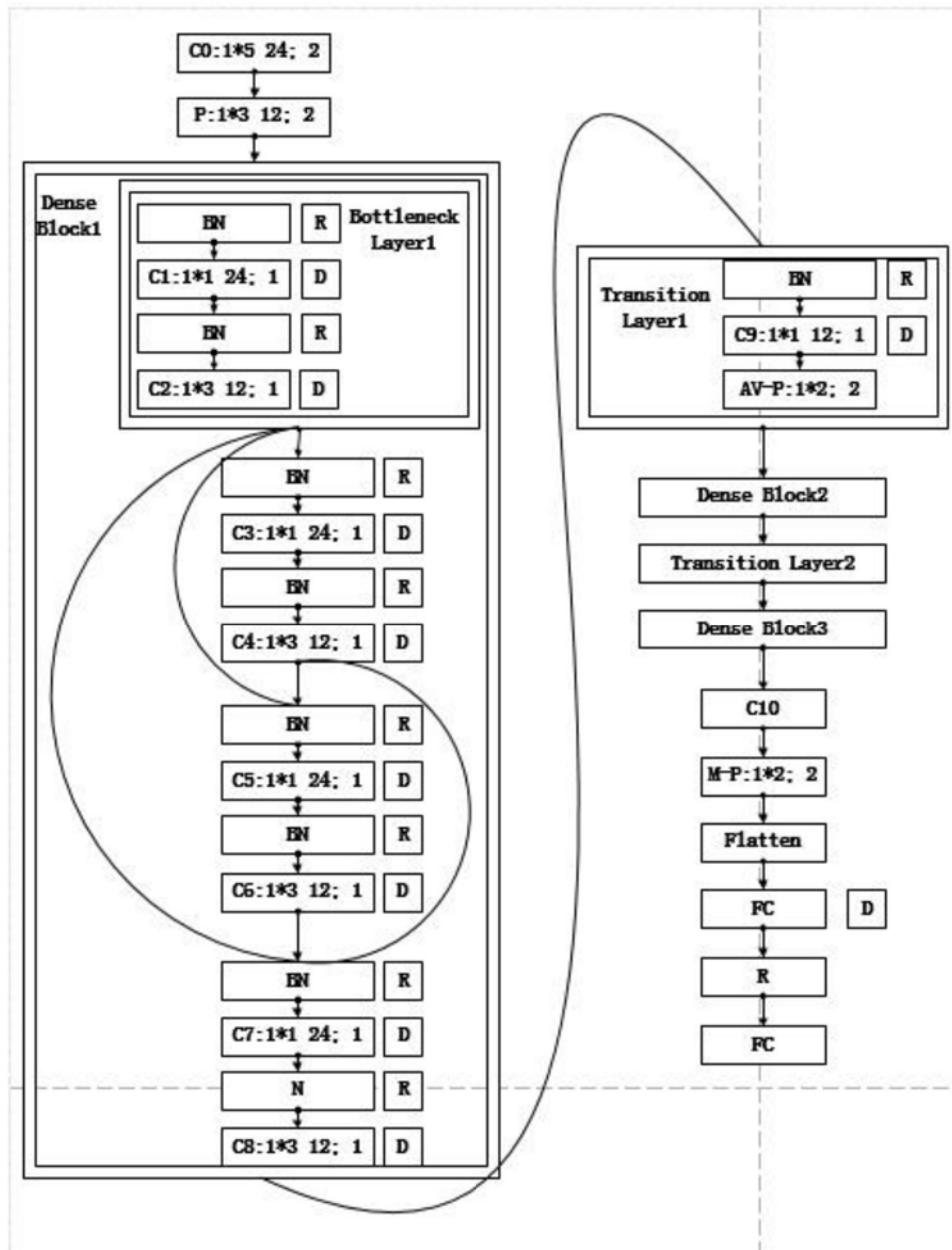


图2