



# (12)发明专利

(10)授权公告号 CN 108120900 B

(45)授权公告日 2020.02.11

(21)申请号 201711403304.2

(22)申请日 2017.12.22

(65)同一申请的已公布的文献号

申请公布号 CN 108120900 A

(43)申请公布日 2018.06.05

(73)专利权人 北京映翰通网络技术股份有限公司

地址 100102 北京市朝阳区望京利泽中园  
101号十一层西侧101

(72)发明人 戴义波 张建良 姚蕾

(74)专利代理机构 北京金智普华知识产权代理有限公司 11401

代理人 巴晓艳

(51)Int.Cl.

G01R 31/08(2006.01)

(56)对比文件

CN 103454559 A,2013.12.18,

CN 106569089 A,2017.04.19,

CN 107271925 A,2017.10.20,

CN 104834747 A,2015.08.12,

CN 103091603 A,2013.05.08,

CN 105676067 A,2016.06.15,

CN 106680576 A,2017.05.17,

CN 106980073 A,2017.07.25,

CN 103713237 A,2014.04.09,

JP H04279870 A,1992.10.05,

US 2016071010 A1,2016.03.10,

SENLIN ZHANG 等.“Data-based line trip  
fault prediction in power systems using  
LSTM networks and SVM”.《IEEE Access》  
.2017,

魏东 等.“基于卷积神经网络的输电线路区  
内外故障判断及故障选相方法研究”.《中国电机  
工程学报》.2016,第36卷

审查员 舒心

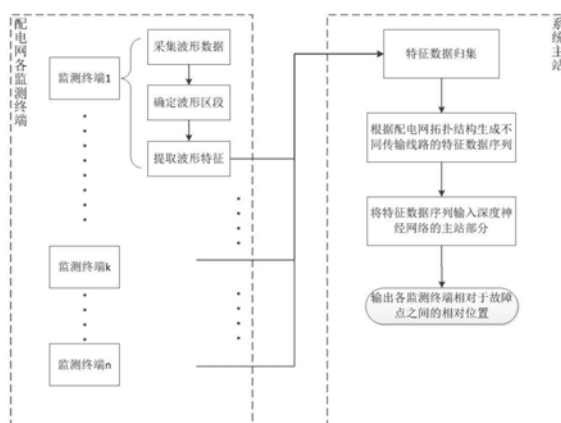
权利要求书1页 说明书6页 附图8页

(54)发明名称

一种配电网故障定位方法及系统

(57)摘要

本发明公开了一种配电网故障定位方法,该方法包括:对包含多层网络模块和双向长短期记忆网络模块的深度学习神经网络模型框架进行机器学习训练,从而得到最优深度学习神经网络模型;各监测终端对配电网进工况录波得到录波数据,并对录波数据进行截取获得故障波形区域;利用最优深度学习神经网络模型中的多层网络模块对故障波形区域进特征提取;各监测终端将特征数据上传至系统主站,并有系统主站进行特征数据归集,并根据配电网拓扑结构将位于同一传输线路上的监测终端的特征数据组合成特征数据序列;将特征数据序列输入双向长短期记忆神经网络模块从而获得各监测终端与故障点之间的相对位置。



1. 一种配电网故障定位方法,其特征在于,该方法包括:

对包含多层网络模块和双向长短时记忆网络模块的深度学习神经网络模型框架进行机器学习训练,从而得到最优深度学习神经网络模型;

各监测终端对配电网进行工况录波得到录波数据,并对录波数据进行截取获得故障波形区域;

利用最优深度学习神经网络模型中的多层网络模块对故障波形区域进行特征提取得到特征数据;

各监测终端将特征数据上传至系统主站,并由系统主站进行特征数据归集,根据配电网拓扑结构将位于同一传输线路上的监测终端的特征数据按线路位置组合成特征数据序列;

将特征数据序列输入双向长短时记忆网络模块从而获得各监测终端与故障点之间的相对位置。

2. 根据权利要求1所述的配电网故障定位方法,其特征在于,所述多层网络模块内置于监测终端内部,由监测终端完成对工况录波的特征提取。

3. 根据权利要求2所述的配电网故障定位方法,其特征在于,所述多层网络模块包含输入卷积层、卷积块、平均池化层及全连接层。

4. 根据权利要求3所述的配电网故障定位方法,其特征在于,所述卷积块的结构为双层卷积层叠加结构,或者为多通道的且每一通道由双层卷积层叠加的结构构成,或者为多通道的且每一通道包含1至3层卷积层的结构构成。

5. 根据权利要求4所述的配电网故障定位方法,其特征在于,所述卷积层区域中的卷积块之间设置有残量连接,所述残量连接是指将一个卷积块的输入和输出取和,并将取和结果作为输入传递至下一卷积块。

6. 根据权利要求1所述的配电网故障定位方法,其特征在于,所述双向长短时记忆网络模块中的每一长短时记忆单元均对应于一个监测终端,且长短时记忆单元的排列顺序对应于特征数据序列中特征数据的排列方式。

7. 一种用于配电网故障定位的系统,该系统使用权利要求1-6之一所述的配电网故障定位方法进行故障定位,该系统包括系统主站以及布置于配电网拓扑中不同位置的多个监测终端;其特征在于,该系统使用端对端的深度学习神经网络对配电网的故障进行定位判定;所述深度学习神经网络中包含多层网络模块和双向长短时记忆网络模块,其中多层网络模块布置于监测终端内部,双向长短时记忆网络模块布置于系统主站内部。

8. 根据权利要求7所述的用于配电网故障定位的系统,其特征在于,所述多层网络模块包含输入卷积层、卷积块、平均池化层及全连接层。

9. 根据权利要求7所述的用于配电网故障定位的系统,其特征在于,所述双向长短时记忆网络模块中的每一长短时记忆单元均对应于一个监测终端,且长短时记忆单元的排列的顺序对应于特征数据序列中特征数据的排列方式。

10. 一种用于配电网故障定位的装置,其特征在于,该配电网故障定位的装置使用了如权利要求1-6之一所述的配电网故障定位方法进行故障定位。

## 一种配电网故障定位方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明涉及电力检测技术领域,尤其涉及一种配电网故障定位方法。

### 背景技术

[0002] CN103728532中公布了一种在配电线路分段开关中安装特殊的配电自动化馈线终端来进行接地故障定位的方法。此发明中配电自动化馈线终端采集零序电压 $3U_0$ 和零序电流 $3I_0$ ,然后对 $3U_0$ 和 $3I_0$ 进行一系列处理并提取特征,然后利用预设的故障判定规则来判定当前配电自动化馈线终端所在的开关相对于接地故障点的位置,最后结合多个配电自动化馈线终端来定位故障区段。

[0003] 上述技术方案中,在故障判定时仅利用单个终端自身采集的故障信息进行判定,没有有效利用多个终端采集的故障信息综合判定,而利用接地故障时多个终端之间的特征进行比较判定会有更高的判定准确性,并且终端只输出是否处于故障路径上的信号量信息(0或1),而故障特征信息在完成故障判定后就丢弃了,事后无法进一步对故障进行深入的分析,同时更新终端中预设的故障判定规则往往需要通过升级终端程序才能完成,对大量终端进行升级需要很大的工程维护量,而且终端在升级过程中会有一段时间处于停止工作状态。

[0004] CN104101812公开了一种小电流接地配电网的故障检测定位方法与系统。该系统由馈线监测单元、通信终端、系统主站组成。馈线监测单元在检测到疑似接地故障后,无线同步触发另外两相传输数据。系统主站、通信终端采用GPS授时,通信终端和馈线监测单元通过时分复用无线通信网络进行对时。系统主站通过通信终端汇聚多个点的三相馈线监测单元的故障录波数据,然后在主站中从录波中提取零序电压和零序电流的暂态信号,计算特征值,包括:幅值、平均值、微分值、积分值及其组合,暂态零序有功功率、零序无功功率,并计算各个位置暂态零序电压和零序电流信号波形的相似性,根据接地故障点前后在暂态零序电压和零序电流特征值和波形相似性上的差别,对筛选出的疑似故障线路上的各个位置,优先进行判断,定位接地故障点。

[0005] 但是为了捕获足够的接地故障信息,故障录波会采用较高的采样率,通常单个录波通常会达到几十K字节的大小,由此产生以下问题:1.录波传输需要较长时间,对故障判定的实时性有一定影响;2.在故障高发季节,同一个主站辖区内可能在短时间内会出现多条线路故障的情况,因为单个录波的收集往往会经过几十次的数据交互,导致可能会在一段时间内有大量的数据流涌入主站,因此需要主站具有长时间处理大量数据流量的能力,对主站的性能要求较高;3.当前大部分具有故障录波的配电终端都是采用无线网络和主站通讯,大量的录波数据会产生不小的无线资费,运营成本较高。

[0006] 同时,现有技术中的故障定位方法将波形特征提取与故障定位判断分为两个步骤,即配电网中的终端设备获取的配电网拓扑中的多位置原始波形,需先采取人工提取特征,再用特征进行故障定位,这种故障定位判断方案没有使用直接反馈的端对端训练方法,因此故障定位识别的准确率受限。

## 发明内容

[0007] 本发明所要解决的技术问题之一是提供一种端对端的神经网络模型用配电网的故障定位判定,同时将波形的特征提取内置于配电网的监测终端中以降低监测终端与系统主站之间的数据交互量。

[0008] 为了解决上述技术问题,本发明提供了一种配电网故障定位方法,该方法包括:对包含多层网络模块和双向长短时记忆网络模块的深度神经网络模型框架进行机器学习训练,从而得到最优深度神经网络模型;各监测终端对配电网进工况录波得到录波数据,并对录波数据进行截取获得故障波形区域;利用最优深度神经网络模型中的多层网络模块对故障波形区域进特征提取;各监测终端将特征数据上传至系统主站,并有系统主站进行特征数据归集,并根据配电网拓扑结构将位于同一传输线路上的监测终端的特征数据组合成特征数据序列;将特征数据序列输入双向长短时记忆网络模块从而获得各监测终端与故障点之间的相对位置。

[0009] 在一个实施例中,所述多层网络模块内置于监测终端内部,由监测终端完成对工况录波的特征提取。

[0010] 在一个实施例中,所述多层网络模块包含输入卷积层、卷积块、平均池化层及全连接层。

[0011] 在一个实施例中,所述卷积块的结构可以为双层卷积层叠加结构,或者为多通道的且每一通道由双层卷积层叠加的结构构成,或者为多通道的且每一通道包含1至3层卷积层的结构构成。

[0012] 在一个实施例中,所述卷积层区域中的卷积块之间设置有残量连接,所述残量连接是指将一个卷积块的输入和输出取和,并将取和结果作为输入传递至下一卷积块。

[0013] 在一个实施例中,所述双向长短时记忆网络中的每一长短时记忆单元均对应于一个监测终端,且长短时记忆单元的排列的顺序对应于特征数据序列中特征数据的排列方式。

[0014] 根据本发明的另一方面,还提供了一种用于配电网故障定位的系统,该系统包括系统主站以及布置于配电网拓扑中不同位置的多个监测终端;该系统使用端对端的深度神经网络对配电网的故障进行定位判定;所述深度神经网络中包含多层网络模块和双向长短时记忆网络模块,其中多层网络模块布置于监测终端内部,双向长短时记忆网络模块布置于系统主站内部。

[0015] 在一个实施例中,所述多层网络模块包含输入卷积层、卷积块、平均池化层及全连接层。

[0016] 在一个实施例中,所述卷积块的结构可以为双层卷积层叠加结构,或者为多通道的且每一通道由双层卷积层叠加的结构构成,或者为多通道的且每一通道包含1至3层卷积层的结构构成。

[0017] 在一个实施例中,所述双向长短时记忆网络中的每一长短时记忆单元均对应于一个监测终端,且长短时记忆单元的排列的顺序对应于特征数据序列中特征数据的排列方式。

[0018] 以下对本发明的配电网故障定位方法作出进一步的详细阐述。

[0019] 如附图1所示的本发明的配电网故障定位方法的流程示意图,本发明采用端对端

的机器学习模型进行故障定位判定,但为了降低从监测终端向系统主站的数据传输量,本发明将波形特征的提取整合在监测终端内部。具体的,图2所示为本发明的用于故障位置判定的深度神经网络模型框架示意图,本发明是采用多层网络模块对波形特征进行提取。这里需要强调的是,虽然本发明中是将多层网络模块整合在监测终端中,在物理位置上监测终端是远离系统主站的,但是就用于判断故障位置的深度神经网络模型而言,多层网络模块仍是该神经网络模型的一部分。多层网络模块与位于系统主站的神经网络模型的其他部分是一体的,其共同构成了本发明用于判断故障位置的神经网络模型。

[0020] 当配电网中发生故障时,首先由监测终端对录波数据进行截取,截取出故障发生的波形区段。随后使用监测终端内置的多层网络模块对所截取的波形区段进行特征提取。所述多层网络模块的结构如图3所示,其包括输入卷积层、卷积块、平均池化层及全连接层。如图3a至3c所示的是本发明中可选的卷积块的具体结构,其中图3a中所示为两层卷积结构,由两层卷积层叠加构成。图3b中所示为多通道结构,且每一通道均有两层卷积层叠加构成。图3c中所示为另一多通道结构,每一通道由1至3层卷积层构成。本发明中的卷积层中所涉及的卷积运算采用现有技术中公知的卷积运算方法,但本发明中的卷积块的个数、卷积块的具体结构、所有卷积层的卷积核的长宽及个数、全连接层的层数及全连接层的神经元个数,包括但不限于上述全部参数均是通过本发明的超参数机器训练得到的。本发明中在卷积块的输入与输出之间增加了残量连接,即将每一个卷积块的输入与该卷积块的输出取和作为该卷积块的输出值,则有 $F(x)+x=H(x)$ ,其中 $F(\cdot)$ 为卷积块函数, $H(\cdot)$ 为下个模块的输入, $x$ 为上个模块的输出。又 $F(x)=H(x)-x$ ,残量 $x$ 的增加有利于 $F(\cdot)$ 参数的训练。

[0021] 由多层网络模块所提取的特征数据被传输回主站,由于各个监测终端所上传的特征数据是相互独立的,其无法体现各监测终端之间的相互关系,因此该些特征数据需要在系统主站首先进行特征数据归集。系统主站根据配电网的拓扑结构对全部特征数据进行分类归集,将处于相同母线下的配电网监测终端上传的特征数据归集为一个特征数据序列,如图4所示的配电网拓扑结构示意图,可以看出从变电站输出四条输电线路,当故障发生时,则全部监测终端均上传波性特征数据,而系统主站进行的特征数据归类即为将同一路上的全部监测终端上传特征数据归集为一个特征数据序列,例如,在图4所示的配电网拓扑结构中将监测终端a1、a2、a3、a4上传的特征数据归集为一个特征数据序列,该特征数据序列中特征数据的排列方式与监测终端在配电网拓扑结构中的排列方式是相对应的。

[0022] 随后,将特征数据序列输入双向长短时记忆网络,在所述双向长短时记忆网络中的每一长短时记忆单元均对应于一个监测终端,且长短时记忆单元的排列的顺序对应于特征数据序列中特征数据的排列方式,由此可将配电网拓扑信息整合进入整个用于故障定位判定的神经网络模型中。

[0023] 由所述双向长短时记忆网络中每个长短时记忆单元的输出经过一个多层全连接层和一个输出层,即可得到该长短时记忆单元所对应的监测终端相对于故障点的相对位置关系。例如,若该监测终端位于对于故障点之前,则相对位置关系为0,若该监测终端位于对于故障点之后,则相对位置关系为1。

[0024] 图5所示为本发明对深度神经网络模型的超参数机器训练流程示意图,,该超参数机器训练的目的在于,根据训练数据集、验证数据集和测试数据集训练得到上述深度神经网络模型中所需的全部参数,并形成深度神经网络分类器的最优超参数组合模型。该机器

训练过程如下：

[0025] a.将深度神经网络模型框架输入超参数随机生成器；

[0026] b.由超参数随机生成器形成超参数组合模型池；

[0027] c.利用测试数据集对超参数组合模型池中的每一个超参数组合模型进行测试，如果测试通过则结束训练将该超参数组合模型输入已训练超参数组合模型池，如测试未通过，则利用训练数据集对该超参数组合模型进行优化，优化后再次测试，直到该模型测试通过。

[0028] d.利用验证数据集对已训练超参数组合模型池中的每一超参数组合模型进行验证，验证通过的超参数组合模型即为最优超参数组合模型。

[0029] 本发明在进行超参数机器训练流程时所使用的训练数据集、验证数据集和测试数据集共使用约35000个特征数据序列。其中每个特征数据序列的长度是随机分布的，即每个特征序列中所包含的对应于监测终端的特征数据个数是随机的。在全部特征数据序列中训练数据集使用约29400个，测试和验证数据集分别使用约2800个。训练流程中的优化方法为批量Adam后向传输，当测试数据集正确率大于98%或训练超过10000轮时，训练停止，否则继续优化，多个超参数组合模型中验证数据集正确率最高的组合为最优超参数组合模型。

[0030] 与现有技术相比，本发明的一个或多个实施例可以具有如下优点：

[0031] 1.本发明不再根据人工指定的特征对波形进行特征提取，而是深度神经网络模型自身带有特征提取和故障点定位判定的功能，此种端对端训练模型的方法能进一步提升识别正确率。

[0032] 2.本发明中将深度神经网络模型中实现特征提取的模块整合在各监测终端中，因此各监测终端向系统主站上传的不再是工况录波数据，而是波形的特征数据，从而明显降低了各监测终端与系统主站之间的数据交互量。

[0033] 本发明的其它特征和优点将在随后的说明书中阐述，并且，部分地从说明书中变得显而易见，或者通过实施本发明而了解。本发明的目的和其他优点可通过在说明书、权利要求书以及附图中所特别指出的结构来实现和获得。

## 附图说明

[0034] 附图用来提供对本发明的进一步理解，并且构成说明书的一部分，与本发明的实施例共同用于解释本发明，并不构成对本发明的限制。在附图中：

[0035] 图1是本发明的配电网故障定位方法的流程示意图；

[0036] 图2是本发明的用于故障位置判定的深度神经网络模型框架示意图

[0037] 图3是本发明的多层网络模块结构示意图；

[0038] 图3a至3c是本发明的卷积块结构示意图；

[0039] 图4是一种配电网拓扑结构示意图；

[0040] 图5是本发明对深度神经网络模型的超参数机器训练流程示意图。

[0041] 图6是本发明一实施例的最优深度神经网络模型结构示意图；

[0042] 图7是本发明一实施例的最优深度神经网络模型中多层网络模块的结构示意图。

## 具体实施方式

[0043] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,以下结合附图对本发明作进一步地详细说明。

[0044] 图6是根据本发明一实施例的最优深度神经网络模型示意图。下面结合图6对本方法进行说明。

[0045] 首先依据图5所示的超参数机器训练模型对如图2所示的本发明的用于故障位置判定的深度神经网络模型框架示意图进行机器训练,以获得最优超参数模型。本实施例在进行超参数机器训练流程时所使用的训练数据集、验证数据集和测试数据集共使用约35000个特征数据序列。其中每个特征数据序列的长度是随机分布的,即每个特征序列中所包含的对应于监测终端的特征数据个数是随机的。在全部特征数据序列中训练数据集使用约29400个,测试和验证数据集分别使用约2800个。训练流程中的优化方法为批量Adam后向传输,当测试数据集正确率大于98%或训练超过10000轮时,训练停止,否则继续优化,多个超参数组合模型中验证数据集正确率最高的组合为最优超参数组合模型。

[0046] 图7是本实施例的最优深度神经网络模型中多层网络模块的结构示意图,该最优多层网络模块的具体结构为:

[0047] 输入卷积层中的卷积核的宽和长为 $6 \times 5$ ,个数为8。

[0048] 卷积块I为单通道的双层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $6 \times 3$ ,个数为8,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $3 \times 3$ ,个数为16。

[0049] 卷积块II设置为具有三通道的卷积层,其通道a为双层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 5$ ,个数为16,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 5$ ,个数为32。通道b为双层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 5$ ,个数为16,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 5$ ,个数为32。通道c为三层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为16,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 4$ ,个数为16,第三卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为32,将卷积块II三个通道的结果取和输入卷积块III。

[0050] 卷积块III设置为具有三通道的卷积层,其通道a为双层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 2$ ,个数为32,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为64。通道b为双层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为32,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为64。通道c为三层卷积层,其中第一卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为32,第二卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为32,第三卷积层的卷积核的宽和长为 $1 \times 3$ ,个数为64,将卷积块III三个通道的结果取和输入卷积块IV。

[0051] 本实施例中,在卷积块I、卷积块II和卷积块III之间设置了残量连接,即输入卷积层输出结果与卷积块I输出结果取和输入卷积块II,卷积块I输出结果与卷积块II输出结果取和输入卷积块III,卷积块II输出结果与卷积块III输出结果取和输入平均池化层。通过设置残量连接可以加强卷积块I、卷积块II、卷积块III参数训练。经平均池化层输出后进入两层全连接层,第一层全连接层的神经元个数为24,第二层全连接层的神经元个数为8。

[0052] 将上述结构的多层网络模块更新到各监测终端内,各监测终端利用该多层网络模块对波形数据进行特征提取。各监测终端所提取的特征数据全部上传至系统主站,系统主站根据配电网拓扑结构对全部特征数据进行归集,形成代表不同配电网传输线路的特征数据序列,每个特征序列均输入到如图6所示的最优深度神经网络模型中的双向长短时记忆

网络,所述长短时记忆网络中的每个长短时记忆单元的特征个数均为8个,经长短时记忆单元输出后经过两层全连接层,第一层全连接层的神经元个数为4,第二层全连接层的的神经元个数为1。最后又输出层sigmoid输出该监测终端与故障点之间的固定位置。

[0053] 以上所述,仅为本发明的具体实施案例,本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术的技术人员在本发明所述的技术规范内,对本发明的修改或替换,都应在本发明的保护范围之内。



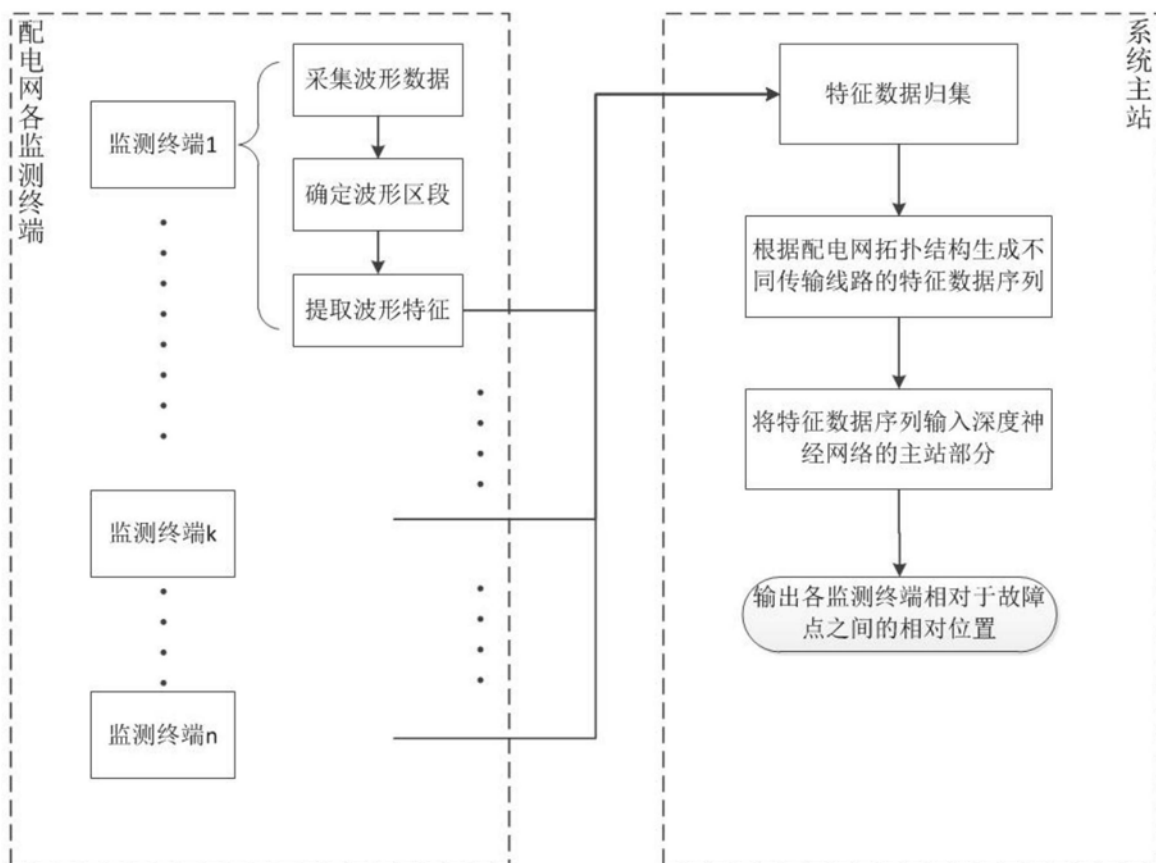


图1

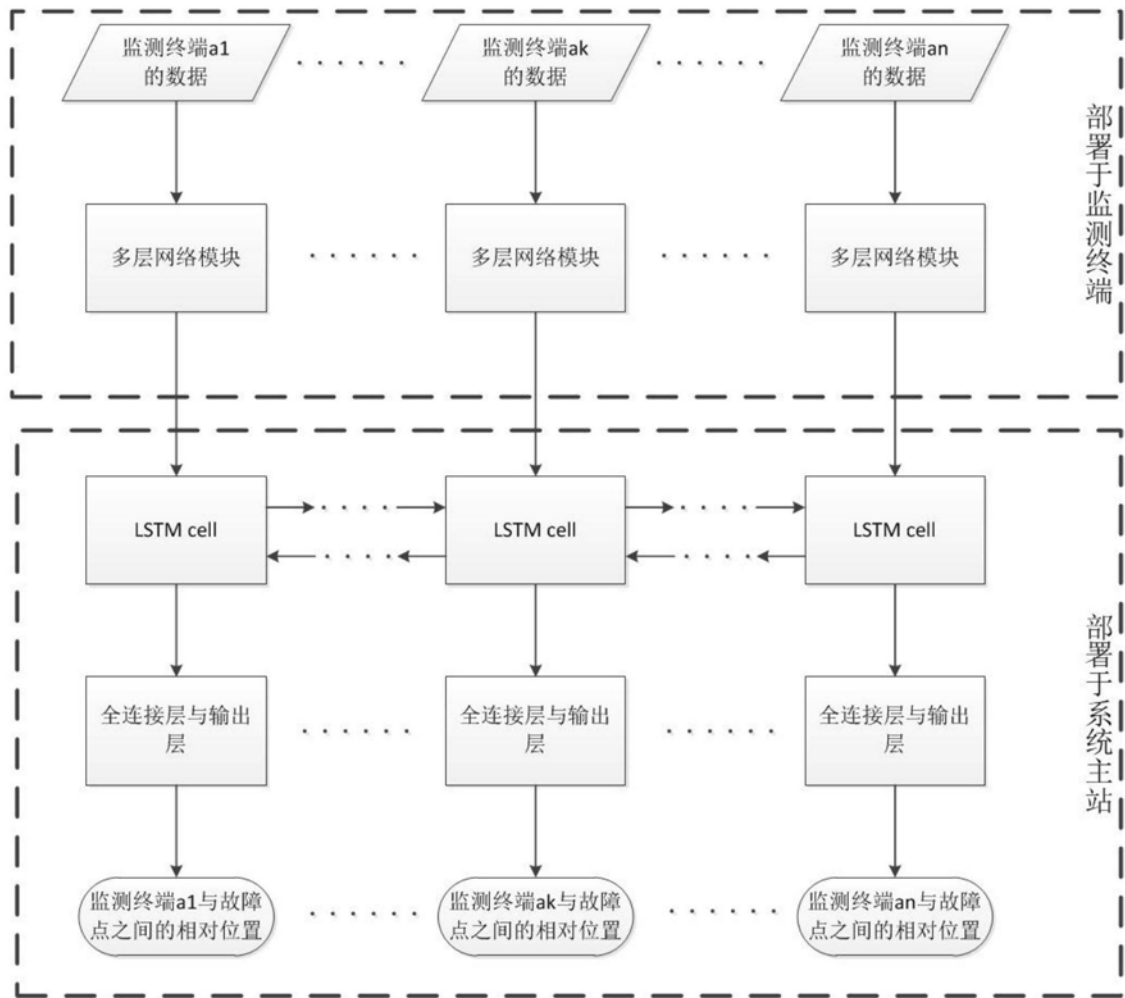


图2

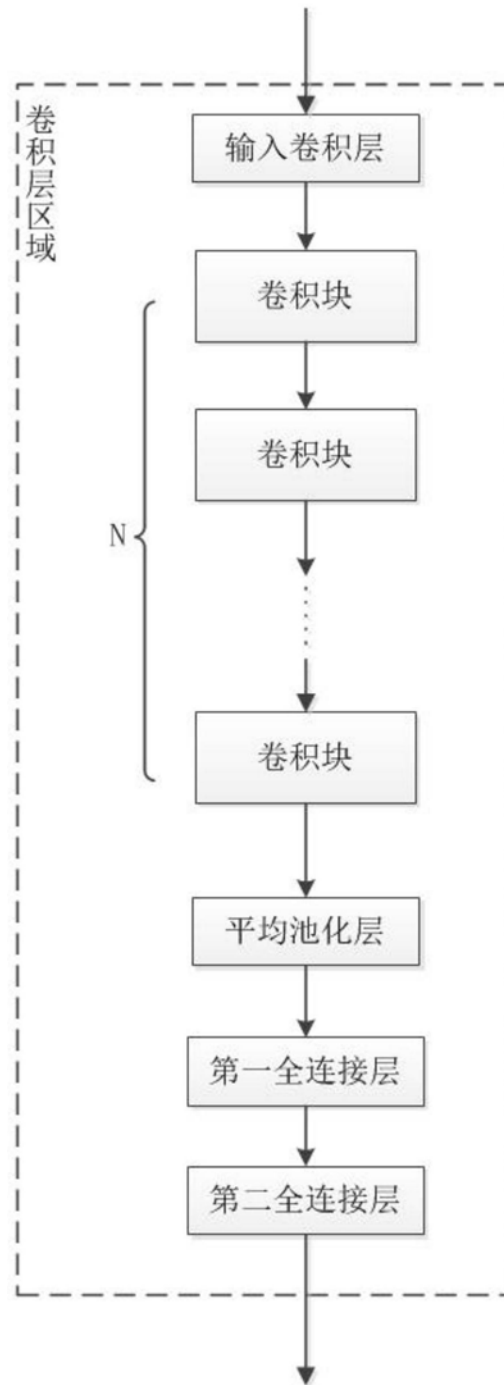


图3

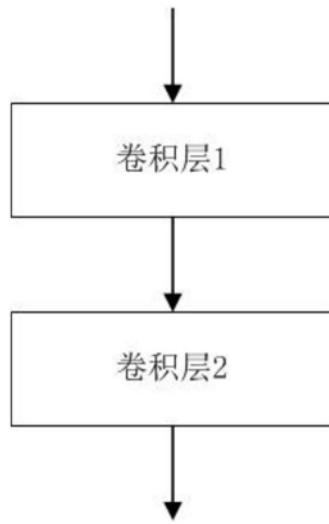


图3a

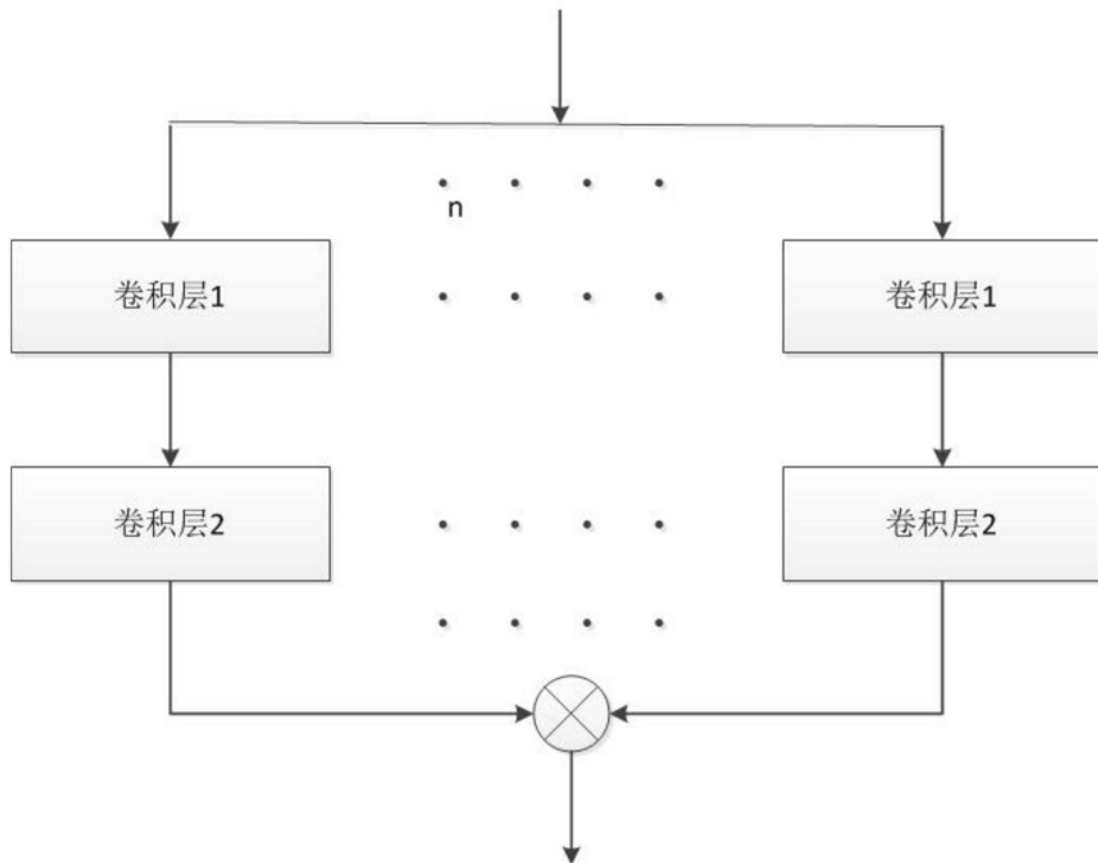


图3b

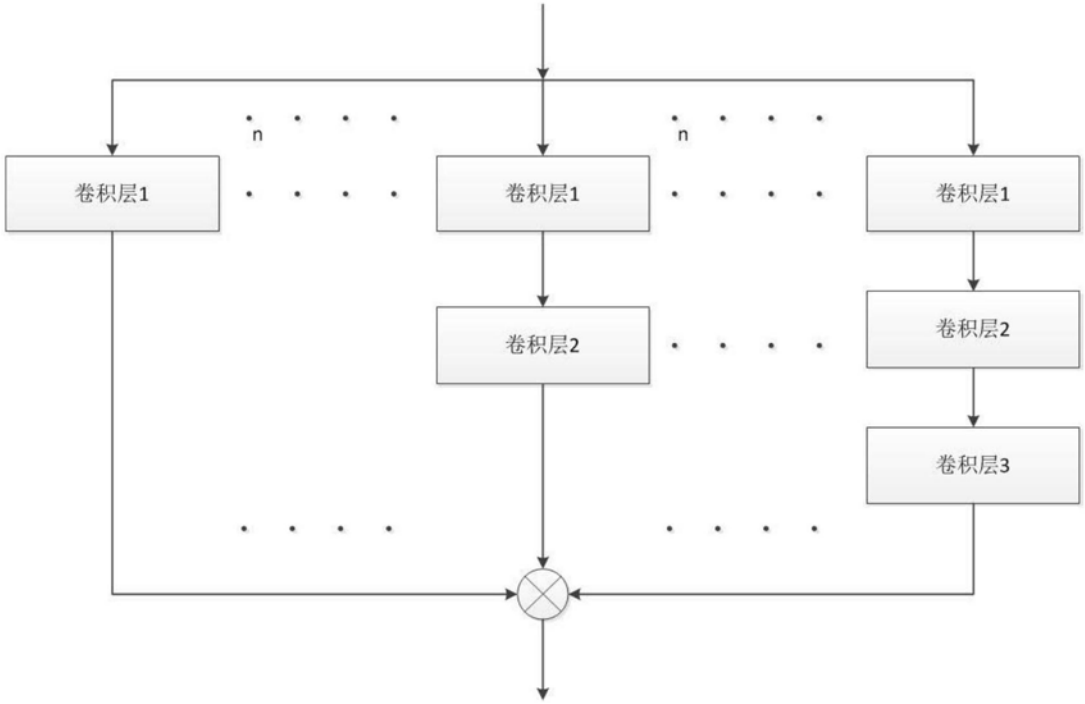


图3c

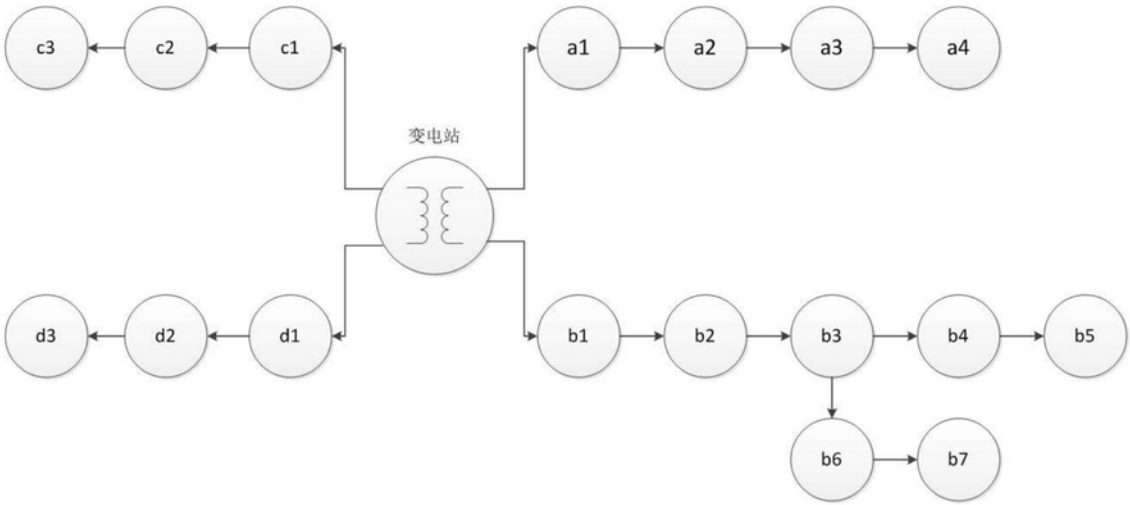


图4

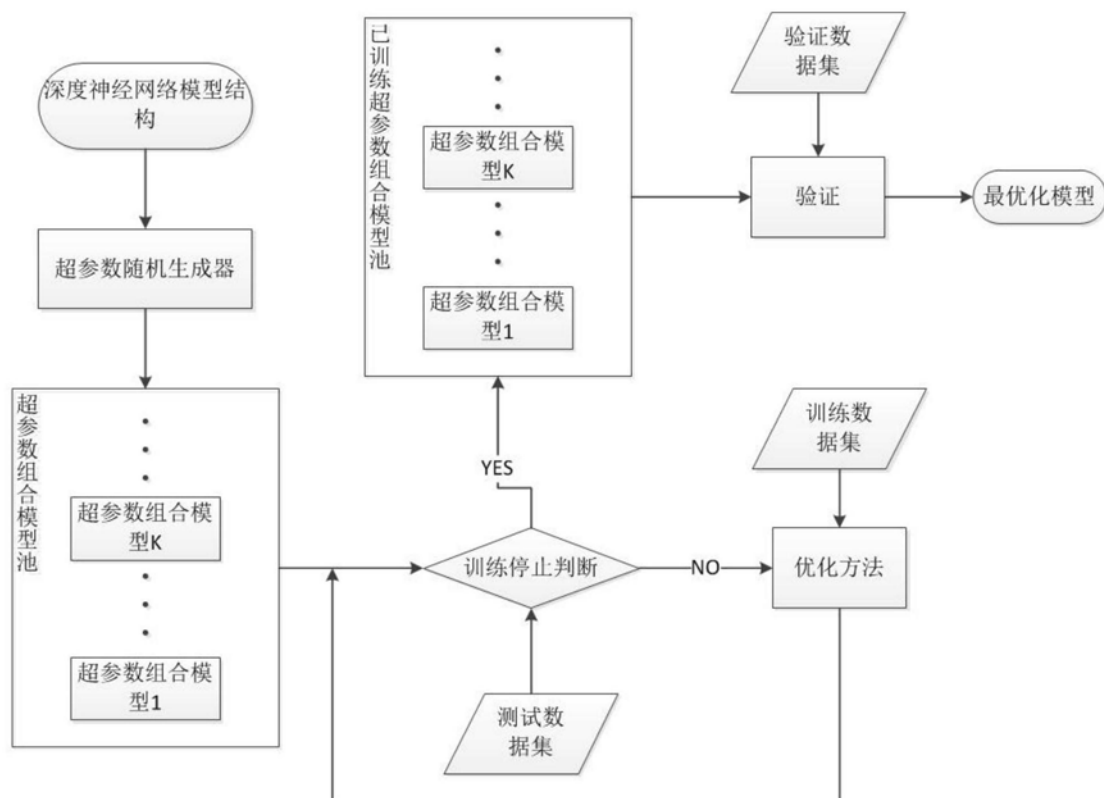


图5

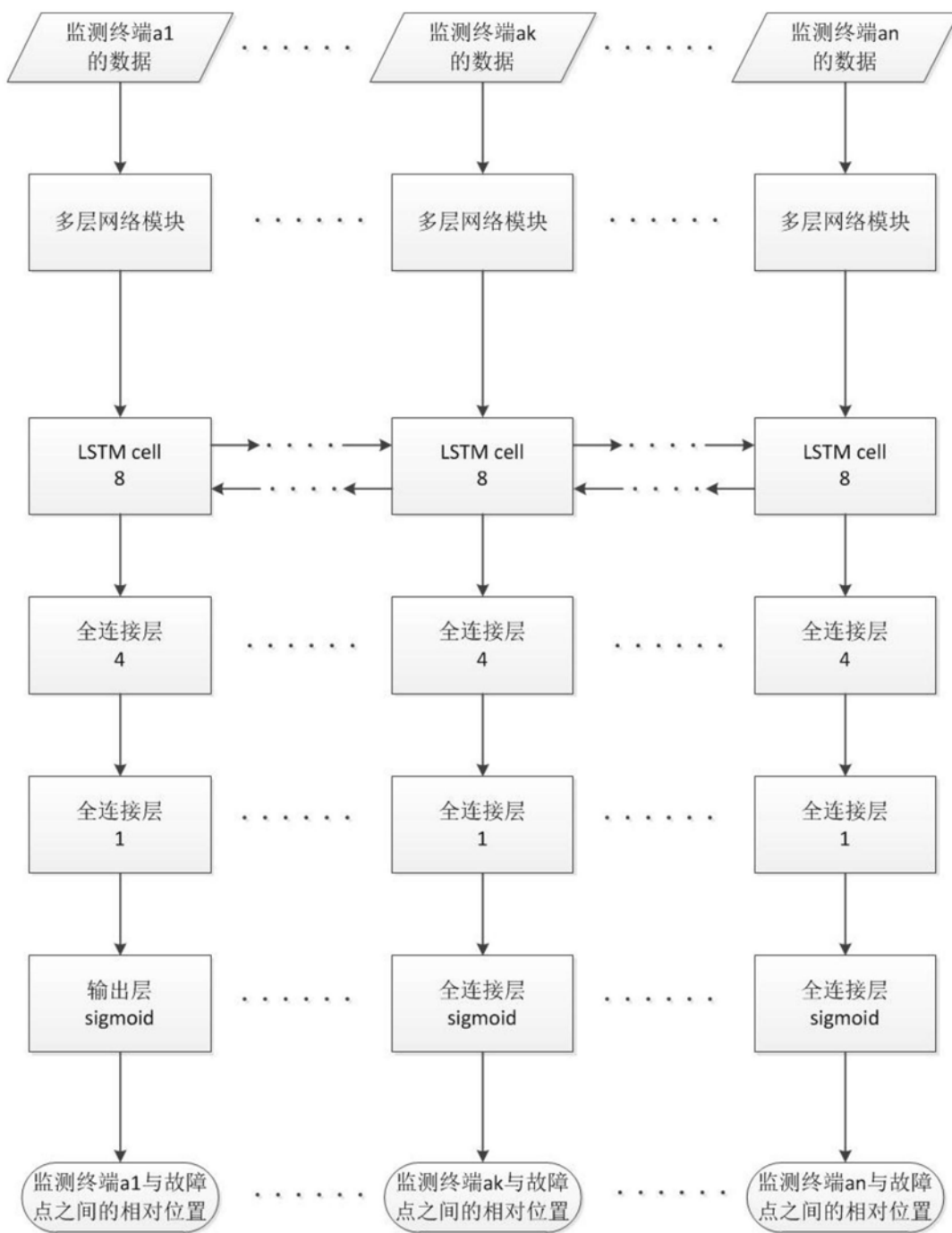


图6

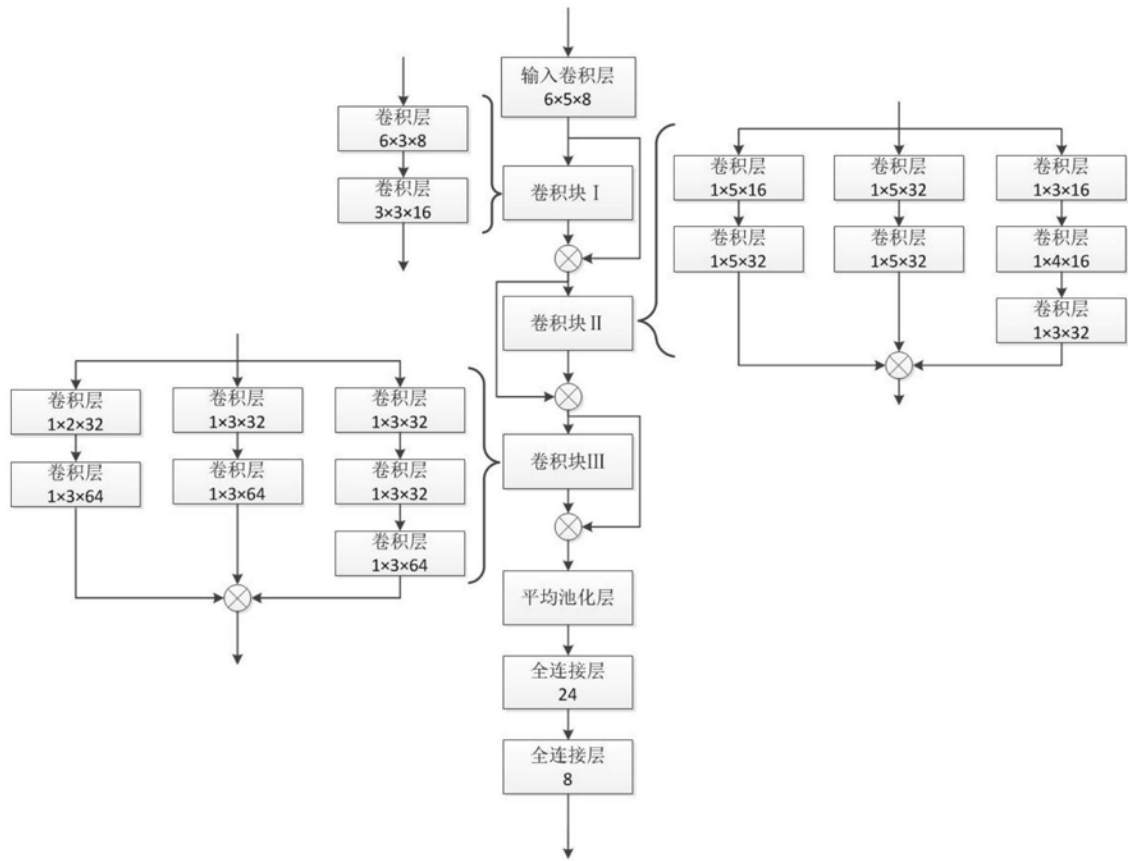


图7