



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111488711 A

(43)申请公布日 2020.08.04

(21)申请号 202010282838.X

(22)申请日 2020.04.08

(71)申请人 暨南大学

地址 510000 广东省广州市黄埔大道西601号

(72)发明人 郑桦 邓原 梁倬骞

(74)专利代理机构 北京科亿知识产权代理事务所(普通合伙) 11350

代理人 汤东风

(51)Int.Cl.

G06F 30/27(2020.01)

G06K 9/62(2006.01)

G06N 3/04(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

权利要求书1页 说明书4页

(54)发明名称

一种网络鲁棒性评估方法及系统

(57)摘要

本发明属于网络检测技术领域,尤其涉及一种网络鲁棒性评估方法及系统。所述方法包括:获取网络的初始参数,根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型,所述初始参数包括:所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载削减参数;通过卷积神经网络模型用于对特征进行提取,并通过特征进行特征学习,网络中模拟基于随机游走的网络故障,并根据所述初始参数和所述初始负载模型对鲁棒图进行表征学习,提高了网络鲁棒图的获取的准确性。进一步,根据网络故障后网络重新稳定时对应的目标网路巨分量来评估网络的鲁棒性,不需要网络中所有节点的连接情况,数据处理量较小,提高了网络鲁棒性评估的速度和精度。

1. 一种网络鲁棒性评估方法,其特征在于,所述方法包括:

获取网络的初始参数,根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型,所述初始参数包括:所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载削减参数;

S1预处理阶段:在这个阶段研究了图数据出入度的基本统计量与r、s鲁棒性值之间的关系,同时为了扩展特征使用k-means算法对特征向量进行聚类,尝试从频谱空间寻找模式对矩阵进行区分;

S2训练阶段:在这个阶段,针对r、s值定制了其各自的损失函数、优化函数以及全连接层,在训练的过程中主要采用adam优化算法以批量的方式对多层感知器模型进行训练;

S3测试阶段:在这过程中将使用训练阶段得到的MLP模型超参数对预处理阶段得到的特征进行类别预测,得出最终分类结果。

在所述网络中模拟基于随机游走的网络故障,并根据所述初始参数和所述初始负载模型,基于卷积神经网络模型对特征进行提取,并通过特征进行特征学习,包含L个隐藏层的网络数学表达式如下:

$$f(x) = \sigma(W^L \cdots \sigma(W^2 \sigma(W^1 x + b^1) + b^2) \cdots + b^L)$$

其中,x为输入的特征向量,W为权值矩阵,b为偏倚向量, $\sigma$ 为激活函数,在经过一些神经元之后,输入的特征向量将会被传递到分类器当中,分类器的损失函数表示如下:

$$C(f(x), y) = l(f(x), y)$$

其中,y对应真实的标签,表示一个网络的r、s鲁棒性能值,l表示分类器函数;

最后将多层感知器的输出输入到分类器中,以实现多智能体网络鲁棒性的评估。

2. 根据权利要求1所述的一种网络鲁棒性评估方法,其特征在于:在S2训练阶段,在卷积神经网络结构设计过程中为r、s值配置了各自的损失函数、优化函数以及超参数,训练过程采用adam优化算法,softmax交叉熵损失函数,采用十折交叉验证法,最终得到的CNN模型将作为测试模型。

3. 根据权利要求1所述的一种网络鲁棒性评估方法,其特征在于:对预处理的算法复杂度进行分析,首先是获取所有鲁棒性网络基本统计量,接着是对矩阵进行分解,使用卷积神经网络模型对鲁棒图直接进行表征学习。

4. 一种网络鲁棒性评估系统,其特征在于,包括:

初始模型获取单元,用于获取网络的初始参数,根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型,所述初始参数包括:所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载削减参数;

多层感知器单元,用于将所有提取的特征发送到神经网络模型进行特征学习,采用adam优化算法以批量的方式对多层感知器模型进行训练;

卷积神经网络单元,卷积神经网络模型用于对特征进行提取,并通过特征进行特征学习,网络中模拟基于随机游走的网络故障,并根据所述初始参数和所述初始负载模型对鲁棒图进行表征学习;

鲁棒性评估单元,用于将多层感知器的输出输入到分类器中,以实现多智能体网络鲁棒性的评估。

## 一种网络鲁棒性评估方法及系统

### 技术领域

[0001] 本发明属于网络检测技术领域,尤其涉及一种网络鲁棒性评估方法及系统。

### 背景技术

[0002] 网络是由节点和连线构成,表示诸多对象及其相互联系。生活中存在多种 复杂网络如:电力网络是电站和连接电站的电缆构成的网络;社会关系网络是 社会人及人与人之间的关系组成的网络;交通网络是十字路口和路口间的道路 共同构成的网络;神经网络、计算机网络、物联网等等都是类似的网络。这些 网络往往都是开放式的,即网络中的节点和边都与外界的环境存在交互作用,当外界的环境产生一个较小的扰动并造成网络中几个节点失效时,都有可能由 于节点之间的相互作用而引起系统内节点的相继故障的发生,甚至引起整个网 络功能的不健全,导致系统崩溃,这一过程被称为网络的级联故障。

[0003] 近年来,各地发生过几次灾难事件是由级联故障导致的。针对这一问题, 虽然很多学者已经做出了大量的努力和研究,伴随着科技的进步和人们对于提 升生活水平的要求,这些网络的功能和结构也越来越复杂,这也导致了网络的 安全性和可靠性的降低。网络发生级联故障时更易崩溃,因此急需找到有效预 防或阻止级联故障的方法,提高网络鲁棒性,网络的鲁棒性是指网络在一定(结 构,大小)的参数摄动下,维持其某些性能的特性。现有技术中,为了阻止级联 故障,提高网络鲁棒性,众多研究都提出了负载-容量模型。这一模型主要是采 用边(节点)的介数定义负载,介数是指网络中通过该节点(边)的最小路 径之和。然而这必须要已知网络中所有节点的连接情况,这在实际中不太可能,并且需 要的数据量比较大,数据处理过程复杂,影响网络鲁棒性评估的速度和精度。

[0004] 因此,如何提出一种方案,能够提高网络鲁棒性评估的速度和精度,成为 亟待解决的问题。

### 发明内容

[0005] 本发明的目的在于提供一种网络鲁棒性评估方法及系统,解决现有模板支 撑用的旋转扣件无法通过调节夹持力来控制斜撑参与受力的问题。

[0006] 本发明采用的技术方案是:

[0007] 本发明提供一种网络鲁棒性评估方法,所述方法包括:

[0008] 获取网络的初始参数,根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型, 所述初始参数包括:所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载 削减参数;

[0009] S1预处理阶段:在这个阶段研究了图数据出入度的基本统计量与r、s鲁棒 性值之间的关系,同时为了扩展特征使用k-means算法对特征向量进行聚类, 尝试从频谱空间寻找模式对矩阵进行区分;

[0010] S2训练阶段:在这个阶段,针对r、s值定制了其各自的损失函数、优化函 数以及全连接层,在训练的过程中主要采用adam优化算法以批量的方式对多层 感知器模型进行训

练；

[0011] S3测试阶段：在这过程中将使用训练阶段得到的MLP模型超参数对预处理阶段得到的特征进行类别预测，得出最终分类结果。

[0012] 在所述网络中模拟基于随机游走的网络故障，并根据所述初始参数和所述初始负载模型，基于卷积神经网络模型对特征进行提取，并通过特征进行特征学习，包含L个隐藏层的网络数学表达式如下：

[0013]  $f(x) = \sigma(W^L \cdots \sigma(W^2 \sigma(W^1 x + b^1) + b^2) \cdots + b^L)$

[0014] 其中，x为输入的特征向量，W为权值矩阵，b为偏倚向量，σ为激活函数，在经过一些神经元之后，输入的特征向量将会被传递到分类器当中，分类器的损失函数表示如下：

[0015]  $C(f(x), y) = l(f(x), y)$

[0016] 其中，y对应真实的标签，表示一个网络的r、s鲁棒性能值，l表示分类器函数；

[0017] 最后将多层感知器的输出输入到分类器中，以实现多智能体网络鲁棒性的评估。

[0018] 在S2训练阶段，在卷积神经网络结构设计过程中为r、s值配置了各自的损失函数、优化函数以及超参数，训练过程采用adam优化算法，softmax交叉熵损失函数，采用十折交叉验证法，最终得到的CNN模型将作为测试模型。

[0019] 对预处理的算法复杂度进行分析，首先是获取所有鲁棒性网络基本统计量，接着是对矩阵进行分解，使用卷积神经网络模型对鲁棒图直接进行表征学习。

[0020] 本发明还提供一种网络鲁棒性评估系统，包括：

[0021] 初始模型获取单元，用于获取网络的初始参数，根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型，所述初始参数包括：所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载削减参数；

[0022] 多层感知器单元，用于将所有提取的特征发送到神经网络模型进行特征学习，采用adam优化算法以批量的方式对多层感知器模型进行训练；

[0023] 卷积神经网络单元，卷积神经网络模型用于对特征进行提取，并通过特征进行特征学习，网络中模拟基于随机游走的网络故障，并根据所述初始参数和所述初始负载模型对鲁棒图进行表征学习；

[0024] 鲁棒性评估单元，用于将多层感知器的输出输入到分类器中，以实现多智能体网络鲁棒性的评估。

[0025] 本发明的有益效果：本发明所述的一种网络鲁棒性评估方法及系统，通过多层感知器单元、卷积神经网络单元和鲁棒性评估单元，在网络中模拟基于随机游走的网络故障，通过卷积神经网络模型用于对特征进行提取，并通过特征进行特征学习，网络中模拟基于随机游走的网络故障，并根据所述初始参数和所述初始负载模型对鲁棒图进行表征学习，提高了网络鲁棒图的获取的准确性。进一步，根据网络故障后网络重新稳定时对应的目标网路巨分量来评估网络的鲁棒性，不需要网络中所有节点的连接情况，数据处理量较小，提高了网络鲁棒性评估的速度和精度。

## 具体实施方式

[0026] 本具体实施方式采用以下技术方案：

[0027] 本发明提供一种网络鲁棒性评估方法，所述方法包括：

[0028] 获取网络的初始参数,根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型,所述初始参数包括:所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载削减参数;

[0029] S1预处理阶段:在这个阶段研究了图数据出入度的基本统计量与r、s鲁棒性值之间的关系,同时为了扩展特征使用k-means算法对特征向量进行聚类,尝试从频谱空间寻找模式对矩阵进行区分;

[0030] S2训练阶段:在这个阶段,针对r、s值定制了其各自的损失函数、优化函数以及全连接层,在训练的过程中主要采用adam优化算法以批量的方式对多层感知器模型进行训练;

[0031] S3测试阶段:在这过程中将使用训练阶段得到的MLP模型超参数对预处理阶段得到的特征进行类别预测,得出最终分类结果。

[0032] 在所述网络中模拟基于随机游走的网络故障,并根据所述初始参数和所述初始负载模型,基于卷积神经网络模型对特征进行提取,并通过特征进行特征学习,包含L个隐藏层的网络数学表达式如下:

$$[0033] \quad f(x) = \sigma(W^L \cdots \sigma(W^2 \sigma(W^1 x + b^1) + b^2) \cdots + b^L)$$

[0034] 其中,x为输入的特征向量,W为权值矩阵,b为偏倚向量, $\sigma$ 为激活函数,在经过一些神经元之后,输入的特征向量将会被传递到分类器当中,分类器的损失函数表示如下:

$$[0035] \quad C(f(x), y) = l(f(x), y)$$

[0036] 其中,y对应真实的标签,表示一个网络的r、s鲁棒性能值,l表示分类器函数;

[0037] 最后将多层感知器的输出输入到分类器中,以实现多智能体网络鲁棒性的评估。

[0038] 在S2训练阶段,在卷积神经网络结构设计过程中为r、s值配置了各自的损失函数、优化函数以及超参数,训练过程采用adam优化算法,softmax交叉熵损失函数,采用十折交叉验证法,最终得到的CNN模型将作为测试模型。

[0039] 对预处理的算法复杂度进行分析,首先是获取所有鲁棒性网络基本统计量,接着是对矩阵进行分解,使用卷积神经网络模型对鲁棒图直接进行表征学习。

[0040] 本发明还提供一种网络鲁棒性评估系统,包括:

[0041] 初始模型获取单元,用于获取网络的初始参数,根据所述初始参数获取所述网络的初始负载模型,所述初始参数包括:所述网络的初始节点数、初始边数、初始随机游走者数、负载容限参数和负载削减参数;

[0042] 多层感知器单元,用于将所有提取的特征发送到神经网络模型进行特征学习,采用adam优化算法以批量的方式对多层感知器模型进行训练;

[0043] 卷积神经网络单元,卷积神经网络模型用于对特征进行提取,并通过特征进行特征学习,网络中模拟基于随机游走的网络故障,并根据所述初始参数和所述初始负载模型对鲁棒图进行表征学习;

[0044] 鲁棒性评估单元,用于将多层感知器的输出输入到分类器中,以实现多智能体网络鲁棒性的评估。

[0045] 虽然在上文中已经参考实施例对本发明进行了描述,然而在不脱离本发明的范围的情况下,可以对其进行各种改进并且可以用等效物替换其中的部件。尤其是,只要不存在结构冲突,本发明所披露的实施例中的各项特征均可通过任意方式相互结合起来使

用,在本说明书中未对这些组合的情况进行穷举性的描述仅仅是出于省略篇幅和节约资源的考虑。因此,本发明并不局限于文中公开的特定实施例,而是包括落入权利要求的范围内的所有技术方案。