



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105871879 B

(45)授权公告日 2019.03.05

(21)申请号 201610299154.4

(22)申请日 2016.05.06

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 105871879 A

(43)申请公布日 2016.08.17

(73)专利权人 中国联合网络通信集团有限公司
地址 100033 北京市西城区金融大街21号

(72)发明人 曾柏森 韩振东

(74)专利代理机构 北京同立钧成知识产权代理有限公司 11205
代理人 张洋 刘芳

(51)Int.Cl.
H04L 29/06(2006.01)
H04L 12/24(2006.01)

(56)对比文件

- CN 103377223 A, 2013.10.30,
- CN 104063747 A, 2014.09.24,
- CN 104156615 A, 2014.11.19,
- CN 101795215 A, 2010.08.04,
- CN 104579823 A, 2015.04.29,
- CN 105553998 A, 2016.05.04,
- WO 2015154484 A1, 2015.10.15,

审查员 徐滢

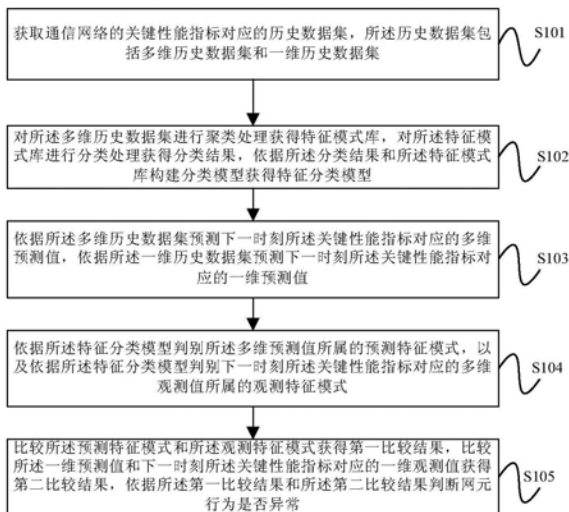
权利要求书3页 说明书10页 附图5页

(54)发明名称

网元异常行为自动检测方法及其装置

(57)摘要

本发明实施例提供一种网元异常行为自动检测方法及其装置。该方法包括：获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集；对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库，对特征模式库进行分类处理获得特征分类模型；依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值；依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式，以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式；比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果，比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果，依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常。本发明实施例实现了对网元异常行为自动进行有效检测。



1. 一种网元异常行为自动检测方法,其特征在于,包括:

获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集,所述历史数据集包括多维历史数据集和一维历史数据集;

对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型;

依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据所述一维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值;

依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式,以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式;

比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常;

所述依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常,包括:

若所述第一比较结果和所述第二比较结果中有一个比较结果为异常,则判断网元行为异常;

若所述第一比较结果和所述第二比较结果均为正常,则判断网元行为正常。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,包括:

采用多个聚类算法分别对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理,并计算每个聚类算法的有效性指标;

依据有效性指标最高的聚类算法对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,所述特征模式库用于指示所述多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类,以及每个聚类的聚类中心。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,包括:

采用多个分类算法分别对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,所述分类结果包括多个分类,以及每个分类包括的多维历史数据;

依据每个多维历史数据所属的聚类和分类计算所述分类算法的精准性;

选择精准性最高的分类算法构建分类模型获得所述特征分类模型。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,包括:

依据维度将所述多维历史数据集进行分割获得多个一维历史数据集;

按照时间先后顺序对每个一维历史数据集中的多个一维历史数据进行排序获得一维时间序列;

采用多个时间序列模型分别对所述一维时间序列建模并计算拟合度;

采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻所述关键性能指标在所述维度对应的预测值;

合并所述关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维

预测值。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,包括:

若所述预测特征模式和所述观测特征模式一致,则标记所述第一比较结果为正常;

若所述预测特征模式和所述观测特征模式不一致,则标记所述第一比较结果为异常;

所述比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,包括:

判断所述一维观测值是否在置信水平90%的置信区间内;

若在,则标记所述第二比较结果为正常;

若不在,则标记所述第二比较结果为异常。

6. 一种网元异常行为自动检测装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集,所述历史数据集包括多维历史数据集和一维历史数据集;

处理模块,用于对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型;

预测模块,用于依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据所述一维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值;

判别模块,用于依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式,以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式;

比较判断模块,用于比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常;

所述比较判断模块包括:

判断单元,用于若所述第一比较结果和所述第二比较结果中有一个比较结果为异常,则判断网元行为异常;若所述第一比较结果和所述第二比较结果均为正常,则判断网元行为正常。

7. 根据权利要求6所述的网元异常行为自动检测装置,其特征在于,所述处理模块包括聚类处理单元,所述聚类处理单元用于采用多个聚类算法分别对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理,并计算每个聚类算法的有效性指标;依据有效性指标最高的聚类算法对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,所述特征模式库用于指示所述多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类,以及每个聚类的聚类中心。

8. 根据权利要求7所述的网元异常行为自动检测装置,其特征在于,所述处理模块还包括分类处理单元,所述分类处理单元用于采用多个分类算法分别对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,所述分类结果包括多个分类,以及每个分类包括的多维历史数据;依据每个多维历史数据所属的聚类和分类计算所述分类算法的精准性;选择精准性最高的分类算法构建分类模型获得所述特征分类模型。

9. 根据权利要求8所述的网元异常行为自动检测装置,其特征在于,所述预测模块包括:

分割单元,用于依据维度将所述多维历史数据集进行分割获得多个一维历史数据集;

排序单元,用于按照时间先后顺序对每个一维历史数据集中的多个一维历史数据进行排序获得一维时间序列;

计算单元,用于采用多个时间序列模型分别对所述一维时间序列建模并计算拟合度;

建模单元,用于采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻所述关键性能指标在所述维度对应的预测值;

合并单元,用于合并所述关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维预测值。

10. 根据权利要求9所述的网元异常行为自动检测装置,其特征在于,所述比较判断模块包括:

标记单元,用于若所述预测特征模式和所述观测特征模式一致,则标记所述第一比较结果为正常;若所述预测特征模式和所述观测特征模式不一致,则标记所述第一比较结果为异常;

所述判断单元,还用于判断所述一维观测值是否在置信区间内;

所述标记单元还用于若所述一维观测值在置信区间内,则标记所述第二比较结果为正常;若所述一维观测值不在置信区间内,则标记所述第二比较结果为异常。

网元异常行为自动检测方法及装置

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及通信技术领域,尤其涉及一种网元异常行为自动检测方法及装置。

背景技术

[0002] 随着移动通信技术的发展,移动通信网络的结构越来越复杂,移动通信网络中网元数目不断增加,网元的多态性不断增加。

[0003] 如果网元发生异常需要对网元进行诊断或维修,因此,需要时刻检测网元行为,以及及时发现网元异常行为,同时减少人工网络异常监控的工作量。但是,现有技术中缺少对网元异常行为进行自动有效检测的方法。

发明内容

[0004] 本发明实施例提供一种网元异常行为自动检测方法及装置,以对网元的异常行为进行有效检测。

[0005] 本发明实施例的一个方面是提供一种网元异常行为自动检测方法,包括:

[0006] 获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集,所述历史数据集包括多维历史数据集和一维历史数据集;

[0007] 对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型;

[0008] 依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据所述一维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值;

[0009] 依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式,以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式;

[0010] 比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常。

[0011] 本发明实施例的另一个方面是提供一种网元异常行为自动检测装置,包括:

[0012] 获取模块,用于获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集,所述历史数据集包括多维历史数据集和一维历史数据集;

[0013] 处理模块,用于对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型;

[0014] 预测模块,用于依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据所述一维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值;

[0015] 判别模块,用于依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式,以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式;

[0016] 比较判断模块,用于比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常。

[0017] 本发明实施例提供的网元异常行为自动检测方法及装置,通过对通信网络的关键性能指标的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,并对特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据分类结果和特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,另外,对多维历史数据集进行预测获得多维预测值,对关键性能指标的一维历史数据集进行预测获得一维预测值,通过判别比较预测值和观测值分析网元行为是否异常,实现了对网元异常行为进行有效检测。

附图说明

[0018] 图1为本发明实施例提供的网元异常行为自动检测方法流程图;

[0019] 图2为本发明另一实施例提供的网元异常行为自动检测方法流程图;

[0020] 图3为本发明实施例提供的网元异常行为自动检测方法流程图;

[0021] 图4为本发明实施例提供的特征模式库的结构图;

[0022] 图5为本发明实施例提供的特征模式库的结构图;

[0023] 图6为本发明实施例提供的网元历史性能数据按网元进行降维后的数据集示意图;

[0024] 图7为本发明实施例提供的网元的建模结果示意图;

[0025] 图8为本发明实施例提供的预测值的示意图;

[0026] 图9为本发明实施例提供的模式识别的结果示意图;

[0027] 图10为本发明实施例提供的网元异常行为自动检测装置的结构图;

[0028] 图11为本发明另一实施例提供的网元异常行为自动检测装置的结构图。

具体实施方式

[0029] 图1为本发明实施例提供的网元异常行为自动检测方法流程图。本发明实施例针对现有技术中缺少对网元异常行为进行有效检测的方法,提供了网元异常行为自动检测方法,该方法具体步骤如下:

[0030] 步骤S101、获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集,所述历史数据集包括多维历史数据集和一维历史数据集;

[0031] 获取通信网络的关键性能指标(Key Performance Indicator,简称KPI)对应的历史数据集,该关键性能指标包括多维历史数据集和一维历史数据集,依据KPI历史数据集中每个历史数据的维度确定出该历史数据集中的多维历史数据集和一维历史数据集。

[0032] 例如,信道质量指示(Channel Quality Indicator,简称CQI)为多维历史数据,该历史数据集可以为720小时内CQI的统计数据。

[0033] 步骤S102、对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据

集进行聚类处理获得特征模式库,对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型;

[0034] 所述对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,包括:采用多个聚类算法分别对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理,并计算每个聚类算法的有效性指标;依据有效性指标最高的聚类算法对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,所述特征模式库用于指示所述多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类,以及每个聚类的聚类中心。

[0035] 在本发明实施例中,具体采用多个聚类算法和预定的聚类数目分别对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理,并计算依据每种聚类算法、每个目标聚类数目对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理的有效性指标,通过有效性指标比较可获得有效性指标最高的聚类算法和目标聚类数目,依据有效性指标最高的聚类算法和目标聚类数目对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,所述特征模式库用于指示所述多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类,以及每个聚类的聚类中心。例如,多维历史数据集为10个数组,该10个数组标记为数组1-10,每个数组为16维数据,采用本步骤的方法将该10个数组分成3个聚类:聚类1、聚类2和聚类3,其中,聚类1包括数组1-3,聚类2包括数组4-6,聚类3包括数组7-10。

[0036] 所述对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,包括:采用多个分类算法分别对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,所述分类结果包括多个分类,以及每个分类包括的多维历史数据;依据每个多维历史数据所属的聚类和分类计算所述分类算法的精准性;选择精准性最高的分类算法构建分类模型获得所述特征分类模型。

[0037] 另外,采用多个分类算法分别对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,所述分类结果包括多个分类,以及每个分类包括的多维历史数据;依据每个多维历史数据所属的聚类和分类计算所述分类算法的精准性;例如,多个分类算法包括分类算法A、分类算法B和分类算法C,采用分类算法A将所述多维历史数据集例如上述的10个数组分为3个分类,具体为分类1、分类2和分类3,分类1包括数组1-3,分类2包括数组4-6,分类3包括数组7-10。

[0038] 同理,采用分类算法B将所述多维历史数据集例如上述的10个数组分为3个分类,具体为分类1、分类2和分类3,分类1包括数组2-4,分类2包括数组5-7,分类3包括数组1、8-10。

[0039] 同理,采用分类算法C将所述多维历史数据集例如上述的10个数组分为3个分类,具体为分类1、分类2和分类3,分类1包括数组1-2,分类2包括数组3-6,分类3包括数组7-10。

[0040] 依据该分类1、分类2和分类3,以及每个分类包括的数组,可判断分类算法A对应的分类结果与前述聚类结果一致,则说明分类算法A的精准性最高。选用分类算法A构建分类模型获得所述特征分类模型。

[0041] 步骤S103、依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据所述一维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值;

[0042] 具体地,依据时间序列模型对所述多维历史数据集进行建模预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据时间序列模型对所述一维历史数据集进行建模预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值,具体预测过程将在下面实施中进行介绍。

[0043] 步骤S104、依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式,以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式;

[0044] 通过步骤S102获得的特征分类模型对步骤S103预测出的所述多维预测值进行判别,具体判别所述多维预测值所属的预测特征模式,另外,下一时刻所述关键性能指标对应的值可通过观测技术获取到实际的多维观测值,通过步骤S102获得的特征分类模型对该实际的多维观测值进行判别,具体判别该实际的多维观测值所属的观测特征模式。

[0045] 步骤S105、比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常。

[0046] 若所述预测特征模式和所述观测特征模式一致,则标记所述第一比较结果为正常;若所述预测特征模式和所述观测特征模式不一致,则标记所述第一比较结果为异常。

[0047] 判断所述一维观测值是否在置信区间内,若在,则标记所述第二比较结果为正常;若不在,则标记所述第二比较结果为异常。

[0048] 若所述第一比较结果和所述第二比较结果中有一个比较结果为异常,则判断网元行为异常;若所述第一比较结果和所述第二比较结果均为正常,则判断网元行为正常。

[0049] 本发明实施例通过对通信网络的关键性能指标的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,并对特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据分类结果和特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,另外,对多维历史数据集进行预测获得多维预测值,对关键性能指标的一维历史数据集进行预测获得一维预测值,通过判别比较预测值和观测值分析网元行为是否异常,实现了对网元异常行为进行有效检测。

[0050] 图2为本发明另一实施例提供的网元异常行为自动检测方法流程图。本发明实施例具体解释依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值的方法,该方法具体步骤如下:

[0051] 步骤S201、依据维度将所述多维历史数据集进行分割获得多个一维历史数据集;

[0052] 例如历史数据集为
$$\begin{bmatrix} 11 & 12 & 13 & 14 & 15 \\ 21 & 22 & 23 & 24 & 25 \\ 31 & 32 & 33 & 34 & 35 \\ 41 & 42 & 43 & 44 & 45 \\ 51 & 52 & 53 & 54 & 55 \\ 61 & 62 & 63 & 64 & 65 \end{bmatrix}$$
,该历史数据集为6行5列的数组,按照维

度即列将该历史数据集分割为5列,每一列作为一个一维历史数据集,分割后的5个一维历

史数据集分别为 $\begin{bmatrix} 11 \\ 21 \\ 31 \\ 41 \\ 51 \\ 61 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} 12 \\ 22 \\ 32 \\ 42 \\ 52 \\ 62 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} 13 \\ 23 \\ 33 \\ 43 \\ 53 \\ 63 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} 14 \\ 24 \\ 34 \\ 44 \\ 54 \\ 64 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} 15 \\ 25 \\ 35 \\ 45 \\ 55 \\ 65 \end{bmatrix}$ 。

[0053] 步骤S202、按照时间先后顺序对每个一维历史数据集中的多个一维历史数据进行排序获得一维时间序列；

[0054] 优选的,该5个一维历史数据集均已按照时间先后顺序进行排序,从上到下的顺序即为时间的先后顺序。

[0055] 步骤S203、采用多个时间序列模型分别对所述一维时间序列建模并计算拟合度；

[0056] 对于5个一维历史数据集中的每一个一维历史数据集均采用多个时间序列模型进行建模并计算拟合度,例如,多个时间序列模型包括时间序列模型a、时间序列模型b、时间

序列模型c,以一维历史数据集 $\begin{bmatrix} 11 \\ 21 \\ 31 \\ 41 \\ 51 \\ 61 \end{bmatrix}$ 为例,分别采用时间序列模型a、时间序列模型b、时间序

列模型c对一维历史数据集 $\begin{bmatrix} 11 \\ 21 \\ 31 \\ 41 \\ 51 \\ 61 \end{bmatrix}$ 进行建模,并计算每一个时间序列模型的拟合度,假设时间

序列模型a的拟合度最高。

[0057] 步骤S204、采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻所述关键性能指标在所述维度对应的预测值；

[0058] 采用时间序列模型a对一维历史数据集 $\begin{bmatrix} 11 \\ 21 \\ 31 \\ 41 \\ 51 \\ 61 \end{bmatrix}$ 进行建模并预测该一维历史数据集的

下一个元素值即61之后的值,假设预测出的值为71;同理,预测出 $\begin{bmatrix} 12 \\ 22 \\ 32 \\ 42 \\ 52 \\ 62 \end{bmatrix}$ 的下一个元素值为

72, $\begin{bmatrix} 13 \\ 23 \\ 33 \\ 43 \\ 53 \\ 63 \end{bmatrix}$ 的下一个元素值为73, $\begin{bmatrix} 14 \\ 24 \\ 34 \\ 44 \\ 54 \\ 64 \end{bmatrix}$ 的下一个元素值为74, $\begin{bmatrix} 15 \\ 25 \\ 35 \\ 45 \\ 55 \\ 65 \end{bmatrix}$ 的下一个元素值为75。

[0059] 步骤S205、合并所述关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维预测值。

[0060] 将上述步骤预测出的每个一维历史数据集的下一个元素值合并为一组5维数据即 [71 72 73 74 75] 作为下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值。

[0061] 本发明实施例通过将多维历史数据集分割为多个一维历史数据集,采用多个时间序列模型分别对每个一维时间序列建模并计算拟合度,采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻关键性能指标在所述维度对应的预测值,合并关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维预测值,提供了对多维数据的有效预测方法。

[0062] 图3为本发明实施例提供的网元异常行为自动检测方法流程图。该方法具体步骤如下:

[0063] 步骤S301、获取关键性能指标对应的历史数据集;

[0064] 步骤S302、对历史数据集进行分割获得多维历史数据集和一维历史数据集;

[0065] 步骤S303、对多维历史数据集进行聚类处理和分类处理获得特征分类模型;

[0066] 步骤S304、对于多维历史数据集,依据时间序列模型预测下一时刻关键性能指标对应的多维预测值;

[0067] 步骤S305、对于一维历史数据集,依据时间序列模型预测下一时刻关键性能指标对应的一维预测值;

[0068] 步骤S306、获取关键性能指标对应的观测值;

[0069] 步骤S307、对观测数据集进行分割获得多维观测值和一维观测值;

[0070] 步骤S308、依据特征分类模型判别多维预测值所属的预测特征模式,判别多维观测值所属的观测特征模式;

[0071] 步骤S309、依据一维历史数据集预测下一时刻关键性能指标对应的一维预测值;

[0072] 步骤S310、比较预测特征模式和观测特征模式获得第一比较结果;

[0073] 步骤S311、比较一维预测值和一维观测值获得第二比较结果;

[0074] 步骤S312、依据第一比较结果和第二比较结果判断网元行为是否异常。

[0075] 本发明实施例所述的方法与上述实施例一致,此处不再赘述。

[0076] 本发明实施例通过对通信网络的关键性能指标的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,并对特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据分类结果和特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,另外,对多维历史数据集进行预测获得多维预测值,对关键性能指标的一维历史数据集进行预测获得一维预测值,通过判别比较预测值和观测值分析网元行为是否异常,实现了对网元异常行为进行有效检测。

[0077] 为了清除说明上述实施例的方法,本发明实施例以某一实际运营的长期演进技术(Long Term Evolution,简称LTE)移动通信网为例,网元选取LTE基站小区,KPI选取基站小区每小时的无线信道指示(CQI),CQI属于多维KPI,由16维数组构成反映无线网络质量。本例中采用连续720小时KPI数据作为历史数据集,对该历史数据集的处理过程具体如下:

[0078] 1) 建立特征模式库

[0079] 首先判定采样点总数为零的样本为网元丧失服务能力,剔除这部分数据后,再根据每个样本的采样点总数使用两步聚类算法将历史网元行为数据分为两类:分区1和分区2,分区1的总采样点数量较分区2要少。接着对分区1和分区2分别进行K均值聚类,分别得到5类共10类特征模式,形成特征模式库,该特征模式库用于指示所述多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类,以及每个聚类的聚类中心,具体的,每个聚类的聚类中心如图4所示,多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类的对应关系如图5所示。

[0080] 2) 时间序列预测

[0081] 将1个月30天共720小时的历史网元行为数据按网元进行降维,以CQI-0为例,CQI-0的数据集合如图6所示。

[0082] 使用降维后单维数据对每个网元进行时间序列建模和预测,网元的建模结果示例如图7所示。

[0083] 再将各维预测值合并后得到网元行为预测,合并后的预测值如图8所示。

[0084] 3) 模式识别

[0085] 将预测和观测得到的统计数据在模式识别模块进行分类。通过计算分类算法的整体精准性选择C&R决策树做为分区判别算法,采用Logistic回归模型做为特征模式判别算法,得到的结果如图9所示。

[0086] 4) 异常检测

[0087] 检测结果如表1所示:

[0088] 表1

[0089]

基站小区	开始时间	检测结果
0001-1	第721期	正常
0001-2	第721期	异常
0001-3	第721期	异常
0002-1	第721期	正常
0002-2	第721期	异常
0002-3	第721期	异常
0003-1	第721期	异常
0003-2	第721期	异常

0003-3	第721期	正常
0004-1	第721期	正常
0004-2	第721期	异常
0004-3	第721期	正常

[0090] 本发明实施例所述的方法与上述实施例一致,此处不再赘述。

[0091] 本发明实施例通过对通信网络的关键性能指标的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,并对特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据分类结果和特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,另外,对多维历史数据集进行预测获得多维预测值,对关键性能指标的一维历史数据集进行预测获得一维预测值,通过判别比较预测值和观测值分析网元行为是否异常,实现了对网元异常行为进行有效检测。

[0092] 图10为本发明实施例提供的网元异常行为自动检测装置的结构图。本发明实施例提供的网元异常行为自动检测装置可以执行网元异常行为自动检测方法实施例提供的处理流程,如图10所示,网元异常行为自动检测装置100包括:获取模块101、处理模块102、预测模块103、判别模块104、比较判断模块105,其中,获取模块101用于获取通信网络的关键性能指标对应的历史数据集,所述历史数据集包括多维历史数据集和一维历史数据集;处理模块102用于对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据所述分类结果和所述特征模式库构建分类模型获得特征分类模型;预测模块103用于依据所述多维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的多维预测值,依据所述一维历史数据集预测下一时刻所述关键性能指标对应的一维预测值;判别模块104用于依据所述特征分类模型判别所述多维预测值所属的预测特征模式,以及依据所述特征分类模型判别下一时刻所述关键性能指标对应的多维观测值所属的观测特征模式;比较判断模块105用于比较所述预测特征模式和所述观测特征模式获得第一比较结果,比较所述一维预测值和下一时刻所述关键性能指标对应的一维观测值获得第二比较结果,依据所述第一比较结果和所述第二比较结果判断网元行为是否异常。

[0093] 本发明实施例通过对通信网络的关键性能指标的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,并对特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据分类结果和特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,另外,对多维历史数据集进行预测获得多维预测值,对关键性能指标的一维历史数据集进行预测获得一维预测值,通过判别比较预测值和观测值分析网元行为是否异常,实现了对网元异常行为进行有效检测。

[0094] 图11为本发明另一实施例提供的网元异常行为自动检测装置的结构图。在上述实施例的基础上,处理模块102包括聚类处理单元1021,聚类处理单元1021用于采用多个聚类算法分别对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理,并计算每个聚类算法的有效性指标;依据有效性指标最高的聚类算法对所述多维历史数据集或由多个一维历史数据组合成的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,所述特征模式库用于指示所述多维历史数据集中每个多维历史数据所属的聚类,以及每个聚类的聚类中心。

[0095] 处理模块102还包括分类处理单元1022,分类处理单元1022用于采用多个分类算法分别对所述特征模式库进行分类处理获得分类结果,所述分类结果包括多个分类,以及

每个分类包括的多维历史数据;依据每个多维历史数据所属的聚类和分类计算所述分类算法的精准性;选择精准性最高的分类算法构建分类模型获得所述特征分类模型。

[0096] 预测模块103包括:分割单元1031、排序单元1032、计算单元1033、建模单元1034和合并单元1035,其中,分割单元1031用于依据维度将所述多维历史数据集进行分割获得多个一维历史数据集;排序单元1032用于按照时间先后顺序对每个一维历史数据集中的多个一维历史数据进行排序获得一维时间序列;计算单元1033用于采用多个时间序列模型分别对所述一维时间序列建模并计算拟合度;建模单元1034用于采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻所述关键性能指标在所述维度对应的预测值;合并单元1035用于合并所述关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维预测值。

[0097] 比较判断模块105包括:标记单元1051和判断单元1052,其中,标记单元1051用于若所述预测特征模式和所述观测特征模式一致,则标记所述第一比较结果为正常;若所述预测特征模式和所述观测特征模式不一致,则标记所述第一比较结果为异常;判断单元1052用于判断所述一维观测值是否在置信区间内;标记单元1051还用于若所述一维观测值在置信区间内,则标记所述第二比较结果为正常;若所述一维观测值不在置信区间内,则标记所述第二比较结果为异常;判断单元1052还用于若所述第一比较结果和所述第二比较结果中有一个比较结果为异常,则判断网元行为异常;若所述第一比较结果和所述第二比较结果均为正常,则判断网元行为正常。

[0098] 本发明实施例提供的网元异常行为自动检测装置可以具体用于执行上述图1所提供的方法实施例,具体功能此处不再赘述。

[0099] 本发明实施例通过将多维历史数据集分割为多个一维历史数据集,采用多个时间序列模型分别对每个一维时间序列建模并计算拟合度,采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻关键性能指标在所述维度对应的预测值,合并关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维预测值,提供了对多维数据的有效预测方法。

[0100] 综上所述,本发明实施例通过对通信网络的关键性能指标的多维历史数据集进行聚类处理获得特征模式库,并对特征模式库进行分类处理获得分类结果,依据分类结果和特征模式库构建分类模型获得特征分类模型,另外,对多维历史数据集进行预测获得多维预测值,对关键性能指标的一维历史数据集进行预测获得一维预测值,通过判别比较预测值和观测值分析网元行为是否异常,实现了对网元异常行为进行有效检测;通过将多维历史数据集分割为多个一维历史数据集,采用多个时间序列模型分别对每个一维时间序列建模并计算拟合度,采用拟合度最高的时间序列模型预测下一时刻关键性能指标在所述维度对应的预测值,合并关键性能指标在各个维度对应的预测值构成所述关键性能指标对应的多维预测值,提供了对多维数据的有效预测方法。

[0101] 在本发明所提供的几个实施例中,应该理解到,所揭露的装置和方法,可以通过其它的方式实现。例如,以上所描述的装置实施例仅仅是示意性的,例如,所述单元的划分,仅仅为一种逻辑功能划分,实际实现时可以有另外的划分方式,例如多个单元或组件可以结合或者可以集成到另一个系统,或一些特征可以忽略,或不执行。另一点,所显示或讨论的相互之间的耦合或直接耦合或通信连接可以是通过一些接口,装置或单元的间接耦合或通信连接,可以是电性,机械或其它的形式。

[0102] 所述作为分离部件说明的单元可以是或者也可以不是物理上分开的,作为单元显

示的部件可以是或者也可以不是物理单元,即可以位于一个地方,或者也可以分布到多个网络单元上。可以根据实际的需要选择其中的部分或者全部单元来实现本实施例方案的目的。

[0103] 另外,在本发明各个实施例中的各功能单元可以集成在一个处理单元中,也可以是各个单元单独物理存在,也可以两个或两个以上单元集成在一个单元中。上述集成的单元既可以采用硬件的形式实现,也可以采用硬件加软件功能单元的形式实现。

[0104] 上述以软件功能单元的形式实现的集成的单元,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。上述软件功能单元存储在一个存储介质中,包括若干指令用以使得一台计算机设备(可以是个人计算机,服务器,或者网络设备等)或处理器(processor)执行本发明各个实施例所述方法的部分步骤。而前述的存储介质包括:U盘、移动硬盘、只读存储器(Read-Only Memory,ROM)、随机存取存储器(Random Access Memory,RAM)、磁碟或者光盘等各种可以存储程序代码的介质。

[0105] 本领域技术人员可以清楚地了解到,为描述的方便和简洁,仅以上述各功能模块的划分进行举例说明,实际应用中,可以根据需要而将上述功能分配由不同的功能模块完成,即将装置的内部结构划分成不同的功能模块,以完成以上描述的全部或者部分功能。上述描述的装置的具体工作过程,可以参考前述方法实施例中的对应过程,在此不再赘述。

[0106] 最后应说明的是:以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明各实施例技术方案的范围。

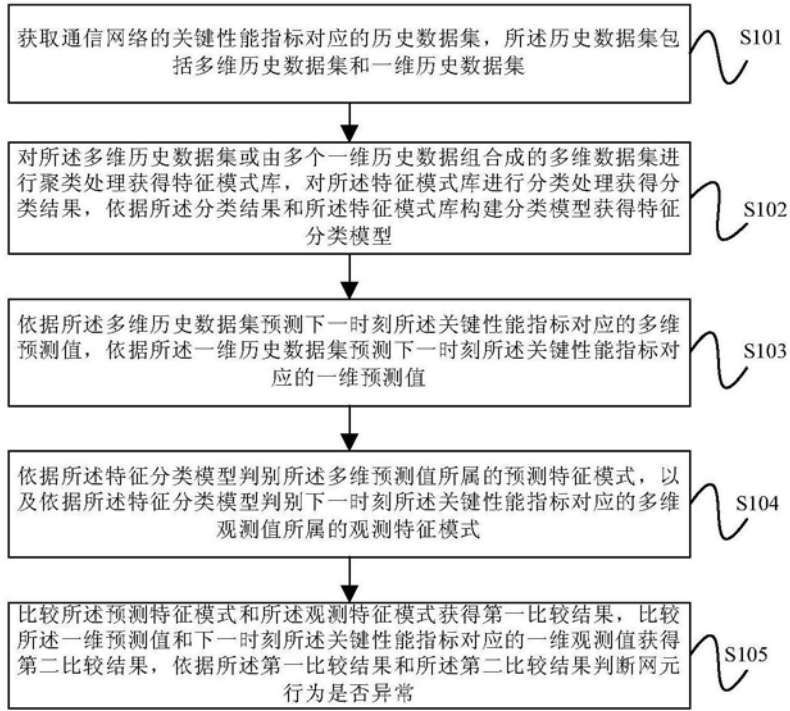


图1

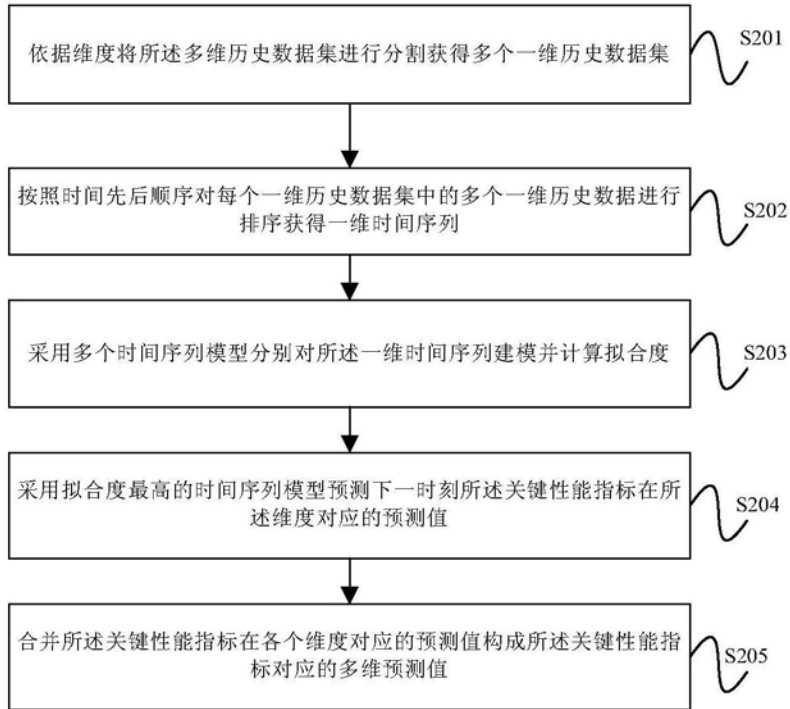


图2

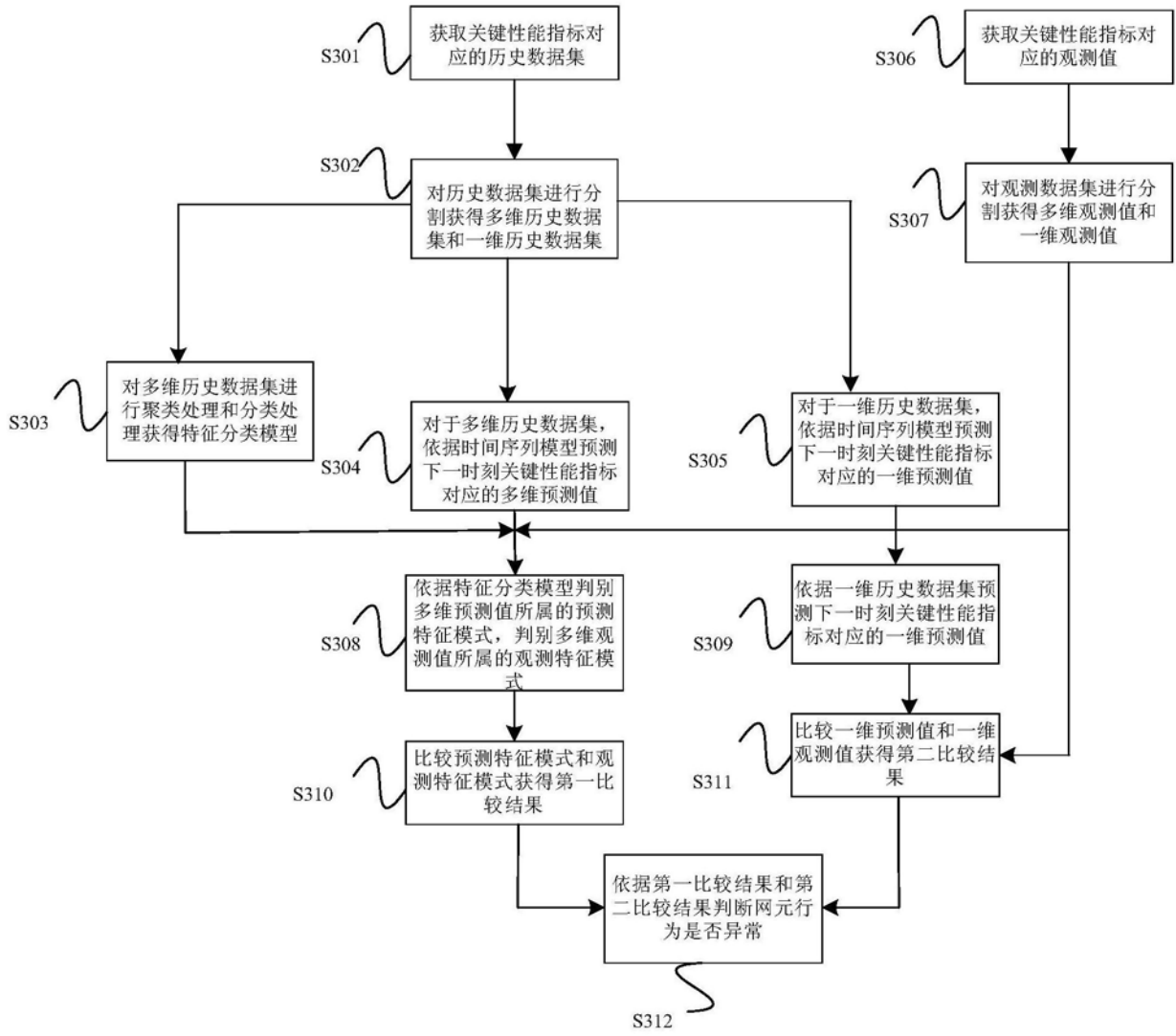


图3

分区	聚类	CQI-0	CQI-1	CQI-2	CQI-3	CQI-4	CQI-5	CQI-6	CQI-7	CQI-8	CQI-9	CQI-10	CQI-11	CQI-12	CQI-13	CQI-14	CQI-15
分区-1	聚类-1	6198	5943	6413	6326	9195	24832	55546	66233	100228	123526	114250	144573	164789	190670	173552	740096
分区-1	聚类-2	12835	12353	12721	13187	17652	41055	80223	89273	124574	141712	121304	133823	122916	103453	73390	134041
分区-1	聚类-3	2742	2666	2754	2870	3992	9555	17960	19359	25362	27091	22448	24537	22765	19367	14346	28773
分区-1	聚类-4	9199	8776	9508	10437	21795	88701	214125	241691	336750	319691	202977	174533	128364	86570	55140	85310
分区-1	聚类-5	7008	6838	7149	7374	10558	31969	73966	92939	155525	224793	238066	327113	324695	263685	143269	239035
分区-2	聚类-1	17880	17676	18536	19174	31623	112296	296513	394128	678642	874151	742340	840312	736939	532804	305572	510068
分区-2	聚类-2	15524	15189	16571	19935	23104	65299	161846	208452	347297	455411	431219	568240	651639	716861	568941	1909934
分区-2	聚类-3	15369	15045	16031	16260	25706	85403	210538	261617	418994	524177	483283	613431	657549	624476	423192	971278
分区-2	聚类-4	15237	15050	16419	18145	43810	201393	480637	533597	720300	683488	489999	476259	383848	275644	170280	287844
分区-2	聚类-5	198996	194167	185325	204639	491121	1909971	3749760	3258724	2972441	2103838	1296438	1052388	737384	506634	364763	446418

图4

开始时间	小区	分区	聚类
Day1_Hour1	0001_3	分区-1	聚类-1
Day1_Hour2	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour3	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour4	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour5	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour6	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour7	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour8	0001_3	分区-1	聚类-1
Day1_Hour9	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour10	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour11	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour12	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour13	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour14	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour15	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour16	0001_3	分区-1	聚类-2
Day1_Hour17	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour18	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour19	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour20	0001_3	分区-1	聚类-5
Day1_Hour21	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour22	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour23	0001_3	分区-1	聚类-4
Day1_Hour24	0001_3	分区-1	聚类-4

图5

小区	Day1_Hour1	Day1_Hour2	Day1_Hour3	Day1_Hour4	Day1_Hour5	Day1_Hour6	Day1_Hour7	Day1_Hour8	Day1_Hour9	Day1_Hour10	Day1_Hour11	Day1_Hour12	Day1_Hour13	Day1_Hour14
0001_1	18687	22565	25215	21156	18491	19838	21669	18186	18544	17187	15643	19516	21602	18734
0001_2	18006	15267	19435	13921	15474	21216	13588	10579	10874	19987	24387	16451	16550	15373
0001_3	6903	10682	9492	6962	5730	4971	2265	4054	4701	8686	6319	8464	5416	4933
0002_1	17857	19060	17380	18379	57594	17720	40661	16185	27357	15611	18111	22746	16764	18908
0002_2	9828	13313	15319	15544	15620	14899	14467	21179	24590	17095	23678	20930	21273	23222
0002_3	1832	4082	5459	1863	6597	3582	5703	6197	7682	12579	9574	8536	13089	5754
0003_1	5282	7301	7090	5791	3669	8129	3927	5480	8960	7624	16689	6248	4295	3803
0003_2	8956	16119	7322	15957	7508	6456	8477	8137	7871	15739	7882	5445	2912	2404
0003_3	19979	10912	10192	13055	9000	13708	14000	10884	10563	15484	10913	9841	9151	6172
0004_1	382	145	631	2479	637	103	372	151	126	397	416	303	459	2684
0004_2	2416	904	1336	1576	571	353	712	299	349	1158	2164	1704	1558	938
0004_3	2072	3057	2675	2558	705	3921	11979	261	608	1600	2576	2731	2348	2298

图6

小区	时间序列模型	预测CQI-0
0001_1	简单季节	14638
0001_2	简单季节	12530
0001_3	简单季节	5601
0002_1	简单季节	12654
0002_2	简单季节	15740
0002_3	简单季节	4034
0004_1	简单季节	6962
0004_2	简单季节	8676
0004_3	Winters 加法	14133
0005_1	Winters 加法	218
0005_2	ARIMA(0, 0, 4) (1, 0, 1)	1222
0005_3	Winters 加法	1677

图7

小区	预测CQ1-0	预测CQ1-1	预测CQ1-2	预测CQ1-3	预测CQ1-4	预测CQ1-5	预测CQ1-6	预测CQ1-7	预测CQ1-8	预测CQ1-9	预测CQ1-10	预测CQ1-11	预测CQ1-12	预测CQ1-13	预测CQ1-14	预测CQ1-15
0001_1	14638	14522	15249	13612	26042	76386	249693	280126	856896	628266	454035	628108	745214	686184	827893	1126524
0001_2	12530	11911	14465	14447	23420	194464	418102	490363	644084	572993	384519	487104	601070	415790	283856	1513770
0001_3	5601	5670	6162	5429	6994	14483	30782	46512	101804	251585	191976	246468	228603	207632	126138	108267
0002_1	12654	12075	14965	16290	50011	151692	258903	307950	439352	525347	444875	502122	498313	605896	500192	2502632
0002_2	15740	13990	14941	16147	29220	111382	547060	563376	237212	345821	331325	415974	485632	637537	449758	1294941
0002_3	4034	3965	4395	4056	3816	7263	9016	16209	25685	32163	152067	220747	358113	234195	111197	193902
0004_1	6962	6845	7813	7635	11282	40556	141492	101859	159427	163542	128597	107670	73801	119401	83078	334990
0004_2	8676	8860	10718	10076	14938	34229	106326	140482	275528	649777	326820	338548	453274	702149	355977	961038
0004_3	14133	13184	13803	15210	25379	99323	260352	255184	558323	533663	585975	700632	619345	723585	372375	1028752
0005_1	218	240	306	383	792	2851	5214	5151	5877	13129	3645	14419	13820	2901	5417	9753
0005_2	1222	1323	559	1122	1809	4360	19094	35023	20979	35131	81308	217738	89967	109579	36960	33848
0005_3	1677	1972	2019	1428	1907	8353	15799	23762	27761	28153	24087	50725	24164	17869	8470	31942

图8

小区	开始时间	观测分区	观测聚类	预测分区	预测聚类
0001_1	第721期	分区-2	聚类-1	分区-2	聚类-1
0001_2	第721期	分区-2	聚类-3	分区-2	聚类-5
0001_3	第721期	分区-1	聚类-5	分区-1	聚类-4
0002_1	第721期	分区-2	聚类-1	分区-2	聚类-1
0002_2	第721期	分区-2	聚类-1	分区-2	聚类-5
0002_3	第721期	分区-2	聚类-5	分区-1	聚类-4
0004_1	第721期	分区-1	聚类-4	分区-1	聚类-5
0004_2	第721期	分区-2	聚类-1	分区-2	聚类-5
0004_3	第721期	分区-2	聚类-3	分区-2	聚类-3
0005_1	第721期	分区-1	聚类-1	分区-1	聚类-1
0005_2	第721期	分区-1	聚类-1	分区-1	聚类-5
0005_3	第721期	分区-1	聚类-1	分区-1	聚类-1

图9

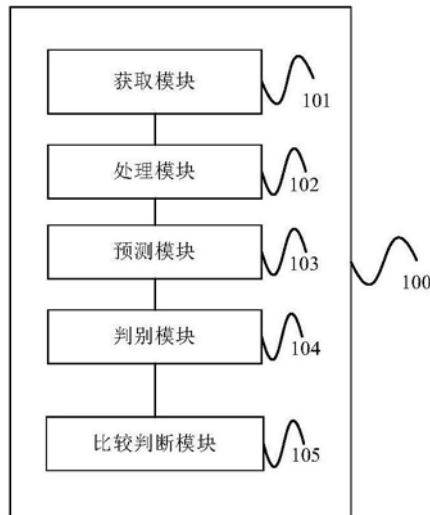


图10

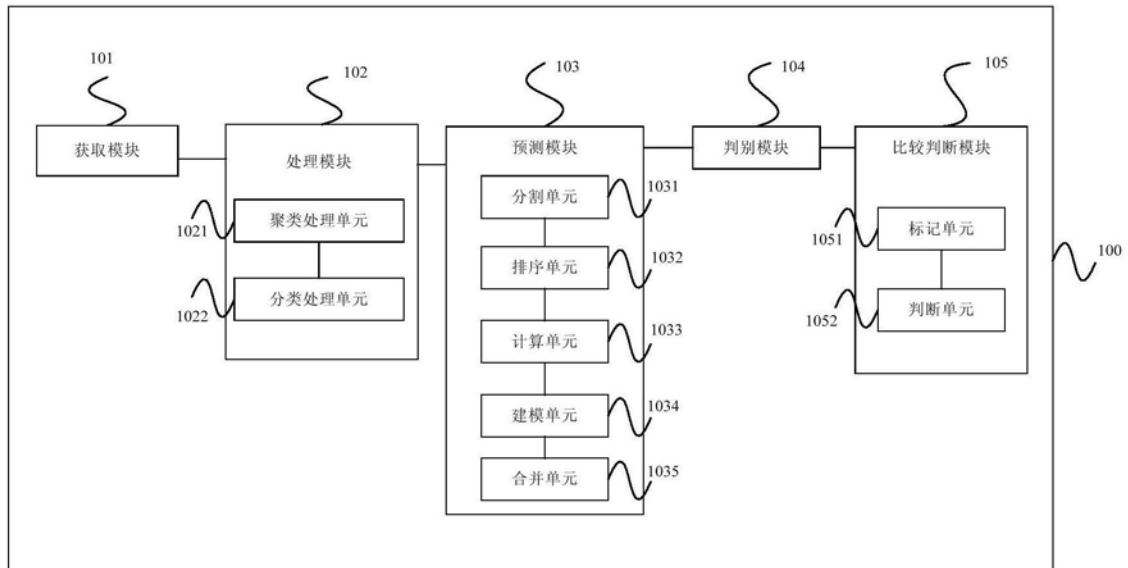


图11