



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118095814 A

(43) 申请公布日 2024. 05. 28

(21) 申请号 202410525639.5

(22) 申请日 2024.04.29

(71) 申请人 国网浙江省电力有限公司杭州市钱塘区供电公司

地址 310000 浙江省杭州市大江东产业集聚区义蓬街道义府大街808号1幢1-6楼

申请人 杭州市电力设计院有限公司
杭州市电力设计院有限公司钱塘分公司
浙江大有实业有限公司钱塘分公司(72) 发明人 陈东 张益军 吴一览 张俊
郁丹琦 沈坚 孙超 向俊楠
陈伟 沈琳娜 吴兆顺 魏国民
叶笑朗 王传坤 肖睿

(74) 专利代理机构 广州三环专利商标代理有限公司 44202

专利代理师 郑晓璇

(51) Int. Cl.

G06Q 10/0631 (2023.01)

G06Q 50/06 (2024.01)

G06F 18/2321 (2023.01)

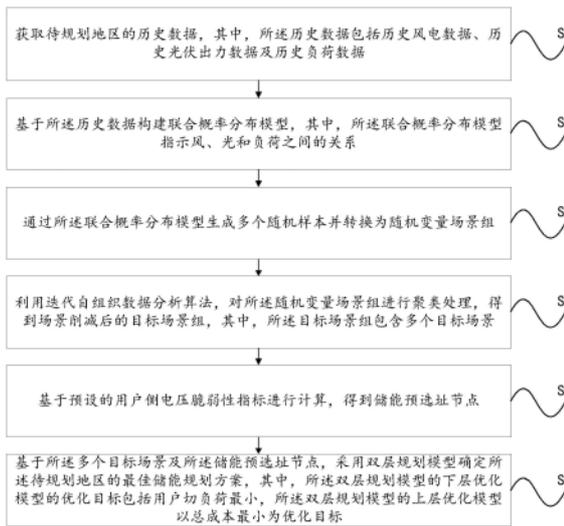
权利要求书3页 说明书18页 附图2页

(54) 发明名称

基于用户侧场景的储能规划方法、装置、介质及设备

(57) 摘要

本发明公开了一种基于用户侧场景的储能规划方法、装置、介质及设备,该方法包括:获取待规划地区的历史数据;基于所述历史数据构建联合概率分布模型;通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组;基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,从而能够提高用户配电系统储能规划中对风光负荷相关性的描述的准确性,从而提高储能规划方案的合理性,此外还能提高系统的供电可靠性。



1. 一种基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,包括:

获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;

基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;

通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;

利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;

基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;

基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。

2. 如权利要求1所述的基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,所述基于所述历史数据构建联合概率分布模型,包括:

将所述历史风电数据、所述历史光伏出力数据及所述历史负荷数据作为三个随机变量;

计算所述三个随机变量两两之间的Kendall相关系数;

根据所述Kendall相关系数,从所述三个随机变量中选取一个随机变量作为根节点;

利用Copula函数构建二元联合分布函数;

基于所述根节点,通过Copula函数更新所述二元联合分布函数,得到目标二元联合分布函数;

采用赤池信息准则对预先获取的多个函数形式进行评估,根据评估结果从所述多个函数形式中选取目标函数形式,其中,所述函数形式用于构建C藤Copula的不同二元条件Copula函数;

通过极大似然估计确定C藤Copula函数的函数参数;

基于所述目标二元联合分布函数、所述目标函数形式及所述函数参数,构建所述联合概率分布模型。

3. 如权利要求1所述的基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,所述通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组,包括:

通过所述联合概率分布模型,生成处于0至1范围内的多个随机样本;

对所述多个随机样本进行逆变换采样处理,以将所述多个随机样本转换成由多个随机变量场景所组成的随机变量场景组;

其中,所述多个随机变量场景之间具有在不同的时间段内的相关性。

4. 如权利要求1所述的基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,所述利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,包括:

在第一次迭代中,从所述随机变量场景组中随机选取出一个样本以作为当前迭代所选取的聚类中心;

在不为第一次迭代的每一次迭代中,分别计算多个其他样本中的每一个与所有已完成

的迭代所选取的聚类中心之间的聚类中心距离,根据每个其他样本的最小的所述聚类中心距离计算对应的选取概率,以及,基于所述选取概率从所述多个其他样本中选取当前迭代所需选取的聚类中心,其中,所述多个其他样本为所述随机变量场景组中在当前迭代之前未被选取的所有样本,所述聚类中心距离通过核函数进行计算;

在迭代次数达到预设迭代次数阈值后,停止迭代,得到多个聚类中心;

在得到多个聚类中心之后,重复执行以下步骤直至满足预设的停止条件:

分别计算所述随机变量场景组中的每个样本与所述多个聚类中心之间的距离,以将所述随机变量场景组划分成若干第一类;

基于每一个第一类的样本数量,更新所述若干第一类,得到多个第二类;

对所述多个第二类中的聚类中心进行更新,得到多个第三类;

基于所述多个第三类或者当前重复执行的次数,判断是否满足所述停止条件;

若否,则将所述多个第三类中的聚类中心作为新的所述多个聚类中心;

若是,则输出所述多个第三类中的聚类中心作为所述目标场景组。

5. 如权利要求1所述的基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,所述基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,包括:

将所述多个目标场景及所述储能预选址节点输入至所述下层优化模型,以使所述下层优化模型输出每一目标场景对应的容量规划方案,其中,所述下层优化模型的约束条件包括储能容量建设约束、储能运行约束、用户传输线路潮流约束、可再生能源出力约束和用户向上级电网购电约束中的至少一项;

将所述多个目标场景各自对应的容量规划方案输入至所述上层优化模型,以使所述上层优化模型输出所述最佳储能规划方案,其中,所述最佳储能规划方案为成本最低的容量规划方案。

6. 如权利要求1所述的基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,所述下层优化模型的优化目标还包括用户配电系统故障时失负荷最小,则所述下层优化模型的约束条件还包括系统故障约束、系统故障前约束和系统运行约束。

7. 如权利要求1-6任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法,其特征在于,所述双层规划模型通过Benders分解算法进行求解。

8. 一种基于用户侧场景的储能规划装置,其特征在于,包括:

历史数据获取模块,用于获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;

联合概率分布模型构建模块,用于基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;

随机变量场景生成模块,用于通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;

聚类模块,用于利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;

储能预选址节点获取模块,用于基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;

规划模块,用于基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。

9.一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,其特征在于,所述计算机程序被处理器执行时实现权利要求1-7任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法。

10.一种计算机设备,其特征在于,包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现权利要求1-7任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法。

基于用户侧场景的储能规划方法、装置、介质及设备

技术领域

[0001] 本申请涉及储能规划领域,尤其涉及一种基于用户侧场景的储能规划方法、装置、介质及设备。

背景技术

[0002] 随着可再生能源(例如光伏和风力)的广泛应用,可再生能源的间歇性、波动性对用户侧电力需求和能源管理提出了挑战。储能具有快速调节功率及供蓄的能力,有助于提升用户侧可再生能源的本地消纳能力。储能除了能够达到削峰填谷的效果、降低用户购电成本以外,当用户之间传输线路故障导致电力中断对用户用电安全造成影响时,储能还可以迅速对线路故障情况做出响应,提供备用电源以维持关键设备和服务的运行,减轻电力中断对用户造成的不便。因此在用户侧电力传输线路正常-故障综合场景下的储能容量合理规划对提升系统供电可靠性具有重要意义。

发明内容

[0003] 为了解决上述技术问题,本申请实施例提出了一种基于用户侧场景的储能规划方法、装置、介质及设备。

[0004] 本申请实施例提供了一种基于用户侧场景的储能规划方法,包括:

获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;

基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;

通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;

利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;

基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;

基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。

[0005] 进一步的,所述基于所述历史数据构建联合概率分布模型,包括:

将所述历史风电数据、所述历史光伏出力数据及所述历史负荷数据作为三个随机变量;

计算所述三个随机变量两两之间的Kendall相关系数;

根据所述Kendall相关系数,从所述三个随机变量中选取一个随机变量作为根节点;

利用Copula函数构建二元联合分布函数;

基于所述根节点,通过Copula函数更新所述二元联合分布函数,得到目标二元联

合分布函数；

采用赤池信息准则对预先获取的多个函数形式进行评估,根据评估结果从所述多个函数形式中选取目标函数形式,其中,所述函数形式用于构建C藤Copula的不同二元条件Copula函数；

通过极大似然估计确定C藤Copula函数的函数参数；

基于所述目标二元联合分布函数、所述目标函数形式及所述函数参数,构建所述联合概率分布模型。

[0006] 进一步的,所述通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组,包括:

通过所述联合概率分布模型,生成处于0至1范围内的多个随机样本；

对所述多个随机样本进行逆变换采样处理,以将所述多个随机样本转换成由多个随机变量场景所组成的随机变量场景组；

其中,所述多个随机变量场景之间具有在不同的时间段内的相关性。

[0007] 进一步的,所述利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,包括:

在第一次迭代中,从所述随机变量场景组中随机选取出一个样本以作为当前迭代所选取的聚类中心；

在不为第一次迭代的每一次迭代中,分别计算多个其他样本中的每一个与所有已完成的迭代所选取的聚类中心之间的聚类中心距离,根据每个其他样本的最小的所述聚类中心距离计算对应的选取概率,以及,基于所述选取概率从所述多个其他样本中选取出当前迭代所需选取的聚类中心,其中,所述多个其他样本为所述随机变量场景组中在当前迭代之前未被选取的所有样本,所述聚类中心距离通过核函数进行计算；

在迭代次数达到预设迭代次数阈值后,停止迭代,得到多个聚类中心；

在得到多个聚类中心之后,重复执行以下步骤直至满足预设的停止条件:

分别计算所述随机变量场景组中的每个样本与所述多个聚类中心之间的距离,以将所述随机变量场景组划分成若干第一类；

基于每一个第一类的样本数量,更新所述若干第一类,得到多个第二类；

对所述多个第二类中的聚类中心进行更新,得到多个第三类；

基于所述多个第三类或者当前重复执行的次数,判断是否满足所述停止条件；

若否,则将所述多个第三类中的聚类中心作为新的所述多个聚类中心；

若是,则输出所述多个第三类中的聚类中心作为所述目标场景组。

[0008] 进一步的,所述基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,包括:

将所述多个目标场景及所述储能预选址节点输入至所述下层优化模型,以使所述下层优化模型输出每一目标场景对应的容量规划方案,其中,所述下层优化模型的约束条件包括储能容量建设约束、储能运行约束、用户传输线路潮流约束、可再生能源出力约束和用户向上级电网购电约束中的至少一项；

将所述多个目标场景各自对应的容量规划方案输入至所述上层优化模型,以使所述上层优化模型输出所述最佳储能规划方案,其中,所述最佳储能规划方案为成本最低的

容量规划方案。

[0009] 进一步的,所述下层优化模型的优化目标还包括用户配电系统故障时失负荷最小,则所述下层优化模型的约束条件还包括系统故障约束、系统故障前约束和系统运行约束。

[0010] 进一步的,所述双层规划模型通过Benders分解算法进行求解。

[0011] 本申请实施例还提供了一种基于用户侧场景的储能规划装置,包括:

历史数据获取模块,用于获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;

联合概率分布模型构建模块,用于基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;

随机变量场景生成模块,用于通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;

聚类模块,用于利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;

储能预选址节点获取模块,用于基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;

规划模块,用于基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。

[0012] 本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法的步骤。

[0013] 本申请实施例还提供了一种计算机设备,包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法的步骤。

[0014] 综上,本申请实施例至少具有以下有益效果:

本申请实施例通过获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。采用本申请实施例,能够提高用户配电系统储能规划中对风光负荷相关性的描述的准确性,从而提高储能规划方案的合理性,此外还能提高系统的供电可靠性。

附图说明

[0015] 图1是本申请实施例提供的一种基于用户侧场景的储能规划方法的流程示意图；图2是本申请实施例提供的一种基于用户侧场景的储能规划装置的结构示意图；图3是本申请实施例提供的一种计算机设备的结构示意图。

具体实施方式

[0016] 下面将结合本申请实施例中的附图,对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本申请一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本申请保护的范围。

[0017] 在本申请描述中,术语“第一”、“第二”、“第三”等仅用于描述目的,而不能理解为指示或暗示相对重要性或者隐含指明所指示的技术特征的数量。由此,限定有“第一”、“第二”、“第三”等的特征可以明示或者隐含地包括一个或者更多个该特征。在本申请的描述中,除非另有说明,“多个”的含义是两个或两个以上。在本申请的描述中,术语“包括”及其变形是开放性包括,即“包括但不限于”。术语“基于”是“至少部分地基于”。术语“根据”是“至少部分地根据”。术语“一个实施例”表示“至少一个实施例”;术语“另一实施例”表示“至少一个另外的实施例”;术语“一些实施例”表示“至少一些实施例”。

[0018] 在本申请的描述中,需要说明的是,除非另有明确的规定和限定,术语“安装”、“相连”、“连接”应做广义理解,例如,可以是固定连接,也可以是可拆卸连接,或一体地连接;可以是机械连接,也可以是电连接;可以是直接相连,也可以通过中间媒介间接相连,可以是两个元件内部的连通。对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本申请中的具体含义。

[0019] 在本申请的描述中,需要说明的是,除非另有定义,本申请所使用的所有的技术和科学术语与属于本技术领域的技术人员通常理解的含义相同。本申请中说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施例的目的,不是旨在于限制本申请,对于本领域的普通技术人员而言,可以根据具体情况理解上述术语在本申请中的具体含义。

[0020] 参见图1,示出了本申请实施例提供的一种基于用户侧场景的储能规划方法的流程示意图,该方法包括步骤S1-S6,具体如下:

S1,获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;

S2,基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;

S3,通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;

S4,利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;

S5,基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;

S6,基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。

[0021] 示例性的,本申请实施例可以应用于以IEEE33节点配电系统为基础所设计的用户配电系统,其中,该用户配电系统可以连接到光伏发电装置及风力发电装置。如下表1为该用户配电系统的线路阻抗。

节点 m	节点 n	支路阻抗	节点 m	节点 n	支路阻抗
1	2	0.0922+0.0470j	17	18	0.732+0.574j
2	3	0.4930+0.2511j	2	19	0.164+0.1565j
3	4	0.366+0.1864j	19	20	1.5042+1.3554j
4	5	0.3811+0.1941j	20	21	0.4095+0.4784j
5	6	0.819+0.707j	21	22	0.7089+0.9373j
6	7	0.1872+0.6188j	3	23	0.4512+0.3083j
7	8	0.7114+0.2351j	23	24	0.8980+0.7091j
8	9	1.03+0.74j	24	25	0.8960+0.7011j
9	10	1.044+0.74j	6	26	0.2030+0.1034j
10	11	0.1966+0.0654j	26	27	0.2842+0.1447j
11	12	0.3744+0.1238j	27	28	1.059+0.9337j
12	13	1.468+1.155j	28	29	0.8042+0.7006j
13	14	0.5416+0.7129j	29	30	0.5075+0.2585j
14	15	0.5910+0.526j	30	31	0.9744+0.9630j
15	16	0.7463+0.545j	31	32	0.3105+0.3619j
16	17	1.2890+1.721j	32	33	0.3410+0.5302j

[0022] 表1

在一种可选的实施方式中,所述基于所述历史数据构建联合概率分布模型,包括:将所述历史风电数据、所述历史光伏出力数据及所述历史负荷数据作为三个随机变量,并设置成C藤条件树根节点;

具体的,历史风电数据表示为 $W = [W^1, W^2, \dots, W^n]$,所述历史光伏出力数据表示为 $S = [S^1, S^2, \dots, S^n]$,所述历史负荷数据表示为 $L = [L^1, L^2, \dots, L^n]$ 。

[0024] 计算所述三个随机变量两两之间的Kendall相关系数;

具体的,所述Kendall相关系数 τ 通过如下公式计算: $\tau = \frac{N_c - N_d}{n(n-1)/2}$

[0025] 其中, N_c 为在两个序列中都具有相同顺序关系的元素组合个数, N_d 为在两个序列中具有不同顺序关系的元素组合个数, n 为样本数量。

[0026] 根据所述Kendall相关系数,从所述三个随机变量中选取一个随机变量作为根节点;

利用Copula函数构建二元联合分布函数;

具体的,所述二元联合分布函数通过如下公式确定:

$$\begin{aligned} F_{ij}(x_i|x_j) &= \frac{\partial C_{ij}(F_i(x_i), F_j(x_j))}{\partial F_j(x_j)} \\ &= C_{ij}(u_i|u_j) \\ &= h(u_i, u_j, \rho_{12}) \end{aligned}$$

[0027] 其中, x_i 和 x_j 是相对应的条件变量; $F(\cdot)$ 为随机变量的边缘分布函数; $C(\cdot)$ 为

Copula函数; $h(u_i, u_j, \rho_{12})$ 是边际条件累积分布函数的简化形式; ρ_{12} 为二元随机变量的通过极大似然法估计得到的参数。

[0028] 基于所述根节点,通过Copula函数更新所述二元联合分布函数,得到目标二元联合分布函数;

具体的,确定了根节点之后,可以再次应用Copula函数来连接新确定的二元随机变量,从而得到最终的联合概率分布函数。所述目标二元联合分布函数通过如下公式确定:

$$F_{1,2,3}(L_t, -W_t, -S_t) = C(F_1(L_t), F_2(-W_t), F_3(-S_t))$$

[0029] 其中,联合概率密度函数为:

$$f(L_t, -W_t, -S_t) = f(L_t) \times f(-W_t) \times f(-S_t) \times \prod_{j=1}^2 \prod_{i=1}^{3-j} c_{j+i|1\dots j-1}(F_{j+1|1\dots j-1}, F_{j+i|1\dots j-1})$$

[0030] 其中, $c(\cdot)$ 为Copula函数的导数; $f(\cdot)$ 为随机变量的边缘概率密度函数。

[0031] 采用赤池信息准则对预先获取的多个函数形式进行评估,根据评估结果从所述多个函数形式中选取目标函数形式,其中,所述函数形式用于构建C藤Copula的不同二元条件Copula函数;

具体的,所述赤池信息准则(AIC)通过如下公式进行计算: $A = 2r - 2 \ln(L)$

[0032] 其中, r 为Copula函数中参数的个数; L 为Copula函数极大似然函数的值。

[0033] 本实施例中,在确定C藤Copula的函数结构后,挑选用于构建C藤Copula的不同二元条件Copula函数的函数形式。采用赤池信息准则(AIC)计算方式来评估所选的函数形式,以便选择最适合的函数形式。

[0034] 通过极大似然估计确定C藤Copula函数的函数参数;

具体的,所述极大似然估计通过如下公式确定:

$$\hat{\theta} = \max \sum_{n=1}^N \ln c(F_x(X_{j,n}), F_y(X_{k,n}) | \theta)$$

[0035] 其中, $\hat{\theta}$ 为函数参数。

[0036] 基于所述目标二元联合分布函数、所述目标函数形式及所述函数参数,构建所述联合概率分布模型。

[0037] 示例性的,所述联合概率分布模型如下表2所示。

pair-Copula	类型	AIC
C_{12}	Frank	6.18
C_{13}	Gumbel	
$C_{32 1}$	Clayton	

[0038] 表2

其中, pair-Copula用于描述和分析变量间的相依关系, C_{12} 用于建模光伏发电和负荷之间的相关关系; C_{13} 用于建模光伏发电和风力发电之间的相关关系; $C_{32|1}$ 用于建模负荷和风力发电之间的相关关系。Frank、Gumbel和Clayton是三种不同类型的Copula函数,三者

在多元统计分析中用于描述变量之间的相依结构,这些Copula函数都属于阿基米德(Archimedean) Copula的一种,具有特定的数学形式和性质。

[0040] 在一种可选的实施方式中,所述通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组,包括:

通过所述联合概率分布模型,生成处于0至1范围内的多个随机样本;

对所述多个随机样本进行逆变换采样处理,以将所述多个随机样本转换成由多个随机变量场景所组成的随机变量场景组;

其中,所述多个随机变量场景之间具有在不同的时间段内的相关性。

[0041] 具体的,本实施例可以在[0,1]范围内生成 1000×24 个随机样本,然后使用逆变换采样方法,将这些随机样本转化为一组在各个时间段内具有相关性维度式 1000×24 的随机变量场景 W_c, S_c, L_c 。

[0042] 在一种可选的实施方式中,所述利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,包括:

在第一次迭代中,从所述随机变量场景组中随机选取出一个样本以作为当前迭代所选取的聚类中心;

在不为第一次迭代的每一次迭代中,分别计算多个其他样本中的每一个与所有已完成的迭代所选取的聚类中心之间的聚类中心距离,根据每个其他样本的最小的所述聚类中心距离计算对应的选取概率,以及,基于所述选取概率从所述多个其他样本中选取出当前迭代所需选取的聚类中心,其中,所述多个其他样本为所述随机变量场景组中在当前迭代之前未被选取的所有样本,所述聚类中心距离通过核函数进行计算;

具体的,所述核函数可以通过如下公式确定:

$$\begin{aligned} d(x_i, x_j) &= \| \phi(x_i) - \phi(x_j) \| \\ &= \phi(x_i)^2 - 2\phi(x_i)\phi(x_j) + \phi(x_j)^2 \\ &= K(x_i, x_i) - 2K(x_i, x_j) + K(x_j, x_j) \end{aligned}$$

[0043] 其中, $\phi(\cdot)$ 为一种用于将输入空间的点映射到高维空间的映射函数, $K(\cdot)$ 是一个满足 x, z 在输入空间 $K(x, z) = \phi(x) \bullet \phi(z) = \exp(-a \| x - z \|^2)$ 内的函数,其中 $\phi(x) \bullet \phi(z)$ 为 $\phi(x)$ 和 $\phi(z)$ 的内积, a 为高斯核函数的参数,示例性的 a 取值为0.1。

[0044] 具体的,所述选取概率可以通过如下公式计算:

$$\frac{d(x_i)^2}{\sum_{x \in X} d(x_i)^2}$$

[0045] 其中, $d(x_i)$ 为每个其他样本 x_i 的最小的所述聚类中心距离, $X=[W_c, S_c, L_c]$ 。

[0046] 在迭代次数达到预设迭代次数阈值后,停止迭代,得到多个聚类中心;

在得到多个聚类中心之后,重复执行以下步骤直至满足预设的停止条件:

分别计算所述随机变量场景组中的每个样本与所述多个聚类中心之间的距离,以将所述随机变量场景组划分成若干第一类;

具体的,所述随机变量场景组中的每个样本与所述多个聚类中心之间的距离,可

以通过如下公式计算：

$$\begin{aligned} d(x_i, \mu_j) &= \phi(x_i)^2 - \frac{2}{|B_j|} \sum_{\phi(x) \in B_j} \phi(x_i)\phi(x) + \frac{1}{|B_j|^2} \sum_{\phi(x_1) \in B_j} \sum_{\phi(x_2) \in B_j} \phi(x_1)\phi(x_2) \\ &= K(x_i, x_i) - \frac{2}{|B_j|} \sum_{\phi(x) \in B_j} K(x_i, x) + \frac{1}{|B_j|^2} \sum_{\phi(x_1) \in B_j} \sum_{\phi(x_2) \in B_j} K(x_1, x_2) \end{aligned}$$

[0047] 其中, B_j 为聚类中心 μ_j 的聚簇。

[0048] 基于每一个第一类的样本数量,更新所述若干第一类,得到多个第二类;

具体的,判断每一个第一类中的样本数量是否小于 ε ,如果小于,则舍掉该第一类,并将该第一类中的每个样本重新分配给剩余的第一类中距离最近的第一类,从而形成多个第二类。

[0049] 对所述多个第二类中的聚类中心进行更新,得到多个第三类;

具体的,对于每一个第二类 $j=1, 2, 3, \dots, k$,更新其聚类中心,再计算其内的样本到其聚类中心的平均距离 \bar{D}_j ,其中,通过如下公式更新聚类中心:

$$\mu_j = \frac{1}{|B_j|} \sum_{x \in B_j} x$$

[0050] 平均距离 \bar{D}_j 通过如下公式计算:

$$\bar{D}_j = \frac{1}{|B_j|} \sum_{x \in B_j} \|x - \mu_j\|$$

[0051] 基于所述多个第三类或者当前重复执行的次数,判断是否满足所述停止条件;

具体的,计算每个第三类中所有样本到其聚类中心的平均距离,如果平均距离指示的聚类结果不变,则停止迭代。

[0052] 该平均距离 \bar{D} 可以通过如下公式计算: $\bar{D} = \frac{1}{|B_j|} \sum_{j=1}^k |B_j| \bar{D}_j$

[0053] 具体的,所述当前重复执行的次数可以通过如下方式判断是否满足所述停止条件:

利用当前重复执行的次数判断是否进入分裂操作或者合并操作。判断条件是:(a) 如果本次重复执行的次数达到最大次数,则令 $\varepsilon = 0$,然后进入合并操作;(b) 如果当前的聚类数量 $k \leq \frac{K_0}{2}$, K_0 为初始聚类数量,则当前聚类数量过少不满足条件,需要进入分裂操作;(c) 如果当前重复执行的次数为偶数次,或者当前的聚类数量 $k \geq 2K_0$,则不进入分裂操作,而是进行合并操作,当上述两个条件都不满足时,进入分裂操作;其中,

合并操作为:计算所有类别的聚类中心两两之间的距离,并将它们按照从小到大的顺序递增排列;如果两个聚类中心 μ_i 和 μ_j 之间的距离小于 ε_c ,则这两个类别可以进行合并成一个新的类,新的聚类中心 μ 为:

$$\mu = \frac{1}{|B_i| + |B_j|} (|B_i| \mu_i + |B_j| \mu_j)$$

[0054] 新的聚类中心即原来两个类别的聚类中心的加权和,每轮最多合并 l 对聚类。

[0055] 分裂操作为:将满足条件的类分裂为两个子类,新的两个子类的聚类中心假设分别为 μ_1 和 μ_2 ,其计算方式如下:

设定一个分裂参数 $t, 0 < t < 1$,可以设置为0.5;令 $\gamma = t[0, \dots, \sigma_{\max}, \dots, 0]^T$ 其中 γ 只在 σ_{\max} 的分量上不为零;令两个新的聚类中心分别为:

$$\mu_1 = \mu_j + \gamma$$

$$\mu_2 = \mu_j - \gamma$$

[0056] 具体实施时,所述停止条件为分类结果不再变化或者所述当前重复执行的次数达到最大次数。本实施例初始输入 $k=5$ 个聚类中心,经过算法分裂操作后,聚类中心数量为8,输出 8×24 维风力发电出力,光伏发电出力和负荷场景 W_c^x, S_c^x, L_c^x 。

[0057] 若否,则将所述多个第三类中的聚类中心作为新的所述多个聚类中心;

若是,则输出所述多个第三类中的聚类中心作为所述目标场景组。

[0058] 具体的,步骤S5中可以通过如下公式计算在任意时刻 t ,任何用户节点 i 的脆弱性 $v(i,t)$:

$$v(i,t) = \frac{\left| \frac{U_{i,t}}{U_{i,0}} - 1 \right|}{0.06}$$

[0059] 其中, $U_{i,t}$ 为 t 时刻用户节点 i 的电压大小; $U_{i,0}$ 为节点 i 的额定电压值;0.06是用户侧所规定的最大电压偏移量;

利用各用户节点一天的电压脆弱性标准差来选择储能的最佳接入用户节点。其中,用户节点 i 一天的电压脆弱性标准差 σ_i 为:

$$\sigma_i = \frac{1}{T} \sqrt{\sum_{t=1}^T \left(v(i,t) - \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T v(i,t) \right)^2}$$

[0060] 对所有用户节点求得电压脆弱性标准差进行由大到小的排序,选择电压脆弱性标准差大的用户节点作为储能预选址节点。

[0061] 在一种可选的实施方式中,所述基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,包括:

将所述多个目标场景及所述储能预选址节点输入至所述下层优化模型,以使所述下层优化模型输出每一目标场景对应的容量规划方案,其中,所述下层优化模型的约束条件包括储能容量建设约束、储能运行约束、用户传输线路潮流约束、可再生能源出力约束和用户向上级电网购电约束中的至少一项;

将所述多个目标场景各自对应的容量规划方案输入至所述上层优化模型,以使所述上层优化模型输出所述最佳储能规划方案,其中,所述最佳储能规划方案为成本最低的容量规划方案。

[0062] 本实施例中,上层优化问题是系统正常运行下用户侧储能规划。本实施例使用一种两阶段规划求解策略,第一阶段(下层优化模型)旨在优化每个聚类后场景的容量规划方案,在此阶段,将 W_c^x, S_c^x, L_c^x 引入用户侧储能容量规划模型中,得到每个场景对应的容量规划方案。第二阶段的目标是根据经济成本最优化决策来确定最佳的容量规划方案,在这一阶段,可以将8个(或其他数量)场景与第一阶段的每个容量规划方案进行交叉组合,计算每种组合在所有8个场景中的适应性的加权和表达经济成本,最终获得8个不同的组合,其中具有最小加权和的组合对应的容量规划方案即为最佳方案。

[0063] 具体的,所述下层优化模型的目标函数可以通过如下公式确定:

$$\begin{aligned} \min C &= C_{\text{inv}} + 365 \times C_O \\ [0064] \quad \left\{ \begin{aligned} C_{\text{inv}} &= (C_{\text{bat}} + C_{\text{PCS}}) \lambda_{\text{CRF}} \\ C_{\text{bat}} &= \sum_{i \in M_S} \lambda_E E_{S,i} \\ C_{\text{PCS}} &= \sum_{i \in M_S} \lambda_S P_{S,i} \\ \lambda_{\text{CRF}} &= \frac{\gamma(1 + \gamma)^n}{(1 + \gamma)^n - 1} \end{aligned} \right. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} [0065] \quad \left\{ \begin{aligned} C_O &= C_b + C_{\text{loss}} \\ C_b &= \sum_{t=1}^T \sum_{i \in Y_s} c_{\text{sub},t} P_{i,t}^{\text{sub}} \\ C_{\text{loss}} &= \sum_{t=1}^T \sum_{i \in Y} \sum_{j \in \theta_{\text{cr}}(i)} \alpha l_{ij,t} R_{ij} \end{aligned} \right. \end{aligned}$$

[0066] 其中, $E_{S,i}$ 和 $P_{S,i}$ 分别是分别为第*i*个储能的容量和充放功率,单位分别为KWh和KW; λ_{CRF} 为储能容量衰减系数, γ 为折现率,取0.04, n 为储能使用年限一般为15年。 λ_E 和 λ_S 分别为单位容量成本和单位功率成本,可以分别取1500元/kWh和600元/KW。用户 $Y_s = 1$ 和上级电网相连接; $P_{i,t}^{\text{sub}}$ 表示*t*时段用户向上级电网购电功率;单位为KW; $l_{ij,t}$ 和 R_{ij} 为用户*i*和用户*j*之间传输线路中电流的平方和线路电阻; $c_{\text{sub},t}$ 和 α 分别为用户向上级电网购电的电价和单位网络损耗成本,单位为元/KW。 $\theta_{\text{cr}}(i)$ 为和用户*i*相连的用户的集合。

[0067] 具体的,所述储能容量建设约束可以通过如下公式确定:

$$\begin{cases} 0 \leq E_{S,i} \leq E_{S,i}^{\text{max}} \\ 0 \leq P_{S,i} \leq P_{S,i}^{\text{max}}, i \in M_S \end{cases}$$

[0068] 式中, $E_{S,i}^{\text{max}}$ 和 $P_{S,i}^{\text{max}}$ 分别是第*i*个储能的最大的建设容量和最大功率,可以分别取20000KWh和2000KW。

[0069] 具体的,所述储能运行约束可以通过如下公式确定:

$$\begin{cases} E_{S,i}^{t+1} = E_{S,i}^t(1 - \mu_S) + P_{\text{ch},i}^t \eta_{\text{IN}} - P_{\text{dis},i}^t / \eta_{\text{OUT}} \\ 0 \leq P_{\text{ch},i}^t \leq P_{S,i} x_{i,t}^{\text{ch}} \\ 0 \leq P_{\text{dis},i}^t \leq P_{S,i} x_{i,t}^{\text{dis}} \\ x_{i,t}^{\text{ch}} + x_{i,t}^{\text{dis}} \leq 1 \\ \eta_{\min} E_{S,i} \leq E_{S,i}^h \leq \eta_{\max} E_{S,i} \\ E_{S,i}^0 = E_{S,i}^T \end{cases}, i \in M_S$$

[0070] 式中, $E_{S,i}^t$ 为第 i 个储能在 t 时段的储电量, 单位为 KWh; μ_S 为储能电量的自损率, 取 0.01; $P_{\text{ch},i}^t$ 和 $P_{\text{dis},i}^t$ 分别为第 i 个储能在 t 时段充电功率和放电功率, 单位为 KW; η_{IN} 和 η_{OUT} 分别为充、放电效率, 均取 0.95; η_{\min} 和 η_{\max} 分别为储能荷电状态的上下限, 取值 0.1 和 0.9。 $x_{i,t}^{\text{ch}}$ 和 $x_{i,t}^{\text{dis}}$ 分别为充放电的状态 0-1 变量, 取值为 1 时充(放)电。

[0071] 具体的, 所述用户传输线路潮流约束可以通过如下公式确定:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{z \in \Theta_{\text{pr}}(i)} (P_{zi,t} - R_{zi} I_{zi,t}^2) - \sum_{j \in \Theta_{\text{cr}}(i)} P_{ij,t} = D_{i,t}^p - P_{i,t}^{\text{sub}} - P_{i,t}^{\text{WT}} - P_{i,t}^{\text{PV}} - P_{\text{ch},i}^t + P_{\text{dis},i}^t \\ \sum_{z \in \Theta_{\text{pr}}(i)} (Q_{ki,t} - X_{zi} I_{zi,t}^2) - \sum_{j \in \Theta_{\text{cr}}(i)} Q_{ij,t} = D_{i,t}^q \\ U_{i,t}^2 - U_{j,t}^2 = 2(R_{ij} P_{ij,t} + X_{ij} Q_{ij,t}) + (R_{ij} + X_{ij}) I_{ij,t}^2 \\ P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2 = I_{ij,t}^2 U_{i,t}^2 \\ U_{i,\min}^2 \leq U_{i,t}^2 \leq U_{i,\max}^2 \\ 0 \leq I_{i,j}^2 \leq I_{i,j,\max}^2 \end{array} \right.$$

[0072] 式中, $\Theta_{\text{pr}}(i)$ 表示用户节点 i 的母节点; $P_{ij,t}$ 、 $Q_{ij,t}$ 和 $I_{ij,t}$ 分别为 t 时段用户 i 和用户 j 之间输电线路的有功功率、无功功率以及线路电流; $U_{i,t}$ 、 $D_{i,t}^p$ 和 $D_{i,t}^q$ 分别为 t 时刻用户节点 i 的电压幅值、有功功率需求和无功功率需求; R_{ij} 和 X_{ij} 为用户 i 和用户 j 之间的输电线路电阻和电抗; $U_{i,\min}$ 和 $U_{i,\max}$ 为用户 i 节点电压的上下限, 取值为 0.94 p.u. 和 1.06 p.u.; $I_{i,j,\max}^2$ 是线路电流传输上限, 取值 0.12 p.u.;

其中, 采用二阶锥松弛处理所述用户传输线路潮流约束的如下式中的非线性项:

$$\begin{cases} l_{ij,t} = I_{ij,t}^2 \\ v_{i,t} = U_{i,t}^2 \end{cases}$$

$$[0073] \begin{cases} v_{i,t} - v_{j,t} = 2(R_{ij} P_{ij,t} + X_{ij} Q_{ij,t}) + (R_{ij} + X_{ij}) l_{ij,t} \\ P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2 = l_{ij,t} v_{ij,t} \end{cases}$$

$$[0074] \left\| \begin{array}{l} 2P_{ij,t} \\ 2Q_{ij,t} \\ l_{ij,t} - v_{i,t} \end{array} \right\|_2 \leq l_{ij,t} + v_{i,t}$$

[0075] 则, 变量松弛后的用户传输线路潮流约束如下式所示:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{z \in \Theta_{pr}(i)} (P_{zi,t} - R_{zi} I_{zi,t}^2) - \sum_{j \in \Theta_{cr}(i)} P_{ij,t} = D_{i,t}^p - P_{i,t}^{sub} - P_{i,t}^{WT} - P_{i,t}^{PV} - P_{ch,i}^t + P_{dis,i}^t \\ \sum_{z \in \Theta_{pr}(i)} (Q_{ki,t} - X_{zi} I_{zi,t}^2) - \sum_{j \in \Theta_{cr}(i)} Q_{ij,t} = D_{i,t}^q \\ v_{i,t} - v_{j,t} = 2(R_{ij} P_{ij,t} + X_{ij} Q_{ij,t}) + (R_{ij} + X_{ij}) I_{ij,t} \\ P_{ij,t}^2 + Q_{ij,t}^2 = I_{ij,t} v_{ij,t} \\ U_{i,\min} \leq v_{i,t} \leq U_{i,\max} \\ 0 \leq I_{ij,t} \leq I_{i,j,\max} \\ \left\| \begin{array}{l} 2P_{ij,t} \\ 2Q_{ij,t} \\ I_{ij,t} - v_{i,t} \end{array} \right\|_2 \leq I_{ij,t} + v_{i,t} \end{array} \right.$$

[0076] 具体的,所述可再生能源出力约束可以通过如下公式确定:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{i,t}^{PV} \leq P_{k,t}^{PV}, & i \in N_{PV}, P_{k,t}^{PV} \in W_c^x \\ 0 \leq P_{i,t}^{WT} \leq P_{k,t}^{WT}, & i \in N_{WT}, P_{k,t}^{WT} \in S_c^x \end{cases}$$

[0077] 式中, $P_{i,t}^{PV}$ 和 $P_{i,t}^{WT}$ 分别是 t 时段光伏发电和风力发电的出力值,单位为KW; $P_{k,t}^{PV}$ 和 $P_{k,t}^{WT}$ 分别是 t 时段生成的具有相关性的光伏发电和风力发电场景; N_{PV} 和 N_{WT} 分别是用户接入的光伏和风机节点, $N_{PV} \in \{4,14\}$, $N_{WT} \in \{16,19,24,29\}$ 。

[0078] 具体的,所述用户向上级电网购电约束可以通过如下公式确定:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{i,t}^{sub} \leq P_{max}^{sub}, & i \in Y_s \\ 0 \leq Q_{i,t}^{sub} \leq Q_{max}^{sub} \end{cases}$$

[0079] 式中, P_{max}^{sub} 和 Q_{max}^{sub} 是用户向上级电网购电有功功率和无功功率的上限。单位分别为KW和KVar。

[0080] 具体实施时,在聚类后 k 个场景下求出 k 个系统正常运行时的储能规划方案 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$, 其中,

1) 固定设备规划方案 x_g , 只改变风机出力、光伏出力, 负荷场景, 进行 k 次运算, 根据公式 $C_g = \sum_{i=1}^k p_i * C_{g,i}$ 可得到每次对应的目标函数 $C_{g,i}$, $g, i \in [1, k]$ 。

[0081] 2) x_g 下的成本期望值 $C_{g,i}$ 为对 k 个 $C_{g,i}$ 与对应场景概率的乘积之和, 即:

$$C_g = \sum_{i=1}^k p_i * C_{g,i}$$

[0082] 选择成本期望值最小的 x_g 作为最优规划方案 x^* 。

[0083] 在一种可选的实施方式中, 所述下层优化模型的优化目标还包括用户配电系统故障时失负荷最小, 则所述下层优化模型的约束条件还包括系统故障约束、系统故障前约束和系统运行约束。

[0084] 具体的,故障场景可以表示为 $S_c^o = \{L_i^{t_{11}}, L_i^{t_{12}}, \dots, L_i^{t_{1n}}, DG_1^{t_{D1}}, DG_2^{t_{D2}}, \dots, DG_i^{t_{Di}}\}$, $L_i^{t_{1n}}$ 表示用户节点*i*与用户节点*j*之间的传输线路在 t_{1n} 时段发生故障;DG表示用户节点*i*的可再生能源在 t_{Di} 时刻发生故障;

所述用户配电系统故障时失负荷最小对应的目标函数可以通过如下公式确定:

$\min \sum_{o \in \Omega_A} \sum_{i \in Y} P_{o,i}^{\text{curt}} \Delta t$, 其中, Ω_A 是系统线路故障场景集。

[0085] 具体的,所述系统故障约束可以通过如下公式确定:

$$\begin{cases} P_{ij,t} = P_{ij,t} \beta_{ij}^o \\ Q_{ij,t} = Q_{ij,t} \beta_{ij}^o \\ P_{i,t}^{\text{PV}} = P_{i,t}^{\text{PV}} \beta_i^o \\ P_{i,t}^{\text{PV}} = P_{i,t}^{\text{PV}} \beta_i^o \end{cases}$$

[0086] 式中, β_{ij}^o 是用户输电线路*i-j*在故障场景*o*下的状态序列(若故障则取值为0,否则为1); β_i^o 是光伏和风力发电在故障场景*o*下的状态序列。

[0087] 具体的,所述系统故障前约束可以通过如下公式确定:

$$\begin{cases} \Phi_{o,t} = A_{k,t}, \forall t < t_c \\ \Phi_{o,t} = [E_{S,i}^{t,o}, P_{ch,i}^{t,o}, P_{dis,i}^{t,o}, x_{i,t}^{\text{ch}}, x_{i,t}^{\text{dis}}] \\ A_{k,t} = [E_{S,i}^{t,k}, P_{ch,i}^{t,k}, P_{dis,i}^{t,k}, x_{i,t}^{\text{ch}}, x_{i,t}^{\text{dis}}] \end{cases}$$

[0088] 式中, $\Phi_{o,t}$ 和 $A_{k,t}$ 分别为故障发生前各时段储能的信息和对应正常运行场景下的信息。

[0089] 具体的,所述系统运行约束可以包括储能容量建设约束、储能运行约束、变量松弛后的用户传输线路潮流约束、可再生能源出力约束和用户向上级电网购电约束中的至少一项。

[0090] 示例性的,求解第*k*类风光负荷场景下,故障场景*o*的运行子问题,记为RSP。其紧凑形式如下式:

$$\begin{cases} \text{RSP:} & \min d_{k,o} y_{k,o} \\ \text{s.t.} & D_{k,o} y_{k,o} + G_{k,o} z_{k,o} \leq f_{k,o} - E_{k,o} A^* \\ & y_{k,o} \in \Omega_{k,o}^Y \\ & z_{k,o} \in \Omega_{k,o}^Z \end{cases}$$

[0091] 式中, $y_{k,o}$ 为用户配电系统运行相关的连续变量矩阵,包括 $P_{i,t}^{\text{sub}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{WT}}$ 、 $P_{i,t}^{\text{PV}}$ 、 $P_{ch,i}^t$ 、 $P_{dis,i}^t$ 和 $P_{ij,t}$ 等; $z_{k,o}$ 为用户配电系统运行相关的离散变量矩阵,包括 $x_{i,t}^{\text{ch}}$ 和 $x_{i,t}^{\text{dis}}$; $d_{k,o}$ 为目标函数中的系数矩阵; $D_{k,o}$ 、 $G_{k,o}$ 、 $f_{k,o}$ 、 $E_{k,o}$ 为约束条件中的系数矩阵。记其目标函数最优值 $BLC_{k,o}$,并得到离散变量 $z_{k,o}$ 的最优值 $z_{k,o}^*$;

固定RSP中的离散变量 $z_{k,o}$ 的值为将RSP转化为一个线性规划,记为RSP-1:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{RSP-1:} \\ \text{s.t.} \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \min d_{k,o} y_{k,o} \\ D_{k,o} y_{k,o} \leq f_{k,o} - E_{k,o} A^* - G_{k,o} z_{k,o}^* : u_{k,o}^{\text{RSP}} \\ y_{k,o} \in \Omega_{k,o}^Y \end{array}$$

[0092] 式中, $u_{k,o}^{\text{RSP}}$ 为对应约束的对偶变量最优值矩阵;

计算用户预期失负荷量 $MBLC$:

$$MBLC = 365 \times P_p \sum_{k'=1}^k \sum_{o \in \Omega_A} BLC_{k',o} P(k') P(o)$$

[0093] 式中, P_p 是一年中配电网发生故障的概率,取值0.01; $P(o)$ 是故障场景 o 发生的概率,取值0.1。

[0094] 在一种可选的实施方式中,所述双层规划模型通过Benders分解算法进行求解。

[0095] 具体实施时,可以利用Benders分解算法求解双层规划模型,通过求解每个故障场景下的目标函数,可以对上层优化模型得到的储能规划方案进行安全性评估,并向上层优化模型返回可靠性割约束,具体步骤如下:

判断 $MBLC$ 是否小于设定的用户用电安全阈值 $MBLC^T$, 设为0KW。如果是,则储能规划方案 A^* 满足安全性约束,输出规划结果;否则向上层加入安全性割约束。由于故障运行子问题RSP是一个混合整数线性规划问题,无法直接利用其对应的对偶问题构造可靠性割约束。因此仍需要利用RSP-1来构造可靠性割约束,并添加到上层规划问题的约束中,返回继续计算直到求出满足可靠性割约束的储能规划方案。

$$\left\{ \begin{array}{l} MBLC - (x - x^*)^T \lambda \leq MBLC^T \\ \lambda = \sum_{k'=1}^k \sum_{o \in \Omega_A} E_{k',o}^T u_{k',o}^{\text{RSP}} P(k') P(o) \end{array} \right.$$

[0097] 示例性的,最终求得的储能规划方案及成本分别如下表3及表4所示。

规划方案	正常运行下规划方法	本发明所提规划方法
用户17储能容量/KWh	3836.7	3909.2
用户31储能容量/KWh	6388.8	6406.0
用户17储能充放功率/KW	752.0	915.4
用户31储能充放功率/KW	1080.5	1242.5
故障场景期望失负荷/KW	1277.5	0

[0099] 表3

成本	正常运行下规划方案	本发明所提规划方法
投资成本/元	1643776.1	1676737.2
运行成本/元	894801.3	865276.3
总成本/元	2538577.4	2542013.5

[0100] 表4

相应地,本申请实施例还提供一种基于用户侧场景的储能规划装置,能够实现上

述实施例提供的基于用户侧场景的储能规划方法的所有流程。

[0101] 参见图2,示出了本申请实施例提供的基于用户侧场景的储能规划装置的结构示意图,该装置包括:

历史数据获取模块101,用于获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;

联合概率分布模型构建模块102,用于基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;

随机变量场景生成模块103,用于通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组;

聚类模块104,用于利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;

储能预选址节点获取模块105,用于基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;

规划模块106,用于基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。

[0102] 在一种可选的实施方式中,所述基于所述历史数据构建联合概率分布模型,包括:将所述历史风电数据、所述历史光伏出力数据及所述历史负荷数据作为三个随机变量;

计算所述三个随机变量两两之间的Kendall相关系数;

根据所述Kendall相关系数,从所述三个随机变量中选取一个随机变量作为根节点;

利用Copula函数构建二元联合分布函数;

基于所述根节点,通过Copula函数更新所述二元联合分布函数,得到目标二元联合分布函数;

采用赤池信息准则对预先获取的多个函数形式进行评估,根据评估结果从所述多个函数形式中选取目标函数形式,其中,所述函数形式用于构建C藤Copula的不同二元条件Copula函数;

通过极大似然估计确定C藤Copula函数的函数参数;

基于所述目标二元联合分布函数、所述目标函数形式及所述函数参数,构建所述联合概率分布模型。

[0103] 在一种可选的实施方式中,所述通过所述联合概率分布模型生成多个随机样本并转换为随机变量场景组,包括:

通过所述联合概率分布模型,生成处于0至1范围内的多个随机样本;

对所述多个随机样本进行逆变换采样处理,以将所述多个随机样本转换成由多个随机变量场景所组成的随机变量场景组;

其中,所述多个随机变量场景之间具有在不同的时间段内的相关性。

[0104] 在一种可选的实施方式中,所述利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量

场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,包括:

在第一次迭代中,从所述随机变量场景组中随机选取出一个样本以作为当前迭代所选取的聚类中心;

在不为第一次迭代的每一次迭代中,分别计算多个其他样本中的每一个与所有已完成的迭代所选取的聚类中心之间的聚类中心距离,根据每个其他样本的最小的所述聚类中心距离计算对应的选取概率,以及,基于所述选取概率从所述多个其他样本中选取出当前迭代所需选取的聚类中心,其中,所述多个其他样本为所述随机变量场景组中在当前迭代之前未被选取的所有样本,所述聚类中心距离通过核函数进行计算;

在迭代次数达到预设迭代次数阈值后,停止迭代,得到多个聚类中心;

在得到多个聚类中心之后,重复执行以下步骤直至满足预设的停止条件:

分别计算所述随机变量场景组中的每个样本与所述多个聚类中心之间的距离,以将所述随机变量场景组划分成若干第一类;

基于每一个第一类的样本数量,更新所述若干第一类,得到多个第二类;

对所述多个第二类中的聚类中心进行更新,得到多个第三类;

基于所述多个第三类或者当前重复执行的次数,判断是否满足所述停止条件;

若否,则将所述多个第三类中的聚类中心作为新的所述多个聚类中心;

若是,则输出所述多个第三类中的聚类中心作为所述目标场景组。

[0105] 在一种可选的实施方式中,所述基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,包括:

将所述多个目标场景及所述储能预选址节点输入至所述下层优化模型,以使所述下层优化模型输出每一目标场景对应的容量规划方案,其中,所述下层优化模型的约束条件包括储能容量建设约束、储能运行约束、用户传输线路潮流约束、可再生能源出力约束和用户向上级电网购电约束中的至少一项;

将所述多个目标场景各自对应的容量规划方案输入至所述上层优化模型,以使所述上层优化模型输出所述最佳储能规划方案,其中,所述最佳储能规划方案为成本最低的容量规划方案。

[0106] 在一种可选的实施方式中,所述下层优化模型的优化目标还包括用户配电系统故障时失负荷最小,则所述下层优化模型的约束条件还包括系统故障约束、系统故障前约束和系统运行约束。

[0107] 在一种可选的实施方式中,所述双层规划模型通过Benders分解算法进行求解。

[0108] 本申请实施例还提供了一种计算机可读存储介质,其上存储有计算机程序,所述计算机程序被处理器执行时实现上述任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法的步骤。

[0109] 本申请实施例还提供了一种计算机设备,包括处理器、存储器以及存储在所述存储器中且被配置为由所述处理器执行的计算机程序,所述处理器执行所述计算机程序时实现上述任一项所述的基于用户侧场景的储能规划方法的步骤。

[0110] 参见图3,该实施例的计算机设备包括:处理器301、存储器302以及存储在所述存储器302中并可在所述处理器301上运行的计算机程序,例如基于用户侧场景的储能规划程序。所述处理器301执行所述计算机程序时实现上述各个基于用户侧场景的储能规划方法

实施例中的步骤,例如图1所示的步骤S1-S6。

[0111] 示例性的,所述计算机程序可以被分割成一个或多个模块/单元,所述一个或者多个模块/单元被存储在所述存储器302中,并由所述处理器301执行,以完成本申请。所述一个或多个模块/单元可以是能够完成特定功能的一系列计算机程序指令段,该指令段用于描述所述计算机程序在所述计算机设备中的执行过程。

[0112] 所述计算机设备可以是桌上型计算机、笔记本、掌上电脑及云端服务器等计算设备。所述计算机设备可包括,但不仅限于,处理器301、存储器302。本领域技术人员可以理解,所述示意图仅仅是计算机设备的示例,并不构成对计算机设备的限定,可以包括比图示更多或更少的部件,或者组合某些部件,或者不同的部件,例如所述计算机设备还可以包括输入输出设备、网络接入设备、总线等。

[0113] 所述处理器301可以是中央处理单元(Central Processing Unit,CPU),还可以是其他通用处理器、数字信号处理器(Digital Signal Processor,DSP)、专用集成电路(Application Specific Integrated Circuit,ASIC)、现成可编程门阵列(Field-Programmable Gate Array,FPGA)或者其他可编程逻辑器件、分立门或者晶体管逻辑器件、分立硬件组件等。通用处理器可以是微处理器或者该处理器301也可以是任何常规的处理器等,所述处理器301是所述计算机设备的控制中心,利用各种接口和线路连接整个计算机设备的各个部分。

[0114] 所述存储器302可用于存储所述计算机程序和/或模块,所述处理器301通过运行或执行存储在所述存储器302内的计算机程序和/或模块,以及调用存储在存储器302内的数据,实现所述计算机设备的各种功能。所述存储器302可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操作系统、至少一个功能所需的应用程序(比如声音播放功能、图像播放功能等)等;存储数据区可存储根据手机的使用所创建的数据(比如音频数据、电话本等)等。此外,存储器302可以包括高速随机存取存储器,还可以包括非易失性存储器,例如硬盘、内存、插接式硬盘,智能存储卡(Smart Media Card, SMC),安全数字(Secure Digital, SD)卡,闪存卡(Flash Card)、至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他易失性固态存储器件。

[0115] 其中,所述计算机设备集成的模块/单元如果以软件功能单元的形式实现并作为独立的产品销售或使用,可以存储在一个计算机可读取存储介质中。基于这样的理解,本申请实现上述实施例方法中的全部或部分流程,也可以通过计算机程序来指令相关的硬件来完成,所述的计算机程序可存储于一计算机可读存储介质中,该计算机程序在被处理器301执行时,可实现上述各个方法实施例的步骤。其中,所述计算机程序包括计算机程序代码,所述计算机程序代码可以为源代码形式、对象代码形式、可执行文件或某些中间形式等。所述计算机可读介质可以包括:能够携带所述计算机程序代码的任何实体或装置、记录介质、U盘、移动硬盘、磁碟、光盘、计算机存储器、只读存储器(ROM,Read-Only Memory)、随机存取存储器(RAM,Random Access Memory)、电载波信号、电信信号以及软件分发介质等。

[0116] 综上,本申请实施例至少具有以下有益效果:

本申请实施例通过获取待规划地区的历史数据,其中,所述历史数据包括历史风电数据、历史光伏出力数据及历史负荷数据;基于所述历史数据构建联合概率分布模型,其中,所述联合概率分布模型指示风、光和负荷之间的关系;通过所述联合概率分布模型生成

多个随机样本并转换为随机变量场景组;利用迭代自组织数据分析算法,对所述随机变量场景组进行聚类处理,得到场景削减后的目标场景组,其中,所述目标场景组包含多个目标场景;基于预设的用户侧电压脆弱性指标进行计算,得到储能预选址节点;基于所述多个目标场景及所述储能预选址节点,采用双层规划模型确定所述待规划地区的最佳储能规划方案,其中,所述双层规划模型的下层优化模型的优化目标包括用户切负荷最小,所述双层规划模型的上层优化模型以总成本最小为优化目标。采用本申请实施例,能够提高用户配电系统储能规划中对风光负荷相关性的描述的准确性,从而提高储能规划方案的合理性,此外还能提高系统的供电可靠性。

[0117] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员可以清楚地了解到本申请可借助软件加必需的硬件平台的方式来实现,当然也可以全部通过硬件来实施。基于这样的理解,本申请的技术方案对背景技术做出贡献的全部或者部分可以以软件产品的形式体现出来,该计算机软件产品可以存储在存储介质中,如ROM/RAM、磁碟、光盘等,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)执行本申请各个实施例或者实施例的某些部分所述的方法。

[0118] 以上所述是本申请的优选实施方式,应当指出,对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本申请原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也视为本申请的保护范围。

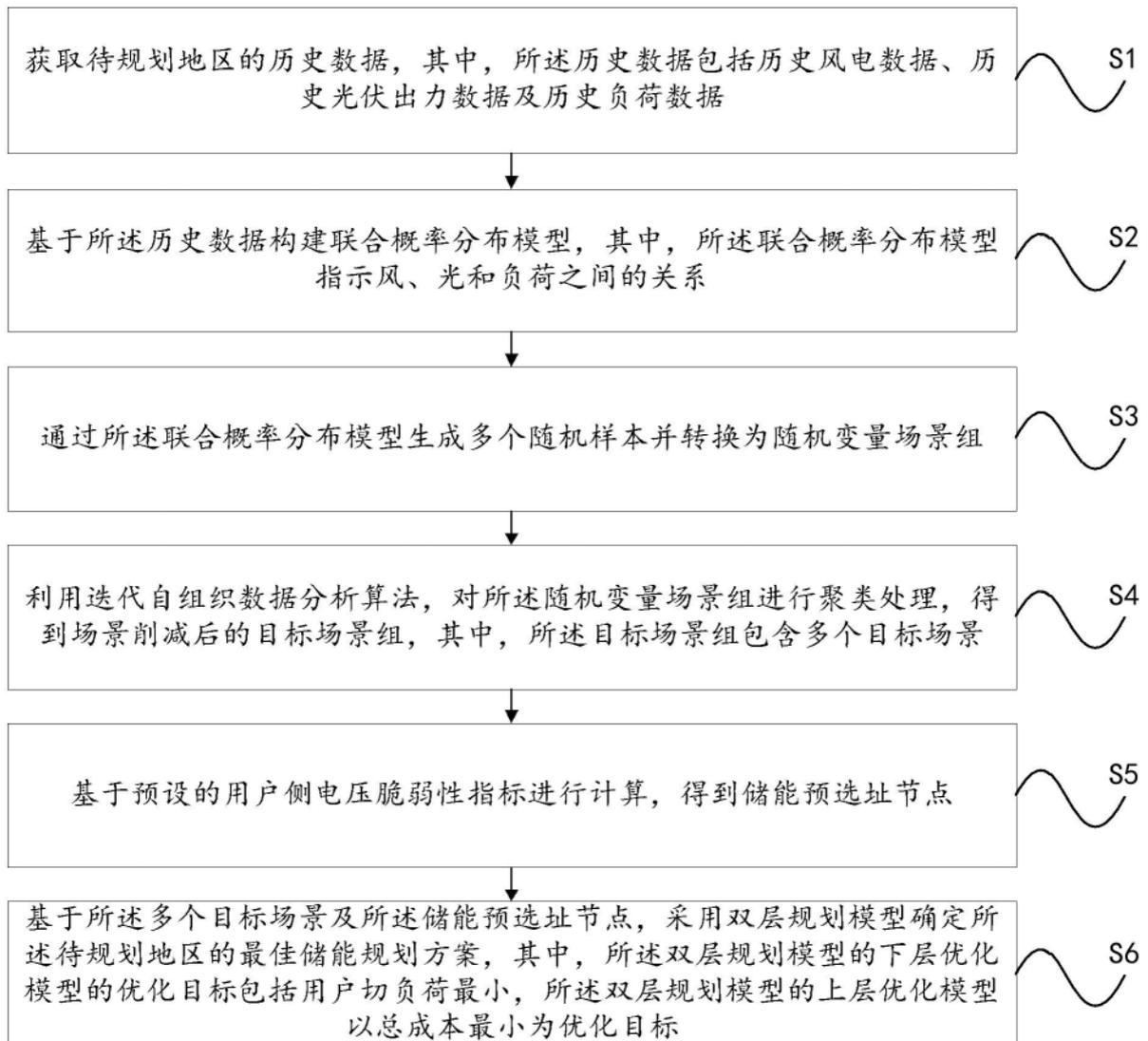


图1

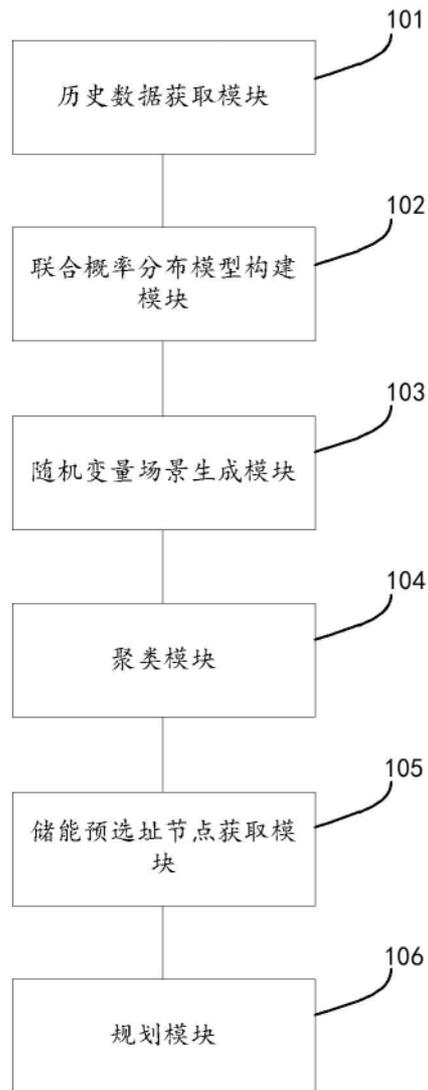


图2

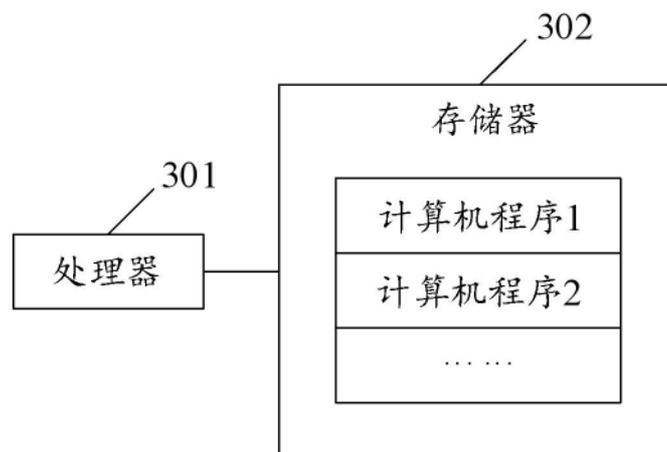


图3