

考虑不完全信息的电力系统 黑启动方案评估方法

冷亚军, 刘鹏飞, 时 浩

(上海电力大学经济与管理学院, 上海 200090)

摘 要:合理筛选黑启动方案是电力系统安全防御的重要措施。区别于以往完全信息下黑启动方案评估问题的研究, 该文主要解决信息不完全情况黑启动方案的优选问题。提出一种基于 AP 聚类和 Slope One 填补的黑启动方案评价方法。首先, 采用 AP 算法对黑启动方案进行聚类, 生成相似的方案集合; 然后, 根据同一聚类中黑启动方案的评价值, 采用 Slope One 算法对存在的评价空值进行预测填补; 最后, 基于填补后完备的评价信息, 采用标准差权重法和 TOPSIS 法完成对所有黑启动方案的完全排序。在广东电网黑启动数据上对该文方法进行验证, 比较该文方法与 4 种现有完备信息黑启动评估方法的优劣。实验结果表明, 该文方法可以有效处理不完全黑启动评价信息, 得到较为满意的黑启动方案优选结果。

关 键 词:不完全信息; 黑启动; 近邻传播聚类; Slope One 算法

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2020.06.013 中图分类号:TM72 文章编号:1673-9140(2020)06-0099-11

Evaluation method of power system black start scheme considering incomplete information

LENG Yajun, LIU Pengfei, SHI Hao

(College of Economics and Management, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: The reasonable selection of black-start scheme is significant to the fast restoration of power systems however most previous studies are based on complete evaluation information without consideration for cases with incomplete evaluation information. Under this background, the Affinity Propagation (AP) algorithm and Slope One method are adopted to assess black-start schemes with incomplete evaluation information in this paper. Firstly, the Affinity Propagation algorithm is utilized to cluster the black-start schemes to generate similar sets of schemes. Then, the Slope One algorithm is employed to predict the absent values according to the evaluation value of the black-start schemes in the same cluster. Finally, the standard deviation and the TOPSIS methods are applied to rank the schemes. The relative data of Guangdong power system are selected to evaluate the performance of the proposed method. Four existing black-start decision making methods with complete information are compared with the proposed method. The result shows that the proposed method solves the problem of incomplete evaluation information well.

Key words: incomplete information; black-start; affinity propagation algorithm; Slope One

收稿日期:2018-12-08;修回日期:2019-02-18

基金项目:国家自然科学基金(71601109)

通信作者:冷亚军(1985-),男,博士,副教授,主要从事电力系统优化、智能电网等研究;E-mail: huayi2001@163.com

近年来,中国电力系统日趋复杂,随着新能源不断接入电力系统,电力系统的平稳运行面临一定的压力和威胁^[1]。局部的电力系统故障可能会引起整个系统的大停电甚至崩溃瓦解,如果未采取及时的拯救措施,将会严重影响人们的生产生活,给人民带来巨大的财产损失^[2]。极端事件导致电力系统大面积停电时,快速恢复能力是一个系统安全运转的重要保障^[3]。电力系统全停电后的黑启动恢复是电力系统安全防御的有效措施,科学合理的黑启动方案对于快速恢复电力供应具有积极作用^[4]。黑启动是指电力系统发生大面积停电时,依靠系统中具有自启动能力的机组(黑启动机组)的运转,将电力提供给常规机组,随着常规机组逐渐的正常运转,逐渐恢复整个系统电力供应的过程^[5]。而事故发生后,相关专家和部门会给出多种可行的黑启动方案,如何对这些方案进行评估和优选成了目前比较热门的研究内容。

文献[6]利用风电系统启动功率和启动时间的优越性,首次将风电系统参与到黑启动方案制定中,由此提出基于动态风电穿透功率极限(dynamic wind power penetration limit, DWPPL)的黑启动方案制定与评估;文献[7]突破了精确数的限制,使用三角模糊数表示黑启动方案指标值;文献[8]采用数据包络分析方法(data envelopment analysis, DEA)评估黑启动方案,根据此方法得到的输入、输出指标来判定每一个方案是否有效;文献[9]利用在高压直流输电系统中,受端在无源情况下的运行特点,提出基于电压源换流器高压直流(VSC-HVDC)电网扩展黑启动的优化决策方法;文献[10]考虑到黑启动方案决策的群体性,将群体决策方法应用到黑启动方案的排序上,根据 Perron-Frobenius 定理及数值代数幂法实现对黑启动方案的优化决策;文献[11]同时考虑了群体性和黑启动决策的模糊性,通过云技术对各黑启动方案进行优选;文献[12]对风电参与黑启动的情况进行了分析,提出了一种基于概率分布列的黑启动安全裕度分析方法;文献[13]设计了一种科学的黑启动混合赋权法,通过专家法和熵权法相结合来计算各个指标的权重,使用有效性系数处理主、客观权重之间的关系。

已有研究均是针对黑启动评价指标值完全已知的情况,但事故状态下的电力系统面临很多的偶发

性,常常导致评价数据获取不完备:负责采集电力信息的设备有时无法采集到全部数据;相关工作人员由于疏忽未能捕捉到完整数据;时间的紧迫性导致部分数据无法被及时测量等等。例如:文献[14]指出由于电力运维数据及其传输过程难免遇到噪声干扰,从而会形成缺失值等不良数据。在此基础上,调用机器学习领域知名数据库 UCI 中包含发电厂监控数据的电力数据集(combined cycle power plant data set, CCPP)进行试验,对其中的电力缺失数据进行了处理。基于上述情形,信息值缺失下的黑启动决策问题具备更大的研究价值。因此,提出一种基于近邻传播聚类(affinity propagation, AP)和 Slope One 填补的黑启动方案决策方法(APS0-BS-DM):首先,采用近邻传播算法对黑启动方案进行聚类,得到相似性较高的方案集;然后,采用 Slope One 方法对每一聚类中的评价空值进行预测,得到完备的黑启动评价矩阵;最后,利用标准差权重法求得各个指标的权重,由 TOPSIS 法得到所有方案的完全排序。采用广东电网的数据对所提方法进行实验,结论是所提方法在信息不完备时可以有效筛选出最优的黑启动方案。

1 相关工作

1.1 近邻传播聚类

Frey 等人于 2007 年提出的近邻传播聚类算法 AP^[15-16],通过识别近邻节点间的信息传播过程完成聚类,该算法的优势是对于大样本数据,处理的精度和速度都较好。AP 以数据点间的相似性为基础进行计算。以 2 个数据点 x_i 和 x_k 为例,它们的相似性采用欧几里得公式度量,即 $sim(i, k) = -\|x_i - x_k\|^2$ 。算法运行之初,AP 设定各数据点成为聚类中心的概率相同,也就是设定相似度矩阵中对角元素 $sim(k, k)$ 的偏向参数 e 值相同(其中 $e < 0$),同时 e 的大小还决定了类的个数。AP 查找出每一类别所包含的数据点以及各类代表点,并不断迭代实现 responsibility 和 availability 的更新,其中, responsibility 称为代表度,availability 称为适用度。代表度 $res(i, k)$ 意为数据点 x_k 适合作为 x_i 的聚类中心的程度;适用度 $av(i, k)$ 是指数据点 x_i 选择数据点 x_k 作为聚类中心的程度。

x_k 若是作为 x_i 的类代表点,则必须满足条件约束: $\arg \max\{av(i,k) + res(i,k)\}$ 。AP 中 2 种信息的更新按照公式进行,即

$$res(i,k) \leftarrow sim(i,k) - \max_{k's, i, k' \neq k} \{av(i,k') + sim(i,k')\} \quad (1)$$

$$\text{if } i \neq k, av(i,k) \leftarrow \min\{0, res(k,k) + \sum_{i's, i, i' \notin \{i,k\}} \max\{0, res(i',k)\}\} \quad (2)$$

$$av(k,k) \leftarrow \sum_{i's, i, i' \neq k} \max\{0, res(i',k)\} \quad (3)$$

在算法开始时,设定代表度 $res(i,k)$ 和适用度 $av(i,k)$ 的值为 0;引入阻尼因子 ξ ,算法执行中所有信息的迭代结果为当前迭代值和上一次迭代值的加权,设当前迭代次数为 t ,加权公式为

$$res^{(t)}(i,k) = (1 - \xi) \cdot (sim(i,k) - \max_{k's, i, k' \neq k} \{av^{(t-1)}(i,k') + sim(i,k')\}) + \xi \cdot res^{(t-1)}(i,k) \quad (4)$$

$$\text{if } i \neq k, av^{(t)}(i,k) = (1 - \xi) \cdot (\min\{0, res^{(t)}(k,k) + \sum_{i's, i, i' \notin \{i,k\}} \max\{0, res^{(t)}(i',k)\}\}) + \xi \cdot av^{(t-1)}(i,k) \quad (5)$$

$$av^{(t)}(k,k) = (1 - \xi) \cdot (\sum_{i's, i, i' \neq k} \max\{0, res^{(t)}(i',k)\}) + \xi \cdot av^{(t-1)}(k,k) \quad (6)$$

该文中 AP 算法终止的条件:当代信息值与前一代信息值的差异小于事先设定的较小阈值。当算法完成后,聚类中心点和每一数据的所属聚类随之产生。AP 算法的原理^[14]如图 1 所示。

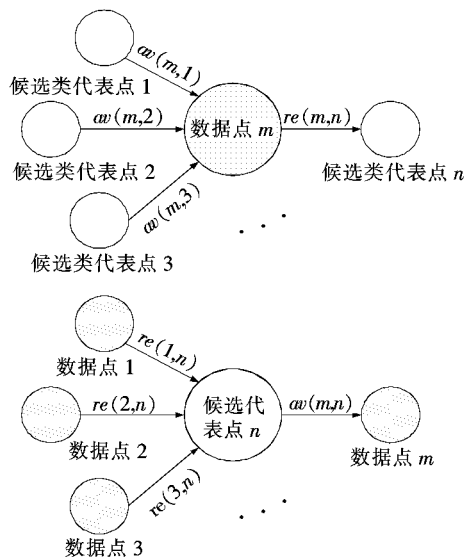


图 1 AP 算法原理示意

Figure 1 The schematic diagram for AP algorithm

1.2 Slope One 算法

Lemire 等人提出的 Slope One^[17]算法,本质用于对客户进行资源项推荐,其核心是根据用户对项目评分的偏差和目标用户对某些特定项目的评分,采用线性回归思想 $y = x + b$ 预测未评分项目的评分值^[17-18]。对于具有 q 个资源项和 p 位用户的系统,用户对项目的喜好程度可以用评分矩阵 R 表示,如表 1 所示, r_{ih} 表示第 i 个用户 u_i 对第 h 个项目 f_h 的评分值(r_{ih} 为 \cdot 表示用户评分值缺失,推荐系统中的评分数据稀疏度较高,因此 R 中的 \cdot 值较多)。

表 1 用户—项目评分矩阵 R

Table 1 User-item rating matrix R					
用户	f_1	\dots	f_h	\dots	f_q
u_1	r_{11}	\dots	r_{1h}	\dots	r_{1q}
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
u_i	r_{i1}	\dots	r_{ih}	\dots	r_{iq}
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots
u_p	r_{p1}	\dots	r_{ph}	\dots	r_{pq}

Slope One 首先计算项目间的评分偏差:

$$dev_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^{|U_{jk}|} (r_{ij} - r_{ik})}{|U_{jk}|} \quad (7)$$

式中 dev_{jk} 为项目 f_j, f_k 之间的评分偏差; U_{jk} 为对 f_j, f_k 都有评分的用户项集,即 $U_{jk} = \{u_i \in U | r_{ij} \neq \cdot \wedge r_{ik} \neq \cdot\}$ (U 表示所有用户的集合)。在得到所有项目间的评分偏差后,根据公式预测目标用户 u_a 对未评分项目 f_h 的评分值,即

$$p_{ah} = \frac{\sum_{j=1}^{|F_a \setminus \{f_h\}|} (dev_{hj} + r_{aj})}{|F_a \setminus \{f_h\}|} \quad (8)$$

式中 $F_a \setminus \{f_h\}$ 为 u_a 已评分项目集合且满足条件 ($f_j \neq f_h \wedge U_{hj} \neq \emptyset$)。

通过分析,发现式(8)没有考虑对 2 个项目共同评分的用户个数对预测的影响,即忽略了评分的用户数对评分偏差 dev 的贡献度^[18]。假设 10 个用户共同评分项目 f_h, f_k ,而 100 个用户共同评分项目 f_h, f_j ,对于预测用户在项目 f_h 上的评分,采用项目 f_j 比 f_k 计算更加准确。由此提出改进的 Slope One 算法^[18]:

$$p_{ah} = \frac{\sum_{j=1}^{|F_a \setminus \{f_h\}|} (dev_{hj} + r_{aj}) \cdot |U_{hj}|}{\sum_{j=1}^{|F_a \setminus \{f_h\}|} |U_{hj}|} \quad (9)$$

假设有5个用户 u_1, u_2, u_3, u_4, u_5 以及4个项目 A、B、C、D。用户对项目的偏好程度如表2所示，“—”表示用户没有评分，“?”表示需要计算的预测评分。

表2 简单的用户—项目打分矩阵

用户	A	B	C	D
u_1	0.3	0.7	?	0.5
u_2	—	0.4	0.6	0.4
u_3	0.2	—	—	0.8
u_4	—	0.2	0.4	0.4
u_5	—	0.4	0.3	—

Slope One 算法的计算步骤:

1) 找出用户集合。由于并不是每一个用户都对待预测项目 C 进行了评分,所以首先筛选出对项目 C 评过分的的所有用户集,即选 $\{u_2, u_4, u_5\}$ 为候选用户集合,如图2所示。

2) 找出项目集合。找出候选邻居的评分项集,若某用户评价过,则选择该项目参与计算。把目标项目 C 包含进来,可用于计算的项目共3个,即 $\{B, C, D\}$,如图3所示。

用户	A	B	C	D
u_1	0.3	0.7	?	0.5
u_2	—	0.4	0.6	0.4
u_3	0.2	—	—	0.8
u_4	—	0.2	0.4	0.4
u_5	—	0.4	0.3	—

图2 筛选用户集合

Figure 2 Screening user collection

用户	A	B	C	D
u_1	0.3	0.7	?	0.5
u_2	—	0.4	0.6	0.4
u_3	0.2	—	—	0.8
u_4	—	0.2	0.4	0.4
u_5	—	0.4	0.3	—

图3 筛选项目集合

Figure 3 Screening item collection

3) 预测项目评分。根据式(7)、(8)得到:

$$dev_{CB} = \frac{(0.6 - 0.4) + (0.4 - 0.2) + (0.3 - 0.4)}{3} = 0.1$$

$$dev_{CD} = \frac{(0.6 - 0.4) + (0.4 - 0.4)}{2} = 0.1$$

$$P_{u1C} = \frac{(dev_{CB} + r_{u1B}) + (dev_{CD} + r_{u1D})}{2} = \frac{(0.7 + 0.1) + (0.5 + 0.1)}{2} = 0.7$$

2 APSO-BSDM

2.1 黑启动方案聚类

假设有 m 个待评价的黑启动路径方案 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, n 个评价指标 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 则黑启动评价矩阵可定义为

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

其中, a_{ij} 为黑启动方案对应指标的评价值(信息不完备情况下矩阵中的一些 a_{ij} 为 \cdot)。

采用 AP 算法对矩阵 A 中的黑启动方案进行聚类,根据式(4)~(6)得到 g 个聚类 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_g\}$, 其中, $x_1 \cup x_2 \cup \dots \cup x_g = S$, $x_\alpha \cap x_\beta = \emptyset$ ($1 \leq \alpha \leq g, 1 \leq \beta \leq g, \alpha \neq \beta$)。

2.2 补齐空值

Slope One 预测需要建立在无量纲的数据集上,所以需要对初始黑启动评价矩阵 A 进行标准化处理。假设标准化后的评价矩阵为

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{mn} \end{bmatrix}$$

其中, b_{ij} 为第 i 个黑启动方案 s_i 在第 j 个指标 y_j 上的标准化评价值。由公式计算得到:

$$b_{ij} = (\max_i a_{ij} - a_{ij}) / (\max_i a_{ij} - \min_i a_{ij}) \quad (10)$$

$$b_{ij} = (a_{ij} - \min_i a_{ij}) / (\max_i a_{ij} - \min_i a_{ij}) \quad (11)$$

在众多指标中,成本型指标对应式(10),效益型指标对应式(11)。

对于方案 s_i 在指标 y_h 上评价值为空,即 $b_{ih} =$

•, 基于 s_i 所处聚类中其他方案的评价值, 采用 Slope One 算法进行预测补齐。首先, 找到 s_i 所处聚类 $x_a = \{s_1, s_2, \dots, s_i, \dots, s_k\} (k < m)$, 然后, 计算 s_i 与 x_a 中其他方案间的评价值偏差, 即

$$dev_{ij} = \frac{\sum_{v=1}^{|Y_{ij}|} (b_{iv} - b_{jv})}{|Y_{ij}|} \quad (12)$$

再采用公式计算 b_{ih} 的预测值, 即

$$\hat{b}_{ih} = \frac{\sum_{s_j \in x_a \wedge b_{jh} \neq \bullet \wedge j \neq i} (dev_{ij} + b_{jh}) \cdot |Y_{ij}|}{\sum_{s_j \in x_a \wedge b_{jh} \neq \bullet \wedge j \neq i} |Y_{ij}|} \quad (13)$$

同理, 可以预测矩阵 B 中其他空值项, 对所有空值项进行补齐后便可形成完备的标准化黑启动评价矩阵 B 。

2.3 权重及排序

1) 在完备标准化评价矩阵 B 的基础上, 采用标准差权重法^[19] 求取黑启动评价指标的权重。

① 计算指标标准差:

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (b_{ij} - \bar{b}_j)^2} \quad (14)$$

其中, $\bar{b}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m b_{ij}, j = 1, 2, \dots, n$ 。

② 计算指标标准差权重:

$$w_j = \frac{\sigma_j}{\sum_{j=1}^n \sigma_j} \quad (15)$$

其中, $0 \leq w_j \leq 1, \sum_{j=1}^n w_j = 1$ 。

2) 采用 TOPSIS 法^[20] 完成对各黑启动方案的排序。

① 构造加权标准化评价矩阵:

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & z_{1n} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & z_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{m1} & z_{m2} & \dots & z_{mn} \end{bmatrix}$$

其中, $z_{ij} = b_{ij} \times w_j$ 。

② 确定矩阵 Z 中的正、负理想解:

$$Z^+ = [z_1^+, z_2^+, \dots, z_n^+] \quad (z_j^+ = \max_i z_{ij})$$

$$Z^- = [z_1^-, z_2^-, \dots, z_n^-] \quad (z_j^- = \min_i z_{ij})$$

③ 计算黑启动方案到正、负理想解的距离:

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - z_j^+)^2} \quad (16)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (z_{ij} - z_j^-)^2} \quad (17)$$

④ 计算黑启动方案的贴适度:

$$c_i = d_i^- / (d_i^+ + d_i^-) \quad (18)$$

根据贴适度大小对各黑启动方案进行排序, 贴适度越大方案越优。

3 试验例证

实验中采用的计算机配置: Windows 10 操作系统, Pentium (R) Dual-Core, 2.1 GHz CPU, 2 GB RAM, 算法执行软件为 Matlab。

实验中所用数据来自文献^[21-22]提供的广东电网黑启动决策数据(文献对广东电网数据集的黑启动方案和评价指标进行了详细描述)。XNP 为具有黑启动机组的电厂, 由其向常规机组供电, 恢复电网正常运行。可恢复的黑启动路径方案如表 3 所示, 共 21 个。黑启动方案在指标上的评价值如表 4 所示, • 为评价缺失值。评价指标有效益型指标(被启动机组容量、机组状态、机组爬坡速率)和成本型指标(机组启动功率、路径开关操作次数)。实验中的电力系统结构^[21-22]如图 4 所示。

1) 根据式(10)、(11)对表 3 中黑启动数据进行标准化, 得到标准化黑启动评价矩阵 B 。

$$B = \begin{bmatrix} 0.000 & 0.250 & 0.977 & 0.011 & 0.750 \\ 0.290 & 0.500 & 0.975 & 0.607 & 1.000 \\ 0.400 & 0.500 & 0.769 & 0.836 & \bullet \\ 0.045 & 0.000 & 0.997 & 0.136 & 0.500 \\ 0.000 & 0.000 & 0.970 & 0.000 & 1.000 \\ 0.110 & 0.500 & 0.990 & 0.091 & 0.500 \\ 0.061 & 0.250 & 0.993 & 0.045 & 0.750 \\ 0.039 & 0.250 & 0.993 & 0.125 & 1.000 \\ 0.023 & \bullet & 1.000 & 0.013 & 0.750 \\ 0.197 & 1.000 & 0.957 & 0.286 & \bullet \\ 0.217 & 0.750 & 0.803 & 0.182 & 1.000 \\ 0.687 & 1.000 & 0.468 & 0.673 & 1.000 \\ 0.826 & 0.500 & 0.535 & 0.818 & 1.000 \\ 1.000 & 0.500 & 0.401 & 1.000 & 0.750 \\ 0.130 & 1.000 & 0.736 & \bullet & 1.000 \\ 0.052 & 1.000 & 0.950 & 0.034 & 0.500 \\ 0.143 & \bullet & 0.997 & 0.202 & 0.250 \\ 1.000 & 0.750 & 0.000 & 0.727 & 0.500 \\ 0.103 & 0.000 & 0.990 & 0.091 & 0.250 \\ 0.157 & 0.500 & 0.987 & 0.277 & 0.000 \\ 0.136 & 0.250 & 0.943 & 0.050 & 0.000 \end{bmatrix}$$

表 3 可行的黑启动方案
Table 3 Feasible black-start schemes

方案	黑启动路径
s_1	XNP 电厂→BJ 变电站→GT 变电站→JC 变电站→BHP 电厂
s_2	XNP 电厂→BJ 变电站→LY 变电站→XCP 电厂
s_3	XNP 电厂→BJ 变电站→LY 变电站→GZP 电厂
s_4	XNP 电厂→BJ 变电站→CH 变电站→SG 变电站→TP 变电站→TPP 电厂
s_5	XNP 电厂→ZC 变电站→LC 变电站→LCP 电厂
s_6	XNP 电厂→ZC 变电站→LC 变电站→SJ 变电站→ST 变电站→JLP 电厂
s_7	XNP 电厂→ZC 变电站→XT 变电站→XH 变电站→XTP 电厂
s_8	XNP 电厂→ZC 变电站→KY 变电站→GBP 电厂
s_9	XNP 电厂→ZC 变电站→KY 变电站→GQ 变电站→MZABP 电厂
s_{10}	XNP 电厂→ZC 变电站→KY 变电站→GQ 变电站→MZCP 电厂
s_{11}	XNP 电厂→ZC 变电站→KY 变电站→HYBP 电厂
s_{12}	XNP 电厂→ZC 变电站→KY 变电站→HYCP 电厂
s_{13}	XNP 电厂→ZC 变电站→KY 变电站→HPAP 电厂
s_{14}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→BS 变电站→HPBP 电厂
s_{15}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→YCP 电厂
s_{16}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→CS 变电站→XZ 变电站→STP 电厂
s_{17}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→TC 变电站→PY 变电站→LHS 变电站→LHSP 电厂
s_{18}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→TC 变电站→PY 变电站→ZJP 电厂
s_{19}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→TC 变电站→PY 变电站→SHJ 变电站→LJP 电厂
s_{20}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→TC 变电站→PY 变电站→DY 变电站→HDJ 变电站→NSP 电厂
s_{21}	XNP 电厂→ZC 变电站→TX 变电站→TC 变电站→PY 变电站→DY 变电站→YF 变电站→MSP 电厂

表 4 方案评估指标值
Table 4 Index values for black-start schemes

方案	电厂	机组容量/ MW	机组状态	启动功率/ MW	爬坡速率/ (MW/h)	开关操作次数
s_1	BHP	25.0	冷 (3)	0.400	11.25	4
s_2	XCP	192.0	温 (5)	0.430	76.80	3
s_3	GZP	255.0	温 (5)	3.500	102.00	•
s_4	TPP	51.0	极冷 (1)	0.100	25.00	5
s_5	LCP	25.0	极冷 (1)	0.500	10.00	3
s_6	JLP	88.0	温 (5)	0.200	20.00	5
s_7	XTP	60.0	冷 (3)	0.150	15.00	4
s_8	GBP	47.5	冷 (3)	0.150	23.75	3
s_9	MZABP	38.0	•	0.052	11.45	4
s_{10}	MZCP	138.5	极热 (9)	0.700	41.50	•
s_{11}	HYBP	150.0	热 (7)	3.000	30.00	3
s_{12}	HYCP	420.0	极热 (9)	8.000	84.00	3
s_{13}	HPAP	500.0	温 (5)	7.000	100.00	3
s_{14}	HPBP	600.0	温 (5)	9.000	120.00	4
s_{15}	YCP	100.0	极热 (9)	4.000	•	3
s_{16}	STP	55.0	极热 (9)	0.800	13.75	5
s_{17}	LHSP	107.5	•	0.100	32.25	6
s_{18}	ZJP	600.0	热 (7)	15.000	90.00	5
s_{19}	LJP	84.0	极冷 (1)	0.200	20.00	6
s_{20}	NSP	115.5	温 (5)	0.250	40.50	7
s_{21}	MSP	103.0	冷 (3)	0.900	15.45	7

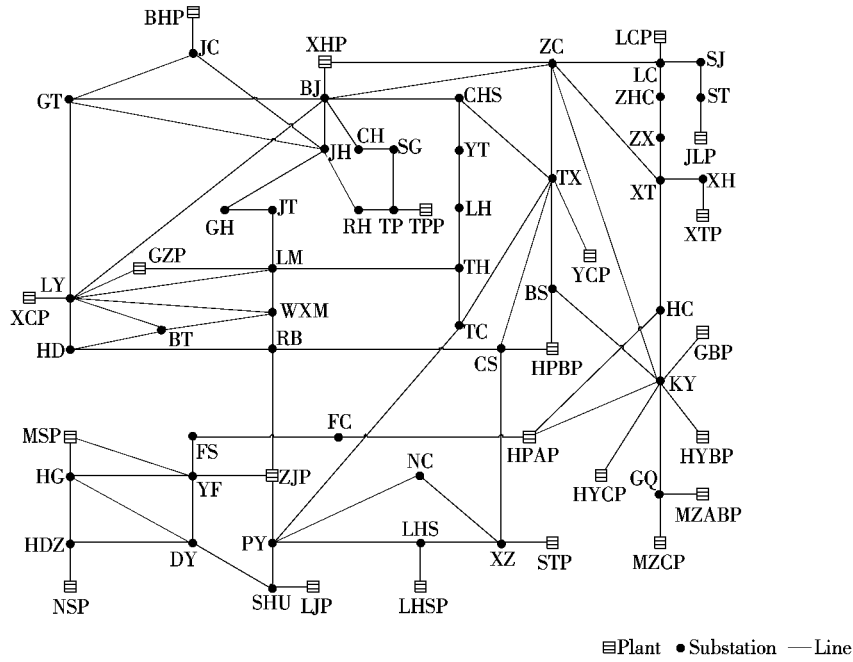


图 4 实验用电力系统结构

Figure 4 Structure of the simple power system used in experiments

2)采用 AP 算法(式(4)~(6))对表 3 中的黑启动方案进行聚类,得到的类别划分为

$$\begin{aligned}x_1 &= \{s_1, s_4, s_5, s_6, s_7, s_8, s_9, s_{16}, s_{19}\} \\x_2 &= \{s_{12}, s_{13}, s_{14}, s_{18}\} \\x_3 &= \{s_2, s_3, s_{10}, s_{11}, s_{15}, s_{17}, s_{20}, s_{21}\}\end{aligned}$$

3)基于聚类 x_1, x_2, x_3 , 采用 Slope One 算法

$$B = \begin{bmatrix} 0.000 & 0.250 & 0.977 & 0.011 & 0.750 \\ 0.290 & 0.500 & 0.975 & 0.607 & 1.000 \\ 0.400 & 0.500 & 0.769 & 0.836 & 0.664 \\ 0.045 & 0.000 & 0.997 & 0.136 & 0.500 \\ 0.000 & 0.000 & 0.970 & 0.000 & 1.000 \\ 0.110 & 0.500 & 0.990 & 0.091 & 0.500 \\ 0.061 & 0.250 & 0.993 & 0.045 & 0.750 \\ 0.039 & 0.250 & 0.993 & 0.125 & 1.000 \\ 0.023 & 0.289 & 1.000 & 0.013 & 0.750 \\ 0.197 & 1.000 & 0.957 & 0.286 & 0.649 \\ 0.217 & 0.750 & 0.803 & 0.182 & 1.000 \\ 0.687 & 1.000 & 0.468 & 0.673 & 1.000 \\ 0.826 & 0.500 & 0.535 & 0.818 & 1.000 \\ 1.000 & 0.500 & 0.401 & 1.000 & 0.750 \\ 0.130 & 1.000 & 0.736 & 0.503 & 1.000 \\ 0.052 & 1.000 & 0.950 & 0.034 & 0.500 \\ 0.143 & 0.514 & 0.997 & 0.202 & 0.250 \\ 1.000 & 0.750 & 0.000 & 0.727 & 0.500 \\ 0.103 & 0.000 & 0.990 & 0.091 & 0.250 \\ 0.157 & 0.500 & 0.987 & 0.277 & 0.000 \\ 0.136 & 0.250 & 0.943 & 0.050 & 0.000 \end{bmatrix}$$

(式(12)、(13))对矩阵 B 中的空值进行填补,得到完备的标准化黑启动评价矩阵 B 。

4)采用标准差权重法(式(14)~(15))计算每一个指标的权重 W 。

$$W = [0.206 \quad 0.209 \quad 0.170 \quad 0.207 \quad 0.209]$$

5)构造加权黑启动评价矩阵 Z 。

$$Z = \begin{bmatrix} 0.000 & 0.052 & 0.166 & 0.002 & 0.156 \\ 0.060 & 0.105 & 0.165 & 0.126 & 0.209 \\ 0.082 & 0.105 & 0.131 & 0.173 & 0.138 \\ 0.009 & 0.000 & 0.169 & 0.028 & 0.104 \\ 0.000 & 0.000 & 0.165 & 0.000 & 0.209 \\ 0.023 & 0.105 & 0.168 & 0.019 & 0.104 \\ 0.013 & 0.052 & 0.169 & 0.009 & 0.156 \\ 0.008 & 0.052 & 0.169 & 0.026 & 0.209 \\ 0.005 & 0.061 & 0.170 & 0.003 & 0.156 \\ 0.041 & 0.209 & 0.162 & 0.059 & 0.135 \\ 0.045 & 0.157 & 0.136 & 0.038 & 0.209 \\ 0.141 & 0.209 & 0.079 & 0.139 & 0.209 \\ 0.170 & 0.105 & 0.091 & 0.169 & 0.209 \\ 0.206 & 0.105 & 0.068 & 0.207 & 0.156 \\ 0.027 & 0.209 & 0.125 & 0.104 & 0.209 \\ 0.011 & 0.209 & 0.161 & 0.007 & 0.104 \\ 0.030 & 0.108 & 0.169 & 0.042 & 0.052 \\ 0.206 & 0.157 & 0.000 & 0.151 & 0.104 \\ 0.021 & 0.000 & 0.168 & 0.019 & 0.052 \\ 0.032 & 0.105 & 0.167 & 0.057 & 0.000 \\ 0.028 & 0.052 & 0.160 & 0.010 & 0.000 \end{bmatrix}$$

6)根据 TOPSIS 法(式(16)~(18))计算各黑启动方案的贴近度 C 。

$$C = \begin{bmatrix} 0.412 & 0.617 & 0.612 & 0.362 & 0.425 & 0.428 & 0.423 \\ 0.469 & 0.422 & 0.567 & 0.554 & 0.737 & 0.711 & 0.696 \\ 0.616 & 0.488 & 0.411 & 0.598 & 0.324 & 0.389 & 0.315 \end{bmatrix}$$

根据贴近度对各黑启动方案进行排序： $s_{12} > s_{13} > s_{14} > s_2 > s_{15} > s_3 > s_{18} > s_{10} > s_{11} > s_{16} > s_8 > s_6 > s_5 > s_7 > s_9 > s_1 > s_{17} > s_{20} > s_4 > s_{19} > s_{21}$ 。可以看出，黑启动方案 12 最优，大停电后应首选第 12 个黑启动路径进行电力系统恢复；方案 13 次优，若因某些原因路径 12 电力恢复失败，则可接着选取路径 13 进行电力恢复。

在信息不完全下，为应对黑启动方案评估的不利情况，选择一种准确率较高的数值预测方法尤为重要。该文选择准确性较高的缺失值预测方法即 Slope One 法。将该文方法与常用、基础的缺失值预测方法进行比较，比较方法：中位数预测法、行均值预测法、列均值预测法和行列二均值预测。具体做法：利用随机函数对完整的黑启动评价矩阵进行数值隐藏，隐藏 5 个值，以模拟缺失值矩阵，在缺失值矩阵基础上应用 Slope One 法和待比较的 4 种方法分别对 5 个缺失值进行预测，采用 mean absolute error (MAE) 法^[23]度量每种方法的预测准确性。重复以上实验步骤共计 5 次，每次随机隐藏掉不同的 5 个值，对全部 5 种预测方法进行比较。最后，采用 5 次实验的 MAE 平均值作为度量预测方法优劣的标准。MAE 值公式为

$$\Delta_{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^H |p_i - q_i|}{H} \quad (19)$$

式中 H 为被预测的数值个数； $\{q_1, q_2, \dots, q_H\}$ 为原始的真实值； $\{p_1, p_2, \dots, p_H\}$ 为预测值。MAE 值越小，方法的预测准确性越高。

具体实验结果如表 5 所示。Slope One 法的 MAE 平均值为 0.222，在 5 种方法中最小，因此，Slope One 法的预测准确性最高。实验分析表明，该文选取 Slope One 法进行缺失值填补是可行的。

Slope One 法在被预测对象相似的情况下准确性会更高，因此，该文考虑将相似的黑启动方案划分到一起，在相似的黑启动方案集合中应用 Slope One 法预测缺失值。该文选择数据挖掘领域常用的近邻传播聚类算法对黑启动方案进行划分，生成相似的黑启动方案集合。与以往的聚类方法相比，该方法可以更好地处理各种类型的数据集，得到较好的聚类结果。将不采用聚类情况下 Slope One 法和采用聚类情况下 Slope One 法的预测准确性进行比较，实验结果如表 6 所示，第 2 列为不采用聚类情况 Slope One 法的 MAE 值(在整个黑启动评价矩阵上应用 Slope One 法对 5 个缺失值进行预测)，第 3 列为采用聚类情况 Slope One 法的 MAE 值(在缺失值所处的黑启动方案聚类中应用 Slope One 法进行预测)。聚类情况 Slope One 法的 MAE 值小于不聚类情况，表明基于相似的黑启动方案集合进行 Slope One 预测，其准确性高于在整个黑启动方案空间进行预测。因此，该文采用 AP 聚类算法并结合 Slope One 进行预测，可以进一步提高黑启动缺失值填补的准确性。

表 5 不同预测方法的 MAE 值

实验	MAE				Slope One
	中位数法	行均值法	列均值法	行列二均值法	
1	0.427	0.405	0.321	0.338	0.295
2	0.430	0.360	0.140	0.233	0.203
3	0.273	0.297	0.282	0.289	0.136
4	0.436	0.407	0.253	0.289	0.238
5	0.407	0.374	0.276	0.325	0.238
平均值	0.395	0.368	0.255	0.295	0.222

表 6 Slope One 和 AP-Slope One 的 MAE 值

实验	MAE	
	Slope One	AP-Slope One
1	0.295	0.175
2	0.203	0.054
3	0.136	0.130
4	0.238	0.127
5	0.238	0.177
平均值	0.222	0.133

将该文方法 APSO-BSDM 与已有的具有代表性的黑启动评估方法进行比较。选作比较的黑启动评估方法:基于区间数的黑启动评估方法 (IVM)^[21]、基于直觉模糊距离的黑启动评估方法 (IFDM)^[24]、基于 Vague 集的黑启动评估方法 (VSM)^[22] 和基于 Choquet 积分的黑启动评估方法 (CIM)^[25] (4 种方法均是针对黑启动评价数据完全已知的情况)。5 种方法的方案排序如表 7 所示。

表 7 方案排序值比较

Table 7 Comparison of ranking value

方案	排序值				
	APSO-BSDM	IVM	IFDM	VSM	CIM
s ₁	16	20	17	19	17
s ₂	4	11	6	7	2
s ₃	6	7	4	1	4
s ₄	19	17	19	11	18
s ₅	13	8	18	12	13
s ₆	12	15	14	13	16
s ₇	14	18	16	16	15
s ₈	11	14	13	17	9
s ₉	15	5	12	6	10
s ₁₀	8	9	7	9	6
s ₁₁	9	12	9	14	8
s ₁₂	1	2	2	2	1
s ₁₃	2	4	3	3	5
s ₁₄	3	3	1	5	7
s ₁₅	5	10	8	15	3
s ₁₆	10	13	11	10	12
s ₁₇	17	6	10	8	11
s ₁₈	7	1	5	4	14
s ₁₉	20	19	20	21	20
s ₂₀	18	16	15	18	19
s ₂₁	21	21	21	20	21

将表 4 中 5 种方法看作一个整体,分别计算每一方法与 5 种方法整体的排序偏差。引入推荐系统领域常用的 MAE 法^[23]来度量黑启动评估方法间的排序偏差,MAE 值越小,则某方法与其他方法越接近,该方法的排序结果越准确。

$$\Delta_{MAE}(\mathbf{L}_i, \mathbf{L}_k) = \frac{\sum_{j=1}^{\mu} |L_{ij} - L_{kj}|}{\mu} \quad (20)$$

式中 \mathbf{L}_i 为第 i 个方法的排序向量; $\Delta_{MAE}(\mathbf{L}_i, \mathbf{L}_k)$

为 $\mathbf{L}_i, \mathbf{L}_k$ 间的排序差异; L_{ij} 为第 i 个方法对于在第 j 个黑启动方案的排序值; μ 为黑启动方案的数目。

不同方法的 MAE 值如表 8 所示,可以看出,该文方法 APSO-BSDM 与 APSO-BSDM、IVM、IFDM、VSM、CIM 之间的 MAE 值分别为 0.000、3.524、1.905、3.429、2.190,APSO-BSDM 的 MAE 平均值为 2.210。IVM、IFDM、VSM、CIM 的 MAE 平均值分别为 2.476、1.943、2.476、2.400。APSO-BSDM 的 MAE 平均值小于 IVM、VSM 和 CIM,仅高于 IFDM。根据文献[20]的观点:不同黑启动评估方法侧重的角度不同,因此得到的排序结果也不完全一致,但是如果一种方法的排序结果与其他方法的差异都非常大,那么这种方法是不合理的。由此可知,在 5 种黑启动方案评估方法中,IVM、VSM 与其他方法的差异较大,因此 IVM、VSM 的排序质量最差。APSO-BSDM 在 5 种方法中准确性排名第 2,虽然略差于 IFDM,但该方法处理的是评分值部分未知的情况,难度更大。因此,APSO-BSDM 可以有效处理黑启动评价数据不完全的情况,获得比较满意的排序结果。

表 8 MAE 值比较

Table 8 MAE comparison

方法	MAE					MAE 平均值
	APSO-BSDM	IVM	IFDM	VSM	CIM	
APSO-BSDM	0.000	3.524	1.905	3.429	2.190	2.210
IVM	3.524	0.000	2.667	2.476	3.714	2.476
IFDM	1.905	2.667	0.000	2.762	2.381	1.943
VSM	3.429	2.476	2.762	0.000	3.714	2.476
CIM	2.190	3.714	2.381	3.714	0.000	2.400

4 结语

该文针对数值缺失的非理想情况黑启动方案优选问题,提出了基于近邻传播聚类和 Slope One 填补的黑启动方案决策方法,将数据挖掘领域常用的相关算法应用到黑启动方案评估中来。AP 算法将所有数据点作为候选类代表点,可以更快地处理大规模数据,得到更优的聚类结果,为候选填补工作提

供相似性环境。Slope One 算法采用线性回归思想,可以有效填补黑启动方案缺失值。在填补后的完备黑启动评价矩阵上,再利用标准差权重法和TOPSIS法实现各方案的完全排序。通过广东电网实例验证了该文方法的有效性,与4种权威黑启动优选方法进行了比较。实验结果表明,该文方法可以合理处理评价空值,得到较为满意的排序结果,与现有数据完备黑启动方法相比,也具有一定优越性。未来工作将对该文填补方法的有效性进行系统论证,使不完全信息下的黑启动方案优选研究更加深入。

参考文献:

- [1] 李昊聪,施嘉昊,武庆,等. 含风电接入的电力系统脆弱性分析与量化评估[J]. 电网与清洁能源,2020,36(1):46-54.
LI Jiongcong,SHI Jiahao,WU Qing,et al. Vulnerability analysis and quantitative evaluation of the power system containing wind power[J]. Power System and Clean Energy,2020,36(1):46-54.
- [2] 马瑞,张海波,王建雄,等. 考虑负荷时变性的配电网故障抢修恢复策略[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(2):20-27.
MA Rui,ZHANG Haibo,WANG Jianxiong,et al. Research on fault rush repair and recovery strategy of distribution network considering time variation of load [J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2019,34(2):20-27.
- [3] 李更丰,邱爱慈,黄格超,等. 电力系统应对极端事件的新挑战与未来研究展望[J]. 智慧电力,2019,47(8):1-11.
LI Gengfeng,QIU Aici,HUANG Gechao,et al. New challenges and future research prospects in power system against to extreme events[J]. Smart Power,2019,47(8):1-11.
- [4] 姚历毅,罗萍萍,项胤兴,等. 具有抗逆序及权重自适应的黑启动方案评估方法[J]. 中国电力,2019,52(3):87-94.
YAO Liyi,LUO Pingping,XIANG Yinxing,et al. Evaluation method of black start scheme with anti-reverse order and weight adaptive[J]. Electric Power,2019,52(3):87-94.
- [5] 付华,刘公权,齐晨飞,等. 计及微电网黑启动的虚拟同步发电机调频策略[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(14):59-68.
FU Hua,LIU Gongquan,QI Chenfei,et al. Frequency regulation strategy of a virtual synchronous generator-based microgrid considering the black start process[J]. Power System Protection and Control,2020,48(14):59-68.
- [6] 叶茂,刘艳,顾雪平,等. 基于动态风电穿透功率极限的黑启动方案制定[J]. 中国电机工程学报,2018,38(3):744-752.
YE Mao,LIU Yan,GU Xueping,et al. Development of black start scheme based on dynamic wind power penetration power limit[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(3):744-752.
- [7] 张志毅,陈允平. 基于模糊多属性决策的黑启动方案优选[J]. 高电压技术,2007,33(3):42-45.
ZHANG Zhiyi,CHEN Yunping. Black start scheme optimization based on fuzzy multi-attribute decision making[J]. High Voltage Technology,2007,33(3):42-45.
- [8] 刘艳,顾雪平,张丹. 基于数据包络分析模型的电力系统黑启动方案相对有效性评估[J]. 中国电机工程学报,2006,26(5):32-37+94.
LIU Yan,GU Xueping,ZHANG Dan. Relative effectiveness evaluation of power system black start scheme based on data envelopment analysis model[J]. Proceedings of the CSEE,2006,26(5):32-37+94.
- [9] 杨超,梁海平,顾雪平,等. 基于电压源换流器 HVDC 联网的受端电网扩展黑启动方案[J]. 电工技术学报,2017,32(22):207-215.
YANG Chao,LIANG Haiping,GU Xueping,et al. A black start scheme for receiving power grid based on HVDC network of voltage source converter[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2017,32(22):207-215.
- [10] 林振智,文福拴,薛禹胜,等. 基于多属性群决策特征根法的智能电网黑启动决策[J]. 电力系统自动化,2010,34(5):18-23.
LIN Zhenzhi,WEN Fushuan,XUE Yusheng,et al. Smart grid black start decision based on feature root method of multi-attribute group decision making[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(5):18-23.
- [11] 倪秋龙,王杨,林振智,等. 基于云模型的黑启动群体决

- 策优化方法[J]. 华北电力大学学报, 2014, 41(4): 7-14.
- NI Qiulong, WANG Yang, LIN Zhenzhi, et al. Decision-making optimization method for black-start group based on cloud model[J]. Journal of North China Electric Power University, 2014, 41(4): 7-14.
- [12] 刘艳, 叶茂, 顾雪平, 等. 基于概率分布列的风电参与黑启动时电力系统安全裕度分析[J]. 电工技术学报, 2018, 33(21): 5059-5068.
- LIU Yan, YE Mao, GU Xueping, et al. Probability distribution column based security margin analysis of power system with wind power participating in black start[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 5059-5068.
- [13] 林济铿, 李童飞, 赵子明, 等. 基于熵权模糊综合评价模型的电力系统黑启动方案评估[J]. 电网技术, 2012, 36(2): 115-120.
- LIN Jikeng, LI Tongfei, ZHAO Ziming, et al. Assessment on power system black-start schemes based on entropy-weighted fuzzy comprehensive evaluation model[J]. Power System Technology, 2012, 36(2): 115-120.
- [14] 李星南, 施展, 亢中苗, 等. 基于孤立森林算法和BP神经网络算法的电力运维数据清洗方法[J]. 电气应用, 2018, 37(16): 72-79.
- LI Xingnan, SHI Zhan, KANG Zhongmiao, et al. Power cleaning data cleaning method based on isolated forest algorithm and BP neural network algorithm[J]. Electrical Application, 2018, 37(16): 72-79.
- [15] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972-976.
- [16] 冷亚军, 梁昌勇, 陆文星. 基于改进近邻传播算法的Web用户聚类[J]. 情报学报, 2012, 31(9): 993-997.
- LENG Yajun, LIANG Changyong, LU Wenxing. Web user clustering based on improved nearest neighbor propagation algorithm[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2012, 31(9): 993-997.
- [17] Lemire D, Maclachlan A. Slope one predictors for online rating-based collaborative filtering[C]//Proceedings of the 2005 SIAM International Conference on Data Mining, Newport Beach, California, USA, 2005.
- [18] Bogdanova G, Georgieva T. Using error-correcting dependencies for collaborative filtering[J]. Data & Knowledge Engineering, 2008, 66(3): 402-413.
- [19] Wang Y, Luo Y. Integration of correlations with standard deviations for determining attribute weights in multiple attribute decision making[J]. Mathematical and Computer Modeling, 2010, 51(1-2): 1-12.
- [20] Opricovic S, Tzeng G H. Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS[J]. European Journal of Operational Research, 2004, 156(2): 445-455.
- [21] Wang H, Lin Z, Wen F, et al. Black-start decision-making with interval representations of uncertain factors[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2016, 79: 34-41.
- [22] Zeng S, Lin Z, Wen F, et al. A new approach for power system black-start decision-making with vague set theory[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 34(1): 114-120.
- [23] Jeong B, Lee J, Cho H. Improving memory-based collaborative filtering via similarity updating and prediction modulation[J]. Information Sciences, 2010, 180(5): 602-612.
- [24] Liu W, Lin Z, Wen F, et al. Analysis and optimisation of the preferences of decision-makers in black-start group decision-making[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2013, 7(1): 14-23.
- [25] Liu W, Lin Z, Wen F, et al. Intuitionistic fuzzy Choquet integral operator-based approach for black-start decision-making[J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2012, 6(5): 378-386.