

DOI: 10.7667/PSPC171644

基于 t-分布邻域嵌入的同调机群无监督识别

王振浩¹, 杜虹锦¹, 李国庆¹, 张明泽²

(1. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012; 2. 华北电力大学电气与电子工程学院, 北京 102206)

摘要: 当系统发生严重级联故障导致失稳时, 快速搜索同调机群是进行解列控制平息振荡的前提。针对发电机严重受扰后功角信号的非平稳、非线性的特点, 以及需要根据经验人为决断同调分群类数的问题, 提出一种基于 t-分布邻域嵌入的同调机群无监督识别新方法。采用广域量测环境下发电机功角信号作为源数据, 引入 t-分布邻域嵌入算法将发电机功角信号进行建模并映射到二维子空间中。通过二维坐标下映射点之间的聚集程度衡量受扰动后发电机运行特性的相似性。随后利用仿射传播算法对发电机组进行无监督聚类分群。研究表明所提方法原理简单, 易于解决实际问题。基于实测数据进行计算分析, 可避免模型参数对分群的影响。通过 2014 年湖南省网 73 台发电机系统仿真, 并与传统分群方法对比结果, 验证了所提方法的有效性和快速性。

关键词: t-分布邻域嵌入; 无监督识别; 同调识别; 仿射传播; 电力系统

Unsupervised identification of coherent generators based on t-distributed stochastic neighbor embedding

WANG Zhenhao¹, DU Hongjin¹, LI Guoqing¹, ZHANG Mingze²

(1. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;

2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: When a serious cascade of system failures leads to instability, the rapid search of the cohomology cluster is the prerequisite for quench control to suppress the oscillation. In view of the non-stationary and nonlinear characteristics of the power angle signal after the generator is seriously disturbed and the need to classify the clusters based on the experience, this paper proposes a new method of unsupervised identification for clusters based on t-distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) method. The generator power angle signal is used as source data in the wide-area measurement environment, which is modeled and mapped into a two-dimensional subspace through the t-SNE method. The similarity of generator operating characteristics after disturbance is measured by the degree of aggregation between mapping points in two-dimensional coordinates. Subsequently, an unsupervised clustering of generator sets is performed using affinity propagation algorithms. The research shows that the proposed method is simple in principle and easy to solve practical problems. Based on the measured data for calculation and analysis, the influence of model parameters on the clustering can be avoided. Compared with the traditional method of clustering, the effectiveness and speed of the proposed method can be verified through the system simulation of 73 generators in Hunan Province network in 2014.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51377016).

Key words: t-distributed stochastic neighbor embedding; unsupervised identification; coherency identification; affinity propagation; power systems

0 引言

随着电力系统规模不断扩大, 区域电网互联以及交直流混合输电系统的发展, 电网动态安全稳定问题变得更加严峻。从国内外几次大停电事故中可

以得到教训, 长时间区域间功率振荡可能会使事故蔓延到不可控制直至系统崩溃的程度^[1-2], 此时需要在系统崩溃之前将失稳系统解列成各个相对稳定的孤岛系统控制^[3-4], 等待恰当时机再将系统联结起来, 而准确识别同调机群是解列系统平息振荡的关键前提^[5]。

目前识别同调机群的方法种类很多, 文献[6-7]

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51377016)

将系统在非平衡点处线性化, 提取轨迹的特征值识别同调机群; 文献[8]基于电力系统参数模型通过电气距离法识别同调机群, 但只考虑了单一运行方式的影响; 文献[9]通过相关因子分析发电机间的耦合度, 据此识别同调机群; 文献[10]利用慢同调的算法对系统元件做了必要简化后将网络中的发电机分成几个同调群。上述方法存在共同缺点, 受系统模型参数影响较大, 仅适用于离线分析, 难以适应于实际大规模系统。

针对上述问题, 随着智能电网技术不断发展, 广域量测系统(Wide Area Measurement System, WAMS)应用日趋成熟^[11-12], 为一系列快速识别同调机群的方法提供了可能。文献[13]提出一种通过构建 WAMS 数据的投影寻踪模型, 寻找并提取反映机组同调性的关键投影方向, 进而识别机组的同调性; 文献[14]提出一种基于 WAMS 实测发电机角速度信号, 通过确定各发电机主成分载荷系数来识别同调机群, 但是主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)将高维变量之间的关系近似简化为线性关系, 对分析结果有一定影响。文献[15]提出一种基于非负矩阵分解降维结合传统 k 均值聚类的同调机群识别方法, 传统 k 均值算法与模糊 c 均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法类似, 都需要根据经验人为指定聚类类数, 人为指定聚类数可能存在自适应性差, 不同系统不同情况下难以确定聚类数以及受聚类数影响聚类结果未必最优等问题^[16]。上述方法均基于系统实测信号降维后聚类进行分群, 具有简单有效、满足实际应用的优点, 但限于传统算法的局限性, 聚类的稳定性以及精度尚需提高。

综上所述, 本文提出一种同调机群识别新方法。根据实测信号进行计算分析, 随后采用 t-分布邻域嵌入(t-distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE)算法将不同发电机功角信号从高维空间映射到二维空间, 通过二维坐标下模拟数据点之间的聚集程度更直观表示对应高维空间数据的相似性, 进而识别出各台发电机受扰动后的运行特性, t-SNE 算法的核心技术是降维^[17-19], 属于非线性的流行学习方法, 而 PCA 属于线性流行, t-SNE 算法可以更好地处理并且表达高维变量之间的非线性关系, 同时解决 PCA 降维后模拟数据点拥挤不便观察的问题。最后利用仿射传播(Affinity Propagation, AP)算法对降维后的模拟数据点进行聚类, 该算法属于无监督聚类方法, 计算开始前将所有点视为类代表点, 迭代结束后确定聚类中心及个数, 使所有数据点到其类代表点的相似度之和最大, 聚类的确定性和稳定性优于传统聚类方法。

1 同调分群算法

1.1 t-SNE 降维

t-SNE 算法是基于邻域嵌入算法改进而来, 属于非线性流行学习方法, 所谓流行学习方法实质从高维采样数据中恢复低维流形结构, 即找到高维空间中的低维流形, 并求出相应的嵌入映射, 以实现维数约简或者数据可视化, t-SNE 算法目前是高维数据降维可视化方法中效果最好的一种^[18]。

在邻域嵌入算法中, 高维空间数据点之间的几何欧式距离被转化成表示数据点相似性的条件概率, 即高维空间数据点 x_i 与 x_j 之间的相似性定义为符合高斯概率分布的条件概率 p_{ji} , 概率较高的 p_{ji} 代表点的几何距离相对较近, 而较低的 p_{ji} 代表点的距离相对较远, 条件概率 p_{ji} 公式为

$$p_{ji} = \frac{\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma_i^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|x_i - x_k\|^2 / 2\sigma_i^2)} \quad (1)$$

式中, σ_i 是以数据点 x_i 为中心的高斯函数的方差。

t-SNE 算法将高维空间数据点之间的条件概率改进为与低维空间模拟数据点的联合概率。同时通过在高、低维空间分别采用高斯概率分布与自由度为 1 的 t 分布。高维空间数据点 x_i 、 x_j 与低维空间数据点 y_i 、 y_j 之间的联合概率分别用 p_{ij} 与 q_{ij} 表示为

$$p_{ij} = \frac{p_{ij} + p_{ji}}{2n} \quad (2)$$

$$q_{ij} = \frac{(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|y_k - y_i\|^2)^{-1}} \quad (3)$$

为得到低维空间最佳模拟点, 通过最小化高维空间映射点对之间的条件概率分布 p_{ji} 对低维空间数据点对之间的条件概率分布 q_{ji} 的 KL 距离之和, 等同于联合概率分布 P (高维空间)与 Q (低维空间)之间的 KL 距离, 如式(4)。

$$C = KL(P \| Q) = \sum_i \sum_j p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}} \quad (4)$$

t-SNE 算法通过梯度下降方法最小化所有数据点的 KL 距离来降低 q_{ij} 与 p_{ij} 的差异性。式(5)定义了梯度。

$$\frac{\delta C}{\delta y_i} = 4 \sum_j (p_{ij} - q_{ij})(y_i - y_j)(1 + \|y_i - y_j\|^2)^{-1} \quad (5)$$

梯度下降是通过从具有小方差的各向同性高斯即围绕原点为中心随机地采样图点初始化, 通过添加动量项加速优化并且避免局部最小, 循环迭代更

新梯度来确定图上点的坐标变化, 梯度更新公式为

$$\gamma^{(t)} = \gamma^{(t-1)} + \eta \frac{\delta C}{\delta \gamma} + \alpha(t) (\gamma^{(t-1)} - \gamma^{(t-2)}) \quad (6)$$

式中: $\gamma^{(t)}$ 表示迭代 t 次的解; η 为学习率; $\alpha(t)$ 为动量。

1.2 AP 聚类

AP 算法是 D Dueck 等人在 2007 年在 Science 首次提出的一种聚类方法^[20], 该算法依据数据点的相似度矩阵来聚类, 一般来讲聚类就是使得数据点到其类代表点的距离最小化, 所以通常把数据点之间的欧式距离作为相似度来计算, 任意两点 α_i 与 β_k 之间的相似度为

$$s(i, k) = -d^2(\alpha_i, \beta_k) = -\|\alpha_i - \beta_k\|^2, \quad i = k \quad (7)$$

AP 算法在计算过程中通过数据点之间信息的互相传递, 从而获取为选出类代表点提供足够的证据。数据点之间的信息主要包括两类: $R(i, k)$ 为候选代表点 β_k 从数据点 α_i 搜寻的证据, 方向由 α_i 指向 β_k , 反映了 β_k 适合成为 α_i 的类代表点的程度; $A(i, k)$ 为数据点 α_i 从候选代表点 β_k 搜寻的证据, 方向由 β_k 指向 α_i , 反映了 α_i 选择 β_k 作为其类代表点的适合程度。

AP 算法在每一次迭代中, 都需要对 $R(i, k)$ 与 $A(i, k)$ 进行更新, 初始化 $A(i, k)=0$, 每一次迭代更新点 i' 、 k' 公式为

$$R(i, k) = s(i, k) - \max_{k' \neq k} [A(i, k') + s(i, k')] \quad (8)$$

$$A(i, k) = \begin{cases} \min \left\{ 0, R(k, k) + \sum_{i' \neq i} \max [0, R(i', k)] \right\} & i \neq k \\ \sum_{i' \neq i} \max [0, R(i', k)] & i = k \end{cases} \quad (9)$$

对式(9)两边同时加上 $A(i, k)$ 得到式(10)。

$$R(i, k) + A(i, k) = s(i, k) + A(i, k) - \max_{k' \neq i, k' \neq k} [A(i, k') + s(i, k')] \quad (10)$$

通过以上更新原则, 数据点之间的信息能够互相传递, 对于数据点集 α_i , 当 $A(i, k)+R(i, k)$ 的值有最大程度变化时, 表明 β_k 成为 α_i 的类代表点, 也能够通过设定迭代次数或者是局部变化的程度终止算法。

2 同调分群实现方案

当电力系统受到扰动后, 由于各台发电机转子摇摆特性不同, 即使得发电机功角曲线的变化存在

一定的差异性, 发电机之间可能因功角差过大而失步, 此时需要将具有相似摇摆特性的发电机分为一群, 即同调机群。电力系统中发电机同调性的基本判据为, 在所关注的时间段 $[0, \tau]$ 内, 若任意两台发电机 p, v 的转子角偏差在任意 t 时刻都满足式(11), 那么定义发电机 p, v 在时间段 $[0, \tau]$ 内同调。

$$\max_{t \in [0, \tau]} |\Delta \delta_p - \Delta \delta_v| \leq \varepsilon \quad (11)$$

式中, ε 为大于 0 的值, ε 值越小分群的精度越大, 同调性越显著。本文同调分群主要思想是对 N 台发电机功角信号依次进行降维、聚类, 具体实现步骤如下。

1) 通过相量测量单元(Phase Measurement Unit, PMU)测得系统故障后 N 台发电机功角信号 $s(t)$, 上传到 WAMS 主站。

2) 根据 $s(t)$ 构造 N 个 d 维向量 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_N$ 作为降维处理的输入数据, N 为发电机台数, d 为每台发电机功角信息的采样点个数。

3) 利用 t-SNE 算法对高维数据 $y_1, y_2, y_3, \dots, y_N$ 进行降维, 首先选择发电机样本点, 将样本点之间的几何欧式距离转化为对称性的联合概率形式表征高维空间数据之间的相似度 p_{ij} , 即

$$p_{ij} = \frac{\exp(-\|y_i - y_j\|^2 / 2\lambda_i^2)}{\sum_{k \neq i} \exp(-\|y_k - y_i\|^2 / 2\lambda_i^2)} \quad (12)$$

式中, λ_i 为以数据 y_i 为中心的高斯函数的方差, 同时在映射低维空间 m 内采用 t 分布来表征映像数据点之间的相似度 q_{ij} , 即

$$q_{ij} = \frac{(1 + \|m_i - m_j\|^2)^{-1}}{\sum_{k \neq i} (1 + \|m_k - m_i\|^2)^{-1}} \quad (13)$$

最后通过梯度下降方法最小化高维空间与低维空间的 KL 距离, 得到 N 台发电机功角信号最佳的低维空间模拟点 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_N$ 。

4) 用低维空间模拟数据点 $m_1, m_2, m_3, \dots, m_N$ 之间的欧式距离来构造 AP 聚类相似度矩阵 $s(i, k)$ 。

5) 根据 $s(i, k)$ 对数据进行 AP 聚类, $p(i)$ 的值默认设定为相似度的中间值, 初始化 $R(i, k), A(i, k)$ 为 0, 随后更新全部点的 Responsibility 值:

$$R(i, k) \leftarrow s(i, k) - \max_{k' \neq k} (s(i, k') + A(i, k')) \quad (14)$$

更新全部点的 Availability 值:

$$A(i, k) \leftarrow \min \{ 0, R(k, k) + \sum_{i' \neq i, k} \max(0, R(i', k)) \} \quad (15)$$

$$A(k, k) \leftarrow \sum_{k' \neq k} \max(0, R(k', k)) \quad (16)$$

根据 $A(I, k)+R(I, k)$ 的值, 更新聚类中心点信息。
6) 如果迭代次数超过设定值或聚类中心在多次

迭代中不发生变化则停止计算, 得到 N 台发电机的聚类结果, 实现同调分群。

同调机群识别的流程图如图 1 所示。

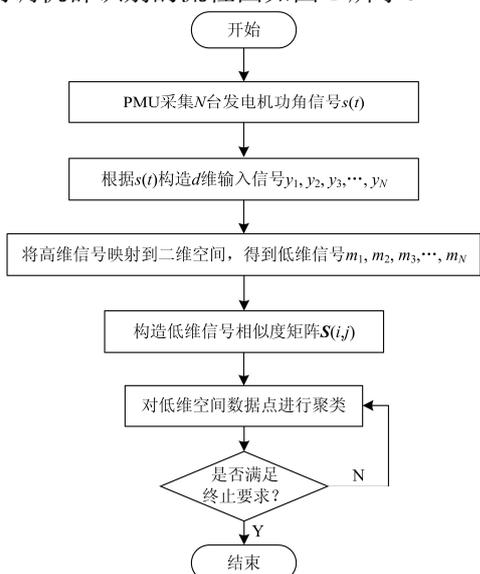


图 1 同调分群流程图

Fig. 1 Coherency grouping flow chart

3 算例分析

使用 BPA 仿真软件计算 2014 年湖南省网系统, 共含有 73 台发电机, 假设系统中各发电机均安装了 PMU, 通过 BPA 仿真模拟 WAMS 提供的发电机功角信号, 以受扰后发电机功角为原始数据, 后续采用 Matlab 软件仿真, 验证了所提方法的有效性。由于系统较大并且结构完整, 为加重故障严重程度, 将扰动设置为持续故障, 运行方式 1: 母线 XHY-500 与母线 XKS-500 间线路首端于 0 s 发生三相短路故障, 0.3 s 故障切除, 同时母线 XSBS-500 与母线 XBS-500 间线路首端于 1 s 发生三相短路故障, 1.2 s 故障切除。运行方式 2: XHY-500 与母线 XKS-500 间线路首端于 0 s 发生三相短路故障, 0.3 s 时故障切除, 母线 XSBS-500 与母线 XBS-500 间线路首端于 1 s 发生三相短路故障, 1.2 s 时故障切除, 母线 XCS1-230 与母线 XCS2-230 间线路首端于 0 s 发生三相短路故障, 0.2 s 时故障切除。运行方式 1、运行方式 2 发生故障情况下 73 台发电机功角曲线分别如图 2 和图 3 所示。

由图 2 和图 3 可以明显看出, 两种运行方式下, 发电机因系统受扰后明显失稳, 且发电机数量较多无法直接分析其特征, 为简化计算分析的同时更加直观清晰地观测各台发电机同调性, 运行方式 1 情况下采用 t-SNE 算法将 73 台发电机, 每台发电机 503 个功角信号映射到二维空间, 参见图 4。同时采

用 PCA 算法降维, 参见图 5。运行方式 2 同理参见图 6 和图 7。

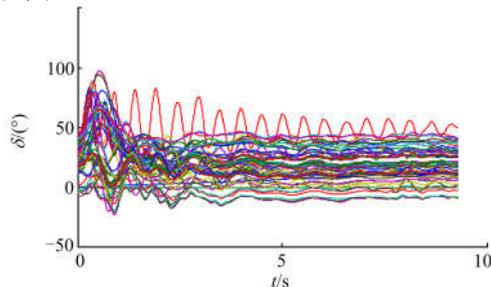


图 2 运行方式 1 功角曲线

Fig. 2 Power angle curve of mode 1

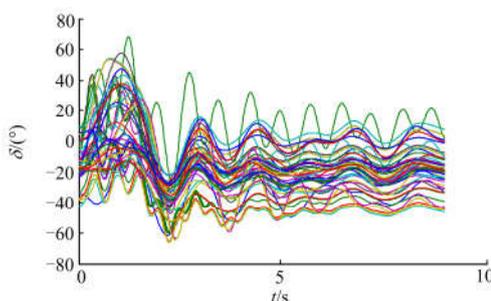


图 3 运行方式 2 功角曲线

Fig. 3 Power angle curve of mode 2

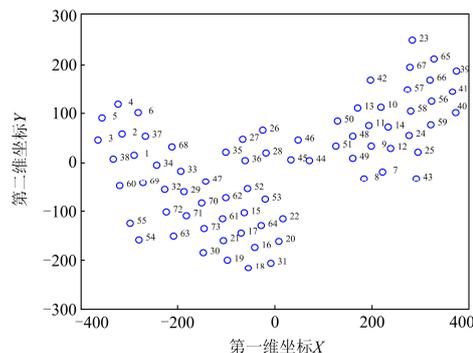


图 4 运行方式 1 t-SNE 降维

Fig. 4 t-SNE dimension reduction of mode 1

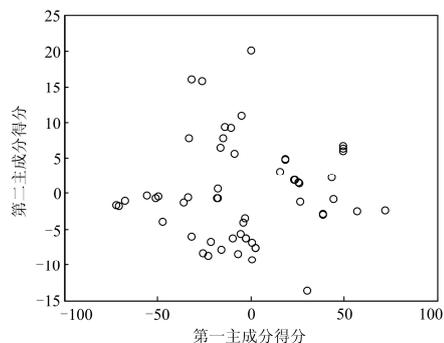


图 5 运行方式 1 PCA 降维

Fig. 5 PCA dimension reduction of mode 1

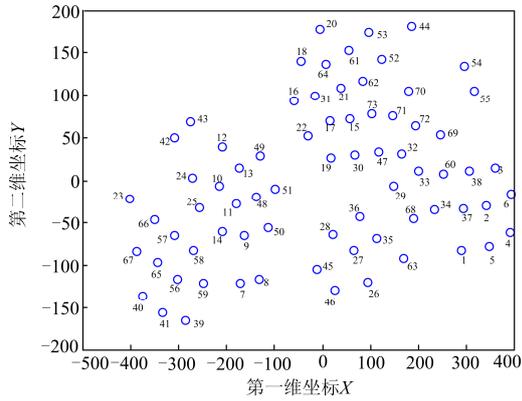


图 6 运行方式 2 t-SNE 降维

Fig. 6 t-SNE dimension reduction of mode 2

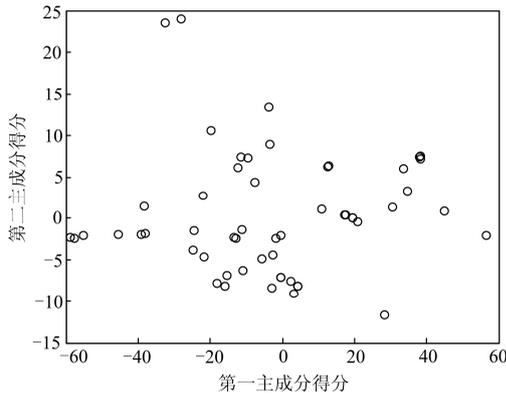


图 7 运行方式 2 PCA 降维

Fig. 7 PCA dimension reduction of mode 2

可以明显看出，两种方法均保留了数据关键信息，相互近邻的点代表发电机之间具有相似的摇摆特性，距离较远的点则代表相似性较低。PCA 以主成分载荷来划分发电机组的同调性，同调性相似的点会发生重叠难以直接观测，而 t-SNE 以概率形式体现同调性差异程度，低维空间模拟数据点之间采用自由度为 1 的 t 分布，映射发电机组整体同调性的同时解决了传统方法 PCA 降维后数据点过于拥挤的问题，在二维空间内可以清晰观测每一台发电机。

为得到最终同调分群结果，方法 1 基于本文方法将两种运行方式下 t-SNE 降维后得到结果采用 AP 聚类，如图 8 和图 9 所示。方法 2 基于文献[14]方法将两种运行方式下 PCA 降维后的结果采用 FCM 聚类，指定分类数同为 6 类，结果如图 10 和图 11 所示。为了验证本文所提方法的有效性，方法 1 和方法 2 同调识别的结果详见表 1，取 6~8 s 每一类中任意两台发电机出现的最大功角差来验证同调识别的精度，详见表 1。

从表 1 中可以看出，受运行方式及故障影响，系统受扰后同调机群也随之变化，若不能根据实测数据准确识别同调机群，将给后续解列平息振荡带来严重影响。两种方法分群结果所含发电机除个别不同以外其余近似相同。从表 2 的对比中可知，运行方式 1 群 1、群 2，运行方式 2 群 2、群 3、群 5、群 6 两种方法结果相同；运行方式 1 群 3、群 4、群 6，运行方式 2 群 1、群 4 方法 1 最大功角差均明显小于方法 2，以运行方式 2 群 4 为例，两种方法包

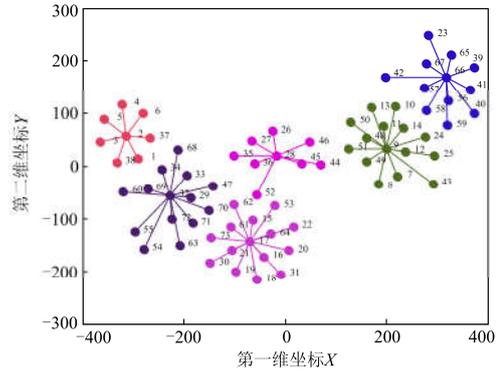


图 8 运行方式 1 AP 聚类

Fig. 8 AP clustering of mode 1

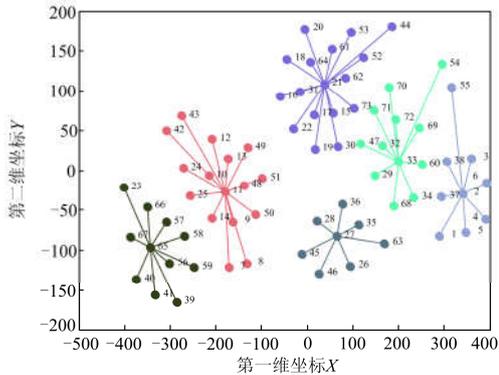


图 9 运行方式 2 AP 聚类

Fig.9 AP clustering of mode 2

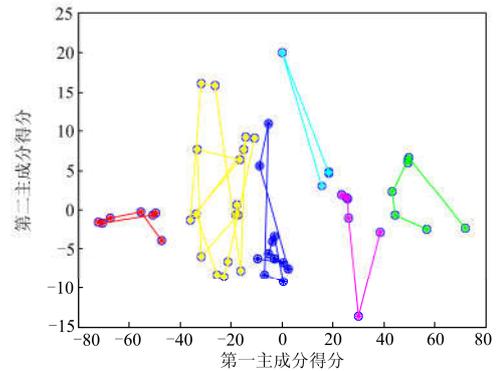


图 10 运行方式 1 FCM 聚类

Fig. 10 FCM clustering of mode 1

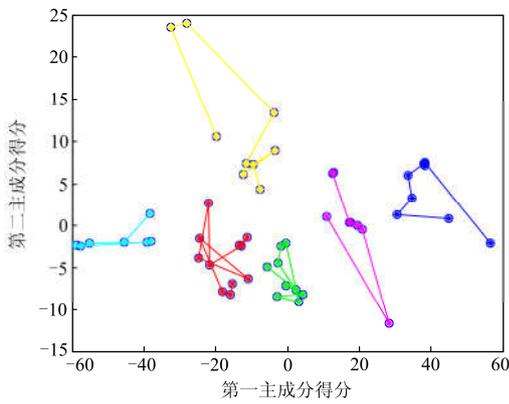


图 11 运行方式 2 FCM 聚类
Fig. 11 FCM clustering of mode 2

括相同发电机 26、27、28、35、36、45、46 共 7

台, 不同发电机 63、54、55 共 3 台, 方法 1 发电机 45、63 出现最大功角差 8.08° , 而方法 2 发电机 45、54 出现最大功角差 21.82° 。由此可见 PCA 假定高维数据之间线性相关关系影响了同调分群结果, t-SNE 处理复杂数据能力优于 PCA, 分群结果更加紧密的同时更便于观测, 同时 AP 算法可以根据发电机功角信号自身特点实现无监督聚类, 避免了 FCM 算法受初始类代表点随机选取影响结果稳定性问题。因发电机数量较多, 两种运行方式下本文所提方法计算时间分别为 1.21 s、1.23 s, 采用文献[14]所提方法计算时间分别为 0.94 s、0.98 s, 计算时间大体相当。以上均说明了本文方法在系统失稳后准确识别同调机群的同时相比基于 PCA 方法聚类效果更好。

表 1 分群结果

Table 1 Clustering results

运行方式 1		
	方法 1	方法 2
群 1	1, 2, 3, 4, 5, 6, 37, 38	1, 2, 3, 4, 5, 6, 37, 38
群 2	29, 32, 33, 34, 47, 54, 55, 60, 63, 68, 69, 70, 71, 72	27, 29, 32, 33, 34, 35, 36, 47, 54, 55, 60, 63, 68, 69, 70, 71, 72
群 3	15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 30, 31, 53, 61, 62, 64, 73	15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 26, 28, 30, 31, 52, 53, 61, 62, 73
群 4	26, 27, 28, 35, 36, 44, 45, 46, 52	7, 8, 44, 45, 46, 48, 49, 50, 51
群 5	7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 24, 25, 43, 48, 49, 50, 51	9, 10, 11, 12, 13, 14, 24, 25, 42, 43, 58, 59
群 6	23, 39, 40, 41, 42, 56, 57, 58, 59, 65, 66, 67	23, 39, 40, 41, 56, 57, 65, 66, 67
运行方式 2		
	方法 1	方法 2
群 1	1, 2, 3, 4, 5, 6, 37, 38, 55	1, 2, 3, 4, 5, 6, 37, 38
群 2	29, 32, 33, 34, 47, 54, 60, 68, 69, 70, 71, 72	29, 32, 33, 34, 47, 60, 68, 69, 70, 71, 72
群 3	15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 30, 31, 44, 52, 53, 61, 62, 64, 73	15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 30, 31, 52, 53, 61, 62, 64, 73
群 4	26, 27, 28, 35, 36, 45, 46, 63	26, 27, 28, 35, 36, 44, 45, 46, 54, 55
群 5	7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 24, 25, 42, 43, 48, 49, 50, 51	7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 24, 25, 42, 43, 48, 49, 50, 51
群 6	23, 39, 40, 41, 56, 57, 58, 59, 65, 66, 67	23, 39, 40, 41, 56, 57, 58, 59, 65, 66, 67

表 2 分群方法结果对比

Table 2 Comparison results of clustering method

运行方式 1 两台发电机功角差最大值(最大功角差发电机编号)						
	群 1	群 2	群 3	群 4	群 5	群 6
方法 1	11.27°(1-4)	16.85°(55-47)	5.51°(22-73)	6.86°(44-35)	8.95°(25-51)	7.55°(42-39)
方法 2	11.27°(1-4)	16.85°(55-47)	6.40°(28-22)	9.88°(48-44)	7.84°(13-58)	18.65°(23-56)
运行方式 2 两台发电机功角差最大值(最大功角差发电机编号)						
	群 1	群 2	群 3	群 4	群 5	群 6
方法 1	11.91°(1-55)	18.25°(54-47)	5.45°(22-52)	8.08°(45-63)	11.48°(8-42)	18.60°(23-59)
方法 2	11.27°(1-4)	18.25°(54-47)	5.45°(22-52)	21.82°(45-54)	11.48°(8-42)	18.60°(23-59)

4 结论

本文提出一种基于 t-分布邻域嵌入的同调机群无监督识别方法。首先采用 t-分布邻域嵌入算法进行降维处理,最后通过仿射传播算法实现无监督分群。将该方法应用于湖南省网算例,证明了本文方法具有以下优点:

1) 根据实测数据计算分析,避免运行方式、故障、模型参数的影响。

2) t-SNE 算法处理数据能力优于传统 PCA 算法,分群结果更加紧密,并且在二维空间可以清晰观测每一台发电机。

3) AP 算法聚类结果稳定,不受传统 FCM 算法类代表点随机选取影响结果稳定性;不需要人为指定聚类数,根据数据自身特点自动搜寻最佳类数。仿真结果表明该方法简单有效,基于系统实测数据降维分析,相比基于 PCA 方法具有聚类效果上的优势,对于广域测量系统下提高电网安全稳定自适应性具有一定借鉴意义。

参考文献

- [1] 项胜, 何怡刚, 吴可汗. 基于分形理论的国内大停电分析[J]. 电工技术学报, 2013, 28(增刊 2): 367-371.
XIANG Sheng, HE Yigang, WU Kehan. Blackout analysis of domestic power based on fractal theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(S2): 367-371.
- [2] 赵红生, 刘源, 陈伟彪, 等. 互联电力系统联络线功率波动机理及其扰动概率分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 1-9.
ZHAO Hongsheng, LIU Yuan, CHEN Weibiao, et al. Fluctuation mechanism of tie-line active power of interconnected power system and its oscillation probability analysis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 1-9.
- [3] 陆勇, 张文朝, 张祥成, 等. 解列后孤岛电网电压失稳机理探讨[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(12): 81-86.
LU Yong, ZHANG Wenchao, ZHANG Xiangcheng, et al. Study on mechanisms of voltage instability in islanding grid after fault disconnection[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(12): 81-86.
- [4] 常海军, 霍超, 李威, 等. 基于解列信息触发的孤立电网紧急控制方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 27-35.
CHANG Haijun, HUO Chao, LI Wei, et al. Research on emergency control scheme of isolated power grid based on splitting information triggering[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 27-35.
- [5] BAI Feifei, LIU Yong, LIU Yilu, et al. A measurement-based approach for power system instability early warning. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 17-25. DOI: 10.1186/s41601-016-0014-0.
- [6] 倪敬敏, 沈沉, 谭伟, 等. 一种基于非平衡点处线性化的同调识别方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(20): 7-12.
NI Jingmin, SHEN Chen, TAN Wei, et al. A coherence identifying method based on linearization at non-equilibrium point[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(20): 7-12.
- [7] 谭伟, 沈沉, 倪敬敏, 等. 基于轨迹特征根的机组分群方法[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(18): 1-5.
TAN Wei, SHEN Chen, NI Jingmin, et al. Analysis and application of power control sensitivity based on trajectory eigenvalues[J]. Automation of Electric Power Systems, 2010, 34(18): 1-5.
- [8] PAI M A, ADGAONKAR R P. Electromechanical distance measure for decomposition of power systems[J]. Electrical Power & Energy Systems, 1984, 6(4): 249-254.
- [9] KIM H, JANG G, SONG K. Dynamic reduction of the large-scale power systems using relation factor[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(3): 1696-1699.
- [10] XU Guangyue, VITTAL V. Slow coherency based cutset determination algorithm for large power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(2): 877-884.
- [11] 李婷, 吴敏, 何勇. 计及广域测量系统时滞影响的灵活交流输电系统阻尼控制器多目标设计[J]. 电工技术学报, 2014, 29(8): 227-234.
LI Ting, WU Min, HE Yong. Multi-objective design of FACTS damping controller based on WAMS with signal transmission delay[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(8): 227-234.
- [12] 杨德友, 蔡国伟. 基于广域局部量测信息的复杂电力系统自适应低频保护控制策略[J]. 电工技术学报, 2014, 29(10): 266-276.
YANG Deyou, CAI Guowei. Adaptive under frequency load shedding schemes for complex power systems using local measurements[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 29(10): 266-276.
- [13] 姜涛, 黄河, 贾宏杰, 等. 基于投影寻踪最佳方向的同调机群识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 359-367.
JIANG Tao, HUANG He, JIA Hongjie, et al. Coherency

- identification through projection pursuit[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 359-367.
- [14] 安军, 穆钢, 徐炜彬. 基于主成分分析法的电力系统同调机群识别[J]. 电网技术, 2009, 33(3): 25-28.
AN Jun, MU Gang, XU Weibin. Recognition of power system coherent generators based on principal component analysis[J]. Power System Technology, 2009, 33(3): 25-28.
- [15] 吴兴扬, 卫志农, 孙国强, 等. 基于非负矩阵分解的同调机群识别方法[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(14): 59-64.
WU Xingyang, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. A method for identifying coherent generators based on non-negative matrix factorization[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(14): 59-64.
- [16] 史坤鹏, 穆钢, 李婷, 等. 基于经验模式分解的聚类树方法及其在同调机组分群中的应用[J]. 电网技术, 2007, 31(22): 21-25.
SHI Kunpeng, MU Gang, LI Ting, et al. Empirical mode decomposition based clustering-tree method and its application in coherency identification of generating sets[J]. Power System Technology, 2007, 31(22): 21-25.
- [17] HINTON G E, ROWEIS S T. Stochastic neighbor embedding[M]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA, USA: The MIT Press, 2002.
- [18] VAN DER MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9: 2579-2605.
- [19] 冯蕊, 袁瑞强. 基于 t-SNE 的晋北矿区地下水水质评价[J]. 环境科学学报, 2014, 34(10): 2540-2546.
FENG Rui, YUAN Ruiqiang. Groundwater quality assessment based on the t-SNE method in the north coal field of Shanxi[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2014, 34(10): 2540-2546.
- [20] FREY B J, DUECK D. Clustering by passing messages between data points[J]. Science, 2007, 315(5814): 972-976.
- [21] ZHAO Jinquan, ZHANG Yujie, ZHANG Pan, et al. Development of a WAMS based test platform for power system real time transient stability detection and control[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2016, 1(1): 37-47. DOI: 10.1186/s41601-016-0013-1.

收稿日期: 2017-11-06; 修回日期: 2018-01-18

作者简介:

王振浩(1964—), 男, 通信作者, 教授, 研究方向为输变电设备运行状态监测与评估等; E-mail: zhenhaowang@126.com

杜虹锦(1994—), 女, 硕士研究生, 研究方向为风电场群无功协调控制。E-mail: dhj_1994@126.com

(编辑 周金梅)