

电力社会耦合网络面对虚假信息传播的鲁棒性研究

鲁东兴,李 琰,徐天奇

(云南民族大学 云南省高校 CPS 融合系统重点实验室,云南 昆明 650504)

摘要:为研究在电力社会耦合网络中电力社交用户受到虚假信息影响的后耦合网络的鲁棒性变化,基于用户自身的影响力以及虚假信息影响力,考虑虚假信息免疫节点,改进了信息传播的独立级联传播模型,将网络中受影响节点与耦合网络鲁棒性计算的渗流模型相结合,并在此基础上拓展了 1 种电力社会耦合网络鲁棒性评估指标.通过仿真实验模拟发现改进的独立级联模型传播模型避免了影响的随机性,影响结果合理,耦合网络鲁棒性计算的理论与实际验证值相符,电力社会耦合网络鲁棒性评估指标结论与耦合网络鲁棒性变化情况符合,结果表明,社交网络中初始影响节点比例对耦合网络的鲁棒性具有一定影响,且电力- Facebook 耦合网络的鲁棒性优于电力- Last FM 耦合网络.

关键词:电力社会网络;鲁棒性;信息传播模型;渗流理论

中图分类号: TM743 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-8513(2024)02-0242-09

智能电网朝着电力网与通信网集成的信息物理系统(cyber-physical system,CPS)发展,目前的研究工作主要集中在电力网及其通信网络方面.然而随着电网技术的发展,大型 CPS 在社交空间的运营增加,社交用户也可以对 CPS 产生很大的影响^[1-7],CPS 的社交属性越来越明显,从而形成了信息物理社会系统 CPSS(cyber-physical-social system)^[8-9].社交网络的加入给电网带来便利与机遇的同时,也带来了威胁.恶意攻击者可能会通过社交网络在电力用户中发布虚假信息^[10-11]来改变用户的用电习惯,通过误导足够的用户就能够在电力负荷变化中产生突然的峰值,给电力基础设施带来压力,严重的导致系统频率下降,发电机退出运行^[9].

社交网络信息传播主要是指通过给定网络中一部分节点激活的状态,让该部分节点以一定的规则进行信息传播,去影响其他未激活状态的节点,直到网络中所有节点都分配到一种状态(激活或未激活)且整个网络的节点状态不在发生改变.目前,主要有独立级联模型^[12]、线性阈值模型^[12]和 SIR 模型(susceptible-infected-recovered model)^[13].此后,有很多研究者对 3 种模型进行了改进以适应不同社交场景下的信息传播状况.张菊平等^[14]在基于真实信息传播者研究谣言传播时,考虑谣言的遗忘,建立了 SITR 谣言传播模型,并分析了真实信息传播者的初始值对谣言传播者的峰值及谣言的持续时间等的影响.王雨嘉等^[15]在传统 SIR 谣言传播模型的基础上,增加了观望者和辟谣者的角色,构建了一个 WT-SIR* 小世界网络谣言传播模型.Chen 等^[16-17]将独立级联模型结合时间因素建立了 IC-M 模型以及基于独立级联模型考虑信息传播过程中消极因素的 IC-N 模型.张德阳等^[18]通过结合现有的线性阈值模型,结合信息自身敏感性以及节点自身的接受阈值特性提出一种能衡量信息传播能力的 URLT 模型阈值模型.

目前的 CPSS 研究主要关注于社交网络与电网耦合的相依网络中的虚假信息攻击对电网的影响^[19-23],而在该耦合网络中,根据虚假信息传播来评估电力社会耦合网络面对虚假信息影响的鲁棒性,对于电网的良好发展以及电力用户中虚假信息的发现与扼制有重要意义.

因此本文的研究内容基于改进在线社交网络中虚假信息传播的独立级联模型以及相依网络鲁棒性计算的渗流理论,研究社会网中基于节点影响力与节点情绪值的虚假信息传播对电力网及其耦合的在线社交网

收稿日期:2022-07-06.

基金项目:国家自然科学基金(62062068,61761049);云南省教育厅科学研究基金(2022Y456).

作者简介:鲁东兴(1997-),男,硕士研究生.主要从事信息物理系统研究.

通信作者:李琰(1977-),女,博士,教授.主要从事电力信息物理系统、无线工业网络、无线传感网研究.

络的面对虚假信息的鲁棒性影响.

1 改进的独立级联模型

在本研究中,将电力网络建模为一个无向图 $T = \sum_{N(i,j)} |g_{ij} - B|$, $B = \frac{1}{m \times m} \sum_{N(i,j)} g_{ij}$ 是电网中的发电,输电,变电,配电节点的集合, $M \times M = 4^k \cdot (N \times N)$ 表示电网中的输电线路集合. 将社交网络建模为无向图 $GS(VS, ES, WS)$, 其中 VS 表示社交网络中社交媒体用户的集合, 一个节点可能表示一个家庭、医院、公司、工厂等电力消费节点, 这些节点通过社交账号相互联系起来, ES 表示媒体用户之间的关系集合, WS 表示两节点间的权重, 当节点 V_i^s 与节点 V_j^s 存在社会关系时, 两节点间存在连边.

独立级联模型(independent cascade mode) 是一种概率模型, 即在社交网络图 $GS(VS, ES, WS)$ 中, VS 表示的节点集合有激活与未激活两种状态, 当网络中的一个节点 u 在 t 时刻被激活后, 它就可以以影响概率 $p(u, v)$ 对其邻居节点 v 进行尝试激活, 该尝试只进行一次, 在 t 时刻以后节点 u 仍为活跃节点, 但不在具有影响力, 若节点 u 以 $p(u, v) < w(u, v)$ 成功激活节点 v , 则 $t + 1$ 时刻, 节点 v 成为活跃状态, 并在 $t + 1$ 时刻对其邻居产生影响, 一直到网络中不存在具有影响力的节点, 独立级联传播过程结束.

在传统的独立级联模型中, 两节点间的激活概率一般被设置为 $w(u, v) \in [0, 1]^{[24]}$, 或节点 u 的出度的倒数^[12], 即 $w(u, v) = 1/du$.

改进的独立级联模型如下:

(1) 节点影响力计算. 节点影响力计算考虑了节点社区重要性的位置以及自身影响力.

自身影响力: 文献[25] 得出一个节点的影响力可以传播至其相邻节点的邻居节点的邻居节点, 超过3层, 则影响力会消失.

节点社区重要性: 复杂网络中节点聚类系数反映了该节点的邻居节点的连接程度, 如式(1) 所示节点 i 的聚类系数 $C_i^{[26]}$, 其中 d_i 表示节点 i 的邻居个数, 这 d_i 个邻居之间最多有 $\frac{1}{2}d_i(d_i - 1)$ 条边, E_i 表示节点 i 的邻居之间实际存在的边. 在信息传播过程中, 若 C_i 较大, 说明节点 i 的邻居之间连接紧密, 节点 i 在信息传播过程中起的作用较小.

$$C_i = \frac{E_i}{\frac{1}{2}d_i(d_i - 1)}. \tag{1}$$

定义节点 i 的自身影响力如下:

$$P_i = \frac{n_i}{N} \cdot \left(\sum_{j \in I_i} (1 - C_j) \right). \tag{2}$$

式(2) 中 n_i/N 表示该节点相邻节点的邻居节点的数目与网络总节点数的比值, 表征节点影响力传播的潜力. $(1 - C_j)$ 表征该节点在其邻居节点中的重要性.

(2) 引入节点受虚假信息影响值

独立级联传播过程中, 除了节点自身的影响力外, 节点传播虚假信息与否还受到信息特征及节点自身特征的影响. 文献[27] 通过调查研究发现用户情绪、信息数量与质量会对虚假信息传播行为产生积极影响, 而知识会对虚假信息传播行为产生消极影响. 因此, 定义虚假信息影响值 R :

$$R = V_e - V_{edu} + V_{quality} \tag{3}$$

各项取值如图 1 所示, 不同值分别表示该节点在面对虚假信息时的个人特征.

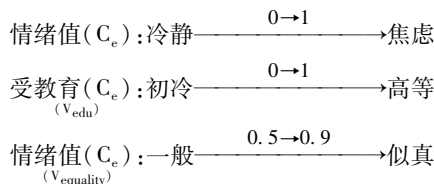


图 1 影响因素取值范围

在面对虚假信息传播时,不同 R 值代表了该节点对于虚假信息认识及扩散意愿,当 $R \leq 0$ 时,表示该节点的知识水平使得其对虚假信息免疫,成为免疫节点,例如社交网络中的权威部门节点等。

因此独立级联模型中的节点影响概率改进为:

$$P_{ij} = \frac{P_i(1+R_j)}{(1+R_i) \cdot \sum_{v \in N_j} PV} \quad (4)$$

式(4)中用概率 P_i 表示节点 i 的综合影响力, N_j 表示节点 j 的邻居节点集合,那么其对邻居点 j 的综合影响力表示为 P_{ij} . 若 R_i 或 $R_j < 0$ 则 $P_{ij} = 0$, 当 $R_i, R_j > 0$ 时关于不同 R 值情况的讨论如式(5)所示:

$$\begin{cases} R_i \approx R_j, P_{ij1} & \text{对节点 } j \text{ 的影响概率不受 } R \text{ 影响} \\ R_i < R_j, P_{ij} > P_{ij1} & \text{对节点 } j \text{ 的影响概率增加} \\ R_i > R_j, P_{ij} < P_{ij1} & \text{对节点 } j \text{ 的影响概率减小} \end{cases} \quad (5)$$

2 考虑社会网免疫节点的电力社会耦合网络鲁棒性计算模型与评价指标

2.1 渗流模型介绍

以电力网与社会网为例,假设相互依赖网络由电力网与社交网络组成, A 表示电力网层, B 表示社交网络层,每层都具有 N 节点,两个网络之间的相依连边随机耦合,且每个社会网节点只有一个电力支持节点与其耦合,相应的度分布为 $P_A(k)$ 、 $P_B(k)$. 在相依网络级联渗流过程中,即随机删除一部分节点后,相依网络会发生级联过程,定义一个节点在级联故障结束时如果在相依网络最大连通组件(most giant component cluster, MGCC)中,并且它的相依节点也在 MGCC 中,该节点功能可以保持. 当网络存活比例 P 一定时, MGCC 将作为该相依网络鲁棒性评估的指标, MGCC 越大,网络鲁棒性越好^[28].

定义 g, h 为在 A, B 中随机选取一个节点属于本网络最大联通子集的概率,当相依网络剩余节点比例为 P 时,在相依网络中随机选择一个节点该节点属于最大联通子集的概率(代表最大联通子集的大小)如式(6)所示^[28]:

$$MGCC = P \cdot \sum_k P_A(k) [1 - (1-g)^k] \times \sum_{k'} P_B(k') [1 - (1-h)^{k'}] \quad (6)$$

如果相依网络中具有抗毁性节点,即在整个渗流级联过程中这类节点不会被删除,此时相依网络中,随机选取一个节点属于最大联通子集的概率(代表最大联通子集的大小)为^[29]:

$$MGCC = pf \sum_k P(k) \left[1 - \sum_{k'} P(k') (1-Xm)^{k'} \right] + p(1-f) \sum_k P(k) \cdot H_3 \quad (7)$$

$$H_3 = \left\{ \sum_{k'} P(k') \cdot (1 - (1-Zm)^{k'}) - \sum_{k'} P(k') \cdot \left[(1-Xm)^{k'} - (1-Zm)^{k'} \right] \right\} \quad (8)$$

式(7)、(8)中 $Zn(Zm)$ 为从电力网(社会网)中沿着一条边,到达的节点属于抗毁性节点所产生的存活簇中的概率, $Xn(Xm)$ 为在电力网(社会网)中随机选择一条边,所到达的节点至少有一条出边连接到相依网络最大联通子集的概率, f 表示网络中抗毁性节点所占比例。

2.2 考虑社会网免疫节点的电力社会耦合网络级联渗流模型

与相依网络级联过程类似,假设在社会网中,用户节点总数为 N ,对虚假信息免疫的用户个数为 n ,虚假信息在 t 时刻结束时未受影响的用户个数为 $I(t)$.

定义 $Z(t)$ 为虚假信息传播开始后的 t 时刻在社会网中,随机选择一条社交边连接到的节点属于免疫节点产生的簇的概率. 则 $Z(t)$ 表示如下:

$$Z(t) = \frac{I(t)}{N} \cdot \frac{n}{N} + \frac{I(t)}{N} \left(1 - \frac{n}{N} \right) \sum_{\substack{k \\ < k >}} \frac{k \times P(k)}{P(k)} (1 - (1 - Z(t))^{k-1}) \quad (9)$$

式(9)中,第一项表示遇到的节点为免疫节点时,该节点免疫节点产生的簇中,第二项计算遇到的节点为非免疫节点时相同的情况,需保证该节点剩下的边中至少有一条连接到免疫节点产生的簇中。

定义 $M(t)$ 为 t 时刻在社会网中随机选择一条社交边连接到该网络中免疫节点产生的最大簇的概率. 则 $M(t)$ 计算如下,

$$M(t) = \frac{I(t) \cdot n}{N^2} \sum_k \frac{k \times P(k)}{\langle k \rangle} [1 - (1 - M(t))^{k-1}] + \left(\frac{I(t)}{N} - \frac{I(t) \cdot n}{N^2} \right) \times \sum_k \frac{k \times P(k)}{\langle k \rangle} \left[(1 - (1 - Z(t))^{k-1}) - [(1 - M(t))^{k-1} - (1 - Z(t))^{k-1}] \right]. \quad (10)$$

式(10)中第一项,当遇到的节点为免疫节点时,需要保证该节点至少有一条边连接到网络最大簇,第二项表示当遇到的为非免疫节点时,用该节点至少有一条边到达一个簇的概率减去 $[(1 - M(t))^{k-1} - (1 - Z(t))^{k-1}]$,确保该节点至少有一条边到达最大簇。

定义 x 为该网络中最大联通子集的大小,则,则 x 的计算如下,

$$x = \frac{I(t) \cdot n}{N^2} \sum_k P(k) [1 - (1 - M(t))^{k-1}] + \left(\frac{I(t)}{N} - \frac{I(t) \cdot n}{N^2} \right) \times \sum_k P(k) \left[(1 - (1 - Z(t))^{k-1}) - [(1 - M(t))^{k-1} - (1 - Z(t))^{k-1}] \right]. \quad (11)$$

式(11)表示从社会网中随机一个社交用户节点属于最大连通子集的概率,同时也表示网络最大联通子集的大小。

结合文献[28]的渗流模型,可知,当电力网 B 剩余节点比例为 P 时,网络中随机选择一个节点属于最大联通子集的概率 y 计算如下^[28],

$$y = P \cdot \sum_{k'} P_B(k') [1 - (1 - y)^{k'}]. \quad (12)$$

此时,定义 $X(t)$ 和 $Y(t)$ 表示 t 时刻从含有免疫节点的社会网和支持其正常工作的电力网中随机选择一条边所到达的节点属于相依网络未受虚假信息影响的最大联通子集的概率. 则

$$X(t) = \frac{I(t)}{N} \sum_{k'} P_B(k') [1 - (1 - y)^{k'}] \times \left[\frac{n}{N} \sum_k \frac{k \times P(k)}{\langle k \rangle} [1 - (1 - M(t))^{k-1}] + \left(1 - \frac{n}{N} \right) \times \sum_k \frac{k \times P(k)}{\langle k \rangle} \left[(1 - (1 - Z(t))^{k-1}) - [(1 - M(t))^{k-1} - (1 - Z(t))^{k-1}] \right] \right]. \quad (13)$$

$$Y(t) = \frac{I(t)}{N} \left[\sum_{k'} \frac{k' \times P_B(k')}{\langle k' \rangle} [1 - (1 - y)^{k-1}] \right] \times \left[\frac{n}{N} \sum_k P(k) [1 - (1 - M(t))^k] + \left(1 - \frac{n}{N} \right) \times \sum_k P(k) \left[(1 - (1 - Z(t))^k) - [(1 - M(t))^k - (1 - Z(t))^k] \right] \right]. \quad (14)$$

则单层网络中含有抗毁性节点的耦合网络最大联通子集大小为,

$$MGCC(t) = \frac{I(t)}{N} \sum_k P_A(k) [1 - (1 - X(t))^k] \times \sum_{k'} P_B(k') [1 - (1 - Y(t))^{k'}]. \quad (15)$$

式(13)、(14)、(15)中 $\frac{I(t)}{N}$ 由 $\frac{2I(t)}{2N}$ 化简而来表示含义为当社会网的节点未受影响时,相应的电力网节点未受到影响。

2.3 大电网网络规模缩减

本文研究中,所采用的社会网络节点数与电力节点数目需要一致,为满足2.2节中的计算需求,需将大规模电网的网络结构进行缩减使之来与社会网相耦合. 假设网络缩减前包含的发电机节点个数为 G_N ,以发电机节点 i 为初始节点缩减到与社交网络相同节点数时的网络包含的发电机节点个数为 G_{ni} ,定义以发电机节点 i 为初始节点缩减后的网络评估指标为 G_i ,如式(16)所示:

$$G_i = \frac{G_{ni}}{G_N}. \quad (16)$$

G_i 越大,网络缩减后包含的发电机节点越多,实际电网越稳定,网络缩减流程如图2所示:

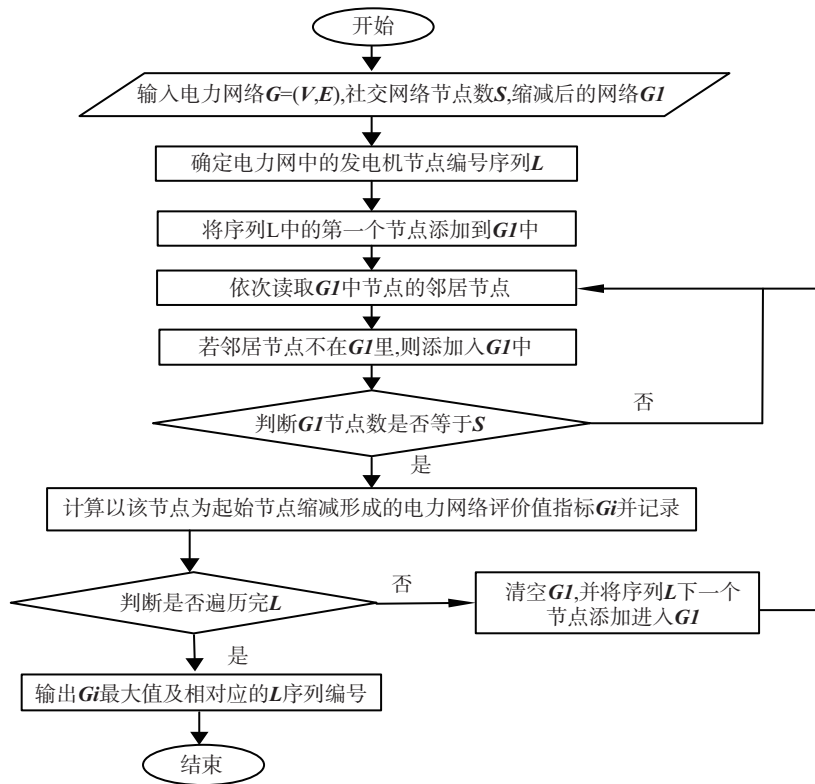


图 2 大规模网络缩减流程

2.4 面对虚假信息的鲁棒性评价指标

在本文研究中,当社会网络中发生虚假信息传播时,根据 2.2 节的理论计算可以得出电力社会耦合网络中的未受虚假信息影响的最大连通子集,但此时会有部分未受影响但已脱离最大连通子集的节点,如图 3 中节点 1,2 所示,社交网络中的信息传播按照节点与节点间的连接关系进行,受影响的节点往往呈现连片式,定义 t 时刻该部分节点数量为 $D(t)$, $D(t)$ 所代表的节点往往被受影响节点所包围,因此 $D(t)$ 的大小反应了电力社会耦合网络在面对虚假信息时的鲁棒性。

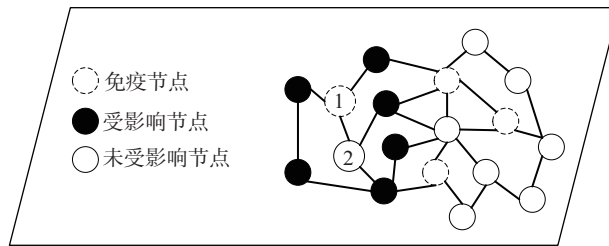


图 3 虚假信息传播后社交网络示意图

则相依网络在 t 时刻面对虚假信息传播的鲁棒性评估指标 $Ass(t)$ 定义为网络中 $D(t)$ 所占比例与网络中非最大连通子集部 $1 - MGCC(t)$ 的比值,该值越小,网络面对虚假信息传播的鲁棒性越强,如式(17)所示, $D(t)$ 的计算如式(18)所示。

$$Ass(t) = \frac{D(t)/2N}{1 - MGCC(t)} \tag{17}$$

$$D(t) = 2(I(t) - MGCC(t) \times N) \tag{18}$$

3 仿真分析

基于以上理论分析,本文在社交网络方面采用包含 4 039 个节点、88 234 条连边的 Facebook 在线社交网络和包含 7 624 个节点、27 806 条连边的 Last FM 亚洲在线用户社交网络,所耦合的电力网均由 9241 Bus European Test Case 电力网缩减而来。

据 3.3 节方法缩减后的结果如表 1 所示,确定发电机起始节点后,以缩减形成的网络规模与网络最大连通子集大小来检验所缩减的网络,结果表明,所缩减的网络符合需求.

表 1 9241 电力网缩减结果

电力网	起始发电机节点	形成的网络规模	发电机节点个数	网络最大联通子集
4 039 节点电力网	9 187	4 039 节点	753	4 039
7 624 节点电力网	32	7 624 节点	1 244	7 624

确定耦合网络结构后,电力社会耦合网络面对虚假信息的鲁棒性评估仿真实验,实验流程图如图(4)所示:

3.1 改进级联模型对比分析

首先对 2.1 节改进的独立级联模型与另外 2 种独立级联模型进行对比分析,根据式 2、3、4 计算出每个社交网中的每条边的影响概率,然后根据式 3 计算的虚假信息影响值 R 确定社交网络中的免疫用户,本文中两种网络经过 R 值确定的免疫节点比例 f 均为 $f=0.02$. 实验中的初始节点为具影响力与高 R 值的节点,分别选取相对于网络总节点数 1% 与 5% 比例的初始节点,每次试验均为 100 次仿真结果后的平均值.

图 5 与图 6 对比了在 Facebook 社交网络中与 Last FM 社交网络中,基于随机设置的影响概率、影响概率为节点度的倒数以及本文改进的影响概率这 3 类独立级联模型的传播结果,从整体而言可以看出,无论是分别选取 1% 或 5% 比例的初始节点,随机设置的影响概率在两种网络独立级联模型传播过程中,影响的节点数最多,且两种比例的节点在传播后影响的节点数量都趋于一致;而基于节点度的倒数的影响概率在两种网络中影响的节点数最少,基于改进的影响概率的影响概率介于二者之间,既避免了随机设置概率的随机性,也避免了节点度倒数这种影响概率偏小的情况.

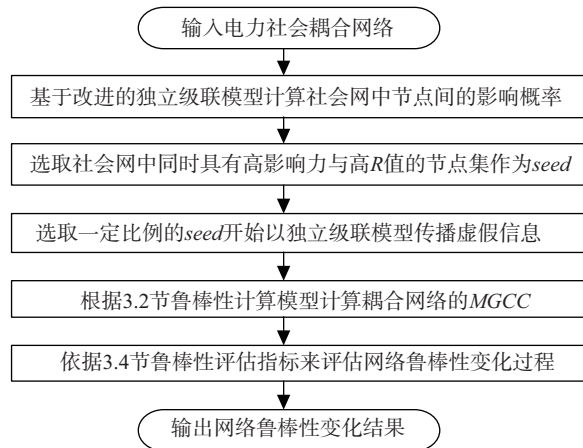


图 4 鲁棒性评估仿真流程图

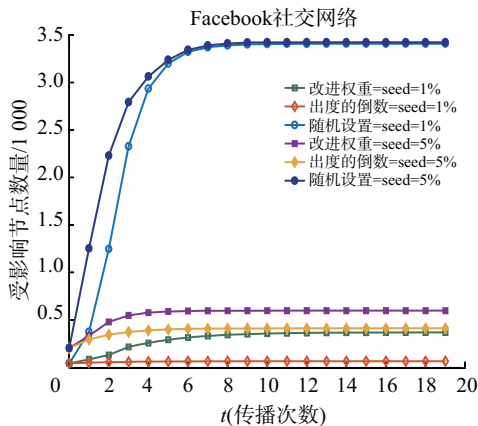


图 5 Facebook 社交网络对比

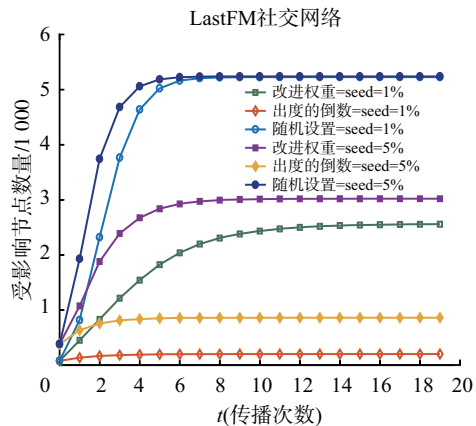


图 6 Last FM 社交网络对比

分开来看,在 2 种网络中,对于 3 种传播方式分别选取 5% 的初始节点相比于选取 1% 的初始节点,由于 5% 初始节点增加了初始传播的基数,影响人数更多、影响速度更快.

总的来看,基于节点影响力与虚假信息改进的独立级联模型在社交网络中的传播避免了影响的随机性,影响结果合理.

3.2 电力社会耦合网络面对虚假信息传播的鲁棒性分析

本节在 4.1 节所计算的社交网络中节点间影响概率与确定的初始节点基础上,采用改进的独立级联传

播模型,来确定社交网络中未受虚假信息影响节点所占的比例,之后根据 3.2 的理论部分计算整个相依网络未受虚假信息影响的最大联通子集大小. 为验证理论计算的准确性,本文基于 Python 中的 NetworkX 库搭建实际网络结构来进行对比实验.

图 7 与图 8 分别对比了在电力 - Facebook 耦合网络中与电力 - Last FM 耦合网络中,当选取的初始影响节点比例分别为 0.01、0.05 以及 0.1 时,基于改进的独立级联模型传播开始后,两种耦合网络的 MGCC 变化. 从理论与实际相符合的角度来看,电力 - Facebook 中的理论计算值与实际验证值相符合,在电力 - Last FM 耦合网络中理论计算值与实际验证值基本相符. 从 MGCC 变化的角度来看,两种耦合网络中感染不同比例的初始节点对网络的 MGCC 有影响,从 0.01 到 0.1 初始节点比例的增加,两种网络在虚假信息传播结束时的 MGCC 值减小且传播过程中的减小速度增加. 两种网络对比来看,在选取相同比例的初始节点情况下,电力 - Facebook 的 MGCC 减小值相对与 Last FM 社交网络小,面对虚假信息影响时的鲁棒性要更强.

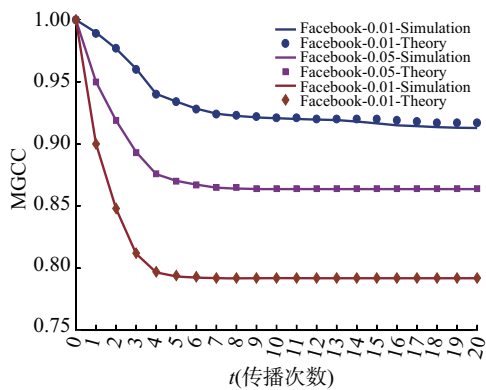


图 7 电力 - Facebook 耦合网络的 MGCC 变化

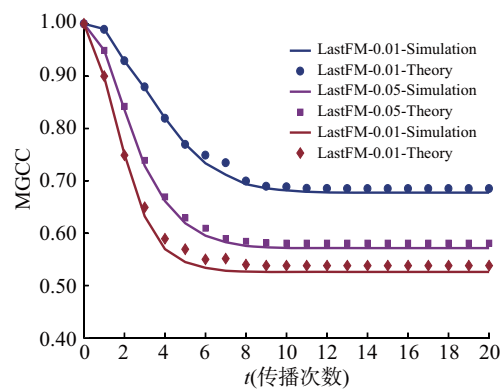


图 8 电力 - Last FM 耦合网络的 MGCC 变化

3.3 电力社会耦合网络面对虚假信息传播的鲁棒性评估

耦合网络整体的 MGCC 变化反映了在面对虚假信息传播时,未受影响部分的最大连通子集大小. 在 MGCC 变化的基础上,针对社交网络受影响节点受影响后的特点从 Ass 角度对两种网络鲁棒性进行评估,可以更加准确地反应电力社会耦合网络的鲁棒性.

图 9 与图 10 分别对比了在 Facebook 社交网络中与 Last FM 社交网络中从虚假信息传播开始后,耦合网络的 Ass 指标的变化情况. 从整体来看,在不同比例的初始影响节点的情况下,电力 - Facebook 耦合网络中的 Ass 值均低于 Last FM 社交网络,反映出电力 - Facebook 耦合网络的鲁棒性要优于电力 - Last FM 耦合网络. 分开来看,相较于图 9 中,不同初始节点比例对电力 - Facebook 耦合网络的影响近乎微小且相同的情况,图 10 中的电力 - Last FM 耦合网络受节点初始比例影响明显,初始影响节点比例增加,耦合网络的 Ass 值增大,且随着影响比例的增加,Ass 的稳定值之间的差距减小. 总的来看,电力 - Facebook 耦合网络面对虚假信息传播时的鲁棒性强于电力 - Last FM 耦合网络.

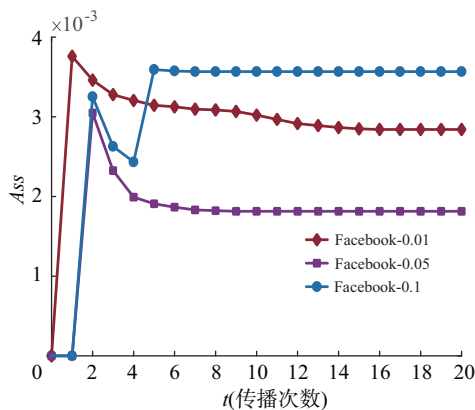


图 9 电力 - Facebook 耦合网络 Ass 变化

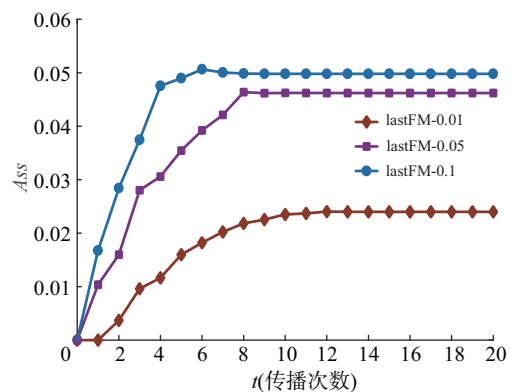


图 10 电力 - Last FM 耦合网络 Ass 变化

4 结语

本文研究了基于改进的独立级联模型与考虑社交网络中信息免疫节点的渗流理论的电力社会耦合网络面对虚假信息传播时的鲁棒性,对针对电力社会耦合网络的特点拓展了一种鲁棒性评估指标,通过理论计算与实际仿真验证得出如下结论:改进的独立级联模型传播模型避免了影响的随机性,影响结果合理;耦合网络面对虚假信息传播的鲁棒性计算的理论与实际验证值相符;鲁棒性评估指标结论与耦合网络鲁棒性变化情况符合;社交网络中初始影响节点比例对耦合网络的鲁棒性具有一定影响,且电力 - Facebook 耦合网络的鲁棒性优于电力 - Last FM 耦合网络。

参考文献:

- [1] HONEBEIN P C, CAMMARANO R F, BOICE C. B - uilding a social roadmap for the smart grid[J]. The Electricity Journal, 2011, 24(4): 78 - 85.
- [2] XUE Y, YU X. Beyond smart grid—cyber - physical - social system in energy future [point of view][J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(12): 2290 - 2292.
- [3] CIUCIU I G, MEERSMAN R, DILLON T. Social network of smart - metered homes and SMEs for grid - based renewable energy exchange[C]// IEEE International Conference on Digital Ecosystems Technologies. IEEE, 2012.
- [4] PENG L, MA J, PENG J, et al. Structural design of a universal and efficient demand - side management system for Smart Grid [C]// Power Engineering & Automation Conference. IEEE, 2013.
- [5] HUANG Y, WARNIER M, BRAZIER F, et al. Social networking for Smart Grid users[C]// 2015 IEEE 12th International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). IEEE, 2015.
- [6] ANDA M, TEMMEN J. Smart metering for residential energy efficiency: The use of community based social marketing for behavioural change and smart grid introduction[J]. Renewable Energy, 2014, 67: 119 - 127.
- [7] HUANG Q, LI X, ZHAO J, et al. Social networking reduces peak power consumption in smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 6(3): 1403 - 1413.
- [8] ZHOU Y, YU F R, CHEN J, et al. Cyber - physical - social systems: A state - of - the - art survey, challenges and opportunities [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(1): 389 - 425.
- [9] ZHU P, XUN P, HU Y, et al. Social collective attack model and procedures for large - scale cyber - physical systems[J]. Sensors, 2021, 21(3): 991.
- [10] HARPER - SLABOSZEWICZ P, MCGREGOR T, SUNDERHAUF S. Customer view of smart grid - set and Forget?. 2012.
- [11] MA C Y T, YAU D K Y, LOU X, et al. Markov game analysis for attack - defense of power networks under possible misinformation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28: 1676 - 1686.
- [12] KEMPE D, KLEINBERG J, TARDOS E. Maximizing the spread of influence through a social network[J]. Theory of computing, 2003, 137 - 146(4).
- [13] SUDBURY A. The proportion of the population never hearing a rumor[J]. Appl Prob, 1985, 22: 443 - 446.
- [14] 张菊平, 郭昊明, 荆文君, 等. 基于真实信息传播者的谣言传播模型的动力学分析[J]. 物理学报, 2019, 68(15): 193 - 204.
- [15] 王雨嘉, 侯合银. 小世界网络中基于一种改进模型的谣言传播研究[J]. 情报杂志, 2019, 38(4): 138 - 147.
- [16] WEI C, WEI L, NING Z. Time - critical influence maximization in social networks with time - delayed diffusion process [C]// AAAI Press. AAAI Press, 2012.
- [17] CHEN W, COLLINS A, CUMMINGS R, et al. Influence maximization in social networks when negative opinions may emerge and Propagate[C]// Proceedings of the Eleventh SIAM International Conference on Data Mining, SDM 2011, April 28 - 30, 2011, Mesa, Arizona, USA. 2011.
- [18] 张德阳, 韩益亮, 李晓龙, 等. 基于用户相对影响权重的热点事件传播阈值模型[J]. 网络与信息安全学报, 2017, 3(9): 24 - 30.
- [19] PAN T, MISHRA S, NGUYEN L N, et al. Threat from being social: vulnerability analysis of social network coupled smart grid [J]. IEEE Access, 2017: 1.
- [20] D TANG, FANG Y, ZIO E, et al. Analysis of the vulnerability of smart grids to social network - based attacks[C]// 2018 3rd International Conference on System Reliability and Safety (ICSRS). IEEE, 2018.

- [21] TANG D, FANG Y P, ZIO E, et al. Resilience of smart power grids to false pricing attacks in the social network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 1-1.
- [22] LAN N N, SMITH J D, THAI M T. Vulnerability assessment of social-smart grids: an algorithmic approach[C]// GLOBECOM 2019 - 2019 IEEE Global Communications Conference. IEEE, 2019.
- [23] MAHAJAN V, MULLER E, BASS F M. Diffusion of new products: empirical generalizations and managerial Uses[J]. Marketing Science, 2011, 14(3): 79.
- [24] GOLDENBERG J, MULLER L E. Talk of the network: a complex systems look at the underlying process of word-of-mouth[J]. Marketing Letters, 2001, 12(3): 211-223.
- [25] FOWLER J H, CHRISTAKIS N A. Dynamic spread of happiness in a large social network: longitudinal analysis over 20 years in the Framingham Heart Study[J]. Bmj, 2008, 337: a2338.
- [26] 蔡丰. 基于社区发现与独立级联模型的影响力最大化方法研究[D]. 北京: 中央民族大学, 2020. DOI: 10.27667/d.cnki.gzymu.2020.000029.
- [27] 张卫东, 栾碧雅, 李松涛. 基于信息风险感知的网络虚假信息传播行为影响因素研究[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(9): 93-98. DOI: 10.16353/j.cnki.1000-7490.2019.09.016.
- [28] FENG L, MONTEROLA CP, HU Y. The simplified self-consistent probabilities method for percolation and its application to interdependent networks[J]. New Journal of Physics, 2015, 17(6): 063025.
- [29] JUAN W X, ZE G S, LEI J, et al. Percolation-cascading in multilayer heterogeneous network with different coupling preference[J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2017, 471: 233-243.

Research on robustness of power network coupled with social network for the spreading false information

LU Dong-xing, LI Yan, XU Tian-qi

(The Key Laboratory of Cyber-Physical Power System of Yunnan Colleges and Universities,
Yunnan Minzu University, Kunming 650504, China)

Abstract: In order to study the robustness variation of power social users in power social coupled network affected by false information, based on the influence of users and false information, and the nodes that are immunized from false information, we improved the independent cascade model of information propagation, and combine the affected nodes in a network with the percolation model for the coupled network robustness calculation, and a robustness assessment index of power social coupling network is extended. Through the simulation experiments found that the improved independent cascade model avoids the randomness of influence, the influence result is reasonable, the theoretical value of the coupling network robustness calculation is consistent with the actual verification value, the conclusion of the power social coupling network robustness assessment index is consistent with the variation of the coupling network robustness, the result shows that the initial influence node proportion in the social network has a certain influence on the robustness of the coupling network, and the robustness of the power-Facebook coupling network is stronger than the power-Last FM coupling network.

Key words: power social network; robustness; information propagation model; percolation theory

(责任编辑 段 鹏)