

基于时空影响域的加权地震网络拓扑特性分析

徐艳杰, 任涛, 齐义

(东北大学软件学院, 辽宁沈阳 110169)

摘 要: 针对加利福尼亚地震网络, 为了研究网络中节点间的相互影响关系, 首先基于时空影响域, 以平均震级比对边权值进行定义, 从而生成加权地震网络。其次, 选取零模型为参照物, 分析了加权地震网络的拓扑特性。同时对边权值和节点权值的分布进行分析。结果发现: 加权地震网络具有无标度和小世界特性, 且节点和边权值都具有幂律分布特性; 节点的权值与其最大震级值存在正相关。本文基于地震数据所构建的加权地震网络更符合实际情况。

关 键 词: 地震网络; 复杂网络; 时空影响域; 无向/有向网络; 零模型

中图分类号: TP 393

文献标志码: A

文章编号: 1005-3026(2018)11-1551-05

Topological Characteristic Analysis of Weighted Seismic Network Based on Space-Time Influence Domain

XU Yan-jie, REN Tao, QI Yi

(School of Software, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: XU Yan-jie, E-mail: Nancy_Xuyanjie@163.com)

Abstract: The seismic network of the south California is taken as the research object. In order to study the influence relationship among nodes in seismic network, the weighted seismic network is generated based on the space-time influence domain and the mean magnitude ratio. Then, based on the reference effect of null model, the topological characteristic of weighted seismic network is analyzed. At the same time, the weight distribution of the edge and the node are analyzed. It is found that the weighted seismic network has scale-free and small-world characteristics, and both the node and the edge weight have power-law distribution. In addition, there is a positive correlation between the weight of the node and its maximum magnitude. Based on the seismic data, the weighted seismic network can reflect the actual situation well.

Key words: seismic network; complex network; space-time influence domain; undirected/directed network; null model

地震的研究是各国关注的焦点。地球每时每刻都有地方发生震动, 即便是一个小的地震多发带, 每年的地震次数也有几千甚至上万次。地震是影响人类生命和财产的最重要的自然现象之一, 因此, 对地震的研究有着悠久的历史。其中最著名的是描述地震震级和频数关系的 Gutenberg-Richter 定律^[1]和描述余震发生频率比与时间间隔关系的 Omori 定律^[2]这 2 个地震定律。近年来, 物理学家试图将地震动力学描述为尺度不变

过程。Baiesi 等^[3]将不同的震颤事件定义为网络的节点, 其中一对节点如果它们之间的相关性超过特定阈值则被连接。而另一方面, Abe 等^[4-11]则认为每对连续的地震事件都是有联系的。

当前, 复杂网络在处理数据方面已经得到各界的认可, 并且已经应用到各个方面。而在分析网络拓扑特性研究中, 零模型的参照物作用不容忽视。从统计学的角度来看, 为了验证“具有 H 特征的 G 网络还具有 I 的特征”这个零假设是否成

收稿日期: 2017-08-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61473073, 61104074); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N161702001); 辽宁省高校优秀人才计划项目(LJQ2014028)。

作者简介: 徐艳杰(1992-), 女, 河南周口人, 东北大学博士研究生; 任涛(1980-), 男, 辽宁沈阳人, 东北大学教授, 博士生导师。

立,而生成的与初始网络具有相同规模相同 M 特征的随机化网络模型就是零模型^[12]. 在日常应用中,人们往往习惯了将随机网络模型看作参照系,在分析网络的小世界特征和聚类效应时,都参照了随机化网络模型.

为构建地震网络,Abe 等^[5]在 2004 年提出了一种对地震区域进行网络建模的方法:先将要研究的地震区域划分为一个个的单元格,如果单元格有地震发生,则将这个单元格定义为节点,若在一次地震事件中两个节点都发生了地震,则定义这两个节点之间有边,在一次地震事件中,如果同一个节点有两次震动发生则直接给这个节点添加自环;在研究加利福尼亚和日本的地震数据后,通过统计网络节点度分布特性发现这两个区域的地震网络均具有无标度特性. 何璇则在 Gardner 等^[13]研究的基础上提出了基于时空影响域^[14-15]构建地震网络. Lin 等^[16]基于加利福尼亚的震级时间序列建立了地震复发网络,利用网络熵的特点去测定主震. 通过上述方法构建的网络是无权网络,而在实际网络中,不同的连边所扮演的角色具有不同的重要性,所以在研究地震网络时,需要引进与连边相关联的“权重”这个新属性,进而构建加权地震网络.

本文针对加利福尼亚地震区域的时空相关性,根据实际统计数据中地震震级比对地震网络的边权值进行了定义,生成了加权地震网络. 然后,分析了加权地震网络的边权值和节点权值的无标度特征. 通过零模型的参照物作用研究了地震网络的无标度特征和小世界特征. 最后分析得到节点权值与节点最大震级存在线性关系.

$$d_{ij} = 2R \sin^{-1} \left(\sqrt{\sin^2 \left(\frac{\pi(i_{\text{lat}} - j_{\text{lat}})}{360} \right) + \cos \left(\frac{\pi i_{\text{lat}}}{180} \right) \cos \left(\frac{\pi j_{\text{lat}}}{180} \right) \sin^2 \left(\frac{\pi(i_{\text{lon}} - j_{\text{lon}})}{360} \right)} \right).$$

其中: d_{ij} 为节点 i, j 之间的距离; t_i, t_j 表示节点 i, j 的地震时刻; $i_{\text{lat}}, j_{\text{lat}}$ 表示节点 i, j 发生地震的经度; $i_{\text{lon}}, j_{\text{lon}}$ 表示节点 i, j 发生地震的维度. 默认震源的震级大于其所影响的区域震级.

网络中节点之间连边的定义:在一次地震事件中,如果节点 i, j 先后发生地震且节点 j 在节点 i 的影响范围和影响时间之内 ($\Delta t \leq T_i$ 且 $d_{ij} \leq L_i$), 则两个节点之间存在连边(有向网络中 i 有一条边指向 j);如果节点 i, j, v 都依次发生了地震且节点 v 在节点 i 和 j 的影响时间和影响范围之内,则节点 v 与节点 i 和 j 都有连边(有向网络中 i 和 j 都有边指向 v),排除重边,同时排除节点受自身影响发生的地震,即自环.

以往的加权地震网络在定义边权值时只考虑

1 加权地震网络

加利福尼亚位于环太平洋地震带南部,发生在此地的地震多为浅源地震,所以在划分地震区域的时候,可以只按照经纬度划分,不考虑深度. 本文主震节点默认为震级至少是 2.5 级,且文中所有节点的震级都为 1 级以上.

本文划分节点时采用经纬度划分节点的方法,将加利福尼亚地震数据所包含的地理区域 (114.0 W 至 122.0 W, 32.0 N 至 37.0 N) 划分为若干个小格子,除去不属于加利福尼亚州的小格子,然后将这些地理区域进行编号,根据南加利福尼亚地震数据中心统计的 1992 ~ 2014 年地震数据(数据来源于 http://service.scedc.caltech.edu/ftp/catalogs/SCEC_DC/),除去不属于加利福尼亚的地震数据和震级为 1 级以下的小区域,从而得到相应的网络节点.

对于网络节点 i , 它的震级与影响直径和影响持续时间不是线性关系,它们之间的关系可由式 (1), 式 (2)^[13-15] 表示:

$$\lg T_i = a_1 M_i + b_1,$$

$$\lg L_i = a_2 M_i + b_2.$$

其中: M_i 表示发生在节点 i 的地震震级; T_i 表示节点 i 发生 M_i 级地震后的影响时间; L_i 表示节点 i 发生 M_i 地震后的最大影响距离,即影响直径; a_1, a_2, b_1, b_2 是根据统计所得的常数.

一次地震事件中,节点 i 和节点 j 之间的时间和空间的联系由式 (3) 和式 (4) 来定义:

$$\Delta t = t_i - t_j,$$

共同地震次数或者地震影响次数,而忽略了地震区域间震级的影响,因此,本文以平均震级比定义边权值,第 m 次地震时的边权值 s_{ijm} 定义为

$$s_{ijm} = \frac{M_{jm}}{M_{im}}.$$

其中: M_{im} 表示第 m 次地震时震源节点 i 的震级; M_{jm} 表示第 m 次地震时节点 j 的震级.

1992 ~ 2014 年的加利福尼亚南部的震级不小于 1 的地震记录共有 228 393 次. 为了便于研究,在地震网络中,选取众多边权值的期望表示加权地震网络的边权值,即

$$S_{ij} = \frac{1}{n_i} \sum_{m=1}^{n_i} s_{ijm}.$$

其中, n_i 表示节点 i 影响节点 j 所发生的地震次

数,因为是针对具体数据所进行的计算,所以不会出现数据无穷大的情况.

而在无向网络中,式(6)可转换为

$$S_{ij} = \frac{1}{n_i + n_j} \left(\sum_{m=1}^{n_i} s_{ijm} + \sum_{f=1}^{n_j} s_{jif} \right).$$
 (7)

2 基于零模型地震网络拓扑特性分析

置乱算法是最近经常使用的生成零模型的方法.置乱算法不仅能够进行断开连边重连改变网络的节点连接关系,还能够在保持原先连接关系的基础之上随机化网络的某些因素.因此,使用置乱算法生成对应的零模型,通过各种统计量相对值的对比可以进一步深入理解网络.在各阶零模型中,因为 0 阶的零模型与原网络具有相同的节点数目和连边数目,也就是说只要维持节点和连边的数目一致,网络其他特性可以随意改变.因此,0 阶零模型一般都用于对比分析网络节点度分布和聚类系数分布特性.

基于随机置乱算法^[17]生成相应的 0 阶零模型,从而对本文的地震网络分为无向和有向进行拓扑特性研究.因为地震网络边权值相等的很少,因此在生成 0 阶零模型时,选择无权地震网络作为原始网络.

如图 1 所示,原始无向地震网络的度分布符合幂律分布,而其 0 阶零模型的度分布不具有幂律分布特征,则可得无向地震网络具有无标度特

性,且计算可得其幂指数为 1.217 1.

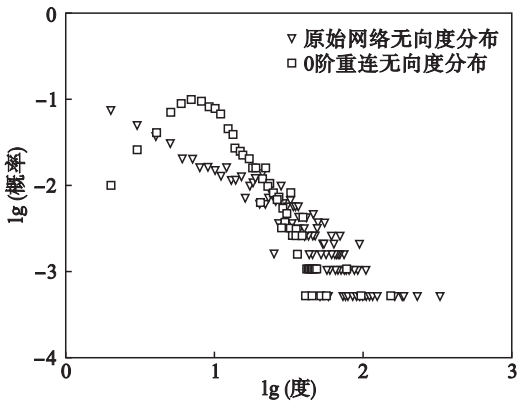


图 1 双对数坐标下无向地震网络及其 0 阶零模型节点的概率度分布

Fig. 1 Nodes probability degree distribution of the undirected seismic network and its 0 order null model in lg-lg coordinate

通过计算可得,无向地震网络的聚类系数为 0.368 7,它的 0 阶零模型的聚类系数为 0.038 0,与其节点平均度相同的完全随机网络的聚类系数为 0.008 6.因为原始无向地震网络的聚类系数远远大于与它对应的完全随机网络和它的 0 阶零模型,从而可以得出无向地震网络具有小世界特性.

对有向地震网络进行分析.如图 2 所示,原始有向地震网络的度分布符合幂律分布,且出度的幂指数为 1.112 9,入度的幂指数为 1.253 6.而与之相比,其 0 阶零模型的出度和入度分布都不具有幂律分布特性.从而可得有向地震网络具有无标度特性.

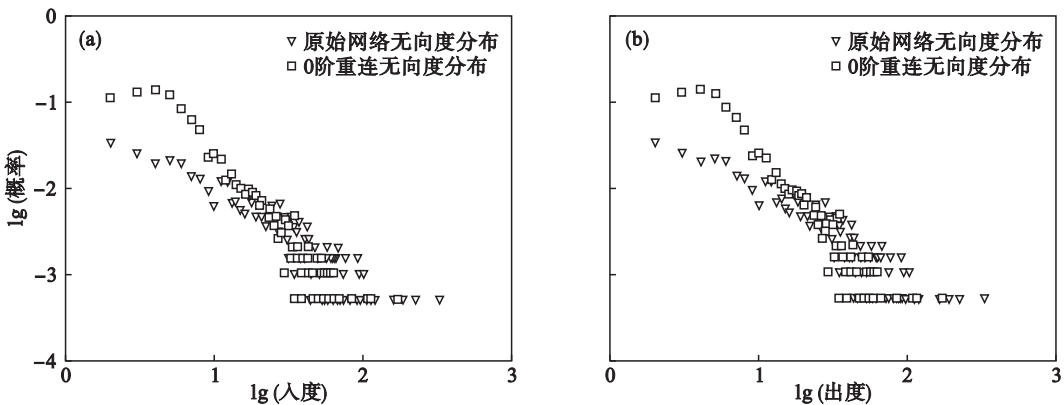


图 2 双对数坐标下原始有向网络及其 0 阶零模型节点的度分布概率

Fig. 2 Nodes probability degree distribution of the directed seismic network and its 0 order null model in lg-lg coordinate (a)—入度分布;(b)—出度分布.

通过计算可得,有向地震网络的聚类系数为 0.368 7,它的 0 阶零模型的聚类系数为 0.075 7,与其节点平均度相同的完全随机网络的聚类系数为 0.008 7.因为原始有向地震网络的聚类系数远远大于与它对应的完全随机网络和它的 0 阶零模

型,从而可以得出有向地震网络具有小世界特性.

综上所述,本文以经纬度划分节点,基于时空影响域构造的地震网络,无论是无向还是有向网络,都具有无标度和小世界特性.

3 加权地震网络节点和边权值分布特性分析

表 1 为基于平均震级比的加权地震网络边权值概率. 由表 1 可得, 无向网络中不存在权值大于等于 0.8 的连边, 权值大于 0.5 的连边占总体 5% (表 1 中边权值为 0.1 时的概率代表网络中边权值大于 0.1 小于等于 0.2 的概率); 而在有向网络中, 不存在权值大于等于 1 的连边, 权值大于

0.5 的连边占 14%. 由此可得, 基于平均震级比的加权地震网络中, 震源节点影响其他节点发生与它震级相近地震的可能性很小.

通过对边权值 and 其所占概率取双对数, 进而研究边权值是否符合幂律分布特性. 如图 3 所示, 无论是在无向网络还是有向网络中, 边权值都服从幂律分布, 对于无向网络, 边权值的幂指数为 1.387 0. 而对于有向网络, 它的幂指数为 0.934 1. 这说明网络中边权值小的连边居多, 边权值大的连边只是极少数.

表 1 基于平均震级比的加权地震网络边权值概率

Table 1 Seismic network edge weight probability based on average magnitude ratio

| 网络 | 0 | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 | 0.6 | 0.7 | 0.8 | 0.9 |
|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 无向网络 | 0.67 | 0.15 | 0.07 | 0.04 | 0.02 | 0.02 | 0.01 | 0.01 | 0.01 | 0 |
| 有向网络 | 0.51 | 0.15 | 0.09 | 0.06 | 0.05 | 0.04 | 0.03 | 0.02 | 0.03 | 0.02 |

本文定义无向网络节点的权值为节点边权值的总和, 即 $w_i = \sum_j S_{ij}$. 而有向网络节点的权值分为出边权值和入边权值. 通过计算可得, 无向和有向地震网络节点权值分布都具有幂律分布特性, 也就是富人俱乐部现象. 无向网络节点权值的幂指数为 1.085 6, 有向网络根据出边权值和入边权值计算所得的节点的权值幂指数分别为 0.928

9 和 0.980 9. 且通过统计可得, 无向加权地震网络的节点最大震级与其权值呈正相关, 而有向加权地震网络的节点最大震级与其基于出边所计算的权值呈正相关, 根据数值仿真可得它们之间的比值分别拟合为 (0.103, 3.126) 和 (0.016, 3.729). 这说明节点权值越高, 节点的影响性越大, 即它发生大型地震的可能性越大.

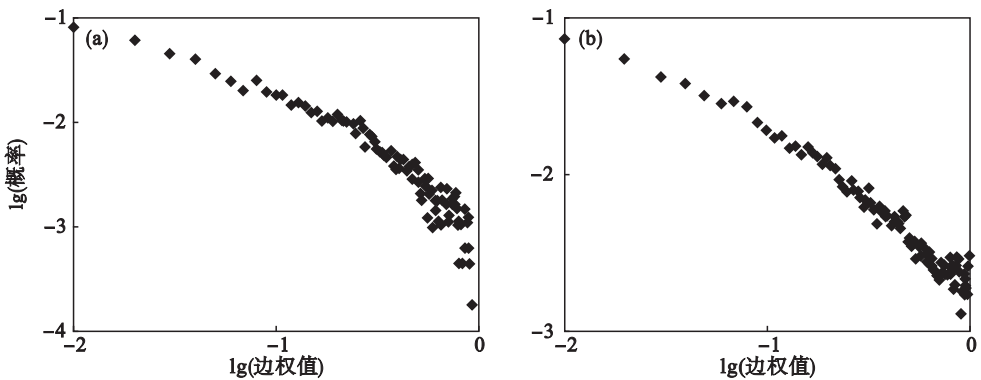


图 3 双对数坐标下加权地震网络边权值概率分布图
Fig. 3 Probability distribution of the weighted seismic networks edge weights in lg-lg coordinate
(a)—无向网络; (b)—有向网络.

4 结 论

- 1) 本文对美国南加利福尼亚州 1992 ~ 2014 年的地震数据进行建模分析. 首先, 按照经纬度划分节点, 基于时空影响域构造节点连边, 并根据节点间的平均震级比定义边权值 (现有的加权地震网络是以共同地震次数或者地震影响次数作为边权值), 构建了无向和有向加权地震网络.
- 2) 通过零模型的参照物作用对地震网络的度分布以及聚类系数进行了分析, 发现无向和有

- 向地震网络都具有无标度和小世界特性.
- 3) 通过对边权值以及节点权值的分析, 发现无向和有向加权地震网络的边权值和节点权值都符合幂律分布特性.
 - 4) 对加权地震网络的节点权值与节点发生过的最大震级进行分析, 发现二者之间存在正相关, 这与实际情况相符, 本文的工作将有助于对地震网络进行研究.

参考文献:

[1] Gutenberg B, Richter C F. Frequency of earthquakes in

-

- [2] Ma Z, Kang B, Lyu K, et al. Nonlinear radon transform using Zernike moment for shape analysis[J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013, 2013 (3):208402.
- [3] Zhao L, Wang J H. Research on wood cell shape analysis methods based on Fourier descriptors [J]. *International Journal of Multimedia & Ubiquitous Engineering*, 2015, 10 (2):61 – 74.
- [4] Shen W, Wang Y, Bai X, et al. Shape clustering; common structure discovery [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46 (2): 539 – 550.
- [5] Albert R. Barab'asi; statistical mechanics of complex networks [J] *Reviews of Modern Physics*, 2002, 74 (1):47 – 97.
- [6] Florindo J B, Backes A R, De Castro M, et al. A comparative study on multiscale fractal dimension descriptors[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33 (6):798 – 806.

- [7] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2002, 24 (7) : 971 – 987.
- [8] Lin Q, Qi W. Multi-scale local binary patterns based on path integral for texture classification [C] // IEEE International Conference on Image Processing. London, 2015 : 26 – 30.
- [9] Tricot C. Curves and fractal dimension [M]. Berlin : Springer, 1995.
- [10] Song C, Gallos L K, Havlin S, et al. How to calculate the fractal dimension of a complex network; the box covering algorithm [J]. *Journal of Statistical Mechanics Theory & Experiment*, 2007 (3) : 297 – 316.
- [11] Liu Z P. Linear discriminant analysis [M]. New York : Springer, 2013.
- [12] Backes A R, Casanova D, Bruno O M. Texture analysis and classification; a complex network-based approach [J]. *Information Sciences*, 2013, 219 : 168 – 180.