

1-8-2019

Complex Network Modeling and Visualization Analysis for Ocean Observation Data

Sun Xin

Department of Computer Science and Technology, Ocean University of China, Qingdao 266100, China;

Zhenhua Li

Department of Computer Science and Technology, Ocean University of China, Qingdao 266100, China;

Junyu Dong

Department of Computer Science and Technology, Ocean University of China, Qingdao 266100, China;

Xinyan Luo

Department of Computer Science and Technology, Ocean University of China, Qingdao 266100, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Complex Network Modeling and Visualization Analysis for Ocean Observation Data

Abstract

Abstract: Ocean data analysis is one of the important foundations in marine science research. Analysis on the sea surface temperature based on complex network theory helps explore the marine dynamics in a new perspective. *The ocean is divided into grids, and the annual average of the sea surface temperature is calculated to reflect the properties of the corresponding grid area. The mutual information and the Pearson correlation coefficient are used to measure the similarity between different areas. The nonlinear and linear complex network models which reflect the station of the global marine climate can be built. Finally some popular measures including degree distribution, clustering coefficient and betweenness are introduced to discover the ocean phenomena, such as energy transfer of ocean, and the system robust and seasonal variation of the ocean dynamics are analyzed.*

Keywords

complex networks, visualization, time series, mutual information, Pearson correlation coefficient, sea surface temperature, topological simulation

Authors

Sun Xin, Zhenhua Li, Junyu Dong, Xinyan Luo, and Yuting Yang

Recommended Citation

Sun Xin, Li Zhenhua, Dong Junyu, LuoXinyan, Yang Yuting. Complex Network Modeling and Visualization Analysis for Ocean Observation Data[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(7): 2445-2452.

面向海洋数据的复杂网络建模及可视化分析

孙鑫, 李振华, 董军宇, 罗新艳, 杨玉婷

(中国海洋大学计算机科学与技术系, 山东 青岛 266100)

摘要: 海洋数据分析是海洋科学研究的重要基础之一, 基于复杂网络理论研究海洋表面温度有助于从新的视角探究海洋的动态变化。将全球海洋进行固定尺度网格划分, 均值化每个网格内的海表面温度, 利用互信息和皮尔逊相关系数度量不同海域间海温时序的相似性, 构建了全球海洋气候的非线性和线性复杂网络模型, 仿真对比了两者的拓扑性质。利用度分布、聚类系数和介数等统计特征可视化海洋不同海域的能量传递等现象, 分析和探索了海洋气候的系统稳定性和季节性差异等。

关键词: 复杂网络; 可视化; 时间序列; 互信息; 皮尔逊相关系数; 海表温度; 拓扑仿真

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 07-2445-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201807002

Complex Network Modeling and Visualization Analysis for Ocean Observation Data

Sun Xin, Li Zhenhua, Dong Junyu, Luo Xinyan, Yang Yuting

(Department of Computer Science and Technology, Ocean University of China, Qingdao 266100, China)

Abstract: Ocean data analysis is one of the important foundations in marine science research. Analysis on the sea surface temperature based on complex network theory helps explore the marine dynamics in a new perspective. The ocean is divided into grids, and the annual average of the sea surface temperature is calculated to reflect the properties of the corresponding grid area. The mutual information and the Pearson correlation coefficient are used to measure the similarity between different areas. The nonlinear and linear complex network models which reflect the station of the global marine climate can be built. Finally some popular measures including degree distribution, clustering coefficient and betweenness are introduced to discover the ocean phenomena, such as energy transfer of ocean, and the system robust and seasonal variation of the ocean dynamics are analyzed.

Keywords: complex networks; visualization; time series; mutual information; Pearson correlation coefficient; sea surface temperature; topological simulation

引言

美国气象学家爱德华·罗伦兹于1963年在一篇提交纽约科学院的论文中提及了一种现象: “一个海鸥扇动翅膀足以永远改变天气变化”, 这个理论

后来被演化为蝴蝶效应^[1]。随着海洋和气象科技的发展, 人们已经可以直接或间接地获得海洋水文的各种数据^[2], 如海表面温度、海面风速、海浪、海流、水位和海冰等各种要素的观测值。目前如何有效地从这些丰富、海量的观测数据中提取有价值的知识, 以便更好地服务于海洋科学研究是计算机科学在实际应用中面临的重要课题^[3]。复杂网络与各个领域大数据之间的交叉研究目前已经引起了人们的高度重视, 它们通过将数据进行网络化建模,



收稿日期: 2017-08-14 修回日期: 2017-12-06;
基金项目: 国家自然科学基金(41741007, 41576011),
山东省重点研发计划(GG201703140154);
作者简介: 孙鑫(1984-), 男, 山东淄博, 博士后, 副教授, 研究方向为复杂网络和机器学习; 李振华(1991-),
男, 山东菏泽, 硕士生, 研究方向为复杂网络。

<http://www.china-simulation.com>

• 2445 •

从新的数据分析的研究视角加深我们对自然形成的网络的科学理解。网络是由节点按照特定方式连接在一起而构成的复杂系统,其中节点可以表示为任意含义的对象(如用户、城市热点和海域等),节点之间的边表示对象之间的某种联系。例如,在“Kevin Bacon”游戏中通过是否共同出演一部电影作为纽带建立起的演员间的关系网;根据食物链中物种之间的捕食关系构建的生态网;由航运交通运输线和城市交织而成的航空网等。由于网络的普适性,其应用越来越广泛,与其他领域的交叉也成为了复杂网络的显著标志。

气候直接关系到人类的生存和发展,对其研究一直是各领域研究人员的努力方向。近些年来,气候网络的动态特征和拓扑结构的关系也得到了广泛的关注,尤其是气候现象的同步性已成为研究的热点^[4],与此同时,对极端气候事件的预测也是研究工作的重要组成部分。目前,复杂网络已经成为了分析气候的有力工具,德国柏林洪堡大学的 Jonathan F. Donges 等^[4-5]从复杂网络的视角对全球气候数据进行了网络结构建模和可视化分析,利用复杂网络的理论和技术对气候的时空数据进行分析,指出了气候数据在某些指标上的无标度特性。他们首次综合利用复杂网络理论、信息理论和机器学习方法深入研究地球生态系统的动态性,为复杂网络与气候环境学科的结合开启了先河。Steinhaeuser K 等^[6]考虑了温度、大气压、湿度和降水量两两之间的关系,进而定义了气候数据六维特征向量,以此建立网络来划分具有相似气候特征的区域并对其进行了演变追踪。目前已有文献中,研究人员利用网络节点度、聚集系数、介数、最短路径等复杂网络的拓扑特征,对局部或者全局的气候动态进行了丰富而全面的研究,并取得了很多有价值的成果。例如:Kurths J 等^[7]发现和洋流有关的传输高能量流的独特波状结构;Marwan N, Kurths J 等^[8]识别了南美季风气候的极端降水同步事件的时空特征;Schellnhuber HJ 等^[9]有效地预测了下一年的厄尔尼诺现象;Boers N 等^[10]应用事件同步方

法度量两节点之间的相似性,构建有向加权网络,揭示了安第斯山脉的极端降水事件受不同地区的影响,成功预测了安第斯山脉中部地区的极端降水事件;Q Y Feng 等^[11]通过构建气候网络来度量太平洋的稳定性,根据网络模型的结果成功的预测了厄尔尼诺事件;Marc Wiedermann 等^[12]以地表温度为数据集构建无向加权网络,对拉尼娜时间进行分类;Tsonis 等^[13]利用局部度中心性检测超级节点,并将此和大气的动态相互作用建立联系,即所谓的遥相关,并且在全局的尺度上,测量出远距离的节点之间有边连接,从而发现了对全球网络系统具有稳定作用的“小世界特征”等。网络的拓扑结构往往能够为我们发现问题提供有效的线索^[14],例如文献^[15]发现气候网络拓扑结构的变化能够为预测厄尔尼诺事件提供有价值的信息。上述研究从复杂网络理论的视角深化了人们对气候领域的认知,也推动了复杂网络学科的发展。海洋动态对全球气候变化有着重要的影响,利用复杂网络理论研究海洋动态行为和功能结构,可以帮助研究人员更好地理解海洋现象的成因。

本文首先按照经纬度把全球划分成了 90×180 个网格,对网格海域内一年的海表面温度数据求均值,并将其作为该海域的时序属性。分别利用互信息和皮尔逊相关系数度量了全球不同海域之间海表面温度时间序列的相似性,从而将全球海洋建模为复杂网络系统进行可视化分析。从复杂网络理论的视角,研究该网络中节点的度分布、聚集系数和介数等特征,并将这些特征在地理地图上可视化显示,初步分析了这些特征与海洋现象的相关性。最后,本文还按照季节分别构建了季节化的海表面温度复杂网络模型,用节点介数的分布特征分析探索了海洋表面温度网络的季节演化。

1 基于海表面温度数据的网络建模

网络拓扑可以定义为一个三元组 $G=(V, E, F)$,其中集合 $V = (v_1, v_2, \dots, v_N)$ 称为节点集, $E=(e_1, e_2, \dots, e_M)$ 称为边集, F 是边集 E 到节点集 V 的一个

映射。节点是网络中最基本、最重要的组成元素, 不同性质的网络中节点的含义也不同。本节首先介绍了所研究的数据对象, 对节点的意义进行了声明, 将数据预处理之后, 得到了每个海洋网格节点的温度时序特征, 并给出了度量节点间相似程度的非线性和线性方法^[16]。

1.1 海表面温度数据

海表面温度(SST)指的是接近海洋表面的水面温度。它是衡量海水热的一个重要指标, 在地表与大气相互作用的过程中起着重要的作用, 对全球气候具有不可估量的影响。我们采用美国国家海洋和大气管理局所提供最近十几年的海表面温度数据。

1.2 节点和边的定义

网络中的节点可以代表任何对象, 海洋网络的节点一般表示海洋上的某块区域。本研究对所划分网格内的海表面温度数据提取其时序特征并进行均值化, 从而获得该网格内具有代表性的水温变量作为网络的节点属性, 即节点值为海域内 1 600 个遥感图像像素点所代表水温的均值。

网络的边用于连接节点以表示它们之间的某种联系。通常情况下, 海洋网络中的边表征了不同海域之间温度变化在时间上的相似程度。本文将海洋构建为无向无权的简单网络, 这种网络的任何节点之间最多只能有一条边, 并且不存在自环路。其邻接矩阵可以表示为:

$$A_{ij} = \begin{cases} 0 & \{i, j\} \notin E \\ 1 & \{i, j\} \in E \end{cases} \quad (1)$$

式中: E 是网络的边集; 1 和 0 分别表示节点 V_i 和 V_j 之间有无边相连接。实际应用中, 我们针对相似度矩阵设定了相应的阈值作为构建网络的标准, 将相似度矩阵中符合阈值要求的元素置为 1, 否则置为 0。

1.3 相似性度量

相似性是评定两个对象之间相近程度的一种度量, 两个对象越接近, 它们的相似性也就越大。度

量相似性的方法分为两类: 非线性和线性度量, 其中互信息和皮尔逊相关系数为其代表性的方法。

1.3.1 互信息

互信息是一个随机变量包含另一个随机变量信息量的度量。考虑两个随机变量 X 和 Y , 它们的联合概率密度函数为 $p(x, y)$, 其边缘概率密度函数分别是 $p(x)$ 和 $p(y)$ 。互信息 $I(X; Y)$ 为联合分布 $p(x, y)$ 与乘积分布 $p(x)p(y)$ 之间的相对熵, 即:

$$I(X; Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (2)$$

从互信息的定义中可以看到, 当变量 X 和 Y 完全统计独立时, 它们的互信息为零, 这意味着两个变量之间不存在共同的信息; 反之, 当两个变量之间依赖程度越高时, 互信息 $I(X; Y)$ 的值就越大, 所共享的信息含量越大。在互信息的基础上, 可以得到归一化互信息, 两者转换关系如下:

$$NMI(X; Y) = \frac{2 \times I(X; Y)}{H(X) + H(Y)} \quad (3)$$

式中: $I(X; Y)$ 为变量 X 和 Y 的互信息; $H(X)$ 和 $H(Y)$ 分别为变量 X 、 Y 的信息熵。

1.3.2 皮尔逊相关系数

皮尔逊相关系数是气候网络构建中度量相似度的常用方法^[6, 14]。变量 A 、 B 之间的皮尔逊相关系数定义为两个变量之间的协方差和标准差的商。相关系数的计算公式如下:

$$\rho_{A, B} = \frac{\text{cov}(A, B)}{\sigma_A \sigma_B} = \frac{E[(A - \mu_A)(B - \mu_B)]}{\sigma_A \sigma_B} \quad (4)$$

基于样本对协方差和方差进行估计, 可以得到样本的皮尔逊相关系数, 一般表示成 r , 公式为:

$$r(A; B) = \frac{\sum_{i=1}^t (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=1}^t (a_i - \bar{a})^2 \sum_{i=1}^t (b_i - \bar{b})^2}} \quad (5)$$

式中: a_i 代表变量 A 中第 i 个元素值; \bar{a} 为整个时序变量中所有元素的均值。从公式中可以得到皮尔逊相关系数的取值范围为 $(-1, 1)$, 当两个变量的线性关系增强时, 值趋于 1 或 -1 。当一个变量随另

一个变量的增大而增大时,表明它们之间是正相关的,相关系数大于0;反之,表明它们之间是负相关的,相关系数小于0;若相关系数等于0的话,表明它们之间不存在线性相关关系。考虑到负相关同样意味着两个变量存在线性相关,因此我们取 r 的绝对值作为衡量相似度大小的标准^[17]。

1.4 复杂网络建模

本文对海洋表面温度数据建模分析的具体过程如图1所示。本文采用2010年的全球日均海表面温度数据,研究海洋气候的复杂网络建模。原始数据的大小为 $3\,600 \times 7\,200$ 个像素点,我们首先根据经纬度将全球划分为 90×180 个网格,每个网格由 40×40 个像素点组成,球面网格经纬度的分辨率均为 2° 。除去陆地部分的非有效区域,网络的有效节点数为11 769。

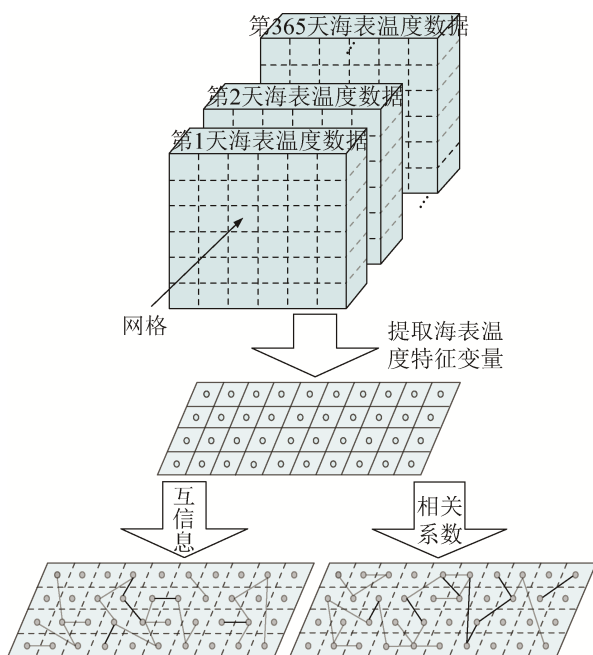


图1 基于海洋数据的复杂网络建模

Fig. 1 Complex network modeling based on ocean data

根据前述相似性方法来度量全球海洋不同海域之间的相似度,得到了大小为 $11\,769 \times 11\,769$ 的全球相似度矩阵,然后设定阈值作为保留或移除边的依据。为了深入研究海表面温度网络,我们结合不同边密度对两种度量方式得到的相似度矩阵设定

不同的阈值来构建网络,并做详细的拓扑分析。相似度矩阵中元素值大于等于所设阈值,则将相应元素标为1,否则记为0,从而得到网络的邻接矩阵。阈值的设定是非常关键的,阈值较大,节点之间很多重要的边将被移除,导致最终的网络变为非连通网络;反之,则会保留绝大多数的边,网络显得扭曲失真。以上两种情况均不能有效获取气候网络的本质特征,因此,我们通过结合边密度 ρ 来构建网络($\rho = 2E/N(N-1)$, E 是网络的边数, N 为节点的个数)。研究工作只需保留相似度较高的边,因为它们决定了海洋表面温度网络最基本的结构。

以2010年为例,我们设定的多种边密度 ρ 和对应的阈值 τ 如表1所示,表1中还列出了网络的平均度 D 、平均聚集系数 C 以及平均介数 BC 。

表1 网络边密度和对应的阈值以及拓扑信息
Tab. 1 Network edge density and corresponding threshold and topological information

网络类型	ρ	τ	D	C	BC
互信息	0.005 0	0.952 3	59	0.209 3	612
	0.007 0	0.950 3	82	0.240 2	764
	0.010 0	0.948 0	118	0.273 1	967
皮尔逊 相关系数	0.005 0	0.972 9	59	0.421 9	31 353
	0.007 0	0.970 0	82	0.441 3	27 831
	0.010 0	0.966 6	118	0.463 5	41 389

由表1得到基于互信息度量的网络和基于皮尔逊相关系数度量的网络具有一定程度的相似性。并且,两者均体现出了涌现性质,即:对于某个设定的阈值一些符合判定条件的边会同时大量出现。分析发现,相似度矩阵中存在着许多相同值的元素导致了涌现现象的发生,即幂律特性明显。

2 仿真实验和可视化分析

本节利用复杂网络理论中度分布、聚集系数和介数等特性分析和探索了海洋表面温度网络的拓扑特性与海洋现象的联系。

2.1 度分布

节点 V_i 的度(记为 K_i)是指与节点 V_i 直接相连接的邻居个数。度分布从宏观上可用于研究个体间

关联的差异程度的一个指标, 节点的度反映了节点的影响力, 该性质可为预测极端气候提供参考。

实验通过对比在不同边密度下的节点度分布, 分析了在非线性和线性度量方式下两种海洋网络的拓扑特征。两种方式均能测量时间序列的相关信息, 互信息可以度量变量之间的统计依赖性, 并且不存在对相关矩阵的约束, 然而对于近似高斯分布的气候数据来说, 皮尔逊相关系数不失为一种更优选择^[18]。从图 2 中我们发现用不同方法构建的气候网络的拓扑特征并不完全一致。横坐标 k 为节点的度, 纵坐标 $P(k)$ 表示的是随机选定的一个节点的度恰好为 k 的概率。基于皮尔逊相关系数的网络节点度分布表现出了更加明显的幂律特性, 而基于互信息的网络节点度分布的幂律特性并不是十分明显。随着阈值的降低, 除了超级节点的数量增多以外, 两者的度分布只有微小的波动, 在一定程度上体现了海洋系统的稳定性。

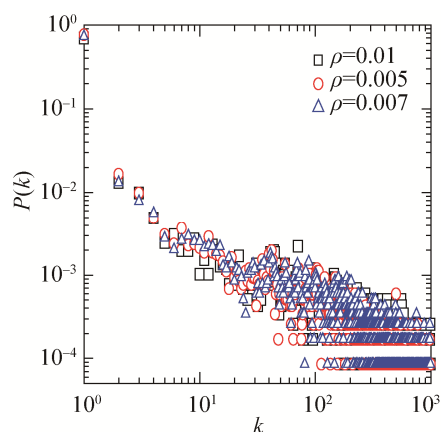
图 3(a)~(b)分别可视化了基于互信息和皮尔逊相关系数的网络节点度在地球上的离散分布情况。可以发现两者在北半球的中高纬度海域和南半球的中低纬度海域存在着相似性, 在北太平洋和北大西洋的部分地区, 都有很多超级节点。针对南半球体现出来的明显差异, 我们通过调整参数做了大量实验, 结果发现随着基于互信息的网络边密度的增大, 两者的差异越来越小。这种现象表明, 即使是使用不同的度量方法构建出的网络, 但是在网络节点度的拓扑分析上, 它们仍然具有一定程度的相似性, 文献[19]在分析全球气候数据的时候也得出过类似的结论。

2.2 聚集系数

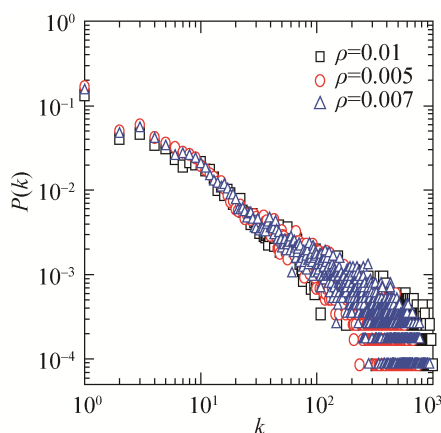
聚集系数是节点聚集程度的度量方式, 节点 V_i 的邻居节点之间实际存在的边数和邻居节点之间所有可能存在的边数之比, 就是 V_i 的聚集系数 C_i , 即 $C_i = 2E_i / K_i(K_i - 1)$, 其中 K_i 为节点 V_i 的度值, E_i 是节点 V_i 的邻居节点间存在的连接数。虽然真实网络的聚集系数比较小, 但是都具有明显的聚类

效应, 随着网络规模不断增大, 聚集系数趋向于某个非零常数。我们通过分析实验结果得出利用互信息和皮尔逊相关系数建立的海洋网络的平均聚集系数分别为 0.25 和 0.45。在信息传递的动态过程中, 聚集系数刻画了网络的宏观调控力。网络的平均聚集系数越大, 其结构就越稳定。

图 4 可视化了聚集系数在地理上的离散分布情况, 可以很清楚的发现两种类型网络的节点聚集系数分布表现出了明显的差异。从整体上看, 基于互信息的网络中, 节点的聚集系数主要是 0 或 1, 聚集系数非 0 的节点大都分布在地球的中纬度地区; 相反, 基于皮尔逊相关系数的网络中, 聚集系数为 0 或 1 的节点反而很少, 除赤道区域外, 所有节点分布较为均匀。在赤道附近, 两者的聚集系数都几乎为 0, 地球以赤道为界, 分为了南北两个子部分。



(a) 互信息度量方式



(b) 皮尔逊线性度量方式

图 2 度分布

Fig. 2 Degree distribution

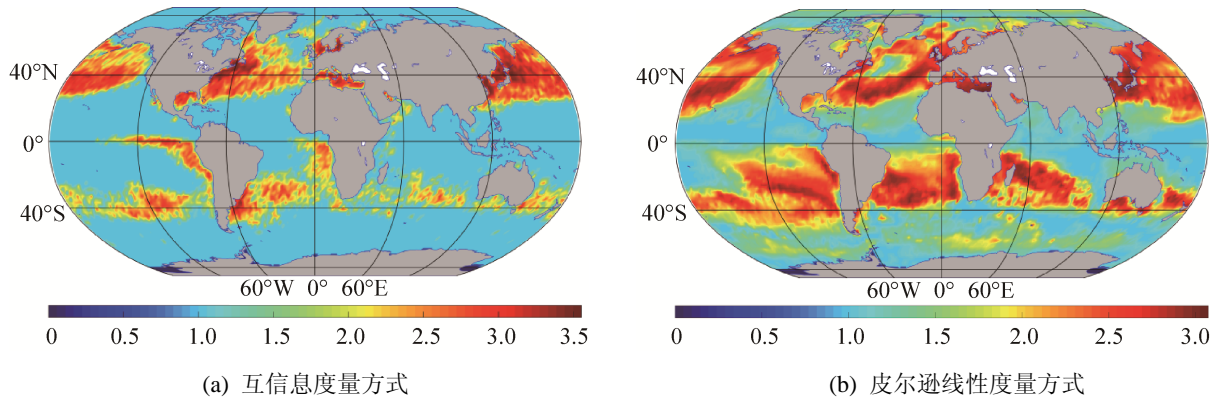


图3 节点度在地理上的离散分布情况

Fig. 3 Discrete distribution of node degree in geography

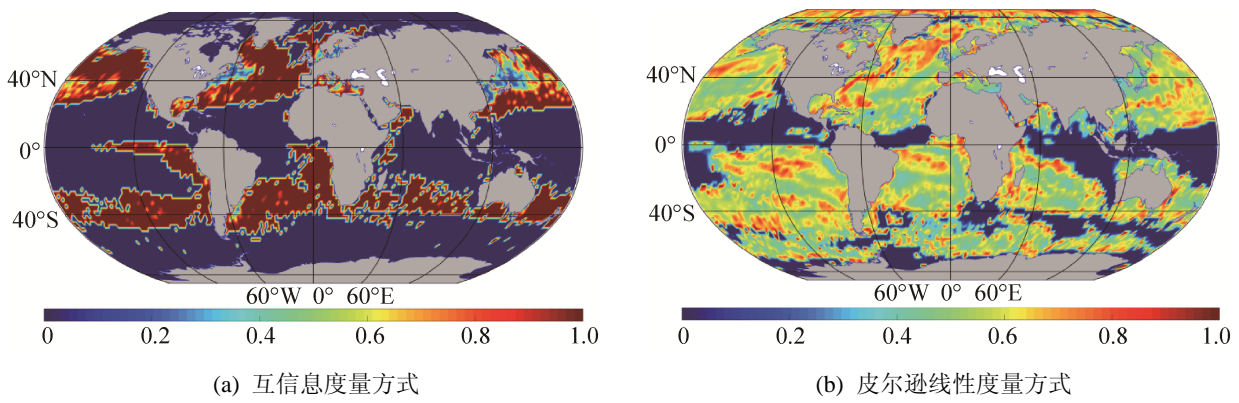


图4 节点聚集系数在地理上的离散分布情况

Fig. 4 Discrete distribution of node clustering coefficient in geography

2.3 介数

网络中的节点在信息或能量动态传递过程中能发挥不同的作用。假设信息或能量在从节点 V_i 向非邻居节点 V_j 传播的过程中，总是沿着这两个节点之间的最短路径传播。如果某个中间节点 V_k 被许多条最短路径穿过，则该节点在传播过程中就很重要。介数常用来表示这种特性，它反映了节点在整个动态过程中的控制力。节点 V_i 的介数定义为：

$$BC(i) = \sum_{i \neq s, i \neq t, s \neq t} \frac{l_{st}^i}{l_{st}} \quad (6)$$

式中： l_{st} 为从节点 V_s 到节点 V_t 的所有最短路径的数目； l_{st}^i 是从节点 V_s 到节点 V_t 的所有最短路径中经过 V_i 的最短路径的数目。介数有助于发现网络中信息和能量传递的显著性特征，因此其应用比较广泛^[19]。

图5可视化了介数在地理上的离散分布情况，首先可以看到基于皮尔逊相关系数的网络节点介

数分布比基于互信息的网络节点介数分布更为均匀。再者，我们发现两类网络在中纬度地区都存在着大量高介数的节点。随后，我们结合实际的气候特征对此现象进行了初步的分析，在40°附近的中纬度海域，存在着中纬度“盛行西风带”，海水在“盛行西风带”的驱动作用下发生大规模的运动，从而形成了环绕全球的西风漂流。洋流沿某路径规模运动的同时，传递着大量的能量或热量，网络的节点介数正是刻画这种传递路径重要性的指标。

2.4 季节性海洋网络分析

为了进一步探索海洋动态与季节的关系，我们选取了2007-2010年的海表温度数据，根据月份将其分为春夏秋冬4个季节的数据。上述分析中我们可以看到基于非线性和线性度量方式构建的网络具有一定差异，其原因在于我们采用表征所选海域的时序变量是线性的。因此，这里我们仅采用衡量

线性关系的皮尔逊相关系数来分别构建 4 个季节的海洋网络模型。

图 6 可视化了不同季节之间节点介数在地理上的离散分布情况, 可以看到介数分布特性在季节间有着明显的差异, 尤其是季风特征明显的印度洋区域, 四者之间表现出了较大的差异。由于地球表面的物理性质不同, 其对热力的反应也会有所差异, 这是产生季风等气候现象的主要原因。海表温

度是非常重要的海洋系统特征参数, 也是监测海冰、涡流等海洋现象的重要参量。它反映了海洋环境和全球气候的变化, 季风等几乎所有的海洋动态过程都直接或间接地与之相关。在海洋表面温度促使季风形成的基础上, 季风又将反作用于能量和热量的传播, 从可视化介数的地理分布图中可以看到介数分布的变化在一定程度上体现了能量和热量随季风传播的特点。

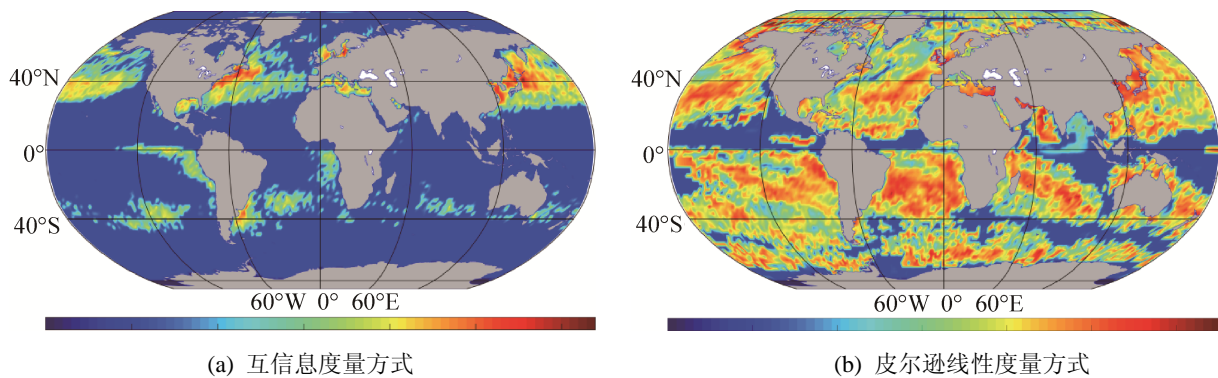


图 5 节点介数在地理上的离散分布情况
Fig. 5 Discrete distribution of node betweenness in geography

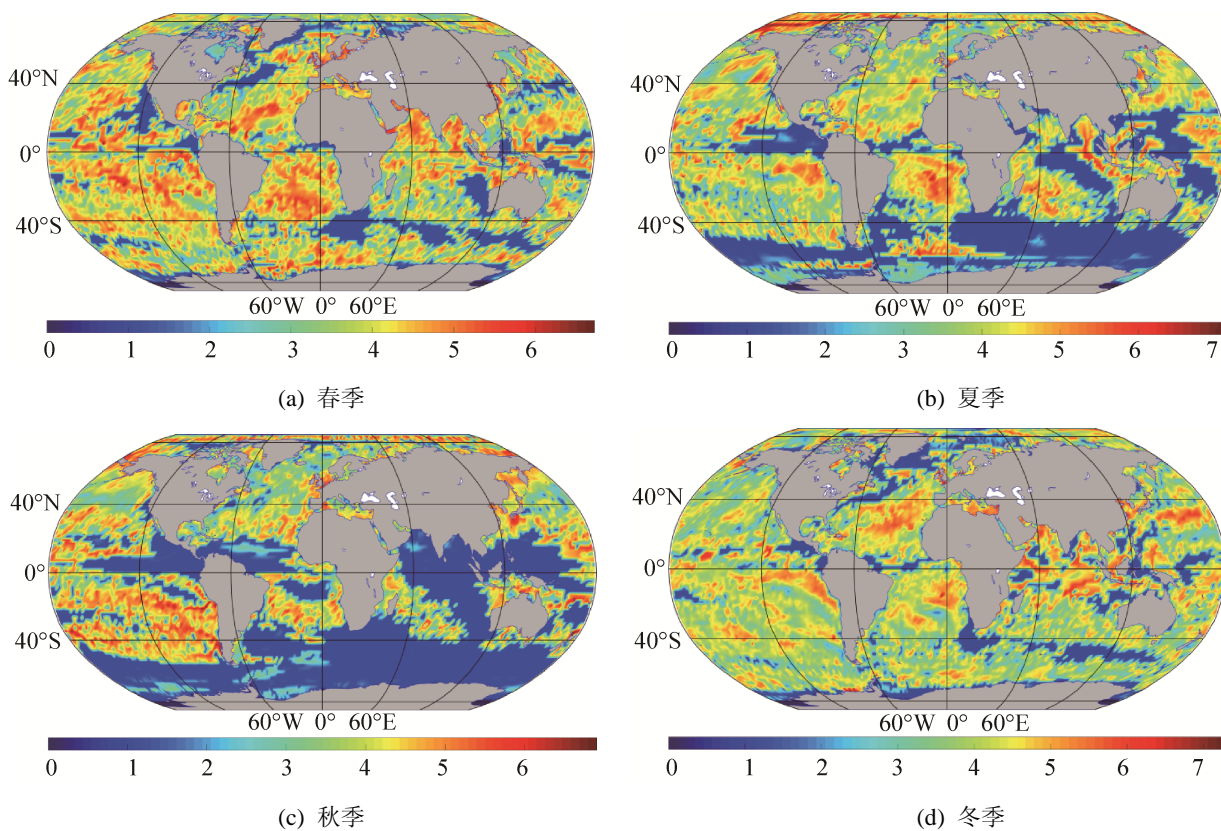


图 6 季节性网络的节点介数在地理上的离散分布情况
Fig. 6 Discrete distribution of seasonal network's node betweenness in geography

3 结论

海表面温度对全球气候有着至关重要的影响,本文用互信息和皮尔逊相关系数来度量不同海域海表面温度的相关性,从复杂网络的角度面向海表温度构建网络仿真模型,通过设定不同的阈值对其进行了拓扑建模和可视化分析。虽然不同度量方式下所构建的网络拓扑结构差异比较明显,但是对于任一特定类型的网络而言,在不同的边密度下,网络的静态特征在地理上的分布并没有较大的改变,体现了海表温度环境的稳定性。由于节点的度分布表现出了幂律特性,因此海洋系统又存在着脆弱性。四季网络之间的演化从某种角度上体现了海洋温度系统随季节动态变化的特征。网络的拓扑结构能够为探索复杂系统的功能提供有效的线索,因此,在全球的尺度上分析海洋表面温度网络的拓扑性质有助于我们从独特的视角去解释气候现象的成因、模拟气候变化的过程和探索更复杂的气候问题。本研究为其它基于海洋数据的研究提供了一个有效的建模和可视化方法,为研究海洋动态变化提供了一个新的视角。

参考文献:

- [1] Lorenz EN. REFLECTIONS ON THE CONCEPTION, BIRTH, AND CHILDHOOD OF NUMERICAL WEATHER PREDICTION [J]. Annual Review of Earth & Planetary Sciences(S0084-6597), 2006, 34(1): 37-45.
- [2] 张春玲, 李宏, 许建平, 等. 海洋温盐度资料多变量同化研究进展[J]. 海洋预报, 2013, 30(1): 86-92.
Chunling Zhang, Hong Li, Jianping Xu, et al. Research Progress on Multivariate Assimilation of Ocean Temperature and Salinity Data[J]. Ocean forecast, 2013, 30(1): 86-92.
- [3] Owens D, Best M, Guillemot E, et al. Ocean observatories and social computing: Potential and progress[C]. USA: IEEE(S0197-7385), 2010: 1-9.
- [4] Tominski C, Donges J F, Nocke T. Information Visualization in Climate Research[C]. USA: IEEE (S1550-6037), 2011: 298-305.
- [5] Donges J F, Petrova I, Loew A, et al. How complex climate networks complement eigen techniques for the statistical analysis of climatological data[J]. Climate Dynamics(S0930-7575), 2015, 45(9/10): 2407-2424.
- [6] Steinhäuser K, Chawla N V, Ganguly A R. An exploration of climate data using complex networks[J]. Acm Sigkdd Explorations Newsletter (S1931-0145), 2010, 12(1): 25-32.
- [7] Donges J F, Zou Y, Marwan N, et al. The backbone of the climate network[J]. EPL (S0295-5075), 2009, 87: 48007.
- [8] Boers N, Bookhagen B, Marwan N, et al. Complex networks identify spatial patterns of extreme rainfall events of the South American Monsoon System [J]. Geophysical Research Letters (S0094-8276), 2013, 40(16): 4386-4392.
- [9] Ludescher J, Gozolchiani A, Bogachev M I, et al. Very early warning of next El Niño[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences (S0027-8424), 2014, 111(6): 2064-2066.
- [10] Boers N, Bookhagen B, Barbosa H M J, et al. Prediction of extreme floods in the eastern Central Andes based on a complex networks approach[J]. Nature Communications (S2041-1723), 2014, 5: 5199.
- [11] Feng Q Y, Dijkstra H A. Climate network stability measures of El Niño variability[J]. Chaos(S1054-1500), 2017, 27(3): 035801.
- [12] Wiedermann M, Radebach A, Donges J F, et al. A climate network-based index to discriminate different types of El Niño and La Niña[J]. Geophysical Research Letters (S0094-8276), 2016, 43(13): 7176-7185.
- [13] Tsonis A A, Swanson K L, Wang G. On the Role of Atmospheric Teleconnections in Climate[J]. Journal of Climate (S0894-8755), 2008, 21(12): 2990-3001.
- [14] Tsonis A A, Roebber P J. The architecture of the climate network[J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications (S0378-4371), 2004, 333(4): 497-504.
- [15] Tsonis A A, Swanson K L. Topology and predictability of El Niño and La Niña networks[J]. Physical Review Letters(S0031-9007), 2008, 100(22): 228502.
- [16] Deza J I, Ihsaish H. The Construction of Complex Networks from Linear and Nonlinear Measures-Climate Networks[J]. Procedia Computer Science (S1877-0509), 2015, 51: 404-412.
- [17] Steinhäuser K, Chawla N V, Ganguly A R. Complex Networks In Climate Science: Progress, Opportunities And Challenges[C]. USA: Conference on Intelligent Data Understanding, 2010: 16-26.
- [18] Hlinka J, Hartman D, Jajcay N, et al. Small-world bias of correlation networks: From brain to climate[J]. Chaos (S1054-1500), 2017, 27(3): 035812.
- [19] Donges J F, Zou Y, Marwan N, et al. Complex networks in climate dynamics[J]. The European Physical Journal Special Topics (S1951-6355), 2009, 174(1): 157-179.