

改进型遥感生态指数与RSEI的对比分析

刘英¹, 党超亚¹, 岳辉¹, 吕春光², 钱嘉鑫¹, 朱蓉¹

1. 西安科技大学 测绘科学与技术学院, 西安 710054;

2. 山东省水土保持与环境保育重点实验室 临沂大学资源环境学院, 临沂 276005

摘要: 为了更好地对城市生态质量进行监测和评价, 构建一个更精确的城市遥感生态指数十分必要。本文结合绿度、湿度、干度、热度和空气质量指标采用主成分分析PCA (Principal Component Analysis) 构建改进型遥感生态指数MRSEI (Modified Remote Sensing Ecological Index); 利用熵权法计算压力—状态—响应模型PSR (Pressure State Response Model) 中各指标的权重, 通过加权法获得生态环境指数EI (Eco-environmental Index) 与MRSEI和RSEI进行比较。同时, 综合绿度、湿度、干度指标利用核主成分分析KPCA (Kernel Principal Component Analysis) 构建非线性遥感生态指数NRSEI (Nonlinear Remote Sensing Ecological Index); 最后将MRSEI、NRSEI分别与常用的遥感生态指数RSEI (Remote Sensing Ecological Index) 进行对比和分析。结果表明, MRSEI可体现空气质量空间分布对城市生态质量的影响, 2014年和2017年MRSEI与EI的相关系数分别是0.829和0.857 ($P<0.01$), 比RSEI与EI的相关系数分别提高0.035和0.055。在主城区MRSEI和RSEI与EI比较结果表明, MRSEI的平均绝对误差、均方根误差和平均相对误差均小于RSEI, 表明MRSEI更适用于城市生态质量评价, 空气质量指标对北京市生态环境监测、评价是非常重要的。同时, 在实验区KPCA第一主成分贡献率比PCA提高了11.94%—21.45%; 各个指标与NRSEI相关系数比与RSEI提高了0.128—0.198; NRSEI可体现生态等级间的过渡, RSEI对生态环境差的区域有时低估, 对生态环境优的区域有时高估, NRSEI与遥感影像定性反映的生态状况更加相符。在监测空气质量严峻的北京市生态质量方面, MRSEI优于RSEI; 顾及各指标间的弱线性或非线性问题的NRSEI监测生态环境质量效果优于利用线性变换的RSEI。

关键词: 遥感, 改进型遥感生态指数, 非线性遥感生态指数, 空气质量指标, 核主成分分析, 压力—状态—响应模型

引用格式: 刘英, 党超亚, 岳辉, 吕春光, 钱嘉鑫, 朱蓉. 2022. 改进型遥感生态指数与RSEI的对比分析. 遥感学报, 26(4): 683–697
Liu Y, Dang C Y, Yue H, Lyu C G, Qian J X and Zhu R. 2022. Comparison between modified remote sensing ecological index and RSEI. National Remote Sensing Bulletin, 26(4): 683–697 [DOI: 10.11834/jrs.20229338]

1 引言

城市生态系统受到人类活动的影响巨大, 存在土地利用变化剧烈 (Hu和Xu, 2019)、城市热岛效应 (Imhoff等, 2010) 和空气污染等问题。对城市生态质量进行多尺度、多因素、高时效性监测, 是城市生态预警、保护和改善的重要方式。目前, 遥感技术已成为评价区域生态环境的有效手段 (Hu和Xu, 2019; Willis, 2015), 学者利用不同遥感指数对森林 (Ochoa-Gaona等, 2010)、草地 (Sullivan等, 2010)、城市 (Gupta等, 2012)、河流 (Ivits等, 2009) 和流域 (Moran等, 2004)

等的生态质量进行了监测和评价。对城市生态系统的监测大多基于植被指数 (Gupta等, 2012)、不透水层 (Xu, 2010)、城市热岛效应 (Imhoff等, 2010) 等单因素, 这些评价方法不能全面反映城市生态状况。徐涵秋 (2013) 综合绿度、湿度、热度和干度4个指标采用主成分分析PCA (Principal Components Analysis) 构建遥感生态指数RSEI (Remote Sensing Ecological Index), 对城市生态质量进行评价, 与单因素相比更加客观和全面。近年来, 许多研究基于RSEI评估城市生态状况, 如福州市 (Hu和Xu, 2019)、雄安新区 (Xu等, 2018)、上海和纽约 (王美雅和徐涵秋, 2018)、

收稿日期: 2019-09-27; 预印本: 2020-04-02

基金项目: 国家自然科学基金(编号:41401496); 西安科技大学优秀青年科技基金(编号:2019YQ3-04)

第一作者简介: 刘英, 研究方向为环境遥感。E-mail: liuying712100@163.com

通信作者简介: 党超亚, 研究方向为遥感技术应用。E-mail: chaoyadang99@163.com

郑州 (Guo 等, 2017)、杭州 (刘智才等, 2015) 和中国 35 个主要城市 (Yue 等, 2019) 等, 但均未考虑空气质量对城市生态质量的影响, 且忽略指标间的弱线性或非线性对 RSEI 的影响。

2006 年国家环境保护部以行业标准的形式颁布了《生态环境状况评价技术规范》(国家环保局, 2006), 明确指出用生物丰度指数、植被覆盖度指数、水网密度指数、土地退化指数和环境质量指数共同评价生态环境状况, 2015 年国家环境保护部将环境质量指数改成了污染负荷指数, 但 RSEI 对城市生态评价中不包含空气质量指标。近年来, 中国城市空气质量问题较严重, 尤其是京津冀、珠三角和长三角等地区, 空气中细颗粒物 ($PM_{2.5}$) 浓度较高, 经常是首要污染物 (He 等, 2001), 而气溶胶光学厚度 AOD (Aerosol Optical Depth) 可研究全球和各区域 $PM_{2.5}$ 浓度的空间分布 (Peng 等, 2016; Van Donkelaar 等, 2015), 因此, 考虑用 AOD 代替空气质量指标, 结合 RSEI 的 4 个指标构建改进型遥感生态指数 MRSEI (Modified RSEI) 对城市生态进行监测评价。经济合作与发展组织 OECD (1993) 提出的用于环境政策制定的压力—状态—响应框架 PSR (Pressure—State—Response) 是常用的生态状况评价方法, 本文用其与 MRSEI 和 RSEI 的监测效果进行比较。

与此同时, 本文也将探究线性和非线性变换对遥感生态指数的影响。RSEI 基于线性 PCA 变换获得, 但 PCA 变换对指标间的非线性关系效果不好, 而 RSEI 的 4 个指标间可能存在弱线性或非线性关系, 因此, 本文尝试采用非线性的核主成分分析 KPCA (Kernel Principal Component Analysis) 变换 (吴一全和吴超, 2012) 构建非线性的遥感生态指数 NRSEI (Nonlinear RSEI), 进而弥补线性变换的缺陷。

本文以北京市为例, 利用 PCA 构建包含空气质量指标、绿度、湿度、热度和干度的 MRSEI, 利用构建的 PSR 模型 (共 23 个指标), 且用熵权法 (付学谦和陈皓勇, 2015) 确定各个指标权重, 采用加权法计算生态环境指数 EI (Eco-environmental Index) 与 MRSEI 和 RSEI 的监测效果进行比较。同时, 综合绿度、湿度、热度和干度指标采用 KPCA 构建 NRSEI, 由于实验区 (152 像元 \times 152 像元) 较小不能用与 EI 进行比较, 于是通过各个指标与 NRSEI 的相关性、第一主成分贡献率 PC1 (First

Principal Component Contribution Rate)、与遥感影像对比和生态质量各等级比例等方面与 RSEI 进行对比分析, 综合评价 NRSEI 监测研究区生态环境质量效果。本文希望通过不断改进 RSEI, 提高城市生态环境质量监测的准确性, 为城市生态情况及时提供预警, 为有关部门制定城市生态政策、保护和改善城市生态提供技术和数据支持。

2 研究区与数据

2.1 研究区概况

研究区北京市的经纬度范围为 $39.4^{\circ}N-41.6^{\circ}N$, $115.7^{\circ}E-117.4^{\circ}E$ 。北京为典型北温带半湿润大陆性季风气候, 北京市西、北和东北三面环山, 东南与华北大平原相接 (图 1), 平原海拔约为 20—60 m, 山地海拔大约 1000—1500 m, 地形呈“簸箕型”, 阻挡了污染物扩散 (Cao 等, 2018), 雾霾严重, 空气质量状况严峻。北京主城区的范围 (六环以内) 主要包括东城区、西城区、朝阳区、海淀区、丰台区、石景山区和大兴区的主要部分, 还包括其他区的部分 (图 1)。

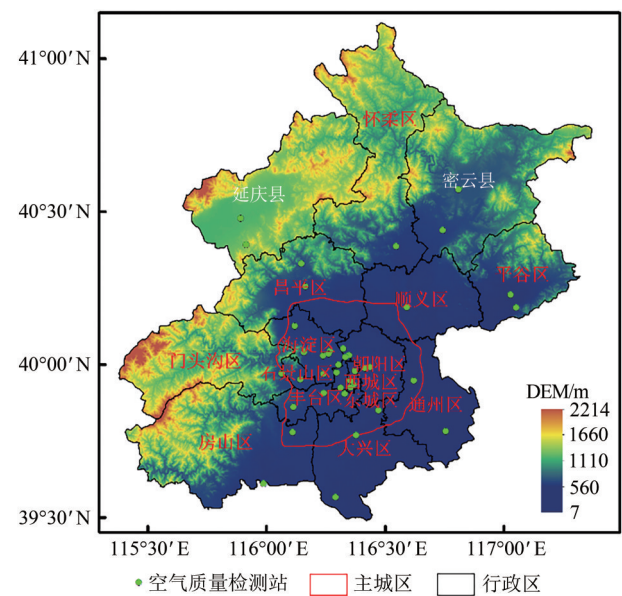


图 1 研究区的 DEM 和空气质量监测站分布

Fig. 1 The DEM and air quality monitoring stations of study area

2.2 数据与处理

本文选取 2014-05-15、2017-05-23 和 2019-05-13 6 景 Landsat 8 OLI 遥感影像 (下载于 <https://earthexplorer.usgs.gov> [2019-09-27]); AOD 数据来自 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradi-

ometer) MCD19产品,空间分辨率为1 km,共9景 (<https://search.earthdata.nasa.gov>[2019-09-27]); 90 m DEM (Digital Elevation Model) 数据来自地理空间数据云 (<http://www.gscloud.cn>[2019-09-27]); PSR 中指标的统计数据来自北京市统计局 (<http://www.bjstats.gov.cn/tjsj/>[2019-09-27])、北京市生态环境局 (<http://sthjj.beijing.gov.cn>[2019-09-27]) 和北京市园林绿化局 (<http://yllhj.beijing.gov.cn>[2019-09-27])。

利用ENVI 5.3对Landsat8 OLI数据进行辐射定标、大气校正、拼接和剪裁等预处理,及各个指数的计算、正规化和PCA变换;利用改进的归一化差异水体指数MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) (徐涵秋, 2005)对较大面积水体进行掩膜;利用MRT (MODIS Reprojection Tool)对MODIS MCD19进行拼接、投影转换和重采样;利用MATLAB编程实现核主成分分析和熵权法确定权重的过程;为了与RSEI中的4个指标空间分辨率一致,利用Arcgis10.5反距离插值法将PSR中各指标插值为30 m的空间分辨率。

3 方法

3.1 RSEI、NRSEI和MRSEI指数计算

徐涵秋(2013)利用归一化差值植被指数NDVI (Normalized Differential Vegetation Index)、缨帽变换的湿度分量Wet (Humidity Index)、地表温度LST (Land Surface Temperature)、建筑指数和裸土指数NDBSI (Normalized Differential Build-up and bare Soil Index) 4个指标采用PCA构建RSEI。PCA算法流程:设样本数据集 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$,需要降到 k 维。

(1) 数据去平均值(去中心化),每一位特征减去各自的平均值。

(2) 计算协方差矩阵 $\frac{1}{n}XX^T$ 。

(3) 利用特征值分解法或奇异值分解SVD (Singular Value Decomposition) 法求协方差矩阵 $\frac{1}{n}XX^T$ 的特征值及对应特征向量。

(4) 根据特征值从大到小排序,筛选出最大的前 k 列,将对应的 k 列特征向量组成特征向量矩阵 P 。

(5) 将数据转换到 k 列特征向量构成的新空间

中,即 $Y=PX$ 。

采用PCA构建RSEI的遥感定义为:

$$RSEI = f(NDVI, Wet, LST, NDBSI) \quad (1)$$

式中,NDVI为植被指数;Wet为湿度分量;LST为地表温度;NDBSI为建筑和裸土指数。

本文引入AOD表征空气质量指标,结合RSEI的4个指标利用PCA构建一个更全面的MRSEI,遥感定义为:

$$MRSEI = f(NDVI, Wet, LST, NDBSI, AOD) \quad (2)$$

式中,AOD为气溶胶光学厚度,其余指标的意义同式(1)。

徐涵秋(2013)综合NDVI、Wet、LST和NDBSI利用PCA构建RSEI,PCA是对原始影像数据进行线性变换,但多个变量之间往往会存在非线性或弱线性关系。为了考虑指标间的非线性或弱线性关系,本文基于KPCA构建NRSEI。KPCA是根据核函数把数据从原始低维空间映射到高维特征空间 F ,再对高维特征空间 F 做PCA。

设一组观测数据 $x_k \in \mathbf{R}^N, k=1, 2, 3, \dots, M$,非线性映射函数 $\Phi: \mathbf{R}^N \rightarrow F, x \rightarrow \Phi(x)$,将数据映射到高维特征空间 F ,则在该特征空间中协方差矩阵为

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi(x_i) \Phi^T(x_i) \quad (3)$$

式中,因为 Φ 不知道,所以 C 不可求得,但 C 的特征值 λ 及对应的特征向量 V 满足 $\lambda V = CV$,其全部解都在 $\Phi(x_i) (i=1, 2, 3, \dots, M)$ 张成的子空间内,于是得:

$$\lambda(\Phi(X_k) \cdot V) = \Phi(X_k) \cdot CV, k = 1, 2, 3, \dots, M \quad (4)$$

$$V = \sum_{i=1}^M \alpha_i \Phi(X_i) \quad (5)$$

式中, α_i 为系数;结合式(3)、式(4)和式(5)得:

$$\lambda \sum_{i=1}^M \alpha_i (\Phi(x_k) \cdot \Phi(x_i)) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha_i (\Phi(x_k) \cdot \sum_{j=1}^M \alpha_j (\Phi(x_j) \cdot (\Phi(x_j) \Phi(x_i)))) \quad (6)$$

定义一个 $M \times M$ 的核函数矩阵 $K, K = (k_{ij})_{M \times M} = \Phi(x_i)^T \cdot \Phi(x_j), (i, j = 1, 2, 3, \dots, M)$,

于是式(6)为 $M\lambda K\alpha = K^2\alpha$,即:

$$M\lambda\alpha = K\alpha \quad (7)$$

式中, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \dots, \alpha_M)^T$ 。求解 C 的特征值 λ 和对应特征向量 V 的问题,转换为对核矩阵 K 的特征值和特征向量的求解。要获得主分量,只要

将数据 x 在特征空间 F 中对应的映射数据 $\Phi(x)$ 向 V^k 投影, 公式为

$$(V^k \cdot \Phi(x)) = \sum_{i=1}^M \alpha_i^k (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x)) = \sum_{i=1}^M \alpha_i^k K(x_i, x) \quad (8)$$

常用的核函数有高斯核函数、多项式核函数、线性核函数等 (高恒振等, 2011), 本文使用高斯核函数, 即 $K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$ 。KPCA 可将低维特征空间难分或不可分的问题, 在高维空间找到合适的分类平面进行分离。NRSEI 可表示成 NDVI、LST、Wet 和 NDBSI 的函数, 遥感定义为

$$\text{NRSEI} = f(\text{NDVI}, \text{Wet}, \text{LST}, \text{NDBSI}) \quad (9)$$

3.2 指标计算

(1) 绿度指标: NDVI 与植物生物量、叶面积指数和植被覆盖度等紧密相关, 公式为

$$\text{NDVI} = (\rho_5 - \rho_4) / (\rho_5 + \rho_4) \quad (10)$$

式中, ρ_4 和 ρ_5 分别代表 Landsat 8 OLI 波段 4 (红光) 和波段 5 (近红外) 波段反射率。

(2) 湿度指标: 湿度指标由缨帽变换获得, 与植被和土壤湿度密切相关, 公式为

$$\begin{aligned} \text{Wet} = & 0.1511 \times \rho_2 + 0.1972 \times \rho_3 + 0.3283 \times \rho_4 + \\ & 0.3407 \times \rho_5 - 0.7117 \times \rho_6 - 0.4559 \times \rho_7 \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $\rho_i (i=2, 3, 4, 5, 6, 7)$ 分别为 Landsat 8 OLI 影像对应波段反射率。

(3) 热度指标: 热度指标用地表温度代替, 计算公式为 (Artis 和 Carnahan, 1982; Weng 等, 2004)

$$\text{LST} = T / \ln(1 + (\lambda \times T / \rho)) \times \ln \varepsilon \quad (12)$$

$$L_\lambda = \text{gain} \times \text{DN} + \text{bias} \quad (13)$$

$$T = K_2 / \ln(K_1 / L_\lambda + 1) \quad (14)$$

式中, λ 为 Landsat 8 OLI 第 10 波段的中心波长 ($\lambda = 10.895 \mu\text{m}$), $\rho = 1.438 \times 10^{-2}$; ε 为地表比辐射率, 取值根据参考文献 (宋挺等, 2015) 确定; L_λ 为 Landsat 8 OLI 的热红外 10 波段在传感器处光谱辐射值; DN 值是像元灰度值, gain 和 bias 分别是第 10 波段的增益和偏置值; K_1 和 K_2 分别为 $774.89 \text{ W}/(\text{M}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m})$ 和 1321.08 K 。

(4) 干度指标: 建筑物是城市主要地物之一, 其也存在裸地, 所以用建筑指数 IBI (an index-based built-up index) 和土壤指数 SI (Soil Index)

二者的均值代替干度, 公式为

$$\begin{aligned} \text{IBI} = & \frac{2 \times \rho_6 / (\rho_6 + \rho_5) - (\rho_5 / (\rho_5 + \rho_4) + \rho_3 / (\rho_3 + \rho_6))}{2 \times \rho_6 / (\rho_6 + \rho_5) + (\rho_5 / (\rho_5 + \rho_4) + \rho_3 / (\rho_3 + \rho_6))} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\text{SI} = \frac{(\rho_6 + \rho_4) - (\rho_5 + \rho_2)}{(\rho_6 + \rho_4) + (\rho_5 + \rho_2)} \quad (16)$$

$$\text{NDBSI} = (\text{IBI} + \text{SI}) / 2 \quad (17)$$

式中, $\rho_i (i=2, 3, 4, 5, 6)$ 分别是 Landsat 8 OLI 影像对应各波段的反射率。

(5) 空气质量指标: AOD 数据来自 MODIS 新的气溶胶产品 MCD19, 根据多角度大气校正算法 MAIAC (Multi-angle Implementation of Atmospheric Correction) 反演 (Lyapustin 等, 2011a), 其空间分辨率是 1 km, 在暗地表和暗目标法 DT (Dark Target) (Remer 等, 2005) 的精度接近, 在亮地表精度优于深蓝算法 DB (Deep Blue Algorithm) (Lyapustin 等, 2011b)。相关研究表明, AOD 能准确反映一定地区范围内的颗粒物空气质量 (Paciorek 等, 2008), 与污染物排放量的空间耦合度相对最大 (张金亭等, 2019), 并且利用北京市 12 个国家控空气质量监测站的观测数据, 在不同时间段的 $\text{PM}_{2.5}$ 浓度与 MODIS AOD 的相关性在城区高、郊区低 (王伟齐等, 2016), 而且在不同污染等级中, $\text{PM}_{2.5}$ 和 PM_{10} 的贡献最大 (陈卫卫等, 2019)。同时, 本文利用卫星过境时刻的 $\text{PM}_{2.5}$ 和 PM_{10} 浓度与 AOD 做了相关性分析 (图 2), 相关系数分别为 0.702、0.684 (2014 年)、0.665、0.272 (2017 年)、0.228 和 0.529 (2019 年), 表明 $\text{PM}_{2.5}$ 、 PM_{10} 浓度与 AOD 具有较强的相关性, 且相关性的强弱与首要污染物的类型有关, 而且统计数据表明北京市空气质量的首要污染物以 $\text{PM}_{2.5}$ 和 PM_{10} 为主。综上分析, AOD 可以较好地表征北京的空气质量。

3.3 RSEI、MRSEI 和 NRSEI 获取

城市生态质量是自然和人为因素相互作用的结果, 将这些因素综合评价城市生态状况的方法有多指标简单相加法 (Kearney 等, 1995) 和权重相加法 (Gupta 等, 2012) 等。以上研究方法因素的权重是人为确定的, 主观性较强。PCA 是一种将多波段信息压缩到比原波段更有效的少数几个

转换波段的方法, 把主要信息集中在前3个主成分上, PC1包含的信息量最多。PCA不需要人为设置权重, 根据各个指标对主分量的贡献度来自动、客观的确定, 避免了主观性, 使得结果具有可比性。

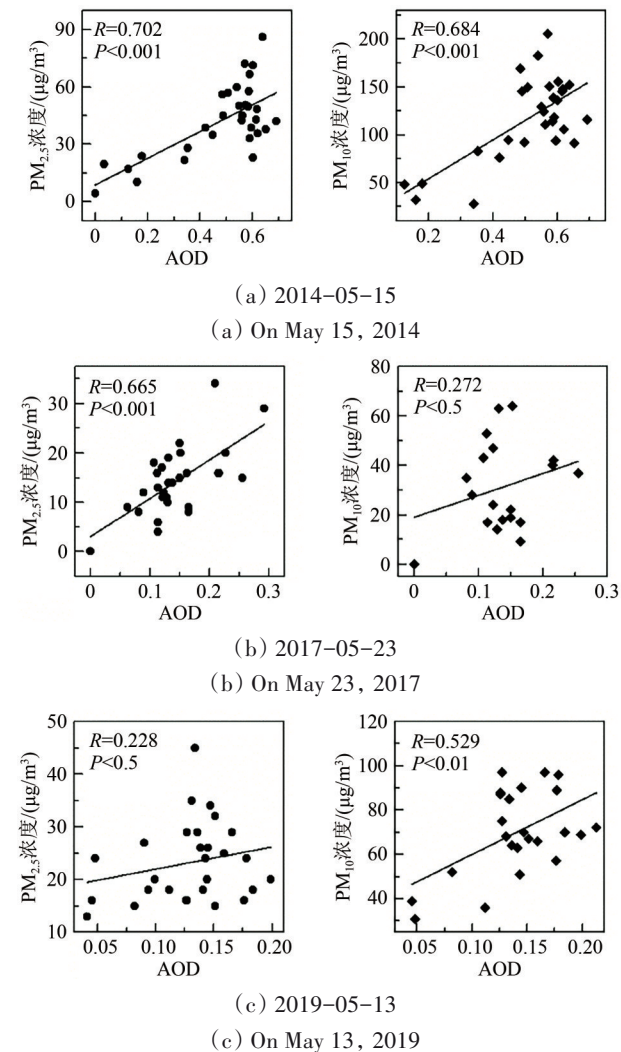


图2 北京市PM_{2.5}、PM₁₀浓度与AOD的相关系数(共35个站点, 其中有些站点数据存在缺失)

Fig. 2 Correlation coefficients between PM_{2.5}, PM₁₀ concentration and AOD in Beijing (Data are missing at some stations, with a total of 35 air quality monitoring stations)

因为各指标的量纲不同, 所以在进行PCA计算之前需对各指标进行正规化, 将量纲统一到[0, 1], 公式为

$$NI_i = (I_i - I_{\min}) / (I_{\max} - I_{\min}) \quad (18)$$

式中, NI_i 是第*i*个指标正规化后的值, I_i 是第*i*个指标值, I_{\min} 是第*i*个指标的最小值, I_{\max} 是第*i*个指

标的最大值。

为了使PC1和KPC1值越大代表生态环境越好, 采用1-PC1和1-KPC1获得初始生态指数RSEI₀、MRSEI₀和NRSEI₀:

$$RSEI_0 = 1 - PC1(f(NDVI, Wet, LST, NDBSI)) \quad (19)$$

$$MRSEI_0 = 1 - PC1(f(NDVI, Wet, LST, NDBSI, AOD)) \quad (20)$$

$$NRSEI_0 = 1 - KPC1(f(NDVI, Wet, LST, NDBSI)) \quad (21)$$

为了便于指标的度量和比较, 对RSEI₀、MRSEI₀和NRSEI₀进行正规化:

$$NP_i = (P_i - P_{i\min}) / (P_{i\max} - P_{i\min}) \quad (22)$$

式中, P 是RSEI₀、MRSEI₀和NRSEI₀这3个变量之一, $P = (P_1, P_2, P_3)$, P_i 表示第*i*个变量, NP_i 表示归一化的第*i*个变量, 取值范围是[0, 1], 值越大表示生态越好, 反之, 则越差。

3.4 压力—状态—响应模型PSR构建

利用PSR对RSEI、MRSEI进行验证。PSR包括压力层、状态层和响应层(OECD, 1993)。压力层的指标表示人类活动对城市环境的影响; 状态层反映城市生态环境情况; 响应层的指标描述了用于解决生态环境问题的政策和措施(Hu和Xu, 2019; Neri等, 2016)。通过文献调查(Hu和Xu, 2019; Neri等, 2016; Yue等, 2019)和数据可获得性的基础上, 选取23个指标构建PSR模型(表1), 通过熵权法计算各个指标权重获取EI, 表达式为

$$EI = \sum_{i=1}^{23} W_i \times X'_i \quad (23)$$

式中, EI为生态环境指数; W_i 为第*i*个指标的权重; X'_i 为第*i*个指标归一化后的值; 其中*i*=1, 2, ..., 23。

由于每个指标的量纲不一样, 因此在确定权重和计算EI之前, 首先对各个指标做正规化。

正向指标归一化公式为

$$X'_i = (X_i - X_{i\min}) / (X_{i\max} - X_{i\min}) \quad (24)$$

负向指标归一化公式为

$$X'_i = (X_{i\max} - X_i) / (X_{i\max} - X_{i\min}) \quad (25)$$

式中, X_i 为第*i*个指标的值; $X_{i\min}$ 和 $X_{i\max}$ 分别为第*i*个指标的最小值和最大值; X'_i 为第*i*个指标归一化后的值; 其中*i*=1, 2, ..., 23。

表1 北京市生态环境质量综合评价指标
Table 1 Indicators of eco-environmental quality in Beijing

目标层	准则层	指标层	效应	信息熵	权重	
城市生态质量PSR评价指标体系	压力 Pressure	经济密度/(万元/km ²)	-	0.980	0.013	
		人口密度/(人/km ²)	-	0.972	0.019	
		煤炭消耗量/(万吨)	-	0.973	0.018	
		SO ₂ 年均浓度值/(μg/m ³)	-	0.955	0.030	
		NO _x 年均浓度值/(μg/m ³)	-	0.947	0.036	
		PM _{2.5} 年均浓度值/(μg/m ³)	-	0.944	0.037	
		PM ₁₀ 年均浓度值/(μg/m ³)	-	0.954	0.031	
		NDBSI	-	0.919	0.055	
		气溶胶光学厚度 AOD	-	0.913	0.059	
		状态 State	粮食产量/吨	+	0.793	0.140
	人均公共绿地/(人/m ²)		+	0.951	0.033	
	绿化率覆盖率/%		+	0.944	0.038	
	NDVI		+	0.936	0.043	
	固定资产投资/(万元)		-	0.975	0.017	
	人口自然增长率/‰		-	0.928	0.049	
	响应 Respond		人均GDP/(人/元)	+	0.835	0.111
			城市化率/‰	-	0.859	0.095
			第三产业比重/%	+	0.921	0.053
			城镇村及工矿比例/%	-	0.945	0.037
		LST	-	0.966	0.023	
Wet		+	0.949	0.034		
生活垃圾/(万吨)		-	0.982	0.012		
污水排放量/(万立方米/km ²)		-	0.975	0.017		

注:粮食产量用总初级生产力GPP代替;绿化率覆盖率用植被覆盖度Fvc代替。

表2 生态质量各级的百分比
Table 2 Percentage of each level from RSEI in Beijing

生态质量分级	2014-05-15		2017-05-23		2019-05-13	
	RSEI/%	MRSEI/%	RSEI/%	MRSEI/%	RSEI/%	MRSEI/%
[0,0.2)差	15.50	29.75	7.78	9.54	15.07	10.40
[0.2,0.4)较差	37.97	34.45	21.11	23.26	20.56	24.12
[0.4,0.6)中等	24.76	19.08	28.78	27.07	23.17	27.25
[0.6,0.8)良	15.59	13.34	30.60	30.20	27.68	30.21
[0.8,1]优	6.17	3.38	11.73	9.93	13.52	8.03
合计	100	100	100	100	100	100

4 结果与分析

4.1 RSEI与MRSEI对比分析

虽然RSEI和MRSEI对城市生态监测的大致趋势一致,但在空间分布和程度上存在差异。为了更好的分析RSEI和MRSEI反映城市生态环境质量

的差异性,将生态指数以0.2为间隔分成5个等级,分别是差、较差、中等、良和优5个等级(徐涵秋,2013)(表2)。由图3(b)和图3(d)可知,图3(b)中生态差的比例为15.50%,而图3(d)中生态差的比例为29.75%,增加了14.25%,但后者比前者在中等、良、优的比例分别减少了5.68%、2.25%和2.79%。由图3可知,生态环境恶化部分

的空间分布及趋势与AOD (图3 (c)) 严重程度的空间分布一致, 表明空气质量指标对城市生态质量的影响较为重要; 由图3 (g)、图3 (h)、图3 (i)和图3 (j)可知, 北京市南部地区AOD最严重, 图3 (i)中北京市南部生态环境差于图3 (g); 图3 (i)中生态环境差和较差分别比图3 (g)增加了1.76%和2.15%, 但生态质量中等、良和优等级分别减少了1.71%、0.40%和1.80%; 图3 (m)中AOD严重区域主要分布在主城区周围, 图3 (n)

中生态质量较差比例比图3 (l)增加了3.35%, 优等级的百分比减少了5.49%。由图3 (c)、图3 (e)、图3 (h)、图3 (j)、图3 (m)和图3 (o)可知, MRSEI与RSEI的差异与AOD的空间分布有关, AOD会影响城市生态的空间分布, 对城市生态质量是负向作用; 由图3 (e)、图3 (j)和图3 (o)可知, 在主城区RSEI和MRSEI在生态质量的程度上存在差异, 反映了AOD对城市生态质量在空间分布上的影响。

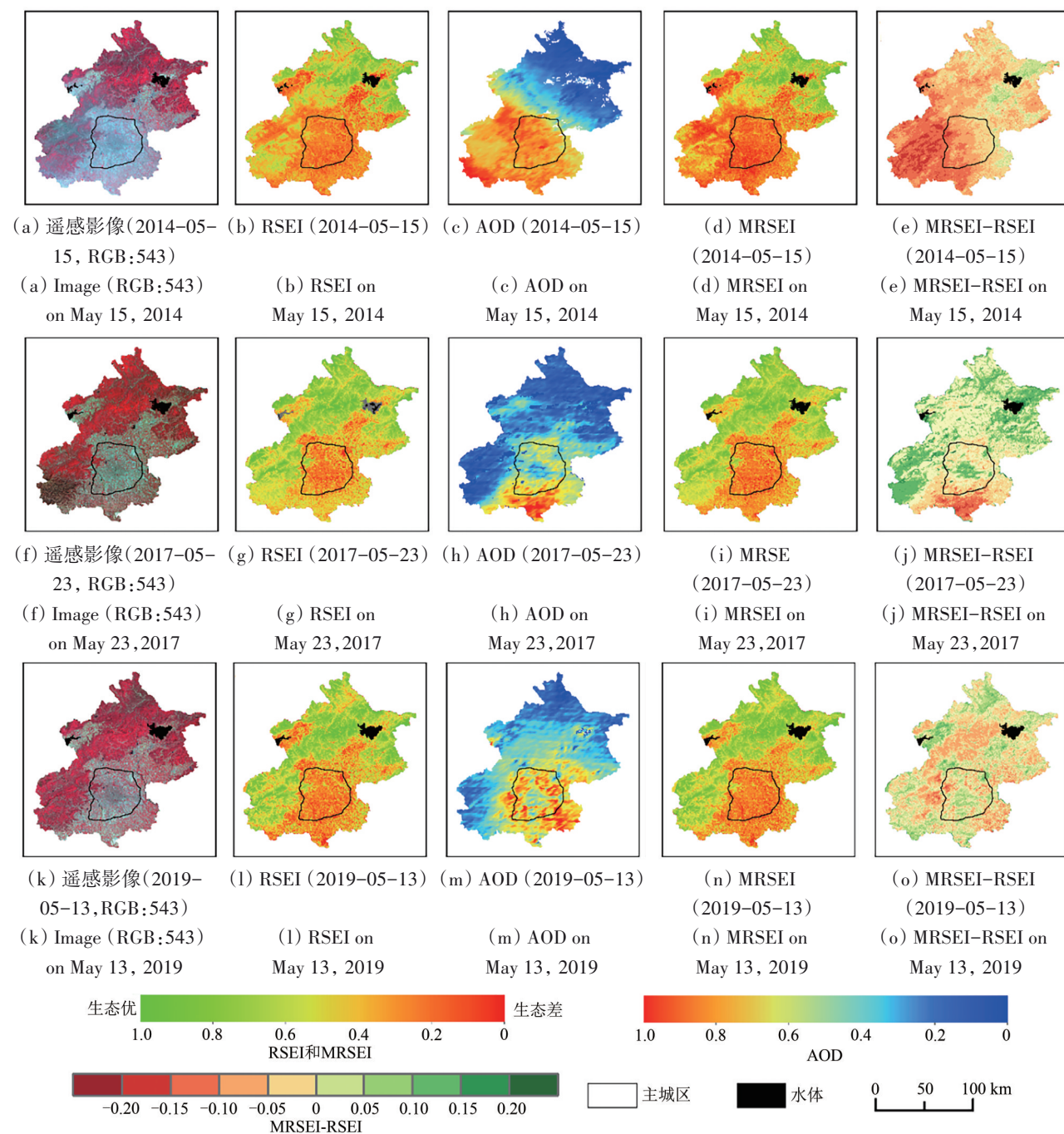


图3 北京市遥感影像、RSEI、MRSEI、AOD、MRSEI与RSEI差值空间分布图(AOD已归一化)

Fig. 3 Spatial distributions of remote sensing images, RSEI, MRSEI, AOD and difference between MRSEI and RSEI in Beijing (AOD had normalized)

4.2 不同AOD对城市生态质量的影响

利用MODIS MOD09计算NDVI、Wet和NDBSI, Wet计算参数来自文献(张鹏, 2014), LST来自MODIS MOD11产品, PM_{2.5}和PM₁₀质量浓度来自北京市空气质量统计数据, 计算的各指标的均方根误差见表3。由表3可知, 在月时间尺度内北京NDVI、LST、Wet和NDBSI的均方根误差很小, PM_{2.5}和PM₁₀浓度的均方根误差很大, 可认为月时间尺度内的生态变化是空气质量指标引起的。为了进一步研究AOD对城市生态的影响及衡量AOD指标的重要性, 本文以2019年为例, 利用NDVI、LST、Wet和NDBSI指标分别与2014-05-15、2017-05-23和2019-05-13的AOD组合经PCA变换获得MRSEI。

表3 北京市5月份PM_{2.5}、PM₁₀、LST、NDVI、Wet和NDBSI的均方根误差

时间	PM _{2.5}	PM ₁₀	LST	NDVI	Wet	NDBSI
2014-05-15	31.597	46.719	0.515	0.025	0.011	0.023
2017-05-23	32.696	66.802	3.367	0.023	0.008	0.114
2019-05-13	23.393	42.387	2.35	0.053	0.078	0.047

由图4(b)、图4(c)和图4(d)与图4(a)对比可知, 虽然NDVI、LST、WET和NDBSI保持不变, 但城市生态质量因AOD空间分布上的差异而不同。图4(a)和图4(b)可知, 图4(b)在主城区及西南部比图4(a)生态质量严重下降, 在中上部、东和西北却表现出生态质量略有改善, 图4(b)比图4(a)在生态差和较差部分累计增加了6.82%, 在中等、良和优的百分比分别减少了1.06%、0.59%和5.17%, 生态恶化比例比改善大; 由图4(c)可知, 生态质量在北京市南部比图4(a)差, 在西北和东北却有较轻微的提高。图4(c)比图4(a)在生态较差、中等和良的百分比分别增加了4.69%、4.23%和2.53%, 在差和较差的百分比分别减少了8.62%和5.80%; 由图4(d)可知, 生态环境质量在郊区比图4(a)差, 在北和东北表现出改善, 图4(d)比图4(a)在较差、中等和良的百分比分别增加了3.56%、4.08%和2.53%, 在差和优的百分比分别减少了4.67%和5.49%。结合图3(c)、(h)和(m)AOD的空间分布, 可发现城市生态质量的恶化和改善区域在空间分布上与AOD具有一致性。NDVI、LST、

Wet、NDBSI及AOD与MRSEI的相关系数分别是0.414、-0.594、0.145、-0.483、-0.767(图4(b)), 0.793、-0.718、0.303、-0.861和-0.541(图4(c)), 0.812、-0.688、0.296、-0.888和-0.314(图4(d))。图4(b)和图4(c)中AOD与MRSEI的相关系数最高; 图4(c)中AOD与MRSEI的相关系数低于NDVI、LST、NDBSI与MRSEI的相关系数, 但高于Wet。由图4、图3(c)、图3(h)和图3(m)可知, AOD的空间分布对城市生态质量的空间格局具有较大影响, 对AOD严重的北京生态影响不能忽略, 且通过熵权法求出各指标权重发现图4(b)中AOD权重最大(0.566), 图4(c)中AOD的权重(0.242)仅次于LST(0.286)和NDBSI(0.278), 图4(d)中AOD的权重最大(0.353)。图4(a)、图4(b)、图4(c)和图4(d)主城区生态质量的均值分别是0.333、0.210、0.317和0.283, AOD使生态质量降低。MRSEI对城市生态质量监测、评价和定量刻画可表现空气质量的空间差异。

4.3 RSEI、MRSEI与EI的对比

为进一步验证RSEI和MRSEI对城市生态质量评价的合理性, 本文利用PSR模型, 用熵权法确定各个指标权重, 由式(23)计算的EI对北京市生态环境质量进行评价, 并分析RSEI、MRSEI监测结果与EI的一致性。由图5(b)、图5(c)和图5(d)可知, 2014-05-15 RSEI和MRSEI在主城区与EI一致性高, 在西南、西、西北、东北及中上部RSEI和MRSEI与EI差异相对较大, 但环境变化的梯度趋势较为一致, 生态质量好坏程度不同; 由图5(f)、图5(g)和图5(h)可知, 2017-05-23 RSEI和MRSEI与EI在主城区一致度较高, 由主城区中心向外变化趋势是相似的。EI是用点插值到面, 表现生态的变化趋势, 而对局部细节无法清楚反映。于是进一步获得北京市各个区的MRSEI和RSEI均值, 代表区的总体生态质量, 与区的生态整体状况(EI)做相关性分析(图6)。由图6可知, RSEI、MRSEI与EI的相关系数分别是0.794、0.829(2014-05-15)、0.802和0.857(2017-05-23)($P < 0.01$), EI与MRSEI的相关系数均高于RSEI。虽然RSEI和MRSEI均可监测评价生态环境质量, 但MRSEI与EI的相关性比RSEI与EI的相关性高, 因此, MRSEI在城市生态质量监测、评价和定量描述方面优于RSEI。

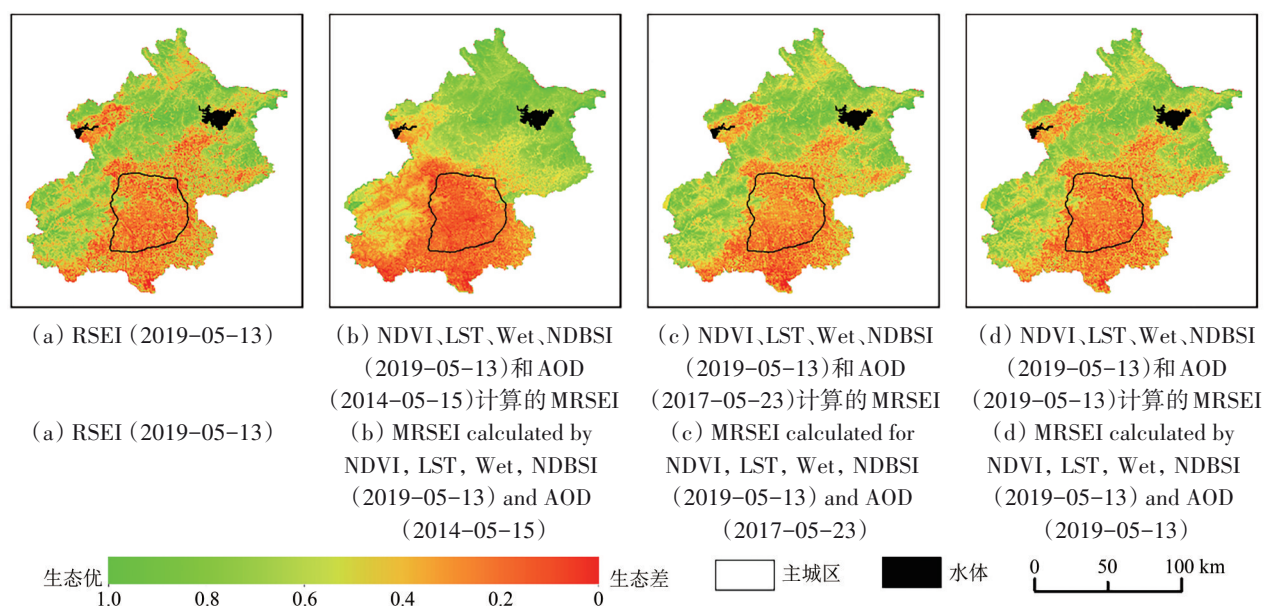


图4 2019年NDVI、LST、Wet和NDBSI分别与2014年、2017年及2019年AOD组合的MRSEI空间分布

Fig. 4 Spatial distributions of MRSEI from NDVI, Wet, LST and NDBSI in 2019 combined with AOD in 2014, 2017 and 2019, respectively

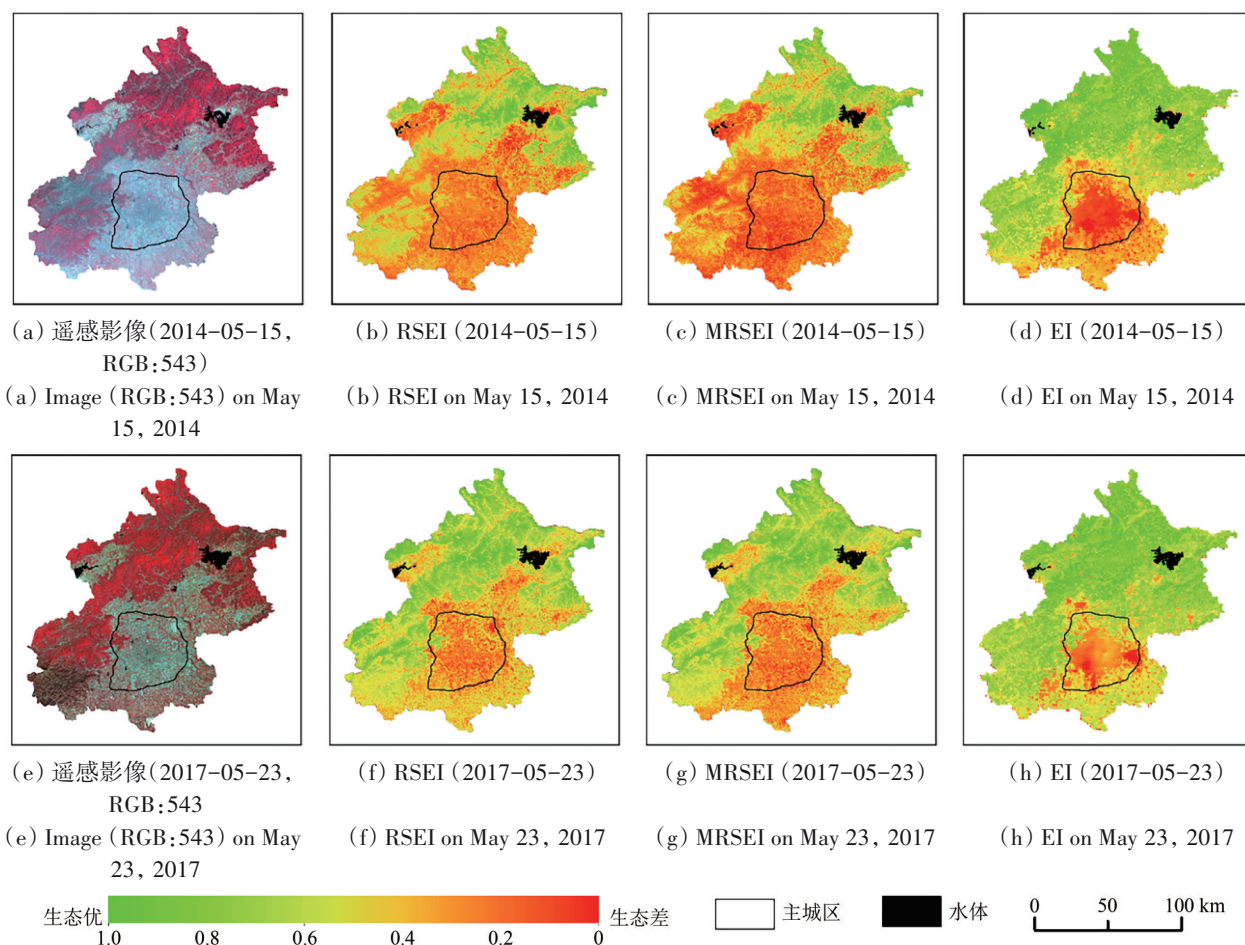


图5 北京市的遥感影像、RSEI、MRSEI和EI的空间分布

Fig. 5 Spatial distributions of remote sensing images, RSEI, MRSEI and EI in Beijing

为了评价RSEI、MRSEI在城市区域生态质量的适用性,在主城区将前者监测结果与EI进行对比。由表4可知,2014-05-15和2017-05-23 MRSEI的

平均绝对误差、均方根误差和平均相对误差均小于RSEI。2014-05-15 AOD较严重(图3(c)),MRSEI的误差不到RSEI误差的0.5倍;2017-05-

23 AOD 较轻 (图 3 (h)), MRSEI 的误差略小于 RSEI。表明在主城区 MRSEI 对生态环境的评价效

果优于 RSEI, 说明 MRSEI 比 RSEI 更加适用于城市区域生态质量评价。

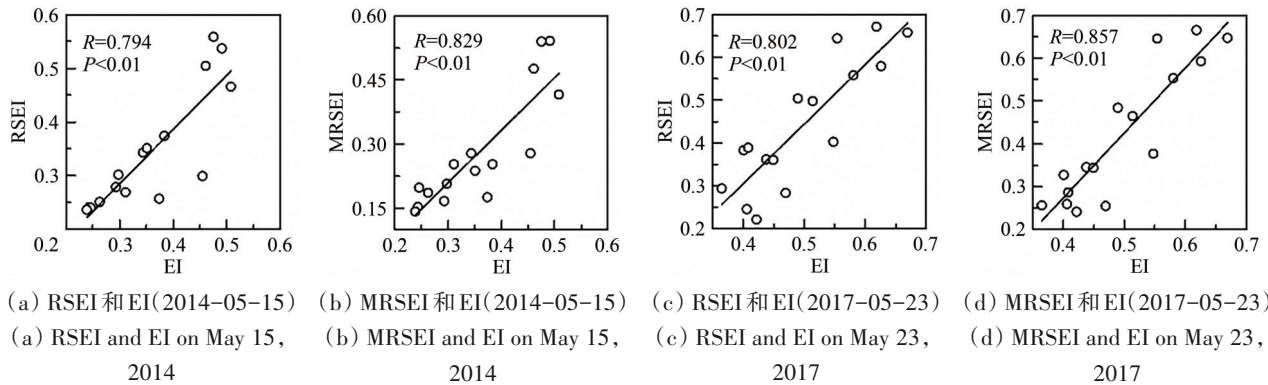


图 6 RSEI, MRSEI 与 EI 的相关系数
Fig. 6 Correlation coefficients between RSEI, MRSEI and EI

表 4 主城区 RSEI, MRSEI 的精度分析
Table 4 The accuracy of RSEI and MRSEI in the main urban area

时间	指数	平均绝对误差	平均均方根误差	平均相对误差/%
2014-05-15	RSEI	0.091	0.096	77.14
	MRSEI	0.040	0.047	32.39
2017-05-23	RSEI	0.128	0.142	36.13
	MRSEI	0.126	0.137	35.79

4.4 RSEI 与 NRSEI 对比分析

因为 PCA 变换对指标间的非线性关系处理效果不好, 因此, 考虑到 NDVI、LST、Wet 和 NDBSI 之间可能存在非线性或弱线性关系, 利用 KPCA 计算城市遥感生态指数 NRSEI。在北京市 2014-05-15、2017-05-23 和 2019-05-13 分别选取两个实验区 (152 像元×152 像元), 分别命名为 ex1 和 ex2, 并以 2019-05-13 ex1 为例进行详细对比分析。

由表 5 可知, NDVI 与 NDBSI 为强相关 ($r=-0.969$), 其余指标间均为弱相关。在 2019-05-13 整个北京市 NDVI、Wet、LST 和 NDBSI 指标间的线性相关性均表现出减小, 其中 NDVI 与 Wet 相关系数减小最大 (0.236), NDVI 与 Wet 的相关系数减少了 0.195, NDVI 与 LST 相关系数减少了 0.074, NDBSI 和 Wet 的相关系数减少了 0.143, LST 与 NDBSI 相关系数降低最小 (0.001), 对于整个北京市仅 NDVI 和 NDBSI 达到强相关, 其余指标间均为弱相关, AOD 与 NDVI、LST 和 NDBSI 为弱相关, 与 Wet 没有相关性。而且上述指标间的相关性由实验区到北京市会降低。因此, PCA 获得生态指数的效果也会下降。由表 5 可知, 在 ex1 获得的 NRSEI 与 NDVI、LST、Wet 和 NDBSI 指标的相关系

数比 RSEI 分别提高了 0.128、0.143、0.164 和 0.198。由表 6 可知, 实验区分别采用 PCA 和 KPCA 获得 PC1 特征值贡献率 (衡量信息量的多少), KPCA 的 PC1 均高于 PCA 的 PC1 (在 6 个实验区提高了 11.94%—21.45%)。因此, NRSEI 包含的信息比 RSEI 多, 比 RSEI 能更好和客观的反映城市生态质量状况。

表 5 相关指标与 RSEI, NRSEI 的相关性
Table 5 Correlation matrix of RSEI, NRSEI and four indices

指标	2019-05-13 ex1					
	NDVI	LST	Wet	NDBSI	RSEI	NRSEI
NDVI	1	-0.681	0.728	-0.969	0.801	0.929
LST	-0.681	1	-0.597	0.688	-0.557	-0.700
Wet	0.728	-0.597	1	-0.675	0.518	0.682
NDBSI	-0.969	0.688	-0.675	1	-0.690	-0.888

注: ex1 和 ex2 分别为选取的两个实验区 (152 像元×152 像元)。

表 6 PCA 和 KPCA 第一主成分 (PC1) 的百分比
Table 6 Percentage of the first principal component (PC1) derived from PCA and KPCA

时间	名称	ex1		ex2	
		PCA	KPCA	PCA	KPCA
2014-05-15	PC1/%	75.50	91.89	75.68	92.04
2017-05-23	PC1/%	75.33	90.94	79.33	92.37
2019-05-13	PC1/%	69.31	90.76	85.20	97.14

注: ex1 和 ex2 分别为选取的两个实验区 (152 像元×152 像元)。

由图 7 可知, NRSEI 与遥感影像定性反映的生态质量符合度较高。RSEI 和 NRSEI 对于连片建筑区和高植被覆盖区监测效果基本一致, 但对于地表覆盖类型复杂且小斑块镶嵌区域和建筑与周围低植被覆盖的过渡地段 NRSEI 表现更明显。为了更好描述 RSEI 和 NRSEI 的差异, 对 2019-05-13 ex1 实验区将生态质量以 0.2 为间隔分成 5 个等级

(表7)。由表7可知, RSEI与NRSEI在每个等级百分比均存在差异, RSEI生态环境为差的比例仅7.44%, 根据遥感图像判断明显较少, 而NRSEI的比例为23.10%, 与遥感影像较为相符; RSEI较差的比例为13.40%, 而NRSEI是26.46%; RSEI中等比例为12.68%, NRSEI是22.55%; 良等级中RSEI和NRSEI的比例分别是13.5%和17.37%, 二者相差较小; RSEI优的比例高达52.98%, NRSEI是10.52%, RSEI明显对生态优等级的比例明显高估, 对生态差、较差和中等低估。由图7(c)与

图7(d)、图7(g)与图7(h)和图7(k)与图7(l)对比可知, 在低植被和建筑物镶嵌的区域存在明显的差异, 可能指标间线性相关性减弱, PCA不能有效提取多指标的综合信息, RSEI只表现出指标部分的信息, 然而NRSEI采用的非线性变换, 对实验区可很好的把有效信息提取出来, 对生态环境反映更加准确和全面, 在图像上表示生态差到优的等级和等级间的过渡较为明显。由图7 RSEI和NRSEI对比可知, 采用KPCA变换获得的NRSEI对城市生态监测、评价较客观, 细节反映清楚。

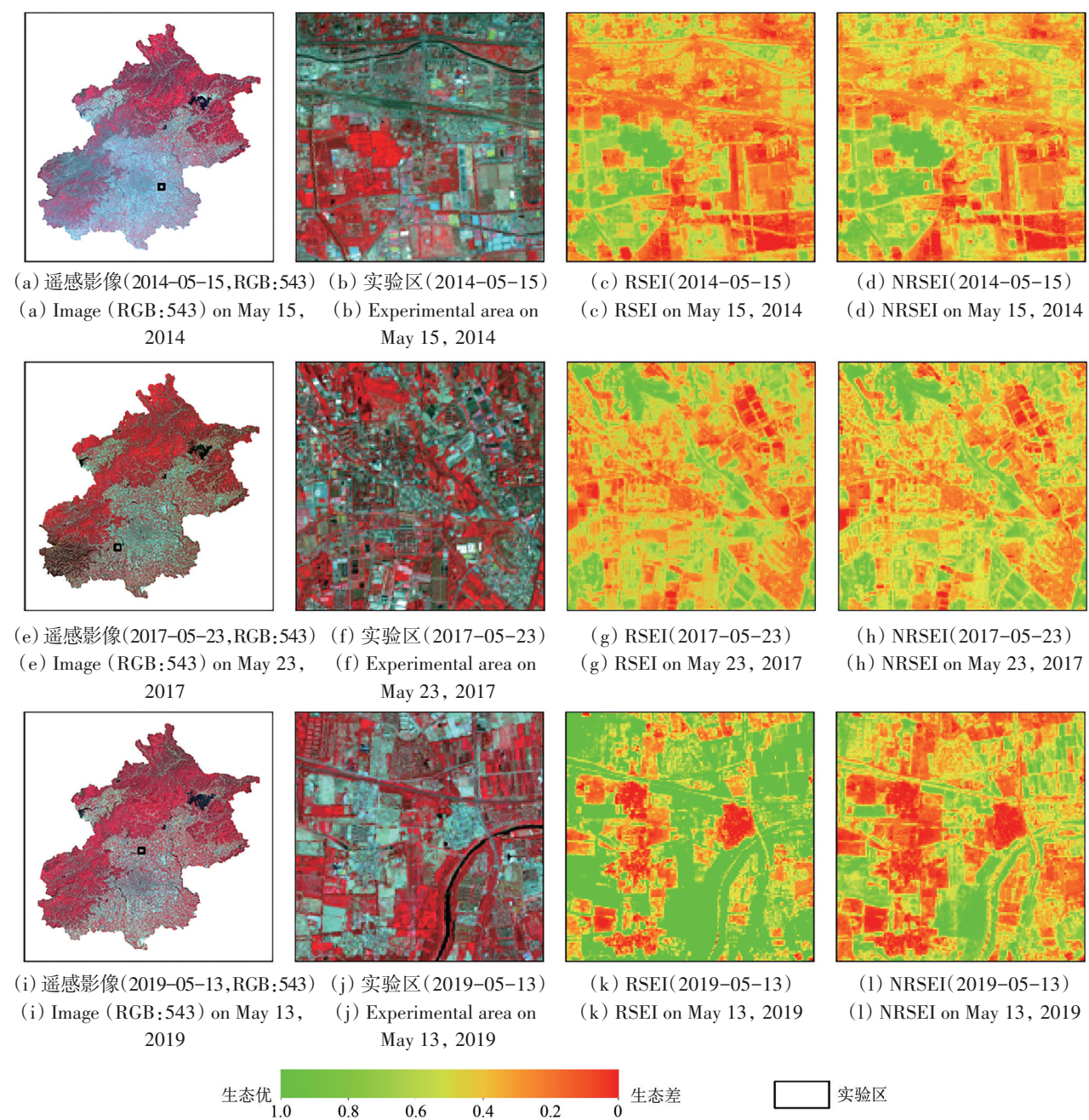


图7 北京市的遥感影像、RSEI和NRSEI的空间分布

Fig. 7 Spatial distributions of remote sensing images, RSEI and NRSEI in Beijing

表7 生态质量各级百分比

Table 7 Percentage of each level from RSEI and NRSEI in ex1

生态质量分级	2019-05-13	
	NRSEI/%	RSEI/%
[0,0.2)差	7.44	23.10
[0.2,0.4)较差	13.40	26.46
[0.4,0.6)中等	12.68	22.55
[0.6,0.8)良	13.50	17.37
[0.8,1]优	52.98	10.51
合计	100	100

4.5 讨论

MRSEI和RSEI利用PCA变换获得的遥感生态指数，RSEI没有考虑空气质量因素，MRSEI考虑了城市空气质量指标，对于空气质量严峻的地区，空气质量对城市生态质量的影响不可忽视。经PSR模型计算的EI与MRSEI、RSEI比较表明，在北京市EI与MRSEI的相关性高于RSEI，在主城区EI与MRSEI的平均绝对误差、平均均方根误差和平均相对误差均小于RSEI，表明对于北京市和主城区适用性优于RSEI。本文仅在空气质量严峻的北京市进行了研究，而MRSEI和RSEI对于空气质量较好的城市的适用性没有研究。且本文的验证数据是以区为单位，仅可在区的水平上进行比较，不能做到面对面比较，可能会忽略局部效果的差异。对于主城区的比对是利用EI（16个点）插值获得面状数据。同时，本文利用KPCA获得NRSEI，考虑了指标间存在的弱线性和非线性的问题，提高了方法的适用性，但也使数据量爆炸式增加，由于计算机设备限制，仅可在小区域（152像元×152像元）研究。对于结果的验证也是定性去评价，主要根据遥感影像、第一主成分贡献率和指标与NRSEI的相关性，而没有定量评价。且AOD数据的空间分辨率较低，在小区域AOD基本不变，不能同时考虑两方面的改进。今后会探究不同空气质量对RSEI监测结果的影响的定量评价，也会在不同城市展开研究。

随着遥感技术发展，今后可以获得更高空间分辨率和时间分辨率的遥感数据，而且科学技术的发展也会提高计算机的运算和存储能力，将可同时考虑空气质量和KPCA变换两个方面改进

RSEI；同时，随着AOD的空间分辨率和精度提高，获得的遥感生态指数更加准确，对城市生态能更加准确和详细监测。

对于KPCA算法随着数据的空间维度增加，计算量会快速增加。于是将KPCA用于更大尺度的研究，例如北京市的非线性城市遥感指数时，怎么提高算法计算效率和使用更少的计算机内存是一个急需解决的问题。目前，对于这个问题形成流行学习的研究方向，已有学者使用Landmark points策略（De Silva和Tenenbaum，2002）或增强GPU（Graphics Processing Unit）运算能力（Bachmann等，2010）等解决方案，怎么与KPCA相结合，需要进一步探究。

5 结论

北京市2017-05-23的EI、RSEI和MRSEI均值比2014-05-13的均值分别提高了38.65%、28.05和49.73%；2019-05-13的RSEI和MRSEI均值分别比2017年均值提高了15.61%和19.22%，表明北京市整体生态质量有所提高，但有些区域因城市扩张呈下降趋势。

RSEI与MRSEI监测城市整体生态质量结果趋势相似，但在空间分布和定量刻画上存在一定差异，AOD越严重对MRSEI影响越大。PSR获得的EI与MRSEI的相关系数分别是0.829（2014-05-13）和0.857（2017-05-23）（ $P<0.01$ ）均高于RSEI与EI的相关性（0.794（2014-05-13）和0.802（2017-05-23）；主城区MRSEI的平均绝对误差、平均均方根误差和平均相对误差均小于RSEI，对城市区域的适用性更好。因此，对于空气质量严峻的北京，空气质量对城市生态质量的影响是不可忽视，且用AOD表征空气质量在北京是较为合理的。在空气质量严峻的北京，MRSEI监测生态质量精度优于RSEI。

NDVI、Wet、LST和NDBSI两两间为弱线性关系（除NDVI与NDBSI为强像性关系），且整个北京区域与实验区相比较，4个指标间的线性相关性均降低。在实验区KPCA比PCA获得的第一主成分贡献率提高了11.94%—21.25%，且4个指标与NRSEI的相关系数均高于RSEI（0.128—0.198）。实验区分析表明，RSEI有时会对生态差和较差的比例低估和对生态优的比例有时高估，NRSEI可

体现等级间的过渡,与遥感影像定性反映的生态质量相符度更高。

参考文献(References)

- Artis D A and Carnahan W H. 1982. Survey of emissivity variability in thermography of urban areas. *Remote Sensing of Environment*, 12(4): 313-329 [DOI: 10.1016/0034-4257(82)90043-8]
- Bachmann C M, Ainsworth T L, Fusina R A, Topping R and Gates T. 2010. Manifold coordinate representations of hyperspectral imagery: improvements in algorithm performance and computational efficiency//Proceedings of 2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Honolulu, HI, USA: IEEE: 4244-4247 [DOI: 10.1109/IGARSS.2010.5653550]
- Cao Q F, Shen L, Chen S C and Pui D Y H. 2018. WRF modeling of PM_{2.5} remediation by SALSCS and its clean air flow over Beijing terrain. *Science of the Total Environment*, 626: 134-146 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.01.062]
- Chen W W, Liu Y, Wu X W, Bao Q Y, Gao Z T, Zhang X L, Zhao H M, Zhang S C, Xiu A J and Cheng T H. 2019. Spatial and temporal characteristics of air quality and cause analysis of heavy pollution in northeast China. *Environmental Science*, 40(11): 4810-4823 (陈卫卫, 刘阳, 吴雪伟, 鲍秋阳, 高枫亭, 张学磊, 赵红梅, 张世春, 修艾军, 程天海. 2019. 东北区域空气质量时空分布特征及重度污染成因分析. *环境科学*, 40(11): 4810-4823) [DOI: 10.13227/j.hjx.201807159]
- De Silva V and Tenenbaum J B. 2002. Global versus local methods in nonlinear dimensionality reduction//Proceedings of the 15th International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: ACM: 721-728
- Fu X Q and Chen H Y. 2015. Comprehensive power quality evaluation based on weighted rank sum ration method. *Electric Power Automation Equipment*, 35(1): 128-132 (付学谦, 陈皓勇. 2015. 基于加权秩和比法的电能质量综合评估. *电力自动化设备*, 35(1): 128-132) [DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.01.019]
- Gao H Z, Wang J W, Nian Y J, Wang L B and Xu Z. 2011. Fusion classification of hyperspectral image by composite kernels support vector machine. *Optics and Precision Engineering*, 19(4): 878-883 (高恒振, 粘永健, 万建伟, 王力宝, 徐湛. 2011. 组合核函数支持向量机高光谱图像融合分类. *光学精密工程*, 19(4): 878-883) [DOI: 10.3788/OPE.20111904.0878]
- Guo H L, Zhang B W, Bai Y F and He X H. 2017. Ecological environment assessment based on Remote Sensing in Zhengzhou. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 94(1): 012190 [DOI: 10.1088/1755-1315/94/1/012190]
- Gupta K, Kumar P, Pathan S K and Sharma K P. 2012. Urban neighborhood green index - a measure of green spaces in urban areas. *Landscape and Urban Planning*, 105(3): 325-335 [DOI: 10.1016/j.landurbplan.2012.01.003]
- He K B, Yang F M, Ma Y L, Zhang Q, Yao X H, Chan C K, Cadle S, Chan T and Mulawa P. 2001. The characteristics of PM_{2.5} in Beijing, China. *Atmospheric Environment*, 35(29): 4959-4970 [DOI: 10.1016/s1352-2310(01)00301-6]
- Hu X S and Xu H Q. 2019. A new remote sensing index based on the pressure-state-response framework to assess regional ecological change. *Environmental Science and Pollution Research*, 26(6): 5381-5393 [DOI: 10.1007/s11356-018-3948-0]
- Imhoff M L, Zhang P, Wolfe R E and Bounoua L. 2010. Remote sensing of the urban heat island effect across biomes in the continental USA. *Remote Sensing of Environment*, 114(3): 504-513 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.10.008]
- Ivits E, Cherlet M, Mehl W and Sommer S. 2009. Estimating the ecological status and change of riparian zones in Andalusia assessed by multi-temporal AVHRR datasets. *Ecological Indicators*, 9(3): 422-431 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2008.05.013]
- Kearney M S, Rogers A S, Townshend J R G, Lawrence W T, Dorn K, Eldred K, Stutzer D, Lindsay F and Rizzo E. 1995. Developing a model for determining coastal marsh "health"//Proceedings of the Third Thematic Conference on Remote Sensing for Marine and Coastal Environments. Ann Arbor: Environmental Research Institute of Michigan: 527-537
- Liu Z C, Xu H Q, Li L, Tang F and Lin L Z. 2015. Ecological change in the Hangzhou area using the remote sensing based ecological index. *Journal of Basic Science and Engineering*, 23(4): 728-739 (刘智才, 徐涵秋, 李乐, 唐菲, 林中立. 2015. 基于遥感生态指数的杭州市城市生态变化. *应用基础与工程科学学报*, 23(4): 728-739) [DOI: 10.16058/j.issn.1005-0930.2015.04.008]
- Lyapustin A, Martonchik J, Wang Y J, Laszlo I and Korkin S. 2011a. Multiangle implementation of atmospheric correction (MAIAC): 1. Radiative transfer basis and look-up tables. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D3): D03210 [DOI: 10.1029/2010JD014985]
- Lyapustin A, Wang Y, Laszlo I, Kahn R, Korkin S, Remer L, Levy R and Reid J S. 2011b. Multiangle implementation of atmospheric correction (MAIAC): 2. Aerosol algorithm. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D3): D03211 [DOI: 10.1029/2010JD014986]
- Moran M S, Peters-Lidard C D, Watts J M and McElroy S. 2004. Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 30(5): 805-826 [DOI: 10.5589/m04-043]
- National Environmental Protection Agency. 2006. HJ/T 192-2006 Technical criterion for eco-environmental status evaluation. Beijing: Standards Press of China (国家环保局. 2006. HJ/T 192-2006 生态环境状况评价技术规范(试行). 北京: 中国标准出版社)
- Neri A C, Dupin P and Sánchez L E. 2016. A pressure-state-response approach to cumulative impact assessment. *Journal of Cleaner Production*, 126: 288-289 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2016.02.134]

- OECD. 1993. Core Set of Indicators for Environmental Performance Reviews. Paris, France: OECD
- Ochoa-Gaona S, Kampichler C, de Jong B H J, Hernández S, Geissen V, Huerta E. 2010. A multi-criterion index for the evaluation of local tropical forest conditions in Mexico. *Forest Ecology and Management*, 260 (5): 618-627. [DOI: 10.1016/j.foreco.2010.05.018]
- Paciorek C J, Liu Y, Moreno-Macias H and Kondragunta S. 2008. Spatiotemporal associations between GOES aerosol optical depth retrievals and ground-level PM_{2.5}. *Environmental Science and Technology*, 42(15): 5800-5806 [DOI: 10.1021/es703181j]
- Peng J, Chen S, Lv H L, Liu Y X and Wu J S. 2016. Spatiotemporal patterns of remotely sensed PM_{2.5} concentration in China from 1999 to 2011. *Remote Sensing of Environment*, 174: 109-121 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.12.008]
- Remer L A, Kaufman Y J, Tanré D, Mattoo S, Chu D A, Martins J V, Li R R, Ichoku C, Levy R C, Kleidman R G, Eck T F, Vermote E and Holben B N. 2005. The MODIS aerosol algorithm, products, and validation. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 62(4): 947-973 [DOI: 10.1175/JAS3385.1]
- Song T, Duan Z, Liu J Z, Shi J Z, Yan F, Sheng S J, Huang J and Wu W. 2015. Comparison of four algorithms to retrieve land surface temperature using Landsat 8 satellite. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(3): 451-464 (宋挺, 段峥, 刘军志, 石浚哲, 严飞, 盛世杰, 黄君, 吴蔚. 2015. Landsat 8 数据地表温度反演算法对比. *遥感学报*, 19(3): 451-464) [DOI: 10.11834/jrs.20154180]
- Sullivan C A, Skeffington M S, Gormally M J and Finn J A. 2010. The ecological status of grasslands on lowland farmlands in western Ireland and implications for grassland classification and nature value assessment. *Biological Conservation*, 143(6): 1529-1539 [DOI: 10.1016/j.biocon.2010.03.035]
- Van Donkelaar A, Martin R V, Brauer M and Boys B L. 2015. Use of satellite observations for long-term exposure assessment of global concentrations of fine particulate matter. *Environmental Health Perspectives*, 123(2): 135-143 [DOI: 10.1289/ehp.1408646]
- Wang M Y and Xu H Q. 2018. Temporal and spatial changes of urban impervious surface and its influence on urban ecological quality: a comparison between Shanghai and New York. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 29(11): 3735-3746 (王美雅, 徐涵秋. 2018. 上海和纽约城市不透水面时空变化及其对生态质量影响的对比. *应用生态学报*, 29(11): 3735-3746) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201811.018]
- Wang W Q, Zang Z L, Song B, Wang T J, Jiang Z Q and You W. 2016. Correlation between averaged PM_{2.5} concentrations and MODIS aerosol optical depth during different periods in Beijing. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 36(8): 2794-2802 (王伟齐, 臧增亮, 宋彬, 王体健, 蒋自强, 尤伟. 2016. 北京地区不同时段平均PM_{2.5}浓度与MODIS气溶胶光学厚度相关性分析. *环境科学学报*, 36(8): 2794-2802) [DOI: 10.13671/j.hjkxxb.2015.0743]
- Weng Q H, Lu D S and Schubring J. 2004. Estimation of land surface temperature - vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sensing of Environment*, 89(4): 467-483 [DOI: 10.1016/j.rse.2003.11.005]
- Willis K S. 2015. Remote sensing change detection for ecological monitoring in United States protected areas. *Biological Conservation*, 182: 233-242 [DOI: 10.1016/j.biocon.2014.12.006]
- Wu Y Q and Wu C. 2012. Denoising of hyperspectral remote sensing images using NSCT and KPCA. *Journal of Remote Sensing*, 16(3): 533-544 (吴一全, 吴超. 2012. 结合NSCT和KPCA的高光谱遥感图像去噪. *遥感学报*, 16(3): 533-544) [DOI: 10.11834/jrs.20121018]
- Xu H Q. 2005. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index (MNDWI). *Journal of Remote Sensing*, 9(5): 589-595 (徐涵秋. 2005. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究. *遥感学报*, 9(5): 589-595) [DOI: 10.11834/jrs.20050586]
- Xu H Q. 2010. Analysis of impervious surface and its impact on urban heat environment using the Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI). *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 76(5): 557-565 [DOI: 10.14358/PERS.76.5.557]
- Xu H Q. 2013. A remote sensing urban ecological index and its application. *Acta Ecologica Sinica*, 33(24): 7853-7862 (徐涵秋. 2013. 城市遥感生态指数的创建及其应用. *生态学报*, 33(24): 7853-7862) [DOI: 10.5846/stxb201208301223]
- Xu H Q, Wang M Y, Shi T T, Guan H D, Fang C Y and Lin Z L. 2018. Prediction of ecological effects of potential population and impervious surface increases using a remote sensing based ecological index (RSEI). *Ecological Indicators*, 93: 730-740 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.05.055]
- Yue H, Liu Y, Li Y and Lu Y. 2019. Eco-environmental quality assessment in China's 35 major cities based on remote sensing ecological index. *IEEE Access*, 7: 51295-51311 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2911627]
- Zhang J T, Zhao Y D, Tian Y G, He Q Q, Zhuang Y H, Peng Y X and Hong S. 2019. Spatial non-coupling of air pollutant emissions and particulate matter-related air quality: a case study in Wuhan City, China. *Progress in Geography*, 38(4): 612-624. (张金亭, 赵玉丹, 田扬戈, 何青青, 庄艳华, 彭韵羲, 洪松. 2019. 大气污染物排放量与颗粒物环境空气质量的空间非协同耦合研究——以武汉市为例. *地理科学进展*, 38(4): 612-624) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2019.04.013]
- Zhang P. 2014. Study on the Spatial-Temporal Data Fusion Method using Tasseled-Cap-Transform Indices from Landsat TM and MODIS. Lanzhou: Lanzhou University (张鹏. 2014. 基于Landsat TM与MODIS缨帽变换分量的时空数据融合方法研究. 兰州: 兰州大学)

Comparison between modified remote sensing ecological index and RSEI

LIU Ying¹, DANG Chaoya¹, YUE Hui¹, LYU Chunguang², QIAN Jiaxin¹, ZHU Rong¹

1. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. Shandong Provincial Key Laboratory of Water and Soil Conservation and Environment Protection, College of Resources and Environment, Linyi University, Linyi 276005, China

Abstract: Establishing a more accurate remote sensing ecological index is necessary to evaluate urban ecological quality and provide timely warnings. Taking the Beijing city as the study area, this paper used five indices (vegetation index, humidity, Land Surface Temperature (LST), Normalized Difference Build-up and bare Soil Index (NDBSI) and air quality) through the Principal Component Analysis (PCA) method to construct a Modified Remote Sensing Ecological Index (MRSEI). The Eco-environment Index (EI) was derived from the Pressure-State-Response model (PSR) combined with the entropy weight method to compare with MRSEI and RSEI. Moreover, the nuclear principal component analysis (KPCA) was applied to establish the Nonlinear Remote Sensing Ecological Index (NRSEI), which was integrated vegetation index, humidity, LST, and NDBSI. Finally, MRSEI and NRSEI were separately compared with the remote sensing ecological index (RSEI). The results showed that MRSEI could reflect the spatial distribution of air quality, and the correlation coefficients between MRSEI and EI were 0.829 in 2014 and 0.857 in 2017 ($P < 0.01$), which were improved by 0.035 and 0.055 over that of RSEI, respectively. Compared with EI, the average absolute error, root mean square error, and average relative error of MRSEI in the main districts were all lower than that of RSEI. These results indicated that the MRSEI in evaluating urban ecological quality was better than RSEI and the air quality indicator was feasible to monitor the ecological environment of Beijing. The contribution rate of the first principal component from NRSEI was increased by 11.94%—21.45% than that of RSEI in the experiment areas. Compared with RSEI, the correlation coefficients between each indicator and NRSEI increased by 0.128—0.198. NRSEI could demonstrate the transition of different ecological levels. RSEI sometimes underestimated the areas with poor ecological environments, and it sometimes overestimated the areas with excellent ecological environments. NRSEI was more consistent with the ecological conditions reflected by remotely sensed images. MRSEI is more suitable than RSEI for monitoring the ecological quality of Beijing. NRSEI, taking into account the weak linear or nonlinear correlations of various indicators, is better than RSEI in assessing the ecological environment quality.

Key words: remote sensing, modified remote sensing ecological index, nonlinear remote sensing ecological index, air quality index, kernel principal component analysis, Pressure-State-Response model

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41401496); Xi'an University of Science and Technology (No. 2019YQ3-04)