

# 基于全球数据库的森林土壤呼吸模型研究\*

田秋燕<sup>1</sup> 赵正勇<sup>1</sup> 杨旗<sup>1</sup> 朱航勇<sup>2</sup>

(1. 广西大学林学院, 广西南宁 530004; 2. 广东省森林培育与保护利用重点实验室/广东省林业科学研究院, 广东广州 510520)

**摘要** 森林土壤呼吸在陆地生态系统的碳平衡中发挥了重要作用, 准确估算森林土壤呼吸量对于了解陆地碳平衡的变化至关重要。这项研究以全球气候数据、全球森林土壤呼吸数据库为基础数据, 通过开发人工神经网络(ANN)模型建立由年平均气温(MAT)、年平均降水(MAP)、森林类型驱动的土壤呼吸模型, 预测全球森林土壤呼吸变化。模型估算的结果表明, 从1960年到2017年, 全球森林平均年土壤呼吸量为 $40.10 \pm 0.48 \text{ Pg C yr}^{-1}$ , 全球森林土壤对全球土壤呼吸的贡献在40.9% - 49.8%之间。人工神经网络模型预测的准确度达到0.63, 进一步改善了全球森林土壤呼吸模型预测的精度。

**关键词** 全球气候数据; 全球森林土壤呼吸数据库; 森林生态系统; 人工神经网络

**中图分类号:** S718 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-2053 (2019) 06-0001-06

## Study on Forest Soil Respiration Model Based on Global Databases

TIAN Qiuyan<sup>1</sup> ZHAO Zhengyong<sup>1</sup> YANG Qi<sup>1</sup> ZHU Hangyong<sup>2</sup>

(1. Forestry College of Guangxi University, Nanning, Guangxi 530004, China; 2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Silviculture, Protection and Utilization/Guangdong Academy of Forestry, Guangzhou, Guangdong 510520, China)

**Abstract** Forest soil respiration is a critical process in the carbon cycling of terrestrial ecosystems. It is very important to estimate the rate of annual forest soil respiration for understanding the change of carbon balance. Based on global climate data and global forest soil respiration database, this study developed an artificial neural network (ANN) model driven by mean annual temperature (MAT), mean annual precipitation (MAP) and forest types to predict the changes of global forest soil respiration. From 1960 to 2017, the average annual soil respiration of global forest was  $40.10 \pm 0.48 \text{ Pg C yr}^{-1}$ , which contributed between 40.9% and 49.8% to the global soil respiration. The prediction accuracy of artificial neural network model reached 0.63 in this study, which further improved the performance of the global forest soil respiration model.

**Key words** global climate data; global forest soil respiration database; forest ecological system; artificial neural network

土壤呼吸作为森林生态系统物质循环和能量流动的重要生态过程, 是将土壤中的有机碳以 $\text{CO}_2$ 的形式释放到大气的重要途径<sup>[1]</sup>, 在陆地生态系统的碳平衡中发挥了作用<sup>[2]</sup>。因此, 准确估算森林土壤呼吸量对于了解陆地碳平衡的变化至关

重要。

全球尺度土壤呼吸因其范围广、测量难度大而不能直接测量, 多数研究是通过模型模拟和气候因子<sup>[2-8]</sup>、土壤因子<sup>[9]</sup>、叶面积指数<sup>[10-11]</sup>、实际蒸散量<sup>[12]</sup>的关系对现场测量的土壤呼吸进行估

\* 基金项目: 广西自然科学基金项目(2018GXNSFAA050135), 广东省林业科技计划项目(2019-07)。

第一作者: 田秋燕(1994—), 女, 硕士研究生, 研究方向为森林生态学, E-mail: 18275774749@163.com。

通信作者: 赵正勇(1977—), 男, 校聘教授, 主要从事土壤、水文与生态模型研究, E-mail: z.zhao@unb.ca。

算。在影响土壤呼吸的众多因素中,通常认为温度和降水是描述土壤呼吸的最佳预测因子<sup>[6]</sup>。陈书涛等人<sup>[13]</sup>研究表明,半经验模型是最常用的土壤呼吸模型,预测土壤呼吸与温度的关系采用指数方程<sup>[2, 4-5]</sup>、线性方程<sup>[3, 14-15]</sup>,预测土壤呼吸与降水的关系采用米氏方程<sup>[5, 9-10]</sup>。但是,这些模型由于需要预先假设预测因子与土壤呼吸之间的关系,很可能隐藏了二者的实际关系,从而导致预测的不准确。人工神经网络(ANN)在处理复杂关系映射上(特别是在处理非线性映射问题上),往往优于传统数学统计模型,能明显提高模型精度<sup>[16-19]</sup>。因此,本研究采用人工神经网络建立气候因素(温度、降水)驱动的全球森林土壤呼吸模型。

全球土壤呼吸模型依赖基于观测数据的土壤呼吸数据集<sup>[8]</sup>。最近,一套通过收集公开发表的科学文献汇编而成的全球土壤呼吸数据集(SRDB)<sup>[6]</sup>被广泛应用,为解决该数据集的气候信息不完善的问题,大多数研究者利用气候数据、中分辨率成像光谱仪(MODIS)地表温度数据代替SRDB中的温度、降水数据作为基础数据,模拟全球土壤呼吸与气候因素<sup>[2, 6-8, 20-21]</sup>的关系。因此,本研究使用SRDB和气候数据作为基础数据进行模型模拟。

本研究的目的是利用全球土壤呼吸数据集(SRDB),建立一个与气候数据相匹配的全球森林土壤呼吸数据库,开发ANN模型模拟全球森林土壤呼吸,估算全球森林土壤呼吸量,以期准确地估算陆地生态系统碳通量和应对气候变化提供理论基础和依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据来源

本研究使用以Bond-Lamberty(2018年)更新的SRDB(<https://doi.org/10.3334/ORNLDAAC/1578>)、中国土壤呼吸数据<sup>[19, 22-25]</sup>为数据来源建立全球森林土壤呼吸数据库,包含了5762条森林土壤呼吸记录,这些研究是在1961年至2016年间进行的土壤呼吸测量。

为完善数据库中的气候信息,对于每个数据点,我们使用CRU TS 4.02版本的气候数据(British Atmospheric data Centre, [http://data.ceda.ac.uk/badc/cru/data/cru\\_ts/cru\\_ts\\_4.02/](http://data.ceda.ac.uk/badc/cru/data/cru_ts/cru_ts_4.02/))代替数据库中年平均温度(MAT)、年平均降水(MAP)。

该数据库涵盖了1901年1月至2017年12月的数千个全球陆地站点的逐月气候变化数据(0.5°分辨率)。CRU TS 4.02版本纠正了以前版本中某些站点纬度逆转的错误,并为温度和降水变量添加了一些新站点,具有更精确的结果。为了验证气候数据的可靠性,我们对SRDB中可用的现场测量的温度、降水与全球气候数据库的温度、降水数据进行比较,结果表明两个数据库中的温度、降水十分接近(温度: $r^2=0.977$ ,  $n=124$ ,  $P<0.003$ ; 降水: $r^2=0.779$ ,  $n=124$ ,  $P<0.0001$ )。

### 1.2 数据处理

森林土壤呼吸数据预处理:(1)至少一年以上的野外观测的土壤呼吸数据;(2)在原文中报告了测量年份、坐标、测量方法、森林类型、MAT、MAP、土壤呼吸测量值;(3)除Q01(按数字估算的数据)、Q02(另一项研究的数据)、Q03(估算的数据)外,带有质量检查标志的数据被排除在外<sup>[2]</sup>;(4)排除使用Soda line和Alkali absorption方法测量的年土壤呼吸数据,这两种方法受到碱液的用量、测量面积等因素的限制,导致测定的精度不理想,与实际土壤呼吸速率存在差异<sup>[1, 26]</sup>。经过预处理,得到3969条森林土壤呼吸记录。

森林土壤呼吸数据库建立过程:筛选出重复记录,提取气候数据,对相同特征记录取平均值。具体步骤:(1)筛选出两个原始数据库中重复出现的记录;(2)根据土壤呼吸数据库的测量年份、经度和纬度等信息,从CRU TS 4.02版本气候数据集中提取了每月的平均气温、平均降水,并计算出MAT、MAP;(3)由于每个测量点可能有多个测量值,借鉴Xu等人<sup>[20]</sup>的方法,对相同测量年份、相同MAT和MAP的多个测量值取平均值。经过处理,生成新的森林土壤呼吸数据库,包含1155条森林土壤呼吸记录(表1)。数据库涵盖了寒带森林、温带森林和热带森林3种森林类型,样本量分别占全球森林类型样本的9.2%、67.7%、23.1%,97.1%的土壤呼吸样本处于100~2100 g C m<sup>-2</sup> yr<sup>-1</sup>范围内(图1)。

本研究采用SPSS 23软件进行土壤呼吸与预测因子(森林类型、MAT、MAP)的回归分析。

### 1.3 人工神经网络模型

本研究使用的反向传播(BP, Back-Propagation)ANN模型是基于误差反向传播算法训练的多层前馈网络。BP-ANN模型应用反向技术进行训

表 1 森林土壤呼吸数据库建立过程  
Table 1 The establishment process of forest soil respiration database

森林数据量 The number of forest data	(1) 剔除重复出现的记录 Remove the repeated records	(2) 提取气候数据的记录 Extract climate data records	(3) 剔除具有相同特征 Remove records with the same characteristics	结果 Final Records
3 969	943	3 026	1 871	寒带森林: 173 温带森林: 1 181 热带森林: 517

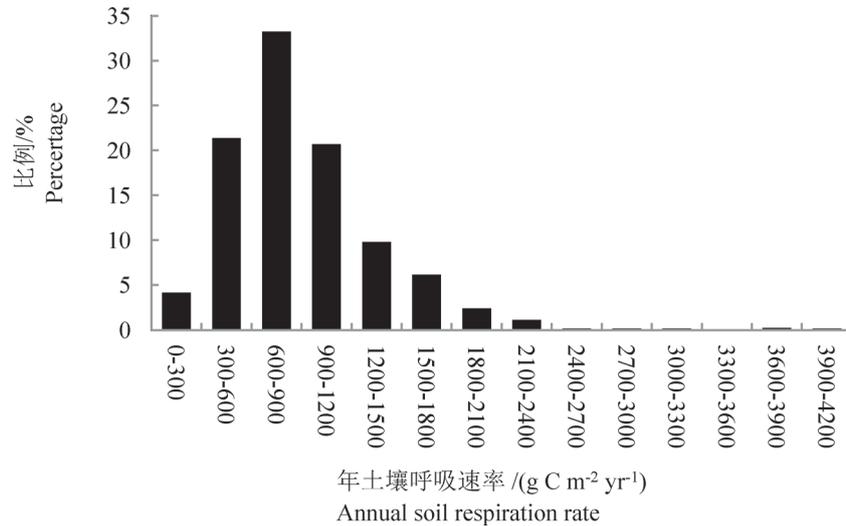


图 1 全球森林土壤呼吸数据库的样本分布  
Figure 1 Sample distributions of global forest soil respiration database

练, 该技术调整了沿负梯度下降方向的权重和偏差值, 以最大程度减小训练集的输入和输出向量之间的均方误差 (MSE) [27]。使用 Levenberg-Marquardt 算法 [28] 确定 ANN 模型的结构以及每个训练周期的网络权重和偏差。通过每个周期计算网络输出 (预测值) 和目标值 (测量值) 之间的 MSE。当无法进一步降低 MSE 时, 训练停止。

ANN 模型具有 3 层结构: 输入层、隐藏层和输出层。在本研究中, 全球森林类型数据 (寒带、温带和热带森林)、全球气候数据 (MAT、MAP) 作为输入层节点, 预测的年土壤呼吸为输出层。输入层和输出层通过隐藏层 (节点数: 5-35) 链接。隐藏层的节点数量决定了模型的复杂性。输入层和隐藏层之间的所有链接构成输入权重矩阵, 隐藏层和输出层之间的所有链接构成输出权重矩阵。根据公式 (1) [7], 使用前一层值修改控制来自每个节点的传播值 ( $x$ ) 和输出值 ( $o$ ) 的权重 ( $w$ ):

$$o = f(-T + \sum w_i x_i) \dots \dots \dots (1)$$

其中  $T$  是每个节点的特定阈值 (偏差) 值。  $f$

是一个非线性 S 型函数, 其单调增加。

模型训练的数据集分为校准数据集和验证数据集, 为防止过度拟合, 校准数据集 (数据集的 75%) 用于建立 ANN 模型, 验证数据集 (数据集的 25%) 用于检验 ANN 模型的性能。用于评估 ANN 模型准确性的指标有: 决定系数 ( $r^2$ )、均方根误差 (RMSE)、变异系数 (CV)。

#### 1.4 森林土壤呼吸估算

本研究从最佳 ANN 模型中遴选出 500 个神经网络作为模型基础, 使用全球网格面积地图 (5' 分辨率)、全球气候地图 (CRU TS 4.02 版本, 1901-2017 年, 0.5° 分辨率) 和全球森林群落地图 (< 5' 分辨率) 作为模型输入, 估算 1960 年至 2017 年全球森林土壤呼吸。全球网格面积地图根据 WGS84 参数运行程序计算得到, 全球森林群落地图从世界陆地生态区数据库 [29] 中提取。利用最邻近法对全球气候地图和全球森林群落图进行重采样, 使其与具有 5' 分辨率的全球网格面积地图的地理坐标相匹配。

在本研究中, 使用 MATLAB 软件开发程序进行建模 [The MathWorks Ins., 1984-2016]。

## 2 结果与分析

### 2.1 人工神经网络模型

本研究对具有 31 个隐藏层节点 (5-35) 的 ANN 模型进行了 3 100 000 次训练。模型训练的结果显示, 在 31 个隐藏层中, 节点数为 29 的隐藏层表现最佳 ( $r^2=0.45$ )。因此, 我们提取了具有 29 个隐藏层节点的模型 (ANN1) 的输出层 (土壤呼吸预测值) 进行下一步分析。根据模型输入 (森林类型、MAT、MAP)、预测目标 (土壤呼吸测量值) 及输出层 (土壤呼吸预测值) 的表现, 我们假设存在一些异常记录, 其对模型训练的结果可能会造成影响。通过观察森林土壤呼吸数据库中的记录, 我们发现当出现以下两种情况, 土壤呼吸预测值与测量值存在较大的误差: (1) SRDB 数据库中少数部分森林类型划分判断失误; (2) MAT (MAP) 过高/过低, 不符合所属森林类型气候特征。通过数据筛选, 我们剔除掉 41 条异常记录, 形成新的森林土壤数据库进行模型模拟 (ANN2,  $N=1\ 114$ ), 并与 ANN1 ( $N=1\ 155$ ) 进行比较, 以验证我们的假设是否正确。

模型训练结果表明 (表 2), 从 ANN1 发展到 ANN2, 模型的决定系数  $r^2$  由 0.45 提高到 0.63, 均方根误差从 361 降低到 266, 预测精度提高。综合评估模型性能, ANN2 被确定为最佳模型 ( $r^2=0.63$ ,  $RMSE=266$ ,  $N=1\ 114$ )。因此, 在模型模拟过程中, 对模型输入、目标值和预测结果进行分析, 剔除一些表现异常的记录, 提高数据质量有助于建模。

### 2.2 模型间的比较

为比较 ANN 模型和传统数学模型的表现, 本

研究使用相同的森林土壤呼吸数据库进行逐步多元线性回归分析。逐步多元线性回归分析的结果表明 (表 3), 年平均温度、年平均降水是影响土壤呼吸的两大因素, 解释了全球森林土壤呼吸变化的 28%。而森林类型、年平均温度、年平均降水作为 ANN 模型的预测因子, 共同解释了全球森林土壤呼吸变化的 63% (表 2, ANN2)。ANN 模型精度高于逐步多元线性回归模型的精度, 能更好地解释全球森林土壤呼吸变化。

### 2.3 全球森林土壤呼吸的估算

本研究使用 ANN2 模型中表现最佳的 500 个神经网络来估计全球森林土壤呼吸量, 结果显示 (表 4), 从 1960 年到 2017 年, 全球森林土壤呼吸量为  $40.1 \pm 0.48 \text{ Pg C yr}^{-1}$ 。在全球森林生态系统中, 58 年来热带森林的平均年土壤呼吸速率最高 ( $1\ 180 \text{ g C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ ), 寒带森林的最低 ( $455 \text{ g C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ )。森林土壤呼吸的空间分布图表明 (图 2), 南纬  $30^\circ$  到北纬  $30^\circ$  区域的土壤呼吸对全球森林土壤呼吸的贡献最大, 这与该区域温度高、降水量大的气候特征有关。

## 3 讨论

本研究估算的全球森林土壤呼吸量为  $40.1 \pm 0.48 \text{ Pg C yr}^{-1}$ , 与 Zhao 等人<sup>[7]</sup>估算的结果基本一致 ( $37.7 \text{ Pg C yr}^{-1}$ )。在不同的森林类型中, 土壤呼吸存在着较大的差异, 热带森林的年平均土壤呼吸速率最大, 温带森林次之, 寒带森林最小, 这与 Zhao 等人<sup>[7]</sup>、Wang 等人<sup>[15]</sup>及 Hursh 等人<sup>[30]</sup>的结果一致。南纬  $30^\circ$  到北纬  $30^\circ$  土壤呼吸的贡献率最高, 这与 Hashimoto S 等人<sup>[2]</sup>的结论一致。若以 Raich 等人 ( $80.4 \text{ Pg C yr}^{-1}$ )<sup>[5]</sup>和 Bond-Lamber-

表 2 ANN 模型性能比较

Table 2 Comparison of ANN models performance

人工神经网络模型 ANN model	样本数 $N$	决定系数 $r^2$	均方根误差 / ( $\text{g C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ ) RMSE	变异系数 /% CV
ANN1	1 155	0.45	361	31
ANN2	1 114	0.63	266	37

表 3 土壤呼吸与预测因子的回归模型

Table 3 The regression models of soil respiration and prediction factors

多元回归模型 Model	样本数 $N$	方程 Equation	决定系数 $r^2$	显著水平 Sig.
模型 1	1 155	$y=484.435+22.663T+0.117P$	0.23	<0.000 1
模型 2	1 114	$y=477.051+22.181T+0.129P$	0.28	<0.000 1

注:  $y$ : 土壤呼吸速率,  $\text{g C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ ;  $T$ : 年平均温度,  $^\circ\text{C}$ ;  $P$ : 年平均降水,  $\text{mm}$ 。

Note:  $y$ : soil respiration rate,  $\text{g C m}^{-2} \text{ yr}^{-1}$ ;  $T$ : mean annual temperature,  $^\circ\text{C}$ ;  $P$ : mean annual precipitation,  $\text{mm}$ .

表 4 1960 年 -2017 年估算的全球森林土壤呼吸  
Table 4 Estimated global forest soil respiration from 1960 to 2017

生态类型 Biome	平均年土壤呼吸速率 / (g C m <sup>-2</sup> yr <sup>-1</sup> ) Mean annual Rs rate	年度土壤呼吸量 / (Pg C yr <sup>-1</sup> ) Annual Rs	标准差 / (Pg C yr <sup>-1</sup> ) Standard deviation	变异系数 /% Coefficient of variation
寒带森林 Boreal forest	455	6.10	0.14	2.1
温带森林 Temperate forest	732	11.80	0.17	1.3
热带森林 Tropical forest	1 180	22.20	0.42	1.7
森林 Forest	830	40.10	0.48	1.1

注：Rs: 土壤呼吸。Note: Rs means soil respiration.

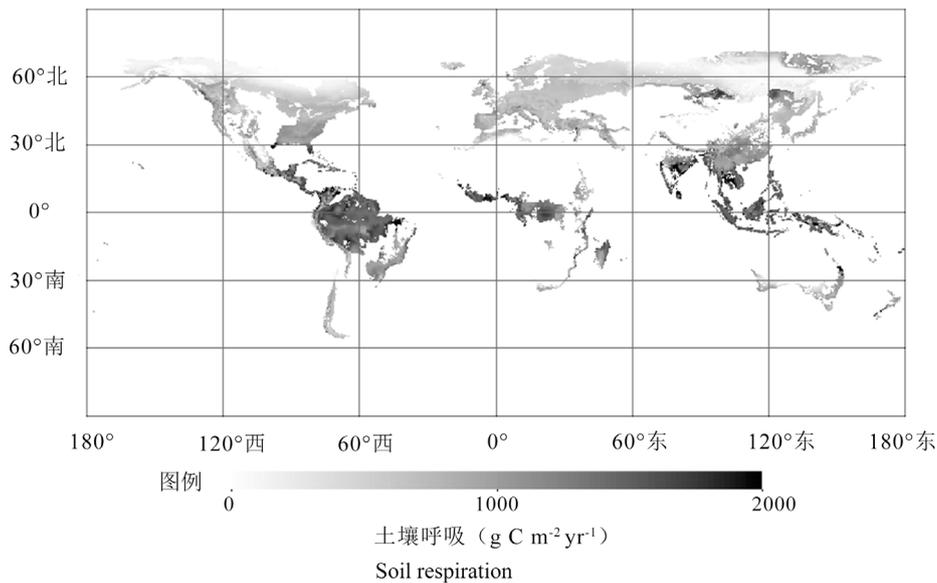


图 2 1960–2017 年估计的全球森林土壤呼吸空间分布  
Figure 2 Spatial distribution of estimated global forest soil respiration from 1960 to 2017

ty 等人 (98 Pg C yr<sup>-1</sup>)<sup>[6]</sup> 估算的全球土壤呼吸量为基准<sup>[31]</sup>, 则全球森林土壤对全球土壤呼吸的贡献在 40.9% - 49.8% 之间。

模型精度是衡量土壤呼吸模型估算准确性的指标, 近年来, 全球森林土壤呼吸模型预测的精度 ( $r^2$ ) 在 0.28-0.49 之间。本研究使用的人工神经网络模型 (ANN2) 预测精度 ( $r^2=0.63$ ) 高于逐步多元线性回归模型 ( $r^2 = 0.28$ )、Raich 等人<sup>[3]</sup> 使用的经验模型 ( $r^2 = 0.28$ 、0.49、0.31) 以及 Chen 等人<sup>[9]</sup> 使用的半机械统计模型 ( $r^2 = 0.47$ ), 表明了 ANN 模型优于传统数学统计模型, 能更好地预测全球森林土壤呼吸的变化, 可以准确估计年度土壤呼吸和预测因子之间的非线性关系<sup>[7]</sup>。在数据处理方法上, 剔除异常记录后, ANN2 模型 ( $N=1\ 114$ ,  $r^2 = 0.63$ ) 预测精度优于 ANN1 模型 ( $N=1\ 155$ ,  $r^2 = 0.45$ ), 表明了剔除一些表现异常的

记录, 提高数据质量有助于建模。因此, 本研究为预测全球森林土壤呼吸提供了一些改进, 进一步提高了森林土壤呼吸模型预测的精度。

尽管模型精度有所提高, 但森林土壤呼吸的估计仍然存在不确定性。本研究使用的土壤呼吸测量数据主要来自温带和热带地区, 寒带地区的数据较少, 森林类型样本分布不均可能会造成对全球森林土壤呼吸估计的不确定性。据研究报告, 年度土壤呼吸随着土地利用<sup>[19, 21, 32]</sup>、植被年龄<sup>[33]</sup>的变化而变化, 在预测全球森林土壤呼吸时, 有必要考虑土地利用变化、植被特征等因素的影响。同时, 气候信息的不确定性也有可能导致模型预测的偏差<sup>[9]</sup>, 有必要使用年度时间尺度<sup>[20]</sup>、更高分辨率<sup>[20-21]</sup>的全球气候数据来匹配现场测量的年土壤呼吸进行建模, 从而提高模型预测的准确度。

## 参考文献

- [1] 魏书精, 罗碧珍, 魏书威, 等. 森林生态系统土壤呼吸测定方法研究进展[J]. 生态环境学报, 2014, 23 (3) : 504-514.
- [2] HASHIMOTO S, CARVALHAIS N, ITO A, et al. Global spatiotemporal distribution of soil respiration modeled using a global database[J]. Biogeosciences, 2015, 12: 4121-4132.
- [3] RAICH J W, SCHLESINGER W H. The global carbon dioxide flux in soil respiration and its relationship to vegetation and climate[J]. Tellus, 1992, 44B: 81-99.
- [4] RAICH J W, POTTER C S. Global patterns of carbon dioxide emissions from soils[J]. Global Biogeochemical Cycles, 1995, 9(1): 23-36.
- [5] RAICH J W, POTTER C S, BHAGAWATI D. Interannual variability in global soil respiration, 1980-94[J]. Global Change Biology, 2002, 8: 800-812.
- [6] BOND-LAMBERTY B, THOMSON A. Temperature-associated increases in the global soil respiration record[J]. Nature, 2010, 464: 579-582.
- [7] ZHAO Z Y, PENG C H, YANG Q, et al. Model prediction of biome-specific global soil respiration from 1960 to 2012[J]. Earth's Future, 2017, 5:715-729.
- [8] JIAN J, STEELE M K, THOMAS Q, et al. Constraining estimates of global soil respiration by quantifying sources of variability[J]. Global Change Biology, 2018, 24: 4143-4159.
- [9] CHEN S T, HUANG Y, ZOU J W, et al. Modeling interannual variability of global soil respiration from climate and soil properties[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2010, 150(4): 0-605.
- [10] REICHSTEIN M, REY A, FREIBAUER A, et al. Modeling temporal and large - scale spatial variability of soil respiration from soil water availability, temperature and vegetation productivity indices[J]. Global Biogeochem Cycles, 2003, 17(4):1104.
- [11] BAHN M, RODEGHIERO M, Anderson-Dun M, et al. Soil respiration in European grasslands in relation to climate and assimilate supply[J]. Ecosystems, 2008, 11: 1352-1367.
- [12] PENG C H, APPS J, Michael. Simulating global soil-CO<sub>2</sub> flux and its response to climate change[J]. Journal of Environmental Sciences, 2000, 12 (3): 257-265.
- [13] 陈书涛, 邹建文, 胡正华. 陆地生态系统土壤呼吸的观测与模拟[J]. 生态环境学报, 2017, 26(11): 1985-1996.
- [14] WANG W, FANG J Y. Soil respiration and human effects on global grasslands[J]. Global and Planetary Change, 2009, 67(1-2): 20-28.
- [15] WANG W, CHEN W L, Wang S P. Forest soil respiration and its heterotrophic and autotrophic components: Global patterns and responses to temperature and precipitation[J]. Soil Biology & Biochemistry, 2010, 42(8): 1236-1244.
- [16] 王立海, 赵正勇. 基于BP神经网络的针阔混交林TM遥感图像自动分类技术研究[J]. 林业科学, 2005, 41 (6) : 94-100.
- [17] ZHAO Z Y, CHOW T L, REES H W, et al. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65: 36-48.
- [18] 刘泽麟, 彭长辉, 项文化, 等. 人工神经网络在全球气候变化和生态学中的应用研究[J]. 科学通报, 2010, 55 (31) : 2987-2997.
- [19] SONG X Z, PENG C H, ZHAO Z Y, et al. Quantification of soil respiration in forest ecosystems across China[J]. Atmospheric Environment, 2014, 94:546-551.
- [20] XU M, SHANG H. Contribution of soil respiration to the global carbon equation[J]. Journal of Plant Physiology, 2016, 203(203): 16-28.
- [21] ADACHI M, ITO A, YONEMURA S, et al. Estimation of global soil respiration by accounting for land-use changes derived from remote sensing data[J]. Journal of Environmental Management, 2017, 200: 97-104.
- [22] 吴华静, 梁士楚, 田丰, 等. 不同经营措施对尾巨桉人工林土壤呼吸的影响[J]. 西南林业大学学报, 2016, 36(5): 58-64.
- [23] 黄雪蔓, 刘世荣, 尤业明. 第二代桉树人工纯林和混交林土壤呼吸及其组分研究[J]. 林业科学研究, 2014, 27(5): 575-582.
- [24] 吴蒙. 广西桉树及其他几种林分土壤呼吸特征[D]. 桂林: 广西师范大学, 2014.
- [25] 郑威, 谭一波, 唐洁, 等. 不同坡位下红锥人工林的土壤呼吸特征[J]. 中南林业科技大学学报, 2015, 35(6): 11-14.
- [26] EWEL K C, CROPPER W P, GHOLZ H L. Soil CO<sub>2</sub> evolution in Florida slash pine plantations. I. Changes through time[J]. Canadian Journal of Forest Research, 1987, 17(4): 325-329.
- [27] SIGILLITO V G, HUTTON L V. Case Study II: Radar Signal Processing[C]. 1990.
- [28] FUN M H, HAGAN M T. Levenberg-Marquardt training for modular networks[M]. 1996.
- [29] OLSON D M, DINERSTEIN E, WIKRAMANAYAKE E D, et al. Terrestrial ecoregions of the world: a new map of life on Earth[J]. Bioscience, 2001, 51(11): 933-938.
- [30] HURSH A, BALLANTYNE A, COOPER L, et al. The sensitivity of soil respiration to soil temperature, moisture, and carbon supply at the global scale[J]. Global Change Biology, 2017, 23(5): 2090-2103.
- [31] 陈书涛, 黄耀, 邹建文, 等. 中国陆地生态系统土壤呼吸的年际间变异及其对气候变化的响应[J]. 中国科学: 地球科学, 2012, 42(8): 1273-1281.
- [32] 徐英明, 李昊, 李鑫, 等. 全球森林管理的趋势及对碳储量的影响[J]. 林业与环境科学, 2018, 34(1): 123-131.
- [33] SAURETTE D D, CHANG S X, THOMAS B R. Some characteristics of soil respiration in hybrid poplar plantations in northern Alberta[J]. Canadian Journal of Soil Science, 2006, 86(Special Issue): 257-268.