引文格式:张勇刚,王正涛,高瑀,等.利用小波分解重构GRACE地下水储量成分研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(1):20-29.DOI:10.13203/j.whugis20220407

Citation:ZHANG Yonggang,WANG Zhengtao,GAO Yu,et al.Estimation of GRACE Groundwater Storage Components Using Wavelet Decomposition[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2025,50(1):20-29.DOI:10.13203/j.whugis20220407

利用小波分解重构GRACE地下水储量成分研究

张勇刚[1] 王正涛[1] 高 瑀[1] 田坤俊[1,2]

1 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

2 山东理工大学建筑工程学院,山东 淄博,255049

摘 要:重力恢复与气候实验(gravity recovery and climate experiment,GRACE)数据解算出的时变重力场模型为陆地水储量的研究提供了一种全新的途径,然而,GRACE数据只能解算出格网点分辨率上总体的水储量变化,包括地表水、土壤水、地下水和植被水等,却无法分离垂直层面上不同深度的水储量成分。采用小波分解方法,将扣除全球陆地数据同化系统水文模型地表水成分的GRACE信号进行分解,利用分解得到的小波子函数结合美国区域内的水井实测数据对地下水成分进行回归分析,并通过二维曲面插值的方法得到全美地区不同小波子函数的回归系数,以此来重构长时间连续的地下水储量变化序列。结果表明,在测试点位中61.84%以上的点位其相关系数达到0.4以上,62.90%的点位其均方根值在1.0 m以下,此方法可以得到地下水时空分布特征,为地下水资源的利用与研究提供数据支撑。

关键词:GRACE卫星;小波分析;逐步回归;地下水储量

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2022-10-27

DOI:10.13203/j.whugis20220407 **文章编号**:1671-8860(2025)01-0020-10

Estimation of GRACE Groundwater Storage Components Using Wavelet Decomposition

ZHANG Yonggang[1] *WANG Zhengtao*[1] *GAO Yu*[1] *TIAN Kunjun*[1,2]

1 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 School of Civil and Architectural Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China

Abstract: **Objectives**: The time-varying gravity field models derived from the gravity recovery and climate experiment (GRACE) offer a novel approach for studying terrestrial water storage. However, GRACE data resolve the total water storage changes at grid points, encompassing surface water, soil moisture, groundwater, and vegetation water, without the ability to differentiate the vertical distribution of water components. **Methods**: We employ wavelet decomposition to process GRACE signals, from which the surface water component, as modeled by the global land data assimilation system (GLDSA) hydrological model, has been subtracted. The resulting wavelet sub-functions are then combined with groundwater measurements from wells across the USA to perform a regression analysis on the groundwater component. By employing two-dimensional surface interpolation, we obtain regression coefficients for various wavelet sub-functions throughout the USA, enabling the reconstruction of long-term continuous sequences of groundwater storage changes. **Results**: The results show that over 61.84% of the test sites have a correlation coefficient greater than 0.4, and 62.90% of the sites exhibit root mean square (RMS) residuals below 1.0 m. **Conclusions**: This methodology successfully captures the spatiotemporal characteristics of groundwater dis-

基金项目:国家自然科学基金(42274003,41974007,41774019)。

第一作者:张勇刚,博士,主要从事大地测量学研究。zhangyonggang20@whu.edu.cn

通信作者:王正涛,博士,教授。ztwang@whu.edu.cn

tribution, providing valuable data support for the utilization and research of groundwater resources.
Key words: GRACE satellite; wavelet analysis; stepwise regression; ground water

重力恢复与气候实验(gravity recovery and climate experiment,GRACE)卫星于2002年成功实施,为地球气候的研究提供了独特视角,在监测地球表层质量变化方面提供了全新的观测手段。在较短时间尺度上,引起地球重力场变化的主要因素是表层大气、海洋及陆地水之间的质量交换,其中陆地水储量在空间上与地表水和地下水相关联。根据GRACE获得的地球重力场观测值,反演得到的总蓄水量(total water storage,TWS)可表示为等效水高(equivalent water thickness,EWT)的形式,其中,TWS表示一个网格单元点中储存的所有水成分的总和,即地表水、土壤水、地下水和植被水等均包含在同一个网格单元的TWS值中[1]。近年来,GRACE的TWS数据已在诸多学科中得到广泛应用,但仍存在其局限性。比如,仅能估算单元格内垂直方向上整体的陆地水储量,无法独立将TWS值分解为不同的储存成分,因此,找到一种方法对GRACE信号进行进一步的分解,将提高GRACE的应用潜力。

地下水储量(ground water storage,GWS)作为TWS的一个重要组成成分,对一个城市乃至国家的可持续发展具有重要意义。计算GWS的经典方法是基于水平衡方程,结合TWS结果以及水文模型的其他水储量成分来探测GWS,再与实测的水井数据进行精度评估。国内外已有多位学者基于GRACE和不同水文模型研究了多个地下水耗损严重区域的地下水变化[2-12]。

但是,当前GWS探测依然有较大的局限性,评估地下水变化的经典方法依赖于地下水位监测和区域地下水建模[1]。在全球范围内的大多数地区,对地下水网络的监测往往无法达到足够的时空覆盖范围,也难以做到全网格密度的分布。同时,经典方法也依托于水文模型,会受到水文模型精度的制约。

近年来,有学者利用小波分析方法对GRACE TWS进行分解-重构,试图分离出GRACE数据中不同成分水的信号。文献[1]利用小波分析对澳大利亚的GRACE数据进行分解,得到土壤水储量成分的时间序列,并与澳大利亚水资源(Australian water resources assessment,AWRA)模型进行比较评估,发现使用小波组合序列得到的浅层土壤水和深层土壤水储量变化与AWRA模型中的相应蓄水量存在较好的相关性,可用于水储量的估计;高频小波(A_1/D_1、A_2/D_2)反映浅层地表水的时空特征,而低频小波(A_3/D_3、A_4/D_4)则能探测出深层土壤水乃至地下水的变化信号,小波分解-重构法对于GWS探测具有可行性。本文在其基础上分析了除去根系水和土壤水的地下水时空分布特征,并利用水井资料对实验结果进行分析和验证。

综合上述分析,本文将利用一种小波-逐步回归方法来估计GRACE TWS值中GWS成分。其基本思想是:基于原始的TWS时间序列,通过全球陆地数据同化系统(global land data assimilation system,GLDAS)水文模型,在扣除土壤水、根系水和冠层水等地表水成分后,对剩余量采用小波分析的方法,将时间序列分解为不同时间频率的信号序列,通过逐步回归得到与地下水序列相关性较高的小波成分,结合回归结果与二维曲面插值的函数模型重构出实验区域GWS变化信号,并与已有的水井数据进行对比分析,为估计区域GWS提供算法支撑和理论依据。

1　方法原理

1.1　小波分解

小波分解是在泛函分析、调和分析、数值分析和傅里叶分析等基础上发展起来的一种对信号进行伸缩平移从而实现时频分析的方法[1-2]。本文采用离散小波变换(discrete wavelet transform,DWT)对GRACE信号进行分解,图1显示了4级小波的分解示例,原始信号经过分解后,得到4层A/D组合,每一层的A信号可以再分为下一层的A/D信号,最终,红色所表示的信号之和可以重构原始信号。应用Meyer小波对GRACE数据序列进行分解,数据被分解为多个“近似”和“细节”分量,每组分量代表不同的时间尺度,其中“近似”序列代表了原始序列的趋势特征,“细节”序列代表了原始序列的细节特征。小波分解后得到的两组时间序列分别命名为:“近似”序列A_1、A_2、A_3、A_4;“细节”序列D_1、D_2、D_3、D_4。结合小波分解的性质,可以得到每一组时间序列的时间尺度为:A_1/D_1(2个月尺度)、A_2/D_2(4个月尺度)、A_3/D_3(8个月尺度)和A_4/D_4(16个月尺度)。考虑到原始时间序列长度为163个月,若继续进一步分解至第五层则时间尺度为32个月,这对于只

有163个月长度的时间序列来说过于粗糙,因此,本文只进行4级小波分解。

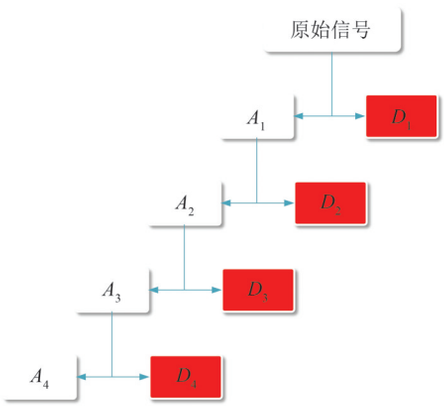


图1 小波分解与重构示意图

Fig. 1 Diagram of Wavelet Decomposition and Reconstruction

1.2 多分辨率分析

多分辨率分析(multi-resolution analysis, MRA)也称为多尺度分析,是小波分析的重要概念。基于多分辨率分析的空间分解,可以得到一系列的尺度空间$V_0, V_1, V_2, \cdots$同时,在每一级的分解中都会得到一个高频细节空间W_j,它是相邻尺度空间之差,即:

$$W_j = V_{j-1} - V_j \tag{1}$$

同时,该高频细节空间也是尺度空间的正交补,即:

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \tag{2}$$

对于GRACE信号$f(t)$,D_i分量代表细节空间,而A_i分量代表尺度空间,即:

$$f(t) = D_1(t) + D_2(t) + \cdots + D_j(t) + A_j(t) \tag{3}$$

式中,j表示最高阶分解层次。在第一级分解中,$f(t) = D_1 + A_1$,得到低通滤波成分A_1和高通滤波成分D_1,再对A_1进行相同的操作,以便在更大的尺度上进行分解:$A_1 = D_2 + A_2$,如此往复,直到最高阶的分解层次j[13-17]。

根据MRA的性质和概念,可以看出除了最后一级的"近似"信号,其他的"近似"信号都包含了"细节"信号,即上一级的"近似"信号可以进一步分解为下一级的"近似"信号与"细节"信号之和。因此,只需最低一级的"近似"信号与所有的"细节"信号即可包含原始信号的所有信息,从而达到对原信号进行重构的目的。基于上述分析,本文仅选取D_1、D_2、D_3、D_4、A_4 5组信号来进行实验研究。

1.3 GWS回归分析

为了评估小波分解后每种时间尺度下GWS变化信号的显著性,本文对每个测点使用逐步回归法建立线性回归模型。逐步回归法的本质就是从自变量集$\{x_1, x_2, \cdots, x_m\}$中选出最优子集$\{x_{i_1}, x_{i_2}, \cdots, x_{i_l}\}(l < m)$,从而建立因变量$Y$与$x_{i_1}, x_{i_2}, \cdots, x_{i_l}$的最优回归方程。最优子集的选择通常从几个方面来考虑:(1)残差平方和越小越好;(2)剩余标准差越小越好;(3)回归方程中包含的自变量个数m越小越好。最优子集的变量筛选法包括向前引入法、向后剔除法和逐步回归法。逐步回归法综合向前引入法和向后剔除法,其基本步骤为:逐个引入变量,每次引入对因变量影响最显著的自变量,对整个方程的全局性检验采用F检验,并对方程中已有变量的回归系数逐个进行t检验(显著性水平均取$\alpha = 0.05$),剔除因引入新变量而退化为不显著的自变量,直至最后既没有新的变量引入,也没有已有的变量剔除。对于每个水井点,D_1、D_2、D_3、D_4、A_4为自变量,该点的GWS W_{GWS}为因变量,以此建立的函数模型为:

$$W_{GWS} = \beta_0 + \beta_1 D_1 + \beta_2 D_2 + \beta_3 D_3 + \beta_4 D_4 + \beta_5 A_4 + \varepsilon \tag{4}$$

式中,β_0、β_1、β_2、β_3、β_4、β_5分别为常数项和对应自变量的回归系数;ε为误差常量。通过统计检验的方法来判断各回归系数的显著性。

2 数据处理

2.1 GLDAS水文模型数据及预处理

本文使用由美国宇航局协同美国国家环境预报中心发布的GLDAS水文模型。该模型使用的是卫星观测数据和地面观测数据,通过先进的陆地表面模型和数据同化技术得到地表流体的变化,并输出陆地地表的各项物理参数。本文选取基于NOAH陆地模型的GLDAS-NOAH模型,在后文中统一简称为GLDAS水文模型。GLDAS模型中包括了土壤湿度、温度、压强、蒸发量、径流等参数,根据本文的研究内容,筛选出水文模型中地表径流、土壤水、积雪融化、根系水和植被冠层水的组分,同时由于模型值的单位为kg/m^2,将模型值除以水的密度($\rho_0 = 1\,000\ kg/m^3$),以将其转化为EWT的形式,并进行去平均处理。

2.2 GRACE数据及预处理

本文使用德克萨斯大学空间研究中心(Center for Space Research-University of Texas at Austin, CSR)发布的CSR-RL06-Mascon数据集

(2002年4月至2017年6月),其中,大气、海潮和固体潮的影响已经被移除,空间平滑、去相关改正以及冰川均衡调整也已完成[18-20],空间分辨率为0.25°×0.25°。为了突出时间变化特征,CSR Mascon发布的数据已进行去平均处理。考虑到GRACE序列中空缺的月份,本文采用三次样条插值的方法对空缺月份进行填补。

GRACE反演得到的陆地水储量信号h_{TWS}可表示为EWT的形式:

$$h_{TWS}=h_Q+h_S+h_W+h_R+h_C+h_r \quad (5)$$

式中,等号右边前5项分别对应GLDAS水文模型中的地表径流、土壤水、积雪融化、根系水和植被冠层水成分;将它们扣除后,得到的残量信号h_r包含了GWS的变化。后文将对残量信号进行小波分解-逐步回归处理,以获得实验区域的GWS变化。

2.3　蓄水系数因子S_c

文献[21]指出评估全球水资源变化的水文方法依赖于地下水水位(groundwater level, GWL)监测和区域地下水建模,通过GWL数据W_{GWL}评估含水层的水储量变化需要对应含水层的蓄水系数信息,以此来将GWL数据转化为GWS,即:

$$\Delta W_{GWS}=S_c\Delta W_{GWL} \quad (6)$$

式中,Δ表示相对于长期平均值的变化值;S_c为蓄水系数因子,无量纲。

承压含水层和非承压含水层蓄水系数因子的变化较大,非承压含水层约为0.02~0.3,承压含水层约为0.000 1~0.001。同时,也存在着介于承压含水层和非承压含水层之间的半承压含水层,如加利福尼亚中央山谷,在具有垂直堆叠含水层的系统中,很难界定水井所处含水层的环境条件,这也增加了通过GWL估计GWS的不确定性。

文献[22]对美国所有州的含水层进行了详细系统的地质条件分析,并以地图册的形式发布了美国地下水分布情况。文献[21]在此基础上研究了美国主要含水层的蓄水系数因子,本文实验区域含水层与文献[21]的研究区域相同,因此本文直接采用文献[21]研究结果中对应含水层的蓄水系数因子,各实验含水层的蓄水系数因子见表1。其中,各含水层的名称与文献[21]一致,为亚利桑那冲积层(Arizona Alluvial, AZ ALL)、爱德华兹高原(Edwards-Trinity Plateau, ETP)、得克萨斯州墨西哥湾沿岸(Texas Gulf Coast, TX GC)、中南高原(Central & Southern High Plains, CHP)、北部高原(Northern High Plains, NHP)、佛罗里达州(Florida)、上科罗拉多州(Upper Colorado, U COL)、宾夕法尼亚州(Pennsylvania, PENN)。

表1　美国区域实验含水层蓄水系数因子表

Table 1　Water Storage Coefficient Factors for Experimental Aquifers in USA

含水层	S_c	含水层	S_c
AZ ALL	0.05	NHP	0.104 3
ETP	0.03	Florida	0.037 9
TX GC	0.05	U COL	0.02
CHP	0.05	PENN	0.004 1

2.4　美国地质调查局(United States Geological Survey,USGS)水井实测数据及预处理

USGS是美国内政部所属的科学研究机构,建立并维护美国全国的地下水监测系统,该系统由一系列当地管理的分布式水数据库组成,地表水、地下水和水质数据从地方的分布式数据库汇编成一个国家信息系统。该数据库不仅含有地下水位数据,还能够分析监测点位的水质变化等一系列物理参数,达到综合监测区域乃至全国性水资源变化的目的。

本文利用USGS提供的美国各州1 494个水井实时数据,水井分布见图2,时间跨度为2002年4月至2017年6月,与GRACE数据的时间跨度保持一致,考虑到水井序列存在数据缺失的情况,从中筛选出843个时间序列保持10 a以上连续观测的水井作为输入模型(图2中红色点),其余点位作为测试模型(图2中白色点)。

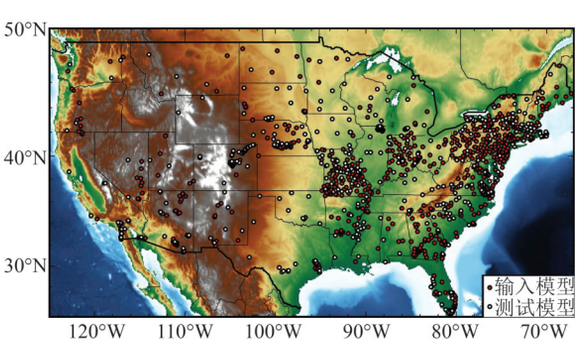


图2　USGS水井总点位分布图

Fig. 2　Location of USGS Well Points

数据预处理步骤如下:

1)基准统一。由于地区和水井差异,USGS发布的水位数据基准存在区别,本文统一选用NGVD1929基准,并对其他类型的数据进行基准

换算。同时,该机构发布的水位数据时间分辨率不一致,为匹配GRACE TWS的时间分辨率,本文将每个水井点的测量值按月平均的形式统一归算到当月的月中时间点。

2)去平均。对水井点的水位数值进行去平均处理,以此显示水井水位的相对变化,计算公式为:

$$X^*(i)=X(i)-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X(i) \tag{7}$$

式中,$X(i)$表示水井点位每个月的水位值;$X^*(i)$表示去平均处理后的水井水位值。

3)蓄水系数因子。GRACE TWS探测的是水的质量变化,因此需要将监测水井实测的地下水位变化数据转化为地下水的质量变化数据。本文基于文献[21]的研究结果以及§2.3相关内容,将每个水井点位的实时监测水位与水储量数据联系起来,计算公式为:

$$\Delta W_{\mathrm{GWS}}=S_c\Delta W_{\mathrm{RGWL}} \tag{8}$$

式中,Δ表示的是时间序列去平均处理后的相对变化值;W_{RGWL}表示实时监测的GWL(real-time GWL,RGWL)数值。综合式(4)、式(8),可以得到:

$$S_c\Delta W_{\mathrm{GWL}}=\beta_0+\beta_1D_1+\beta_2D_2+\beta_3D_3+\beta_4D_4+\beta_5A_4+\varepsilon \tag{9}$$

整理得:

$$\Delta W_{\mathrm{GWL}}=\beta_0'+\beta_1'D_1+\beta_2'D_2+\beta_3'D_3+\beta_4'D_4+\beta_5'A_4+\varepsilon \tag{10}$$

式中,$\beta_i'=\beta_i/S_c(i=0,1,2,\cdots,5)$,由此可将蓄水系数因子纳入到回归系数中。同时,为了方便比较,选用测试水井的水位监测数据作为测试数据,与模型数据相统一,后文若不特别说明将以β_i'代替β_i。

4)区域点位平均。由于水井的空间分布与GRACE格网点存在一定差异,为统一分辨率,本文将每个GRACE单元格内的水井数据进行区域点位平均,以该单元格内水井水位序列的平均值表示当前点位的地下水变化序列。同时,其同一区域点位不同水井的非重叠部分也可以用来填补数据空缺,增加该区域点位时间序列的连续性,有利于GWL建模。

3 结果分析

3.1 根据小波分解-逐步回归确定小波成分

图3展示了GRACE信号与其5组小波信号的分解示例。

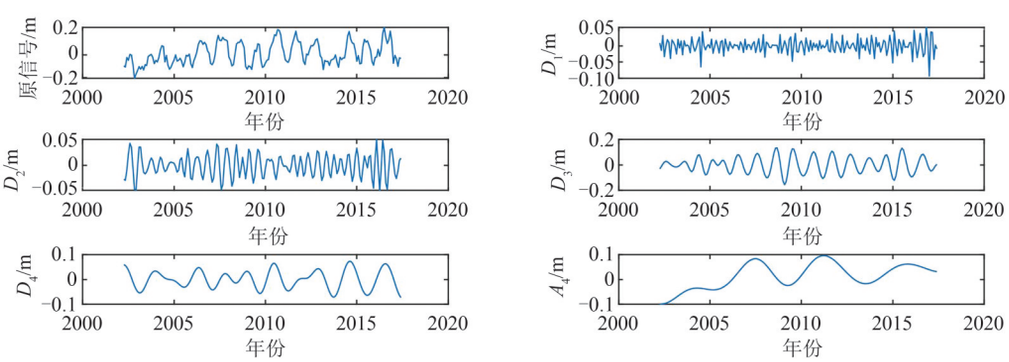


图3 GRACE、D_1、D_2、D_3、D_4、A_4时间序列图示例(82.375°W,34.625°N)

Fig. 3 An Example of Time Series of GRACE, D_1, D_2, D_3, D_4, A_4(82.375°W,34.625°N)

将根据§2.2预处理后的GRACE格网点数据以及筛选出的843个模型水井水位数据作为模型输入数据,归算后得到589个模型格网点,对GRACE信号进行5级小波分解,根据式(10),以模型水井水位数据作为因变量,对应点位GRACE信号分解得到的5组小波信号作为自变量进行逐步回归分析,实验统计结果如表2所示。

统计结果显示,高频成分1、2级小波序列通过假设检验的结果较差,分别仅有2.21%(D_1)和24.28%(D_2),而低频成分3、4级小波序列通过假设检验的结果较为理想,分别为82.51%(D_3)、67.06%(D_4)和75.55%(A_4)。实验结果表明,3、4级小波可以有效地探测出该实验区域内地下水的变化信号,与文献[1]的研究结果相符。基于上述分析,后文在进行GWL研究时,将采用D_3、D_4和A_4小波信号对地下水序列进行重构。

3.2 GWL信号重构

联合式(10)以及§3.1的分析结果,将模型点位数据设为因变量,D_3、D_4和A_4这3组小波成分设为自变量,得到线性回归方程:

$$\Delta W_{\mathrm{GWL}_i}=\beta_{3i}'D_3+\beta_{4i}'D_4+\beta_{5i}'A_4+\varepsilon \tag{11}$$

表2　逐步回归统计结果

Table 2　Stepwise Regression Statistical Results

小波成分	模型点位数	检验通过点位数	通过率/%
D_1	589	13	2.21
D_2	589	143	24.28
D_3	589	486	82.51
D_4	589	395	67.06
A_4	589	445	75.55

式中,β'_{3i}、β'_{4i}、β'_{5i}为待估参数;i代表不同的模型点位。顾及到在预处理过程中,水井数据与Mascon数据均进行过去平均处理,所以线性回归模型中忽略常数项。

由于水井无法覆盖实验区域内所有的GRACE格网点,本文采用克里金插值法对每种小波系数进行二维空间插值,以获得实验区域内每种小波成分的估计系数格网值,以此为基础,结合每个格网点的小波函数,可以重构出实验区域内地下水时变序列的格网数据。根据回归系数的插值结果,由式(11)对实验区域的地下水时变序列进行重构,以2002年6月份为例,图4展示了GWL重构结果的空间分布。

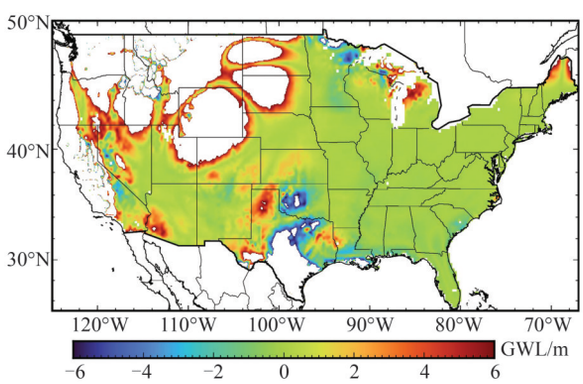


图4　2002年6月美国区域GWL重构格网图

Fig. 4　Reconstruction of GWL in USA (June, 2002)

由图4可以看出,实验区域西北部和南部地区的GWL变化值过大,明显偏离正常值,存在较为严重的发散现象,在图4中以空白代替。同时,北部邻近五大湖的地区受水体影响,地下水位变化值较为剧烈,存在一定的边缘效应,而中、东部地区模型重构情况较好,没有出现发散现象。在美国西北部(华盛顿州、俄勒冈州、爱达荷州、蒙大拿州、加利福尼亚州北部地区等)、北部五大湖附近的威斯康星州、南部德克萨斯州的部分地区,地下水模型重构结果存在发散现象,本文认为对于西北地区由于缺少必要的水井点位模型约束,系数插值以及重构结果在此区域并不理想;而对于北部五大湖附近的威斯康星州,由于该实验地区邻近于五大湖,五大湖的水储量较大,其水文变化较为明显,会对邻近区域的模型重构造成影响,尤其是对于反映长期趋势项的A_4小波成分影响较大,从而引起该区域的模型重构结果不佳。相对于西部模型水井数据的匮乏,美国的中部以及东部地区水井分布较为密集,模型重构的收敛情况较好,能较为清晰地重构出区域地下水的时间序列。

3.3　S_c结果分析

文献[21]使用经典的水平衡方程法计算了实验区域主要含水层的GWS序列,本节对各经典方法计算得到的各含水层GWS与本文使用小波分解-逐步回归法计算得到的GWL进行相关性分析,统计结果见表3。

表3　各实验含水层GWS与GWL相关系数统计表

Table 3　Statistics of Correlation Coefficients Between GWS and GWL in Various Experimental Aquifers

含水层	S_c	相关系数
AZ ALL	0.05	0.88
ETP	0.03	0.70
TX GC	0.05	0.71
CHP	0.05	0.89
NHP	0.104 3	0.52
Florida	0.037 9	0.24
U COL	0.02	0.23
PENN	0.004 1	0.16

根据表3,AZ ALL、ETP、TX GC、CHP含水层的GWS与GWL相关性良好,相关系数均超过0.70,NHP含水层的GWS与GWL相关性一般,仅为0.52,U COL、Florida和PENN含水层的GWS与GWL相关性较差,不足0.25。整体而言,S_c较大的含水层地区,经典方法得到的GWS与小波分解法得到的GWL相关性良好;反之,蓄水因子S_c较小的含水层,两者的相关性偏弱。文献[21]也指出U COL、Florida和PENN含水层属于陆地含水量变化较小且与GRACE信号相关性较差的含水层,与本文检验结果相符。其中,U COL含水层处于美国西部,PENN处于美国东部,Florida含水层处于美国东南部临海岸,这3个含水层的蓄水系数因子均偏小,反映出含水层的地质条件可能更偏向于承压含水层,其地质条件以及该地区陆地水储量变化较小的特性使估计该地区GWS的不确定性增大。

3.4 重构结果的对比分析

将测试水井的水位时变序列进行相同的预处理,对于地下水时间序列不足12个月的测试点位予以剔除,最终可以得到283个点位测试序列,将其与对应的重构地下水时间序列模型进行对比,图5给出了地理坐标为(90.375°W,36.125°N)的实验点的测试序列与模型序列的对比结果。

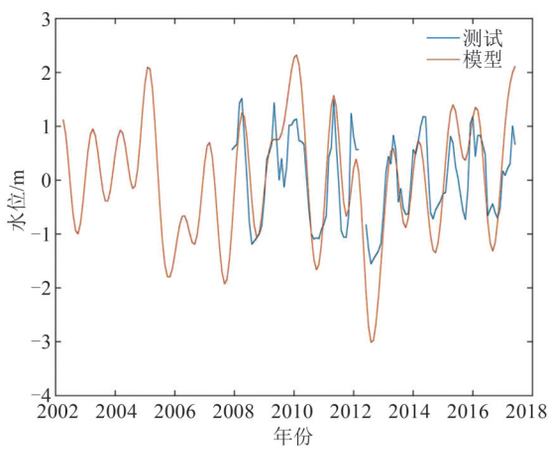


图5 地下水重构序列与地下水测试序列对比图(90.375°W,36.125°N)

Fig. 5 Comparison of Groundwater Reconstruction Series and Groundwater Test Series (90.375°W,36.125°N)

根据图5,示例实验点位的地下水重构序列可以较为完整地反映出该点地下水时变序列的变化趋势与幅度特征,同时,模型序列的季节性周期变化也能与实际水位序列保持一致。该示例点位的相关系数为0.82。

对于总体实验结果,统计数据的相关系数和残差均方根(root mean square,RMS)见表4和表5,统计结果的空间分布见图6和图7。

表4 地下水重构序列与测试序列相关系数统计分布表

Table 4 Correlation Coefficient of Groundwater Reconstruction Series and Groundwater Test Series

相关系数	点位数	点位占比/%
(0.8, 1]	22	7.77
(0.6, 0.8]	80	28.27
(0.4, 0.6]	73	25.80
(0.2, 0.4]	56	19.79
[0, 0.2]	52	18.37

根据表4和表5,相关系数在0.4以上的测试点位占比达61.84%,残差RMS在1.0 m以下的测试点位占比达62.90%,但其中仍有18.37%的测试点相关系数处于0.2以下,17.67%的测试点残差RMS大于2.0 m。根据图6和图7,其中RMS大于1.0 m的点位大部分集中在科罗拉多州东北部以及美国西北部的区域,其余小部分分布在亚利桑那州南部地区以及五大湖附近的威斯康星州。

表5 地下水重构序列与测试序列残差RMS统计分布表

Table 5 RMS of Groundwater Reconstruction Series and Groundwater Test Series

RMS/m	点位数	点位占比/%
(0, 0.5]	91	32.16
(0.5, 1.0]	87	30.74
(1.0, 1.5]	39	13.78
(1.5, 2.0]	16	5.65
>2.0	50	17.67

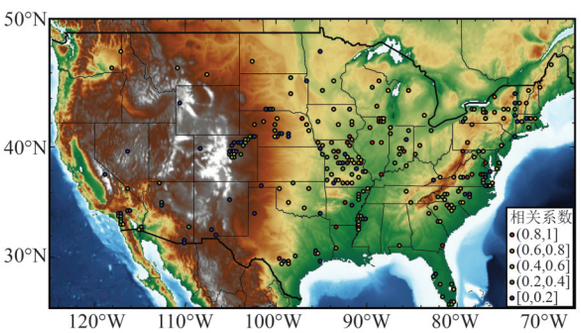


图6 地下水重构序列与测试序列相关系数空间分布图

Fig. 6 Correlation Coefficient Space Distribution of Groundwater Reconstruction Series and Groundwater Test Series

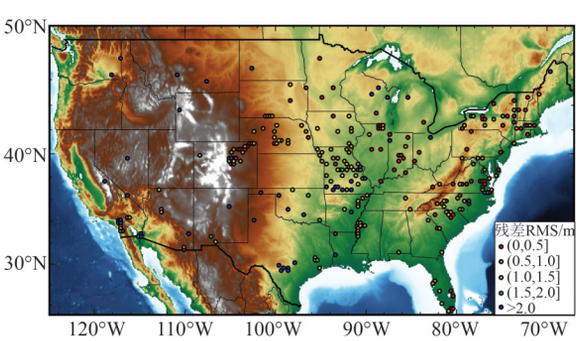


图7 地下水重构序列与测试序列残差RMS空间分布图

Fig. 7 RMS Space Distribution of Groundwater Reconstruction Series and Groundwater Test Series

根据水井点位分布,本文认为由于缺乏必要的水井数据约束,西北地区实验区域小波回归系数的解算与插值效果并不理想,存在较为严重的发散现象,引起重构的地下水模型序列失真。对于五大湖附近的威斯康星州,由于邻近五大湖区域,其地下水的水文活动一定程度上会受五大湖水体的影响,存在发散现象,其影响范围在空间格网分布图中有所体现(见图4),其导致重构的模型结果与测试序列存在较大差异。

本文利用重构的地下水模型序列计算了实验区域的模型趋势变化项,计算结果见图8。其中,本文实验探测出德克萨斯州的北部存在一定程度的地下水亏损现象;佛罗里达州与佐治亚州的地下水趋势呈现微弱的涨幅;而加利福尼亚州南部与亚利桑那州南部则呈现出一定程度的下跌趋势,其趋势结果与文献[21]的研究结果接近。文献[21]采用经典的水平衡方程法构建了美国全境大部分主要含水层的GWS变化序列。本文结合文献[21-22]的研究成果,对美国一些主要含水层进行对比分析,为了便于比较,本节结合式(8),顾及S_c,将区域GWL转化成GWS,并同时与其他水文模型、地表模型提供的GWS变化进行对比分析,汇总结果见表6。水文模型和地表模型的名称分别为全球水平衡光栏模型(PCRaster global water balance model, PCR-GLOBWB)、水隙水文模型(watergap hydrology model, WGHM)、全球路面数据同化模型(catchment land surface model-5.0, CLSM-5.0)、NOAH多参数模型(NOAH with multi-parameterization options, NOAH-MP)。

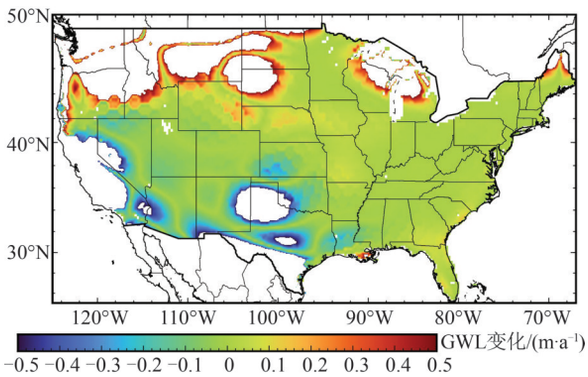


图8　美国区域GWL重构序列趋势分布图

Fig. 8　Reconstruction Series Trend of GWL in USA

表6　美国地区含水层GWS趋势统计表/(mm·a^{-1})

Table 6　GWS Trends of Aquifers in USA /(mm·a^{-1})

含水层	经典水平衡方程法	小波分解-逐步回归法	S_c	PCR-GLOBWB	WGHM	CLSM-5.0	NOAH-MP
CHP	−12.60	−26.63	0.05	−38.17	−51.96	−4.93	−1.15
ETP	−3.89	−15.70	0.03	−1.04	−0.56	0.50	−1.11
Florida	4.12	1.66	0.037 9	−2.49	−1.27	1.37	−0.51
NHP	5.71	5.09	0.104 3	−14.49	−12.22	4.52	0.69
PENN	2.92	0.018	0.004 1	−7.33	−0.40	−1.69	−1.09
TX GC	−3.20	−6.53	0.05	−2.81	−1.63	−3.89	−2.53
U COL	−0.66	−0.65	0.02	−0.24	−0.22	−0.24	0.03
AZ ALL	−2.14	−10.65	0.05	−4.32	−2.75	−1.51	−0.18

由表6可以看出,相较于其他水文模型或地表模型,小波-逐步回归法与经典水平衡方程法的趋势项更为接近,其中NHP和U COL含水层的结果几乎一致,CHP、ETP和AZ ALL含水层的结果差距较大,其绝对值普遍大于水平衡方程法的结果,达到了10 mm/a以上,本文推测由于其含水层的位置处于美国南部边缘,在模型重构时存在一定的边界效应,从而引起模型结果的偏差,使其趋势项增强。而Florida与PENN含水层的结果绝对值小于经典水平衡方程法,根据§3.3的分析,这两个含水层属于陆地含水量变化较小且与GRACE信号相关性较差的含水层,在进行模型重构时,由于相关性较弱,可能会造成趋势项减弱的情况。同时,S_c也是影响GWS重构的一个重要因素,该比值受水井附近的水文条件以及含水层地区的地质因素影响,量级为1×10^{-5}~1×10^{-1}不等。

4　结　语

本文研究了利用小波-逐步回归方法重构地下水序列的可行性,通过将扣除地表水后的GRACE信号进行小波分解及重构,在得到不同层次的小波信号后使用逐步回归的统计方法来进行检验分析,以此为基础来构建实验区域的回归系数模型,得到实验区域的地下水重构序列。在对测试水井点位进行精度评估后,本文同时结合水平衡方程法以及水文-地表模型的结果对重构的模型序列进行了对比分析,结论如下:

1)通过将GRACE信号进行小波分解,可以得到多个层次的趋势项和细节项,发现D_3、D_4、A_4小波成分与地下水相关性良好,在进行地下水序列模型的重构和结果对比时,选择D_3、D_4、A_4小波

成分作为重构序列。

2)将美国地区设置为实验区域,并同时提取了USGS提供的美国境内1 494个水井序列作为实验数据,研究发现在美国西北部、北部五大湖附近以及南部的部分地区,其重构的地下水模型结果存在发散现象,其主要原因是缺少必要的水井点位模型约束,以及五大湖自身的水体变化对邻近区域模型重构造成影响,后期研究可以通过改进系数插值方法或是添加约束条件来减弱发散现象。

3)与文献[21-22]的研究成果进行对比分析,验证了采用小波分析-逐步回归方法重构GWS序列理论的可行性。本文实验测试点位达283个,相关系数在0.4以上的测试点位以及RMS在1.0 m以下的测试点位占比均超过60%,质量较差的点位主要集中在模型发散现象较为严重的区域,美国中、东部地区的模型重构结果与测试点位符合良好。

4)选取美国地区特定的主要含水层,将小波-逐步回归法的结果与经典水平衡方程法以及水文-地表模型的结果进行联合比较。在总体上,相较于其他水文模型或地表模型,小波-逐步回归法与经典水平衡方程法的趋势项较为接近,并能探测出德克萨斯州北部GWS的亏损以及佛罗里达州GWS的小幅度涨幅趋势,与经典水平衡方程法结果相符。

地下水是构成陆地水储量的主要成分,因此,量化其水储量成分至关重要。本文使用的小波分解-逐步回归的方法扩展了GRACE信号的应用潜力,该方法可以对水资源的定量状态进行更详细的时空估计,在空间尺度上能一定程度上填补水井数据的空缺。此外,小波分解-逐步回归方法的扩展性和通用性较好,该方法理论上可以与遥感数据、全球和区域建模以及地面监测相结合,有助于减少GWS序列构建中概念和数值模型的不确定性,同时可以促进对于大型含水层系统的理解,为进一步的研究提供理论支持。

致谢:感谢CSR提供GRACE时变重力场数据,USGS提供实时水井水位数据,美国国家环境预报中心提供GLDAS水文模型数据。

参 考 文 献

[1] ANDREW R L, GUAN H, BATELAAN O. Large-Scale Vegetation Responses to Terrestrial Moisture Storage Changesc [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2017, 21(9): 4469-4478.

[2] ANCTIL F, COULIBALY P. Wavelet Analysis of the Interannual Variability in Southern Quebec Streamflow[J]. *Journal of Climate*, 2004, 17(1): 163-173.

[3] BRENA-NARANJO J A, KENDALL A D, HYNDMAN D W. Improved Methods for Satellite-Based Groundwater Storage Estimates: A Decade of Monitoring the High Plains Aquifer from Space and Ground Observations[J]. *Geophysical Research Letters*, 2014, 41(17): 6167-6173.

[4] DOELL P, DOUVILLE H, GUENTNER A, et al. Modelling Freshwater Resources at the Global Scale: Challenges and Prospects[J]. *Surveys in Geophysics*, 2016, 37(2SI): 195-221.

[5] SCANLON B R, LONGUEVERGNE L, LONG D. Ground Referencing GRACE Satellite Estimates of Groundwater Storage Changes in the California Central Valley, USA [J]. *Water Resources Research*, 2012, 48: W04520.

[6] 李武东,郭金运,常晓涛,等. 利用GRACE重力卫星反演2003—2013年新疆天山地区陆地水储量时空变化[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(7): 1021-1026.
LI Wudong, GUO Jinyun, CHANG Xiaotao, et al. Terrestrial Water Storage Changes in the Tianshan Mountains of Xinjiang Measured by GRACE During 2003—2013[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(7): 1021-1026.

[7] OJHA C, WERTH S, SHIRZAEI M. Recovery of Aquifer-Systems in Southwest US Following 2012—2015 Drought: Evidence from InSAR, GRACE and Groundwater Level Data[J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 587:124943.

[8] 李婉秋,王伟,章传银,等. 利用GRACE卫星重力数据监测关中地区地下水储量变化[J]. 地球物理学报,2018,61(6):2237-2245.
LI Wanqiu, WANG Wei, ZHANG Chuanyin, et al. Monitoring Groundwater Storage Variations in the Guanzhong Area Using GRACE Satellite Gravity Data[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2018, 61(6): 2237-2245.

[9] PELLET V, AIRES F, PAPA F, et al. Long-Term Total Water Storage Change from a Satellite Water Cycle Reconstruction over Large Southern Asian Basins[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2020, 24(6): 3033-3055.

[10] DOELL P, MUELLER SCHMIED H, SCHUH C, et al. Global-Scale Assessment of Groundwater Depletion and Related Groundwater Abstractions: Combining Hydrological Modeling with Information

from Well Observations and GRACE Satellites[J]. *Water Resources Research*, 2014, 50(7): 5698-5720.

[11] YEH P J F, SWENSON S C, FAMIGLIETTI J S, et al. Remote Sensing of Groundwater Storage Changes in Illinois Using the Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE)[J]. *Water Resources Research*, 2006, 42:W1220312.

[12] 冯伟,王长青,穆大鹏,等. 基于GRACE的空间约束方法监测华北平原地下水储量变化[J]. 地球物理学报,2017,60(5):1630-1642.
FENG Wei, WANG Changqing, MU Dapeng, et al. Groundwater Storage Variations in the North China Plain from GRACE with Spatial Constraints[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2017, 60(5): 1630-1642.

[13] SCHULER P, CANTONI E, DURAN L, et al. Using Wavelet Coherence to Characterize Surface Water Infiltration into a Low-Lying Karst Aquifer [J]. *Groundwater*, 2021, 59(1): 71-79.

[14] TIAN Z. A Combined Prediction Approach Based on Wavelet Transform for Crop Water Requirement [J]. *Water Supply*, 2020, 20(3): 1016-1034.

[15] GRINSTED A, MOORE J C, JEVREJEVA S. Application of the Cross Wavelet Transform and Wavelet Coherence to Geophysical Time Series[J]. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 2004, 11(5-6): 561-566.

[16] HE X, GUAN H, ZHANG X, et al. A Wavelet-Based Multiple Linear Regression Model for Forecasting Monthly Rainfall[J]. *International Journal of Climatology*, 2014, 34(6): 1898-1912.

[17] NALLEY D, ADAMOWSKI J, KHALIL B. Using Discrete Wavelet Transforms to Analyze Trends in Streamflow and Precipitation in Quebec and Ontario (1954—2008) [J]. *Journal of Hydrology*, 2012, 475: 204-228.

[18] CHAO N, WANG Z, JIANG W, et al. A Quantitative Approach for Hydrological Drought Characterization in Southwestern China Using GRACE[J]. *Hydrogeology Journal*, 2016, 24(4): 893-903.

[19] SWENSON S, WAHR J. Post-Processing Removal of Correlated Errors in GRACE Data[J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33:L084028.

[20] DUAN X J, GUO J Y, SHUM C K, et al. On the PostProcessing Removal of Correlated Errors in GRACE Temporal Gravity Field Solutions [J]. *Journal of Geodesy*, 2009, 83(11): 1095-1106.

[21] RATEB A, SCANLON B R, POOL D R, et al. Comparison of Groundwater Storage Changes from GRACE Satellites with Monitoring and Modeling of Major US Aquifers[J]. *Water Resources Research*, 2020, 56(12): e2020WR027556.

[22] MILLER J M. Ground Water Atlas of the United States [J]. *Applied Hydrogeology*, 1994, 2(4): 59-62.