

引用格式:Feng Zheyang, Yue Linwei, Shen Huanfeng. Accuracy Correction of GRACE Water Storage based on Multi-source Hydrological Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(3): 605-617. [冯哲颖, 岳林蔚, 沈焕锋. 基于多源水文数据融合的GRACE水储量精度校正[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(3): 605-617.]
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2021.3.0605

基于多源水文数据融合的GRACE水储量精度校正

冯哲颖¹, 岳林蔚², 沈焕锋¹

(1. 武汉大学资源与环境科学学院地图制图学与地理信息工程系, 湖北 武汉 430079;

2. 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院测绘科学与技术系, 湖北 武汉 430074)

摘要:全球水储量的时空变化研究, 对理解全球水循环过程、安排农业生产、防治洪涝灾害等具有重要意义。GRACE重力反演与气象实验卫星为获取全球水储量变化提供了直接观测手段, 但不同解算模型和方法导致最终水储量产品之间存在差异。针对现阶段GRACE水储量数据产品中所存在的不确定性, 拟结合全球水文模型以及陆面模型数据, 采用三角帽方法对现有水储量数据产品进行不确定性分析; 选取不确定性最低的GRACE和全球水文模型数据产品, 引入点面融合思想, 利用卫星观测和模型模拟数据互相约束来选取训练点, 基于BP神经网络、深度置信网络建立GRACE精度校正模型, 对GRACE月尺度水储量数据进行校正。以美国加利福尼亚州为例, 从产品不确定性定量评价、水储量异常长时序变化及空间分布定性分析和地下水井站点实测验证等方面对校正结果进行分析验证。结果显示: ①校正结果相比原始卫星观测数据产品及模型模拟产品在不不确定分析中具有更低的不确定性 (GRACE CSR: 25.32 cm, PCR-GLOBWB: 33.10 cm, DBN: 13.85 cm); ②在长时序变化和空间可视化分析中, 校正结果相较于原始数据减少了异常的波动; ③地下水位监测水井站点验证中, 校正结果在相关性、均方根误差以及平均绝对误差上均有提升。

关键词: GRACE重力卫星; 水储量; 精度校正

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2021)03-0605-13

1 引言

全球水储量变化涉及大气、海洋和陆地三者之间的相互作用, 是与人类可持续发展密切相关的热点话题。近年来, 全球气候变化对水储量的影响受到了越来越多的关注^[1]。例如, 张保军等^[2]发现冰雪消融会导致海平面上升, Zhang等^[3]研究了2006年夏季与2011年春季我国长江流域发生的特大干旱事件。因此, 获取长时序、高精度的总储水量变化, 对于深入理解全球水循环、更好地把握地球气候和生态系统变化具有重要意义。

早期对于大尺度水储量变化没有直接观测手

段, 因此常使用水文模型进行计算^[4], 如陆面模型 (Land Surface Models, LSMs) 和全球水文模型 (Global Hydrological Models, GHMs)。LSMs侧重于描述地表与空气之间的能量流动, 部分模型缺少对地下水份量的模拟能力^[5,6]。GHMs能完整地描述整个水循环过程, 但需要花费大量精力收集与处理模型输入参数, 以至于产品发布周期较长, 时效性不足^[7]。另外, 现有模型往往基于单点运算, 未考虑地理空间的自相关性^[8]。

重力反演与气象实验卫星 (Gravity Recovery and Climate Experiment, GRACE) 发射于2002年3

收稿日期: 2020-03-25; 修订日期: 2021-04-16

基金项目: 国家重点研发计划项目“面向城市群的区域生态环境智能感知技术与系统示范”(2019YFB2102900)

作者简介: 冯哲颖(1994—), 男, 湖南长沙人, 硕士研究生, 主要从事遥感水文研究。E-mail: zyfeng@whu.edu.cn

通讯作者: 岳林蔚(1991—), 女, 湖南邵阳人, 副教授, 主要从事多源数据融合、空间数据质量改善方面的研究。E-mail: yuelw@cug.edu.cn

月,主要任务是对地球重力场的时空变化进行精准测量,在陆地区域,月尺度上的重力场变化反映的主要是水储量变化,因此GRACE数据也常用来计算水储量变化^[9]。然而,受到观测方式、传感器等因素的影响,GRACE数据中主要存在两类误差^[10]。一类是重力场误差,GRACE数据以球谐系数的形式提供给用户使用,而在高阶项球谐系数中存在明显的重力场误差,并随着球谐系数阶数的增加而增加。为了抑制重力场误差,计算水储量时,往往会截取球谐系数。然而,球谐系数保留阶数越少,GRACE数据空间分辨率就越低^[11],因此常截取前60阶球谐系数进行计算^[12]。即便如此,保留的高阶系数中仍存在显著误差。这一误差常用高斯滤波进行处理^[10],通过比例因子降低高阶项权重实现噪声抑制。另一类误差是南北方向上的条带噪声,由于GRACE观测的是南北方向上两颗轨道卫星间的距离变化,因此最终计算结果中会存在明显的南北条带噪声。Swenson等^[13]发现条带噪声主要由球谐系数中系统性的相关误差引起,提出利用滑动窗口分别对奇(偶)数阶球谐系数间存在的相关性误差进行消除。综上,目前对于卫星数据噪声的处理,常用的方法是球谐系数截取、去相关滤波以及高斯滤波的组合。

GRACE数据在抑制噪声的同时,也会影响真实信号,因此滤波后的结果还需要进行信号恢复。最常用的是比例因子信号恢复法,将LSMs数据作为先验信息,计算降噪处理带来的偏差和泄漏误差,通过比例系数进行信号恢复。但LSMs在干燥和灌溉密集地区存在较大的不确定性^[14],这将直接影响信号恢复结果的精度。此外,由于不同研究中心在处理卫星原始观测数据时所采用的处理策略和计算模型并不完全相同^[15],导致最终的水储量计算结果之间会存在差异,一般通过计算三者的平均值来减少数据之间的不确定性。

近年来,已有学者结合多源水文数据进行水储量变化研究^[7,16,17]。Döll等^[16]结合GHMs模型数据与GRACE观测数据计算了地下水衰减速率,并使用监测水井进行验证,结果表明两者具有良好的一致性,这说明GHMs模型与GRACE数据的结合使用能更好地分析水储量变化。国内学者龙笛等^[17]分析了GRACE水储量变化与降水、气温等气象数据间的相关性,并利用人工神经网络建立水储量变化与这些气象数据之间的统计回归关系,重建了

1980年至2002年水储量变化历史数据。冯贵平等^[18]从GRACE计算的总储水量中扣除LSMs提供的地表水、冰雪等辅助数据得到全球地下水储量时间序列,并对其季节性和长期变化特征进行了分析。此外,龙笛等利用三角帽法在流域尺度对GRACE、LSMs与GHMs三类数据产品进行不确定性分析,在此基础上以全球水文模型WGHM数据为参考,使用贝叶斯模型平均方法对GRACE数据进行融合处理^[7],结果表明结合多源数据优势能提升卫星观测数据精度。但该方法融合过程中权值参数的确定较大程度上依赖于参考数据的选取,而不同数据产品在不同区域甚至不同像素位置的精度差异较大,在流域尺度利用单一产品为参考估算权值可能引入较大误差。

基于上述分析,实验拟结合GRACE、全球水文模型(GHMs)以及陆面模型(LSMs)数据,引入点面融合思想,利用GRACE数据和模型模拟数据互相约束选取训练点,基于BP神经网络、深度置信网络建立校正模型,对GRACE月尺度数据进行精度校正,降低数据不确定性,实现质量提升。

2 数据与处理

2.1 GRACE数据

目前GRACE数据主要由美国德克萨斯大学空间中心(Center for Space Research, CSR)、美国宇航局喷气推进实验室(Jet Propulsion Laboratory, JPL)和德国地学研究中心(German Research Center for Geoscience, GFZ)以球谐系数的形式提供。后文中根据数据的处理机构,以CSR、JPL和GFZ缩写对数据产品进行区分。本文使用的是Level-3级数据,它是在RL05版球谐系数基础上经过后处理(60阶次系数截取、去相关、高斯滤波)以及信号恢复得到的陆地栅格数据,空间分辨率为 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 。时间分辨率以月为单位,实验中使用了2003年3月至2012年9月,共111期数据(数据下载地址:<https://grace.jpl.nasa.gov/data/get-data/monthly-mass-grids-land/>)。

2.2 陆面模型

陆面模型是针对发生在大气、地表和土壤层之间的能量、水分交互过程建立起来的计算机模型,该模型基于不同的物理机制对各个过程进行参数化处理,从而实现对陆面过程的研究分析。常用的有CLM(Community Land Model)、Mosaic、Noah三

个陆面过程模型以及 VIC (Variable Infiltration Capacity) 水文模型,如表 1 所示。实验使用的 4 类 LSMs 模型同化数据来自于全球陆面同化系统 (Global Land Data Assimilation System, GLDAS),该系统由美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 和国家海洋与大气管理局 (National Oceanic and Atmospheric

Administration, NOAA) 共同开发,并以卫星遥感观测和地表站点数据作为驱动数据,调用对应的陆面模型,最终得到近地面气温、降水量、雪水当量、冠层水以及土壤含水量等数据,产品发布于 <https://disc.gsfc.nasa.gov/datasets/>。本文使用雪水当量、冠层水、土壤含水量之和来表示陆面模型模拟得到的水储量。

表 1 陆面模型介绍

Table 1 Introduction of land surface models

模型名称	研究机构	空间分辨率	土壤层数量	土壤层深度/m
CLM	美国国家大气研究中心	1°×1°	10	3.4
Mosaic	美国国家航空航天局	1°×1°	3	1.9
Noah	美国国家海洋与大气管理局	0.25°×0.25°	4	3.5
VIC	华盛顿大学	1°×1°	3	3.5

2.3 全球水文模型

全球水文模型基于水平衡公式对自然界中复杂的水文现象进行模拟,是研究水文科学的重要手段^[4]。通常模型在垂直方向上将研究区域分为地表、土壤含水层、地下水层,分别计算各层以及各层之间的水文过程,比如裸土蒸发、植被蒸散、土壤水传输、地表径流等自然现象,以及蓄水、灌溉、生活用水等人类活动^[19]。PCR-GLOBWB 和 WGHM 模型是目前最常用的水文模型数据,因此实验中选取了这两类模型。

PCR-GLOBWB^[20]模型是由荷兰乌得勒支大学开发的一款基于网格的全球水文模型,覆盖了除格陵兰岛和南极洲以外的所有大陆。模型以网格为单位模拟了大气、地表以及地下之间的水文循环过程,其中包括降水、地表径流、土壤蒸发以及植物蒸腾作用,同时也考虑了积雪、融雪和冰川融化过程。

WGHM^[21]模型 (WaterGAP Global Hydrology Model) 是由德国法兰克福大学提供的全球水资源分析和预测模型。该模型不仅计算了各个国家或流域的长期平均水资源,还模拟了除冰川以外的所有陆地水储量组成部分,包括土壤水、径流、地下水补给、地表积雪和地表水储量变化。

2.4 地下水井水位监测数据

由于真实总水储量参考数据难以获取,本文使用地下水位数据定量评价不同水储量产品地下水分量的精度。为了保证评价结果在时间空间尺度的连续性,研究采用由美国地质勘探局 (United

States Geological Survey, USGS) 公开提供 (<https://groundwaterwatch.usgs.gov>) 的地下水井水位监测数据。根据测量方法,水井水位可以分为近实时、连续测量以及定期测量三类。其中近实时水井数量较少。定期测量水井通常每季度测量一次,间隔较大可能无法反映真实水位变化情况,因此本文使用的是连续观测水井数据,该水井由感应设备自动测量并定期返回,测量间隔在一个月內。

2.5 数据分类与预处理

研究将水储量数据分为三大类,分别为 GRACE 信号恢复 Level-3 级产品 (包括 CSR、JPL、和 GFZ 三种); LSMs 模型产品 (包括 Noah、VIC、CLM、Mosaic 四种); GHMs 模型产品 (包括 WGHM、PCR_GLOBWB 两种),产品信息及分类结果如表 2 所示。

研究所使用的所有水储量数据时间分辨率均为月尺度。为了使数据在空间分辨率上保持一致,本文实验先对 Noah、WGHM 以及 PCR-GLOBWB 模型首先进行了空间取平均操作,将空间分辨率统一采样为 1°×1°。

3 计算原理与方法

3.1 研究方法

研究流程如图 1 所示,主要包括水储量数据不确定性分析、GRACE 参考观测值选取、校正模型构建以及结果精度验证。

实验第一步利用三角帽方法对各类水储量数据进行不确定性分析,并逐月从 GRACE 以及

表2 水储量数据分类

Table 2 Classification of total water storage data

数据名	空间分辨率	数据类型
CSR	1°×1°	GRACE
JPL	1°×1°	
GFZ	1°×1°	
NOAH025_M_2.1	0.25°×0.25°	陆面模型
VIC10_M_001	1°×1°	
MOS10_M_001	1°×1°	
CLM10_M_001	1°×1°	
WGWM 2.2	0.5°×0.5°	全球水文模型数据
PCR-GLOBWB 2	0.5°×0.5°	

GHMs数据中各选取不确定性最低的数据参与精度校正。第二步则基于不确定性分析结果,利用卫星观测和模型模拟数据互相约束来选取用于训练

的参考值。由于部分LSMs模型缺少地下水分量,所以实验中通过设定阈值,对比不确定性最低的GRACE和GHMs水储量产品,从GRACE数据中选取参考值。第三步是根据参考值与其对应位置上的气象、水文等辅助数据建立训练集,基于BP、DBN神经网络构建GRACE校正模型,再通过训练得到的模型对剩余空间位置进行校正,其中辅助数据由LSMs模型提供。考虑到地下水井的空间分布,本研究以美国加利福尼亚州为研究区域。由于GRACE分辨率较低,为1°×1°,在加州区域内的观测值数量比较有限,输入模型进行训练时,容易出现过拟合问题,因此本研究在北美洲尺度上进行模型训练。最后对实验结果进行精度评价。具体的实验过程将在3.2~3.5节详细说明。

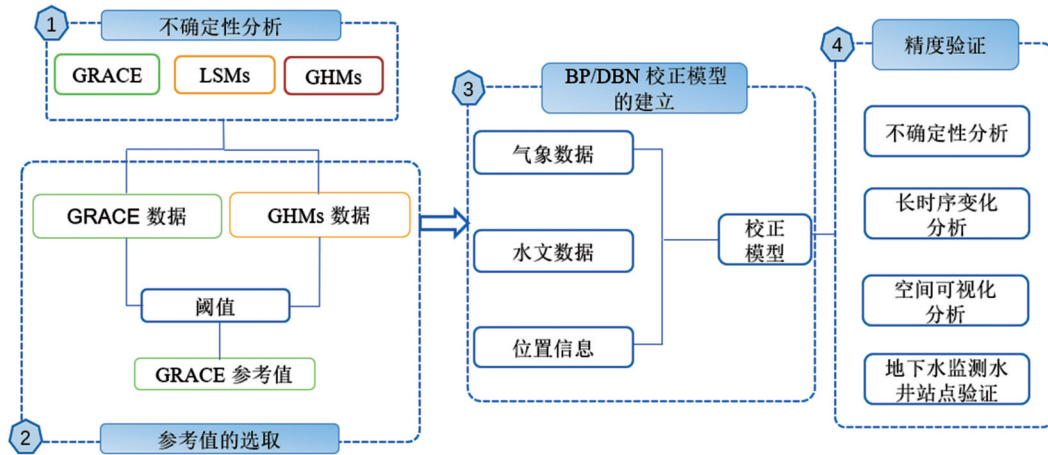


图1 GRACE精度校正流程图

Fig.1 Flowchart of GRACE accuracy correction

3.2 基于三角帽方法的不确定性评估

由于水储量的真实值不易获取,难以直接评价水储量产品的精度,本研究使用三角帽(Three-cornered Hat, TCH)方法对GRACE、GHMs和LSMs这三类水储量产品的不确定性进行量化分析。该方法与传统误差估计方法不同,在无真实参考值的情况下,可通过3组或3组以上观测序列来分析各观测结果的不确定性^{[22][23]}。

三角帽方法假设单次观测值由真实值与误差两部分组成,同时误差符合正态分布规律:

$$obs_i = x + e_i \quad (1)$$

式(1)中 obs_i 为水储量产品在某位置上的计算结果; x 为该点真实值, e_i 为随机误差。若给定三组观测值 (i, j, k) , 则两组观测值 (i, j) 之间的差异计算结果如下:

$$obs_i - obs_j = x + e_i - (x + e_j) = e_i - e_j \quad (2)$$

该差异的方差为:

$$\sigma_{ij}^2 = \sigma_{ei}^2 + \sigma_{ej}^2 - 2 \text{cov}(e_i, e_j) \quad (3)$$

假设误差 e_i 与 e_j 相互独立, 则两者协方差 $\text{cov}(e_i, e_j) = 0$ 。最终可以通过简单的替换消元得到单次观测误差的方差 σ_{ei}^2 :

$$\sigma_{ei}^2 = \frac{1}{2} (\sigma_{ij}^2 + \sigma_{ik}^2 - \sigma_{jk}^2) \quad (4)$$

由于LSMs与GHMs模型具有相似的输入数据,因此在使用三角帽方法进行分析时,需要考虑两两数据值之间的相关性^[24],即考虑 $\text{cov}(e_i, e_j)$ 。

实验中使用了3类水储量数据,如表2所示。因此在单位时间(月)上每次会从GRACE、LSMs以及GHMs模型中分别选取一种数据作为输入数据进行不确定性分析,例如从GRACE数据中选出CSR,从LSMs中选出Noah,从GHMs中选出WGWM,然后将CSR、Noah以及WGWM作为输

入,得到这3类产品在此次比较中的不确定性分析结果。以此类推,在通过所有组合形式的比较之后,每类产品都会得到一组不确定性分析结果,本文使用这组结果的中位数来表示该数据在当前月份的不确定性。

3.3 GRACE参考观测值选取

由于GRACE数据和水文模型是两个独立的观测变量,但表达的是同一物理含义的量值,因此本研究利用二者互相约束来选取训练点。利用3.2节中介绍的不确定性分析方法,选取每个月不确定性最低的GRACE和GHMs产品作为卫星观测数据和模型模拟数据,并进行比较。然后设定经验阈值,当两类数据对应像素位置之间的差异小于该阈值时,则认为该点的GRACE观测值是误差较小的

观测值,并将其选为参考值,而剩余位置的观测值为待校正值。

阈值的大小将直接影响训练点选取的准确性,如果阈值过小,会导致选取出的准确观测值数量过少,在建立校正模型时容易出现过拟合现象;而如果阈值过大,则会将准确性不高的观测值选入,影响校正模型的精度。

因此,研究将阈值以0.1 cm为步长,遍历0.1~20 cm之间所有的取值,并将每次选取出来的训练点与待校正点分别与GHMs的长时序信号变化进行定量分析。之所以将20 cm作为遍历的边界是因为两者之间差异大于20 cm时,研究区域中90%以上的点都可以作为训练点,此时再做校正的意义不大。

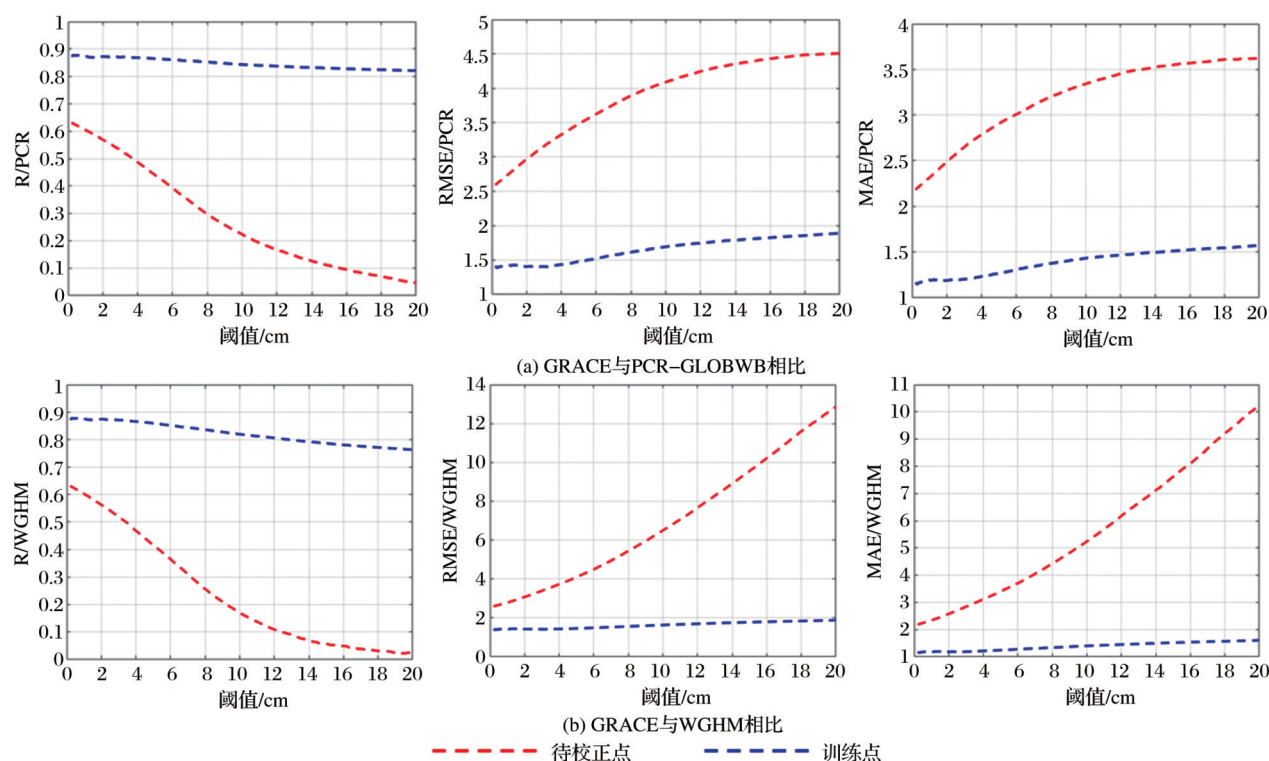


图2 根据不同阈值与GHMs进行长时序定量分析

Fig.2 Quantitative analysis of long time series with GHMs based on different thresholds (cm)

如图2所示,红色(蓝色)表示北美洲尺度上,不同阈值选出的待校正点(训练点)与GHMs月尺度水储量数据进行的长时序(2003年3月至2012年9月)定量分析。可以看到,无论是在相关性(R)还是在平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)上,训练点计算出的水储量长时序变化均与GHMs模型更为接近。同时随着阈值的扩大,训练点的精度有所下降。因此,综合考虑相关性、平均绝对误差和均方根误差后,研究将经验阈值设置为2 cm。

3.4 构建校正模型

根据3.3节得到的参考值,结合其对应位置上的气象、水文等辅助数据,通过神经网络建立校正模型进行训练,再使用该校正模型对其余位置上的观测值进行校正。

已有研究表明,来自LSMs模型的土壤含水量变化与GRACE观测得到的水储量变化具有高度的一致性^[25],同时土壤含水量也是影响陆地水储量变化的重要因素之一,因此实验中首先将土壤含水量

作为输入数据。其次,降水量与气温能够准确的反映一个区域的气候条件,同时也会通过地表径流、植物蒸腾作用等形式来影响整个区域的水储量变化,故将二者作为输入数据。最后,考虑到水储量在地理空间上的相关性,实验将能够反映位置信息的经纬度作为模型输入数据。

综上,实验在建立校正模型时,将经度、纬度、气温、降水量以及土壤含水量作为输入数据(均来自于LSMs中不确定性最低的模型),与训练点上的水储量异常值(Total Water Storage Anomaly, TWSA)进行建模。所谓水储量异常,指的是当前月的水储量,减去长时序的平均水储量。相较于水储量变化(后一月水储量减去前一月水储量),水储量异常值能更好地反映水储量是否亏损(盈余)以及亏损(盈余)程度。

实验中对比了两个机器学习算法得到的校正结果。首先是BP网络,它的基本思想是,在网络的学习过程中使用梯度搜索技术,利用误差向后传播来修正权值,从而实现网络的实际输出与期望输出的均方差最小化^[26]。实验中网络设置了一层神经元个数为5的隐藏层,隐含层激活函数为“tansig”函数。

深度置信网络(Deep Belief Network, DBN)是一种生成模型,通过训练其神经元间的权重,可以让整个神经网络按照最大概率来生成训练数据^[27]。DBN的组成元件是受限玻尔兹曼机^[28](Restricted Boltzmann Machine, RBM)。研究使用了两个隐藏层(RBM),每个隐藏层中神经元个数为5,最后输出层是BP层,仅设置了一个节点(TWSA值)。具体结构如图3所示。

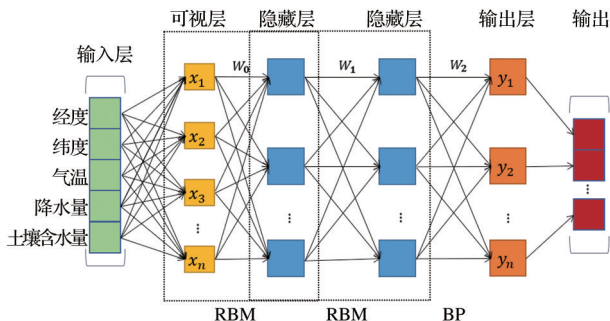


图3 DBN网络结构

Fig.3 DBN network structure in the study

3.5 精度验证

研究从以下3个方面对GRACE校正结果进行精度验证与分析:首先,使用三角帽方法进行不同数据产品的不确定性定量分析;其次,对比GRACE

产品(CSR、JPL和GFZ)、GHMs(WGHM和PCR-GLOBWB)与校正结果的水储量异常长时序变化与空间分布结果,并结合气温、降水和土壤湿度等气象辅助数据对结果进行定性分析;最后,从总水储量变化中提取地下水分量,基于USGS提供的地下水井实测数据,对结果进行站点验证。

4 结果与讨论

4.1 研究区概况

以美国加利福尼亚州为研究区域,如图4所示。该地区西部是海岸山脉,东部为内华达山脉,中心地区是中央山谷,东南地区则是沙漠地区。复杂的地形结构使得加州的气候呈现多样化的特点:西部沿海地区是地中海气候,东部内华达山为高山气候,南部则是亚热带沙漠气候^[29]。因此加州北部雨水丰沛,萨克拉门托河常常洪水肆虐;南部则是干燥少雨,却住着全州三分之二的人口,水资源分配也极度不均。此外,加州地区拥有丰富的地下水井监测数据可用于站点验证。

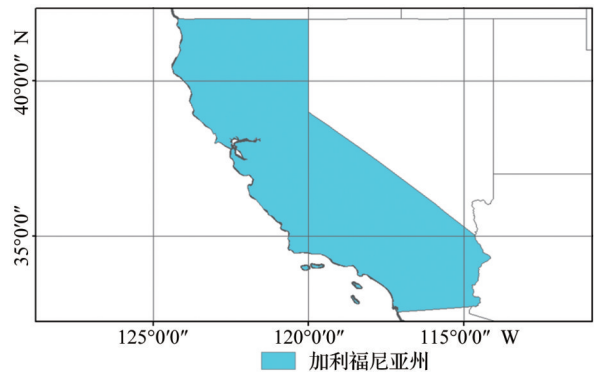


图4 美国加利福尼亚州位置

Fig.4 the location of California

4.2 产品间不确定性分析

不确定性分析结果(图5)显示GHMs模型在水储量异常(TWSA)上具有更高的不确定性(WGHM: 53.99 cm, PCR-GLOBWB: 33.10 cm)。相对来说,GRACE观测数据与LSMs模拟结果的不确定性更为接近。而三类GRACE数据产品中CSR数据不确定性最低,为25.32 cm。结合GRACE观测数据与LSMs、GHMs模型模拟的数据特性进行融合,本研究校正结果表现出了更低的不确定性,其中DBN网络校正结果最佳(13.85 cm)。实验结果表明,利用本研究提出的方法融合多源水文数据能减少GRACE水储量数据中的不确定性。

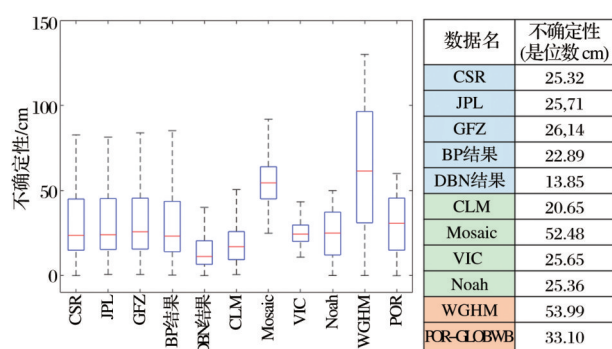


图5 不同产品间的不确定性分析结果

Fig.5 Uncertainties (cm) in TWS anomalies from different products

4.3 水储量异常长时序变化分析

由于在4.2节分析中,DBN网络校正结果表现出更低的不确定性,因此下文会将DBN网络结果作为代表,与全球水文模型及GRACE原始数据进行

对比,进行长时序信号变化分析。

对于水储量长时序信号变化,目前比较通用的做法是与水文模型进行对比验证。通过图6可以直观的看到3个版本的GRACE水储量产品(CSR、GFZ、JPL)在长时序变化曲线上表现出了较大的差异,也进一步说明了不同处理流程为GRACE数据带来较大不确定性。校正结果的变化曲线相较于CSR、GFZ、JPL 3个版本的原始数据,变化更为平滑。而在不同版本GRACE数据一致性较好的时相上,校正结果也能较好地保持原始数据的变化趋势;因此,校正结果能够综合水文模型与GRACE观测,减少受到异常波动的影响。此外,水文模型结果整体的波动范围更大,与不确定性分析中水文模型具有更高不确定性的结果保持一致,这主要是因为模型中部分像素受到异常值的影响。

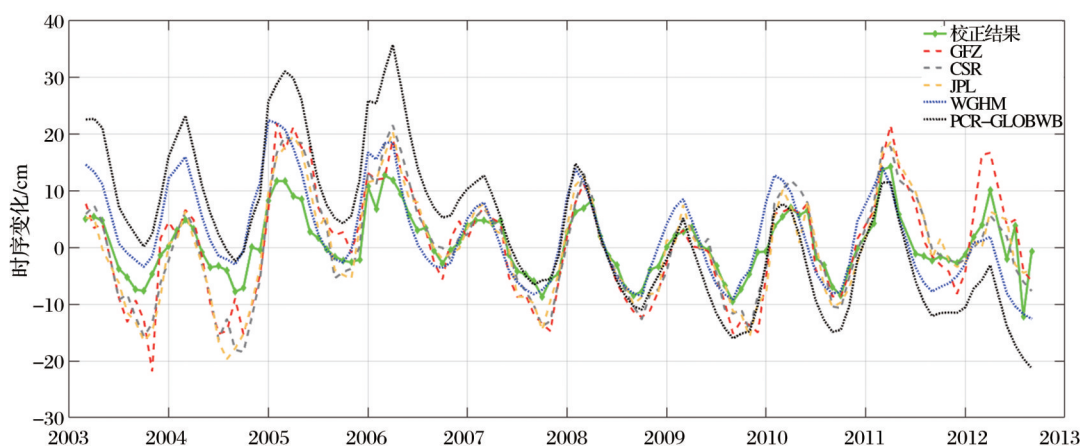


图6 2003年3月~2012年9月校正结果水储量异常长时序变化分析

Fig.6 Quantitative analysis of DBN correction results from March 2003 to September 2012

4.3 空间分布可视化分析

在本小节中,主要对比不同数据产品空间分布,并结合地下水、土壤含水量等辅助数据对模型校正结果进行分析验证。由于在2010年5月与2012年3月,GRACE水储量数据产品之间存在较大差异,因此,实验中选择这两个时相为例对校正方法的效果加以说明。

图7展示了2010年5月不同数据产品当月水储量异常的结果。从图中可以看出,卫星观测数据和校正结果(图7(a)~图7(d))相较于水文模型数据(图7(e)~图7(f)),在空间上更为平滑,能够清晰地描述信号分布位置,水文模型数据则受到异常值的影响,表现在空间上就是这些取值不连续的网格点。而在当前时相上JPL卫星数据与其他两类数据差异较大,主要表现为南部地区严重的水储量亏

损,为了分析JPL所存在亏损现象是否合理,实验首先比较了JPL数据前后相邻时相空间分布结果,如图8所示。

在图8中,2010年5月前后相邻时相上,JPL计算结果均未表现出明显的水储量亏损。考虑到水储量变化是一个连续的过程,实验中加入了加州地下水监测水井以及 AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer - Earth Observing System) 提供的土壤含水量数据(下载地址: <https://nsidc.org/data>)进行了2010年时序信号分析,如图9所示。

从图9中可以看出,加州属于夏季炎热干燥,冬季温和多雨的地中海气候,水储量往往会在夏季出现下降,而在冬季开始回升。就变化趋势而言,卫星观测数据、校正结果与地下水、土壤含水量异常

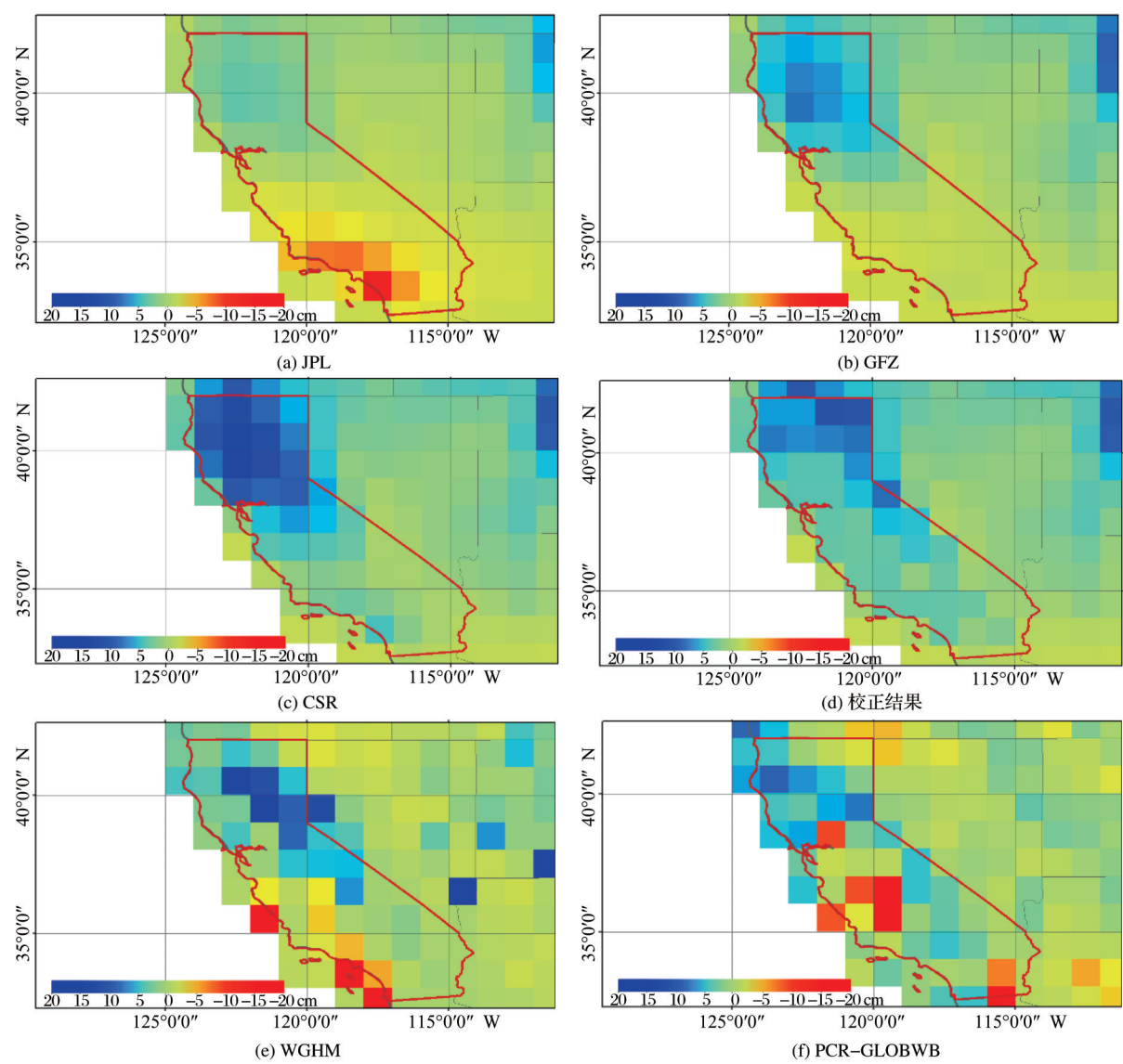


图 7 2010 年 5 月加州水储量异常

Fig.7 California total water storage anomaly in May 2010

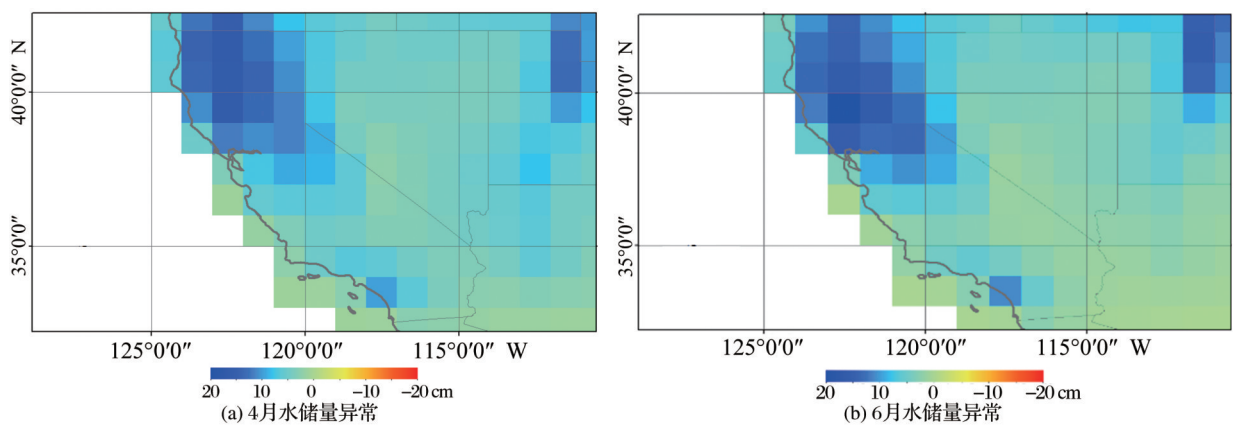


图 8 2010 年 4 和 6 月加州 JPL 水储量异常

Fig.8 California JPL total water storage anomaly in April and June 2010

基本保持一致,但 JPL 数据显示 2010 年 4 月至 5 月 使其时序信号在出现了急剧的下降,导致 JPL 水储
加州南部地区存在严重的水储量亏损(如图 7(a)), 量异常在 2010 年 3 月~6 月表现出较大震荡,与地

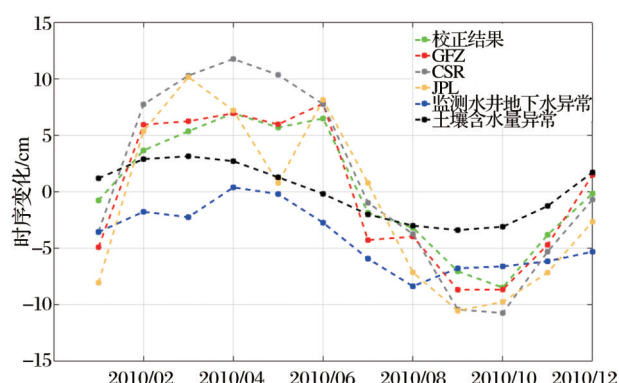


图9 2010年加州水储量、地下水和土壤含水量异常时序变化
Fig.9 Time series of California TWSA, groundwater anomaly and soil moisture anomaly in 2010

下水、土壤含水量的变化趋势,以及其他多源水文数据产品的结果均存在较大差异。此外,本研究参考了USGS发布的植被干旱指数图(图10,数据来源:<https://www.drought.gov>),该地图常用来描述干旱的分布位置与严重程度。图10中红色方框标记的是研究区域,黄色表示干旱导致的环境退化,颜色越深退化越严重;绿色表示环境得到改善,颜色越深改善效果越好;蓝色表示水体;灰色表示空值,空值的出现一般是因为植被不在生季节或者区域内植被稀少。图中2010年5月相较于前一月,加州并无明显干旱导致的环境退化现象。基于此推断JPL在2010年5月过高估计了水储量衰减。

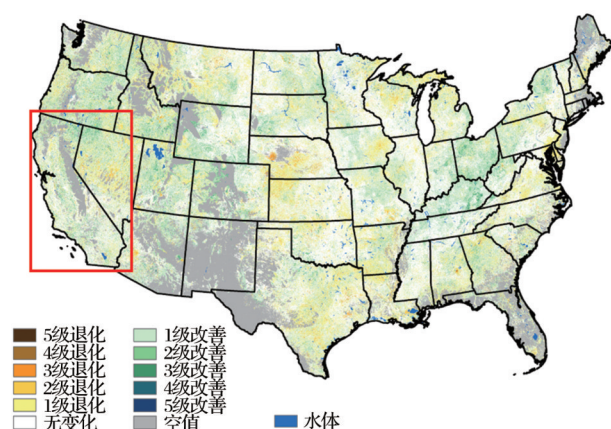


图10 2010年4月至5月的植被干旱指数分布(数据来源:
<https://www.drought.gov>)

Fig.10 Vegetation Drought Index (VegDRI) distribution map from April to May 2010

图11是2012年3月加州地区水储量异常的可视化结果。可以发现当前时相上GRACE数据间差异主要表现为GFZ结果中,整个区域都显示水储量增加。实验同样进行了邻近月份的时序分析,结果

如图12所示。

从图12中可以看到,2012年3月监测水井数据显示地下水出现轻微衰减,同时土壤含水量(缺少观测数据,故使用不确定性最低的LSMs模型数据)无明显增加,因此CSR、JPL与校正结果在该时相上水储量无明显变化。但GFZ数据则显示水储量有显著增加,与相关变量以及其他水储量产品的变化趋势产生了明显的差异。

分析上述结果可知,在不同时相上,GRACE产品间存在一定差异,这种差异随着时相不同并未表现出明显规律,还将影响水储量时序变化的趋势分析结果。本研究通过三角帽方法首先在每个时相上选取不确定性最低的产品,结合水文模型选取训练点,再利用水文参量的辅助数据建立回归校正模型,克服水储量数据中异常值对建模精度的影响。校正结果评价显示该方法能够有效降低月尺度GRACE水储量数据的不确定性

4.4 地下水井监测验证

由于GRACE观测到的总储水量变化由地表水、土壤含水、地下水三个部分组成。因此从GRACE计算出的水储量中减去地表水和土壤含水量即可获得地下水分量。

在不确定性分析中LSMs的CLM模型数据具有最低的不确定性,因此本研究将GRACE以及GHMs计算出的水储量异常减去CLM模型提供的地表水和土壤含水量异常,获取2003年3月至2012年9月之间的地下水异常数据,再使用USGS提供的监测水井水位数据进行站点验证(<https://groundwaterwatch.usgs.gov/StateMap.asp?sa=CA&sc=06>)。其中地下水水位数据通过乘以给水度转化为等效水高,考虑到本研究使用的监测水井主要分布在加州南部干燥地区,结合学者在加州中央谷地给水度的研究^{[30][31]},实验中将平均给水度设置为0.25。由于GRACE观测数据分辨率为 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$,而监测站点的分布相对集中,因此实验中以GRACE观测点为中心,取其 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 网格范围内监测水井地下水位异常的平均值来计算地下水异常。美国加州地区一共使用了481个站点来验证21个GRACE观测点,具体站点分如图13所示。

实验在单个时相对研究区域内GRACE与对应监测水井得到的地下水异常取平均,然后进行长时序定量分析,结果如表3所示,可以看到结果与不确定性分析和长时序信号变化分析保持一致,校正

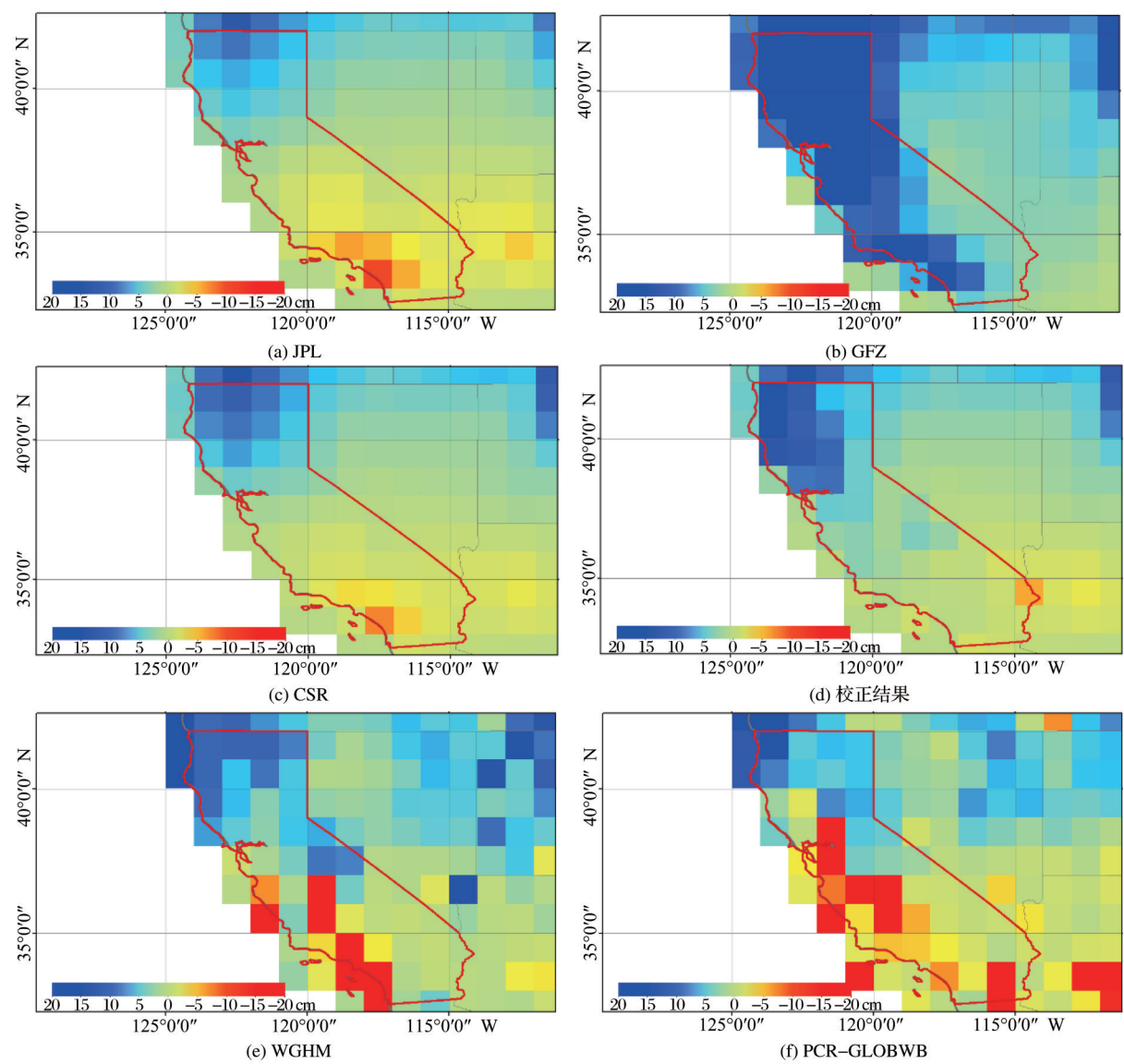


图 11 2012 年 3 月加州水储量异常

Fig.11 California total water storage anomaly in March 2012

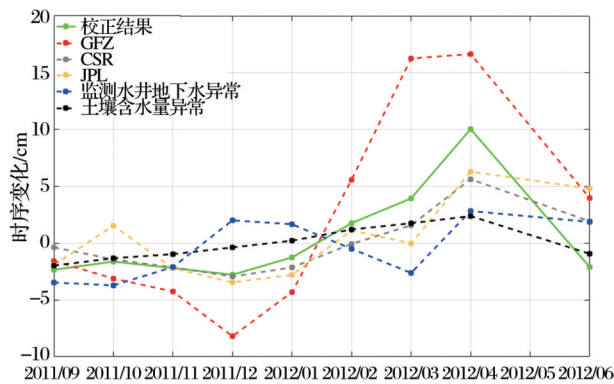


图 12 2011 年 9 月~2012 年 6 月加州水储量、地下水和土壤含水量异常时序变化

Fig.12 Time series of California TWSA , groundwater anomaly and soil moisture anomaly from 2011 to June 2012

后的结果相较于校正前相关性有所提升,其中DBN网络的结果具有最高的相关性0.55,同时在均方根误差与平均绝对误差上也优于原始数据和BP网络结果。

5 结 论

长时序、高精度的总储水量变化,对于深入理解全球水循环、监测地球气候与生态系统变化具有重要意义。本研究结合重力卫星观测数据与全球水文模型模拟数据,利用两者水储量数据间的互相约束来选取参考值,引入点面融合思想建立GRACE校正模型,实现GRACE卫星观测数据的精度校正。实验结果表明,校正结果在不确定分析中表现出更低的不确定性;同时在长时序变化和空

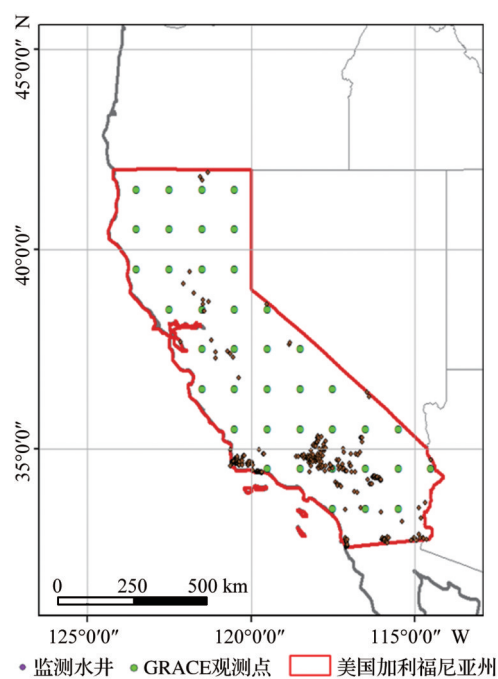


图 13 加州地下水井站点分布

Fig. 13 California underground water well site distribution

表 3 监测水井站点验证结果

数据名	R	RMSE/cm	MAE/cm
CSR	0.52	5.54	4.16
JPL	0.48	5.85	4.60
GFZ	0.52	6.03	4.43
BP 结果	0.52	5.62	4.36
DBN 结果	0.55	4.20	3.47

间可视化分析中,校正结果相较于原始数据更为平滑,减少了异常的波动,并降低了 GRACE 数据间的不确定性。站点验证的结果表明校正后的相关性、均方根误差以及平均绝对误差中均有改善。同时实验中对比了 BP 神经网络和 DBN 的建模结果,其中 DBN 模型相比传统 BP 神经网络在本文实验中具有更好的效果。

参考文献 (References):

[1] Tapley B D, Watkins M M, Flechtner F, *et al.* Contributions of GRACE to Understanding Climate Change[J]. *Nature Climate Change*, 2019, 5(5):358-369.

[2] Zhang Baojun, Wang Zemin. Global Sea Level Variations Estimated from Satellite Altimetry, GRACE and Oceanographic Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(11):1453-1459.[张保军, 王泽民. 联合卫星重力、卫星测高和海洋资料研究全球海平面变化[J]. 武汉

大学学报·信息科学版, 2015, 40(11): 1453-1459.]

[3] Zhang Z, Chao B F, Chen J, *et al.* Terrestrial Water Storage Anomalies of Yangtze River Basin Droughts Observed by GRACE and Connections with ENSO[J]. *Global and Planetary Change*, 2015, 126:35-45.

[4] Scanlon B R, Zhang Z, Save H, *et al.* Global Models Underestimate Large Decadal Declining and Rising Water Storage Trends Relative to GRACE Satellite Data [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115 (6) : 1080-1089. doi: <https://doi.org/10.1073/pnas.1704665115>.

[5] Bierkens M P. Global Hydrology 2015: State, Trends, and Directions [J]. *Water Resources Research*, 2015, 51 (7) : 4923-4947. doi: <https://doi.org/10.1002/2015WR017173>.

[6] Xia Y, Mocko D, Huang M, *et al.* Comparison and Assessment of Three Advanced Land Surface Models in Simulating Terrestrial Water Storage Components over the United States [J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2017, 18(3): 625-649.

[7] Long D, Pan Y, Zhou J, *et al.* Global Analysis of Spatiotemporal Variability in Merged Total Water Storage Changes Using Multiple GRACE Products and Global Hydrological Models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 192:198-216.

[8] Han Haidong, Aimati A, Liu Shiyin, *et al.* An Overview on High-Resolution Globalscale Hydrological Model[J]. *Journal of Desert Research*, 2007, 27(4):677-683.[韩海东, 艾合麦提·阿西木, 刘时银, 等. 高分辨率全球尺度水文模型发展综述[J]. 中国沙漠, 2007, 27(4):677-683.]

[9] Soltani S S, Ataie-Ashtiani B, Simmons C T. Review of Assimilating GRACE Terrestrial Water Storage Data into Hydrological Models: Advances, Challenges and Opportunities [J]. *Earth-Science Reviews*, 2021, 213: 103487. doi: <https://doi.org/10.5194/essd-2020-256>.

[10] Xu Caijun, Gong Zheng. Review of the Post-processing Methods on GRACE Time Varied Gravity Data[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(4) : 503-510.[许才军, 龚正. GRACE 时变重力数据的后处理方法研究进展[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(4) : 503-510.]

[11] Zheng Qiuyue, Chen Shi. Review on the Recent Developments of Terrestrial Water Storage Variations Using GRACE Satellite-based Datum[J]. *Progress in Geophysics*, 2015, 30 (6):2603-2615.[郑秋月, 陈石. 应用 GRACE 卫星重力数据计算陆地水变化的相关进展评述[J]. 地球物理学进展, 2015, 30(6):2603-2615.]

[12] Chen J. Low Degree Gravitational Changes from GRACE: Validation and Interpretation [J]. *Geophysical Research Letters*, 2004, 31(22) : 359-393. doi: <https://doi.org/10.1029/2004GL021670>.

[13] Swenson S, Wahr J. Post-processing Removal of Correlated

- Errors in GRACE Data [J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33 (8) : L08402. doi: <https://doi.org/10.1029/2005GL025285>.
- [14] Long D, Longuevergne L, Scanlon B R. Global Analysis of Approaches for Deriving Total Water Storage Changes from GRACE Satellites [J]. *Water Resources Research*, 2015, 51 (4) : 2574-2594. doi: <https://doi.org/10.1002/2014WR016853>.
- [15] Sakumura C, Bettadpur S, Bruinsma S. Ensemble Prediction and Intercomparison Analysis of GRACE Time-variable Gravity Field Models [J]. *Geophysical Research Letters*, 2014, 41 (5) : 1389-1397. doi: <https://doi.org/10.1002/2013GL058632>.
- [16] Döll P, 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. doi: <https://doi.org/10.1002/2014WR015>.
- [17] Long D, Shen Y, Sun A, *et al.* Drought and Flood Monitoring for a Large Karst Plateau in Southwest China Using Extended GRACE Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 155:145-160.
- [18] Feng Guiping, Song Qingtao, Jiang Xinwei. Global Groundwater Storage Changes and Characteristics Observed by Satellite Gravimetry [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34 (4) : 822-828. [冯贵平, 宋清涛, 蒋兴伟. 卫星重力监测全球地下水储量变化及其特征 [J]. *遥感技术与应用*, 2019, 34 (4) : 822-828.]
- [19] Liu Renli, She Dunxian, Li Min, *et al.* Using Satellite Observations to Assess Applicability of GLDAS and WGHM Hydrological Model [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44 (11) : 1596-1604. [刘任莉, 余敦先, 李敏, 等. 利用卫星观测数据评估 GLDAS 与 WGHM 水文模型的适用性 [J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2019, 44 (11) : 1596-1604.]
- [20] Sutanudjaja E H, Van R, Wanders N, *et al.* PCR-GLOBWB 2: A 5 Arcmin Global Hydrological and Water Resources Model [J]. *Geoscientific Model Development*, 2018, 11 (6) : 2429-2453.
- [21] Schumacher M, Forootan E, Van Dijk, *et al.* Improving Drought Simulations within the Murray-Darling Basin by Combined Calibration/Assimilation of GRACE Data into the Water GAP Global Hydrology Model [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204:212-228.
- [22] Long D, Longuevergne L, Scanlon B R, *et al.* Uncertainty in Evapotranspiration from Land Surface Modeling, Remote Sensing, and GRACE Satellites [J]. *Water Resources Research*, 2014, 50 (2) : 1131-1151. doi: <https://doi.org/10.1002/2013WR014581>.
- [23] Yao Chaolong, Li Qiong, Luo Zhicai, *et al.* Uncertainties in GRACE-derived Terrestrial Water Storage Changes over Mainland China based on a Generalized Three-cornered Hat Method [J]. *Chinese Journal of Geophysics-Chinese Edition*, 2019, 62 (3) : 883-897. [姚朝龙, 李琼, 罗志才, 等. 利用广义三角帽方法评估 GRACE 反演中国大陆地区水储量变化的不确定性 [J]. *地球物理学报*, 2019, 62 (3) : 883-897.]
- [24] Premoli A, Tavella P. A Revisited Three-cornered Hat Method for Estimating Frequency Standard Instability [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 1993, 42 (1) : 7-13.
- [25] Long D, Scanlon B R, Longuevergne L, *et al.* GRACE Satellite Monitoring of Large Depletion in Water Storage in Response to the 2011 Drought in Texas [J]. *Geophysical Research Letters*, 2013, 40 (13) : 3395-3401. doi: <https://doi.org/10.1002/grl.50655>.
- [26] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning Representations by Back-propagating Errors [J]. *Nature*, 1986, 323 (6088) : 533-536.
- [27] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W, *et al.* A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18 (7) : 1527-1554.
- [28] Asja F, Christian I. Training Restricted Boltzmann Machines: An introduction [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47 (1) : 25-39.
- [29] Wang Saiyu. Analysis of the California Climate Action Since the 1990s [D]. Jiangsu: Soochow University, 2014. [王赛玉. 90年代以来美国加利福尼亚州的气候行动分析 [D]. 江苏: 苏州大学, 2014.]
- [30] Faunt, Groundwater Availability of the Central Valley Aquifer, California U. S [EB/OL]. <https://pubs.usgs.gov/pp/1766/>, 2009, 2019.
- [31] Scanlon B R, Longuevergne L, Long Det al. Ground Referencing GRACE Satellite Estimates of Groundwater Storage Changes in the California Central Valley, USA [J]. *Water Resources Research*, 2012, 48 (4) : W04520. doi: [10.1029/2011WR011312](https://doi.org/10.1029/2011WR011312).

Accuracy Correction of GRACE Water Storage based on Multi-source Hydrological Data

Feng Zheyang¹, Yue Linwei², Shen Huanfeng¹

(1.School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2.School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences,
Wuhan 430074, China)

Abstract: Study on the spatiotemporal changes of global water storage is of great significance for understanding the global water cycle, arranging agricultural production, and preventing natural disasters. GRACE satellite provides direct observation for obtaining changes in water storage on a global scale. However, different solution models and methods lead to differences between the water storage products. To reduce the uncertainty in GRACE data, this paper combines the Global Hydrological Models (GHMs) and Land Surface Models (LSMs) data, and uses the Three-Cornered Hat (TCH) method to analyze the uncertainty of the existing products. On this basis, the idea of point surface fusion is introduced, using GRACE and model simulation data to select training points, and using machine learning methods to correct the accuracy of GRACE satellite data. This article takes California, USA as an example, and uses TCH, long-term quantitative analysis and groundwater well site data to verify the accuracy of the result. The results show that: (1) The correction results have lower uncertainty than the original GRACE data in the uncertainty analysis (GRACE CSR: 25.32 cm, PCR-GLOBWB: 33.10 cm, DBN: 13.85 cm); (2) In long time series analysis, the correction results are smoother than the original data, reducing abnormal fluctuations; (3) In the verification of the well site, the results show that results have improved in correlation, root mean square error, and average absolute error.

Key words: GRACE satellite; Water storage; Accuracy correction