DOI:10.19789/j.1004-9398.2015.02.018

联合GRACE卫星和人工神经网络模拟华北平原地表垂直负荷形变量*

杨 雪 宫辉力 潘 云 李小娟

(1. 首都师范大学城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地,北京 100048;
2. 首都师范大学资源环境与地理信息系统北京市重点实验室,北京 100048)

摘 要

华北平原是世界上超采地下水较为严重的地区,也是地面沉降面积较大的地区,但对水负荷引起的地表形变研究较少.本文结合GRACE重力卫星数据解算的水储量,基于人工神经网络原理,选取华北平原内5个GPS台站48个月(2005年1月~2008年12月)的降水量、地下水埋深、陆地水储量作为训练样本的输入量,以这48个月的GPS形变量作为输出量,用贝叶斯正则化算法训练人工神经网络,进行地表垂直负荷形变模拟.用2009年1月~2010年12月的24个月数据检验预测结果.研究发现:(1)利用GRACE水储量作为ANN输入模拟地表形变量是可行的.5个站点的后验差比值均小于0.5,小误差概率均大于0.80,平均R^2为0.806;(2)在华北平原,地下水储量变化对地表负荷形变的影响比土壤水储量大.本文的研究有助于更好地认识华北平原地面沉降动态特征,为地面沉降提供了新的研究思路.

关键词: GRACE卫星,人工神经网络,水储量,地表垂直负荷形变.
中图分类号: P237

0 引 言

地面沉降是指在自然和人为因素作用下,由于地壳表层土体压缩而导致区域性地面标高降低的一种环境地质现象.[1] 地表负荷形变可以直观的反映由于地表流体质量迁移引起的形变.本文通过解算垂直地表负荷形变量来探究区域内的地面沉降(自然沉降)情况,为地面沉降研究提供一种新的研究思路.目前,获取地表形变的方法主要有:地面三维激光扫描法、GPS台站连续观测、合成孔径雷达干涉差分技术等.[2] GPS台站连续观测对于大尺度的垂直形变具有较高的测量敏感度,IGS站的垂向精度可达mm级,利用GPS技术可有效探测地表形变[2,3].G. Biessy[4]利用GPS数据解算了休斯顿等地的地表形变.陈强[5]结合GPS和PS-InSAR技术解算了台湾屏东区的三维地表形变场.本文采取GPS台站长期连续观测获得研究区内地面点的垂直形变.

引起地表垂直形变的原因很多,本文的目的是探求水负荷引起的地表垂直形变,因此准确解算水储量是本文的研究重点,本文采取GRACE重力卫星数据解算陆地水储量.2002年3月发射的GRACE(Gravity Recovery and Climate Experiment)重力卫星观测质量重新分布的中、长波信号达到了前所未有的高精度,在季节性时间尺度和几百公里或更大空间尺度上,GRACE可探测平均小于1 cm的陆地水储量变化.胡小工[6]等人利用15个月的GRACE时变重力场揭示了全球水储量的明显季节性变化,结果表明长江流域水储量周年变化幅度可达到3.4cm等效水高.曹艳萍[7]结合GLDAS数据和GRACE重力卫星数据反演黑河流域地下水变化.

在获取GRACE重力卫星数据的基础上,本文建立基于BP(back-propagation method)算法的人工神经网络模拟区域内的地表负荷形变量.BP人工神经网络通过对一定样本的自适应性学习,找出其中隐含的复杂、非线性的关系,利用训练好的网络模型便进行相关模拟[8].潘云[9]等利用天津1961年~

收稿日期:2013-12-30
* 国家自然科学基金(41101033,41130744,41171335),973专项(2012CB723403).

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1980 年的地面沉降、降水、地下水开采量数据模拟了天津地区沉降量,发现人工神经网络模型是一种较为理想的模拟方法.

本文采用华北平原区域内 GPS 台站长期观测获取的地表垂直形变数据,结合 72 个月的 GRACE 卫星二级产品,基于 BP 人工神经网络算法,模拟 2009 年 1 月 ~2010 年 12 月的华北平原地表垂直负荷形变量,探求结合重力卫星观测技术和人工神经网络模型对地表形变模拟的科学意义,也为地面沉降研究提供了新的研究思路.

1 数 据

1.1 GPS 台站数据

GPS 时间序列由中国地壳运动观测网络提供[10],这些 GPS 站在解算过程中扣除了固体潮、海潮、极潮的影响. 本文选取的是华北平原区域内 BJFS、BJSH、JIXN、TAIN、ZHNZ 台站的数据,为了得到更理想的 GPS 时间序列数据,本文对这 72 个月的 GPS 数据进行预处理工作,包括: 线性拟合去除趋势项、剔除噪声数据以及小波分解保留长周期信号[11].

1.2 GRACE 数据

本文采用的 GRACE 重力卫星数据是由美国德克萨斯大学空间研究中心提供的高精度 Level-2 RL05 版本的 GRACE 重力场前 60 阶球谐系数(2005 年 1 月 ~2010 年 12 月)[12]. 在此基础上,根据 Blewitt[13,14]、Wahr[15] 的结果推导由 GRACE 时变重力资料解算的陆地水储量,如公式(1)所示:

$$\Delta\delta(\theta,\lambda) = \frac{a\rho_a}{3}\sum_{n=0}^{\infty}\sum_{m=0}^{n}\frac{2n+1}{1+k_n}\left[\Delta\bar{C}_{nm}\cos(m\lambda) + \Delta\bar{S}_{nm}\sin(m\lambda)\right]\bar{P}_{nm}(\cos\theta) \quad (1)$$

其中,a 为地球半径; ρ_a 为地球的平均密度; θ 和 λ 为地心余纬(θ = 90 - 地心纬度)和地心经度; n 和 m 为球谐展开的阶、次; k_n 是负荷勒夫数; $\Delta\delta(\theta,\lambda)$ 为地球表面质量变化,$\Delta\bar{C}_{nm}$、$\Delta\bar{S}_{nm}$ 为相应的无量纲大地水准面球谐系数变化量由重力卫星数据计算得到,$\bar{P}_{nm}$ 为归一化缔合勒让德函数.

1.3 CPC 水文模型数据

研究表明,地表水储量可以忽略[7],所以研究区陆地水储量变化可以用式(2)表示:

$$\Delta TWSC = \Delta SWSC + \Delta GWSC \quad (2)$$

其中,ΔTWSC(Terrestrial Water Storage)代表陆地水储量变化值,来自 GRACE 卫星反演; ΔSWSC 表示土壤水分引起的陆地水储量变化,来自 CPC 水文模型. 通过式(2)可获得地下水储量的变化值. 以 BJFS 台站为例,如图 1 所示,绿色线表示 GRACE 解算的陆地水储量,红色线表示 CPC 水文模型解算的土壤水储量,蓝色线为地下水储量.

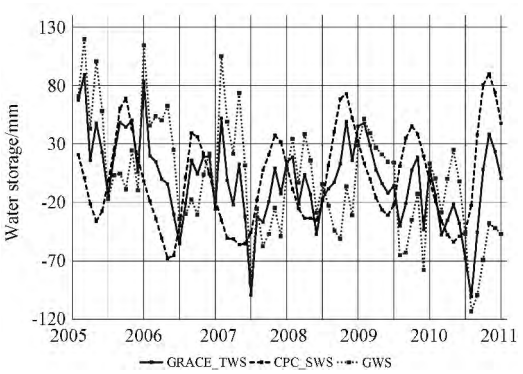


图 1 BJFS 台站的水储量变化

由于 GRACE 解算的陆地水储量在解算过程中扣除了背景场的影响,因此本文对 72 个月的降水量、地下水埋深以及 GPS 测站的地表形变数据做同样的处理.

2 研究方法

2.1 人工神经网络算法原理

BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,该网络的主要特点是信号前向传递,误差反向传递. 在前向传递过程中,输入信号从输入层经隐含层逐层处理,直至输出层. 每一层的神经元状态只影响到下一层神经元状态. 若输出层不能满足期望的输出要求,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,从而使得 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出[16]. 其拓扑结构如图 2 所示. $X_1, X_2, \cdots, X_n$ 是 BP 神经网络的输入值,$Y_1, Y_2, \cdots, Y_m$ 是 BP 神经网络的预测值,ω_{ij} 和 ω_{jk} 为 BP 神经网络权值.

2.2 基于 BP 神经网络的地表垂直负荷形变量模拟

2.2.1 指标选取

地表负荷形变是由地表流体质量(包括大气、陆地水等)重新分布引起的不同尺度变化. 因此将 GRACE 解算的水储量作为一个输入因子. 此外,分析华北平原地表负荷形变的成因,认为地下水超采对该区的地表负荷形变有一定影响. 为此将地下水埋深作为 BP 神经网络模型的一个输入因子.

降水量与地表负荷形变量间存在一定关系,

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

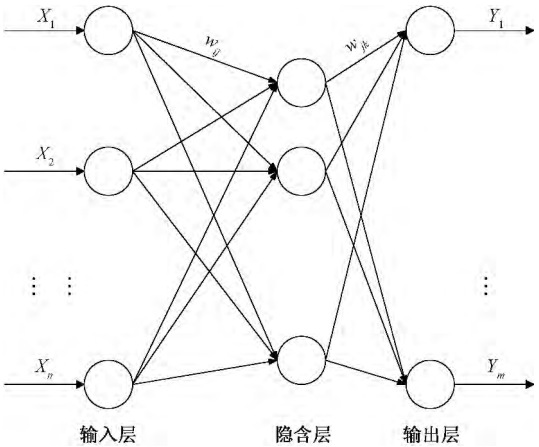


图 2　神经网络结构图

一方面降水的增多会相对减少对地下水的开采，另一方面在降水过程中浅层黏性土吸水后表现出一定的膨胀性，因此将历年的降水量也作为一个输入因素[17].

为了探求不同水储量作为输入因子时模型的模拟精度，本文结合来自 CPC 水文模型的土壤水储量，将解算出的地下水储量作为另一个输入因子.

2.2.2　样本训练与网络设置

为消除网络输入、输出变量的量级、量纲不同对网络识别精度的影响，对各个变量进行归一化处理

$$P_n = 2 \times (P - P_{\min}) / (P_{\max} - P_{\min}) - 1 \quad (3)$$

上式中: P 为原始输入数据，$P_{\min}$，$P_{\max}$ 分别为原始数据的最小值和最大值，P_n 为归一化后的数据.

隐含层采用正切 Sigmoid 函数，输出层采用 Purelin 函数，训练函数采用贝叶斯正则化算法. 网络的主要参数训练目标 goal = 0.001，学习率为 0.05，性能函数采用 msg 均方误差函数.

3　结果与讨论

3.1　模型精度验证

3.1.1　样本训练精度

运行建立的人工神经网络模型，训练 21 次达到训练目标. R^2 平均值为 0.892，说明模型训练精度较高. 如图 3 所示为将陆地水储量作为输入因子训练网络后的 5 个台站模拟结果. 图中蓝色线为 GPS 台站的实际观测形变量，红色虚线为用人工神经网络模拟出来的型变量.

3.1.2　模型模拟精度

由于地表垂直负荷形变实际观测结果与拟合结果均为等间隔的月尺度数据且没有明显规律，因此采取后验差检验法对模型进行精度分析. 设 T 时刻的地表形变观测值为 $x^{(0)}(T)$，网络模拟值为 $\hat{x}^{(0)}(T)$，$\bar{x}$ 为原始数据平均值，即 $\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{T=1}^{n} x^{(0)}(T)$. $e(T)$ 为观测值与模拟值之差，即 $e(T) = x^{(0)}(T) - \hat{x}^{(0)}(T)$. $\bar{e}$ 为其平均值. 原始数据均方差 $S_1 = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{T=1}^{n} (x^{(0)}(T) - \bar{x})^2}$，残差均方差为 $S_2 = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{T=1}^{n} (e(T) - \bar{e})^2}$，则后验差比值 C 定义为 $C = S_2/S_1$，而小误差概率则定义为 $P = P\{|e(T) - \bar{e}| < 0.6745S_1\}$，一般按照 P、C 的大小，可以将精度分为 4 类[18]，见表 1.

表 1　预测精度等级

预测精度等级	C	P
好	<0.35	>0.95
合格	<0.50	>0.80
勉强	<0.65	>0.70
不合格	≥0.65	≤0.70

采用后验差检验法对结果进行精度分析，检验结果如表 2 所示，5 个台站后验差比值 C <0.5，小误差概率 P >0.80，R^2 平均值为 0.806，依据预测等级表，网络模型精度较高.

表 2　陆地水储量输入模型的后验差检验结果

台站	均方差比值 C	小误差概率 P	R^2	均方根 RMSE
BJFS	0.376	0.92	0.928	0.311
BJSH	0.502	0.83	0.711	0.690
JIXN	0.436	0.88	0.727	0.307
ZHNZ	0.359	0.88	0.947	0.461
TAIN	0.424	0.92	0.716	0.651

3.2　不同水储量输入对精度的影响

将不同水储量输出的 15 组模拟结果进行后验差检验，结果如表 3、图 4(以 BJSH 为例) 所示，当以陆地水储量(TWS) 作为输入时，5 个台站的后验差比值 C <0.5，小误差概率 P >0.80，R^2 为 0.901，相关性较好，模型模拟精度较高. 当以地下水储量(GWS) 和土壤水储量(SWS) 作为输入时，均方差 C >0.65，小误差概率减小，R^2 为 0.555 和 0.290，模拟精度属于勉强. 说明在利用人工神经网络模拟地表负荷形变量时，陆地水储量作为模型输入因子时模型模拟效果最好，地下水储量对地表负荷形变的影响比土壤水储量大.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

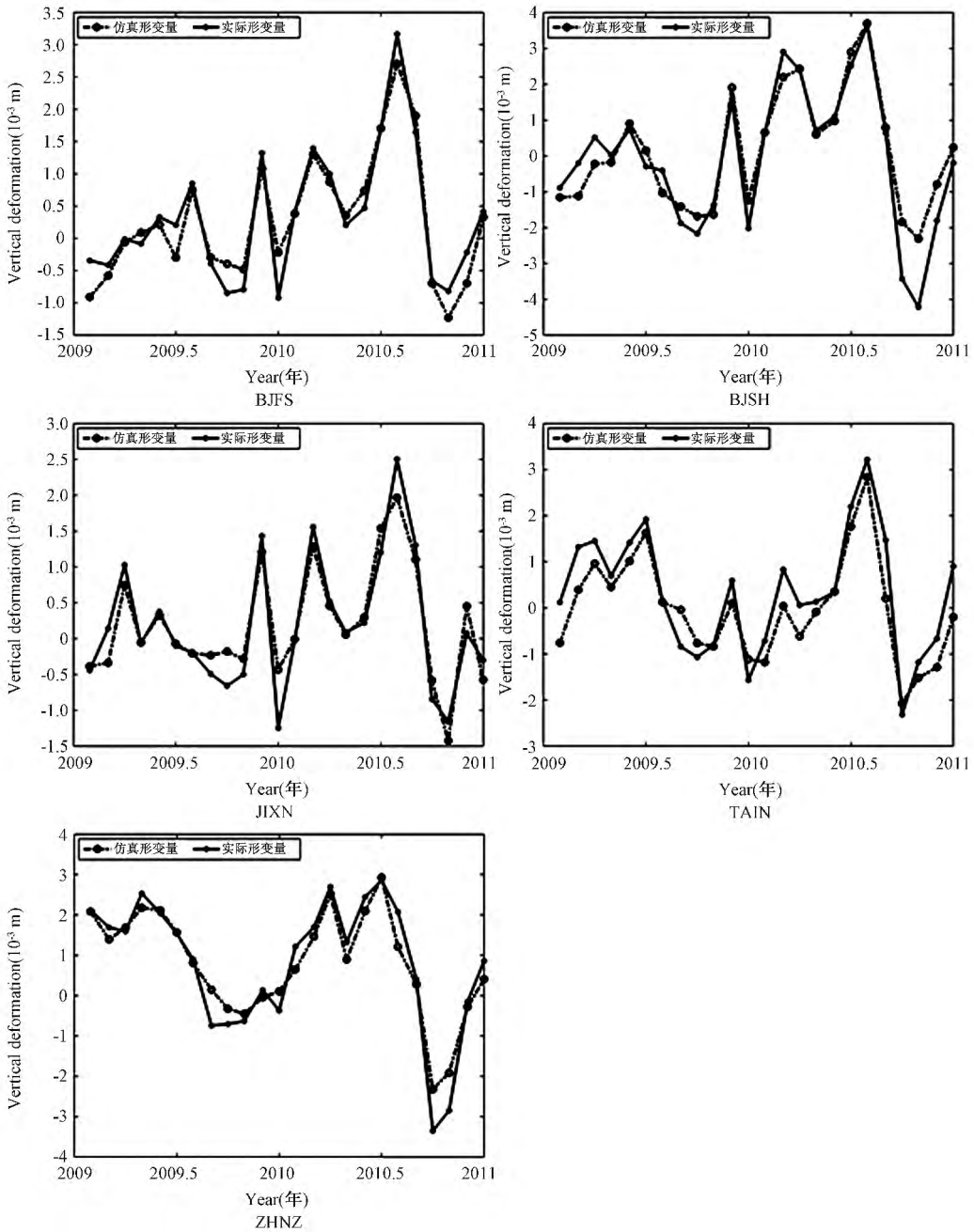


图 3 地表垂直负荷形变模拟结果图

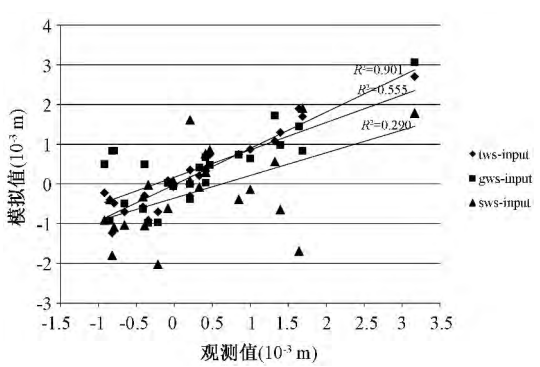


图 4 不同水储量输入条件下的模拟精度

表 3 不同水储量输入模型的后验差检验结果

台站	TWS		GWS		SWS	
	均方差比值 C	小误差概率 P	均方差比值 C	小误差概率 P	均方差比值 C	小误差概率 P
BJFS	0. 376	0. 92	0. 892	0. 79	1. 031	0. 50
BJSH	0. 502	0. 83	0. 972	0. 71	1. 001	0. 42
JIXN	0. 436	0. 88	0. 792	0. 83	1. 000	0. 42
ZHNZ	0. 359	0. 88	0. 724	0. 79	0. 618	0. 79
TAIN	0. 424	0. 92	0. 658	0. 83	0. 933	0. 50

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

4　结　论

(1) 本文将 GRACE 重力卫星解算的陆地水储量作为模型的输入因子,精度验证表明,5 个台站 C <0.5,P >0.80,R^2 平均值为 0.806,网络模型精度较高,说明利用 GRACE 水储量作为 ANN 输入模拟地表形变量是可行的.

(2) 不同水储量模拟结果精度验证表明,在华北平原,地下水储量变化对地表负荷形变的影响比土壤水储量大.

参　考　文　献

[1] 闫世俊,刘长利. 城市地面沉降研究现状与展望[J]. 地学前缘, 1996, 3(1-2): 93-98.

[2] 卫建东. 现代变形监测技术的发展现状与展望[J]. 测绘科学,2007,32(6):10-13.

[3] 刘任莉,李建成,姜卫平,等. 联合 GRACE 与 GPS 比较山西省垂向地表形变[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2013,38(4):426-430.

[4] G. biessy,F. Moreau,et al. Surface deformation of an intraplate area from GPS time series[J]. Journal of Geodynamics. 2011,24-33.

[5] 陈强,刘国祥,胡植庆,等. GPS 与 PS-InSAR 联网监测的台湾屏东地区三维地表形变场[J]. 地球物理学报,2012, 55(10):3248-3258.

[6] 胡小工,陈剑利,等. 利用 GRACE 空间重力测量监测长江流域水储量的季节性变化[J]. 地球科学, 2006, 36(3): 225-232.

[7] 曹艳萍,南卓铜,胡兴林. 利用 GRACE 重力卫星数据反演黑河流域地下水变化[J]. 冰川冻土,2012,34(3):680-689.

[8] 曹焕光. 人工神经网络原理[M]. 北京: 气象出版社, 1992.

[9] 李涛,潘云,娄华君,等. 人工神经网络在天津市区地面沉降预测中的应用[J]. 地质通报, 2005, 24(7): 677-681.

[10] 顾国华,张晶. 中国地壳运动观测网络基准站 GPS 观测的位移时间序列结果[J]. 大地 测量与地球动力学, 2002,22(2):61-67.

[11] 熊福文,朱文耀. 长江三角洲地区地形变特征的 GP S 监测和分析[J]. 地球物理学报,2007,50(6):1719-1730.

[12] Bettadpur S. CSR level-2 processing standards document for product release04, GRACE[C]. The GRACE project. Center for Space Research, University of Texas at Austin, 2007, 327-742.

[13] Blewitt G,Clarke P. Inversion of Earth´s changing shape to weigh sea level in static equilibrium with surface mass redistribution. J. Geophys. Res.,2003, 108(B6), 2311.

[14] Blewitt G. Se1f-consistency in reference frames,geocenter definition,and surface loading of the solid Earth. J. Geophys. Res.,2003, 108(B2), 2103.

[15] Wahr J M,Molenaar,Bryan F. Time variability of the Earth´s gravity field: Hydrological and oceanic effects and their possible detection using GRACE. J. Geophys. Res.,1998, 103(B12):30205-30229.

[16] 周艳萍. 基于 BP 神经网络的太原市地面沉降预测及分析[J]. 地质科技情报,2011,30(5):115-118.

[17] 金爱善. 采用神经网络模型对天津滨海新区地面沉降预测的研究[J]. 现代地质,2000,14(4):475-478.

[18] 邓聚龙. 灰色控制系统[M]. 2 版. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

Using GRACE and ANN to Simulate Loading Deformation in North China Plain

Yang Xue Gong Huili Pan Yun Li Xiaojuan

(Base of the State Laboratory of Urban Environmental Processes and Digital Modeling, Capital Normal University, Beijing 100048;
Beijing Key Lab of Resources Environment and GIS, Capital Normal University, Beijing 100048)

Abstract

The influence of TWS change on land deformation is little focused in NCP (NCP), where serious land subsidence is occurring mainly due to extensive groundwater pumping. This paper develops a new approach to simulate the deformation by using the ANN (ANN) and gravity recovery and climate experiment (GRACE) satellite. The ANN is firstly trained for five global position systems (GPS) station in NCP from January 2005 to December 2008. The network input includes GRACE-derived TWS (TWS), groundwater depth, precipitation, and GPS-observed deformation. Then the network is used to simulate deformation from January 2009 to December 2010. The influence of various parts of the TWS, including GWS (GWS) and SWS (SWS), is also investigated by changing the water storage input of ANN. The results indicate that: (1) the posterior-variance-test shows a good fitness between the simulated and observed value, with $C < 0.5$, $P > 0.8$, and $R^2 = 0.806$, and (2) the GWS has more impact on vertical loading deformation than SWS in NCP. This study presents a new sight into the dynamics of land subsidence in NCP under both climatic and anthropic impacts.

Key words: GRACE, BP-ANN, water storage, vertical loading deformation.

(C)1994-2019 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net