

编号: 1000-6788(2008)05-0171-06

# 基于 RAGA 的灰色 BP 神经网络预测模型及其对三江平原地下水埋深的动态预测

刘仁涛<sup>1,2</sup>, 付强<sup>1</sup>, 冯艳<sup>1</sup>, 盖兆梅<sup>1</sup>, 李国良<sup>1</sup>, 李伟业<sup>1</sup>

(1. 东北农业大学 水利与建筑学院 哈尔滨 150030 2. 黑龙江建筑职业技术学院 哈尔滨 150008)

**摘要:** 三江平原是我国粮食主产区之一, 近年来农业水资源出现危机, 预测该地区地下水动态变化趋势, 对于指导该地区合理开发利用地下水有着重大的理论和现实意义. 建立了基于 RAGA 的灰色 BP 神经网络预测模型. 该模型克服了传统 GM(1,1) 模型存在明显系统误差的缺点, 既具有 GM(1,1) 模型对数据确定性方面把握的长处, 也融合了人工神经网络在不确定因素预测领域的优势. 通过两种途径进行检验, 结果表明该模型具有相对较高的预测精度. 运用该模型对三江平原地下水埋深进行动态预测, 未来五年内, 如果仍按目前的发展模式, 该地区地下水埋深仍将持续下降, 从 2007 年到 2012 年, 该地区地下水平均每年下降 0.3m. 预测结果对有关部门的政策决策具有一定的指导意义.

**关键词:** 三江平原; GM(1,1); RAGA; BP 神经网络; 地下水埋深; 预测

中图分类号: TV211.1+2; TP183

文献标志码: A

## Grey BP neural networks model based on RAGA and its application in groundwater dynamic prediction of the Sanjiang plain

LIU Ren-tao<sup>1,2</sup>, FU Qiang<sup>1</sup>, FENG Yan<sup>1</sup>, GAI Zhao-mei<sup>1</sup>, LI Guo-liang<sup>1</sup>, LI Wei-ye<sup>1</sup>

(1. College of Water Conservancy and Building Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 2. Heilongjiang College of Construction, Harbin 150008, China)

**Abstract:** Sanjiang plain is one of main grain-producing area in China. In recent years, agricultural water resource crisis has been emergence. Predicting the dynamic tendency is very important because it can provide guidance to exploiting and utilizing groundwater reasonably. Gray BP neural networks model based on RAGA is established. There is conspicuous systematical deviation when we are fitting the data using the traditional GM(1,1) model. But the shortcoming has overcome by the new model. The new model has the following advantages: firstly, it can hold the certainty of the data; what's more, the advantages in the uncertainty domain are included, too. Predict precision of the model is examined by two ways, and the result shows that it is more precise than the traditional methods. The model predicts the groundwater deep of Sanjiang plain. In five years, the deep of groundwater will descend continually. It will descend 0.3m every year from 2007 to 2012 if we developed still following the mode as at present. The result will conduct department concerned in making policy.

**Key words:** Sanjiang plain; GM(1,1); RAGA; BP neural networks model; the deep of groundwater; predict

### 1 引言

三江平原是我国粮食主产区之一, 随着井灌水稻面积的逐年增加, 一些地区地下水已严重超采, 甚至出现漏斗现象, 农业水资源出现危机. 在未来若干年的发展规划中, 以井灌水稻为主的农业仍将是该地区的主导产业. 然而, 单纯追求粮食产量, 盲目无序地开发利用地下水, 势必造成地下水埋深进一步加深. 因此, 预测该地区地下水埋深动态变化趋势, 对于指导该地区合理开发利用地下水并实现地下水资源的可持

收稿日期: 2006-12-19

资助项目: 国家自然科学基金(30400275); 黑龙江省攻关项目(黑龙江省青年科学基金, QC04C28)

**作者简介:** 刘仁涛(1975-), 男(汉), 黑龙江哈尔滨人, 博士, 主要研究方向为水资源系统分析、建模与优化技术; 付强(1973-), 男, 辽宁锦州人, 东北农业大学水利与建筑学院教授, 博士生导师, 主要从事农业水土资源系统分析、节水灌溉及农业系统工程建模与优化技术研究.

续利用有着重大的理论和现实意义。

以往的地下水埋深预测模型,如时间序列分析预测模型<sup>[1]</sup>,在预测结果上,不能描述时序细节上的变化。其它方法如有限差分法、回归分析、概率统计法等多以线性理论为基础,考虑问题偏于简单化,导致预测精度不高。本文用实数编码加速遗传算法(RAGA)代替传统的最小二乘法,来优化灰色GM(1,1)模型中的参数,并将之与BP神经网络模型相组合,建立基于RAGA的灰色BP神经网络预测模型。BP神经网络和GM(1,1)方法存在以下互补性:1)神经网络具有逼近任意函数的能力,GM(1,1)模型不适合逼近复杂的非线性函数,但能较好地预测地下水埋深变化的总体趋势;2)三江平原地区降雨量和地下水埋深季节性变化大,GM(1,1)模型对这样的数据拟合性差,而神经网络则对此类数据有较好的处理效果;3)灰色预测方法的累加生成不但能够削弱随机干扰的影响,而且累加后的序列呈单调增长趋势,比较适合用于神经网络中的Sigmoid函数进行逼近。因此,将两种方法有机地组合在一起,可以有效地提高预测精度。运用该模型对三江平原建三江分局创业农场地下水埋深进行动态预测,为该地区水资源的保护及合理开发利用提供有益的参考。

## 2 模型简介

### 2.1 模型的建立<sup>[2-9]</sup>

步骤1 设有原始数据矩阵  $X$  :

$$X_{ij} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_m \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

将其化为一维行向量  $Y$  :

$$Y = [Y_1 \quad Y_2 \quad \cdots \quad Y_m] \quad (2)$$

步骤2 将向量  $Y$  代入4维灰色递补GM(1,1)模型

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \alpha x^{(1)} = \mu \quad (3)$$

用RAGA代替传统的最小二乘法,优化求解表达式

$$F = \sum_{i=1}^n \left( \frac{|\hat{x}^{(1)}(t) - x^{(1)}(t)|}{x^{(1)}(t)} \times 100\% \right) \quad (4)$$

中的参数  $\alpha$  和  $\mu$ , 然后回到方程(3)并解之,得到模型的时间响应函数:

$$\begin{cases} \hat{x}^{(1)}(k+1) = \left( x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{\alpha} \right) e^{-\alpha k} + \frac{\mu}{\alpha} \\ \hat{x}^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k) \end{cases} \quad (5)$$

由此对原始数据进行拟合和预测,得到5维预测值。

步骤3 取上述预测值的第2~4列构成新的矩阵  $P$ , 并取原始数据矩阵中的对应值,构成矩阵  $T$ 。

步骤4 建立BP神经网络,将  $P$  作为网络输入,  $T$  作为网络输出,进行网络结构与初始权值、阈值的设定。

步骤5 训练网络,得到对应于各层每个节点的权值和阈值。

步骤6 将矩阵  $X$  化为  $n$  维列向量,分别建立  $n$  个GM(1,1)模型,预测未来时刻(如  $m+1$  时刻、 $m+2$  时刻)的值

$$X' = \begin{bmatrix} x'_{m+1,1} & x'_{m+1,2} & \cdots & x'_{m+1,n} \\ x'_{m+2,1} & x'_{m+2,2} & \cdots & x'_{m+2,n} \end{bmatrix} \quad (8)$$

步骤7 将步骤6得到的预测值作为BP神经网络的输入,进行仿真,得到相应的输出,即为组合模型预测的结果。

### 2.2 模型的优点

组合预测模型的优点除了前文所述外,还有很重要的一点.灰色 GM(1,1)模型的特点是仅适用于数据较少的序列,而神经网络模型则需要较多数据以保证预测精度.为了充分发挥两种模型各自的特点,在用 GM(1,1)模型预测地下水埋深时采用短数据序列,而用 BP 神经网络预测时则采用长数据序列,使预测精度得以提高.

### 3 原始数据

建三江分局总面积 1.24 万 km<sup>2</sup>,耕地面积 40 余万 hm<sup>2</sup>,分局下属创业农场等 15 个农场.创业农场在辖区内东南西北中布设了 5 个地下水动态长期观测点,积累了 1985 年以来较完整的观测资料(5 天一测).根据观测资料,提取 5 个观测点每月 15 日的观测值,以其算术平均值代表该农场当月的地下水埋深(见表 1).

表 1 三江平原创业农场 1985 年至 2006 年地下水埋深实测值

单位:m

年\月	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	平均
1985	2.97	3.02	3.29	3.35	5.60	5.41	4.82	3.61	2.92	2.03	1.95	1.94	3.41
1986	3.01	3.18	3.45	3.51	5.82	5.58	4.95	3.95	3.01	2.21	2.13	2.13	3.58
1987	3.20	3.31	3.56	3.72	6.01	5.73	5.20	4.11	3.21	2.33	2.3	2.30	3.75
1988	3.40	3.42	3.80	3.88	6.21	5.88	5.41	4.31	3.35	2.48	2.4	2.41	3.91
1989	3.45	3.51	3.62	3.91	6.31	6.02	5.52	4.37	3.39	2.52	2.48	2.45	3.96
1990	3.84	3.84	3.95	4.23	6.59	6.41	5.83	4.76	3.61	2.61	2.60	2.55	4.24
1991	4.15	4.17	4.25	4.41	7.05	6.93	6.31	5.20	3.81	2.95	2.85	2.84	4.58
1992	4.25	4.30	4.33	4.43	7.23	7.00	6.65	5.48	3.90	3.61	3.50	3.47	4.85
1993	4.50	4.53	4.70	4.99	7.68	7.45	7.30	5.73	4.55	3.86	3.65	3.65	5.22
1994	4.75	4.78	4.81	4.91	7.97	7.81	7.80	6.14	4.79	4.01	3.90	3.90	5.46
1995	4.60	4.63	4.80	5.00	8.16	8.01	7.92	6.37	5.40	4.76	4.27	4.25	5.68
1996	4.60	4.65	4.83	5.00	8.47	8.00	7.90	6.47	5.52	4.93	4.60	4.60	5.80
1997	5.01	5.11	5.10	5.29	8.67	8.21	8.06	6.69	5.73	5.18	4.95	4.95	6.08
1998	5.03	5.38	5.27	6.38	11.07	10.93	9.09	8.02	7.52	5.32	5.20	5.17	7.03
1999	5.29	5.38	5.27	6.38	12.25	11.59	13.10	10.82	9.18	8.20	7.72	7.67	8.57
2000	7.58	7.57	7.56	7.54	10.29	13.43	12.93	10.75	9.73	9.14	9.06	8.84	9.54
2001	8.58	8.42	8.41	8.40	10.74	13.43	13.44	11.26	10.27	9.62	9.55	9.25	10.11
2002	9.15	8.84	8.83	9.30	11.21	13.60	13.82	12.38	10.98	10.19	9.87	9.59	10.65
2003	9.74	9.57	9.94	9.59	11.85	13.86	13.99	13.15	11.76	10.97	10.08	9.68	11.18
2004	9.84	9.87	10.03	10.07	12.44	13.96	14.40	13.13	11.91	11.35	10.65	10.30	11.50
2005	10.21	10.18	10.18	10.27	12.85	14.58	14.42	13.85	11.98	11.37	10.81	10.45	11.76
2006	10.27	10.23	10.17	10.87	13.00	14.99	14.87	14.01	12.22	11.53	10.98	10.69	11.99

创业农场自 1985 年发展并灌水稻种植以来,地下水埋深呈逐年上升的趋势.从表 1 可以看出,这种趋势大致可以分为三个阶段.第一阶段:1985 年至 1996 年,地下水平均埋深平均每年下降 0.2m,主要是由于水田面积增加不大,地下水开采量相对不是很大.第二阶段:从 1997 年至 2000 年,这四年地下水埋深下降了 3.74m,平均每年下降接近 1.0m,主要原因是水田面积骤然加大,大约翻了一番,造成地下水供需动态平衡被破坏,降雨及周围河水的侧向渗漏来不及补给,致使地下水水位持续下降.第三阶段:2001 年至 2006 年,这一阶段地下水水位下降趋于缓和,这主要是由于近年来人们已逐步意识到单纯追求产量所带来的严重后果,并采取了一些相应的措施,使得地下水水位下降的幅度得到了一定程度的控制.

#### 4 模型预测精度检验

为充分说明组合模型在地下水埋深预测中运用的可行性和可靠性,通过以下两种途径对该模型的预测精度进行检验.

##### 1) 横向比较:

将组合模型与传统的灰色 GM(1,1)模型、BP 神经网络模型以及灰色 BP 神经网络模型进行对比.把 1985 年至 2000 年地下水埋深实测值作为已知数据,分别用以上几种方法来预测 2001 年的地下水埋深,并与该年的实测值进行对比(见表 2).

表 2 2001 年实测值及三种预测方法预测结果

单位: m

月份	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2001 年实测值	8.58	8.42	8.41	8.40	10.74	13.43	13.44	11.26	10.27	9.62	9.55	9.25
GM(1,1)模型	9.13	8.78	8.85	8.04	10.48	14.74	15.80	12.75	11.19	11.96	11.88	11.51
BP 神经网络模型 <sup>[7]</sup>	7.29	7.89	8.05	9.17	9.64	14.29	12.86	9.56	9.17	9.09	7.19	7.17
基于最小二乘法的灰色神经网络模型	7.96	8.01	8.12	8.29	10.20	14.36	14.82	12.91	11.49	10.42	8.98	8.66
基于 RAGA 的灰色神经网络预测模型	8.63	8.44	8.38	8.37	11.62	13.08	13.39	11.82	10.14	9.27	9.18	9.11

根据表 2,可计算出各月平均值及三种预测方法各自的绝对误差和相对误差,见表 3.其中相对误差按下式计算:

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x'(i) - x(i)}{x(i)} \right| \quad (9)$$

式中,  $x(i)$  为各月实测值,  $x'(i)$  为各月预测值,  $n = 12$ .

表 3 2001 年实测值及其与各种预测方法预测结果的对比

	月平均值(m)	绝对误差(m)	相对误差(%)
2001 年实测值	10.11	-	-
GM(1,1)模型	11.26	1.15	12.11
BP 神经网络模型	9.28	-0.83	11.19
基于最小二乘法的灰色神经网络模型	10.35	0.24	7.19
基于 RAGA 的灰色神经网络预测模型	10.12	0.01	2.33

##### 2) 纵向比较:

用组合模型对 2001 ~ 2004 年的地下水埋深进行预测,将预测结果与实测值同列于表 4.

表 4 2001 ~ 2004 年月平均地下水埋深预测值与实测值对比

年份	实测值(m)	预测值(m)	绝对误差(m)	相对误差(%)
2001 年	10.11	10.12	0.01	2.33
2002 年	10.65	10.74	0.09	3.11
2003 年	11.18	11.22	0.04	1.32
2004 年	11.50	11.43	-0.07	1.28

通过表 3 和表 4 的对比,可以看出基于 RAGA 的等维灰色递补 BP 神经网络预测模型具有相对较高的预测精度.

#### 5 运用组合模型对三江平原地下水埋深进行预测

应用上述基于 RAGA 的灰色 BP 神经网络预测模型,用 MatLab7 编程,对创业农场未来时刻地下水的

埋深进行预测.采用表 1 的原始数据序列,建立由式(3)表示的 GM(1,1)预测模型,用 RAGA 优化模型中的参数  $\alpha$  和  $\mu$ ,加速运行 7 次,得到模型参数的最优解为  $\alpha = -0.0320$ 、 $\mu = 11.8230$ ,相应的最优化准则值  $F = 1.3836\%$ ,用后验差方法对模型精度进行检验,经检验模型精度为 1 级;建立三层 BP 神经网络,网络拓扑结构确定为 3:12:3,采用 Levenberg-Marquardt 训练算法,自学习率为 0.68,训练精度为  $10^{-2}$ ,最大训练次数 4000,实际训练次数 2786 次.预测结果见表 5,拟合值与实测值的对比见图 1.

表 5 三江平原创业农场 2007 年至 2012 年地下水埋深预测值 单位:m

年 \ 月	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	平均
2007	10.57	10.42	10.30	11.20	13.35	15.62	14.75	14.61	12.19	11.60	11.36	11.16	12.26
2008	10.72	10.51	10.34	11.83	13.56	15.91	14.91	14.99	13.32	11.76	11.74	11.58	12.51
2009	10.95	10.67	10.43	12.30	13.80	16.62	15.16	15.55	12.46	11.95	12.09	11.99	12.83
2010	11.13	10.78	10.49	12.79	14.07	17.11	15.37	16.04	12.60	12.14	12.58	12.53	13.14
2011	11.32	10.93	10.58	13.12	14.42	17.84	15.64	16.63	12.76	12.35	13.03	13.04	13.47
2012	11.50	11.06	10.65	13.41	14.82	18.43	15.90	17.20	12.92	12.56	13.47	13.56	13.79

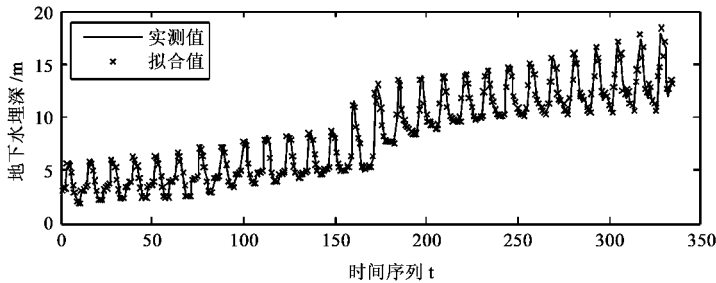


图 1 三江平原创业农场地下水埋深实测值和拟合值对比图

### 6 结论

1)用 RAGA 代替传统的最小二乘法对 GM(1,1)中的参数进行优化,使得陷入局部最优的可能性不复存在,可顺利地实现全局寻优,预测精度得到很大提高.

2)将灰色 GM(1,1)模型与神经网络模型相结合,建立基于 RAGA 的等维灰色递补 BP 神经网络模型.新模型既具有 GM(1,1)模型对数据确定性方面把握的长处,也融合了人工神经网络在不确定因素预测领域的优势,其预测结果优于两种模型单独运用时的结果,对地下水水位预测效果良好.

3)预测结果表明,未来五年内,如果仍按目前的发展模式,井灌水稻面积仍逐年加大,地下水资源开采量仍会逐年增加,势必造成地下水供需动态平衡被进一步破坏,降雨及周围河水的侧向渗漏来不及补给,导致该地区地下水埋深持续下降.从 2007 年到 2012 年,该地区地下水平均每年下降 0.3m.因此,提醒该地区有关部门采取有效措施,如对机井进行合理布局、充分利用好地表水资源、采用新的节水灌溉措施等,以控制地下水资源的开采量,同时也应适当缩减井灌水稻的种植面积,退耕还林,使地下水动态平衡得以逐渐恢复,实现水资源的可持续利用.

### 参考文献:

[1] 付强,门宝辉,王立坤.非平稳时序模型在三江平原井灌水稻区地下水动态变化中的应用[J].系统工程理论与实践,2003,23(1):132-138.  
 Fu Q, Men B H, Wang L K. Applying non-stable time series model to forecasting the groundwater dynamic varies in area of well irrigation rice in Sanjiang plain[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2003, 23(1):132-138.

[2] 邓聚龙.灰预测与灰决策[M].武昌:华中科技大学出版社,2002,9:45-109.  
 Deng J L. Grey Anticipation and Grey Decision Making[M]. Wuchang: Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2002, 9:45-109.

- [3] 付强. 数据处理方法及其农业应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006, 8: 31-35, 171-175.  
Fu Q. Data Processing Method and Its Agriculture Application[M]. Beijing: Science Press, 2006, 8: 31-35, 171-175.
- [4] 张大海, 江世芳, 史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 140-142.  
Zhang D, Jiang S F, Shi K Q. Theoretical defect of grey prediction formula and its improvement[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2002, 22(8): 140-142.
- [5] 李祚泳, 张明, 邓新民. 基于遗传算法优化的GM(1,1)模型及效果检验[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 136-139.  
Li Z Y, Zhang M, Deng X M. Optimal gray GM(1,1) model based on genetic algorithm and its verification[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2002, 22(8): 136-139.
- [6] 朱剑英. 智能系统非经典数学方法[M]. 武昌: 华中科技大学出版社, 2001, 4: 194-209.  
Zhu J Y. Intelligent System not Classical Mathematical Method[M]. Wuchang: Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2001, 4: 194-209.
- [7] 付强, 王立坤, 刘建禹. 基于人工神经网络的井灌水稻区地下水位预测[J]. 东北农业大学学报, 2002, 33(2): 152-159.  
Fu Q, Wang L K, Liu J Y. Based on ANN model to forecast the groundwater level on the area of well irrigation rice[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2002, 33(2): 152-159.
- [8] 倪深海, 白玉慧. BP神经网络模型在地下水水质评价中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(8): 124-127.  
Ni S H, Bai Y H. Application of BP neural network model in groundwater quality evaluation[J]. Systems Engineering - Theory & Practice, 2002, 22(8): 124-127.
- [9] 陆琦, 郭宗楼, 姚杰. 灰色神经网络模型在湖泊水质预测中的应用[J]. 农机化研究, 2004, (3): 160-161.  
Lu Q, Guo Z L, Yao J. Application of grey-neural networks model on forecasting the water quality[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2004, (3): 160-161.

(上接第 170 页)

- [10] 赵克勤, 宣爱理. 集对论 - 一种新的不确定理论方法与应用[J]. 系统工程, 1996, 14(1): 18-23, 72.  
Zhao K Q, Xuan A L. Set pair analysis - A new method for uncertainty[J]. Systems Engineering, 1996, 14(1): 18-23, 72.
- [11] 余国祥. 对联系数中的不确定数的研究[J]. 辽宁师范大学学报(自然科学版), 2002, 25(4): 349-352.  
Yu G X. Study on uncertainty connection number[J]. Journal of Liaoning Normal University (Natural Science Edition), 2002, 25(4): 349-352.
- [12] 王清印, 刘志勇. 不确定性信息的概念、类别及其数学表述[J]. 运筹与管理, 2001, (04).  
Wang Q Y, Liu Z Y. The concept, sort and expression of uncertainty[J]. Operations Research and Management Science, 2001, (04).
- [13] 赵焕臣, 许树柏, 和金生. 层次分析法 - 一种简易的新决策方法[M]. 北京: 科学出版社, 1996.  
Zhao H C, Xu S B, He J S. Analytical Hierarchy Process - A Simple Decision-making Method[M]. Beijing: Science Press, 1996.
- [14] 朱茵, 孟志勇. 用层次分析法计算权重[J]. 北方交通大学学报, 1999, 23(5): 119-122.  
Zhu Y, Meng Z Y. Determination of weight value by AHP[J]. Journal of Northern Jiaotong University, 1999, 23(5): 119-122.
- [15] 赵颜伟, 杨志峰, 姚长青. 黄河健康评价与修复基本框架[J]. 水土保持学报, 2005, 19(5): 132-134.  
Zhao Y W, Yang Z F, Yao C Q. Basic frameworks of health assessment and restoration of yellow river[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 1999, 23(5): 119-122.
- [16] 陈茜, 孔晓莎. 澜沧江流域基础资料汇编[M]. 昆明: 云南科技出版社, 2000, 15: 1-5.  
Chen Q, Kong X S. The Basic Data of Lancang River[M]. Kunming: Yunnan Science Press, 2000, 15: 1-5.