

基于混合蛙跳算法的混凝土坝加权变形预报模型

王 伟^{1,2}, 沈振中³, 钟启明¹

(1. 南京水利科学研究院岩土工程研究所, 江苏 南京 210029; 2. 江苏弘盛建设工程集团有限公司, 江苏 高邮 225600;
3. 河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 江苏 南京 210098)

摘要: 利用混合蛙跳算法的优化特点, 将大坝安全监控统计模型的求解转换为多目标函数的优化问题; 引入调整系数修正回归因子, 考虑调整系数与回归因子之间的协调关系, 利用混合蛙跳算法同步确定调整系数和回归系数, 建立基于混合蛙跳算法的混凝土坝加权变形预报模型。工程算例应用结果表明, 该模型具有较优的中长期预报能力, 可提高大坝安全监控统计模型的预报精度, 在大坝安全监控领域具有一定的工程应用意义。

关键词: 混凝土坝; 大坝变形; 群智能算法; 混合蛙跳算法; 加权变形预报模型

中图分类号: TV642; TV698.1⁺1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-7647(2013)02-0037-05

Weighted deformation forecast model for concrete dams based on shuffled frog leaping algorithm//WANG Wei^{1,2}, SHEN Zhenzhong³, ZHONG Qiming¹ (1. Department of Geotechnical Engineering, Nanjing Hydraulic Research Institute, Nanjing 210024, China; 2. Jiangsu Hongsheng Construction Engineering Group Co., Ltd, Gaoyou 225600, China; 3. State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: By means of the optimization features of the shuffled frog leaping algorithm, the solution to the statistical model for dam safety monitoring was converted to the optimization of the multi-objective function. The adjustment coefficients were introduced to correct the change of the regression factors. Considering the relationship between the adjustment coefficients and the regression factors, the values of the adjustment coefficients and the regression factors were synchronously determined by use of the shuffled frog leaping algorithm. A weighted deformation forecast model for a concrete dam was established based on the shuffled frog leaping algorithm. The engineering examples show that the proposed model has superior long-term forecasting ability, and it may enhance the forecasting accuracy of the traditional statistical model for dam safety monitoring. It has certain application value for engineering in the field of dam safety monitoring.

Key words: concrete dam; dam deformation; swarm intelligence optimization algorithm; shuffled frog leaping algorithm; weighted forecast model

基于监测资料和坝工力学原理的大坝安全监控统计模型(以下简称统计模型)具有明确的物理意义,能够较好地反映上游库前水位、下游水位、气温等环境因素对坝体变形、坝基扬压力等效应量的作用以及相互关系。统计模型的应用关键在于回归系数的最优估计,常采用最小二乘法确定。在一般情况下,统计模型的预测精度较高,能够归纳监测效应量的内在发展趋势和判断坝体的工作状态。但在某些特殊情况下,如存在监测异常点、各环境因素之间存在多重相关性等,统计模型的预测精度较低^[1-2]。针对最小二乘法的不足,许多学者提出了改进方法,如差值逐步回归分析法、偏最小二乘法、门限回归预测模型等^[3]。

仿生算法和群智能算法具有较强的抗噪性和处理因素间相关特征的优越性,前者已大量应用于大坝安全监控领域的研究,如基于BP神经网络、RBF神经网络、遗传算法以及改进型神经网络的大坝安全监控预报模型,其预测精度均较高^[4-6];后者一般作为优化参数的工具,如采用群智能算法对支持向量机、神经网络的计算参数进行优化,分别建立相应的大坝安全监控预报模型^[7-9]。目前对于群智能算法与统计模型的融合研究较少,笔者曾将粒子群算法与统计模型及聚类算法相融合分别建立预报模型,其预测精度较高^[10-11]。混合蛙跳算法是属于群智能算法的分布式算法,本文利用混合蛙跳算法的优化性能随机搜索加权统计模型的计算参数,以调

整数系数取代权重,并同步确定统计模型中的回归系数和调整系数,最终建立基于混合蛙跳算法的混凝土坝加权变形预报模型。

1 混凝土坝加权变形预报模型

按受力成因,坝顶位移 δ_x 可分为水压分量 $f(H, w_H)$ 、温度分量 $f(T, t, w_T)$ 、时效分量 $f(\theta, w_\theta)$ 。考虑各分量对模型的影响程度,以调整系数取代权重建立加权变形预报模型:

$$\begin{cases} \delta_x = f(H, w_H) + f(T, t, w_T) + f(\theta, w_\theta) \\ f(H, w_H) = w_0 a_0 + \sum_{i=1}^3 a_i w_{H_i} H_i \\ f(T, t, w_T) = \sum_{j=1}^6 b_j w_{T_j} \bar{T}_j + b_7 w_{T7} \sin \frac{2\pi t}{365} + b_8 w_{T8} \cos \frac{2\pi t}{365} \\ f(\theta, w_\theta) = c_1 w_{\theta 1} \theta + c_2 w_{\theta 2} \ln \theta \end{cases} \quad (1)$$

式中: H 为库前水位; T 、 t 分别为气温和监测时间; θ 为监测日至基准日的累计天数除以 100; w_H 、 w_T 、 w_θ 为各分量因子的调整系数,记为 $\mathbf{W} = (w_H, w_T, w_\theta)$; $a_i (i=0, 1, 2, 3)$ 、 $b_j (j=1, 2, \cdots, 8)$ 、 c_1 、 c_2 为分量因子的回归系数,记为 $\mathbf{A} = (a_i, b_j, c_1, c_2)$ 。

由式(1)可见加权变形预报模型是个多元非线性的数学模型,该模型在数据空间中存在全局优化极值。加权变形预报模型比统计模型更能反映大坝监测效应量的发展规律,可考虑水压分量、温度分量等对监测效应量的影响程度,从而全面地对大坝运行状态进行评价。加权变形预报模型的求解一般先确定回归系数,再采用主观或客观方法确定调整系数^[12]。由于加权变形预报模型(式(1))的计算参数具有非线性特点,较难对其进行线性化处理,无法采用最小二乘法确定其值,且调整系数与回归系数在求解过程中应一并考虑,分步计算显然是不合理的。因此本文从极值优化角度出发,将加权变形预报模型转换为优化模型进行求解。

2 加权变形预报模型的优化计算

2.1 优化模型的建立

若将调整系数 $\mathbf{W}$ 、回归系数 $\mathbf{A}$ 同时视为一组待定的设计变量 $\mathbf{Q}$,分别以每个设计变量 $q_j (j=1, 2, \cdots, M)$ 作一个坐标轴,可形成 M 维实欧氏空间,记为 $\mathbf{R}^M$ 。 $\mathbf{R}^M$ 中的空间点称为设计点,每个设计点的空间位置可看作设计变量的一组确定的解,代表具体优化问题的一组候选解,即 $\mathbf{R}^M$ 中的每个设计点对应调整系数 $\mathbf{W}$ 、回归系数 $\mathbf{A}$ 的一组待定解。若将拟合残差平方和最小作为目标函数,将各时刻对应

的坝顶水平位移和影响因素的监测值作为等式约束条件,将调整系数的变化范围作为不等式约束条件,则加权变形预报模型可转为具有约束条件的多目标优化问题:

$$\begin{cases} \min f(\mathbf{A}, \mathbf{W}, H, T, \theta) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \\ \text{s. t. } f_i(\mathbf{A}, \mathbf{W}, H, T, \theta) = y_i \quad (i=1, 2, \cdots, n) \\ 0 < q_j < 1 \quad (j=1, 2, \cdots, M) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $f(\mathbf{A}, \mathbf{W}, H, T, \theta)$ 为监控模型的目标函数; y_i 、 $\hat{y}_i$ 为坝顶水平位移的实测值和模型计算的拟合值; n 为监测数据样本的容量; M 为模型中回归系数和调整系数的总数目。

式(2)所示模型的求解可转换为极小值优化问题,即在 $\mathbf{R}^M$ 中存在无数个设计点,每个设计点均对应回归系数和调整系数的一组待定值。模型中计算参数的优化过程就是在设计空间 $\mathbf{R}^M$ 内无穷多个设计点中,搜索一个既满足所有约束条件,又使目标函数取得极小值的设计点,该设计点的空间位置就为调整系数、回归系数的全局最优解。群智能算法以随机搜索和迭代计算等为求解方式,而无需通过求解偏导、联立方程组的方式求得,具有较强的灵活性。

2.2 混合蛙跳算法的优化实现

混合蛙跳算法的基本思想基于蛙群觅食过程,属于分布式群智能算法^[13]。在算法中蛙群落被划分为若干组小群落,单蛙个体以随机路径跳跃式觅食,并记录自身的觅食路径。每完成一次觅食过程,单蛙个体首先在小群落之间交换食物地点信息,之后每个群落之间交换觅食路径信息,确定该次觅食过程的最短路径。最终经过若干次进化,确定蛙群至觅食地点的最优路径信息,即优化问题的全局最优解。如何确定单蛙个体位置点的编码形式是应用混合蛙跳算法的关键,针对不同类型的优化问题,其编码形式有所不同。对于加权变形预报模型,位置点的编码形式须与回归系数、调整系数一致,位置点的变化区域受其取值范围的制约。

在进化初始时刻,蛙群落中蛙总数为 m 。在调整系数、回归系数取值范围内随机生成各单蛙个体 $x_i (i=1, 2, \cdots, n)$ 的位置点向量 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ij})$ ($j=1, 2, \cdots, M$),每个单蛙 x_i 在数据空间里的位置分别对应一组加权预报模型的待定解。若将蛙群落分成 N 组,每组蛙的规模为 $K (K=m/N)$ 每组中单蛙 x_i 的跳跃方向及跳跃步长由该组内最优路径信息和最费时路径信息所决定,则在 $\mathbf{R}^M$ 中单蛙个体位置点的更新公式为

$$\mathbf{d}_{l,j} = R(\mathbf{g}_{l,j} - \mathbf{b}_{l,j}) \quad (3)$$

$$\mathbf{b}_{l+1,j} = \mathbf{b}_{l,j} + \mathbf{d}_{l,j} \quad (4)$$

式中: l 为蛙群进化次数; R 为 $(0,1)$ 之间的随机数; $g_{l,j}$ 为第 j 组群落内最优单蛙个体的历史位置向量; $b_{l,i,j}$ 、 $d_{l,i,j}$ 分别为第 j 组群落内最差单蛙个体 x_i 的历史最差位置向量及本次进化过程中的跳跃步长向量; $b_{l+1,i,j}$ 为更新后最差单蛙个体 x_i 的位置向量。

从式(3)和式(4)可知,在每次进化过程中小群落主要利用本组最优路径信息对最差单蛙个体 x_i 的位置点进行修正,并不改变该组其余单蛙个体的移动路径,因此在计算初期各组蛙群的随机搜索最优路径的时间花费少,具有较高的局部优化效率。对于全局优化性能,混合蛙跳算法是通过各组蛙群之间优化信息的交流来实现的,即在每次进化结束后各组蛙群重新组合成一个大群落,并以各单蛙个体位置点对应的适应度信息的优劣再次划分 N 组群落。如此循环进化后,最终确定回归系数 A 、调整系数 W 的全局最优解。

单蛙适应度的定义形式与加权变形预报模型的求解目标相关。由式(2)可知,模型求解目标为拟合残差平方和最小,相应的单蛙适应度 $F_{l,k}$ 定义为坝顶水平位移的待测样本实测值和模型拟合值的残差平方和,即

$$F_{l,k} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (k = 1, 2, \dots, K) \quad (5)$$

因此式(5)所得解的值越小表示单蛙个体的适应度值越优,其在数据空间中的位置点向量越逼近回归系数 A 、调整系数 W 的全局最优解。

基于混合蛙跳算法求解加权变形预报模型的计算步骤如下:

- a. 初始化各计算参数,依据回归系数、调整系数的取值范围随机生成各单蛙个体位置点向量的初始值 $X_{0,k}$ 。
- b. 由式(5)计算各单蛙个体的初始适应度 $F_{0,k}$ 。
- c. 根据适应度值大小对蛙群进行排序,并采取等间隔取数方式将蛙群划分为 N 组。
- d. 对每组蛙群采用内部循环方式执行局部优化策略:由式(3)和式(4)对本组内最差单蛙个体的位置点向量进行修正,重新计算适应度 $F_{l+1,k}$;若 $F_{l+1,k} < F_{l,k}$,表明修正后的位置点更接近模型的最优解,最差蛙个体接受修正后的位置信息,否则,随机生成新的位置点向量;重新依据适应度值的优劣对该组蛙群进行排序,进入下一次的内部循环过程,直至循环结束。
- e. 对整个蛙群采用外部循环方式执行全局优化策略。首先将 N 组蛙重新归并,再次依据各单蛙个体的适应度值大小对蛙群进行排序,并将蛙群划

分为 N 组。
f. 返回步骤 d。重复步骤 d 至 e,直至外部循环结束或满足优化终止条件,最终输出回归系数 A 、调整系数 W 的全局最优近似解。

3 工程算例

某水库是以发电为主,兼顾防洪、旅游、灌溉等综合利用的大型水利枢纽。水库正常蓄水位为 108 m,相应库容为 178.4 亿 m^3 。拦河坝为混凝土宽缝重力坝,最大坝高 105 m,全长 466.5 m。大坝自右至左共分 26 个坝段,右岸 0~6 号和左岸 17~25 号为非溢流坝段,河床 7~16 号坝段为溢流坝段。依据式(2)分别对右岸 3 号、河床 16 号坝顶水平位移建立加权变形预报模型。

应用 VB 汇编语言编制混合蛙跳算法的计算程序,其计算参数设置为:蛙群落的规模为 1500,划分组数 N 为 50,每组内单蛙个体总数为 30,外部循环总数为 30,内部循环总数为 25。在 $[-1,1]$ 和 $[0,1]$ 区间内随机生成回归系数、调整系数的初始解,作为各单蛙个体的初始位置点向量,最大跳跃步长设置为 1。数据样本为:以 1986—1997 年之间的观测资料作为计算样本,共计 150 组数据,其中以 1986—1992 年间的观测数据作为训练样本,1993—1997 年间的观测数据作为待测样本。

为了验证加权变形预报模型的应用效果和可行性,另外建立相同回归因子的线性统计监控模型,采用最小二乘法进行求解,并将计算结果进行比较。预报效果的检验指标采用平均绝对百分比误差、均方误差和平均绝对误差以及待测样本的拟合残差平方和,共 4 个指标。经计算,两种算法对于右岸 3 号、河床 16 号的预报指标如表 1 所示,预报过程线如图 1 所示。

表 1 待测样本的预报指标对比

算法类型	坝 段	平均绝对百分比误差/%	均方误差/mm	平均绝对误差/mm	待测样本拟合残差平方和/mm ²
最小二乘法	右岸 3 号	390.80	0.187	1.266	152.323
	河床 16 号	76.00	0.292	1.866	359.594
混合蛙跳算法	右岸 3 号	295.20	0.149	1.004	96.945
	河床 16 号	27.50	0.193	1.230	156.679

由表 1 和图 1 可见,基于混合蛙跳算法的加权变形预报模型的统计指标值均比基于最小二乘法的统计模型的统计指标值小,表明混合蛙跳算法具有较优的数据挖掘能力。从预报过程可知,在预报初期最小二乘法和混合蛙跳算法的拟合精度大致相当。随着预报时间的延长,混合蛙跳算法的拟合精度优于最小二乘法,表明最小二乘法的短期预测能

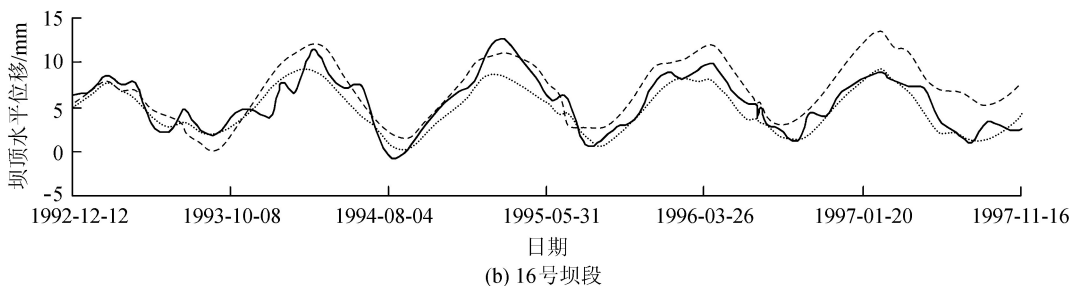
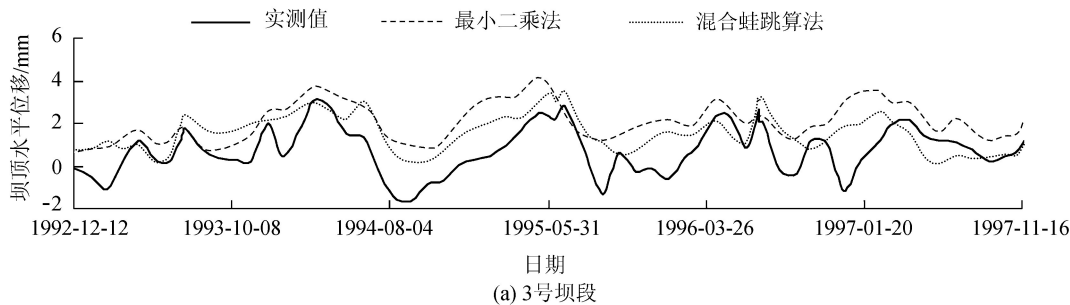


图1 水平位移预报过程线对比

力较强,但中长期预测能力较弱,而混合蛙跳算法在短期及中长期均具有较强的预测能力,对3号段和16号坝段的拟合残差平方和分别降低36%和56%。可见通过调整系数对统计模型中回归系数进行修正,利用混合蛙跳算法同步确定回归系数、调整系数的最优解,能够进一步扩展统计模型的预报能力,提高其预报精度。

图2为混合蛙跳算法的收敛过程线,可知混合蛙跳算法的随机搜索能力较强,在计算过程的中后期就能够逼近全局最优解,其算法收敛性能较优。

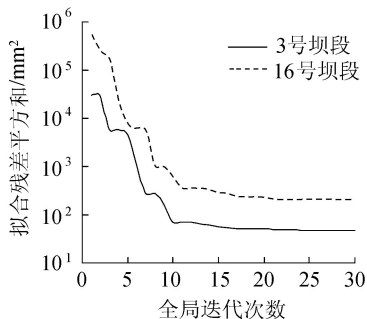


图2 混合蛙跳算法的收敛过程

4 结 语

混合蛙跳算法具有可调参数少、全局优化能力强的特点,目前主要应用于多目标函数的求解,将其应用于大坝安全监控领域,具有一定的工程应用价值,是对传统监控方法的有益补充。工程算例结果表明,基于混合蛙跳算法的混凝土坝加权变形预报模型具有中长期预报能力,一方面通过调整系数修正回归因子所包含的信息,另一方面依据调整系数和回归系数的协同关系采用混合蛙跳算法同步优化求解,有效地扩展了统计模型的预报范围,提高了模

型的预报精度。文中混合蛙跳算法在每次迭代进化过程中,主要采用对最差单蛙个体位置点向量进行修正的局部更新策略,将该局部更新策略与粒子群算法、蚁群算法或遗传算法的更新策略进行有效地结合以及对主要计算参数进行修正,是否能进一步提高变形预报模型的预报能力有待进一步的研究。

参考文献:

- [1] 杨杰,胡德秀,吴中如. 大坝安全监控模型因子相关性 及不确定性研究[J]. 水利学报,2004(12):99-105. (YANG Jie, HU Dexiu, WU Zhongru. Multiple co-linearity and uncertainty of factors in dam safety monitoring model [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2004(12): 99-105. (in Chinese))
- [2] 龚晓雯,范磊. 非线性分位点回归方法在大坝安全监测 中的应用[J]. 河海大学学报:自然科学版,2011,39 (1):99-103. (GONG Xiaowen, FAN Lei. Application of nonlinear quintile regression in dam safety monitoring[J]. Journal of Hohai University: Natural Sciences, 2011, 39 (1): 99-103. (in Chinese))
- [3] 何鲜峰,郑东健,谷艳昌. 大坝安全监控的门限回归预 测模型及其应用[J]. 长江科学院院报,2007,24(3): 20-22. (HE Xianfeng, ZHENG Dongjian, GU Yanchang. Dam safety monitoring threshold regression model and application [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2007, 24(3): 20-22. (in Chinese))
- [4] KIM Y S, KIM B T. Prediction of relative crest settlement of concrete-faced rockfill dams analyzed using an artificial neural network model [J]. Computers and Geotechnics, 2008, 35(3): 313-322.
- [5] 苏怀智,吴中如,温志萍,等. 基于模糊神经网络和遗传 算法的大坝安全监控模型[J]. 大坝观测与土工测试,

2001,25(1):10-12. (SU Huaizhi, WU Zhongru, WEN Zhiping, et al. Dam safety monitoring model based on fuzzy neural network and genetic algorithm [J]. Dam Observation and Geotechnical Tests,2001,25(1):10-12. (in Chinese))

[6] 魏海,杨华舒,武亮. 基于人工神经网络的重力坝安全可靠度分析[J]. 河海大学学报:自然科学版,2011,39(4):415-420. (WEI Hai, YANG Huashu, WU Liang. Gravity dam safety reliability analysis based on artificial neural network [J]. Journal of Hohai University: Natural Sciences,2011,39(4):415-420. (in Chinese))

[7] 姜谟男,梁冰. 基于 PSO-SVM 的大坝渗流监测时间序列非线性预报模型[J]. 水利学报,2006,37(3):331-335. (JIANG Annan, LIANG Bing. Nonlinear time series prediction model for dam seepage flow based on PSO-SVM [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2006,37(3):331-335. (in Chinese))

[8] 张磊,金永强,李子阳,等. CPSO-NN 模型在大坝安全监控中的应用[J]. 水利水电科技进步,2008,28(4):8-10. (ZHANG Lei, JIN Yongqiang, LI Ziyang, et al. Application of CPSO-NN model in dam safety monitoring [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2008,28(4):8-10. (in Chinese))

[9] 杨阳,王越. 基于最优化温度周期因子的坝体变形监测模型[J]. 水利水电科技进步,2010,30(6):26-29.

(YANG Yang, WANG Yue. Dam deformation monitoring model based on optimal temperature cycle factor [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2010,30(6):26-29. (in Chinese))

[10] 王伟,沈振中,王连庆. 基于粒子群仿生算法的混凝土坝变形预报模型[J]. 水利水电科技进步,2008,28(4):11-14. (WANG Wei, SHEN Zhenzhong, WANG Lianqing. Concrete dam deformation forecasting model based on PSO bionic algorithm [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2008,28(4):11-14. (in Chinese))

[11] 王伟,沈振中,王连庆. 基于粒子群聚类算法的大坝安全监控模型[J]. 河海大学学报:自然科学版,2008,36(4):501-504. (WANG Wei, SHEN Zhenzhong, WANG Lianqing. Dam safety monitoring model based on PSO-fuzzy clustering algorithm [J]. Journal of Hohai University: Natural Sciences, 2008,36(4):501-504. (in Chinese))

[12] 顾冲时,吴中如. 大坝与坝基安全监控理论和方法及其应用[M]. 南京:河海大学出版社,2006.

[13] ELBELTAGI E, HEGAZY T, GRIERSON D. Comparison among five evolutionary-based optimization algorithms [J]. Advanced Engineering Informatics, 2005,19(1):43-53.

(收稿日期:2012-05-28 编辑:熊水斌)

+++++

• 简讯 •

第 6 届全国水力学与水利信息学大会将于 2013 年 6 月 8—10 日在北京召开

由国际水利与环境工程学会中国分会、中国水利学会水力学专业委员会和清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室主办,清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室承办的第 6 届全国水力学与水利信息学大会将于 2013 年 6 月 8~10 日在北京召开。大会的主题为“智者乐水,人水和谐”,议题有:①工程水力学,包括水工水力学与工程安全,江河湖库水力学,冰工程和冷却水与可再生能源水力学,防洪工程与洪水管理,水工模型与仪器;②环境与生态水力学,包括环境与生态水力学,水利水电工程建设与生态环境,城市、河湖水环境及其生态修复,海岸水质、环境与海岸保护修复,雨洪、污水、苦咸水资源化;③水利信息学的新进展,包括数值模拟与仿真技术,复合模型技术研究,智能算法及其应用,水信息的新兴技术及应用;④河口、海岸及海洋工程与极端事件应对,包括波浪、潮汐及海岸水动力学,海洋新能源开发中的水力学问题,滩涂开发与湿地保护,极端事件与灾害应对中的水动力学问题。

第 6 届全国水力学及水利信息学大会恰逢第 35 届国际水利与环境工程学会世界大会于 2013 年 9 月在我国成都召开,为了当好东道国,IAHR 中国分会、水力学专业委员会和水工水力学专业委员会决定将本届大会作为 35 届国际水利与环境工程学会世界大会的国内准备会议来举行。为更好地同国际接轨,提高我国学者在国际会议上的交流水平,除继续中文论文交流以外,本届大会将加强英文论文交流,扩大英文分会并举办学生英文论文演讲竞赛,届时大会组委会将邀请国内专家与会,对参加大会的英文交流进行有针对性的点评。本届大会将继续进行优秀青年论文评奖,以促进我国青年学者的成长。

有关会议更详细情况可登录会议网址 <http://www.difut.cn/> 查阅。

(本刊编辑部供稿)