

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2013.06.013

电力负荷模型参数辨识的混合优化算法

秦 川¹,顾晓文¹,王 超²,鞠 平¹,陈 谦¹

(1. 河海大学可再生能源发电技术教育部工程研究中心,江苏 南京 210098; 2. 浙江省电力调度通信中心,浙江 杭州 310000)

摘要: 模拟进化类算法具有全局寻优特性但计算时间过长,而梯度类算法具有很高的局部搜索效率但容易陷入局部最优点。基于模拟进化类算法和梯度类算法的优点提出一种混合优化算法,即以蚁群算法起步,经过一定次数的迭代后切换为梯度算法。提出目标值下降准则和区间收缩准则两种切换算法策略,并且进行对比。针对电力负荷参数辨识,通过仿真算例和实际应用进行测试。结果表明,在保证相同精度的前提下混合优化算法大大提高了计算效率。

关键词: 参数辨识;蚁群算法;梯度类算法;负荷建模

中图分类号: TM473 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2013)06-0542-06

Hybrid optimization algorithm for load model parameter identification

QIN Chuan¹, GU Xiaowen¹, WANG Chao², JU Ping¹, CHEN Qian¹

(1. *Engineering Research Center of Renewable Power Generation Technologies,*

Ministry of Education, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. *Dispatching and Communication Center, Electric Power of Zhejiang Province, Hangzhou 310000, China)*

Abstract: The simulated evolutionary algorithm (SEA) has a global optimization capability, but it requires too much computing time. In contrast, the traditional gradient-based method (GBM) is characterized by powerful local search efficiency, but it can be easily trapped in a local optima. In order to combine the advantages of both the SEA and GBM, a hybrid optimization algorithm is proposed in this paper. This method starts with the ant colony algorithm (ACO); after a certain number of iterations, it switches to the GBM to accelerate the solution procedure. Two switching strategies for the hybrid method, the descent criterion and the interval contraction criterion, are also presented and compared. The hybrid method was applied to the parameter identification of electrical loads. The simulation and practical results show that, in comparison with the ACO, the computational efficiency of the hybrid method can be greatly improved for the same accuracy.

Key words: parameter identification; ant colony algorithm; gradient-based method; load modeling

电力系统负荷建模日渐受到重视,各地电网纷纷开展建模工作。电力负荷模型参数辨识算法主要有遗传算法、蚁群算法、粒子群算法和梯度算法等^[1-6],其中蚁群算法应用较为广泛。蚁群算法模拟了自然界中真实蚂蚁的觅食行为,优点是全局性能及正反馈性、协同性好,但所需计算时间长。电力负荷模型参数辨识需要提速,主要来自以下两方面的需求:(a)针对今后广域电力系统负荷建模以及电力系统整体建模的发展趋势,当待辨识的参数大量增多时,要求算法有较高的效率;(b)由于电力系统负荷建模工作的在线化甚至实时化发展的需要,要求参数辨识的计算速度加快。

解决电力系统优化问题有多种算法:(a)梯度类算法。具有很强的局部搜索效率,但全局鲁棒性较差。(b)模拟进化类算法。具有很强的全局搜索能力,但局部搜索效率较差。为了汲取各种算法的优点,人们提出各种混合优化算法,如将蚁群算法与遗传算法等相结合^[7-11],以及其他学科领域将粒子群算法与梯度算法相结合^[12]等。

收稿日期:2012-10-08

作者简介:秦川(1981—),男,江苏靖江人,讲师,博士研究生,主要从事电力系统及自动化研究。E-mail:cqin@hhu.edu.cn

为了使算法既具有全局搜索能力,又具有局部搜索效率,本文提出一种结合蚁群算法与梯度类算法的混合优化算法,并应用于电力负荷参数辨识。采用算例仿真数据和现场实测数据进行验证,以证明该算法的有效性。

1 电力负荷模型与参数

文献[13]提出的电力负荷综合模型(SLM 模型)的结构如图1所示。电力负荷的参数辨识可以转化为优化问题,优化指标一般定义为负荷功率误差的平方:

$$E = \sum_{i=1}^N (P_{ci} - P_{mi})^2 + (Q_{ci} - Q_{mi})^2 \quad (1)$$

式中: P ——有功功率; Q ——无功功率; c ——计算值; m ——实际值。

根据以往的文献^[2,14-16],需要重点辨识的参数为感应电动机比例 P_{MP} 、定子电抗 X_{S} 、初始负载率 K_{L} 以及配电网等值电抗 X_{D} ,其余参数取典型值。

本文以 IEEE-39 节点系统作为算例系统(图 2)。设定的扰动为节点 26 与 29 之间线路的中点发生瞬时三相短路故障, 3 个周波后恢复正常。以节点 20 作为电力负荷模型参数辨识节点, 采用 BPA 程序获得动态数据替代测量数据, 据此辨识 3 个电力负荷模型参数。3 个参数的准确值为 $P_{MP}=0.6, X_S=0.17, K_L=0.6$; 初始搜索区间为 $P_{MP}=0.1 \sim 0.8, X_S=0.1 \sim 0.2, K_L=0.3 \sim 0.8$ 。

2 基本优化算法

2.1 蚁群算法

连续空间的蚁群算法^[17],将 n 维解空间的每一维等分为 M 分,蚂蚁的初始分布是每个子区间一个,总共有 M^n 个。设在某一代第 i 只蚂蚁所在位置的坐标为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$,则其携带的信息素含量为

$$\tau_i = \sum_{k=1}^{M^n} K_1 \frac{\exp(-K_2 |x_i - x_k|)}{[1 + \exp(-K_2 |x_i - x_k|)]^2} \quad (2)$$

式中: K_1 ——两只蚂蚁间信息素含量的峰值,定义为目标函数的倒数,目标函数值越小,表示模型计算结果越接近实际结果,则信息素含量越大; K_2 ——根据实际问题定义的压缩系数,本文取 50; $|x_i - x_k|$ ——第 i 只蚂蚁与第 k 只蚂蚁之间的距离,定义为

$$|x_i - x_k| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - x_{kj})^2} \quad (3)$$

接着,求出各轴子区间内应有的蚂蚁分布。首先将当前蚁群散步的信息素含量分布函数在各轴子区间内进行积分,据该积分值占整个解空间总积分值的比例和当前蚁群的规模来决定各轴子区间内应有的蚂蚁数量。每个子区间应有的蚂蚁数可按式(4)计算:

$$A = \frac{\tau_i}{\int \tau_i^{(n)}} M^n \quad (4)$$

式中,分母表示对 n 维空间各轴的信息素进行 n 重积分求得的整个空间内信息素含量总和。

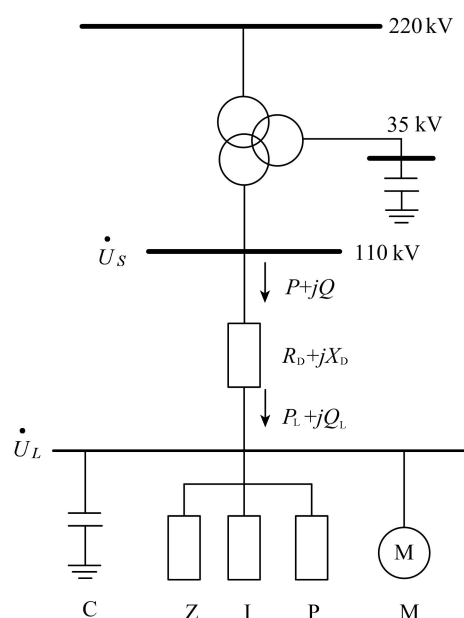


图1 电力负荷综合模型(SLM)结构

Fig. 1 Structure of a synthesis load model

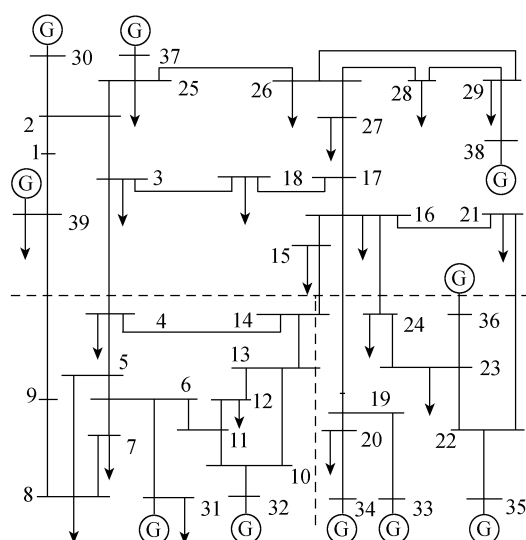


图 2 IEEE-39 节点系统
Fig. 2 IEEE-39 bus system

再根据各轴子区间内应有蚁群分布状况与当前实际蚁群分布状况之间的差别,决定蚁群的移动方向并移动。整体移动完1次之后,再次进行相应的信息素含量分布计算和蚁群移动,如此循环往复直至满足迭代收敛条件,输出最优解。

2.2 梯度类算法

2.2.1 最优梯度法

最优梯度法是将目标函数的负梯度方向作为每一步迭代的搜索方向,且每一步都取负梯度方向的最优步长进行迭代,迭代公式为

$$x_{k+1} = x_k - s_k \nabla f(x_k)$$
(5)

式中: $\nabla f(x_k)$ ——目标函数在 n 维空间的梯度。如果无法采用解析公式计算梯度,则采用数值方法近似计算。步长因子 s_k 由一维搜索方法获取,本文采用黄金分割法。

2.2.2 变尺度法

变尺度法用 $n \times n$ 的对称矩阵 H_k (Huang 矩阵) 去逼近海森矩阵,以达到近似牛顿方向的搜索,即:

$$p_k = -H_k \nabla f(x_k)$$
(6)

其迭代公式为

$$x_{k+1} = x_k + s_k p_k$$
(7)

可见其与最优梯度法的区别在于方向向量 p_k 的不同。

按照 Huang 矩阵的修正方式,又进一步分为 DFP 和 BFGS 两种算法^[1-2]。试算结果表明,对于电力负荷模型参数辨识来说,BFGS 算法收敛较快,所以本文采用的变尺度法为 BFGS 算法。

3 混合优化算法

3.1 基本原理

混合优化算法的基本思想是结合蚁群算法与梯度类算法,综合利用前者全局寻优性能好而后者局部收敛快的特点,形成一种新的参数辨识算法。即采用蚁群算法起步迭代,在某一适当的时刻选取若干个(本文算例取5个)当前较优的蚂蚁,切换为梯度类算法进行搜索迭代,直至收敛。

混合优化算法应用时关键问题是切换算法的时机。蚁群算法的全局寻优能力强而后期收敛速度慢,梯度类算法收敛较迅速但容易陷入局部最优解。因此最佳切换时刻是这样一点,即用蚁群算法起步迭代若干次后将寻优区间缩小到一定的范围内,使得梯度类算法有很大几率在这个范围内找到全局最优解。本文提出两种切换算法的策略,通过算例加以验证和比较。

3.2 按目标函数值下降量切换算法

根据蚁群算法前后两步之间最佳目标函数值下降的相对值,当

$$\frac{|f_{k+1} - f_k|}{|f_k|} < \varepsilon$$
(8)

时切换算法,称为目标值下降准则。

设定门槛值 $\varepsilon=0.01$,即前后两步之间目标函数值相对变化1%时进行切换。分别采用几种算法,迭代至相同的目标函数值 $f=0.623$,辨识结果如表1所示。

表1 辨识结果对比(目标值下降准则)
Table 1 Identification results based on descent criterion

算 法	P_{MP} 偏差	X_S 偏差	K_L 偏差	迭代次数	耗时/s
蚁 群	1.58	1.00	4.97	200	61.92
最优梯度	0.15	13.71	10.07	692	0.61
蚁群+最优梯度	2.30	5.35	8.43	5+582	5.32
蚁群+变尺度	2.45	6.82	1.42	5+222	3.90

表1结果表明:(a)单纯蚁群算法的耗时最长,参数偏差最小;(b)单纯最优梯度类算法耗时最少,参数偏差最大;(c)混合优化算法的耗时远小于单纯蚁群算法,参数误差明显小于最优梯度类算法而与蚁群算法相当;(d)进一步计算表明,若继续降低目标函数收敛值,蚁群算法耗费的时间将大大增加,混合优化算法的

效率优势更为明显。

辨识结果计算功率曲线对比结果如图 3 所示,图中有功功率和无功功率均采用标么值。由图 3 可见,蚁群算法、最优梯度类算法和混合优化算法的曲线非常接近以至于在图中很难区分,与实际结果相当吻合。

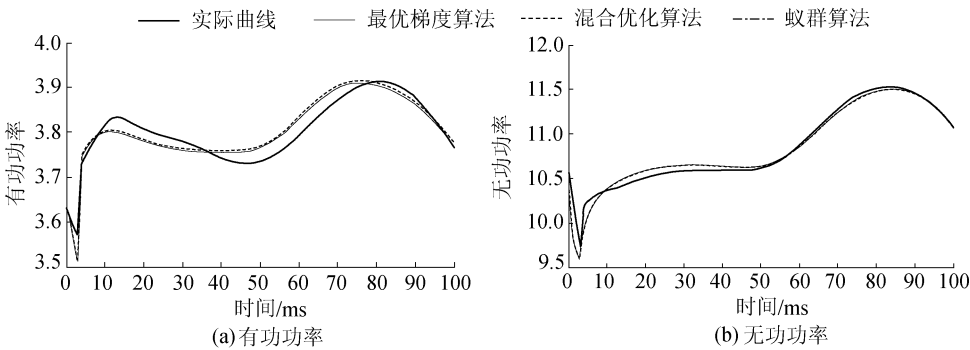


图 3 辨识结果动态拟合曲线(目标值下降准则)

Fig. 3 Dynamic fitting curves for identification results (descent criterion)

3.3 按寻优区间大小切换算法

考虑到蚁群算法迭代时逐步缩小参数搜索空间的特点,切换算法时各维区间的大小对梯度类算法收敛效果会有影响,故提出在蚁群算法参数搜索区间减小到某个程度时切换算法,即当搜索区间

$$\frac{\Delta X_{k+1}}{\Delta X_k} < \rho$$

(9)

时切换算法,称之为区间收缩准则。

分别采用几种算法,迭代至相同的目标函数值 $f=0.623$,辨识结果见表 2。辨识结果计算功率曲线与图 3 完全类似。

表 2 辨识结果对比(区间收缩准则)

Table 2 Identification results based on interval contraction criterion

算 法	P_{MP} 偏差	X_S 偏差	K_L 偏差	迭代次数	耗时/s
蚁 群	1.58	1.00	4.97	200	61.92
最优梯度	0.15	13.71	10.07	692	0.61
混合优化算法 $\rho=1/5$	1.62	2.35	5.78	23+365	8.97
混合优化算法 $\rho=1/10$	0.13	2.88	2.52	46+538	12.08

表 2 结果表明,随着搜索区间切换判据 ρ 的减少,混合优化算法的耗时有所增加,但参数偏差总体减少。对比表 1 和表 2 结果可见,区间收缩准则比目标值下降准则耗时有所增加,但参数偏差总体减少。

4 应用实例

根据河南电网峡窝、漯河、古固寨等变电站 2009 年的实测数据进行负荷参数辨识。混合优化算法为蚁群算法切换为变尺度算法,切换按照区间收缩准则(取 $\rho=1/5$)。采用单纯蚁群算法(200 代),辨识结果见表 3,采用混合优化算法辨识结果见表 4,取其中一组数据为例所得曲线见图 4,图中有功功率和无功功率均采用标么值。由此可见,混合优化算法与蚁群算法相比,参数辨识结果一致,耗时明显减少,曲线非常接近。

表 3 实测数据辨识结果(蚁群算法)

Table 3 Identification results based on measured data with ACO algorithm

站点名称	扰动时间	P_{MP}	X_S	K_L	目标函数	迭代步数	参考耗时/s
峡窝变	08-11T12:12:47	0.445 1	0.161 0	0.593 7	0.016 9	200	74.88
	08-12T13:46:27	0.448 4	0.161 8	0.634 9	0.022 2	200	76.07
漯河变	09-12T04:10:47	0.238 0	0.157 9	0.651 6	0.127 4	200	67.15
	09-22T04:04:52	0.255 1	0.157 6	0.647 6	0.144 5	200	66.88
古固寨变	08-31T19:03:26	0.257 8	0.155 8	0.632 1	0.262 0	200	101.98
	10-16T13:01:56	0.275 0	0.155 2	0.626 3	0.692 7	200	98.37

表 4 实测数据辨识结果(混合优化算法)

Table 4 Identification results based on measured data with hybrid optimization algorithm

站点名称	扰动时间	P_{MP}	X_s	K_L	目标函数	迭代步数	参考耗时/s
峡窝变	08-11T12:12:47	0.436 5	0.164 0	0.575 6	0.017 1	41+30	14.35
	08-12T13:46:27	0.461 1	0.164 9	0.637 2	0.022 5	40+30	13.28
漯河变	09-12T04:10:47	0.187 3	0.166 3	0.681 4	0.113 9	36+25	12.72
	09-22T04:04:52	0.203 9	0.165 1	0.672 2	0.131 2	40+25	14.14
古固寨变	08-31T19:03:26	0.205 7	0.161 0	0.646 0	0.252 7	57+30	17.77
	10-16T13:01:56	0.224 9	0.159 5	0.636 0	0.675 5	68+20	22.37

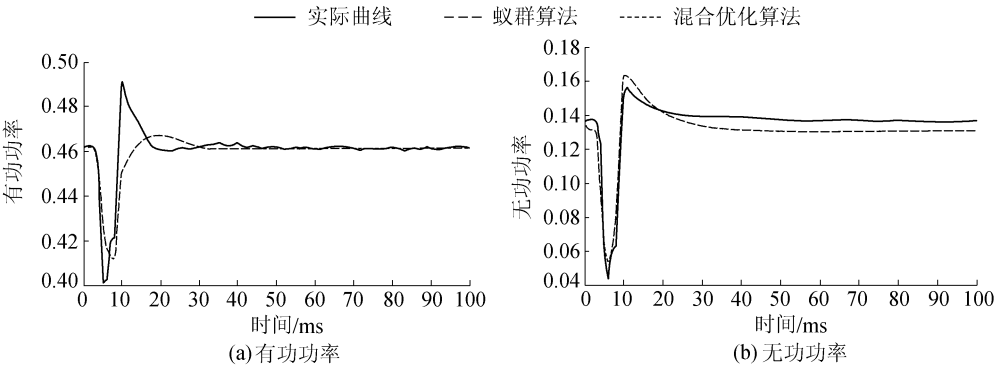


图 4 实测数据辨识结果动态拟合曲线

Fig. 4 Dynamic fitting curves of measured data identification results

5 结 语

为了提高负荷参数辨识的全局性和计算效率,本文提出基于蚁群算法与梯度类算法相结合的混合优化算法,以及混合优化算法的切换策略,并对各种算法的效果进行了对比,最后通过河南电网实测负荷数据的辨识,验证了混合优化算法的可行性和有效性。

参考文献:

[1] 沈善德. 电力系统辨识[M]. 北京:清华大学出版社,1988.

[2] 鞠平,马大强. 电力系统负荷建模[M]. 2版. 北京:水利电力出版社,2008.

[3] 袁晓辉,王乘,张勇传,等. 粒子群优化算法在电力系统中的应用[J]. 电网技术,2004,28(19):14-19. (YUAN Xiaohui, WANG Cheng,ZHANG Yongchuan,et al. A survey on application of particle swarm optimation to electric power systems[J]. Power System Technology,2004,28(19):14-19. (in Chinese))

[4] 朱守真,沈善德,郑宇辉,等. 负荷建模和参数辨识的遗传进化算法[J]. 清华大学学报:自然科学版,1999,39(3):37-41. (ZHU Shouzhen, SHEN Shande,ZHENG Yuhui,et al. Evolutionary programming algorithm for load modeling and parameter identification[J]. Journal of Tsinghua University:Science and Technology,1999,39(3):37-41. (in Chinese))

[5] 李欣然,李培强,金群,等. 负荷建模参数辨识中综合改进遗传算法的应用[J]. 湖南大学学报:自然科学版,2007,34(2):46-50. (LI Xinran,LI Peiqiang,JIN Qun,et al. A synthetically improved genetic algorithm in power load modeling[J]. Journal of Hunan University:Science and Technology,2007,34(2):46-50. (in Chinese))

[6] 熊传平,曹军杰,陈谦,等. 基于小波分析的电力负荷模型辨识数据去噪[J]. 河海大学学报:自然科学版,2011,39(4):470-474(XIONG Chuanping, CAO Junjie, CHEN Qian, et al. A wavelet-based methond for de-noising data of electric load modeling[J]. Journal of Hohai University:Natural Sciences,2011,39(4):470-474. (in Chinese))

[7] 祝洪博,姜瀚书,张富刚. 基于融合遗传算法的蚁群算法在配电网故障恢复中的应用[J]. 东北电力大学学报,2010,30(2):22-25. (ZHU Hongbo,JIANG Hanshu,ZHANG Fugang. Based on the integration of the genetic principle of ant colony algorithm for distribution network restoration applications[J]. Journal of Northeast Dianli University,2010,30(2):22-25. (in Chinese))

[8] 周申培,严新平. 遗传蚁群融合算法及在不确定性无功优化中的应用研究[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(24):120-123. (ZHOU Shenpei,YAN Xinping. The fusion algorithm of genetic and ant colony and its application in uncertain reactive power optimization[J]. Power System Protection and Control,2010,38(24):120-123. (in Chinese))

[9] 李德华,王韶,刘洋,等. 模糊遗传算法和蚁群算法相结合的配电网重构[J]. 电力系统保护与控制,2009,37(17):26-31. (LI Dehua,WANG Shao,LIU Yang,et al. Distribution network reconfiguration based on the combination of fuzzy genetic algorithm and ant colony algorithm[J]. Power System Protection and Control,2009,37(17):26-31. (in Chinese))

[10] 刘哲,赵冬梅,张旭. 基于混沌蚁群算法的电力系统无功优化[J]. 现代电力,2009,26(4):15-19. (LIU Zhe,ZHAO Dongmei,ZHANG Xu. Reactive power optimization in power system based on chaos ant colony algorithm[J]. Modern Electric Power,2009,26(4):15-19. (in Chinese))

[11] 郇嘉嘉,黄少先. 基于免疫原理的蚁群算法在配电网恢复中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2008,36(17):28-31. (HUAN Jiajia,HUANG Shaoxian. Ant colony algorithm based on immune principle for the fault restoration of distribution network[J]. Power System Protection and Control,2008,36(17):28-31. (in Chinese))

[12] 黄冀卓,王湛. 结合梯度法的混合微粒群优化算法[J]. 计算机工程与应用,2008,44(35):40-42. (HUANG Jizhuo,WANG Zhan. Hybrid particle swarm optimization algorithm based on gradient method[J]. Computer Engineering and Applications. 2008,44(35):40-42. (in Chinese))

[13] 汤涌,张红斌,侯俊贤,等. 考虑配电网络的综合负荷模型[J]. 电网技术,2007,31(5):34-38. (TANG Yong,ZHANG Hongbin,HOU Junxian,et al. A synthesis load model with distribution network[J]. Power System Technology,2007,31(5):34-38. (in Chinese))

[14] IEEE Task Force on Load Representation for Dynamic Performance. Standard load models for power flow and dynamic performance simulation[J]. IEEE Trans on Power Systems,1995,10(3):1302-1313.

[15] IEEE Task Force on Load Representation for Dynamic Performance. Load representation for dynamic performance analysis[J]. IEEE Trans on Power Systems,1993,8(2):472-482.

[16] MA J,HE R M,HILL D J. Load modeling by finding support vectors of load data from field measurements[J]. IEEE Trans on Power Systems,2006,21(2):726-735.

[17] 汪镭,吴启迪. 蚁群算法在系统辨识中的应用[J]. 自动化学报,2003,29(1):102-109. (WANG Lei,WU Qidi. Ant system algorithm based system identification[J]. Acta Automatica Sinica,2003,29(1):102-109. (in Chinese))

+++++

· 简讯 ·

河海大学新增一支省创新团队和一名省“双创”人才

江苏省委组织部和江苏省人才工作领导小组办公室分别于2013年3月14日和2013年8月2日下发《关于确定2013年度江苏省“创新团队计划”引进团队的通知》和《关于确定2013年度江苏省“双创计划”引进人才的通知》,河海大学以国家“千人计划”和“长江学者”特聘教授、水文水资源专家余钟波教授为首的团队入选“创新团队计划”,国家“青年千人计划”特聘教授、岩土工程专家朱其志教授入选“双创计划”。

“创新团队计划”和“双创计划”均是江苏省为深入贯彻科教与人才强省战略和创新驱动战略,加强高层次创新创业人才队伍建设,提升自主创新能力而实施的重大人才项目。

(本刊编辑部供稿)