

用于水轮机-引水管道参数辨识的改进型人工鱼群算法

刘昌玉¹,何雪松¹,李崇威¹,王湛²,张恩博²,颜秋容³

(1. 华中科技大学 水电与数字化工程学院,湖北 武汉 430074;2. 东北电力科学研究院,辽宁 沈阳 110006;

3. 华中科技大学 电气与电子工程学院,湖北 武汉 430074)

摘要:提出了一种融合蚁群算法的改进型人工鱼群算法,对水轮机-引水管道系统进行参数辨识。该算法在每次迭代中先应用鱼群算法对搜索空间进行全局搜索,然后以当代全局最优解为基础利用蚁群算法对其领域进行局部搜索。根据现场实测数据,所提算法通过最小化目标函数辨识出了水轮机-引水管道模型参数。基于实测数据的建模结果表明,与传统辨识方法相比,所提算法具有更好的全局优化能力和鲁棒性能。
关键词:水轮机;引水管道;参数辨识;人工鱼群算法;蚁群优化算法;建模;仿真

中图分类号:TV 734.4

文献标识码:A

DOI: 10.3969/j.issn.1006-6047.2013.11.010

0 引言

对电力系统而言,几乎所有的分析和计算都建立在精确有效的模型基础之上^[1-2]。但在目前我国常用的电力系统稳定计算分析软件中,水轮机调节系统的仿真模型和参数与实际系统相差较大。因此,根据现场实测数据建立精确有效的系统模型既是电力系统稳定计算的需要,也是调节系统满意控制的要求^[3-4]。

水轮机调节系统由调速器、水轮机-引水管道和发电机等部分组成。由于水轮机的非线性特性和引水管道的非最小相位特征,水轮机-引水管道的模型确定和参数辨识一直是一个亟待解决的难题。传统的辨识方法如最小二乘法(LS)已经相当成熟,而改进形式递推最小二乘法(RLS)便于在线辨识计算^[5]。极大似然法(ML)是从概率统计出发的方法,具有很好的理论保证^[6]。但这 2 种算法对系统的噪声类型和输入信号敏感,且对非线性系统辨识结果不佳。近年来,不少学者将遗传算法(GA)、粒子群优化(PSO)算法和神经网络(NN)等智能优化方法引入水轮机调节系统的辨识与优化^[7-10],取得了一定的成果。

蚁群优化算法(ACO)是由意大利学者 Dorigo M 等于 1991 年提出的一种生物启发式算法^[11],它最初应用于离散域的寻优,之后由 Bilchev G A 等^[12]将其推广至连续域问题的求解。文献[13-16]分别通过对搜索空间、信息量分布函数和状态转移概率做出改进,都提出了适合连续域问题的改进型蚁群算法。蚁群算法具有搜索能力强、求解精度高等特点,但正反馈积累机制的概率转移策略使得其搜索时间长,而全局可见的信息素也使得其易陷于局部最优。人工鱼群算法^[17](AFS)是近年兴起的一种群智能算法,它通过仿生模拟鱼群的追尾、聚类、觅食行为达到搜索最优解的目的。该算法对参数选择不敏感,能够较好地克服局部最优,具有良好的全局优化能力。本文将蚁

群算法和鱼群算法的优点相互融合,提出了一种改进型鱼群算法(IAFS):在每次迭代中,首先运用鱼群算法对搜索空间进行全局搜索求得当代最优解,然后以该点为基础在其领域内使用蚁群算法进行局部搜索,从而进一步更新之前由鱼群算法求得的解。通过这种机制,本文提出的算法既具备了鱼群算法优秀的全局搜索能力,又拥有了蚁群算法求解精度高的特点,增强了算法的寻优能力,而局部优化步骤的引入,减少了算法的迭代次数,缩短了寻优时间。本文利用改进型鱼群算法最小化目标函数,使得水轮机-引水管道模型输出与真实系统输出误差达到最小,从而求解出模型参数。在对某电站机组现场实测数据进行参数辨识试验中,本文算法精确辨识出了系统的真实参数值,其有效性得到验证。通过与 RLS、GA、PSO 算法进行对比,该算法也产生了极具竞争力的结果。

1 水轮机-引水管道模型

水轮机-引水管道是一个非线性严重且具有非最小相位特征的复杂系统。其中,水轮机将水能转化为机械能,它的力矩 m_t 和流量 q 通常被表示为导叶开度 y 、水头 h 和转速 x 的非线性函数。在研究小波动问题时,可通过线性化得到下列线性方程:

$$m_t = e_{11}y + e_{12}h + e_{13}x \quad (1)$$

$$q = e_{21}y + e_{22}h + e_{23}x \quad (2)$$

其中, $e_{ij}(i=1,2;j=1,2,3)$ 表示水轮机传递系数。在水轮机的动态调节过程中,流量的变化在引水管道中引起水锤效应,其动态过程可以表示为下列水击传递函数:

$$\frac{H(s)}{Q(s)} = -\frac{2\tau_w}{\tau_r} \tanh(0.5\tau_r s)$$

其中, τ_w 表示水流惯性时间常数, τ_r 表示管道反射时间常数。由于这是一个非线性的双曲正切函数,使用不方便,通常用泰勒级数逼近为一个线性传递函数:

$$\frac{H(s)}{Q(s)} = \frac{-2\tau_w \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(0.5\tau_r s)^n - (-0.5\tau_r s)^n}{n!}}{\sum_{n=0}^{\infty} \frac{(0.5\tau_r s)^n + (-0.5\tau_r s)^n}{n!}} \quad (3)$$

图 1 为水轮机-引水管道系统的模型,图中, τ_a 表示机组惯性常数, e_g 表示发电机自调节系数。根据式(1)~(3),该系统传递函数为:

$$\frac{M_i(s)}{Y(s)} = \frac{b_n s^n + b_{n-1} s^{n-1} + \cdots + b_1 s + b_0}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \cdots + a_1 s + 1} \quad (4)$$

$$a_k = \begin{cases} (0.5\tau_r)^k / k! & k \text{ 为偶数} \\ 2\tau_w e_{22} (0.5\tau_r)^k / (\tau_r k!) & k \text{ 为奇数} \end{cases}$$

$$b_k = \begin{cases} e_{11} (0.5\tau_r)^k / k! & k \text{ 为偶数} \\ 2\tau_w (e_{22} e_{11} - e_{21} e_{12}) (0.5\tau_r)^k / (\tau_r k!) & k \text{ 为奇数} \end{cases}$$

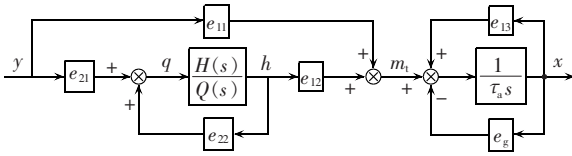


图 1 水轮机-引水管道系统和发电机模型
Fig.1 Model of hydroelectric turbine-conduit system and generator

水轮机-引水管道系统与调速器和发电机一起构成了完整的水轮机调节系统^[18]。在电力系统稳定性计算中,模型阶数过高增加了计算负担,必要性不大,而且以不同阶次的高阶模型进行仿真比较的结果亦表明,随着阶次的提高,模型性能改善效果下降。因此本文中,令式(4)的阶数 $n=2$ 。在确定了水轮机-引水管道模型结构之后, a_1 、 a_2 、 b_0 、 b_1 和 b_2 这 5 个模型参数需要通过辨识过程获得。

2 改进型鱼群算法

2.1 鱼群算法

鱼群算法是一种基于群体智能的算法,它将每个解视为一条人工鱼,鱼的移动取决于视野内的食物浓度和伙伴个数。 $X_k(t)$ 表示第 k 条人工鱼在第 t 次迭代时对应的位置,此时它所在位置的食物浓度为 $Y_k(t) = f(X_k(t))$,其中 $f(\cdot)$ 表示目标函数。人工鱼 i 与 j 的距离表示为 $\|X_i(t) - X_j(t)\|$ 。

鱼群算法的主要行为包括 3 个:追尾行为,即人工鱼 $X_k(t)$ 向视野范围内的最优伙伴 X_k^B 移动,见式(5);聚类行为,即人工鱼 $X_k(t)$ 向视野范围内伙伴的中心 X_k^C 移动,见式(6);觅食行为,即人工鱼 $X_k(t)$ 在视野范围内若试探到更好的位置 X_k^P 则向其移动,见式(7);否则随机移动,见式(8)。

$$X_k(t+1) = \begin{cases} X_k(t) + rS_F \frac{X_k^B - X_k(t)}{\|X_k^B - X_k(t)\|} & (5) \\ X_k(t) + rS_S \frac{X_k^C - X_k(t)}{\|X_k^C - X_k(t)\|} & (6) \\ X_k(t) + rS_P \frac{X_k^P - X_k(t)}{\|X_k^P - X_k(t)\|} & (7) \\ X_k(t) + rS_P & (8) \end{cases}$$

其中, S 为移动步长, r 为均匀分布在 $(0, 1)$ 之间的随机数。

鱼群算法中,人工鱼的视野 $V(t)$ 是一个很关键的参数,它决定了人工鱼 $X_k(t)$ 领域内的伙伴个数 N_k 、最优伙伴 X_k^B 和领域中心位置 X_k^C 。 $V(t)$ 随着迭代过程逐渐较小,以增强鱼群算法后期的收敛性。它的更新表达式为:

$$V(t+1) = \max\{\alpha V(t), V_{\min}\} \quad \alpha \in (0, 1)$$

此外,人工鱼 $X_k(t)$ 的行为选择还依赖于其视野内伙伴的拥挤程度,它能够向视野内某一位置 X 转移的条件为:

$$N_k Y < \delta Y_k(t) \quad (9)$$

其中, Y 是 X 处的食物浓度,食物越丰富(极小值问题即 Y 越小),能够聚集的人工鱼越多; δ 为拥挤因子, δ 越小,允许的聚积数就越少,人工鱼摆脱局部极限的能力就越强。

通过上述搜索机制,人工鱼根据自身以及视野内伙伴的情况,选择适合自己移动的行为,当发现视野内的鱼伙伴数过多,即使此区域的食物丰富,它也不在此聚集,而是另行觅食。最终,少量人工鱼在发现局部最优点的同时大量鱼群会聚集在全局最优点附近,从而使优化问题求解。

2.2 蚁群算法

蚁群算法是一种通过模拟自然界中蚁群的觅食行为来解决组合优化问题的算法。蚂蚁在觅食过程中的一个重要行为就是正反馈机制。当蚂蚁在巢穴和食物源之间爬行时,它们会在路径上释放一种信息素,从而形成信息素路线。当其他蚂蚁在选择路径时,它们能够感觉到路径上的信息素,并更多地倾向于选择高信息素聚集的路径即更短的路线,因此进一步增强了该路径的信息素聚集程度。而蚁群算法就是对蚁群这种优化行为的模拟。在本文中,蚁群算法被当作一种局部优化算法,用来更新鱼群算法全局搜索找到的解集,从而诱导算法更快地向全局最优解收敛。

2.3 改进型鱼群算法的实现

本文提出的改进型鱼群算法充分发挥鱼群算法的全局搜索能力,同时又利用蚁群算法提高局部搜索能力。它的实现主要由 2 个步骤组成:使用鱼群算法“追尾-聚类-觅食”的全局转移策略在搜索空间中搜索当代最优解;以该解的领域为基础,用蚁群算法进行局部搜索,改进鱼群算法求得的解集。蚁群算法的蚂蚁个数等于当代全局最优人工鱼 $X^{GB}(t)$ 视野内的伙伴个数 N^{GB} ,每个蚂蚁 k 在 $X^{GB}(t)$ 的附近随机生成一个新的位置 $Z_k(t)$,它们满足高斯分布:

$$N(X^{GB}(t), \sigma(t)) \quad (10)$$

这样,就得到了一群以 $X^{GB}(t)$ 为平均值、 $\sigma(t)$ 为标准

差分布的蚂蚁 $Z_k(t) (k=1,2,\cdots,N^{CB})$ 。计算 $Z_k(t)$ 处的目标函数 $f(Z_k(t))$, 如果 $f(Z_k(t)) < f(X_k(t))$, 则用新的位置替换鱼群算法产生的位置 $X_k(t) = Z_k(t)$ 。蚁群算法在这个过程中认为, 在当代全局最优解 $X^{CB}(t)$ 处拥有最高的信息素积累, 其视野内的伙伴迅速聚集在 $X^{CB}(t)$ 的领域内搜索更好的解。另外, 标准差 $\sigma(t)$ 随着迭代的进行自动更新:

$$\sigma(t+1) = \max\{\beta\sigma(t), \sigma_{\min}\} \quad \beta \in (0, 1)$$

这样, 在迭代开始阶段, 算法拥有较大的标准差 $\sigma(t)$, 蚁群可以在 $X^{CB}(t)$ 的领域内探索更广阔的范围, 保持了解的多样性; 随着迭代的进行, $\sigma(t)$ 逐渐减小, 蚁群越来越集中于 $X^{CB}(t)$, 确保了解的收敛。

改进型鱼群算法的详细实现步骤如下。

初始化。在搜索空间内随机产生 p 条人工鱼 $X_k(0)$, 其中 $k=1, 2, \cdots, p$ 。

步骤 1 如果满足退出条件, 则停止迭代, 算法输出全局最优解 X^* ; 否则令 $k=1$, 然后执行步骤 2。

步骤 2 计算人工鱼 $X_k(t)$ 视野内的伙伴数 N_k 、最优伙伴 X_k^B 和中心位置 X_k^C 。

步骤 3 如果 X_k^B 处满足条件式(9), 则人工鱼 $X_k(t)$ 按式(5)进行追尾行为, 然后执行步骤 6; 否则执行步骤 4。

步骤 4 如果 X_k^C 处满足条件式(9), 则人工鱼 $X_k(t)$ 按式(6)进行聚类行为, 然后执行步骤 6; 否则执行步骤 5。

步骤 5 人工鱼 $X_k(t)$ 按式(7)、(8)进行觅食行为。

步骤 6 如果 $k < p$, 则令 $k=k+1$, 然后执行步骤 2; 否则执行步骤 7。

步骤 7 启用蚁群算法, 根据式(10)更新当代全局最优解 $X^{CB}(t)$ 领域内的人工鱼。

步骤 8 令 $t=t+1$, 更新视野 $V(t)$ 和标准差 $\sigma(t)$, 然后执行步骤 1。

这里令 $\varepsilon(t) = (Y_{ave}^{CB}(t) - Y_{ave}^{CB}(t-1)) / Y_{ave}^{CB}(t-1)$, 其中 $t > 10$, $Y_{ave}^{CB}(t)$ 表示连续 10 次迭代的最优目标函数值的平均值。若用 T_{max} 表示最大迭代数, ε_{stop} 表示退出精度, 本文算法退出的条件为: $t > T_{max}$ 或 $\varepsilon(t) < \varepsilon_{stop}$ 。

3 基于改进型鱼群算法的参数辨识

参数辨识问题实际上可以归纳为一个优化问题, 它的基本思想是通过最小化目标函数求取最优参数。在本文中, 水轮机-引水管道模型的结构已经确定, a_1, a_2, b_0, b_1 和 b_2 是需要辨识的参数, 通过最小化模型输出数据与现场实测数据的误差, 使得模型输出尽可能地吻合实测数据, 从而辨识参数也就逼近现场真实值。

本文选取的目标函数为 IAE 指标:

$$f(X) = \int_0^T |e(X, t)| dt$$

其中, $X = (a_1, a_2, b_0, b_1, b_2)$ 为求解参数, $e(X, t)$ 是模型输出和实测数据的误差。这样, 水轮机-引水管道模型参数辨识问题就归纳为一个一般的优化问题, 即 $\min f(X), X \in R^5$ 。

图 2 表示出参数辨识的策略。首先模型初始化一组参数 X , 针对相同的输入信号, 模型仿真输出信号与现场实测输出数据均输入误差估计环节以计算目标函数 $f(X)$; 之后, 改进型鱼群算法根据 $f(X)$ 的信息更新 X , 以校正模型的输出。循环执行以上过程, 直至 $f(X)$ 达最小化后, 即辨识出模型参数 X 。

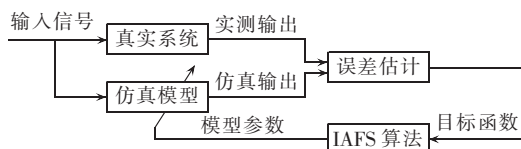


图 2 参数辨识策略

Fig.2 Strategy of parameter identification

4 实测数据建模

应用本文改进型鱼群算法对国内某电站机组在 3 个不同负荷工况(工况 1、2、3 分别对应 62%、69% 和 76% 额定负荷)下的水轮机-引水管道系统进行参数辨识。该机组在各工况下被施加一个频率阶跃扰动以模拟电网频率的变化, 并将整个过程的现场数据记录下来作为辨识用数据。算法的主要参数如下: $S_F=0.5; S_S=0.5; S_P$ 在 $T_N=5$ 次的试探中自适应减少, $S_P(k+1)=0.8S_P(k), S_P(0)=2; V(0)=3; \alpha=0.9; V_{min}=0.5; \sigma(0)=1; \beta=0.9; \sigma_{min}=10^{-4}; T_{max}=100; \varepsilon_{stop}=0.01$; 种群个数 $p=50$; 拥挤因子按指数减少, $\delta=N_k e^{-t}+0.3$, 这样在迭代后期可以减少人工鱼的聚集, 增加解的多样性。

机组参数辨识结果如表 1 所示, 本文算法精确地辨识出了机组在各个工况下的真实参数。图 3—5 是各个工况下模型仿真结果与实测数据的比较, 可以发现, 辨识出的模型输出很好地匹配了实测数据的动态过程, 不仅水轮机调节中特有的反调现象得到准确的描述, 而且在干扰信号的影响下稳态部分也拟

表 1 参数辨识结果比较

Tab.1 Comparison of parameter identification results

参数	工况 1		工况 2		工况 3	
	理论值	辨识值	理论值	辨识值	理论值	辨识值
a_1	1.75	1.7440	1.72	1.7159	1.78	1.7765
a_2	0.70	0.7034	0.75	0.7576	0.72	0.7208
b_0	1.30	1.3014	1.42	1.4176	1.39	1.3885
b_1	-0.87	-0.8711	-0.91	-0.9081	-0.96	-0.9593
b_2	0.03	0.0346	0.17	0.1702	0.04	0.0420

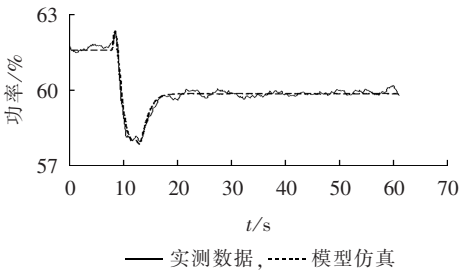


图 3 工况 1 输出结果比较
Fig.3 Comparison of outputs of case 1

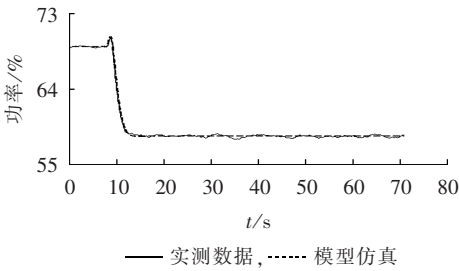


图 4 工况 2 输出结果比较
Fig.4 Comparison of outputs of case 2

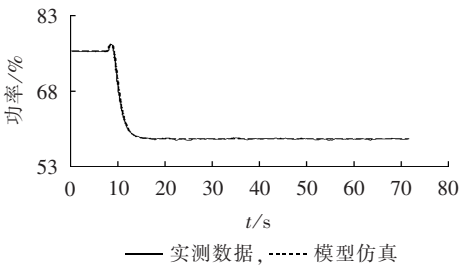


图 5 工况 3 输出结果比较
Fig.5 Comparison of outputs of case 3

表 2 算法性能比较
Tab.2 Comparison of algorithm performance

工况	参数	IAFS 算法	RLS 算法	GA	PSO 算法
工况 1	f	0.0574	0.0712	0.0585	0.0954
	σ	0.2740	0.3240	0.2752	0.4471
	t/s	0.8830	0.2270	0.6700	0.8710
工况 2	f	0.0775	0.0919	0.0801	0.2928
	σ	0.0494	0.0572	0.0535	0.1087
	t/s	1.1290	0.2630	0.9930	1.0830
工况 3	f	0.0655	0.0788	0.0696	0.2741
	σ	0.0265	0.0320	0.0308	0.0813
	t/s	1.2350	0.2630	1.0250	1.0970

以工况 1 为例,图 6 展示了 RLS 算法、GA 和 PSO 算法辨识模型的仿真输出与实测数据的细节比较。从图中可以观察到:RLS 算法仿真结果忽略了反调,并且整体仿真结果过于单调,没有体现出更多的动态特征,这是由于 LS 算法满足于求取折中性结果造成的;GA 在反调和动态部分略为过大,但总体效果令人满意,这说明 GA 也是一种可靠性较高的优化算法;而 PSO 算法在反调和动态部分失真较大,反映出其求解精度较差且容易陷入局部最优的缺陷,实际应用中应该加以改进。

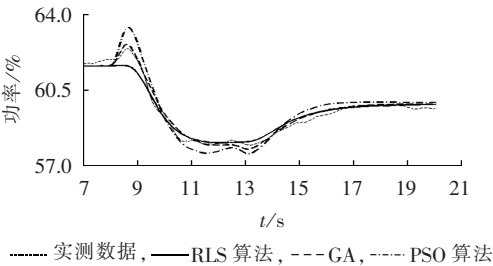


图 6 不同算法输出结果比较
Fig.6 Comparison of outputs among different algorithms

在辨识所用时间方面,RLS 算法优势明显,体现出在线辨识的能力,作为智能算法,本文算法由于融合了 2 种搜索过程,使得所用时间稍多于 GA 和 PSO 算法,但它们处于同一数量级,相当接近。因此本文算法能够胜任离线辨识。

图 7 展示了在工况 1 的参数辨识中,改进型鱼群算法、GA 和 PSO 算法的目标函数收敛过程。通过比较这 3 种算法可知,本文算法在收敛速度和收敛精度上都要更加优秀。

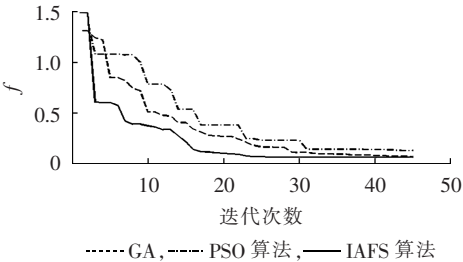


图 7 目标函数收敛过程
Fig.7 Convergence of object function

合得很好,体现出算法良好的鲁棒性,其有效性得以证实。

下面将改进型鱼群算法的性能与 RLS 算法^[5]、GA^[19]和 PSO 算法^[20]进行比较。出于公平,后 3 种算法使用相同的目标函数对前述 3 种工况进行参数辨识。算法性能的比较结果以目标函数值 f 、平均几何误差 σ 和辨识所用时间 t 的形式表示,见表 2,其中指标 σ 体现了模型输出数据与实测数据的吻合程度,表达式如下:

$$\sigma = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N e^2(k)}}{N\Delta y_{\max}} \times 100\%$$

其中, $\Delta y_{\max}$ 表示调节过程最大调节量, N 表示采样点数。

由表 2 明显看出,在所有工况中,本文算法得到的 f 指标在 4 种算法中都是最小的。这表明本文算法搜索全局最优解并对其精确求解的能力在 4 种算法中是最优秀的,而准确求取的模型参数也使得辨识模型的仿真结果更加吻合实测数据,这也解释了 σ 指标优于其他算法的原因。

5 结论

本文提出了一种改进型鱼群算法用于辨识水轮机-引水管道模型参数。该算法引入蚁群算法作为一个局部优化步骤去改善鱼群算法的性能。因此,本文提出的算法不仅能在搜索空间进行有效的全局探索,而且还能够快速地收敛到全局最优解的领域。在对某电站机组进行模型参数辨识中,本文算法精确地辨识出了真实系统的参数,并且与其他算法相比,表现出了更快的收敛速度和更高的求解精度,算法的有效性得到证实。通过对本文参数辨识策略的简单修改,该算法也能够运用于其他工业领域的优化问题,具有较高的工程应用价值。下一步将继续改进本文算法,使其获得在线辨识能力。

参考文献:

- [1] KOSTEREV D. Hydro turbine-governor model validation in Pacific Northwest[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2004,19(2): 1144-1149.
- [2] PATTERSON S. Importance of hydro generation response resulting from the new thermal modeling and required hydro modeling improvements[C]//Power Engineering Society General Meeting. Denver,USA;IEEE,2004:1779-1783.
- [3] 刘宪林,杜晓勇,田云峰,等. Matlab在水轮机模型辨识中的应用[J]. 电力自动化设备,2007,27(12):85-87.
LIU Xianlin,DU Xiaoyong,TIAN Yunfeng,et al. Application of Matlab in hydroturbine model identification[J]. Electric Power Automation Equipment,2007,27(12):85-87.
- [4] 刘昌玉,颜秋容. 水轮机调节系统模型参数和特性综合测试仪[J]. 电力自动化设备,2012,32(1):130-134.
LIU Changyu,YAN Qiurong. Multi-functional tester for model parameters and performance of hydro turbine governing system[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(1):130-134.
- [5] LJUNG L. Consistency of the least square identification method[J]. IEEE Transactions on Automatic Control,1976,21(5): 779-781.
- [6] WAMKEUE R,KAMWA I,DAI X,et al. Iteratively reweighted least squares for maximum likelihood identification of synchronous machine parameters from on-line tests[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,1999,14(2):159-166.
- [7] 师彪,李郁侠,何常胜,等. 水轮机智能调速系统数学模型仿真及参数辨识[J]. 电力自动化设备,2010,30(4):10-15.
SHI Biao,LI Yuxia,HE Changsheng,et al. Hydraulic turbine intelligent governing system mathematical model and its parameters identification[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(4):10-15.
- [8] FANG H Q,CHEN L,SHEN Z Y. Application of an improved PSO algorithm to optimal tuning of PID gains for water turbine governor[J]. Energy Conversion and Management,2010,52(4): 1763-1770.
- [9] 刘昌玉,李崇威,洪旭钢,等. 基于改进粒子群算法的水轮机调速系统建模[J]. 水电能源科学,2011(12):124-127.
LIU Changyu,LI Chongwei,HONG Xugang,et al. Modeling of water turbine governing system based on enhanced particle swarm optimization[J]. Water Resources and Power,2011(12): 124-127.
- [10] HUANG Y,ZHANG Y,MIN P. Indirect dynamic recurrent fuzzy neural network and its application in identification and control of electro-hydraulic servo system[J]. Computational Intelligence and Intelligent Systems,2009,51:295-304.
- [11] DORIGO M,MANIEZZO V,COLOMI A. Ant system:optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Cybernetics,1996,26(1):29-41.
- [12] BILCHEY G,PARMEE I C. The ant colony metaphor for searching continuous design spaces[J]. Evolutionary Computing,1995, 993:25-39.
- [13] 高尚,钟娟,莫述军. 连续优化问题的蚁群算法研究[J]. 微机发展,2003,13(1):21-22.
GAO Shang,ZHONG Juan,MO Shujun. Research on ant colony algorithm for continuous optimization problem[J]. Microcomputer Development,2003,13(1):21-22.
- [14] WANG L,WU Q D. Ant system algorithm for optimization in continuous space[C]//IEEE International Conference on Control Applications. Mexico City,USA;IEEE,2001:395-400.
- [15] SOCHA K. ACO for continuous and mixed-variable optimization [J]. Lecture Notes in Computer Science,2005,3777:95-106.
- [16] SOCHA K,DORIGO M. Ant colony optimization for continuous domains[J]. European Journal of Operational Research,2008, 185(3):1155-1173.
- [17] 李晓磊,邵之江,钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模型:鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践,2002,22(11):32-38.
LI Xiaolei,SHAO Zhijiang,QIAN Jixin. An optimizing method based on autonomous animats:fish-swarm algorithm[J]. System Engineering Theory and Practice,2002,22(11):32-38.
- [18] IEEE Working Group. Hydraulic turbine and turbine control models for system dynamic studies[J]. IEEE Transactions on Power Systems,1992,7(1):167-179.
- [19] DAVID E G,JOHN H H. Genetic algorithms and machine learning[J]. Machine Learning,1988,3(2-3):95-99.
- [20] KENNEDY J,EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Perth,WA, USA;IEEE,1995:1942-1948.

作者简介:



刘昌玉

刘昌玉(1962-),男,湖北洪湖人,教授,博士研究生导师,博士,从事水电机组调节与控制理论、建模、仿真研究,调速器设备和测试仪器的研究与开发(E-mail:cyliu_hust@sina.com);

何雪松(1981-),男,湖北宜昌人,博士研究生,主要从事智能优化算法,水轮机调节系统的建模、仿真与优化等方面的研究;

李崇威(1985-),男,江西赣州人,硕士,主要从事智能控制、水轮机调节系统仿真和智能算法等方面的研究。

(下转第63页 continued on page 63)

- pair analysis[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(3):7-12.
- [6] 金华征,程浩忠,杨晓梅,等. 基于联系数模型的电网灵活规划方法[J]. 中国电机工程学报,2006,26(12):16-20.
- JIN Huazheng,CHENG Haozhong,YANG Xiaomei,et al. Transmission network flexible planning based on connection number model[J]. Proceedings of the CSEE,2006,26(12):16-20.
- [7] 郑连清,王腾,娄洪立,等. 基于模糊机会约束规划的电力系统规划方法[J]. 高电压技术,2007,33(3):67-70.
- ZHENG Lianqing,WANG Teng,LOU Hongli,et al. Transmission expansion planning based on fuzzy chance constrained programming[J]. High Voltage Engineering,2007,33(3):67-70.
- [8] 张新松,袁越,吴博文,等. 电力市场环境下的含大规模风电场的输电网规划[J]. 电力自动化设备,2012,32(4):100-103.
- ZHANG Xinsong,YUAN Yue,WU Bowen,et al. Expansion planning of transmission network with large wind farm in deregulated electricity market environment[J]. Electric Power Automation Equipment,2012,32(4):100-103.
- [9] 刘宝碇,赵瑞清,王纲. 不确定规划及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2003.

- [10] 刘宝碇,彭锦. 不确定理论教程[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
- [11] FAN Hong,CHENG Haozhong. Transmission network expansion planning with security constraints based on bi-level linear programming[J]. European Transactions on Electrical Power,2009,19(3):388-399.
- [12] EMANUELE D,NUNZIO S. A self-adaptive niching genetic algorithm for multimodal optimization of electromagnetic devices [J]. IEEE Trans on Power Systems,2006,42(4):1203-1206.

作者简介:

范 宏(1978-),女,湖北恩施人,博士,从事电力系统规划、电力系统运行方面的研究(E-mail:fan_honghong@126.com);

程浩忠(1962-),男,浙江东阳人,教授,博士研究生导师,博士,从事电力系统规划、分析及电压稳定等方面的研究工作。

Application of dependent-chance bilevel programming in transmission network expansion planning

FAN Hong¹,CHENG Haozhong²,TANG Yonghong³,XU Lin³

(1. Department of Electrical Engineering,Shanghai University of Electric Power,Shanghai 200090,China;

2. Department of Electrical Engineering,Shanghai Jiao Tong University,Shanghai 200240,China;

3. Sichuan Electric Power Science Research Institute,Chengdu 610072,China)

Abstract: A model of transmission network expansion planning based on dependent-chance bilevel programming is proposed. It takes the maximum probability of investment return rate larger than a given value as its objective in its upper level programming. There are two appurtenant objectives in its lower level programming:the maximum social profit in normal operation and the maximum probability of load shedding lower than a given value in $N-1$ operation. Monte-Carlo method is adopted to simulate the uncertainty of model parameters and the genetic algorithm is used to globally search the optimal solution. The interior point method is used in the lower level programming. A modified 18-bus system is applied to verify the effectiveness of the proposed model and method.

Key words: electric power systems; transmission network planning; dependent-chance programming; bilevel programming; models

(上接第 58 页 continued from page 58)

Improved artificial fish swarm algorithm for parameter identification of hydroelectric turbine-conduit system

LIU Changyu¹,HE Xuesong¹,LI Chongwei¹,WANG Zhan²,ZHANG Enbo²,YAN Qiurong³

(1. School of Hydropower and Information Engineering,Huazhong University of Science and Technology,

Wuhan 430074,China;2. Northeast China Electric Power Research Institute,Shenyang 110006,China;

3. College of Electrical and Electronic Engineering,Huazhong University of Science and Technology,Wuhan 430074,China)

Abstract: An improved artificial fish swarm algorithm combined with ant colony optimization is presented for the parameter identification of hydroelectric turbine-conduit system,which applies the artificial fish swarm algorithm to globally explore the search space in each iteration cycle and then employs the ant colony optimization to locally search the domain with the currently best solution. Based on the data measured on site,it identifies the parameters of hydroelectric turbine-conduit model by minimizing the object function. The modeling results based on site data show that,compared with the traditional identification methods,the proposed algorithm has better global optimization ability and robustness.

Key words: hydroelectric turbines; conduit; parameter identification; artificial fish swarm algorithm; ant colony optimization algorithm; model buildings; computer simulation