

文章编号:1000-582X(2010)09-062-07

电力经济环境负荷调度的模糊多目标模型

叶世杰^a, 肖智^a, 钟波^b, 孙才新^c

(重庆大学 a. 经济与工商管理学院; b. 数理学院; c. 电气工程学院, 重庆 400044)

摘要: 电力经济与环境负荷调度(Environmental/Economic Power Dispatch, EED)已成为当前经济与环境和谐发展下电力系统需考虑的问题。针对 EED 问题中以发电单元实际发电量作为决策变量的非线性燃料成本函数和微粒排放函数,引入模糊集方法构造发电单元实际发电量的模糊变量,以贴近电力系统中发电单元发电量的特点,使得 EED 问题的模糊化多目标模型更贴近实际,并采用一种改进遗传算法来找出 EED 问题模糊化多目标模型的优化方案。最后采用一个 3 发电单元的测试系统进行仿真并与其他方法进行对比,结果证明采用本文模型和方法得到的系统负荷调度方案在系统经济成本与微粒排放量上有明显的改善。

关键词: 电力系统; 经济与环境负荷调度; 模糊化多目标模型; 改进遗传算法; 成本

中图分类号: N945.24

文献标志码: A

Fuzzy multi-objective model for Environmental/Economic Power Dispatch

YE Shi-jie^a, XIAO Zhi^a, ZHONG Bo^b, SUN Cai-xin^c

(a. School of Economics and Business Administration; b. College of Mathematics & Physics;

c. College of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: Environmental/Economic Power Dispatch (EED) now is one of the critical issues in power systems. Aiming at the nonlinear fuel cost function and particle emission function which take generation unit's real power generation amount as decision variable, the generation unit is transformed into a fuzzy variable and a novel fuzzy multi-objects model for EED is proposed to replace the traditional quadratic programming model. Furthermore, an improved genetic algorithm is adopted to find out the optimal solutions. Finally, the effectiveness of the method is testified by the simulations on an IEEE 3-generator test system, and the result shows the cost of power system and particle emission amount are greatly reduced.

Key words: electric power systems; Environmental/Economic Power Dispatch (EED); fuzzy multi-objective model; improved genetic algorithm; costs

电力经济与环境负荷调度(Economic Emission Load Dispatch, EED)的目标是最小化电力系统中运行发电单元的燃料成本和微粒排放量,并使得计划发电量满足电力系统中发电量的等式和不等式约

束。目前,在实际电力系统中,为了达到发电单元燃料成本最小化和微粒排放量最小化,主要采用两种方法安装污染清理装置和寻找微粒排放量更少的燃料来替换已有的发电设备及燃料,这种方法需要安

收稿日期:2010-04-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(E070401)

作者简介:叶世杰(1981-),男,重庆大学博士研究生,主要从事运筹与统计、预测与决策、数据挖掘与智能信息分析研究。

肖智(联系人),男,重庆大学教授,博士生导师,(E-mail)xiaozhi@cqu.edu.cn。

装新设备或者对已有设备进行调整,其成本往往需要较长时间才能够收回。另一种是通过对发电单元的原有电力经济负荷调度(Economic Load Dispatch, ED)规划进行修正,来得到燃料成本和微粒排放的优化方案。相比前一种方法而言,这种方法在短期内更加有效^[1]。因此,电力经济与环境负荷调度问题替代了原有的电力经济负荷调度问题,成为了当前电力系统所需考虑的重点问题之一。

传统的ED问题是一个单目标优化问题,发电单元的成本函数是以发电单元实际发电量为决策变量的二次函数,其变量系数常常通过实际运行或实验获得。而约束条件包括发电单元的发电能力约束、斜率约束、运行禁区约束,以及电力系统电力负荷平衡约束等一系列等式约束和不等式约束,其目的是在满足系统负荷需求和相关约束条件下,最小化发电单元的发电成本。许多文献已经对ED进行了研究并采取各种方法进行了分析。遗传算法(Genetic Algorithm)^[3,4,7,8,15]、进化策略(Evolution Strategy)^[19]、二次规划^[2,7,8]、微粒群方法(Particle Swarm Optimization)^[6,16,24]、Hopfield神经网络^[17,26]等方法都先后应用于求解ED问题,并都取得了不错的结果。

相比较于ED问题的成熟应用,EED问题的模型构造和方法研究仍处于发展阶段。目前,通常是在已有的ED模型基础上,给出一个与燃料成本函数近似的微粒排放函数,作为与燃料成本目标相权衡的另一个目标^[5,10,20,21,23,25]。另一种方法是将微粒排放作为一种约束条件添加进ED问题,从而得到EED问题模型^[14,22]。在已有文献中,文献[5]根据经典经济学模型对EED问题进行了求解。文献[21]采用GA在发电单元燃料成本函数和微粒排放函数这两个相互矛盾的函数中找到一个折中方案。文献[23]采用进化规划解决含有线路电流约束的EED问题。而模糊集理论也分别被应用于EED的模型构造和方法设计,文献[10]通过假设决策制定者对于每个发电单元的发电量函数有着不精确的目标,即模糊的目标,提出了一个针对经济与环境负荷调度的内部模糊满意度方法。文献[25]提出了电力系统负荷调度的多目标模糊微粒群算法,并将其应用于经济和环境负荷调度问题中。此外,权重和方法、Hopfield方法以及EP方法都已被应用于EED^[14,20,22]。

综上所述,当前对于EED问题的研究,主要集中在模型构造和算法设计2个方面。构造反映实际电力系统中发电单元的燃料成本与微粒排放——这

2个相互矛盾且都需要同时优化的目标函数,以及保证所得发电单元的发电量方案满足相应的发电单元运行约束和电力系统运行约束。文献[27]将2种改进的遗传算法进行结合来处理火力发电系统的多目标负荷调度问题。文献[28]针对经济负荷调度问题采用微粒群算法寻找Pareto最优解集,同时确保所得方案满足系统的安全约束。在已有研究中,通常采发电单元的实际发电量作为决策变量的二次函数来表示发电单元燃料成本与微粒排放的目标函数,而这种函数形式对于反映实际中发电单元的非线性特点是不充分的,并且随着发电单元其他实际特点的引入,发电单元的非线性特点还会变得更加复杂,因此给相应的算法设计和实施带来许多困难。并且,传统二次函数中变量系数的确定往往是通过历史数据拟合或者实验获得,其计算时间和可靠性也存在着改进之处。另外,就算法设计而言,目前所采用的算法都存在着一些缺点。GA仅需要目标函数信息,不需要其他辅助信息。但是,GA方法中必需的编码解码策略在ED问题中并不是所需的,虽然GA和EP都是解决多目标优化问题的不错方法,但有时这2种方法仅能得到近似全局最优解,并且在求解过程中耗时较长^[2]。原始PSO算法可直接应用于无约束的问题,所以需改进原始PSO算法来反映在搜索过程中的等式和不等式约束从而求解EED问题^[16]。在传统Hopfield模型中,需引入大量神经元来表示电力系统中发电单元相关数据,这在数量上是很繁杂的^[17]。

笔者引入模糊集方法,根据实际电力系统中发电单元的非线性特性以及发电单元所处外部环境的不确定性影响等情况,将发电单元的发电量作为一个处在不确定环境下的模糊变量,用来构造发电单元的燃料成本函数和微粒排放函数,使得EED问题的模糊化多目标模型更贴近于实际,以此来替换传统的以发电单元实际发电量为决策变量的二次目标函数。笔者提出的目标函数不需要额外的变量系数信息,更具客观性。另外,在方法设计上,采用一种改进的遗传算法求解EED问题的模糊化多目标模型,利用GA的全局并行搜索功能以及鲁棒性强、多样化好的特点来提高所得优化方案的有效性。

1 模型描述

首先给出传统EED模型中以发电单元实际发电量作为决策变量的二次函数所表示的发电单元燃料成本目标函数与微粒排放目标函数,如下所示。

之后,将给出笔者在此基础上发展得到的 EED 问题的模糊化多目标模型。

传统 EED 目标 1:燃料成本最小化

$$F(P_G) = \sum_{i=1}^M (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2), \quad (1)$$

式中: M 是电力系统中运行的发电单元总数; a_i, b_i, c_i 是第 i 台发电单元的成本系数; P_{Gi} 是第 i 台发电单元的实际电力输出,表示为:

$$P_G = (P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{GM}), \quad (2)$$

式中 P_G 为电力系统的整体实际电力输出。

传统 EED 目标 2:微粒排放最小化

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^M a_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i P_{Gi}^2, \quad (3)$$

其中 a_i, β_i, γ_i 是第 i 个发电单元微粒特征的系数。

明显地,上述目标函数中变量系数的确定是一个值得考虑的问题。在实际情况中,这常常需要大量的电力系统相关数据来进行拟合或者通过实验来获得。

综上所述,为避免传统发电单元实际发电量为决策变量的二次目标函数的不足,以及考虑到实际中发电单元自身非线性运行特点和外界环境的影响,笔者将发电单元发电量 P_{Gi} 作为在一个不确定环境中的一个模糊变量,根据模糊集成员函数理论^[11],以实际电力系统发电单元运行为基础,构造发电单元发电量 P_{Gi} 的模糊隶属度函数如下:

$$\begin{aligned} \mu(P_{Gi}) &= \frac{P_{Gi} - P_{Gi}^{\min}}{P_{Gi}^{\text{mean}} - P_{Gi}^{\min}}, \text{ if } P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\text{mean}}; \\ \mu(P_{Gi}) &= \frac{P_{Gi} - P_{Gi}^{\max}}{P_{Gi}^{\text{mean}} - P_{Gi}^{\max}}, \text{ if } P_{Gi}^{\text{mean}} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}; \\ \mu(P_{Gi}) &= 0, \text{ otherwise.} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $P_{Gi}^{\min}, P_{Gi}^{\max}, P_{Gi}^{\text{mean}}$ 分别是第 i 台发电单元的发电能力上、下界限和均值,该模糊隶属度函数如图 1 所示。为与前文中发电单元实际发电量进行区分,同时保持文章的连贯性。以下 P_{Gi} 表示发电单元 i 的发电量所对应的模糊变量。

根据模糊集可信性反演定理,已知模糊变量 P_{Gi} 的成员函数为 $\mu(P_{Gi})$,则对于任意实数集 B (所有发电单元的发电量集合),其可信性为:

$$\text{Cr}\{P_{Gi} \in B\} = \frac{1}{2} (\sup_{P_{Gi} \in B} \mu(P_{Gi}) + 1 - \sup_{P_{Gi} \in B^c} \mu(P_{Gi})). \quad (5)$$

这里构造了发电单元 i 的发电量所对应的模糊变量 P_{Gi} ,原来由发电单元实际发电量作为决策变量

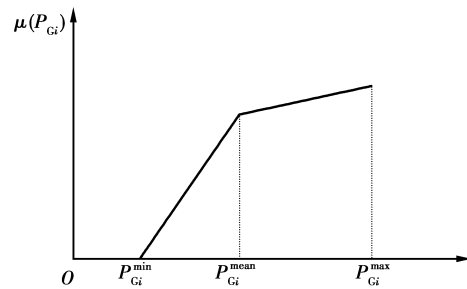


图 1 发电单元 i 的发电量模糊隶属度关系

的发电单元燃料成本与微粒排放成本的二次函数形式可改写为由实际发电量的模糊变量作为决策变量的燃料成本目标函数 $F(P_G)$ 和微粒成本目标函数 $E(P_G)$ 。由于 P_{Gi} 是一个模糊变量,因此 $F(P_G)$ 和 $E(P_G)$ 都是模糊变量 P_{Gi} 的模糊函数^[12-13]。

上文结合模糊变量隶属函数理论,得到了 P_{Gi} 的模糊隶属度函数(公式(4))及可信性(公式(5))。而现在已知 $F(P_G)$ 和 $E(P_G)$ 都是模糊变量 P_{Gi} 的模糊函数,因此它们也是模糊变量。根据 Liu 在文献[11-13]中提出的模糊最大机会准则(DCP)理论,一个模糊变量(事件)的出现机会与该变量(事件)在一个不确定环境中的可行性是一致的,选择最大可信性事件作为决策选择。而已有 $P_G = (P_{G1}, P_{G2}, \dots, P_{GM})$,可得以模糊变量 P_{Gi} 为决策变量的 EED 燃料成本目标函数和微粒排放目标函数的模糊最大机会准则模型如下。

目标 1:燃料成本最小化

$$\max \text{Cr}\{F(P_G) \geq 0\}. \quad (6)$$

目标 2:微粒排放最小化

$$\max \text{Cr}\{E(P_G) \geq 0\}. \quad (7)$$

在设定发电单元 i 的发电量 P_{Gi} 为模糊变量,得到 EED 的模糊化目标函数后,还可得到模糊化的约束条件如下。

1) 电力平衡约束:

$$\sum_{i=1}^M P_{Gi} = P_D + P_L. \quad (8)$$

2) 发电单元能力约束:

$$P_{Gi}^{\min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi}^{\max}. \quad (9)$$

其中: P_D 为预测的电力系统负荷需求,文中为一个外生的模糊变量; P_L 为输电网络的总损失,其是发电单元 i 和发电单元 j 的发电量的函数,因此也是一个模糊变量; $P_{Gi}^{\min}, P_{Gi}^{\max}$ 分别是第 i 台发电单元的发电能力上、下界限。文中采用 B 系数多项式方法来计算 P_L 的方法^[6,20,25]。

$$P_L = \sum_i \sum_j P_{G_i} B_{ij} P_{G_j}, \quad (10)$$

式中: B_{ij} 为输电损失系数; P_{G_i} 和 P_{G_j} 分别是第 i 台发电单元和第 j 台发电单元的发电量。实际中, B 系数通过 Z -总线计算方法得到^[6,20,25]。

因此,得到 EED 的模糊多目标模型如下。

$$\begin{cases} \max Cr \{F(P_G) \leq 0\}, \\ \max Cr \{E(P_G) \leq 0\}, \\ \text{subject to:} \\ \sum_{i=1}^M P_{G_i} = P_D + P_L, \\ P_{G_i}^{\min} \leq P_{G_i} \leq P_{G_i}^{\max}, \end{cases} \quad (10)$$

其中, $P_G = [P_{G_1}, P_{G_2}, \dots, P_{G_M}]$ 是一个 M 维的模糊决策向量,其所处的不确定环境可通过对应的模糊约束条件(8)-(9)来描述。该 EED 模糊化模型实质上是满足原有二次函数模型中约束条件的方案求解过程转换为寻找在满足当前不确定环境约束下的出现可信性最大的方案。

2 改进的遗传算法

2.1 编码

笔者采用实数编码,即用各台发电单元在规划时刻 t 的计划发电量按照模糊隶属度函数所得的函数值作为个体的基因值,得到个体 I 如下。

$$I = (V_t(P_{G_1}, \dots, P_{G_M})), \quad (11)$$

$V_t(P_{G_1}, \dots, P_{G_M})$ 是各个发电单元在 t 时的值的集合。这里所产生的个体 I 需满足不等式约束(9)。若不满足则对超过发电能力限制的台发电单元的计划发电量进行调整,得到满足不等式约束(9)的个体。然后,根据公式(10)计算得到个体 I 所对应的 P_L ,并根据已知的 P_D 判断 I 是否满足等式约束(8)。若不满足则随机重新生成新个体直至满足不等式约束和等式约束为止。

2.2 初始化种群以及后备种群

按照上述方法随机生成 N 个个体,形成种群规模为 N 的初代种群 Pop_0 和一个后备种群 Pop_{pre} 如下。 N_{pre} 为电力系统自定的后备种群个体数目。

$$Pop_0 = \{I_1, \dots, I_N\}, \quad (20)$$

$$Pop_{pre} = \{I_1, \dots, I_{N_{pre}}\}. \quad (21)$$

2.3 计算适应值

根据文献[11-13]中 Liu 提出的模糊最大机会准则(DCP)理论,计算个体 I_j ($j=1, 2, \dots, N$) 对应的 EED 模糊化燃料成本目标函数值和模糊化微粒排放目标函数值。

2.4 选择

笔者采取一种改进后的最优个体保存策略,将个体 I_j 按照其目标适应值之和升序排列,将拥有最大适应值之和的个体复制进入下一代。再从后备种群中任意选择 R 个体,得到 $R+N$ 个体。按照其目标适应值之和升序排列,将最后的 $N-1$ 个体复制如下一代种群,得到种群规模为 N 的下一代种群 Pop_1 。

2.5 终止条件

采取 2 种终止条件:一是当算法迭代次数,即当前种群代数 Pop_k 达到预定阈值 K 时终止算法;二是当某个体 I_j 连续 X 代(X 为预定于标准)都是最优个体时,终止算法。特别地,当种群个体在经历最大次数迭代后,在成本最小化目标函数和微粒排放最小化目标函数的收敛趋势上不一致时,此时选取在迭代过程中,按照个体对应的两个适应值——两个目标函数值的平均值进行降序排列,以最小数值的个体为最终结果。

2.6 解码

按照发电单元发电量的模糊隶属度函数进行反运算,即可对输出的最优个体进行解码,得到满足发电系统等式约束和不等式约束,最小化 EED 多目标问题的发电单元的负荷分配。

明显地,笔者所采用的遗传算法中,用遗传算法的选择算子来代替了交叉算子和变异算子。这主要是由于 EED 多目标问题中的等式约束(9)要求根据发电单元的发电量 P_{G_i} ($i=1, 2, \dots, M$) 计算 P_L ,这需要一定计算时间。同时,若对当前个体进行交叉、变异操作则可能会使得产生的新个体不满足等式约束(9),这往往需要引入惩罚函数或者对个体的基因值调整后重新计算 P_L 。因此,将遗传算法的交叉算子和变异算子可能会带来的大量运算转移到算法开始时的后备种群 Pop_{pre} 生成过程中,这样只需一次大量的计算来替代在种群迭代中可能多次出现的重复运算。

3 结果与对比

所提出的改进遗传算法含有 3 个发电单元 IEEE 的测试系统。

表 1 列举的是测试系统的发电单元历史燃料成本数据和历史微粒排放数据,及相对应的历史实际发电量 P_{G_i} ($i=1, 2, 3$),历史系统负荷需求 P_D 和历史输电损失 P_L 的部分数据样本。

表 1 3 发电单元 IEEE 测试系统历史数据样本(部分)

成本 /(\$·h ⁻¹)	排级 /(t·h ⁻¹)	P _L /MWh	P _D /MWh	P _{G1} /MWh	P _{G2} /MWh	P _{G3} /MWh
290.022 8	0.110 3	0.130 7	0.372 1	0.468 4	0.126 9	0.158 7
305.753 8	0.087 3	0.188 3	0.565 7	0.218 9	0.345 4	0.139 3
299.527 9	0.111 3	0.189 0	0.327 7	0.331 6	0.496 8	0.323 2
282.184 2	0.093 1	0.118 6	0.332 7	0.281 1	0.181 0	0.105 3
...
311.764 8	0.105 9	0.186 5	0.369 8	0.459 1	0.417 6	0.124 4
309.092 1	0.102 1	0.132 6	0.400 1	0.137 3	0.221 2	0.450 2
285.886 5	0.101 7	0.176 8	0.175 7	0.154 7	0.119 5	0.167 3
293.214 0	0.097 0	0.102 7	0.459 1	0.201 2	0.243 4	0.122 4

将上述表格中发电单元的历史样本数据经过模糊化处理,进而得到该测试系统的 EED 模糊多目标模型。然后采用本文给出的遗传算法进行优化求解。这里所应用于 IEEE3 发电单元测试系统的遗传算法中,种群的规模 N 为 30,后备种群规模 N_{pre} 为 300。遗传算法采用的终止条件是当某个最优个体连续 20 代都是最优个体时,则终止算法。

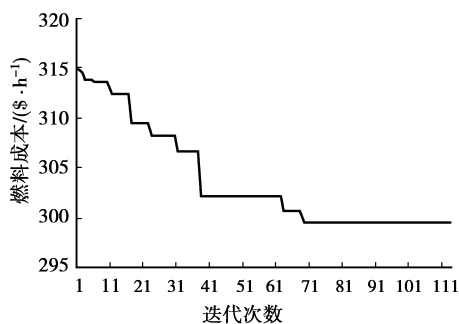


图 2 3 单元 IEEE 测试系统燃料成本目标函数收敛趋势图

从 EED 模糊化多目标优化收敛过程中可发现,由于遗传算法采取了最有个体保存策略,因此在测试系统的运行中,算法都能很快地找到帕雷特优化解。同时,由于采用了以后备种群和当前种群中的个体综合选择算子,来取代原有的交叉算子和变异算子,进入子代的个体都满足 EED 模糊化多目标模型的等式约束(9)和不等式约束(8),也为算法的个体多样性提供了保证。当然,也应看见,燃料成本目标和微粒排放目标在算法早期运行时收敛较慢,这是由于算法在开始阶段确定全局最优帕雷特方向这

一过程与随机选取后备种群中个体来与当前种群中个体进行比较产生子代这一过程密切相关,一旦确定了寻优方向,目标函数的收敛即会加快。因此,正如前文所述遗传算法中种群和后备种群的规模对于该混合方法的性能而言是十分重要的。

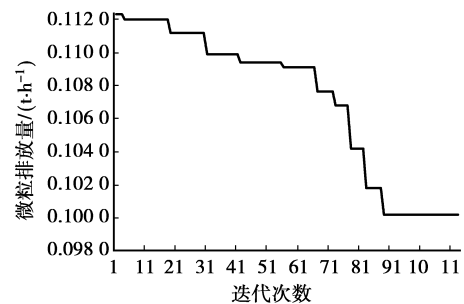


图 3 3 单元 IEEE 测试系统微粒排放成本目标函数收敛趋势图

也将该混合方法在测试系统上运行的结果与微粒群算法^[16]、进化规划算法^[19]进行了比较,结果如表 2 所示。

表 2 混合算法(HM)与 EP、PSO 算法的 IEEE 3 发电单元测试结果

项目	HM	EP	PSO
P _{G1} /MWh	0.27	0.34	0.31
P _{G2} /MWh	0.29	0.38	0.32
P _{G3} /MWh	0.24	0.31	0.26
Cost/(\$·h ⁻¹)	299.49	308.52	302.47
Emission/(t·h ⁻¹)	0.10	0.17	0.12

表2中,第2-4行是测试系统的3个发电单元的发电量,第5-6行为测试系统在发电单元发电量安排下的燃料成本和微粒排放量。可以看出,采用混合算法所得负荷调度的结果是相对占优的。从结果中可看出,混合算法中的遗传算法在种群优化中保持了个体的可行性,即满足实际发电约束,因此测试系统的3个发电单元能分别以最少的发电量满足系统中各种关于发电量的等式约束和不等式约束,同时得到相对节约的燃料成本和较少的微粒排放量。具体来说,采用笔者混合方法,测试系统的3个发电单元分别以0.27、0.29、0.24 MWh的发电量满足系统的电力平衡约束和发电单元能力约束,同时得到最少的燃料成本299.49 \$/h和最少的微粒排放量0.1 t/h。

4 结 语

笔者回顾了从ED问题到EED问题发展过程中的相关模型和方法,以及它们相应的特点。根据实际电力系统中发电单元的非线性特点以及发电单元所处外部环境的不确定性影响等情况,将发电单元的发电量作为一个模糊变量。并以此为基础,将传统以发电元实际发电量为决策变量的EED二次目标函数改变为用发电元发电量的模糊变量作为决策变量的模糊函数。在此基础上,根据模糊集理论相关概念,采用模糊最大机会准则理论,将发电单元的燃料成本目标函数、微粒排放目标函数和电力系统中关于发电量的等式约束和不等式约束等作为以发电单元发电量的模糊变量的函数和约束,提出了EED问题的模糊最大机会准则模型。将原有的求解满足双目标函数模型中约束条件的方案转换为寻找在满足当前电力系统不确定环境下出现可信性最大的负荷调度方案。并结合模型特点,对遗传算法进行改进,引入备选种群,用遗传算法的选择算子替代交叉算子、变异算子,保证了个体的多样性,并使所得的优化方案满足EED模糊化多目标模型的约束条件。未来的研究将会放在发电单元发电量的性质,以其他计算方法相结合提高算法整体性能等方面。

参考文献:

- [1] ABIDO M A. Environmental/economic power dispatch using multiobjective evolutionary algorithms [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 8(4): 1529-1537.
- [2] ATTAVIRIYANUPAP P, KITA H, TANAKA E, et al. A hybrid EP and SQP for dynamic economic dispatch with nonsmooth fuel cost function [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 17(2): 411-416.
- [3] CHIANG C L. Improved genetic algorithm for power economic dispatch of units with valve-point effects and multiple fuels [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(4):1690-1699.
- [4] CHIANG C L. Genetic-based algorithm for power economic load dispatch [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2007, 1(2):261-269.
- [5] ERIKSEN P B. Economic and environmental dispatch of power/CHP production systems [J]. Electric Power Systems Research, 2001, 57(1):33-39.
- [6] GAING Z L. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(3):1187-1195.
- [7] HE D K, WANG F. L, MAO Z Z. A hybrid genetic algorithm approach based on differential evolution for economic dispatch with valve-point effect [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2008, 30(1):31-38.
- [8] HE D K, WANG F L, MAO Z Z. Hybrid genetic algorithm for economic dispatch with valve-point effect [J]. Electric Power Systems Research, 2008, 78(4): 626-633.
- [9] HONG T P, TSENG L H, WANG S L. Learning rules from incomplete training examples by rough sets [J]. Expert Systems with Applications, 2002, 22(4):285-293.
- [10] HOTA P K, CHARKRABARTI R, CHATTO-PADHYAY P K. Economic emission load dispatch through an interactive fuzzy satisfying method [J]. Electric Power Systems Research, 2000, 54(3): 151-157.
- [11] LIU B D. Fuzzy random dependent-chance programming [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2001, 9(5): 721-726.
- [12] LIU B D. Uncertainty theory [M]. Beijing: Tsinghua University, 2008:53-80.
- [13] LIU B D. Theory and practice of uncertain programming [M]. Beijing: Tsinghua University, 2008:53-70.
- [14] MUSLU M. Economic dispatch with environmental

- considerations; tradeoff curves and emission reduction rates [J]. *Electric Power Systems Research*, 2004, 71(2):153-158.
- [15] NANDA J, NARAYANAN R B. Application of genetic algorithm to economic load dispatch with Lineflow constraints [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2002, 24(9):723-729.
- [16] PARK J B, LEE, J R, et al. A particle swarm optimization for economic dispatch with nonsmooth cost functions. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2005, 20(1):34-42.
- [17] PARK J H, KIM Y S, EOM I K, et al. Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using Hopfield neural-network [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1993, 8(3):1030-1038.
- [18] PAWLAK Z, SKOWRON A. Rudiments of rough sets [J]. *Information Sciences*, 2007, 177(1): 3-27.
- [19] PEREIRA N A, UNSIHUA Y C, SAVEDRA O R. Efficient evolutionary strategy optimisation procedure to solve the nonconvex economic dispatch problem with generator constraints [J]. *Generation Transmission and Distribution*, 2005, 125(5):653-660.
- [20] AKRISHNAN P, ARAVINDAN C, SUBATHRA P. On-line emission and economic load dispatch using adaptive Hopfield neural network [J]. *Applied Soft Computing*, 2003, 2(4): 9.
- [21] THENMOZHI N, MARY D. Economic emission load dispatch using hybrid genetic algorithm [J]. *TENCON* 2004, 3/4:476-479.
- [22] TSAY M T, LIN W M, LEE J L. Application of evolutionary programming for economic dispatch of cogeneration systems under emission constraints [J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2001, 23(8):805-812.
- [23] VENKATESH P, GNANADASS R, PADHY N P. Comparison and application of evolutionary programming techniques to combined economic emission dispatch with line flow constraints [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2003, 18(2): 688-697.
- [24] VICTOIRE T A A, JEYAKUMAR A E. Hybrid PSO-SQP for economic dispatch with valve-point effect [J]. *Electric Power Systems Research*, 2004, 71(1):51-59.
- [25] WANG L, SINGH C. Environmental/economic power dispatch using a fuzzified multi-objective particle swarm optimization algorithm [J]. *Electric Power Systems Research*, 2007, 77(12):1654-1664.
- [26] 王日见, 李渝曾, 张少华. 一种求解环境经济负荷调度问题的人工神经网络新方法 [J]. *电力系统自动化*, 2002, 26(21):45-48.
- WANG RI-JIAN, LI YU-ZENG, ZHANG SHAO-HUA. A new artificial neural network approach to economic emission load dispatch [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2002, 26(21):45-48.
- [27] 冯士刚, 艾芊, 王伟, 等. 基于伪并行 NSGA-II 算法的火电站多目标负荷调度 [J]. *上海交通大学学报*, 2008, 42(3):421-425.
- FENG SHI-GANG, AI QIAN, WANG WEI, et al. Multi-objective robust PID optimization design based on pseudo-parallel NSGA-II algorithm [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2008, 42(3):421-425.
- [28] 苏鹏, 刘天琪, 赵国波, 等. 基于改进粒子群算法的节能调度下多目标负荷最优分配 [J]. *电网技术*, 2009, 33(5):48-53.
- SU PENG, LIU TIAN-QI, ZHAO GUO-BO, et al. An improved particle swarm optimization based multi-objective load dispatch under energy conservation dispatching [J]. *Power System Technology*, 2009, 33(5):48-53.

(编辑 王维朗)