

文章编号:1671-6833(2014)04-0096-05

# 采用 MOEA/D 算法的含风电系统环境经济调度

朱永胜<sup>1,2</sup>, 王 杰<sup>1</sup>

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 中原工学院 电子信息学院, 河南 郑州 450007)

**摘要:** 建立含风电系统的环境经济调度(Environmental Economic Dispatch, EED)模型, 提出采用基于分解的多目标进化算法(Multi-objective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition, MOEA/D)来求解, 并在算法中加入约束处理, 归一化及变异操作来改善算法的性能并保持解的多样性, 以获得理想的 Pareto 最优前沿. 通过仿真计算, 并与其他优化算法进行对比分析, 验证了 MOEA/D 算法解决含风电 EED 问题的可行性和有效性.

**关键词:** 风电; 环境经济调度; 多目标进化算法; MOEA/D; Pareto 最优前沿

**中图分类号:** TM732 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-6833.2014.04.023

## 0 引言

近年来, 含风电的电力系统环境经济调度(Environmental Economic Dispatch, EED)越来越受到学者的关注. EED 问题是一个非线性约束的多目标优化问题. 文献[1]采用多目标随机黑洞粒子群优化算法, 并使用聚类技术加快寻优速度. 文献[2]设计一种包含多目标优化和辅助决策的 2 阶段解法, 能在求得问题的 Pareto 最优集后进行决策指导. 文献[3]分别采用非支配排序遗传算法(Nondominated Sorted Genetic Algorithm, NSGA)、基于小生境的遗传算法(Niched Pareto Genetic Algorithm, NPGA)以及强度 Pareto 进化算法(Strength Pareto Evolutionary Algorithm, SPEA)解决 EED 问题, 并对三种进化算法进行评价以证明其相对传统算法的优势.

2007 年 Zhang 提出了基于分解的多目标进化算法(Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition, MOEA/D)<sup>[4]</sup>. 该方法将逼近整个 Pareto 最优前沿的多目标优化问题分解为一定数量的单目标优化子问题, 然后用进化算法同时求解. 算法简单灵活, 性能优异, 已被成功应用于天线设计<sup>[5]</sup>、医学诊断<sup>[6]</sup>等领域.

笔者结合经济效益和环境保护目标, 建立含

风电系统的 EED 数学模型; 提出采用 MOEA/D 算法求解该模型, 并对算法进行适当改进, 提高算法的搜索性能并保持解的多样性, 以获得理想的调度方案.

## 1 含风电场环境经济调度数学模型

### 1.1 目标函数

(1) 燃料费用. 总燃料费用的目标函数表达式为<sup>[3]</sup>

$$F(P_G) = \sum_{i=1}^N (a_i + b_i P_{Gi} + c_i P_{Gi}^2) + |e_i \sin[f_i(P_{Gi_{min}} - P_{Gi})]| \quad (1)$$

式中:  $N$  为机组数;  $P_{Gi}$  为系统第  $i$  台机组的有功出力;  $a_i, b_i, c_i, e_i, f_i$  为机组  $i$  的费用系数.

(2) 污染排放目标函数. 污染气体排放的目标函数表达式为<sup>[3]</sup>

$$E(P_G) = \sum_{i=1}^N [10^{-2}(\alpha_i + \beta_i P_{Gi} + \gamma_i (P_{Gi})^2) + \zeta_i \exp(\lambda_i P_{Gi})] \quad (2)$$

式中:  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, \zeta_i, \lambda_i$  为机组  $i$  的污染气体排放系数.

### 1.2 风电的概率模型

采用如下两参数威布尔(Weibull)分布模型来描述风速<sup>[7]</sup>

收稿日期:2014-03-30; 修订日期:2014-05-19

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61305080); 河南省科技攻关计划项目(132102210521); 河南省教育厅科学技术研究重点项目(14A470010)。

作者简介:朱永胜(1980-), 男, 河南郑州人, 中原工学院讲师, 在读博士研究生, 主要研究方向为电力系统优化运行, zhuyusy@163.com.

$$F(v) = 1 - \exp[-(v/c)^k]. \quad (3)$$

$$f(v) = (k/c)(v/c)^{k-1} \exp[-(v/c)^k]. \quad (4)$$

式中: $c$ 为尺度参数; $k$ 为形状参数; $v$ 是给定风速.

风机的有功出力  $P_W$  与风速的关系为

$$P_W = \begin{cases} 0, & v < v_{in}, v \geq v_{out}; \\ P_{Wrate} \frac{v - v_{in}}{v_{rate} - v_{in}}, & v_{in} \leq v < v_{rate}; \\ P_{Wrate}, & v_{rate} \leq v < v_{out}. \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P_{Wrate}$ 为风机的额定功率; $v_{in}$ 、 $v_{rate}$ 和 $v_{out}$ 分别为切入风速、额定风速和切出风速; $P_W$ 的分布函数为<sup>[2]</sup>

$$F(P_W) = \begin{cases} 0, & P_W < 0; \\ 1 - \exp\left\{-\left[\left(1 + \frac{v_{rate} - v_{in}}{v_{in} P_{Wrate}} P_W\right) \frac{v_{in}}{c}\right]^k\right\}, & 0 \leq P_W < P_{Wrate}; \\ 1, & P_W \geq P_{Wrate}. \end{cases} \quad (6)$$

### 1.3 约束及处理

#### 1.3.1 功率平衡约束

考虑到风电出力的随机特性,以下各约束都以包含置信水平的概率形式给出.

$$P_r \left\{ \sum_{i=1}^N P_{Gi} + P_W - P_L \geq P_D \right\} \geq \eta_1. \quad (7)$$

式中: $P_D$ 为系统总负荷需求; $P_L$ 为网络损耗; $\eta_1$ 为系统满足负荷需求的置信水平.

将上式进行如下转化<sup>[2,8]</sup>:

$$P_r \left\{ P_W < P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi} \right\} = F\left(P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi}\right) \leq 1 - \eta_1. \quad (8)$$

代入(6)式,得功率平衡的不等式约束表达式

$$P_D + P_L - \sum_{i=1}^N P_{Gi} \leq \frac{c P_{Wrate}}{v_{rate} - v_{in}} \left| \ln \left[ \eta_1 + \exp \left( - \frac{v_{out}^k}{c^k} \right) \right] \right|^{1/k} - \frac{v_{in} P_{Wrate}}{v_{rate} - v_{in}}. \quad (9)$$

#### 1.3.2 备用容量约束

为减小随机的风电出力对系统调度的影响,考虑正旋转备用容量约束为

$$P_r \left\{ \sum_{i=1}^N (P_{Gi \max} - P_{Gi}) \geq U_{SR} + w_u P_W \right\} \geq \eta_2. \quad (10)$$

负旋转备用容量约束为

$$P_r \left\{ \sum_{i=1}^N (P_{Gi} - P_{Gi \min}) \geq w_d (P_{Wrate} - P_W) \right\} \geq \eta_3. \quad (11)$$

式中: $P_{Gi \max}$ 、 $P_{Gi \min}$ 分别为火电机组 $i$ 的有功出力上、下限; $U_{SR}$ 为常规系统的备用需求,一般取当前调度时段内最大一台火电机组的出力,即 $U_{SR} = \max(P_{Gi})$ ;  $w_u$ 、 $w_d$ 分别为风电场出力对正、负旋转备用的需求系数; $\eta_2$ 、 $\eta_3$ 为满足正、负旋转备用容量约束的置信水平.同样,可将式(10)(11)转化为

$$\frac{1}{w_u} \left[ \sum_{i=1}^N (P_{Gi \max} - P_{Gi}) - U_{SR} \right] \geq \frac{c P_{Wrate}}{v_{rate} - v_{in}} \left| \ln \left[ 1 - \eta_2 + \exp \left( - \frac{v_{out}^k}{c^k} \right) \right] \right|^{1/k} - \frac{v_{in} P_{Wrate}}{v_{rate} - v_{in}}. \quad (12)$$

$$P_{Wrate} - \frac{1}{w_d} \sum_{i=1}^N (P_{Gi} - P_{Gi \min}) \leq \frac{c P_{Wrate}}{v_{rate} - v_{in}} \left| \ln \left[ \eta_3 + \exp \left( - \frac{v_{out}^k}{c^k} \right) \right] \right|^{1/k} - \frac{v_{in} P_{Wrate}}{v_{rate} - v_{in}}. \quad (13)$$

#### 1.3.3 机组出力约束

火电机组出力约束

$$P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max} \quad (14)$$

风电场出力约束

$$0 \leq P_W \leq P_{Wrate} \quad (15)$$

风电穿透功率约束

$$0 \leq P_W \leq \delta P_D \quad (16)$$

## 2 多目标优化问题

以燃料费用最小和污染排放最小为目标,建立多目标优化模型如下:

$$\begin{cases} \text{Minimize}_{P_C} [F(P_C), E(P_C)]; \\ \text{subject to: } h_j(P_C) \leq 0, j = 1, 2, \dots, q; \\ P_{Gi \min} \leq P_{Gi} \leq P_{Gi \max}, i = 1, 2, \dots, N; \\ P_W \leq \delta P_D. \end{cases} \quad (17)$$

式中: $F(P_C)$ 、 $E(P_C)$ 是目标函数; $h_j(P_C)$ 是不等式约束.

## 3 MOEA/D 算法

### 3.1 算法框架

MOEA/D 算法提供了一个新的求解多目标优化问题的框架,该框架由分解算法和进化算法组成.文献[4]列举了三种将多目标问题分解为单目标问题的方法,笔者采用其中的 Tchebycheff 法;同时,采用差分进化(Differential Evolution, DE)算法进行个体间的进化操作,以保证种群的多样性以及对解空间的搜索能力.

(1) Tchebycheff 分解方程

$$\begin{cases} \text{Minimize } g^{te}(x | \lambda, z^*) = \max_{1 \leq i \leq m} \{ \lambda_i | f_i(x) - z_i^* | \}; \\ \text{subject to } x \in \Omega \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\Omega$ 是可行解区域; $m$ 为多目标个数; $z^* = (z_1^*, \dots, z_m^*)^T$ 为参考点, $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_m)^T$ 为权重向量,并且对于每个 $i = 1, \dots, m$ 应存在

$$\begin{cases} z_i^* = \min \{ f_i(x) | x \in \Omega \}; \\ \sum_{i=1}^m \lambda_i = 1. \end{cases} \quad (19)$$

(2) 约束处理. 采用如下的惩罚函数处理方法:

$$g_p^{te}(x | \lambda, z^*) = g^{te}(x | \lambda, z^*) + sV^2(x). \quad (20)$$

其中: $s$ 为越界惩罚系数; $V(x)$ 表示目标函数对约束的违反程度,如下式所示

$$V(x) = \left| \sum_{j=1}^q \max(h_j(x), 0) \right|. \quad (21)$$

显然,对于所有可行解,必须存在 $V(x) = 0$ ;否则,该解就是不可行解.

(3) 目标值归一化. 为了消除各个目标函数数量纲和数量级上的差异而对优化结果的影响,笔者对各目标函数值进行归一化操作,即

$$F'_m = \frac{F_m - F_{m \min}}{F_{m \max} - F_{m \min}}. \quad (22)$$

式中: $F_m$ 、 $F'_m$ 分别为目标函数的真实值和归一化值; $F_{m \max}$ 、 $F_{m \min}$ 分别为对应目标函数的最大和最小值.

(4) 最优折衷解. 得到 Pareto 最优解集后,应用模糊集理论为决策者提供最优折衷解,具体方法见文献[3].

### 3.2 本文算法的步骤

(1) 初始化. 1) 初始化权重向量 $\{\lambda^1, \dots, \lambda^N\}$ , 其值取自 $\left\{ \frac{0}{N-1}, \frac{1}{N-1}, \dots, \frac{N-1}{N-1} \right\}$ . 计算权重向量间的欧氏距离, 针对每一个向量找出 $T$ 个距离它最近的权重向量, 即 $B(i) = \{i_1, \dots, i_T\}$ ,  $i = 1, \dots, N$ . 其中, $N$ 为子问题的个数. 则 $\lambda^{i_1}, \dots, \lambda^{i_T}$ 分别对应 $\lambda^i$ 的 $T$ 个相邻权重向量. 2) 采用随机的方式在规定的出力范围内初始化种群 $x^1, \dots, x^N$ . 3) 初始化参考点 $z = (z_1, \dots, z_m)^T$ , 使得 $z_i = \min \{ f_i(x^1), \dots, f_i(x^N) \}$ , 即 $z$ 是目前找到的最好目标值.

(2) 进化操作. ① 设置进化操作的范围: 根据随机产生的随机数 $rand \in (0, 1)$ , 确定如下范围, 以保证算法的局部和全局搜索能力:

$$P = \begin{cases} B(i), & \text{如果 } rand < \varepsilon; \\ \{1, \dots, N\}, & \text{其它.} \end{cases} \quad (23)$$

② 进化及变异: 设 $r_1 = i$ , 从 $P$ 中随机选择 $r_2, r_3$ , 根据差分进化算法, 产生的个体 $y'$ ; 同时, 为了保证新种群的多样性, 加入概率为 $p_m$ 的变异操作, 产生新的个体 $y$ . 差分进化和变异操作如下所示.

差分进化如下.

$$y'_k = \begin{cases} x_k^{r_1} + F \times (x_k^{r_2} - x_k^{r_3}), & \text{概率为 } CR; \\ x_k^{r_1}, & \text{概率为 } 1 - CR. \end{cases} \quad (24)$$

其中: $F$ 缩放因子, $CR$ 为交叉概率.

变异如下.

$$y_k = \begin{cases} y'_k + \sigma_k \times (u_k - l_k), & \text{概率为 } p_m; \\ y'_k, & \text{概率为 } 1 - p_m. \end{cases} \quad (25)$$

其中: $u_k, l_k$ 分别为变量 $k$ 的上下限. 变异因子 $\sigma_k$ 的计算见下式

$$\sigma_k = \begin{cases} (2 \times rand)^{\frac{1}{\eta+1}} - 1, & \text{如果 } rand < 0.5; \\ 1 - (2 - 2 \times rand)^{\frac{1}{\eta+1}}, & \text{其它.} \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\eta$ 为控制变量.

③ 评价及参考值更新: 计算目标函数值 $f(y)$ , 并且计算惩罚函数 $V(y)$ . 如果 $f_j(y) < z_j$ , 则更新 $z_j = f_j(y)$ .

④ 算法更新: 设置 $c = 0$ .

如果 $c = n_r$ 或者 $P$ 为空集, 转到(3); 否则, 从 $P$ 中随机选择 $j$ ; 如果 $g_p^{te}(y | \lambda^j, z) \leq g_p^{te}(x^j | \lambda^j, z)$ , 则 $x^j = y$ ,  $g_p^{te}(x^j | \lambda^j, z) = g_p^{te}(y | \lambda^j, z)$ ;  $c = c + 1$ ; 将 $j$ 从 $P$ 中移除, 并返回 a).

(3) 迭代次数或者终止条件满足, 停止计算, 输出最优前沿、目标值及个体.

## 4 算例研究

### 4.1 算例参数

本研究以包含6台火发电机组和1个并网风电场的电力系统进行环境经济发电调度研究, 系统负荷为2.834pu(基准值100MVA). 风电场的参数见表1, 机组的燃料费用系数和污染气体排放系数见文献[3].

### 4.2 算法性能分析

为了验证本模型及所提算法的有效性及其性能, 同时采用多目标差分进化算法(Multi-Objective Differential Evolution, MODE)<sup>[9]</sup>、多目标进化规划法(Multi-Objective Evolutionary Programming,

表1 风电场参数

Tab.1 Parameters of the wind farm

$P_{Wrate}/MW$	$v_{in}$ /( $m \cdot s^{-1}$ )	$v_{rate}$ /( $m \cdot s^{-1}$ )	$v_{out}$ /( $m \cdot s^{-1}$ )	$w_u/\%$	$w_d/\%$
90	5	15	45	20	30
$c/(m/s)$	$k$	$\delta$	$\eta_1/\%$	$\eta_2/\%$	$\eta_3/\%$
15	2.2	0.25	80	95	95

MOEP)<sup>[10]</sup>及带精英策略的快速非支配排序遗传算法(Nondominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGAI)<sup>[11]</sup>对模型进行求解. MOEA/D 算法的参数设置如下:种群规模  $N = 100$ , 最大迭代次数  $K = 100$ ,  $T = 20$ ,  $\delta = 0.9$ ,  $CR = 0.9$ ,  $F = 0.5$ ,  $p_m = 1/6$ ,  $\eta = 20$ , 惩罚系数  $s$  设为 100. MODE 算法的缩放因子取 0.5, 交叉概率取 0.8, 采用 DE/best/1 形式. NSGAI 的交叉和变异概率分别取 0.9 和 0.2. 为了保证结果的可比性, 其它三种算法的种群规

模、最大迭代次数及惩罚系数都与 MOEA/D 算法一致. 四种算法得到的 Pareto 前沿、折衷解及极端解如下.

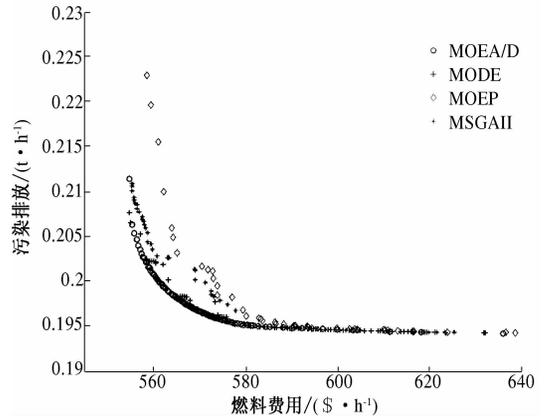


图1 不同算法得到的 Pareto 最优前沿

Fig.1 Optimal Pareto Fronts obtained by different algorithms

表2 不同算法得到的最优折衷解

Tab.2 Best compromise solutions obtained by different algorithms

算法	$P_{c1}/pu$	$P_{c2}/pu$	$P_{c3}/pu$	$P_{c4}/pu$	$P_{c5}/pu$	$P_{c6}/pu$	风电场出力/pu	燃料费用/( $\$ \cdot h$ )	污染排放/( $t \cdot h$ )
MOEA/D	0.314 43	0.398 15	0.488 65	0.478 76	0.500 32	0.421 45	0.232 24	571.70	0.196 28
MODE	0.358 69	0.321 53	0.465 72	0.474 48	0.492 78	0.469 99	0.250 81	574.01	0.196 34
MOEP	0.337 82	0.393 60	0.460 66	0.494 12	0.508 41	0.443 57	0.195 82	580.14	0.196 12
NSGAI	0.241 51	0.425 36	0.447 65	0.404 37	0.568 00	0.516 27	0.230 84	577.73	0.196 79

表3 不同算法得到的极端解

Tab.3 Extreme solutions obtained by different algorithms

算法	目标函数	火电机组出力/pu	风电场出力/pu	燃料费用/( $\$ \cdot h^{-1}$ )	污染排放/( $t \cdot h^{-1}$ )
MOEA/D	经济最优	2.601 8	0.232 18	554.64	0.211 35
	环保最优	2.831 3	0.002 67	635.97	0.194 23
MODE	经济最优	2.623 3	0.210 75	554.73	0.207 64
	环保最优	2.762 3	0.071 67	632.05	0.194 31
MOEP	经济最优	2.642 3	0.191 70	558.50	0.222 87
	环保最优	2.831 7	0.002 35	638.67	0.194 32
NSGAI	经济最优	2.601 8	0.232 21	555.29	0.210 83
	环保最优	2.783 6	0.005 03	625.31	0.194 35

分析图1及表2、表3可得:4种算法都能获得较为完整的 Pareto 最优前沿. 但采用 MOEA/D 方法所获得的最优前沿分布更均匀. 在折衷解方面, 采用本文方法求得的燃料费用结果为四种算法中的最优, 分别比 MODE、MOEP 及 NSGAI 的结果少了 2.31  $\$/h$ 、8.44  $\$/h$  及 6.03  $\$/h$ . 本研究算法找到的污染排放结果要好于 MODE 及 NSGAI, 但是略逊于 MOEP. 综合考虑经济和环保要求, MOEA/D 算法得到的结果效果更好. 在极端解方面, MOEA/D 算法求得的燃料费用及污染排放量都是最好的. 各算法运行 20 次所需的平均时间见表4; 其污染排

放目标的收敛速度曲线见图2.

表4 不同算法所需的平均时间

Tab.4 The average time required for different algorithms

算法	MOEA/D	MODE	MOEP	NSGAI
求解时间/s	4.656	7.512	5.625	8.548

## 5 结论

结合经济效益和环境保护目标, 建立含风电场的环境经济调度数学模型, 提出采用 MOEA/D 算法解决含风电场的环境经济调度问题, 并在算法中加入约束处理、归一化及变异操作来改善算

法的性能并保持解的多样性.以含6台火电机组和1个并网风电场的电力系统为例,进行环境经济调度.通过与其他3种算法的对比分析,证明采用本文的MOEA/D算法具有很好计算精度和收敛速度.

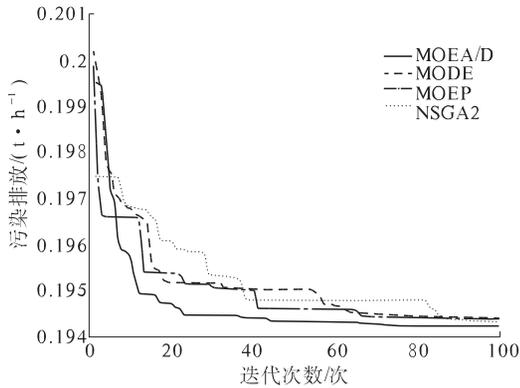


图2 污染排放目标的收敛速度曲线

Fig.2 Convergence curve of emissions object

### 参考文献:

- [1] 刘静,罗先觉.采用多目标随机黑洞粒子群优化算法的环境经济发电调度[J].中国电机工程学报,2010,30(34):105-111.
- [2] 邱威,张建华,刘念.含大型风电场的环境经济调度模型与解法[J].中国电机工程学报,2011,31(19):8-16.
- [3] ABIDO M A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 315-329.
- [4] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [5] CARVALHE R, SALDANHA R R, GOMES B N, et al. A multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition for optimal design of yagi-uda antennas[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(2): 803-806.
- [6] AIMOUBAYED N, PETROVSKI A, MCCALL J. Multi-objective optimisation of cancer chemotherapy using smart pso with decomposition[C]. 2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Multicriteria Decision-Making (MDCM). Paris:IEEE,2011:81-88.
- [7] HETZER J, YU D C, BHATTARAI K. An economic dispatch model incorporating wind power[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23(2): 603-611.
- [8] LIU X, XU W. Economic load dispatch constrained by wind power availability: a here-and-now approach[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2010, 1(1): 2-9.
- [9] MADAVAN N K. Multiobjective optimization using a Pareto differential evolution approach[C]. Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Honolulu:IEEE, 2002, 2: 1145-1150.
- [10] QU B Y, SUGANTHAN P N, PANDI V R, et al. Multi objective evolutionary programming to solve environmental economic dispatch problem[C]. 2010 11th International Conference on Control Automation Robotics & Vision. Singapore.:IEEE, 2010: 673-1679.
- [11] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002,6(2): 182-197.

## Environmental Economic Dispatch Integrating Wind Power Adopting MOEA/D Algorithm

ZHU Yong-sheng<sup>1,2</sup>, WANG Jie<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 450007, China)

**Abstract:** The Environmental Economic Dispatch (EED) model integrating wind power is established. The Multi-objective Evolutionary Algorithm based on Decomposition (MOEA/D) is proposed to solve the model with the constraint handling methods, normalization and mutation operation to improve the performance of the algorithm and maintain the diversity of solutions, which can obtain the ideal Pareto optimal front. Simulation tests were performed and the results show that, through comparative analysis with other optimization algorithms, the MOEA/D is more feasible and effective in solving EED problems with wind power.

**Key words:** wind power; EED; multi-objective evolutionary algorithm; MOEA/D; Pareto optimal front