

含风电场机组组合的模糊建模和优化

张晓花, 赵晋泉, 陈星莺

河海大学电气工程学院, 南京 210098

摘要 环境保护的兴起和传统化石能源的日益枯竭增加了人们将可再生能源融入现有系统的兴趣。风电是最有前途的可再生能源之一。但由于风力发电的间歇性和不可预测性使得控制发电频率和实际调度变得困难, 在含可再生能源的混合电力系统中存在许多问题。针对风电场出力的间歇性与不可预测性, 应用模糊理论建立了含风电场的机组组合模型, 综合考虑了一次能源的消耗与风电加入给系统带来的风险。通过定义隶属度函数将确定性问题模糊化, 采用最大化满意度指标法将问题转化为非线性规划问题, 并采用遗传算法求解该优化问题。对一个 10 机算例进行了仿真, 结果表明本文的算法可行, 且能根据决策者的意愿在一次能源的消耗与风险之间折中, 为运行和计划提供了宝贵的信息。

关键词 机组组合; 风电场; 模糊理论; 遗传算法

中图分类号 TM732

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2009)20-0102-04

Fuzzy Modeling and Optimization Based on Unit Commitment of a Power System Intergrated with Wind Power

ZHANG Xiaohua, ZHAO Jinquan, CHEN Xingying

College of Electrical Engineering, Hehai University,
Nanjing 210098, China

Abstract With the drive of environmental protection and the trend of progressive exhaustion of traditional fossil energy sources, the interest is increased on integrating renewable energy sources into existing power systems. Among various renewable energy sources, wind energy is one of the most promising renewable energy sources. However, the intermittency and unpredictability of the wind power generation poses difficulty in control of frequency and scheduling of generation, which causes problems in the renewable-energy based hybrid power system. In views of this point, a fuzzy unit commitment model including wind farms is proposed. Primary energy emission and the risk are synthetically considered in the paper. Through defining the membership function, the deterministic problem is transformed into a fuzzy problem. Then it is reformulated into a nonlinear problem by means of the fuzzy satisfaction maximum-minimum. Genetic algorithm (GA) is used to solve this

optimization problem. The simulation results of a 10 unit system demonstrate the feasibility of the proposed method. It can compromise the primary energy consumption with the risk according to the decision-maker's will. This paper provides some valuable information in both operation and planning in future.

Keywords unit commitment; wind power; fuzzy modeling; genetic algorithms

0 引言

随着国家可持续发展战略的提出, 构建节约型社会、加大节能减排和环境保护力度已成为广泛共识, 洁净可再生能源越来越受到人们的欢迎和重视。风力发电是新能源中最具有经济发展前景的一种发电形式。

风电具有随机性, 使电力系统的不确定性因素增多。用传统的方法来解决含风电的机组组合 (Unit Commitment, UC) 问题, 需要知道每个优化时段的风电场出力数据, 如何尽量减少风电随机性对求解问题的影响至关重要。国内外已开展预测风电场发电出力的工作^[1-3], 但总的来说, 风电场出力的预测误差还较大, 这给求解问题增加了困难。在处理这种不确定性问题时, 模糊理论已经被成功地用在优化问题中^[4-5], 但在这些工作中却没有考虑可再生能源及其随机性。文献[6]建立了基于机会约束规划的含风电场的电力系统经济调度数学模型, 以概率的形式描述相关约束条件, 利用基于随机模拟的粒子群算法求解该问题。文献[7]提出考虑具有间歇性

收稿日期: 2009-09-01

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50607003); 高等学校博士学科点专项科研基金项目 (20060294019); 电力系统及发电设备控制与仿真国家重点实验室开放课题基金项目 (GZH(2006)04)

作者简介: 张晓花, 博士研究生, 研究方向为电力系统优化运行、电能质量, 电子信箱: xiaohuazhang@hhu.edu.cn; 赵晋泉 (通信作者), 教授, 研究方向为电力系统优化运行、静态稳定控制, 电子信箱: jqzhao2@tom.com

和随机性的风电在内的涉及安全约束的机组组合。文献[8]将分支定界法和动态规划法结合起来解决包含火电和风电的孤岛系统的机组组合问题,为实际系统的规划运行提供了宝贵的信息。

本文主要研究含风电场的 UC 问题,将模糊理论引入所研究的问题中,采用梯形模糊数来表示每个时段风电场的出力^[9],建立包含风电场的机组组合模糊模型。为了在不确定的环境下得到优化的调度结果,将系统一次能源消耗成本与风电场出力模糊化,并采用遗传算法求解。由于其中一次能源的燃烧产生了大量的 CO₂, SO₂, NO_x 等污染气体,对环境造成负面影响,因此文中还考虑了污染气体的排放约束。

1 数学描述

1.1 数学模型

由于风电场不需要燃料消耗,风电应该是优先利用的,含风电场的机组组合模型是在满足各种约束条件下,系统的一次能源消耗成本最低,即

$$F = \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{N_i} [C_i(p_i^t) \cdot u_i^t + S_i \cdot u_i^t \cdot (1 - u_i^{t-1})] \quad (\text{美元}) \quad (1)$$

式中, F 为系统的一次能源消耗成本; u_i^t 为机组 i 在 t 时刻的状态, $u_i^t=1$ 表示机组处于运行状态, $u_i^t=0$ 表示机组处于停机状态; $C_i(p_i^t)$ 为机组 i 在 t 时刻的一次能源消耗成本, p_i^t 为机组 i 在 t 时刻的实际出力; S_i 为机组的启动成本 (分为冷启动成本与热启动成本); T 为总时间段数, N_i 为机组数。

文中 $C_i(p_i^t)$ 用二次函数表示为

$$C_i(p_i^t) = a_i + b_i p_i^t + c_i (p_i^t)^2 \quad (\text{美元/h}) \quad (2)$$

式中, a_i, b_i, c_i 为机组 i 的一次能源消耗系数。

1.2 约束条件

1) 系统有功功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_w} p_i^t u_i^t + \sum_{j=1}^{N_d} p_{jd}^t = p_d^t \quad t=1, 2, \dots, T \quad (3)$$

式中, N_w 为系统中风电场的总数, p_{jd}^t 为第 j 个风电场在时段 t 输出的有功功率, p_d^t 为 t 时刻系统的总负荷。

2) 旋转备用约束

$$\sum_{i=1}^{N_i} \min(u_i^t p_{i\max} - u_i^t p_i^t, UR_i) \geq R^t \quad t=1, 2, \dots, T \quad (4)$$

式中, $p_{i\max}$ 为机组 i 的最大出力; R^t 为 t 时刻系统的总备用容量; UR_i 为机组 i 的有功功率上升量上限。

3) 机组出力上下限约束

$$p_{i\min} \leq p_i^t \leq p_{i\max} \quad (5)$$

式中 $p_{i\min}$ 为机组 i 的最小出力。

4) 机组爬坡约束

$$p_i^t - p_i^{t-1} \leq UR_i \quad (6)$$

$$p_i^{t-1} - p_i^t \leq DR_i \quad (7)$$

式中 DR_i 为机组 i 的有功功率下降量的下限。

5) 最小启停时间约束

$$\begin{cases} X_i^t \geq M_{G\bar{n}} & X_i^t > 0 \\ (-X_i^t) \geq M_{D\bar{n}} & X_i^t < 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中 $M_{G\bar{n}}, M_{D\bar{n}}$ 分别为机组 i 的最小运行时间与最小停机时间。

6) 机组排放物模型

机组排放物如 CO₂, SO₂, NO_x 都直接与机组的出力有关,文中采用出力的二次函数为污染气体排放的统一模型。

$$E = \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{t=1}^T [\alpha_i + \beta_i p_i^t + \gamma_i (p_i^t)^2] \leq E_{\lim i}^{\text{total}} \quad (9)$$

式中, $E, E_{\lim i}^{\text{total}}$ 为在调度周期内火电机组所排放的气体污染物的总量与限制最大值; $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 为机组 i 的排放函数系数。

2 含风电场的模糊机组组合模型

为了解决含风电场的模糊机组组合建模问题,可以通过建立目标函数与风电场出力的隶属度函数来进行模糊化处理。隶属度函数的确定至关重要。目前还没有一套成熟有效的方法确定隶属度函数,基本上是根据实验或经验得到的。

文中考虑的不确定性因素主要是各时段风电场的有功出力,即各时段风电场出力看成模糊数,因此火电机组的出力也是模糊数。

2.1 构建隶属度函数

2.1.1 火电机组一次能源消耗成本的隶属度函数

对于火电机组,相应的模糊隶属度越大,表明决策者对结果越满意。为了使隶属度函数保持在尽量高的水平,选用降半直线形作为隶属度函数 (如图 1)。

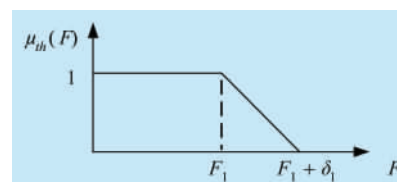


图 1 一次能源消耗成本隶属度函数

Fig. 1 Membership function of primary energy consumption cost

$$\mu_{th}(F) = \begin{cases} 1 & F \leq F_1 \\ \frac{F_1 + \delta_1 - F}{\delta_1} & F_1 < F \leq F_1 + \delta_1 \\ 0 & F > F_1 + \delta_1 \end{cases} \quad (10)$$

式中, F_1 为理想费用值, δ_1 为决策者可以接受的一次能源消耗成本 F 的增加值, δ_1 在单目标优化目标值的基础上进行一定程度伸缩后确定。

2.1.2 风电场出力的隶属度函数

梯形隶属度函数与人们研究的不确定性问题的思考方式相近,很多文献都采用这种类型的函数来考虑变量的随机性^[9-10]。风电场的随机性与负荷的随机性在某种程度上具有相似性,故本文风电场出力的模糊变量也采用梯形函数表示 (如图 2)。

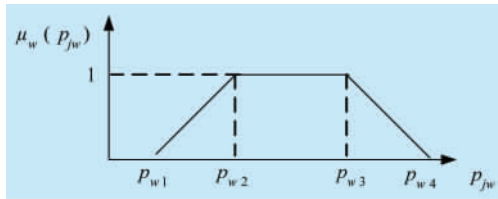


图2 风电场有功出力隶属度函数

Fig. 2 Membership function of wind power

$$\mu_w(p_{iw}) = \begin{cases} 0 & p_{iw} \leq p_{w1} \text{ 或 } p_{iw} \geq p_{w4} \\ \frac{p_{iw} - p_{w1}}{p_{w2} - p_{w1}} & p_{w1} < p_{iw} < p_{w2} \\ 1 & p_{w2} \leq p_{iw} < p_{w3} \\ \frac{p_{w4} - p_{iw}}{p_{w4} - p_{w3}} & p_{w3} \leq p_{iw} < p_{w4} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $p_{wi} = \omega_i p_w$, $i=1, 2, 3, 4$, 其中 ω_i 为风电场的隶属度参数, p_w 为风电场的平均出力, p_{w1} 、 p_{w4} 为可以接受的风电出力的上下限值, p_{w2} 、 p_{w3} 为满意的风电出力的上下限值。

2.2 模糊满意度指标

$$\eta = \min\{\mu_m(F), \mu_w(p_w)\} \quad (12)$$

$$\mu_w(p_w) = \min\{\mu_{w_j}(p_{jw}^t)\} \quad j=1, 2, \dots, N_w; t=1, 2, \dots, T \quad (13)$$

依据模糊集理论的最大最小法则, 上述问题转化为满足所有约束条件的满意度指标 η 最大化的问题。其约束条件为系统约束与机组自身约束。这样, 问题就等价于求取满意度指标 η 最大化的问题。

3 模糊机组组合的求解方法

遗传算法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法, 其搜索不依赖于梯度信息。适用于求解传统方法难于解决的非线性问题, 鲁棒性好, 已经被成功应用于求解机组组合问题^[11-14]。

文中采用二维实数矩阵对所制定发电计划的机组进行编码。发电调度的控制变量是各火电机组的出力及风电场的输出。遗传算法中的个体采用实数编码, 其具体形式为

$$U_j = \begin{bmatrix} p_1^1 & p_1^2 & \cdots & p_1^T \\ p_2^1 & p_2^2 & \cdots & p_2^T \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{N_f+N_w}^1 & p_{N_f+N_w}^2 & \cdots & p_{N_f+N_w}^T \end{bmatrix} \quad j=1, 2, \dots, Q \quad (14)$$

其中, U_j 表示第 j 个个体, Q 为个体总数。 p_i^t 为编码矩阵的第 i 行第 t 列元素, 表示火电机组 i 在第 t 时段的有功输出; p_{jw}^t 为编码矩阵的第 j 行第 t 列元素, 表示风电机组 j 在第 t 时段的有功输出。这些元素是随机初始化的, 其要满足约束式(5)~(8)。

火电机组的运行状态取决于矩阵中元素的具体取值, 具体表达式为

$$u_i^t = \begin{cases} 0 & p_i^t = 0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

遗传算法的适应度函数是评价解的质量高低的标准。对于候选个体 U_j 其适应度函数可以表示为

$$\mu_{D_j} = \min\{\mu(F), \mu_w(p_w)\} \quad (16)$$

对于所有的个体 U_j , $j=1, 2, \dots, Q$, 适应度 μ_{D_j} 越高, 表示个体 U_j 对应的解的质量越高。

$$\mu_{D^*} = \max\{\mu_{D_1}, \mu_{D_2}, \dots, \mu_{D_Q}\} \quad (17)$$

其中 μ_{D^*} 为最大化满意度时的值。

具有高适应度的个体有较高的概率进入下一代。采用轮盘赌选择, 自适应地交叉变异操作, 通过交叉变异可能产生不满足机组自身约束的个体, 因此本文同时设置修复算子, 在交叉与变异结束后判断个体是否满足最小开停机约束与爬坡约束, 不满足则先向前再向后搜索, 并调整使其满足。

4 问题的求解步骤

1) 输入原始数据, 包括各时段负荷大小、各时段风电场平均输出功率、火电机组相关数据、风电场隶属度参数和一次能源消耗成本的隶属度参数。

2) 初始化遗传算法种群, 确定遗传算法(GA)的控制参数。通过交叉变异可能产生不满足机组自身约束的个体, 因此本文同时设置修复算子。

3) 计算可行解的费用及其隶属度函数, 以及各个风电场在每个时段的隶属度, 并求出满意度指标。

4) 如果满意度指标不满足要求, 转到步骤2), 求相应的最优解(机组的启停及功率的分配), 直到满足要求为止。

5 算例分析

本文采用文献[15]中10机24时段算例与文献[9]的风电场进行计算。旋转备用取为各个时刻负荷值的10%。在此基础上, 增加机组爬坡速率限值和机组的排放系数, 见表1。在模糊优化中, 重要的一步是选择隶属度函数的参数, 文中隶属度函数的参数 F_1 、 ω_3 的增加表示调度人员对系统的满意程度的增加, $F_1 + \delta_1$ 、 ω_4 的增加表示调度人员对系统的容忍程度的增加。这两方面的因素都会使系统满意度增加。设 $F_1 = 538825$ 美元, $F_1 + \delta_1 = 563977$ 美元, $\delta_1 = 25125$ 美元, $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$ 的值参照文献[9]选取。

本文算法用 VC++ 6.0 编制了程序。其中 GA 的种群数目为 100, 迭代次数为 500 次, 当在第 200 次迭代时, 目标函数值收敛。计算结果如表 2 所示。

表 2 中给出了 30 次计算过程中的最优解与其他次优解。对于全局最优的满意度指标 $\eta = 0.8126$, 此时系统一次能源消耗成本为 543 471 美元, 污染气体的排放量为 58.09 t。从表 2 可以看出, 系统满意度越高, 对应的一次能源消耗成本越高, 污染气体的排放量也越大; 系统的满意度越低, 对应的一次能源消耗成本越低, 污染气体的排放量也减小, 即高风险会带来高回报, 低风险只有低回报。这说明, 当考虑风电场输出功率不确定性时, 采用模糊理论建立的含风电场的机组

