

基于风速预测和随机规划的 含风电场电力系统动态经济调度

孙元章, 吴俊, 李国杰, 何剑

(电力系统及发电设备控制和仿真国家重点实验室(清华大学电机系), 北京市海淀区 100084)

Dynamic Economic Dispatch Considering Wind Power Penetration Based on Wind Speed Forecasting and Stochastic Programming

SUN Yuan-zhang, WU Jun, LI Guo-jie, HE Jian

(State Key Lab of Control and Simulation of Power Systems and Generation Equipments (Dept. of Electrical Engineering, Tsinghua University), Haidian District, Beijing 100084, China)

ABSTRACT: With the increase of wind power in power systems, the influence of wind farms penetration should be considered in economic dispatch. Due to dynamic and stochastic of wind farms the traditional economic dispatch is not suitable for the power system with integration of wind farms with high capacities. A new dynamic economic dispatch method is proposed based on the wind speed forecasting and stochastic programming theory. A stochastic modeling for dynamic economic dispatch considering unit commitment is presented. The model is solved by the hybrid intelligent algorithm, which is combined with stochastic simulation, artificial neural network and genetic algorithm. The hybrid intelligent algorithm improves the convergence speed and search ability. The results on IEEE30 system with wind farms demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed method.

KEY WORDS: wind power; power systems; wind speed forecasting; dynamic economic dispatch; stochastic programming; chance-constrained programming; hybrid intelligent algorithm

摘要: 随着风力发电在电力系统中比重的持续增加, 在电力系统经济调度中需要考虑风电场的影响; 而并网风电场具有动态、随机、容量大等特点, 传统的经济调度方法已不再适用。针对风电场出力的随机性, 在风速预测的基础上, 应用随机规划理论建立了考虑机组组合的含风电场电力系统动

态经济调度模型。在求解模型时应用了综合随机模拟、神经网络和遗传算法的混合智能算法, 提高了算法的收敛速度和搜索性能。以含风电场的 IEEE30 节点系统为算例验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词: 风电场; 电力系统; 风速预测; 动态经济调度; 随机规划; 机会约束规划; 混合智能算法

0 引言

风力发电正逐步走向规模化和产业化^[1], 并网风力发电技术是近十年来国际上发展速度最快的可再生能源技术^[2]。我国风力发电建设和运行已进入一个快速发展时期。由于大规模并网风电场具有大容量、动态及随机性等特点, 尤其是其随机性给电力系统的经济调度和安全运行带来了新的挑战和要求, 因此引入了更多的不确定性因素^[3-4]。

传统的电力系统经济调度分为静态优化调度和动态优化调度。静态优化调度对电力系统某个时间断面求取目标最优, 只考虑静态约束, 没有考虑不同时间断面之间的内在联系; 而动态优化调度考虑了不同时间断面的耦合性, 如发电机爬坡速率的限制, 因此计算过程比静态优化调度复杂, 但计算结果更符合实际要求^[5-8]。由于风速随机变化, 因此风电场的出力也会随之随机变化, 采用动态优化调度模型更适合于含风电场的电力系统^[3]。而采用随机规划理论中的机会约束规划模型将更好的描述这种随机性及其带来的影响。

采用动态经济调度, 需要每个优化时段的风电场出力数据^[3]。目前常用的方法是假设风速服从

基金项目: 国家自然科学基金项目(50377017); 北京市自然科学基金项目(3073021)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50377017).

Weibull 分布^[9], 然后从概率分布中抽样风速样本, 进而转换为风电功率。这种方法虽然简单, 但没有考虑风速数据的时序性, 用于电力系统调度欠妥; 而且在短时间内与实测数据的误差较大。如果能对风速和风电功率进行比较准确的预测, 则有利于电力系统调度部门及时调整调度计划^[10], 实现电力系统的经济调度。

本文将随机规划理论引入到含风电场电力系统的动态经济调度问题中。在风速预测的基础上, 建立了考虑机组组合的含风电场电力系统动态经济调度的随机模型。约束条件包括考虑网损的功率平衡约束、常规机组出力约束、发电机爬坡速率约束和系统的旋转备用约束, 表现为概率的形式。由于其庞大的维数和复杂性, 动态经济调度问题较难求解, 目前人工智能算法在电力系统经济调度问题方面得到了广泛的研究和应用^[11-12]。本文采用综合随机模拟、神经网络和遗传算法的混合智能算法求解提出的模型, 通过与常规遗传算法的比较, 说明该算法具有较好的收敛速度和搜索性能。在含风电场的 IEEE30 节点系统上验证了本文方法的可行性和有效性。

1 风速和风电场输出功率预测

1.1 时间序列法预测风速

在风速预测和风电场输出功率预测的基础上进行含风电场电力系统的动态经济调度, 会取得更加贴近实际的结果。

由于时间序列同时蕴含数据顺序和数据大小, 表现出客观世界的某一动态过程, 能反映出客观世界及其变化的信息^[13]。而风电场风速数据具有时序性和离散性, 且风速和风电场输出功率为随机变量。Box-Jenkins 法是随机时间序列分析的主要方法之一, 已被用于风速和风力发电功率的预测^[10]。因此本文应用该方法中的自回归-滑动平均模型(auto regressive moving average model, ARMA)对风电场风速进行预测, 此方法只需单风速时间序列即可预测。在选定自 ARMA 模型后, 进行模型定阶和模型参数估计; 确定适当阶数模型并计算出该阶模型的参数后应用该模型进行风电场风速预测。

对风速实测数据序列建立自回归滑动平均模型 ARMA(n, m)^[14]如下:

$$x_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} + \alpha_t - \sum_{j=1}^m \theta_j \alpha_{t-j} \quad (1)$$

式中: $\varphi_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为自回归参数; $\theta_j (j=1, 2, \dots, m)$ 为滑动平均参数; $\{\alpha_t\}$ 为一零均值、方差为 σ_a^2 的正态白噪声过程, 即 $\alpha_t \in N(0, \sigma_a^2)$ 。

对于实测风速序列, 其值往往过大或过小, 可对其进行标准化处理, 以保证计算精度、减小舍入误差、避免溢出。记 $\{x_t^0\}$ 为实测风速序列, 对 $\{x_t^0\}$ 中各数据进行如下标准化处理:

$$x_t = \frac{x_t^0 - \mu_x}{\sigma_x} \quad (2)$$

式中 μ_x 和 σ_x^2 分别为 $\{x_t^0\}$ 的均值与方差的估值。

对由式(2)所得的时序 $\{x_t\}$ 按式(1)进行风速建模, 将得到风速预测序列 $\{S_t\}$ 如下:

$$S_t = \sigma_x x_t + \mu_x \quad (3)$$

应用时间序列分析法进行建模时, 模型定阶和模型参数估计很重要, 过程十分复杂。该过程的适当与否直接影响到模型参数的计算精度和风速预测的好坏^[15]。

模型定阶是指确定模型 ARMA(n, m) 中的 n 和 m , 这也是建模过程中最复杂的部分。本文采用 Pandit-Wu 建模方案^[14], 即 ARMA($n, n-1$), 这样问题就由原来的需定出 n 和 m 两个参数变成只需定出一个参数 n , 大大简化了计算过程。ARMA(n, m) 模型的阶有多种方法确定, 本文采用准则函数定阶。使准则函数达到极小为最佳模型^[15]。为了得到最合理的模型, 对 $n=0, 1, 2, \dots, 8$ 多组阶数进行赤池信息量准则(Akaike information criterion, AIC)检验, 最终将模型确定为 ARMA(6, 5)。

模型的阶数确定后, 可通过矩估计法或最小二乘估计法, 计算出模型的其他各项参数。最后, 检验残差序列是否为白噪声的一个样本序列, 若是, 则所建立的模型是合适的; 否则, 即为不合适, 需要对其进行修改或重新识别模型, 直到它通过校验为止^[15]。

本文以某风电场的实测风速为原始数据, 运用时间序列法进行了建模。该序列为每小时平均风速, 取 30 天的数据建立模型, 然后用后 5 天的数据进行检验。结果如图 1 所示, 预测的绝对平均误差在 27% 左右; 最大误差为 38%, 出现在风速变化最剧烈的地方。这也说明在风速变化较平缓的地方, 规律性很强, 预测的精度较高; 而在风速变化剧烈的地方, 规律性很弱, 预测的精度就低。

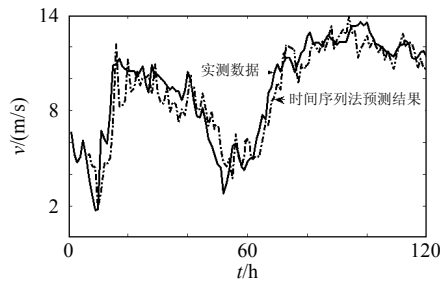


图1 风速预测结果

Fig. 1 Results of wind speed forecasting

1.2 风电场输出功率预测

风电场输出功率的随机变化主要源于风速和风向的波动,而坐落在同一风电场的不同风机具有几乎相同的风速、风向,因此可以假设同一风电场内所有风机的风速和风向相同,用一台等效风电机组来模拟风电场,尾流系数设为0.9。

风电机组的输出功率 P_w 和轮毂高度处的风速 v 之间的关系可以用风电机组的功率特性曲线或式(4)所示的分段函数^[16]近似表示:

$$P_w = \begin{cases} 0, & v \leq v_{Cl} \text{ 或 } v \geq v_{Co} \\ \frac{P_R}{v_R^3 - v_{Cl}^3} v^3 - \frac{v_{Cl}^3}{v_R^3 - v_{Cl}^3} P_R, & v_{Cl} \leq v \leq v_R \\ P_R, & v \geq v_R \end{cases} \quad (4)$$

式中: P_R 为风机额定输出功率, kW; v 为风机轮毂高度处的风速, m/s; v_{Cl} 为切入风速,当风速高于此设定值时,自动装置动作把风机并入电网; v_{Co} 为切出风速,当风速高于此值时,风机停止发电,从电力系统中解列出来; v_R 为额定风速,当风速大于或等于此值而小于切出风速时,风机出力为额定值。

风电场输出功率预测与风速预测的原理相同。但是风电功率预测误差大于风速预测误差,这主要是由于风速与风力发电功率的对应关系所致。在经过功率特性曲线转换后,不是很强的风速规律性被进一步破坏,得到的风力发电功率规律性更加微弱。

2 机会约束规划数学模型

含风电场的电力系统动态经济调度问题是一个含有随机变量、多变量、多约束条件的高度非线性问题。传统的确定性优化规划方法处理随机变量不合适;而采用机会约束规划的方法建模能很好的描述随机变量带来的不确定性,不仅体现在目标函数,也体现在约束条件,易于描述和求解这个问题。目前,机会约束规划已经应用于解决含风电场电力系统问题,如并网风电场最大注入功率计算^[17]等,尝试取得了一定的成果。

机会约束规划是随机规划的重要分支,由Charnes和Cooper首先提出,主要针对的是约束条件中含有随机变量,且必须在观测到随机变量的实现之前做出决策的问题。考虑到所作决策在不利的情况发生时可能不满足约束条件而采用一种原则,即允许所作决策在一定程度上不满足约束条件,但是该决策应该使约束条件成立的概率不小于某一置信水平^[18]。

机会约束规划提出之后,许多研究者对其进行了深入研究。在随机环境下,若决策者希望极小化目标函数,则可以建立如式(5)所示的形式^[19]:

$$\begin{aligned} & \min \bar{f} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} P\{f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}) \leq \bar{f}\} \geq \beta \\ P\{g_j(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}) \leq 0, j=1, 2, \dots, p\} \geq \alpha \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: \mathbf{x} 为 n 维决策向量; $\boldsymbol{\xi}$ 为已知概率密度函数的随机向量; $f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi})$ 为目标函数; $g_j(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi})$ 为随机约束函数; $P\{\cdot\}$ 为 $\{\cdot\}$ 中事件成立的概率; α 、 β 分别为决策者预先给定的置信水平,分别对应约束条件和目标函数; \bar{f} 为目标函数在概率水平至少为 β 时所取的最小值。

3 基于风速预测的含风电场电力系统动态经济调度随机建模

3.1 目标函数

由于风力发电不需要消耗日益减少的燃料,电力公司首先应该调度的是全部风电。在不考虑风电运行费用的前提下,含风电场电力系统动态经济调度的目标是使系统常规发电机组发电成本最小。而由于风速的随机性,风电场出力是一个随机变量,进而导致常规机组的出力也是随机的,其发电费用也是一个随机变量。由于目标函数和约束条件都包含随机变量,采用确定性的表达式没有意义。因此取系统常规机组发电成本的数学期望最小化作为新的目标函数,约束条件则以概率的形式表示。于是目标函数可写为

$$\min E\left[\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N U_{it} f_{it}(P_{it})\right] \quad (6)$$

式中: T 为研究周期内的小时数,本文中取24,即研究日经济调度计划; N 为系统内常规发电机组的台数; U_{it} 为常规机组 i 在时段 t 的启停机状态, $U_{it}=1$ 表示运行, $U_{it}=0$ 表示停机; P_{it} 为常规机组 i 在时段 t 的输出有功功率; $f_{it}(P_{it})$ 为常规机组 i 的运行成本,用式(7)表示:

$$f_{it}(P_{it}) = a_i + b_i P_{it} + c_i P_{it}^2 + |d_i \sin[e_i(P_{it}^{\min} - P_{it})]| \quad (7)$$

式中: a_i 、 b_i 、 c_i 、 d_i 、 e_i 为成本函数的系数; P_{it}^{\min} 为常规机组 i 在时段 t 的出力下限。

3.2 约束条件

与传统经济调度不同, 由于考虑了风电场出力的随机性, 目标函数和约束条件都不再具有确定性。因此, 表达方式也应该有所不同。本文采用的是机会约束规划建模, 其约束条件中包含随机变量, 不等式约束在一定置信水平上成立, 表现为概率的形式。置信水平的高低可以反映出对电力系统运行水平的要求, 当其为 1 时该约束就等同于常规确定性方法中的约束, 即不允许任何不满足约束条件的情况发生。这样的结果虽然严格保证了系统安全性, 但是往往趋于保守, 并且电力系统实际运行中也不是每时每刻所有的约束都完全满足。

约束条件包括考虑网损的功率平衡约束、常规机组出力约束、发电机爬坡速率约束和系统的旋转备用约束。

1) 功率平衡约束。

$$\sum_{i=1}^N P_{it} + \sum_{j=1}^M P_{jt}^w - P_{Dt} - P_{Lt} = 0, \quad t \in T \quad (8)$$

式中: M 为系统中风电场总数; P_{jt}^w 为风电机组 j 在时段 t 的输出有功功率; P_{Dt} 为时段 t 的负荷值; P_{Lt} 为时段 t 的系统网损值。

2) 常规机组出力约束。

$$P_{it}^{\min} \leq P_{it} \leq P_{it}^{\max}, \quad i \in N, t \in T \quad (9)$$

式中 P_{it}^{\max} 为常规机组 i 在时段 t 的出力上限。

3) 发电机爬坡速率约束。

$$P\{D_{Ri} \leq P_{it} - P_{i(t-1)} \leq U_{Ri}\} \geq \beta_1, \quad i \in N, t \in T \quad (10)$$

式中: D_{Ri} 和 U_{Ri} 分别为常规机组 i 在时段 t 的有功出力下降速率和上升速率; β_1 为事先给定的置信水平。

4) 系统的上、下旋转备用约束。

$$P\{\sum_{i=1}^N (P_{it}^{\max} - P_{it}) \geq U_{SRt}\} \geq \beta_2, \quad i \in N, t \in T \quad (11)$$

$$P\{\sum_{i=1}^N (P_{it} - P_{it}^{\min}) \geq D_{SRt}\} \geq \beta_3, \quad i \in N, t \in T \quad (12)$$

式中: D_{SRt} 和 U_{SRt} 分别为系统在时段 t 的上、下旋转备用要求, 一般取系统总负荷的 5%; β_2 、 β_3 为事先给定的置信水平。

4 混合智能算法求解动态经济调度问题

4.1 混合智能算法简介

考虑优化模型引入了随机变量和机会约束, 如

要运用常规算法则需要将随机规划模型转化为确定性优化模型, 实际应用中往往难于转化; 且单一的算法往往不能满足计算结果精度和收敛速度的要求, 如采用常规遗传算法不仅收敛速度比较慢, 而且容易陷入局部最优解, 搜索性能达不到最佳^[20]。

本文使用综合随机模拟、神经网络和遗传算法的混合智能算法^[19]求解机会约束规划模型, 较以往的算法提高了性能。

4.2 随机模拟技术

随机模拟, 也称为 Monte-Carlo 模拟, 是一种实现随机(或确定)系统抽样试验的技术, 其基础是从给定的概率分布中抽取随机变量^[21]。虽然模拟技术只给出统计估计而非精确结果, 但对那些无法得到解析结果的复杂问题来说, 如求解机会约束规划模型, 这种手段可能是唯一的有效工具。

以式(10)所示机会约束规划模型中的一个约束条件为例, 说明随机模拟如何应用于随机系统。

随机模拟算法如下: 1) 在时段 t , 设 $n'=0$; 2) 从均匀分布 $U(P_{it}^{\min}, P_{it}^{\max})$ 中生成 P_{it} , 如果满足 $D_{Ri} \leq P_{it} - P_{i(t-1)} \leq U_{Ri}$, $n'++$; 3) 重复步骤 2) n 次; 4) 如果 n 足够大, $P\{D_{Ri} \leq P_{it} - P_{i(t-1)} \leq U_{Ri}\} = n'/n$, 且仅当 $n'/n \geq \beta_1$ 时, 式(10)成立。

随机模拟技术处理风速预测结果时, 需注意: 根据式(1), 在时段 t , x_t 中包含 $m+1$ 个随机变量, 其中 m 个为已知的过去状态, 1 个为当前的随机状态。因此, 根据历史实测数据做第一次预测时, 需要构造 $m+1$ 个随机变量, 服从零均值、方差为 σ_a^2 的正态分布; 而以后的每个时段预测, 都只需要构造一个随机变量表示当前的状态即可。

4.3 神经网络

神经网络是基于生物学神经网络的基本原理建立的, 它是由许多称为神经元的简单处理单元组成的一类适应系统。多层前向神经网络可以看作是从输入空间到输出空间的非线性映射。已经证明具有一个或多个隐含层的前向神经网络可以以任意精度逼近任何连续的非线性函数。

神经网络的训练过程就是寻找一个适当的权重向量, 从而能够对函数进行逼近。权重的大小决定着神经网络的所有信息。神经网络的学习过程是一个权重的修正过程, 以使网络所代表的映射可以和所要求的映射尽可能的接近。反向传播算法是多层前向神经网络常用的学习方法, 它实际上是一种梯度下降的最小化方法^[19]。

本文通过随机模拟产生输入输出数据作为训练样本,使用反向传播算法训练神经网络逼近不确定函数。

4.4 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是一种建立在自然选择原理和自然遗传机制上的迭代式自适应概率性搜索方法。它模拟自然界中生物进化的发展规律,在人工系统中实现特定目标的优化。目前,遗传算法发展迅速,已被广泛应用于解决各种问题,如电源规划、输电网络规划、无功优化以及电力市场等电力系统领域^[22]。在优化问题中,如果目标函数是多峰的,或者搜索空间不规则,就要求所使用的算法必须具有高度的鲁棒性,以避免在局部最优解附近徘徊。

本文利用混合智能算法求解含风电场电力系统动态经济调度的机会约束规划模型,选取常规机组有功出力作为染色体个体。混合智能算法流程图2所示。

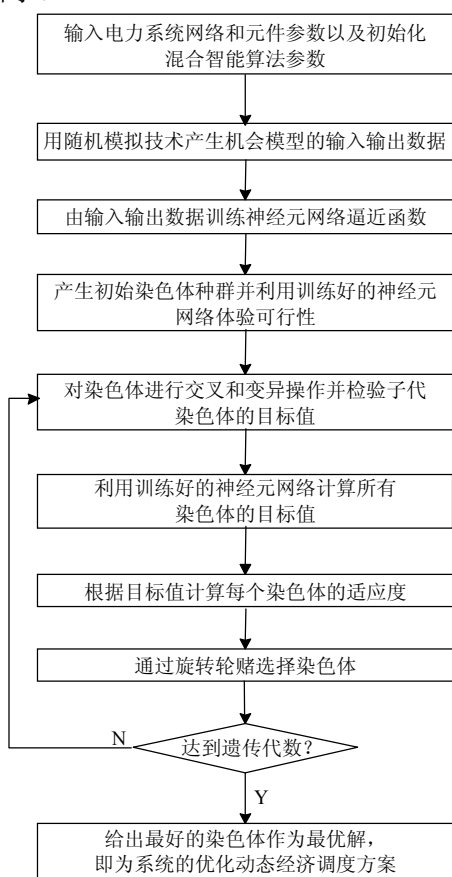


图2 混合智能算法流程

Fig. 2 Flow chart of hybrid intelligent algorithm

5 算例分析

用 IEEE30 节点系统验证上述模型和算法的正

确性。表1所示为各常规机组有功出力的上下限、成本系数以及爬坡速率,编号依据是其所连接的节点。1号发电机是平衡机组,发电机在启停机状态 $U_{it}=1$ 的情况下,可以在允许出力的范围内自动调整。20节点为风电场并网节点。式(4)中风电机组的相应参数为 $v_{Cl}=3$ m/s, $v_{Co}=25$ m/s, $v_R=15$ m/s。风电场含有并联运行的20台相同型号的变速恒频风电机组,额定总有功出力0.3 pu。系统有功总负荷为2.834 pu,日负荷需求数据如表2所示。功率基值为100 MVA。

混合智能算法的参数如下:随机模拟次数为2 000;多层前向神经网络包含5个输入神经元(对应除去平衡机的常规机组),18个隐层神经元和3个输出神经元(对应置信水平相应的约束条件);遗传算法中,群体规模 $N_{pop}=20$,交叉概率 $P_c=0.6$,变异概率 $P_m=0.1$,遗传代数 $N_{gen}=100$;置信水平取 $\beta_1=\beta_2=\beta_3=0.99$ 。

经过100次遗传迭代计算,目标函数的最优值为475 010 \$。表3是对应最优解时的常规发电机和风电场各时段输出的有功功率,其中包含优化的动态经济调度方案。 $G_1\sim G_6$ 分别对应6个节点上连接的常规发电机组,W代表风电场。表中常规机组出力为0表示此时按照机组组合计划于停机状态,没有输出有功功率。从表3中可知,风电场出力的贡献可以减少常规机组的出力,进而减少发电机的运行总费用。负荷水平相当时,由于风电的随机性,每台常规发电机组的出力也有所不同。当负荷水平较低时,停机1台甚至2台都是可行的,此时即使风电机组没有出力也不会违反各项约束,风电的加入只是改变了调度方案。从表中可以看出,准确的风速预测将有利于动态经济调度的安排。

当风速样本采用从Weibull分布里抽样的方法获取,进而计算风电场输出功率时,目标函数的最优值为512 407 \$。由于其与预测风速的误差较大,即使目标函数的值小于基于风速预测的结果,也不能说明其最优性;而且这样生成的风速序列不具有时序性,无法合理的安排每个优化时段的经济调度。

为说明混合智能算法求解机会约束规划模型的有效性和优越性,本文采用基于随机模拟的遗传算法作为参考,比较两种方法的收敛速度和搜索性能,结果如图3所示。在置信水平相同(均为0.99)的情况下,混合智能算法在进化到十几代的时候最

优解已经趋于稳定,且种群中大部分个体已经趋于最优解(475 010 \$);而遗传算法进化到 40 代左右最优解才趋于稳定,且其最优解(507 432 \$)比混合智

能算法的结果大,表明搜索性能不如后者。通过比较说明采用混合智能算法较以往算法收敛速度更快,搜索性能更好,提高了性能。

表 1 常规机组参数
Tab. 1 Conventional generators' parameters

机组	有功下限/pu	有功上限/pu	$a_i/(\$/h)$	$b_i/(\$/(\text{MW}\cdot\text{h}))$	$c_i/(\$/(\text{MW})^2\cdot\text{h})$	$d_i/(\$/h)$	$e_i/(\text{rad}/\text{MW})$	$D_{Ri}/(\text{pu}/h)$	$U_{Ri}/(\text{pu}/h)$
1	0.50	2.0	786.798 8	38.539 7	0.152 4	450	0.041	-0.50	0.50
2	0.25	1.0	945.633 2	46.159 1	0.105 8	600	0.036	-0.30	0.30
5	0.15	0.6	1 049.997 7	40.396 5	0.028 0	320	0.028	-0.15	0.15
8	0.20	0.8	1 243.531 1	38.305 5	0.035 4	260	0.052	-0.20	0.20
11	0.10	0.4	1 658.569 6	36.327 8	0.021 1	280	0.063	-0.15	0.15
13	0.10	0.4	1 356.659 2	38.270 4	0.017 9	310	0.048	-0.15	0.15

表 2 负荷需求
Tab. 2 Load demands

时段	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P_{Di}/pu	1.899	1.785	1.700	1.672	1.672	1.700	2.097	2.437	2.692	2.721	2.721	2.692
时段	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
P_{Di}/pu	2.692	2.692	2.636	2.664	2.801	2.834	2.834	2.721	2.578	2.352	2.069	1.785

表 3 最优解对应的常规发电机和风电场输出有功功率
Tab. 3 Generator outputs corresponding to the best solution

时段	发电机输出/pu							时段	发电机输出/pu						
	G_1	G_2	G_3	G_4	G_5	G_6	W		G_1	G_2	G_3	G_4	G_5	G_6	W
1	0.628	0.585	0.185	0.321	0	0	0.207	13	1.170	0.465	0.277	0.301	0.195	0.168	0.170
2	0.656	0.529	0.219	0.204	0	0	0.204	14	1.244	0.419	0.241	0.305	0.113	0.158	0.269
3	0.572	0.405	0.268	0.223	0	0	0.253	15	1.557	0.321	0.160	0.210	0.144	0.133	0.185
4	0.527	0.500	0.155	0.256	0	0	0.257	16	1.308	0.570	0.175	0.233	0.132	0.132	0.181
5	0.683	0.382	0.208	0.210	0	0	0.212	17	1.443	0.424	0.255	0.356	0.158	0.107	0.131
6	0.667	0.480	0.165	0.249	0	0	0.164	18	1.295	0.516	0.277	0.300	0.122	0.185	0.204
7	0.925	0.428	0.219	0.246	0.101	0	0.215	19	1.469	0.560	0.248	0.205	0.198	0.108	0.122
8	1.086	0.569	0.204	0.377	0.112	0	0.140	20	1.267	0.487	0.187	0.395	0.168	0.145	0.133
9	1.315	0.480	0.238	0.353	0.125	0.117	0.126	21	1.228	0.588	0.184	0.38	0.153	0	0.105
10	1.295	0.581	0.259	0.207	0.187	0.140	0.115	22	1.120	0.568	0.263	0.220	0.132	0	0.100
11	1.446	0.364	0.291	0.241	0.171	0.101	0.173	23	1.084	0.356	0.217	0.202	0.125	0	0.126
12	1.281	0.424	0.214	0.351	0.149	0.187	0.147	24	0.715	0.371	0.281	0.296	0	0	0.146

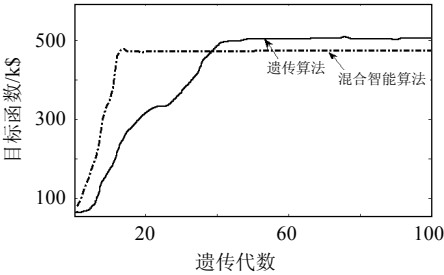


图 3 混合智能算法和遗传算法的性能比较
Fig. 3 Comparison of performance between hybrid intelligent algorithm and GA

6 结论

本文将随机规划理论中的机会约束规划引入到含风电场电力系统的动态经济调度问题中,较好的解决了风电场并网给电力系统经济调度带来的

问题。

1) 针对风电场出力的随机性,本文建立了含风电场电力系统动态经济调度的随机模型,考虑了风速和风电功率预测使结果更贴近实际。分析说明了风速预测对于含风电场电力系统经济调度的重要性,这更有利于电力系统的经济调度。

2) 在求解模型时应用了综合随机模拟、神经网络和遗传算法的混合智能算法,提高了算法的收敛速度和搜索性能,为求解机会约束规划模型提供了一种实用方法。

在本文基础上,对风速预测方法进行进一步的研究和改进,将有益于提高含风电场电力系统动态经济调度的效果。另一方面,随着对环境保护的日益关注,对污染物排放有越来越严格的限制。在本

文的基础上,可以考虑减少发电机组二氧化硫和二氧化氮的排放所带来的环境效益,从而实现含风电场电力系统的环境/经济调度,适当修改后可进而应用于节能发电调度方法的研究。

参考文献

- [1] 张希良. 风能开发利用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2005: 5-6.
- [2] 李俊峰, 时璟丽, 施鹏飞, 等. 风力 12 在中国[M]. 北京: 化学工业出版社, 2005: 1-4.
- [3] 陈海焱, 陈金富, 段献忠. 含风电场电力系统经济调度的模糊建模及优化算法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(2): 22-26.
Chen Haiyan, Chen Jinfu, Duan Xianzhong. Fussy modeling and optimization algorithm on dynamic economic dispatch in wind power integrated system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(2): 22-26(in Chinese).
- [4] Wang Lingfeng, Singh Chanan. Tradeoff between risk and cost in economic dispatch including wind power penetration using particle swarm optimization[C]. International Conference on Power System Technology, Chongqing, China, 2006.
- [5] 王民量, 张伯明, 夏清. 考虑机组爬坡速率和网络安全的经济调度新算法[J]. 电力系统自动化, 2000, 24(10): 32-37.
Wang Minliang, Zhang Boming, Xia Qing. A novel economic dispatching algorithm with unit ramp rate and network security constraints[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24(10): 32-37(in Chinese).
- [6] 王欣, 秦斌, 阳春华, 等. 基于混沌遗传混合算法的短期负荷环境和经济调度[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(11): 128-133.
Wang Xin, Qin Bin, Yang Chunhua, et al. Short term environmental/economic generation scheduling based on chaos genetic hybrid optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 128-133(in Chinese).
- [7] 陈宁, 于继来. 基于电气剖分原理的风电系统调度方法[J]. 电网技术, 2007, 31(16): 50-54, 59.
Chen Ning, Yu Jilai. Electrical dissection theory based dispatching approach for power network containing wind farms[J]. Power System Technology, 2007, 31(16): 50-54, 59 (in Chinese).
- [8] Basu M. Dynamic economic emission dispatch using nondominated sorting genetic algorithm-II[J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2008, 30(2): 140-149.
- [9] 丁明, 吴义纯, 张立军. 风电场风速概率分布参数计算方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10): 107-110.
Ding Ming, Wu Yichun, Zhang Lijun. Study on the algorithm to the probabilistic distribution parameters of wind speed in wind farms [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10): 107-110(in Chinese).
- [10] 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(11): 1-5.
Yang Xiuyuan, Xiao Yang, Chen Shuyong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11): 1-5(in Chinese).
- [11] 侯云鹤, 熊信良, 吴耀武, 等. 基于广义蚁群算法的电力系统经济负荷分配[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(3): 59-64.
- Hou Yunhe, Xiong Xinyin, Wu Yaowu, et al. Economic dispatch of power systems based on generalized ant colony optimization method [J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 59- (in Chinese).
- [12] 李蔚, 刘长东, 盛德仁, 等. 基于免疫算法的机组负荷优化分配研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(7): 241-245.
Li Wei, Liu Changdong, Sheng Deren, et al. Research on optimazation of unit commitment based on immune algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(7): 241-245(in Chinese).
- [13] Boehme T, Wallace A R, Harrison G P. Applying time series to power flow analysis in networks with high wind penetration[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(3): 951-957.
- [14] Sudhakar M P, Shien-ming W. Time series and system analysis with applications[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc., 1983: 63-75.
- [15] 王振龙, 胡永宏. 应用时间序列分析[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 45-89.
- [16] Bowden G J, Barker P R, Shestopal V O, et al. Weibull distribution function and wind power statistics[J]. Wind Engineering, 1983, 7(2): 85-98.
- [17] 吴俊, 李国杰, 孙元章. 基于随机规划的并网风电场最大注入功率计算[J]. 电网技术, 2007, 31(14): 15-19.
Wu Jun, Li Guojie, Sun Yuanzhang. Maximum injection power calculation of wind farms connected to power systems based on stochastic programming[J]. Power System Technology, 2007, 31(14): 15-19(in Chinese).
- [18] Charnes A, Cooper W W. Chance-constrained programming [J]. Management Science, 1959, 6(1): 73-79.
- [19] 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: 79-112, 23-31.
- [20] 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999: 187-215.
- [21] Feijoo A E, Cidras J, Dornelas J L G. Wind speed simulation in wind farms for steady-state security assessment of electrical power systems [J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1999, 14(4): 1582-1588.
- [22] 熊信银. 遗传算法及其在电力系统中的应用[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002: 1-3.



孙元章

收稿日期: 2008-03-26.

作者简介:

孙元章(1954—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电力系统分析与控制, syz@mail.eea.tsinghua.edu.cn;

吴俊(1979—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统分析及风力发电, wujun04@mails.tsinghua.edu.cn;

李国杰(1965—), 男, 副教授, 主要研究方向为电能质量、电力系统分析与控制及新能源;

何剑(1983—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统可靠性、电力系统分析与控制。

(责任编辑 王剑乔)