

基于向量序优化的多目标机组组合

谢敏, 闫圆圆, 诸言涵, 吴亚雄, 刘明波

(华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 机组组合在数学上可建模为含连续、离散变量的动态优化问题, 对于大规模电力系统, 其最优解的求取不可避免地存在维数灾的弊端。以发电机组的煤耗量和购电费用为优化目标, 引入向量序优化理论对大规模多目标机组组合问题进行求解。采用 BP 神经网络对表征集合进行快速评估, 确定选定集合, 在保证足够好解个数的前提下大幅降低计算量, 缩短求解时间。以某省级实际电力系统为例, 考虑水电、核电、生物质能、气电、火电等多种类型的复杂电源结构, 选取典型日 96 点负荷曲线形成该日发电机组日启停计划和出力安排优化方案, 将向量序优化求解结果与基于 GAMS-BARON 求解器的混合整数非线性规划(MINLP)法的计算结果进行对比分析, 结果表明采用所提方法求解到满足工程实际需要的足够好解, 其计算速度是传统 MINLP 法的 7.608 倍, 说明所提方法是可行且有效的。

关键词: 机组组合; 多目标; 优化; 向量序优化; 足够好解; BP 神经网络

中图分类号: TM 732

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.07.002

0 引言

机组组合从属于电力经济调度领域, 是编制发电计划的关键一环, 制定合理的开停机计划能带来巨大的经济效益。对于大规模电力系统, 机组组合问题可建模为一个含连续、离散变量的高维动态优化问题, 寻求其最优解时不可避免存在“维数灾”的弊端, 计算量巨大, 求解时间长, 很难求得理论上的最优解。

目前启发式算法、数学优化算法、人工智能算法以及组合优化法等均在机组组合问题中得以应用。文献[1-4]将启发式算法分别与动态规划法、广义 Benders 分解法、蚁群算法、粒子群算法相结合求解机组组合问题; 文献[5-9]把内点半定规划、动态规划法、改进 Benders 分解法与割平面相结合、分支定界法以及内点法等数学优化方法应用到机组组合问题中; 文献[10-13]则应用神经网络、遗传粒子群法、蚁群与粒子群相结合等人工智能优化方法求解机组组合问题; 文献[14-15]对目前机组组合问题中应用的主要算法进行了综述。总体而言, 现有文献大多专注于求解机组组合问题的最优解, 但机组组合属于 NP-hard 类问题, 在求解大规模系统时, 计算量呈指数级递增, 海量计算需要耗费很长时间; 人工智能算法虽然具有搜索全局最优的能力, 但计算的稳定性有待提高。

本文考虑工程实际需要, 不寻求机组组合的最优解, 而致力于求其足够好解, 用节省的计算时间来抵

偿与最优解之间的效益差值。在机组组合建模方面, 本文依据节能发电调度原则, 考虑水电、核电、生物质能、气电、火电等多种类型的复杂电源结构, 以发电机组的煤耗量和购电费用为优化目标函数, 计及系统运行约束和机组特性约束, 构建了多目标机组组合优化模型, 并结合神经网络, 引入向量序优化理论求解其足够好解。

1 向量序优化理论简述

1.1 向量序优化基本特点

序优化理论由何毓琦教授在 1992 年提出, 主要有以下 2 个特点: ①序的比较, 放弃精确值的比较, 只比较解的优劣, 对于同一寻优目标的 2 个解 A 、 B 而言, 判断 A 和 B 的大小关系比确定 $A-B$ 的大小更容易, 同时, 向量序优化采用粗糙模型比较解的优劣, 以较快的速度做初步评估; ②目标放宽, 对于实际大系统而言, 获取全局最优解存在很大困难或求解时间难以忍受, 因此, 可将最优解的求取放宽到求取满足工程实际需求的足够好解。

在序优化理论基础之上, 清华大学赵千川教授提出向量序优化理论^[16], 作为序优化理论的一个分支, 继承了序优化理论相关特点, 并专门用于求解多目标复杂优化问题^[17-20]。多目标机组组合问题是典型的复杂优化问题, 适用于用向量序优化理论求解。

通过大量仿真实验, 向量序优化将所有多目标优化问题划分为 3 类: Steep 型、Neutral 型、Flat 型, 这 3 类多目标优化问题可用 3 条序曲线 OPC(Ordered Performance Curve)描述, 如图 1 所示。通过获取待优化问题对应的 OPC, 即可确定其所属问题类型, 依据向量序优化相关原则即可求取符合要求的足够好解。

收稿日期: 2014-09-12; 修回日期: 2015-04-18

基金项目: 国家自然科学基金青年基金资助项目(50907023); 国家重点基础研究发展计划(973 计划)项目(2013CB228205) Project supported by the Youth Fund of National Natural Science Foundation of China(50907023) and the National Basic Research Program of China(973 Program)(2013CB228205)

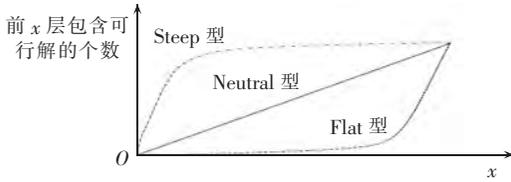


图 1 序曲线

Fig.1 Ordered performance curves

1.2 向量序优化求解步骤

向量序优化求解多目标优化问题的基本步骤如下。

(1) 抽取表征集合 Θ_N 。

从可行域中随机抽取一定数量的可行解组成表征集合 Θ_N 。对于解空间很大的优化问题,随机抽取 N (一般 $N=1000$) 个可行解就能够在较大程度上反映整个解空间的特点^[21]。由此,向量序优化将对整个可行域空间的操作转移到对有限集合 Θ_N 上,大幅度缩小了搜索范围,减少了计算量,缩短了求解时间。

(2) 粗糙评估 OPC, 确定待优化问题类型。

为更加快捷、有效地评估解的优劣,向量序优化采用粗糙模型对表征集合 Θ_N 做初步评估。首先对各子目标建立粗糙模型,采用粗糙模型对表征集合作出评估后,依据排序分层算法^[16]对 Θ_N 集合内所有解快速排序分层,以层号 x 为横坐标,累计前 x 层所包含的解的个数为纵坐标作曲线,即为 OPC。获得 OPC 后,对比图 1,即可确定待优化问题类型。

(3) 确定精确仿真的选定集合 S 。

在确定 OPC 以及足够好解层数 s 的前提下,前 s 层所包含的可行解就构成了需要精确仿真的选定集合 S ,向量序优化能够保证集合 S 中将以至少 $\alpha\%$ 的概率包含 k 个足够好解,如式(1)所示。

$$P_r\{|S \cap G| \geq k\} \geq \alpha\% \quad (1)$$

其中, α 称为对齐概率(universal alignment probability),即集合 S 与集合 G (G 为人为设定的精确评估 Θ_N 后包含真实足够好解的集合)同时包含有 k 个相同的真实足够好解的概率, k 、 α 的值根据要求事先给定,一般 $\alpha\%$ 取为 95%, $k=1$,即选定集合至少包含 1 个足够好解; $P_r\{\cdot\}$ 为概率; $|\cdot|$ 表示集合中元素的个数。

文献^[16]给出了确定 s 值的方法并证明了其可行性,如式(2)所示。

$$s(k, g) = \lceil e^{Z_0 k^\rho g^\gamma} + \eta \rceil \quad (2)$$

其中, s 为关于 k 、 g 的函数; Z_0 、 ρ 、 γ 为回归参数; η 为随机噪声分量; $\lceil \cdot \rceil$ 表示取不小于该数的最小整数。对 Θ_N 精确评估排序分层后,指定前 g 层为真实足够好解,一般令 $g=1$,即认为 Pareto 前沿上的解为真实的足够好解,因此,上文中提到的真实足够好解集合 G 由 Pareto 前沿上的非支配(non-dominated)

解组成。关于回归参数的选取依据噪声分布情况从表 1 查取,其中 $U[\cdot]$ 表示粗糙评估值与精确评估值之间的误差分布情况。

表 1 向量序优化的回归参数表
Table 1 Regressed parameters for vector ordinal optimization

噪声	OPC 类别	Z_0	ρ	γ	η
$U[-0.5, 0.5]$	Flat	4.2004	1.1953	-2.3590	3.1992
	Neutral	-0.2176	0.9403	-0.9430	1.0479
	Steep	-0.7654	0.9156	0.9156	0.6250
$U[-1.0, 1.0]$	Flat	4.7281	1.0459	-2.1283	2.4815
	Neutral	0.3586	0.8896	-0.8972	0.8086
	Steep	-0.1536	0.8721	-0.8618	0.5191
$U[-2.5, 2.5]$	Flat	5.2009	0.9220	-1.9542	1.9662
	Neutral	0.9379	0.8445	-0.8890	0.5946
	Steep	0.3885	0.8536	-0.8847	0.5414

(4) 选取 S 集合中包含的足够好解。

对 S 集合中的所有可行解进行精确仿真计算后,该集合依然面临同样的多目标优化问题,因此,根据计算结果再依据同样的原则对 S 集合进行排序分层,得到 S 集合对应的 Pareto 非支配解集。从其 Pareto 非支配解中选取适当的 k 个解作为足够好解。

2 向量序优化在机组组合中的应用

2.1 机组组合的数学模型

本文选取发电机组的总煤耗量和总购电费用作为 2 个优化目标函数,在考虑系统的功率平衡约束、旋转备用约束、机组出力上下限约束、机组爬坡约束、水量限制约束、气量约束等约束条件下求得足够好解。建立的多目标机组组合模型如式(3)~(16)所示。

a. 目标函数。

机组煤耗量:

$$\min C_{M0} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_g} [(a_{i,2} P_{i,t}^2 + a_{i,1} P_{i,t} + a_{i,0}) I_{i,t}] \quad (3)$$

购电费用:

$$\min C_{G0} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_g} (b_i P_{i,t} I_{i,t} + c_{wi,t}) \quad (4)$$

其中, $a_{i,2}$ 、 $a_{i,1}$ 、 $a_{i,0}$ 为发电机煤耗特性参数; $P_{i,t}$ 为发电机组 i 在 t 时段出力; b_i 为机组 i 的购电电价(含税)(元/(kW·h)); $c_{wi,t}$ 为机组 i 在 t 时段的开停机费用; $I_{i,t}$ 为机组 i 在 t 时段的运行状态,开机时取值为 1,关机时取值为 0; N_g 为当日可参与运行的机组台数;本文采用典型日 96 节点负荷曲线,将调度周期分为 96 个时段,因此 T 取值为 96。

b. 考虑的约束条件。

功率平衡约束:

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_{i,t} I_{i,t} = L_t \quad (5)$$

发电机组出力上下限约束:

$$\underline{P}_i I_{i,t} \leq P_{i,t} \leq \bar{P}_i I_{i,t} \quad (6)$$

旋转备用约束:

$$\sum_{i=1}^{N_g} \bar{P}_i I_{i,t} = L_t (1 + \beta\%) \quad (7)$$

增加出力时的机组爬坡约束:

$$P_{i,t} - P_{i,t-1} \leq \Delta P_{i,t}^{\text{up}} I_{i,t-1} + \underline{P}_i (I_{i,t} - I_{i,t-1}) \quad (8)$$

减小出力时的机组爬坡约束:

$$P_{i,t-1} - P_{i,t} \leq \Delta P_{i,t}^{\text{down}} I_{i,t} + \underline{P}_i (I_{i,t-1} - I_{i,t}) \quad (9)$$

机组最小开机时间约束:

$$(X_{i,t-1}^{\text{on}} - T_i^{\text{on}})(I_{i,t-1} - I_{i,t}) \geq 0 \quad (10)$$

机组最小关机时间约束:

$$(X_{i,t-1}^{\text{off}} - T_i^{\text{off}})(I_{i,t} - I_{i,t-1}) \geq 0 \quad (11)$$

开停机费用约束:

$$c_{\text{ui},t} \geq K_i (I_{i,t} - I_{i,t-1}) \quad (12)$$

$$c_{\text{ui},t} \geq K_i (I_{i,t-1} - I_{i,t}) \quad (13)$$

$$c_{\text{ui},t} \geq 0 \quad (14)$$

水电机组水量约束:

$$\sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{G_s} P_{j,t} I_{j,t} \leq E_{j,s} \quad (15)$$

气电机组气量约束:

$$\sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{G_q} P_{j,t} I_{j,t} \leq E_{j,q} \quad (16)$$

其中, L_t 为 t 时段的负荷需求; β 为要求的系统备用系数; \bar{P}_i 、 \underline{P}_i 分别为机组 i 出力的最大值与最小值; $\Delta P_{i,t}^{\text{up}}$ 为机组 i 在 t 时段可以增加出力的最大值; $\Delta P_{i,t}^{\text{down}}$ 为机组 i 在 t 时段可以减小出力的最大值; $X_{i,t-1}^{\text{on}}$ 为机组 i 到 t 时段时已持续开机时间; T_i^{on} 为机组 i 允许的最小持续开机时间; $X_{i,t-1}^{\text{off}}$ 为机组 i 到 t 时段时已持续关机时间; T_i^{off} 为机组 i 允许的最小持续关机时间; K_i 为机组 i 的开停机费用; G_s 、 G_q 分别为水电、气电机组总数目; $E_{j,s}$ 、 $E_{j,q}$ 分别为水量、气量约束; $N_{g,t}$ 为 t 时段开机机组数目。

2.2 基于向量序优化求解机组组合问题的关键

机组组合问题是同时包含离散、连续变量的混合整数非线性规划问题,采用向量序优化理论求解机组组合问题,其本质是将机组组合问题分解为离散变量和连续变量 2 个子问题进行求解。通过形成表征集合求解离散变量子问题,即确定可行的机组启停方案集;通过粗糙模型、精确模型求解连续变量子问题,即优化计算机组的出力曲线。

2.2.1 表征集合的形成

采用向量序优化求解多目标优化问题的第一步就是在可行域内随机抽取 N 个可行解构成表征集合 Θ_N 。在机组组合问题中,可行解是指同时满足 2.1 节所述的约束条件(即式(3)—(16))的机组逐时段启停方案,也就是确定机组组合问题所包含的离散变量

$I_{i,t}$ ($i=1, 2, \dots, N_g; t=1, 2, \dots, T$)。该过程的难点在于,除最小开停机时间约束、开停机费用约束与离散变量 $I_{i,t}$ 直接相关外,其他约束条件均与机组有功出力 $P_{i,t}$ 直接相关。本文采用以下模糊方式处理各约束条件,求得满足约束条件的模糊可行机组启停方案。

a. 对于功率平衡约束、系统旋转备用约束可以通过机组出力上、下限约束间接得到满足,如式(17)、(18)所示。

$$\sum_{i=1}^{N_g} \bar{P}_i I_{i,t} \geq (1 + \alpha\%) L_t \quad (17)$$

$$\sum_{i=1}^{N_g} \underline{P}_i I_{i,t} \leq L_t \quad (18)$$

b. 对于爬坡约束,即用开机机组确定的最大爬坡 $\Delta P_{i,t}^{\text{up}}$ 、最大滑坡能力 $\Delta P_{i,t}^{\text{down}}$ 之和大于相邻时段负荷变化的绝对值来约束,该约束模糊满足严格的爬坡约束,如式(19)、(20)所示。

$$\sum_{i=1}^{N_g} \Delta P_{i,t}^{\text{up}} I_{i,t-1} + \underline{P}_i (I_{i,t} - I_{i,t-1}) \geq |L_t - L_{t-1}| \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^{N_g} \Delta P_{i,t}^{\text{down}} I_{i,t-1} + \underline{P}_i (I_{i,t} - I_{i,t-1}) \geq |L_t - L_{t-1}| \quad (20)$$

c. 关于水量和气量约束,鉴于在实际系统中仅有少数机组受此类约束的限值,因此,在抽取可行机组启停方案时可先不考虑该约束。

基于前述方法 **a—c** 抽取的机组启停方案仍存在不能完全严格满足式(5)—(16)约束条件的可能,因此,按照方法 **a—c** 抽取可行解时可以抽取多于 N 个的机组启停方案。而在采用精确模型(详见 2.2.3 节)进行机组有功出力的优化计算时,根据结果是否收敛来动态剔除不收敛的机组启停方案。实际应用中被剔除的机组启停方案通常是极少数的,可以确保表征集合中包含至少 N 个真实可行的机组启停方案。具体抽取模糊可行机组启停方案步骤如图 2 所示。

2.2.2 构造粗糙模型

本文采用 BP 神经网络构造粗糙模型,以快速评估表征集合中可行的机组启停方案,用以确定多目标机组组合问题的 OPC 类型。

本文选取体现机组启停方案特征的参量(包括开停机费用、机组最大出力、机组最小出力、机组平均煤耗特性参数、平均电价、平均 SO_2 排放系数)和当日负荷曲线特性参量(包括日最大负荷、日最小负荷、日负荷率、日最小负荷率、日峰谷差和日最小峰谷差率)作为神经网络的输入,并以发电机组的煤耗量、购电费用作为网络输出,输出参数分别用变量 C_{M} 、 C_{G} 表示。采用 3 层网络结构,其中输入层为 2 种特性参数,共 12 个神经元;依据确定隐含层节点数经验方法,本文令隐含层神经元个数为 9;输出层对应 2 个目标函数,即包含 2 个神经元,如图 3

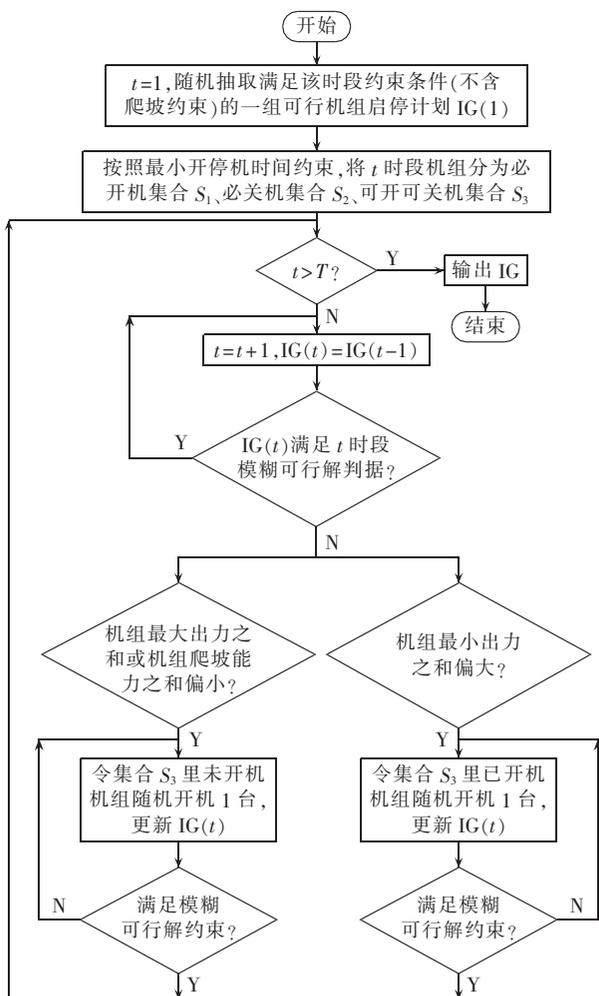


图 2 抽取可行机组启停方案步骤

Fig.2 Steps of feasible unit on/off plan extraction

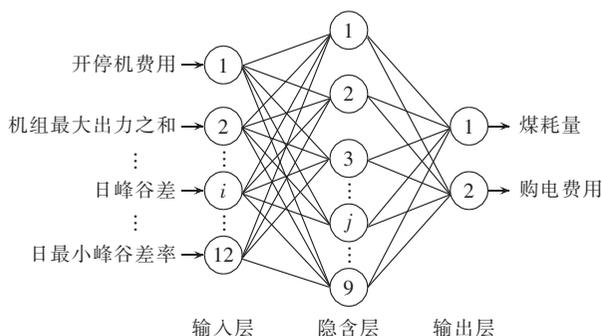


图 3 BP 神经网络结构图

Fig.3 Structure of BP neural network

所示。通过输入信号的前向传播和误差的反向传播, 权值和阈值得到不断的修正, 直到输出误差达到允许范围以内, 停止迭代。具体采用 Neural Network Toolbox (Version 4.0.6) 编程实现。

该 BP 神经网络粗糙模型的训练样本则采用系统历史运行数据, 即近几年/月在具有相似负荷特性日的机组启停方案和机组有功出力曲线。

基于神经网络的粗糙模型得到的评估值与精确计算值之间总是存在一定的误差。由 Kolmogorov 复

杂性原理^[22]可知, 从不可预测的角度出发, 该差别可等效于一个随机变量, 在神经网络输出值基础上叠加一部分噪声分量, 来降低误差影响, 如式 (21)、(22) 所示。

$$C_{M2} = C_{M1} + \delta(\mu_M \sim \sigma_M) \quad (21)$$

$$C_{G2} = C_{G1} + \delta(\mu_G \sim \sigma_G) \quad (22)$$

其中, C_{M2} 、 C_{G2} 分别为叠加噪声后的煤耗量和购电费用的粗糙评估值; $\delta(\mu_M \sim \sigma_M)$ 表示煤耗量粗糙评估值与精确评估值的差别服从以 μ_M 为均值、 σ_M 为标准差的正态分布噪声, 同理类推 $\delta(\mu_G \sim \sigma_G)$ 。

2.2.3 建立精确模型

依据向量序优化求解多目标优化问题的步骤, 采用粗糙模型对表征集合做初步评估得到待优化问题的 OPC, 确定选定集合范围, 继而对选定集合 S 内的机组启停方案进行精确评估。精确评估计算时需要用到精确模型, 即相当于在给定某一机组启停方案前提下进一步确定参与该方案的所有机组的最优出力曲线, 也就是求解只包含连续变量的非线性经济调度问题。本文对 2 个目标函数值进行无量纲化处理, 通过加权求和的方式, 将式 (3)—(16) 所示的机组组合模型转化为单目标优化模型, 采用 GAMS 软件中求解非线性规划问题 (NLP) 的 CONOPT 求解器进行优化求解, 求得的最优煤耗量和购电费用作为该机组启停方案对应的精确评估结果。

其中, 将 2 个目标函数通过加权求和方式转化为单目标优化问题的过程中, 各目标的权重赋值十分关键。本文采用层次分析法^[23]确定两目标权重系数, 依据实际系统运行经验, 取煤耗量相对于购电费用的重要等级为 5/4、购电费用相对于煤耗量的重要等级为 4/5, 参考式 (23)、(24) 计算各权重, 归一化后得 $\omega_1 \approx 0.6$ 、 $\omega_2 \approx 0.4$, 因此本文取煤耗量、购电费用的权重分别为 0.6、0.4。

$$\omega'_i = \sqrt[n-1]{\sum_{j=1, j \neq i}^n \lambda_{i,j}} \quad (23)$$

$$\omega_i = \frac{\omega'_i}{\sum_{j=1}^n \omega'_j} \quad (24)$$

3 算例分析

采用某省级实际电网 2010 年 1 月 29 日 (周五) 的负荷曲线, 该日处于春节前 10 d, 是典型的枯大运行方式日, 能够体现调峰压力较大的情况, 当日负荷曲线如图 4 所示。除去当天计划检修内机组, 考虑电网阻塞、燃料缺少、计划停机等情况, 可正常参与机组组合的直调机组包括: 常规水电机组 8 台, 容量为 1 058 MW; 火电机组 110 台, 容量为 36 542 MW; 气电机组 33 台, 容量为 5 416 MW; 生物质能机组 2 台, 容量为 100 MW; 核电机组 3 台, 容量为 6 120 MW; 除

本省自身供电外,还有其他 4 省区为该电网输送电能。

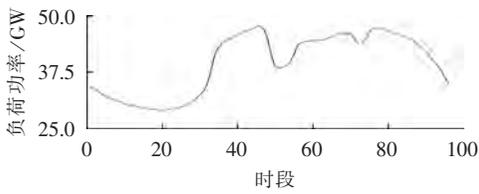


图 4 负荷曲线
Fig.4 Load curve

鉴于春节期间负荷较正常供电日负荷小,把春节前后 40 d 归属为春节低负荷典型日,并以此 40 d 的实际运行数据为样本,按照 2.2.2 节所述进行神经网络训练,并保存良好的训练结果,以便后续过程直接调用。训练所得的网络参数为:隐含层神经元个数为 9,训练函数为“trainbr”,误差目标为 0.01,学习速率为 0.097,动量为 0.91。

随机生成 $N=1100$ 个可行的机组启停方案构成 Θ_N 集合,计算该集合所有解对应的图 3 所示神经网络的输入参数,运用已训练好的网络进行拟合,得到 2 个目标函数的输出值。在神经网络输出的 2 个目标函数上分别叠加相应的噪声分量,得到 C_{M2} 与 C_{G2} ,用该结果对 Θ_N 中的所有解进行快速评估。以层号为横轴,累计该层之前所有层所包含解的个数为纵轴,作 OPC,如图 5 所示。对比图 1 可知,该 OPC 形状与 Neutral 型最为接近。因此,选取 Neutral 型作为本算例的 OPC 曲线。

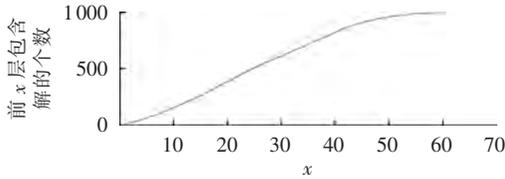


图 5 粗糙评估后得到的 OPC

Fig.5 OPC after approximate evaluation

依据向量序优化理论确定 S 集合大小的具体方法,本算例对应的参数如下。

a. OPC 类型:Neutral 型。

b. 包含足够好解的个数 k :要求选定集合 S 中至少有 95% 的概率包含 k 个足够好解,令 $k=1$ 。

c. 真实足够好解的定义,即 g 的取值:将 Θ_N 精确仿真计算且排序分层后位于第 1 层即 Pareto 前沿上的解定义为足够好解,即 $g=1$ 。

d. 粗糙评估值与精确评估值的误差分布为 $U \sim (-w, w)$,其中 w 为误差分布区间:从 Θ_N 集合中随机抽取 20 个可行解进行精确仿真^[22],分别计算 2 个目标函数粗糙评估值与精确评估值之间的差值,经过统计处理得到粗糙评估值相对于精确评估值的误差分布如图 6 所示。

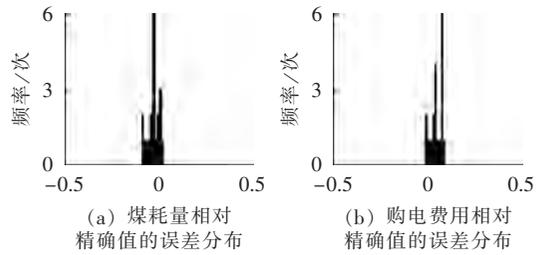


图 6 BP 输出值相对于精确值的误差分布
Fig.6 Distribution of relative error of BP output to accurate value

发电机组的煤耗量归一化标准误差为 0.0308,购电费用归一化标准误差为 0.0297,考虑最保守的情况,取误差较大值的 2 倍作为误差分布区间,即 $w=0.0616$,在 $U \sim (-0.5, 0.5)$ 范围内。对照表 1 可知,回归参数取值分别为 $Z_0=0.2176$ 、 $\rho=0.9403$ 、 $\gamma=0.9430$ 、 $\eta=1.0479$,代入回归式(2)中 $s=2$,即选定集合 S 由粗糙评估所得结果的前 2 层所包含的解组成。依据式(2)得出 Neutral 型 OPC 对应的 S 集合的大小与 k 值、 g 值的关系,如表 2 所示。

表 2 选定集合 S 与 k 、 g 对应关系表

Table 2 Relationship between candidate set S and k/g

g	k	需精确计算层数	包含解的个数
1	1	2	25
	2	3	34
	3	4	51
2	1	2	25
	2	2	25
	3	3	34

由表 2 可知, $g=1$ 、 $k=1$ 时, S 集合中包含 25 个解,对此 25 个解进行精确仿真计算,依据仿真结果再次进行分层排序,得到 Pareto 解。精确评估后 S 集合的分层排序结果如图 7 所示。

为验证基于向量序优化的机组组合问题求解的可行性,对 Θ_N 集合中的所有可行解进行精确仿真计算,分层排序得到相应的 Pareto 非劣解集,即为集合 G ,如图 8 所示。

将 S 集合与 G 集合中的解进行对照,两者的交集即为 S 集合包含的真实足够好解,用“□”表示,如表 3 所示。以 2 号解和 3 号解为例,表 4 给出了这 2 个解对应的机组组合方案的详细情况。

以 2 号解为例,由于机组数目较多,难以逐一列出各台机组的最优出力情况,因此,在图 9 中给出该实际电网中各类机组的总出力曲线图。可见,水电作为清洁能源,其机组出力受制于最大水量约束基本处于最大发电能力,符合节能发电调度准则;核电、生物质能机组不易调节,一般用于承担系统基荷,不参与系统调峰,亦与实际运行情况一致;该实际电网中,气电机组虽出力调节迅速,但受制于气量约束,

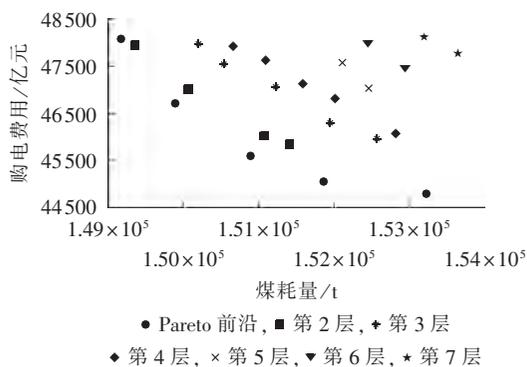


图 7 集合 S 精确评估结果

Fig.7 Results of accurate evaluation for set S

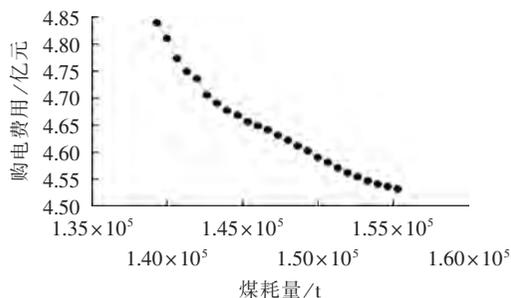


图 8 θ_N 精确评估的 Pareto 前沿

Fig.8 Pareto frontier of θ_N after accurate evaluation

表 3 集合 S 解的编号列表

Table 3 Solution number list of set S

集合	解编号
S	336, <u>2</u> , 895, <u>3</u> , 713, <u>59</u> , <u>6</u> , 136, 362, 499, 20, 14, 484, 27, 66, 1, 37, 24, 5, 33, 8, 12, 945, 4
G	75, <u>3</u> , 70, 55, 471, <u>2</u> , 30, 40, 91, 224, 235, 505, 578, 862, 61, <u>6</u> , 27, <u>59</u> , 32, 52, 97, 139, 166, 264, 402

表 4 足够好解对应机组组合方案

Table 4 Unit commitment schemes corresponding to good-enough solutions

解编号	机组类别	开/停机台数	发电量/(MW·h)	占负荷比/%	煤耗量/t	购电费用/万元
3	水电	8/0	13803.50	1.90	149803.3	46055.6
	生物质能	1/1	1200	0.17		
	核电	3/0	146880	20.23		
	气电	17/16	96157.38	13.24		
	火电	83/27	468109.41	64.46		
2	水电	7/1	12325	1.70	149891.9	46700.7
	生物质能	2/0	1868.75	0.26		
	核电	3/0	146880	20.23		
	气电	21/12	109494.39	15.08		
	火电	97/13	455582.14	62.74		

部分气电机组两班制运行,其总出力曲线呈阶梯状,参与了高峰负荷时的调峰;火电机组承担其余负荷,是调峰的主力,其总出力曲线波动较大,体现火电调峰的特性,与该省电力系统实际运行情况相符。

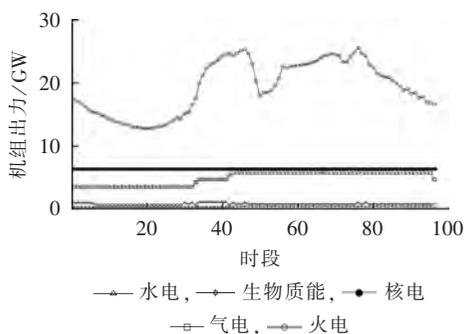


图 9 各类机组出力图

Fig.9 Power output of different unit types

图 10 给出 2 号机组组合方案下若干典型机组的出力曲线,由图可见,1 号水电机组出力变化与负荷曲线变化一致,高峰时段增大出力,低谷时段减小出力,全天出力为 1800 MW·h,恰好满足该机组当天发电量不超过 1800 MW·h 上限,同时达到最大发电能力;核电、生物质能机组带基荷运行,发电出力维持不变;由于该日为典型枯大方式运行日,调峰压力比较大,气电机组出力调节迅速,部分机组在高峰时段开启,参与调峰;调节能力强的火电机组(1 号与 2 号机组)承担主要调峰责任,出力变化比较大,调节能力弱的火电机组(3 号机组)则基本维持其最小出力状态运行,和实际运行情况一致。

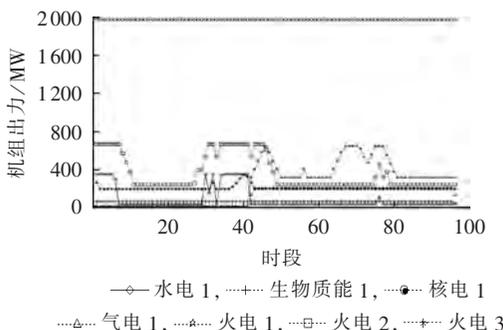


图 10 典型机组出力图

Fig.10 Power output of typical units

为验证向量序优化求解多目标机组组合问题的有效性,同样如 2.2.3 节所述:对 2 个目标函数值进行无量纲化处理,通过加权求和的方式,将式(3)—(16)所示的机组组合模型转化为单目标优化模型,应用传统混合整数非线性规划法进行求解,具体在 GAMS23.9.5 框架下建模,采用 GAMS-BARON 解法器予以实现,所求最优解对应的煤耗量为 146667.3 t,购电费用为 46101.4 万元,对比表 4 可知,向量序优化求解的 3 号解是混合整数非线性规划法求取的最优解的非支配解,2 号解的 2 个目标函数值与最优解的误差分别为 2.20% 与 1.30%。

在相同的软件平台(MATLAB 7.6,GAMS 23.9.5)下完成相关编程工作,并建立适当模型进行求解。将

基于向量序优化方法与基于 GAMS-BARON 解法器的传统混合整数非线性规划法求解结果相比较,二者的计算速度对照情况列于表 5 中。所采用的计算机硬件平台为英特尔酷睿双核处理器,CPU 主频为 2.60 GHz,2 G 内存。可见,应用传统的混合整数非线性规划法求解机组组合问题最优解所耗费时间是基于向量序优化理论求解足够好解的 7.608 倍。

表 5 2 种优化方法求解时间对比
Table 5 Comparison of time consumption
between two optimization methods

求解方法	求解时间/min	煤耗量/t	购电费用/万元
传统非线性混合整数规划法	679.4	146667.3	46101.4
基于向量序优化的求解方法(2号解)	89.3	149891.9	46700.7

综上所述,向量序优化求解多目标机组组合问题时能够求取到满足工程实际需求的足够好解,且其相对传统的数学优化方法而言,如混合整数非线性规划法,具有更为卓越的计算效率,能够大幅缩短求解时间,具有较好的工程实用价值。

4 结语

一直以来,直接求取大规模系统机组组合问题的最优解都需耗费巨大的计算量,甚至难以求解。向量序优化理论能够避免机组组合问题所固有的维数灾弊端,它能够结合工程实际,求解目标由求取最优解放宽至足够好解,减少了计算量,提高了求解速度,用节省的求解时间补偿足够好解与最优解的效益差值。本文依据节能发电调度原则,对发电机组进行排序,选择煤耗量和购电费用作为优化目标,综合考虑了系统运行约束与机组特性约束,建立机组组合的多目标优化模型,并首次引入向量序优化理论,同时结合 BP 神经网络进行求解。该求解方法尤其适用于大规模机组组合复杂优化问题。基于某省级大型电力系统的实际算例对本文提出的算法进行了验证。

参考文献:

[1] 赵子臣,相年德,夏清,等. 应用启发式与逐步动态规划法进行机组最优组合[J]. 清华大学学报:自然科学版,1997,37(1):57-60.
ZHAO Zichen,XIANG Niande,XIA Qing,et al. Hybrid heuristic progressive optimality approach to unit commitment[J]. Journal of Tsinghua University:Science and Technology,1997,37(1):57-60.

[2] 李颖浩,郭瑞鹏. 基于广义 Benders 分解的启发式机组组合优化[J]. 电网技术,2012,36(3):179-183.
LI Yinghao,GUO Ruipeng. A generalized Benders decomposition based heuristic algorithm for unit commitment[J]. Power System Technology,2012,36(3):179-183.

[3] 赖宇阳,范莹,白焰. 应用于机组组合问题的启发式蚁群算法[J]. 现代电力,2013,30(4):77-82.
LAI Yuyang,FAN Ying,BAI Yan. Application of a heuristic ant

colony optimization algorithm in unit commitment[J]. Modern Electric Power,2013,30(4):77-82.

[4] 袁晓辉,苏安俊,聂浩,等. 面向启发式调整策略和粒子群优化的机组组合问题[J]. 电工技术学报,2009,24(12):137-141.
YUAN Xiaohui,SU Anjun,NIE Hao,et al. Unit commitment problem based on PSO with heuristic-adjusted strategies[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2009,24(12):137-141.

[5] 张宁宇,高山,赵欣. 一种求解机组组合问题的内点半定规划 GPU 并行算法[J]. 电力自动化设备,2013,33(7):126-131.
ZHANG Ningyu,GAO Shan,ZHAO Xin. GPU parallel algorithm of interior point SDP for unit commitment[J]. Electric Power Automation Equipment,2013,33(7):126-131.

[6] SNYDER W L,POWELL H D,RAYBURN J C. Dynamic programming approach to unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Systems,1987,2(2):339-348.

[7] 郑海艳,简金宝,全然,等. 基于改进的 Benders 分解与透视割平面的机组组合算法[J]. 电力自动化设备,2015,35(1):133-138.
ZHENG Haiyan,JIAN Jinbao,QUAN Ran,et al. Unit commitment algorithm based on improved Benders decomposition and perspective cut[J]. Electric Power Automation Equipment,2015,35(1):133-138.

[8] COHEN A I,YOSHIMURA M. A branch-and-bound algorithm for unit commitment[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems,1983(2):444-451.

[9] 黎静华,韦化. 求解机组组合问题的领域搜索法[J]. 中国电机工程学报,2008,28(13):33-40.
LI Jinghua,WEI Hua. Unit commitment via local search point method[J]. Proceedings of the CSEE,2008,28(13):33-40.

[10] 韦化,吴阿琴,白晓清. 一种求解机组组合问题的内点半定规划方法[J]. 中国电机工程学报,2008,28(1):35-40.
WEI Hua,WU Aqin,BAI Xiaoqing. An interior point semidefinite programming for unit commitment problems[J]. Proceedings of the CSEE,2008,28(1):35-40.

[11] 余廷芳,彭春华. 遗传粒子群混合算法在电厂机组负荷组合优化中的应用[J]. 电力自动化设备,2010,30(10):22-26.
YU Tingfang,PENG Chunhua. Application of hybrid algorithm in unit commitment optimization[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(10):22-26.

[12] 汪峰,朱艺颖. 基于遗传算法的机组组合研究[J]. 电力系统自动化,2003,27(6):36-41.
WANG Feng,ZHU Yiyang. Study of GA-based unit commitment [J]. Automation of Electric Power Systems,2003,27(6):36-41.

[13] 陈焯,赵国波,刘俊勇,等. 用于机组组合优化的蚁群粒子群混合算法[J]. 电网技术,2008,32(6):52-56.
CHEN Ye,ZHAO Guobo,LIU Junyong,et al. An ant colony optimization and particle swarm optimization hybrid algorithm for unit commitment based on operate coding[J]. Power System Technology,2008,32(6):52-56.

[14] 陈皓勇,王锡凡. 机组组合问题的优化方法综述[J]. 电力系统自动化,1999,23(4):51-56.
CHEN Haoyong,WANG Xifan. A survey of optimization-based methods for unit commitment[J]. Automation of Electric Power Systems,1999,23(4):51-56.

[15] 袁晓辉,袁艳斌,张勇传. 电力系统中机组组合的现代智能优化方法综述[J]. 电力自动化设备,2003,23(2):73-78.
YUAN Xiaohui,YUAN Yanbin,ZHANG Yongchuan. A survey

- of modern intelligence optimization methods for unit commitment in electric power systems[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2003, 23(2): 73-78.
- [16] ZHAO Q C, HO Y C, JIA Q S. Vector ordinal optimization[J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2005, 125(2): 259-274.
- [17] GU Xueqiang, CHEN Jing, LI Jie, et al. Genetic vector ordinal optimization algorithm based on RSM for UCAV attack planning [C]//2012 2nd International Conference on Computer Science and Network Technology (ICCSNT). Changchun, China: IEEE, 2012: 1973-1977.
- [18] SHEN Z, WANG K, WANG F Y, et al. Application of vector ordinal optimization to the transportation systems with agent based modelling [C]//2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE). Madison, WI, USA: IEEE, 2013: 898-903.
- [19] XIE Min, ZHONG Jin, WU F F. Multiyear transmission expansion planning using ordinal optimization[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, 22(4): 1420-1428.
- [20] 谢敏. 电力市场环境输电电网规划建模及求解方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005.
- XIE Min. Study on modeling and solution method for transmission expansion planning in electric power market[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2005.
- [21] LIN S Y, HO Y C. Universal alignment probability revisited[J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2002, 113(2): 399-407.
- [22] LI M, VITANYI P M B. An introduction to Kolmogorov complexity and its applications[M]. New York, USA: Springer Science & Business Media, 2009.
- [23] 卢恩, 王一, 陈雨果, 等. 含复杂电源结构的电网调峰优化模型[J]. *电力系统自动化*, 2013, 37(20): 119-126.
- LU En, WANG Yi, CHEN Yuguo, et al. Optimization model for peak load regulation of power systems with complex generation structure[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2013, 37(20): 119-126.

作者简介:



谢敏

谢敏(1978—),女,湖南衡阳人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统优化运行与控制(**E-mail**:minxie@scut.edu.cn);

闫圆圆(1988—),女,河南新乡人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统优化运行与控制(**E-mail**:yanyuanyuan0820@126.com)。

Multi-objective unit commitment based on vector ordinal optimization

XIE Min, YAN Yuanyuan, ZHU Yanhan, WU Yaxiong, LIU Mingbo

(School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: Unit commitment can be mathematically modelled as a dynamic optimization problem containing both continuous and discrete variables. For large-scale power system, a dimensionality curse is inevitably encountered during the optimal solution search. The vector ordinal optimization with the generator coal consumption and power purchase cost as its optimization objectives is introduced to solve this problem. The BP neural network is adopted to quickly evaluate the characterization set for determining the candidate set, which significantly decreases the computational load and time while the quantity of good-enough solution is ensured. With a structurally-complex provincial power grid as an example, which has different types of power source: hydropower, nuclear power, biomass energy, thermal power, etc., the optimal scheme of daily unit on/off plan and output arrangement is based on the 96-point load curve of a selected typical day, the calculative results obtained by the proposed method and the MINLP (Mixed Integer NonLinear Programming) method based on GAMS-BARON solver are compared, which show that, to obtain a good-enough solution meeting the need of practical engineering, the calculation speed of the proposed method is 7.608 times of that of MINLP method, verifying its feasibility and effectiveness.

Key words: unit commitment; multi-objective; optimization; vector ordinal optimization; good-enough solutions; BP neural network