

基于优化支持向量机的供应链竞争力评价方法

钟 夫 郭建胜 张斯嘉 王族统

(空军工程大学装备管理与安全工程学院 西安 710051)

摘 要 供应链竞争力变量因素多、信息量少、数据收集困难,造成其难以被准确评价。针对该问题构建了一个新的供应链评价指标体系,提出了一种新的供应链竞争力评价方法。它利用蜂群算法全局优化能力强的优点,对支持向量机的控制参数进行有效优化,以此为基础,构建了 ABC-SVM 评价模型。实验结果表明,所提方法能够有效提高供应链竞争力的评价精度,对提高企业决策效率具有积极意义。

关键词 供应链竞争力,支持向量机,人工蜂群算法,参数优化,评价模型

中图分类号 TP18 文献标识码 A

Supply Chain Competitiveness Evaluation Method Based on Optimized Support Vector Machine

ZHONG Fu GUO Jian-sheng ZHANG Si-jia WANG Zu-tong

(Equipment Management and Safety Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract Aiming at that the supply chain is difficult to accurately evaluate, it comes from more variable factors, less amount of information and the difficult data collection. This paper built a new evaluation index system of supply chain and proposed a new supply chain competitiveness evaluation method. It uses the advantages of global optimization ability of artificial bee colony algorithm to optimize the control parameters of support vector machine effectively, and on this basis, the ABC-SVM evaluation model is constructed. The experimental results show that the new proposed method can effectively improve the evaluation precision of the supply chain competitiveness, and has a positive meaning to improve business decision-making effectiveness.

Keywords Supply chain competitiveness, Support vector machine, Artificial bee colony algorithm, Parameter optimization, Evaluation model

1 引言

当前的市场竞争已经不再是企业之间的竞争,而是发展成为“供应链”与“供应链”之间的竞争^[1]。目前已有大量文献对供应链竞争力指标体系作了研究,国内学者邵晓峰^[2]、陈虎^[3]和张文军^[4]等分别建立了供应链竞争力评价指标体系。这些指标从核心企业的角度研究供应链竞争力,没有综合考虑上下游企业,具有一定的片面性和局限性。本文借鉴前人的研究成果,将供应链上游和下游企业纳入考虑范围,并分析其关键因素,运用系统的思想来综合评价供应链系统的整体竞争力,构建了一套整体的、系统的供应链竞争力评价体系。

现有的评价方法研究大多采用层次分析法、模糊综合评判、数据包络分析法等,且研究的热点是以神经网络为主的机器学习方法。如马淑琴和邵宇佳^[5]采用模糊层次分析法对内外贸一体化企业的供应链竞争力进行综合评价。段茜等^[6]在云计算环境下,利用模糊综合分析法对不同历史时间段的节点企业进行评价。曹庆奎和叶伟^[7]在分析低碳地产现状的基础上,运用数据包络法中的 C²R 模型对低碳地产供应链进行

评价,并提出绩效改进方案。何开伦等^[8]利用自组织映射神经网络 MATLAB 软件建立了 SOM 模型,并对生猪绿色供应链绩效评价数据进行聚类分析,最后对其发展给出了相关的建议。但这些方法适用于大样本、信息量大的评价类型,对于供应链这类小样本、信息量小、数据收集困难的类型是不适用的,常会出现过学习与欠学习、网络结构确定、局部极小点等问题^[9],且依赖于专家经验确定指标权重,而造成评价结果与实际值之间存在较大的差异。对此,本文提出基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)和蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)的供应链竞争力评价方法。

SVM 是在统计学习理论的基础上发展起来的一种机器学习方法,它能有效解决非线性、高维、小样本问题^[10]。SVM 模型中控制参数的选择对最终评价结果具有至关重要的作用,如何选择适当参数以获取最优分类结果,是目前支持向量机研究领域的热点问题。常用的优化方法包括模拟退火算法^[11]、遗传算法^[12]、蚁群优化算法^[13]和粒子群优化算法^[14]等,而上述优化算法在寻优过程中会不同程度地陷入局部最优解,无法达到全局最优分类效果。ABC^[15]是一种受启发于

本文受陕西省自然科学基金项目:两阶段不确定规划问题中的信息价值研究(2013JM1003)资助。

钟 夫(1989—),男,硕士生,主要研究方向为信息系统与智能决策, E-mail: 823275484@qq.com; 郭建胜(1966—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为信息系统智能化; 张斯嘉(1992—),女,硕士生,主要研究方向为决策控制; 王族统(1989—),男,博士生,主要研究方向为两阶段模糊理论。

蜜蜂寻找食物过程的用于寻找最优解的智能优化算法,能够很大程度上避免陷入局部最优解问题,具备比传统方法更好的优化性能。对此本文把蜂群算法(ABC)和支持向量机(SVM)相结合,构建ABC-SVM的供应链竞争评价模型,通过该评价模型获得更高的分类正确率,使得小样本的供应链评价具有更好的适用性,也从全新的角度对供应链竞争力评价问题进行研讨,这不仅是对供应链评价方法的有益探索,也是将蜂群算法和支持向量机应用于管理领域的新尝试。

2 供应链竞争力评价指标体系

供应链是由多个相关企业、许多相关因素组成的复杂系统,因此在总结前人研究的基础上,考虑供应链的上下游,分析其中的关键因素,运用系统思维对供应链竞争力的评价体系指标进行整合。这一评价体系主要包括5方面内容:供应链敏捷性、供应链密切度、客户满意水平、协同运作能力以及核心竞争力,具体如下(见表1):

(1)供应链敏捷性,是指响应市场需求的变化。又可细分为:新产品上市时间,反映供应链节点企业掌握市场供求信息的能力;产量柔性,反映企业在赢利的条件下变动其产出水平的能力,用顾客需求落入产出范围的概率表示;交货柔性,反映企业变动计划交货期的能力,用交货期内的宽余时间占交货期的比例来表示;制造提前期,反映整个供应链系统能否抓住市场机遇,并对市场需求做出快速反应的竞争实力。

(2)供应链密切度,是将企业内部和企业之间的功能进行

集成、共享和协调,以达到减少浪费和提高绩效的目的。又可细分为:供应链系统产销率,反映整个供应链系统实际供货数量满足订货数量的程度;核心企业占供应商业比重,反映核心企业与主要供应商业关系的密切程度;核心企业占分销商比重,反映核心企业与主要分销商业关系的密切程度。

(3)客户满意水平,供应链管理是以满足客户需求为导向的管理方式,及时了解和满足客户需求是其核心内容之一,以产品价值、产品质量和综合服务水平作为评价指标。

(4)协同运作能力,主要是使供应链上的产品达到准时生产的目的,各相关企业有机联合构成一条强有力的供应链。又可细分为:总库存水平,反映供应链上的库存状况,有利于企业进行决策;节点企业产销率,反映企业供需水平,有利于自身的调节;产品合格率,反映的是供应链各节点企业生产的产品或零部件;供应商准时交货率,反映供应链系统按照客户要求,在规定时间内将订购产品送达客户的情况。

(5)供应链的核心企业竞争力,核心企业对供应链系统的整体运行发挥着重要作用,其竞争力强弱对供应链竞争力具有重要影响。又可细分为:企业文化亲和力,核心企业与其他节点企业间的融合度是决定整个供应链密切度、敏捷性的关键因素;企业盈利能力,核心企业盈利能力对整个供应链系统的盈利能力有重大影响;企业控制能力,核心企业的市场控制能力与整个供应链系统的市场控制力成正相关关系;企业信息化水平,核心企业信息化水平的高低直接影响到供应链的信息沟通水平。

表1 企业供应链竞争力评价指标体系

维度	指标	计算公式
供应链敏捷性	新产品上市时间(B11)	问卷调查
	产量柔性(B12)	$\phi(\frac{Q_{max}-\bar{D}}{S_D}) - \phi(\frac{Q_{min}-\bar{D}}{S_D})$
	交货柔性(B13)	$\frac{T_L - T_E}{T_2 - T_1}$
	制造提前期(B14)	问卷调查
供应链密切度	供应链系统产销率(C11)	企业已生产产品数量/顾客需求量
	核心企业占供应商业比重(C12)	核心企业采购额/供应商业销售总额
	核心企业占分销商比重(C13)	核心企业销售额/分销商销售总额
客户满意水平	产品价值(D11)	供应链产品功能/顾客支付费用
	产品质量(D12)	合格产品数/产品总数
	综合服务水平(D13)	请求响应时间总和/顾客请求次数
系统协同运作能力	总库存水平(E11)	$\sum_{i=1}^n (q_i - p_i)$
	节点企业产销率(E12)	节点企业销售产品数量/节点企业生产产品数量
	供应商产品合格率(E13)	合格产品数/产品总数
	供应商准时交货率(E14)	准时交货的订单数/总订单数
企业核心竞争力	企业文化亲和力(F11)	问卷调查
	企业盈利能力(F12)	净利润/资产平均总额
	企业控制能力(F13)	企业主要产品销量/同类产品的市场销售总量
	企业信息化水平(F14)	$\alpha \times \text{信息装备率} + \beta \times \text{信息设备利用率} + \gamma \times \text{信息人员比率}$

3 ABC-SVM 评价模型

3.1 支持向量机

支持向量机是建立在统计学习理论基础上的—种数据挖掘方法,能非常成功地处理回归问题(时间序列分析)和模式识别(分类问题、判别分析)等诸多问题,具有很好的泛化性能,并可推广至预测和综合评价等领域^[16]。针对供应链竞争力的评价问题参数多、带有一定的模糊性且评价模型存在高度非线性等特点,本文利用SVM解决非线性问题和参数拟合能力,选取径向基核函数(RBF)^[17]作为核函数,用以构建

供应链竞争力评价模型。

将支持向量机用于函数拟合,若用非线性回归函数 $f(x) = w\varphi(x) + b$ 拟合数据 $\{x_i, y_i\}, i = 1, \dots, n, x_i \in R^d, y_i \in R$,假设所有训练数据在精度 ϵ 下,引入松弛因子 $\xi \geq 0$ 和 $\xi^* \geq 0$,即

$$y_i - wx_i - b \leq \epsilon + \xi \quad (1)$$

$$wx_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi^* \quad (2)$$

其中, $i = 1, \dots, n$,拟合函数 $f(x)$ 优化目标 $\min(\frac{1}{2} \|w\|^2 + C$

$\sum_{i=1}^n (\xi + \xi^*)$), C 为惩罚常数且 $C \geq 0$,表示了对于超出误差 ϵ

的样本的惩罚程度。采用优化方法可以得到其对偶问题。在约束条件 $\sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 (\alpha_i^* \leq C, 0 \leq \alpha_i)$ 下,求解 Lagrange 因子 α_i, α_i^* 最大化目标函数式:

$$w(\alpha_i + \alpha_i^*) = -\epsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^n y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1, j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) (x_i \cdot y_j) \quad (3)$$

可得到回归函数:

$$f(x) = (wx) + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i \cdot y_i) \quad (4)$$

其中, α_i, α_i^* 只有很少的一部分非零,而非零的 α_i, α_i^* 对应的样本就是支持向量。

3.2 蜂群算法

蜂群算法(ABC)是建立在蜜蜂自组织模型和群体智能基础上的一种非数值优化计算方法。D. Karaboga 在 2005 年成功地将蜂群算法(ABC)应用到函数的数值优化问题上^[15],并提出系统的 ABC 算法。蜂群分为 3 种:引领蜂、跟随蜂和侦查蜂。其中引领蜂和跟随蜂的数量约各占蜜蜂全体数量的一半,一处食物源对应一个引领蜂,跟随蜂根据蜜源质量选择食物源,侦查蜂为避免蜜源种类过少而随机搜索新的食物源。蜂群寻找食物源的过程就是寻找优化问题最优解的过程,而食物源就是优化问题的解空间点。

一般 ABC 算法的流程为:

(1)初始化:随机生成 S_N 个初始解即 S_N 个引领蜂和食物源并计算函数值,每个解 $x_i (i=1, 2, \dots, S_N)$ 是一个 D 维向量,则随机产生初始解的公式为:

$$x_{ij} = x_{\min j} + rand(0, 1)(x_{\max j} - x_{\min j}), j=1, 2, \dots, D \quad (5)$$

(2)引领蜂在附近展开邻域搜索,确定个体最优。引领蜂和跟随蜂的食物源位置更新公式为:

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij} (x_{ij} - x_{kj}), k=1, 2, \dots, S_N; j=1, 2, \dots, D \quad (6)$$

(3)侦查蜂将信息带回与跟随蜂共享,跟随蜂根据食物源收益度选择并确定食物源收益度,对于求解最大化优化问题,则可以直接采用适应度作为食物源的收益度。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{S_N} fit_n} \quad (7)$$

(4)迭代条件内,记录目前最好的食物源收益度。

3.3 ABC-SVM 评价模型

在使用支持向量机进行供应链竞争力的评价之前,需要对径向基函数参数 δ 以及惩罚因子 C 进行优化。本文利用 ABC 算法对 SVM 参数进行优化,兼顾对局部最优解和全局最优解的搜索,能够获得较高的正确率,而且具有较好的收敛性。目前基于 ABC-SVM 的评价模型的方法已有应用,如李秋玲和贾敏智^[18]利用 ABC 优化 SVM 参数,实现对汽车发动机故障的准确诊断,且故障诊断精确率较高,然而其在供应链领域还未应用,因此本文提出基于 ABC-SVM 的评价方法。ABC-SVM 供应链竞争力的评价方法有如下步骤:

(1)初始化 ABC 算法中的控制参数主要包括食物源的数量 S_N 即引领蜂的数量、食物源最大循环次数 N 、终止循环次数 N_{mc} 。

(2)对 SVM 的参数 C, δ 进行实数编码,随机生成一个具有 S_N 个个体的初始群体,并计算当前群体中所有个体的适应度值。优化 SVM 参数目的在于提高 SVM 分类正确率,适

应度函数定义为

$$v_{obj} = \frac{1}{1 - v_{acc}} \quad (8)$$

式中, v_{acc} 为 SVM 分类正确率。

(3)采蜜蜂根据如下公式做邻域搜索产生新解 v_i ,并且计算其适应度值。

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij} (x_{ij} - x_{kj}) \quad (9)$$

如果 v_i 的适应度值好于 x_i ,则将 v_i 作为当前最好解;否则保留 x_i 不变。

(4)计算 x_i 的适应度值并根据如下公式计算与 x_i 相关的概率值 P_i 。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{S_N} fit_n} \quad (10)$$

(5)跟随蜂根据 P_i 选择食物源解,并根据产生的新解 v_i 计算适应度值,采用步骤(2)的方式进行替换。

(6)判断是否有要放弃的解,如果存在,则侦查蜂根据如下公式产生一个新解 x_i 代替它。记录迄今为止最好的解是否满足循环终止条件,如满足则输出最优结果;否则返回第(3)步。

$$x_i = x_{\min j} + rand(0, 1)(x_{\max j} - x_{\min j}) \quad (11)$$

(7)根据第(6)步得到 C, δ ,对 SVM 进行训练建立最优 SVM 模型,输入测试样本进行检测。

4 实验分析

本文实验程序在 MATLAB 7.10 平台上编写,程序调用了台湾大学林智仁教授的 libsvm 工具箱^[19]作为支持向量机评价基本模型。为了验证模型的拟合有效性和评估其性能,使用 UCI 中的 8 个标准数据集来完成实验测试,其数据集的相关信息如表 2 所列。

表 2 UCI 数据集说明

数据集名	样本种类数	样本特征数	训练样本数	测试样本数
Australian	2 类	15	200	180
Heart	2 类	13	160	80
Iris	3 类	4	80	60
Glass	6 类	9	130	118

经过多次实验,将 ABC 算法的各参数设置如下:食物源数量设置为 20,最大的循环次数 N 为 50,终止循环次数 N_{mc} 为 50。SVM 的惩罚因子 C 的取值范围为 $[0.01, 10000]$,核函数参数 δ 的范围为 $[0.01, 50]$ 。将本文评价模型 ABC-SVM 的测试结果与遗传优化 GA-SVM 模型、蚁群优化 ACO-SVM 模型、粒子群优化 PSO-SVM 模型进行比较,结果如表 3 所列。由表 3 的实验结果可以看出,利用 ABC 算法对 SVM 参数进行优化,其全局优化的能力提高了 SVM 分类正确率的同时也强化了 SVM 的学习性能。

表 3 模型分类正确率

数据集名	GA-SVM	ACO-SVM	POS-SVM	ABC-SVM
Australian	88.12%	89.34%	91.21%	93.14%
Heart	88.28%	87.37%	87.18%	89.72%
Iris	86.12%	90.13%	92.53%	98.34%
Glass	73.75%	75.66%	76.38%	82.17%

根据上述供应链评价的指标模型计算方式,由于数据获取比较困难,因此训练样本来自对同一军需品产业的 20 个不同企业的供应链的资深人士进行的问卷调查统计分析。由于篇幅所限,直接给出了分析后的结果。为了消除输入数据特

征值取值范围不同造成的影响,首先利用如下线性变化公式进行归一化处理:

$$x' = \frac{(x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})}$$

式中, x 表示处理前的值, x' 表示归一化处理后的值。供应链竞争力评价系数的确定参考和借鉴了国内外有关企业绩效评价以及供应链绩效方面的研究结果^[21], 所建立的评价系数表

分为 5 个等级, 如表 4 所列。

表 4 评价等级分类

等级	好	较好	一般	较差	差
等级系数	0.8~1.0	0.6~0.8	0.4~0.6	0.2~0.4	0~0.2

对收集到的数据按照上述方法进行归一化处理, 所得数据如表 5 所列。

表 5 处理后的供应链竞争力评价数据

	供应 链 1	供应 链 2	供应 链 3	供应 链 4	供应 链 5	供应 链 6	供应 链 7	供应 链 8	供应 链 9	供应 链 10	供应 链 11	供应 链 12	供应 链 13	供应 链 14	供应 链 15	供应 链 16	供应 链 17	供应 链 18	供应 链 19	供应 链 20
B11	0.9	0.39	0.61	0.16	1	0	0.92	0.39	0.65	0.16	0.94	0.55	0.98	0.37	0.98	0.06	0.94	0.41	0.65	0.67
B12	0	0.4	0.2	0.6	0.8	0	0.1	0.4	0.4	0	1	0.6	0.2	0.4	0.6	0	0.2	0.2	0.6	0.2
B13	0	0.2	0.12	0.6	0.6	0.2	0.08	0.2	0.12	0.6	1	0.2	0.12	0.6	1	0.2	0.04	0.2	0.4	0.6
B14	0.2	0	0.6	0.4	0	1	0.2	0.4	0.2	0.6	0.2	0.2	0.4	0.4	0	0.8	0.2	0.4	0.4	0.4
C11	0.93	0.88	0.83	0.98	1	0.24	0.83	0.78	0.93	0.12	0.93	0.73	0.9	0.78	0.98	0	0.88	0.4	0.85	0.76
C12	0.09	0.32	0.23	0.77	0.55	0.05	0.05	0.55	0.18	0.55	0.32	0.23	0	0.32	0.14	1	0.05	0.32	0.18	0.14
C13	0.81	0.94	0.85	0.92	0.98	0.08	0.73	0.79	0.92	0.56	0.88	0.88	0.69	0.77	1	0	0.77	0.81	0.88	0.85
D11	0.52	0.79	0.94	0.62	0.96	0.05	0.81	0.65	0.82	0.06	0.81	0.83	0.84	0.66	1	0	0.9	0.73	0.86	0.89
D12	0.7	0.6	0.81	0.77	0.97	0.03	0.64	0.71	0.69	0.18	0.94	0.66	0.76	0.71	10	0.68	0.62	0.63	0.65	
D13	1	0.8	0.87	0.74	0.83	0	0.92	0.49	0.75	0	1	0.79	0.96	0.7	0.76	0.07	0.94	0.53	0.75	0.7
E11	0.6	0.42	0.54	0.82	0.96	0.06	0.65	0.8	0.55	0.19	0.92	0.49	0.68	0.8	1	0	0.61	0.81	0.55	0.64
E12	0.85	0.95	0.95	0.73	0.83	0.35	0.63	0.7	0.9	0	0.85	1	0.75	0.73	0.83	0.48	0.9	0.7	0.93	0.88
E13	0.53	0.87	1	0.73	0.8	0.27	1	0.93	0.87	0.27	0.73	0	0.87	0.53	0.73	0	0.67	0.27	0.73	0.33
E14	1	0.76	0.48	0.84	0.97	0.34	0.88	0.78	0.4	0	1	0.4	0.68	0.72	0.96	0.56	0.76	0.8	0.6	0.48
F11	0.83	0.78	0.83	0.97	0.97	0	0.78	0.83	0.69	0.14	1	0.78	0.78	0.89	1	0.56	0.94	0.83	0.69	0.72
F12	0.58	0.76	0.4	0.22	1	0.07	0.76	0.22	0.76	0.04	0.98	0.82	0.58	0.22	1	0	0.82	0.15	0.85	0.85
F13	0.86	0.95	0.75	1	0.98	0.09	0.81	0.92	0.83	0.11	0.95	0.92	0.88	0.95	1	0	0.84	0.92	0.82	0.88
F14	0.8	0.85	0.79	0.71	0.88	0.1	0.77	0.63	0.91	0.11	1	0.91	0.69	0.59	0.93	0	0.82	0.6	0.93	0.94
输出	0.7	0.5	0.5	0.35	0.9	0.1	0.75	0.25	0.55	0.15	0.8	0.45	0.65	0.2	0.85	0.15	0.7	0.4	0.55	0.15
等级	较好	一般	一般	较差	好	差	较好	较差	一般	差	好	一般	较好	较差	好	差	较好	较差	一般	一般

由于样本数量较少, 本文将上述 20 个数据样本中前 15 个作为学习样本, 将剩余 5 个作为测试对象, 选取高斯径向基函数 RBF 作为核函数, 通过蜂群算法 (ABC) 获得最优的参数 C 和 δ , ABC 算法的食物源数量设置为 20, 最大的循环次数 N 为 50, 终止循环次数 N_{mc} 为 50。经过多次实验表明, 当 $C=25.1$, $\delta=0.8$ 时, 模型的验证准确率最高, 此时的供应链竞争力模型为最佳评价模型。本文采用平均相对误差和最大相对误差作为模型性能评价的指标, 利用此模型对 15 个测试集数据进行测试, 得到的实验结果如表 6 所列。

表 6 ABC-SVM 模型的测试结果

数据集名	GA-SVM	ACO-SVM	POS-SVM	ABC-SVM
平均相对误差	0.177%	0.128%	0.019%	0.012%
最大相对误差	3.21%	2.56%	2.47%	2.16%

从验证结果可以看出, ABC-SVM 模型对供应链竞争力评价模型的拟合精度较高, 可应用于实际的评价。因此, 将该评价模型用于供应链 16 到 20 的评价, 具体评价结果如表 7 所列。从表 7 中可以看出, 本文提出的评价方法可以有效地对实际供应链进行竞争力评价。

表 7 ABC-SVM 模型评价结果

编号	实际值	预测值	绝对误差	相对误差
供应链 16	0.15	0.1674	0.0174	0.1159
供应链 17	0.7	0.6886	0.0114	0.0162
供应链 18	0.4	0.4039	0.0039	0.0098
供应链 19	0.55	0.5464	0.0036	0.0065
供应链 20	0.15	0.1674	0.1074	0.1161

结束语 本文考虑了供应链上游和下游企业的相关因素, 通过分析其关键要素, 构建了一套全面的、系统的供应链

竞争力评价体系。同时, 为了更有效、准确地对企业供应链竞争力进行评价, 利用 SVM 解决非线性问题的能力和拟合性强的优势, 结合 ABC 全局优化强等特点对 SVM 中的惩罚因子 C 和宽度参数 δ 进行优化, 建立 ABC-SVM 供应链竞争力评价模型。实验结果表明, ABC-SVM 评价模型具有较强的泛化能力, 在供应链竞争力指标体系数据较少的情况下也能获得较好的评价结果。其预测的精度能满足供应链竞争力的评价要求, 也为供应链竞争力的评价领域提供了一种新的方法。

参 考 文 献

- [1] Bhatnagar R, Sohal A S. Supply Chain Competitiveness: Measuring the Impact of Location Factors, Uncertainty and Manufacturing Practice[J]. Technovation, 2005, 25(5): 443-456
- [2] 邵晓峰, 季建华, 黄培清. 供应链竞争力评价指标体系的研究[J]. 预测, 2000(6): 52-56
- [3] 陈虎. 物流服务供应链绩效动态评价研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1241-1244
- [4] 张文军. 供应链绩效评价方法探讨[J]. 物流工程与管理, 2014, 36(9): 142-144
- [5] 马淑琴, 邵宇佳. 基于 FAHP 的内外贸一体化企业供应链竞争力研究[J]. 经济问题, 2013(10): 81-85
- [6] 段茜, 黄梦醒, 万兵, 等. 云计算环境下基于马尔可夫链动态模糊评价的供应链伙伴选择研究[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(8): 2403-2406
- [7] 曹庆奎, 叶伟. 基于 DEA 的低碳地产供应链整体绩效评价研究[J]. 数学的实践与认识, 2013, 43(10): 16-22
- [8] 何开伦, 李伟, 程创业. SOM 神经网络在生猪绿色供应链绩效评价中的应用[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2014, 28(9):

- [9] 汪劲松,石薇. 种群遗传神经网络在股指预测中的应用[J]. 统计与决策,2014(14):76-79
- [10] Liu Sheng, Li Yan-yan. A novel predictive control and its application on water level system of ship boiler[C]// International Conference on Innovative Computing, Information and Control. 2006: 8
- [11] 李强,刘光远,赖详伟. 改进的支持向量机在情感识别中的应用[J]. 计算机应用,2014,34(S1):117-119
- [12] 李翠平,郑瑶瑕,张佳,等. 基于遗传算法优化的支持向量机品位插值模型[J]. 北京科技大学学报,2013,35(7):837-843
- [13] 孙煦,陆化普,吴娟. 基于蚁群算法支持向量机模型的公路客流量预测[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2012,35(1):124-129
- [14] 赵曦,李颖,徐江,等. 基于 PSO-SVM 的发动机及故障诊断研究[J]. 计算机仿真,2014,31(3):171-174
- [15] Karaboga D. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization; TECHNICAL REPORT TR06 [R]. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005
- [16] 张淑宁,王福利,尤富强,等. 基于鲁棒学习的最小二乘支持向量机及其应用[J]. 控制与决策,2010,25(8):1169-1172
- [17] Luttrell S P. The use of Bayesian and entropic methods in neural network theory, Maximum Entropy and Bayesian Methods[M]. Kluwer, Boston, 1989:363-370
- [18] 李秋玲,贾敏智. 基于改进 ABC 算法优化 SVM 的汽车发动机故障诊断[J]. 制造业自动化,2014,36(3):57-60
- [19] Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011, 2(3):27
- [20] 高立法,冯腾达. 企业经营分析与绩效评价[M]. 北京:经济管理出版社,2001
- [21] 史文利,高天宝. 供应链绩效评价的未确知测度模型[J]. 系统工程与电子技术,2010,32(5):983-987

(上接第 18 页)

率损耗降至最低,但是无法确定经济合理的 DG 的选址定容的具体配置方案,实际应用价值不大。

分析以电压质量为单目标函数进行优化的结果发现,虽然提高了电压稳定性使电压质量较原配电网得到优化,但是优化效果不明显;相反在多数情况下,为降低功率损耗而接入 DG 使得电网的电压潮流产生波动,电压质量降低,电网稳定性受到影响,存在潜在的电压崩溃风险。因此 DG 的接入需谨慎。

对基于多目标优化的 DG 选址定容配置方案及优化后的结果进行分析发现,这种基于模糊隶属度的多目标优化方法可以有效地综合考虑各方面因素,得到一个比较满意的方案。仿真中,有功功率损耗较原电网的下降率达 28.25%,对于基于有功功率损耗单目标优化方案,电压质量较原电网的下降率有很大的改善,DG 总容量减少 54.1%。由此可见,对于 DG 的选址定容优化问题,有功功率损耗、电压质量以及接入 DG 总容量这几个目标是相互制约、相互矛盾的。实际问题中,求取 DG 的选址定容的配置方案需考虑多方面因素,因此对该问题进行多目标优化在实际应用中较大的参考价值。

结束语 分布式发电在电力系统中将发挥重要作用,对 DG 进行选址和定容可以得到更好的网络规划结果。本文应用改进粒子群优化算法对 DG 接入配电网的选址定容问题进行了优化。优化目标为基于有功功率损耗、电压质量和接入 DG 总容量的多目标函数,通过模糊理论进行归一化处理将其转化为单一目标的优化问题。通过对惯性权重和边界处理的改进改善了传统粒子群算法易陷入局部最优的缺点,算法收敛速度快。结合 IEEE 14 节点系统进行了仿真,得出的相应结果具有实际应用意义。分析仿真结果可以看出,DG 的合理接入降低了配电网的线路投资和损耗成本。考虑到分布式发电带来的巨大社会和经济效益,DG 接入配电网具有十分重要的作用,是未来电力系统发展的方向。

参 考 文 献

- [1] 余贻鑫,秦超. 智能电网基本理念阐释[J]. 中国科学:信息科学, 2014,44(6):694-701

- [2] Shaoyun G E, Li X U, Hong L I U, et al. Low-carbon benefit analysis on DG penetration distribution system[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(1):139-148
- [3] 吕学勤,吴辰宇,陈树果. 分布式电源并网的潮流计算[J]. 上海电力学院学报,2012,28(4):321-324
- [4] 赵波,王财胜,周金辉,等. 主动配电网现状与未来发展[J]. 电力系统自动化,2014,38(18):125-135
- [5] 赵兴勇,康凯,赵艳秋. 分布式电源选址定容优化算法[J]. 电力科学与工程,2011,27(3):51-54
- [6] Sookananta B, Kuanprab W, Hanak S. Determination of the optimal location and sizing of Distributed Generation using Particle Swarm Optimization[C]// 2010 International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON). IEEE, 2010:818-822
- [7] Ahmad N A, Musirin I, Sulaiman S I. Exponential based PSO performed on DG installation for loss minimization considering THD[C]// 2014 IEEE 8th International Power Engineering and Optimization Conference (PEOCO). IEEE, 2014:607-612
- [8] Joseph S, Skariah E N, Joseph T, et al. PSO based controller algorithm for optimal allocation & setting of fuel cell in a wind-PV integrated power system for maximizing loadability[C]// 2014 International Conference on Advances in Green Energy (ICAGE). IEEE, 2014:1-6
- [9] Anwar A, Mahmood A N. CF-PSO based loss sensitivity clustering technique to identify optimal DG allocation nodes for energy efficient smart grid operation[C]// 2014 IEEE 9th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). IEEE, 2014: 1130-1135
- [10] Phonrattanasak P. Optimal placement of DG using multiobjective particle swarm optimization[C]// 2010 2nd International Conference on Mechanical and Electrical Technology (ICMET). IEEE, 2010:342-346
- [11] 付国江,王少梅,刘舒燕,等. 含边界变异的粒子群算法[J]. 武汉理工大学学报,2005,27(9):101-103