

基于遗传神经网络的汽车回收逆向物流综合评价^{*}

倪霖^a, 刘琳^b

(重庆大学 a. 机械传动国家重点实验室; b. 机械工程学院, 重庆 400044)

摘 要: 目前面向汽车回收的逆向物流工作实施效果的好坏难以衡量, 针对这一问题, 构建了汽车回收逆向物流综合评价指标体系。采用可以获得专家知识经验的层次分析法计算指标体系的权重作为神经网络的输入, 实现了定性分析和定量分析的有效结合; 提出了用遗传算法优化神经网络的遗传神经网络评价方法, 结合实例验证了该评价方法更加稳定迅速并具有时效性。实验结果表明提出的评价方法可以为汽车制造企业的逆向物流管理提供决策依据。

关键词: 汽车回收; 逆向物流; 层次分析法; 遗传算法; 神经网络; 综合评价

中图分类号: TP183; F272.5

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2011)08-2865-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2011.08.018

Comprehensive evaluation of vehicle recovery of reverse logistics based on genetic neural network

NI Lin^a, LIU Lin^b

(a. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, b. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Currently it is difficult to measure implementation effect of reverse logistics work facing the vehicle recovery. To overcome this problem, made up a comprehensive evaluation index system for vehicle recovery of reverse logistics. Used analytic hierarchy process which could obtain expert knowledge and experience to calculate the weight of index system as neural network's input, which realized effective combination of qualitative analysis and quantitative analysis. Then, proposed an evaluation methodology using genetic algorithm to optimize neural network. That was verified that it was more stable, quickly and effective by combining with an example. Experimental results indicate that the proposed evaluation method can provide decision-making to reverse logistics management for automobile manufacturing enterprises.

Key words: vehicle recovery; reverse logistics; analytic hierarchy process; genetic algorithm; neural network; comprehensive evaluation

0 引言

随着社会经济的快速发展和人民生活水平的不断提高, 汽车的使用越来越广泛, 汽车产品的快速更新导致了其生命周期的日益缩短, 出现了大量的废旧汽车。面对环境恶化、资源日益短缺的现实, 对报废汽车的有效回收成为汽车产业面临的一个严峻问题。许多汽车制造企业已着手进行废旧汽车的回收工作, 但是汽车回收工作的好坏却难以衡量。因此, 对汽车回收逆向物流系统进行综合评价成为汽车制造企业共同关注的问题。目前逆向物流的研究主要集中于体系结构研究^[1,2]、回收策略^[3,4]、网络优化^[5,6]和逆向物流供应商选择^[7,8]等方面, 对于综合评价方面的研究甚少。常用的综合评价方法一般有层次分析法、模糊综合评价方法、数据包络分析法、灰色关联分析法等。但是, 这些方法都缺乏自学习能力, 而且很难摆脱决策过程中的随机性和评价人员主观上的不确定性及其认识上的模糊性。神经网络虽然具有自学习自适应能力, 但其收敛速度慢, 容易陷入局部极小点, 因此本文采用遗传算法与神经网络相结合的方法。由于遗传算法能够收敛到全局最优解并且

具有较好的鲁棒性, 将遗传算法与神经网络融合不仅能发挥神经网络的泛化映射能力, 而且使神经网络具有很快的收敛性以及较强的学习能力。

本文以汽车回收逆向物流系统为研究对象, 根据汽车回收逆向物流系统的体系结构建立汽车回收逆向物流系统的综合评价指标体系, 引入遗传神经网络评价方法, 从经济效益、企业核心竞争力、社会效益和环境效益四个方面进行汽车回收逆向物流系统的评价, 为企业发展逆向回收物流提供参考。

1 评价指标体系的确定

1.1 汽车回收逆向物流体系结构模型

逆向物流最早是由 Stock 在 1992 年提出的。对汽车制造企业而言, 逆向物流中比较重要的是缺陷汽车召回问题和报废汽车回收利用两个问题。报废汽车是指汽车达到自身的使用年限, 达到汽车产品生命周期的报废阶段, 此时维护和修理已经不能保障汽车的安全行驶, 应对其进行合理的回收利用。报废汽车的回收处理, 使报废汽车从消费者手中回到制造商手中重新加工再利用。因而形成了由供应商、制造商、分销商、顾客

收稿日期: 2011-01-17; **修回日期:** 2011-02-23 **基金项目:** 重庆市科技攻关计划重大项目(CSTC.2010AA2044); 重庆市自然科学基金计划资助项目(CSTC.2008BB2173)

作者简介: 倪霖(1971-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为现代物流工程、项目管理等(nilin71@163.com); 刘琳(1986-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为现代物流工程。

再到回收中心,再到制造商的闭环物流系统,如图 1 所示。

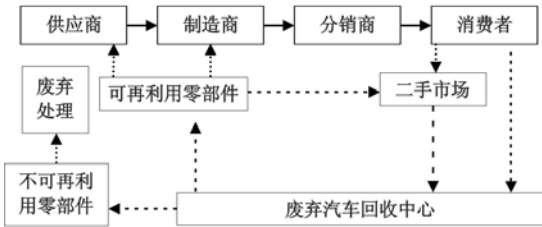


图1 汽车回收逆向物流系统体系结构

1.2 汽车回收逆向物流系统指标体系的确定

对汽车回收逆向物流系统进行综合评价,需要建立一套科学系统的评价指标体系。因此在设计评价指标体系时,要综合考虑其完整性、可比性和灵活性等方面,将制约报废汽车回收系统的因素层次化、条理化。

针对报废汽车回收逆向物流系统的评价具有的不确定性、动态性和复杂性等特点,在参考大量国内外文献的基础上,初步构建了汽车回收逆向物流系统评价指标体系,共归纳整理出 4 类 1 级指标、20 类 2 级指标,如图 2 所示。

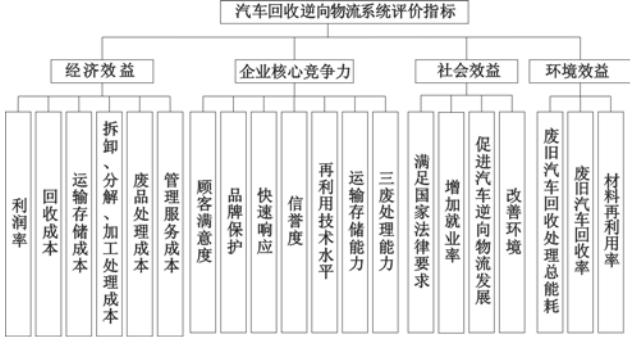


图2 汽车回收逆向物流系统综合评价指标体系

根据初选的评价指标体系设计调查问卷,问卷对象为汽车制造企业中高层管理者及逆向物流领域相关的专家。通过电子邮件和信函的方式共发出问卷 120 份,回复 86 份,有效问卷 75 份,有效问卷回收率 62.5 %。采用 Cronbach α 信度系数法对所收集数据进行信度检验和效度检验。通过对相关数据进行统计分析,剔除“非常重要”和“比较不重要”的指标,保留 4 个 1 级指标、14 个 2 级指标,构建了汽车回收逆向物流体系结构评价指标体系,如图 3 所示。

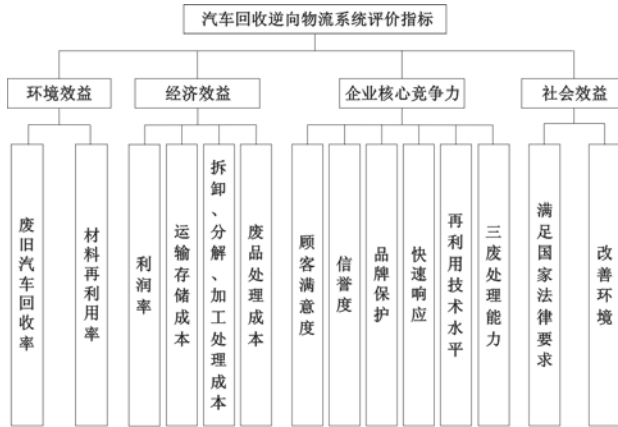


图3 汽车回收逆向物流系统评价指标体系

2 综合评价模型的建立

2.1 设定神经网络输入

由于汽车回收逆向物流的评价指标之间有较大差异,难以

定量地描述,数据特征的不均衡将导致在网络训练过程中不能充分体现部分变量的特征,甚至会导致网络的不收敛。因此需要对原始数据进行适当的预处理,使其更适合于神经网络的训练。应用具有专家知识经验的层次分析法计算指标体系的权重并作为神经网络的输入,当对网络进行训练时,可以吸收专家的知识,主观判断及对目标重要性的权重进行协调,从而实现定性分析与定量分析的有效结合,也可以较好地保证综合评价结果的客观性和时效性。

根据汽车回收逆向物流系统评价指标体系,将各个因素自上而下划分为三个层次,最高层即目标层为汽车回收逆向物流系统综合评价效益,作为神经网络的输出层;中间层为经济效益、企业核心竞争力、社会效益和环境效益;准则层为图 3 中的 14 个评价指标,作为神经网络的输入。

2.2 神经网络评价结构模型

本文设计的神经网络评价结构如下:

- a) 网络层数为三层,分别为输入层、隐含层和输出层。
- b) 网络输入层节点数与评价指标个数相对应。
- c) 隐含层神经元个数的选取是个复杂的问题,对不同隐含层数的神经网络,其学习速度、时间和容错性各不相同,因此根据经验最佳的隐单元数由公式 $m = \sqrt{n+r} + a$ 确定。其中, m 、 n 、 r 分别为隐含层、输入层、输出层的神经元数目, a 为 $[1, 10]$ 间的任意常数,本文选取隐含层节点数为 5。
- d) 汽车回收逆向物流系统综合评价等级分为很好、较好、一般、较差、很差,分别对应的输出值范围为 $1 \sim 0.9$ 、 $0.9 \sim 0.8$ 、 $0.8 \sim 0.7$ 、 $0.7 \sim 0.6$ 、 $0.6 \sim 0$,用以对网络的输出进行评价。因此,输出层神经元个数为 1,即评价结果。构建 BP 神经网络模型结构如图 4 所示。

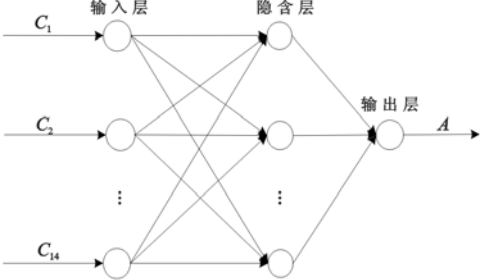


图4 BP神经网络模型结构

- e) 神经网络训练参数设定。学习率 $lr = 0.01$, 学习精度 $\varepsilon = 1e-5$ 。

2.3 遗传神经网络设计

本文采用遗传算法优化神经网络的连接权值,即通过反复调整来寻求最优的连接权值。遗传算法对初始权值分布进行优化,在解空间找出一个较好的搜索空间,然后利用 BP 算法在这个搜索空间中寻找最优解。采用遗传算法优化神经网络连接权值,可以防止搜索陷入局部极小点,从而提高收敛速度。遗传算法优化神经网络的连接权值主要步骤如下:

- a) 初始化种群。选择初始化函数和随机函数相结合的方式来选择初始种群。初始化种群包括交叉规模、交叉概率 p_c 以及突变概率 p_m 。
 - b) 确定编码方式和评价函数。神经网络的权值和阈值的
- 学习是一个复杂的连续参数优化问题,采用二进制编码,会使编码串过长,故本文采用实数编码。计算每个个体的选择概率 $p_i = f_i / \sum_{i=1}^n f_i$,其中 p_i 为第 i 个染色体的选择概率, f_i 为第 i 个染

色体的适应度函数,可以用误差平方和 E 来衡量,即 $f_i = \frac{1}{E(i)}$,将最大适应度的个体传给下一代。

c)交叉操作。应用概率 p_c 对个体 G_i 进行交叉操作,并产生新的个体 G_i' ,没有进行交叉操作的个体直接复制到下一代。

d)变异操作。由变异概率 p_m 对繁殖个体进行变异操作,产生 G_j 的新个体 G_j' 。

e)将新个体插入到种群 P 中,并计算新个体的评价函数,若找到了满意个体,则停止,否则转步骤 c)。

f)输出种群中的适应度最优的个体,即误差最小的一组神经网络的权值和阈值进行神经网络训练,直到误差满足精度要求为止。

3 实例分析

本文选取 12 家实施汽车回收逆向物流的汽车制造企业,综合分析其营业情况、回收利用率等相关因素,采用专家打分,运用层次分析法得到各企业 14 项指标的综合评价结果,如表 1 所示。其中,前 10 组数据作为训练样本,用来训练遗传神经网络;后 2 组作为检验样本,用于检验该遗传神经网络的学习效果,并对该两组数据进行评价。

表 1 12 组评价指标的权重及期望权重

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
G_1	0.1194	0.1083	0.0979	0.1165	0.1032	0.1209	0.0998	0.0943	0.1089	0.1097	0.0733	0.0911
G_2	0.0487	0.0512	0.0498	0.0496	0.0465	0.0475	0.0532	0.0497	0.0537	0.0502	0.0624	0.0534
G_3	0.0454	0.0467	0.0562	0.0587	0.0434	0.0463	0.0531	0.0486	0.0496	0.0519	0.0717	0.0569
G_4	0.0891	0.0911	0.0833	0.0731	0.0905	0.0789	0.0776	0.0874	0.0911	0.0734	0.1098	0.0648
G_5	0.1384	0.1275	0.1416	0.1266	0.1376	0.1423	0.1287	0.1351	0.1314	0.1299	0.0875	0.1315
G_6	0.1253	0.1402	0.1395	0.1251	0.1387	0.1403	0.1298	0.1299	0.1365	0.1289	0.0948	0.1267
G_7	0.0947	0.0792	0.0911	0.0993	0.0799	0.0922	0.0989	0.0962	0.0932	0.0891	0.0694	0.0984
G_8	0.0519	0.0574	0.0409	0.0576	0.0512	0.0436	0.0503	0.0575	0.0526	0.0493	0.0762	0.0428
G_9	0.0327	0.0348	0.0435	0.0332	0.0355	0.0318	0.0479	0.0481	0.0289	0.0319	0.0526	0.0267
G_{10}	0.0215	0.0321	0.0223	0.0224	0.0232	0.0197	0.0156	0.0396	0.0276	0.0221	0.0484	0.0399
G_{11}	0.0635	0.0569	0.0589	0.0576	0.0641	0.0622	0.0538	0.0698	0.0574	0.0632	0.0459	0.0586
G_{12}	0.0318	0.0245	0.0396	0.0423	0.0387	0.0307	0.0443	0.0476	0.0283	0.0309	0.0528	0.0423
G_{13}	0.0534	0.0653	0.0676	0.0651	0.0521	0.0641	0.0477	0.0642	0.0442	0.0698	0.0895	0.0684
G_{14}	0.1069	0.0995	0.0877	0.0897	0.0992	0.0957	0.0995	0.0814	0.0967	0.0998	0.0687	0.0998
期望输出	0.9427	0.9148	0.8869	0.9385	0.9002	0.9156	0.8979	0.8868	0.9159	0.9213	0.7362	0.8946

通过 MATLAB 2009a(7.8) 建立遗传神经网络评价模型并进行网络训练,经过 33 次迭代网络收敛,实现训练精度要求。同时进行 BP 神经网络训练,与所设计的遗传神经网络进行对比分析,经过网络训练的实际输出和相对误差结果对比如表 2 所示。

表 2 训练结果对比

结果项	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
期望输出	0.9427	0.9148	0.8869	0.9385	0.9002	0.9156	0.8979	0.8868	0.9159	0.9213
遗传神经网络输出	0.9421	0.9164	0.8867	0.9378	0.9005	0.9220	0.8982	0.8853	0.9111	0.9161
相对误差	0.0006	-0.0016	0.0002	0.0007	-0.0003	-0.0064	-0.0003	0.0015	0.0048	0.0052
BP 神经网络输出	0.9439	0.9122	0.8861	0.9394	0.9013	0.9068	0.8964	0.8844	0.9108	0.9158
相对误差	-0.0012	0.0026	0.0008	-0.0009	-0.0011	0.0088	0.0015	0.0024	0.0051	0.0055

由表 2 可知,遗传神经网络训练所得输出结果的相对误差小于 BP 神经网络训练所得输出的相对误差。利用训练好的神经网络对 11 组和 12 组数据进行测试,测试结果如表 3 所示。

表 3 11、12 组数据测试结果

序号	期望输出	遗传神经网络输出	评价等级	相对误差
11	0.7362	0.7364	一般	-0.0002
12	0.8946	0.8988	较好	-0.0042

由以上结果可以看出,利用遗传神经网络得出的训练数据实际输出与期望输出的最大相对误差为 0.0064,检验数据实际输出与期望输出之间的最大相对误差为 0.0042,且收敛效

果好,可见该网络的自学习能力非常强,网络性能很好。此种综合评价方法已经吸收了专家的知识 and 经验,具有高度泛化和非线性映射能力,可以得出,运用学习后的遗传神经网络模型对训练样本以外的报废汽车逆向物流回收过程进行综合评价是完全可行的,且具有较高的准确性。

4 结束语

汽车回收逆向物流系统涉及诸多因素,导致对其综合评价相对复杂。本文在分析汽车回收逆向物流的组成要素及其特点的基础上,构建了相应的评价指标体系,并提出了将遗传算法和神经网络相结合的评价方法。

a)实现了定性 with 定量相结合的评价方法,避免了主观因素对评价的影响,实现了评价结果的客观性;

b)采用具有专家知识经验的层次分析法计算神经网络输入,同时对数据的处理使得网络训练更加迅速;

c)采用遗传算法优化神经网络的连接权值,使得网络更加稳定并且迅速收敛,不会陷入局部极小点;

d)通过神经网络的自组织、自适应和自学习功能不断学习、不断接受新事物,保持了模型的时效性和准确性,使模型的应用更加广泛。

结合实例表明,利用遗传神经网络的评价方法对汽车回收逆向物流系统进行综合评价,具有强大的自适应、自学习能力,并且评价效果好,是一种较为实用的方法。但也可以看出,此神经网络的训练样本数目偏少,搜集的样本全面性不够,但神经网络本身具有开放性,今后可以在此基础上适当增加样本数目,使网络评价更具准确性。

参考文献:

[1] SHEU J B. A coordinated reverse logistics system for regional management of multi-source hazardous wastes[J]. Computers & Operations Research,2007,34(5):1442-1462.

[2] WADHWA S, MADAAN J, CHAN F T S. Flexible decision modeling of reverse logistics system: a value adding MCDM approach for alternative selection[J]. Robotics and Computer-integrated Manufacturing, 2009,25(2):460-469.

[3] SKINNER L R, BRYANT P T, RICHEY R G. Examining the impact of reverse logistics disposition strategies[J]. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 2008,38(7):518-539.

[4] KUMAR S, PUTNAM V. Cradle to cradle: reverse logistics strategies and opportunities across three industry sectors [J]. International Journal of Production Economics,2008,115(2):305-315.

[5] LEE D H, DONG Meng. Dynamic network design for reverse logistics operations under uncertainty[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review,2009,45(1):61-71.

[6] PISHVAEE M S, JOLAI F, RAZMI J. A stochastic optimization model for integrated forward/reverse logistics network design [J]. Journal of Manufacturing Systems,2009,28(4):107-114.

[7] SAEN R F. A new model for selecting third-party reverse logistics providers in the presence of multiple dual-role factors[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010,46(1-4):405-410.

[8] KANNAN G, POKHAREL S, KUMAR P S. A hybrid approach using ISM and fuzzy TOPSIS for the selection of reverse logistics provider[J]. Resources Conservation and Recycling,2009,54(1):28-36.