

基于改进 BP 神经网络的运输企业安全评价研究

曹引弟 李 捷 贾志绚

(太原科技大学交通与物流学院 太原 030024)

摘 要: 为了更准确地评价道路旅客运输企业的安全状况及安全等级,提出了基于主成分分析法(PCA)和改进 BP 神经网络的评价模型。基于遗传算法改进的 BP 神经网络模型利用非线性识别计算能力设计神经网络中的分类器,把分类计算出的结果输入到网络中计算,更加精确的计算了网络中相关的参数,弥补了传统神经网络缺点。利用该模型对 3 家实例运输企业进行仿真评价然后与传统模型评价结果比较分析。结果表明,该模型评价结果与实例企业真实评价期望值之间的相对误差在 0.2%~1.0% 之间,比传统神经网络评价误差值小,说明改进的 BP 神经网络优于传统的 BP 神经网络,也证明了此方法的有效性 with 实用性,可以正确的评价企业的安全状况。

关键词: 运输企业; 道路旅客; 改进 BP 神经网络; 主成分分析法; 安全评价

中图分类号: U491.3 文献标志码: A doi: 10.3969/j.issn.1673-2057.2016.04.011

近年来,随着国民经济快速发展,人员流动日益频繁,道路旅客运量逐年增加,由此引发的交通事故数量也在不断上升。道路旅客运输事故的频繁发生给人民的出行和财产安全造成了严重的威胁。因此,很多学者把研究重点放在了如何通过确保道路运输安全来保证生命及财产的安全,道路运输企业在道路安全运输过程中扮演着非常重要的角色。所以在道路旅客运输企业中实行安全评价是提高道路安全运输最为有效的手段之一。已经有学者从该方向展开了一系列研究,如张娟^[1]、霍亚敏^[2]、郭培杰^[3]等分别通过利用 BP 神经网络、安全评价相关量表、模糊评价法等对道路运输企业进行安全评价。其中,BP 神经网络评价法是安全评价中用的最多的一种方法,因为该方法具有计算能力强、鲁棒性好的特点。但是该算法的不足之处是在运行时经常发生瘫痪,运算速度很慢,容易造成网络计算结果一直处于最优结果状态,为了得到最优解而不收敛。

笔者通过改进神经网络的性能,即基于遗传算

法优化 BP 神经网络,让评价结果更为精确。该方法能够更加准确的计算神经网络中的相关参数,与主成分分析法(PCA)的结合应用使复杂繁多的指标进行降维,降维获得的指标之间既互不相关又可以保留原指标主要信息,将这些带有主要信息的主成分作为神经网络新的输入层。最后,利用该模型和传统 BP 神经网络模型对 3 家实例企业进行仿真评价和对比分析,以证明改进的模型确实具有优越性,更加准确的反映道路旅客运输企业安全状况。

1 改进神经网络的算法原理

1.1 BP 神经网络的原理

BP(Back Propagation)神经网络是 1986 年由 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组提出,通过误差逆传播算法训练的多层前馈式神经网络^[4]。它被广泛应用在各种安全评估的计算理论中,该网络由三个部分组成即输入层、若干隐含层和输出层。

BP 神经网络算法是通过梯度搜索技术,将输

收稿日期: 2016-01-20

基金项目: 太原科技大学研究生科技创新项目(20125019)

作者简介: 曹引弟(1989-),女,硕士研究生,主要研究方向为交通运输工程技术与评价。

入信号由上层到下层传递出去,最后传向神经网络的输出层,在传递过程中,此算法会通过自主学习,迭代计算出估计值与输出值方差的大小并对其进行调整。如果最后输出结果和期望结果相比误差较大时,需要反向传播将输出信号误差按原路返回,不断的调整计算结果,降低计算误差。

由遗传算法改进的 BP 神经网络的数学公式^[5]描述为:

$$\begin{cases} E_1(v, \omega, \xi, \eta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{M_i} \sum_{t=1}^m [y_i(t) - \hat{y}_i(t)]^2 \\ s, t, \omega \in R^{m \times p}, p \in R^{p \times n}, \xi \in R^p, \eta \in R^n \end{cases} \quad (1)$$

式中: E_1 是神经网络训练样本的总误差, $y_i(t)$

是理想输出信号, $\hat{y}_i(t)$ 是网络实际的输出:

$$\hat{y}_i(t) = f\left\{\sum_{i=1}^m v_{ii} g\left[\sum_{j=1}^p w_{ij} x_j(t) - \xi_i\right]\right\} - \eta_i \quad (2)$$

式中: w_{ij} 是输入层节点与隐层节点连接的权值, v_{ii} 是隐层节点与输出节点连接的权值, ξ_i 是过程神经元中输出阈值, η_i 是输出神经元的阈值, g 是隐层神经元中的激励函数, f 是输出神经元中的激励函数。

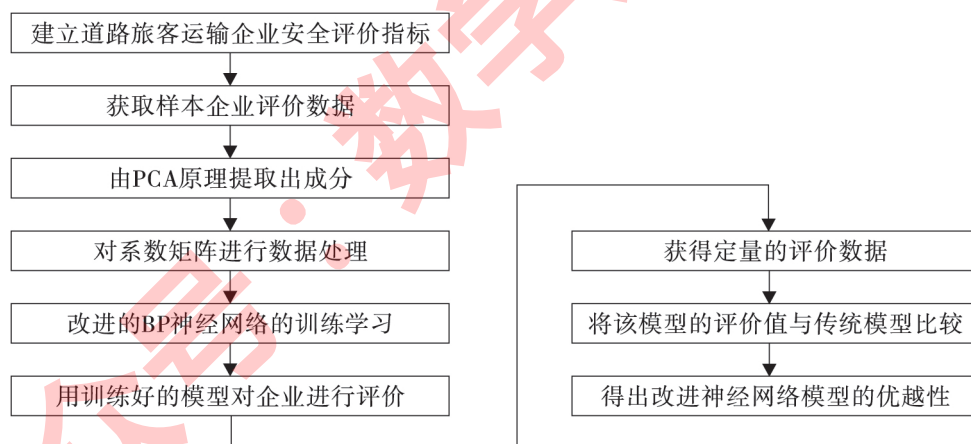


图1 道路旅客运输安全评价步骤

Fig.1 Safety assessment procedure of road passenger transport

2 对模型进行训练及应用

2.1 构造道路旅客运输企业的安全评价指标体系

反映道路旅客运输安全的指标非常多,概括起来主要涉及人、车、物、管理等方面^[6],每一个大方面中又包含了非常多影响运输安全的因素,有些因素会出现重叠,所以笔者根据运输企业实际状况,结合对相关专家的咨询,主要从安全管理制度评价、从业人员素质评价、营运车辆与设备及隐患排

查与应急救援4个方面来构建运输企业的安全评价指标,如表1。

查与应急救援4个方面来构建运输企业的安全评价指标,如表1。

对权值的修正:

$$\Delta \omega_{ij}(n) = -\eta g(n) + \alpha \Delta \omega_{ij}(n-1) \quad (3)$$

式中: η 表示自适应学习率, $g(n)$ 表示误差函数对权值的梯度, n 是迭代次数, α 是动量因子。

1.2 建立基于 PCA 的改进神经网络评价模型

影响道路旅客运输企业安全运输的因素有很多,不同的因素从不同角度反映了企业的一些信息。在众多因素中各因素间会有一定的相关性,这样就会有信息重叠的部分,不宜直接使用改进 BP 神经网络进行评价。而 PCA(主成分分析法)是一种可以对数据进行压缩和特征提取的多变量统计的方法。该方法通过降维,压缩数据把主要变量提取出来转化为某些主要变量的线性组合。然后把变量输入到改进 BP 神经网络进行运算。具体流程如图1。

查与应急救援4个方面来构建运输企业的安全评价指标,如表1。

2.2 样本数据获取及提取主成分

由表1的评价指标可知,大多数指标都是定性的评价,为了将指标定量化,笔者分别以[0,2]、[2,4]、[4,6]、[6,8]、[8,10]表示差、较差、一般、较好、好等评价等级。选择3家道路旅客运输企业,要求评价员在被评企业实况等级下给予合适的分值,将评价值汇总到30份原始评价数据中。

表 1 道路旅客运输企业安全评价数据矩阵
Tab. 1 Data safety assessment matrix of road passenger transport enterprise

1 级指标	2 级指标	样本数据							
		1	2	3	4	5	28	29	30
安全管理 制度评价 A_1	安全工作方针与目标 A_{10}	0.89	0.83	0.79	0.90	...	0.84	0.63	0.49
	安全生产操作规程 A_{11}	0.86	0.91	0.75	1.00	...	0.59	0.34	0.52
	制度执行及档案管理 A_{12}	0.78	0.64	0.83	0.92	...	0.93	0.63	0.59
	安全生产责任制 A_{13}	0.70	0.86	0.69	0.77	...	0.00	0.16	0.53
	安全管理机构和人员配备 A_{14}	0.75	0.54	0.45	0.82	...	0.18	0.00	0.65
	企业资质 A_{15}	1.00	0.93	0.84	0.90	...	0.74	0.64	0.92
	安全费用投入 A_{16}	0.98	0.73	0.42	0.89	...	0.30	0.19	0.93
	安全行车管理 A_{17}	0.54	1.00	0.53	0.50	...	0.60	0.74	0.89
	车辆设备管理 A_{18}	0.72	1.00	0.59	0.28	...	0.28	0.00	0.69
	事故处理及应急救援 A_{19}	0.91	0.63	0.39	0.82	...	0.62	0.13	0.79
从业人员 素质评价 A_2	从业人员培训 A_{20}	0.89	0.73	0.54	0.70	...	0.71	0.45	0.69
	驾驶员平均技术等级 A_{21}	0.92	1.00	0.83	0.67	...	0.75	0.33	0.67
	驾驶员管理 A_{22}	0.93	0.43	0.90	0.70	...	0.69	0.42	0.59
	安全防范意识 A_{23}	0.94	0.54	0.91	0.83	...	0.69	0.71	0.64
	安全行为 A_{24}	0.87	0.57	0.38	0.94	...	0.30	0.00	0.83
专用车辆 与设备 A_3	营运车辆管理 A_{30}	0.72	1.00	0.30	0.32	...	0.41	0.39	0.32
	维护、保养状况 A_{31}	0.75	1.00	0.93	0.76	...	0.70	0.34	0.59
	安全技术状况 A_{32}	0.92	0.70	0.62	0.50	...	0.72	0.50	0.69
	警示标志 A_{33}	0.64	0.74	0.89	0.63	...	0.60	0.14	0.59
隐患排查 与应急救援 A_4	危险源辨识 A_{40}	0.80	0.62	0.71	0.74	...	0.83	0.72	0.69
	应急救援 A_{41}	0.43	0.63	1.00	0.75	...	0.00	0.13	0.75
	消防器材 A_{42}	0.73	0.41	0.87	1.00	...	0.00	0.24	0.79
	隐患排查 A_{43}	0.76	0.64	0.92	0.84	...	0.63	0.75	0.79

依据 PCA 原理对 30 份原始数据进行主成分的提取:

(1) 将原始数据标准化处理。所有指标数据为正向的,数据越大代表安全状况却好,考虑篇幅的限制,列出部分道路旅客运输企业的安全评价数据,如表 1 所示的标准化数据。

(2) 在 SPASS 软件中对标准化数据处理得出相关系数矩阵 $R = (r_{ij})_{n \times p}$,及特征根 λ_i 和相应的特征向量 T_i ,贡献率 α_i 。

(3) 选择累计贡献率大于 80% 的最小整数作为主成分的个数,所以选前 8 个主成分 $X_j (j = 1, 2, \dots, 8)$ 替代原来的 23 个指标 $Y_i (i = 1, 2, \dots, 23)$,作为改进 BP 神经网络评价模型的节点输入数,如表 2。

表 2 初始特征值及贡献率

Tab. 2 The initial characteristic value and contribution

主成分	初始特征值		
	标准差	方差所占比例 / %	累计贡献率 / %
1	6.865	19.571	42.631
2	4.316	13.732	57.362
3	2.439	7.693	64.731
4	1.794	6.452	68.993
5	1.331	4.931	74.314
6	1.314	4.432	79.032
7	0.942	3.542	82.313
8	1.343	2.314	83.415

表 3 主成分因子荷载矩阵

Tab. 3 Factor loading matrix of principal components

评价指标	主成分							
	1	2	3	4	5	6	7	8
安全工作方针与目标 A_{10}	0.845	-0.141	0.215	-0.195	0.063	0.049	-0.193	-0.112
安全生产操作规程 A_{11}	0.852	-0.431	0.243	-0.263	-0.091	0.092	-0.119	-0.131
制度执行及档案管理 A_{12}	0.694	0.095	-0.143	0.432	-0.164	0.051	-0.214	-0.192
安全生产责任制 A_{13}	0.843	-0.039	0.154	0.132	-0.175	0.024	-0.235	-0.213
安全管理机构和人员配备 A_{14}	0.893	0.099	-0.105	0.172	-0.213	-0.045	-0.224	-0.193
企业资质 A_{15}	0.843	0.114	-0.241	0.143	0.064	0.192	-0.032	-0.149
安全费用投入 A_{16}	0.842	-0.113	-0.092	0.278	0.043	-0.132	-0.043	-0.093
安全行车管理 A_{17}	0.564	-0.125	-0.091	0.504	0.075	-0.211	0.149	-0.139
车辆设备管理 A_{18}	0.592	-0.543	-0.220	0.143	0.042	0.310	-0.250	-0.211
事故处理及应急救援 A_{19}	0.793	0.132	-0.342	0.092	-0.153	-0.069	-0.210	-0.192
从业人员培训 A_{20}	0.645	-0.421	-0.034	0.069	-0.117	0.121	0.053	-0.204
驾驶员平均技术等级 A_{21}	0.625	-0.493	0.207	-0.092	0.493	0.004	-0.089	-0.091
驾驶员管理 A_{22}	0.651	0.113	0.305	0.159	0.341	-0.052	-0.051	-0.042
安全防范意识 A_{23}	0.814	0.431	-0.143	-0.045	-0.753	0.215	0.057	0.134
安全行为 A_{24}	0.843	0.492	-0.145	0.431	-0.092	0.053	-0.208	0.114
营运车辆管理 A_{30}	0.894	0.531	-0.293	0.398	-0.214	0.321	-0.193	-0.119
维护、保养状况 A_{31}	0.501	-0.401	-0.153	0.231	-0.113	0.210	-0.155	-0.113
安全技术状况 A_{32}	0.601	-0.663	0.304	-0.024	0.078	0.067	0.160	0.090
警示标志 A_{33}	0.558	-0.593	0.040	-0.019	0.082	0.181	-0.860	-0.043
危险源辨识 A_{40}	0.432	0.151	0.089	0.156	0.341	0.364	0.021	0.011
应急救援 A_{41}	0.531	0.042	-0.411	0.109	0.213	0.213	0.104	-0.035
消防器材 A_{42}	0.720	0.163	-0.131	0.073	-0.042	-0.115	0.350	0.093
隐患排查 A_{43}	0.614	0.032	0.059	-0.082	0.152	-0.047	0.114	-0.256

由表 3 中主成分因子荷载矩阵可得出,第一主成分 X_1 在 A_{10} 、 A_{11} 、 A_{13} 、 A_{16} 、 A_{24} 上的荷载比较大,这些荷载主要体现道路旅客运输企业制度建立及安全生产责任方面的指标信息,又因为它的方差贡献率相比较而言是最大的,所以它是反映道路旅客运输企业安全运行状况非常重要的指标;第 2 主成分 X_2 在 A_{18} 、 A_{30} 、 A_{33} 上的荷载比较大,它主要体现了车辆设备及对车辆管理方面的指标;第三主成分 X_3 在 A_{19} 、 A_{32} 、 A_{41} 上的荷载较大,主要反映了事故处理应急救援及安全技术状况方面的指标;第四主成分 X_4 在 A_{12} 、 A_{17} 上的荷载较大,反映了制度执行

及档案管理和安全行车管理方面的指标;第五主成分 X_5 在 A_{14} 、 A_{21} 、 A_{23} 上的荷载比较大,主要反映了从业人员及驾驶员管理,安全防范意识方面的指标;第六主成分 X_6 主要反映了危险源辨识方面的指标;第七主成分 X_7 主要反映了消防安全设备方面的指标;第八主成分 X_8 主要反映了隐患排查方面的指标。

2.3 改进神经网络训练及结果的评价

(1) 根据 PCA 的计算原理知,提取出的主成分 X_j 和原始指标 Y_i 有如下线性关系^[7]:

$$\chi_i = \tau_{i1}y_1 + \tau_{i2}y_2 + \cdots + \tau_{ip}y_p \quad i = 1, 2, \cdots, 5 \quad (4)$$

通过表 3 与公式 (4) 可以得到如下线性公式:

$$\left\{ \begin{aligned} X_1 &= 0.889A_{10} + 0.852A_{11} + \cdots + 0.720A_{42} + 0.614A_{43} \\ X_2 &= -0.141A_{10} - 0.431A_{11} + \cdots + 0.163A_{42} - 0.032A_{43} \\ X_3 &= 0.215A_{10} + 0.243A_{11} + \cdots - 0.131A_{42} + 0.059A_{43} \\ X_4 &= -0.195A_{10} - 0.213A_{11} + \cdots + 0.073A_{42} - 0.082A_{43} \\ X_5 &= 0.063A_{10} - 0.091A_{11} + \cdots - 0.042A_{42} + 0.152A_{43} \\ X_6 &= 0.049A_{10} + 0.092A_{11} + \cdots - 0.115A_{42} - 0.047A_{43} \\ X_7 &= -0.193A_{10} - 0.119A_{11} + \cdots + 0.350A_{42} + 0.114A_{43} \\ X_8 &= -0.112A_{10} - 0.131A_{11} + \cdots + 0.093A_{42} - 0.256A_{43} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

通过对式子 (5) 计算得出 8 个主成分的指标数据,如下表 4。表 4 中输出的数据是专家对实际评价结果的处理,所以此数据真实反映了企业实际安全状况水平的高低。将表 4 的数据作为新的学习样本输入到改进的神经网络中。

(2) 确定 BP 神经网络结构和训练参数

由于主成分的个数是 8,所以通过 Matlab 软件设计的 BP 神经网络是 3 层,节点数为 8,输出层的节点数设为 1,把隐层节点数设为 16,以 1 000 步作为训练步数,精度设定为 0.001。选取表 4 中的 20 份评价数据作为网络训练的样本,测试样本选取后 5 份数据,用训练好的 BP 神经网络直接对道路旅客运输企业进行安全评价。

(3) 仿真评价结果

表 4 主成分数据矩阵

Tab.4 Data matrix of principal components

主成分	1	2	3	...	28	29	30
X ₁	6.14	8.63	5.05	...	6.90	3.42	7.60
X ₂	-0.08	-2.03	0.51	...	-1.50	-0.16	0.47
X ₃	1.43	1.15	2.30	...	0.56	1.54	0.71
X ₄	0.08	0.03	-0.41	...	0.01	0.67	0.26
X ₅	-0.29	0.04	0.35	...	0.09	0.25	-0.46
X ₆	-0.48	-0.76	-0.41	...	-0.45	-0.46	-0.66
X ₇	0.16	-0.26	0.35	...	0.19	0.51	0.26
X ₈	0.17	-0.31	0.15	...	0.22	0.46	0.25
输出层	0.88	0.85	0.84	...	0.75	0.74	0.86

由表 4 可知,对 3 家道路旅客运输企业评估后的平均期望值是 0.883、0.784、0.825,而通过此模型得到的值是 0.878、0.766、0.824。由前面等级划分可知,3 家道路旅客运输企业仿真评价的结果分别是好、较好、好。为了更进一步的了解改进 BP 神经网络与传统的神经网络模型的差异,将此模型得出的值与传统的神经网络得出的值进行比较,结果表明改进 BP 神经网络评价的结果和期望值相比,相对误差在 0.2%~1.0% 之间,和传统神经网络的评价结果误差相比降低 0.6%~1.0%,如表 5。说明改进的神经网络比传统神经网络更具有计算速度快、精度高的优点。

表 5 评价模型的比较

Tab.5 The comparison of evaluation models

样本	期望输出值	改进 BP 神经网络	改进后相对误差 /%	传统神经网络	相对误差 /%
1	0.85	0.846	0.4	0.835	1.8
2	0.88	0.884	0.4	0.865	1.7
3	0.75	0.743	0.9	0.741	1.2
4	0.71	0.719	1.0	0.697	1.8
5	0.83	0.828	0.2	0.823	0.8

3 结 论

(1) 对道路旅客运输企业进行安全评价时,影响其安全状况的因素非常多,利用 PCA 方法可将输入层的参数进行降维并提取主特征,将其输入到改

进 BP 神经网络模型时,改进的神经网络会更进一步对参数筛选,两种方法的结合,达到了对主参数的精确提取。

(2) 基于 Matlab 对道路旅客运输企业进行了仿真评价,且与传统的 BP 神经网络模型的评价结果

相比,改进神经网络模型的评价值与期望值的相对误差在 0.2% ~ 1.0% 之间。此模型更具有精确性及及时性,为运输企业安全评价的工作的展开提供了比较方便的借鉴方法。

(3) 由于条件所限,文中对 BP 神经网络训练时其样本量较小,评价结果精度会受到一定影响,在今后的研究工作中,需要搜集更多数据资料提高网络训练精度,使评价结果更精确。

参考文献:

- [1] 张娟,付晓凤,王肇飞. 基于 BP 神经网络的危险货物物流运输企业安全评价方法研究[J]. 物流技术, 2009, 28(11): 131-133.
- [2] 霍亚敏,何湘铎,陈坚,等. 道路危险货物运输企业安全性评价研究[J]. 中国安全科学学报, 2010, 20(6): 88-92.
- [3] 郭培杰,蒋军成. 模糊综合评价法在危险化学品道路运输风险评价中的应用[J]. 南京工业大学学报: 自然科学版, 2006, 28(5): 57-62.
- [4] 武美先,张学良,温淑华,等. BP 神经网络及其改进[J]. 太原科技大学学报, 2005, 26(2): 120-130.
- [5] 彭基伟,吕文华,行鸿彦,等. 基于改进 GA-BP 神经网络的温度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 155-160.
- [6] 孙平,王立,肖丽妮. 危险化学品道路运输安全评价模型的建立[J]. 安全, 2008, 29(2): 66-71.
- [7] 沈小燕,刘浩学,谢培. 基于主成分分析法的危险货物运输企业安全评价[J]. 中国安全科学学报, 2012, 22(1): 124-130.

A Safety Assessment Model For Transportation Enterprise Based on Improved BP Neural Network

CAO Yin-di, LI Jie, JIA Zhi-xuan

(School of Transportation and Logistics, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: For more accurate and convenient evaluation on the safety status and the level of road passenger transport enterprises, a safety assessment model on the basis of PCA and improved BP neural network was proposed. The genetic algorithm to optimize BP neural network can be used to design the neural network classifier through the calculation of nonlinear identification ability, and then the result is input to the network computing. This method can be more accurate to calculate the parameters and make up the shortcomings of traditional neural network. Three enterprises were taken as examples for simulation evaluation and comparative analysis by using this model and three others respectively. Results show that the relative error between the results of improved BP neural network evaluation and the expected value of the real evaluation of the enterprises is 0.2% ~ 1%, which is smaller than that of traditional neural network. It indicates that the improved BP neural network is superior to traditional BP neural network, and this method is proved to be effective and practical, and it can correctly evaluate the safety situation of the enterprise.

Key words: transport enterprises, road passenger, improved BP neural network, principal component analysis (PCA), safety assessment