

基于 DEA 和 BP 神经网络的企业科技成果转化 综合评价及实证分析

刘长平

(淮阴工学院 经济管理学院, 江苏 淮安 223001)

摘要:构建了企业科技成果转化综合评价指标体系,将数据包络分析(DEA)与 BP 神经网络两种评价方法有机结合,建立了 DEA-BP 神经网络综合评价模型,利用该模型对 1998 年至 2009 年间上海市规模以上企业的相关数据进行了实证分析,验证了构建的评价模型具有较高的精确度和预测能力,并根据评价结果,提出了上海市促进科技成果转化的一系列建议。

关键词:科技成果转化;综合评价;DEA;BP 神经网络

中图分类号:F204 **文献标志码:**A **文章编号:**1671—1807(2015)08—0098—04

对科技成果转化成效的客观评价,从宏观方面可以在一定程度上衡量一个国家科技创新的能力,为我们寻找与发达国家的差距提供依据;从科研方面有利于各科技成果相互比较,以寻找适合科技成果转化的有效途径,探索科技成果转化的长效机制,实现技术研究与开发的经济效益和社会效益。因此,建立一种客观、准确又便捷的评价分析工具,帮助决策者客观评价企业科技成果转化效果具有重要的现实意义。基于此,本文提出了一种结合了 DEA 和 BP 神经网络两种方法特点的综合评价模型,以近年来上海市规模以上企业的相关数据进行实证分析,验证了该模型的准确性和便捷性,为企业科技成果转化的评价分析

提供了一种新的思路和工具。

1 企业科技成果转化评价指标体系构建

企业科技成果转化评价是一个多目标、多指标的综合评价指标体系,包含多个具有内在联系、互补的独立指标,分别体现着科技成果转化状况的不同方面。综合评价的目的是对科技成果转化综合状况做出一个整体性的判断,并用一个总评价价值来反映某个地区的企业、高校或者科研机构科技成果转化的综合状况。按照①科学性;②系统性;③可比性;④可行性;⑤独立性原则^[1],参考相关文献^[2-5]构建如下科技成果转化综合评价指标体系,如表 1 所示。

表 1 科技成果转化效果综合评价指标体系

投入指标		产出指标	
资金投入	科技活动经费筹集额(亿元), X_1	科技产出	项目数(项), Y_1
	R&D 经费投入(亿元), X_2		人均项目数(项), Y_2
	R&D/GDP 投入强度(%), X_3		各类技术合同(转化)项目数(项), Y_3
	技术引进改造转化投入(亿元), X_4	经济产出	新产品产值(亿元), Y_4
	技术引进改造转化/GDP 投入强度(%), X_5		新产品主营业务收入(亿元), Y_5
	新产品开发经费投入(亿元), X_6		新产品出口收入(亿元), Y_6
政府投入	政府支持力度(政府投入资金/经费筹集额)(%), X_7		各类技术合同(转化)成交金额(亿元), Y_7
人力投入	科技活动人员数(万人), X_8		
	R&D 人员占科技活动人员比重(%), X_9		
科研投入	技术开发机构数(个), X_{10}		

收稿日期:2015—05—04
基金项目:江苏高校哲学社会科学研究基金项目(2014SJB685)。
作者简介:刘长平(1974—),男,河南洛阳人,淮阴工学院经济管理学院,副教授,博士,研究方向:管理工程。

2 DEA—BP 神经网络综合评价模型

2.1 评价方法

数据包络分析 (Data Envelopment Analysis, DEA)^[6]是美国运筹学家 Charnes 和 Cooper 等人在“相对效率评价”概念基础上发展起来的一种新的效率评价方法,主要采用数学规划方法,利用观察到的有效样本数据,对决策单元(Decision Making Units, DMU)进行有效性评价或处理其它多目标决策问题。DEA 方法在处理多投入、多产出问题时有其自身的优势,在很大程度上避免了人为主观因素的影响,其评价结果较为科学准确。但 DEA 方法也存在其自身缺陷,不能进一步的仿真、预测,不能为决策者提供清晰的解决思路。

BP 神经网络模型^[7]是对人脑神经网络若干基本特性的抽象和模拟,可以进行分布式并行信息处理。在处理过程中不需要确定各指标的权重,可以精确拟合指标体系中的隶属关系,根据已训练的模型进行模拟,再现评价专家的经验 and 知识,从而可以预测今后的发展趋势。但是,由于 BP 神经网络需要训练样本及相应的导师值,此过程仍然无法避免需要借助其他方法辅助评价,较为常见的是采用专家打分的 AHP 方法。这就不可避免引入人的主观因素,并且评价周期会因为征集专家经验评分的时间而延长。

2.2 DEA-BP 神经网络综合评价模型构建

鉴于上述两种方法各自的优势和不足,本文将两种方法有机结合用于科技成果转化评价。首先将原始评价指标数据输入 DEA 模型,计算得出基于 DEA 模型的科技成果转化综合评价值,然后以此评价值作为导师值指导训练 BP 神经网络,借助于神经网络的自学习、自适应能力和容错性强等特点可以有效地对科技成果转化进行客观评价和仿真预测。本文构建的 DEA-BP 神经网络综合评价模型如图 1 所示。

进行科技成果转化评价时,首先将相关数据输入 DEA 模型,得出的结果一方面用于进行效率改进分析,找出每一个评价项需要改进调整的方向,为决策做出具体的参考意见;另一方面,其相对效率评价值可以作为一种客观的导师信息来替代传统 BP 网络中采用的专家主观评分,从而指导 BP 神经网络进行自学习和训练,形成稳定的网络结构后即可进行具体的评价、预测。

3 实证分析

本文利用 1998—2009 年间上海市规模以上企业相关数据(数据来源:上海市历年统计年鉴)作为样本

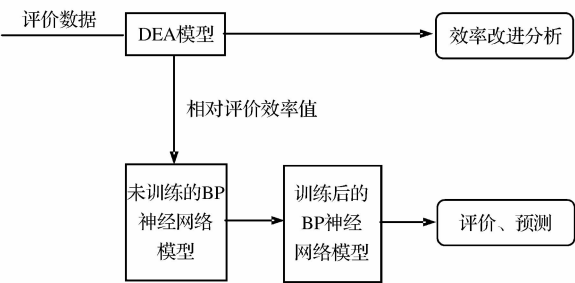


图 1 DEA-BP 神经网络综合评价模型

进行实证分析,来验证所构建的 DEA-BP 神经网络综合评价模型的有效性和可行性。之所以选择这个时间区间,是因为 1998 年 5 月上海率先推出了《上海市促进高新技术成果转化的若干规定》首部地方性政策文件,这样可以根据模型的分析结果对政策的有效性进行检验和分析。首先将 12 年的数据输入到 DEA 模型中进行评价,分析结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 DEA 模型评价结果

DMU	Score	No.	SumLambda	RTS
Y1998	1.296 7	7	0.947 7	Increasing
Y1999	1.597 3	2	1.234 5	Decreasing
Y2000	1.310 7	6	1.118 7	Decreasing
Y2001	1.178 6	11	0.991 1	Increasing
Y2002	1.109 4	12	1.039 6	Decreasing
Y2003	1.278 1	8	1.031 7	Decreasing
Y2004	1.511 1	4	1.044 9	Decreasing
Y2005	1.183 5	10	1.098 5	Decreasing
Y2006	1.460 5	5	1.292 9	Decreasing
Y2007	1.695 0	1	1.668 4	Decreasing
Y2008	1.250 8	9	1.072 8	Decreasing
Y2009	1.596 1	3	1.228 2	Decreasing

表 2 中第二列为各年科技成果转化的超效率得分,用于衡量各年的成果转化情况,也为下一步的 BP 神经网络评价模型提供客观的训练指导信息(导师值);第三列为根据超效率得分对各年的科技成果转化效果的排序;第四列分值用于判断该年的规模收益情况(即第五列的 Return To Scale, RTS)。表中 1998 年度和 2002 年度的 sumLambda 小于 1,表明处于规模报酬递增,即随着投入的增加,产出会以高于投入的速度增加,而其余年份均大于 1,为规模报酬递减。这说明近几年来上海市规模以上企业的科技成果转化投入已经达到较为高效的水平,反映出上海市在促进科技成果转化工作中所开创的模式和相关政策是有效的。

表 3 DEA 模型效率改进(投影)分析(2009 年)

指标项目	当前指标值	径量移动值	投入产出冗余	投影
X_1	226.97	135.29	—0	362.26
X_2	1 397	832.73	—1 575.91	653.81
X_3	299.27	178.39	—267.64	210.02
X_4	237.26	141.43	—172.32	206.37
X_5	17 253	0	0	17 253
X_6	0.03	0.02	—0.01	0.04
X_7	0.02	0.01	—0.01	0.02
X_8	0.11	0	0.06	0.17
X_9	15.31	9.13	—12.03	12.40
X_{10}	232.35	138.50	—79.501	291.35
Y_1	27 109	0	7 046.20	34 155.20
Y_2	0.59	0.35	—0.12	0.82
Y_3	0.02	0.01	—0	0.03
Y_4	4 919.88	0	387.31	5 307.19
Y_5	5 442.73	0	0	5 442.73
Y_6	849.72	0	101.337	951.06
Y_7	489.86	0	1.025	490.89

表 3 是对 2009 年科技成果转化过程中每一个评价指标进行的投影分析(其他各年度分析与之相同,从略),即要达到最优效率,每一个指标项应该如何调整。径量移动值和投入产出冗余,这两项统称为调整量,即从原始值达到效率值投影需要进行的调整,若两项均为 0,则表示该项已经达到效率值要求不需要调整。通过表 3 的结果,可以为效率改进工作提供具体的改进方向和改进量的指导。

以科技活动经费筹集额(X_1)为例进行说明,2009 年规模以上企业科技活动经费筹集额为 226.97 亿元,根据 DEA 模型投影计算,若要达到 DEA 效率需要的经费筹集额应为 362.26 亿元,故需要调整增加 135.29 亿元。科技活动筹集经费的统计来源主要有政府资金、银行贷款和企业自筹三项,对比表中的政府支持力度(政府投入资金/经费筹集额 X_7)一项发现,当前的政府资金投入支持力度还需要进一步提高,即建议政府需要进一步加大对企业科技活动的资金投入和支持力度,当然还可以通过调控银行对规模以上企业从事科技活动的贷款利息和贷款额度来提高科技活动筹集经费,从而双管齐下达到规模效率的目的。另外,对比表中新产品主营业务收入项(Y_5)发现,该项目的两个调整项均为 0,这表明 2009 年规模以上企业的新产品营销和销售力度及收入是符合 DEA 效率要求的,不需要在此项上做调整。其余各项的分析均可以参照此分析进行。

接下来,利用 DEA 模型计算出的超效率得分

(Score)作为导师值,采用 MATLAB R2010a 中的神经网络工具箱指导 BP 神经网络模型进行训练(训练参数见表 4)。采用 1999—2008 年共 10 年的数据作为样本,对 BP 神经网络进行训练,期望目标为模拟误差等于小于 $1e-10$,经过训练得到如表 5 所示结果。

表 4 BP 神经网络评价模型训练参数

输入层神经元数		隐含层神经元数		输出层神经元数
17 个		5 个		1 个
训练函数	性能函数	输入层函数	隐含层传递函数	输出层传递函数
trainlm	mse	logsig	logsig	purelin

表 5 BP 网络训练仿真及评价预测结果

训练样本	目标值	仿真结果	仿真误差
Y1999	1.597 237	1.597 2	$8.08e-07$
Y2000	1.310 628	1.310 6	$2.91e-07$
Y2001	1.178 583	1.178 6	$2.44e-07$
Y2002	1.109 379	1.109 4	$1.22e-06$
Y2003	1.278 102	1.278 1	$8.22e-07$
Y2004	1.511 125	1.511 1	$2.66e-06$
Y2005	1.183 542	1.183 5	$1.58e-06$
Y2006	1.460 483	1.460 5	$-2.5e-06$
Y2007	1.695 004	1.695 0	$5.11e-06$
Y2008	1.250 787	1.250 8	$1.15e-06$
预测样本	实际值	预测结果	预测误差
Y1998	1.296 657	1.199 5	0.097 2
Y2009	1.596 082	1.515 2	0.080 9

表 5 显示了经过训练稳定后网络模拟值与实际值的误差。为了验证该网络的预测评价能力,将 1998 年和 2009 年两年的相关数据输入到已经训练成熟的网络中,得到预测评价结果及相关误差。实验证明,本文构建的 DEA-BP 神经网络综合评价模型经反复训练稳定后的仿真系统总误差为: $4.634 3e-12$;而使用该网络进行评价预测的系统总误差为: $0.008 0$,这说明该评价模型的仿真能力和预测评价能力均达到了较高的准确度。

4 结论及建议

针对评价模型的分析结果,可以得出如下对策和建议来进一步提高上海市企业科技成果转化效率。

1)增加科技活动经费,加大政府资金的支持力度。根据模型的评价结果,12 年间的科技活动经费一直没有达到 DEA 效率所要求的水平,因此,建议增加科技活动经费。从银行的角度是要增加对企业科技活动经费的贷款额度,从政府的角度主要是增加

资金扶持,鼓励科技企业增大科技研发等活动的投入。

2)调整科技人员的结构组成。模型结果显示,当前企业整体从事科技活动人员存在一定的投入冗余,但 R&D 人员占科技人员的比例又存在不足,因此,建议企业应适当调整科技人员的比例,引进更多的 R&D 人员,同时缩减一般性的科技人员数量。

3)提升科研水平,促进高技术成果转化后的出口销售。从结果看,转化后的生产产值和主营业务收入基本达到了效率水平,但是出口销售仍然存在着进一步提升的空间,因此需要不断提高科研水平,促进高水平技术成果的出口创收。

当前对企业科技成果转化评价方法中,通常采用的是借助专家打分的 AHP 法,容易受到主观因素影响并且评价周期较长,不符合客观、准确的评价要求。本文结合 DEA 模型和 BP 神经网络模型各自的优点,构建了一个不需借助专家评分且易于实现的综合评价模型,利用上海市 12 年间规模以上企业的相关数据进行了实证分析,验证了本文构建的评价模型具

有较高的精确度和预测能力,结果表明近年来上海市政府在促进科技成果转化过程中出台的系列政策和措施的有效性。

参考文献

- [1] 杨栩,于渤.我国科技成果转化效率综合评价研究[J].商业研究,2012(8):81—84.
- [2] 杨廷双.基于 BP 神经网络的高新技术企业综合评价方法及应用研究[J].中国软科学,2003(5):96—98.
- [3] 徐小钦,余海霞.企业科技成果转化综合评价研究——以重庆市为例[J].科技管理研究,2009(6):125—127,121.
- [4] 陈伟,康鑫,冯志军,等.基于 GEM-DEA 模型的区域高技术企业科技成果转化效率评价研究[J].软科学,2011,25(4):23—26,35.
- [5] 尹航.基于 BP 神经网络的科技成果转化项目技术经济可行性评价研究[J].科学学与科学技术管理,2008(5):99—106.
- [6] 刘英平,林志贵,沈祖诒.有效区分决策单元的数据包络分析方法[J].系统工程理论与实践,2006(3):112—116.
- [7] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagation error[J]. Nature,1998,323:533—536.

Comprehensive Evaluation and Empirical Analysis for Commercialization of Research Findings Based on DEA-BP Neural Network Model

LIU Chang-ping

(College of Economics & Management, Huaiyin Institute of Technology, Huaian Jiangsu 223001, China)

Abstract: Comprehensive evaluating indicator system for the commercialization of research findings is conducted. DEA-BP neural network comprehensive evaluating model is presented combined data envelopment analysis (DEA) with BP neural network. This paper conducts empirical research for enterprises above the designated size of Shanghai from 1998 year to 2009 year with the DEA-BP neural network model. Simulations and results validate its efficiency and superiority of DEA-BP neural network model, and some suggestions for improving the efficiency of commercialization of research findings are put forward based on the model.

Key words: commercialization of research findings; comprehensive evaluation; data envelopment analysis; BP neural network