

基于 Delphi 法和 BP 神经网络的技术预见模型研究

张姣姣, 刘 云

(北京理工大学 管理与经济学院, 北京 100081)

摘要:构建了基于 Delphi 法和 BP 神经网络的技术预见模型。基于专利分析提取高价值专利以期提供科学、客观的参考点;处理专家评价数据时,为充分考虑专家熟悉程度的影响引入性能指数概念,并运用熵权 TOPSIS 法评估专利技术综合得分;结合 BP 神经网络算法计算各技术评估得分,弱化权重计算中人为因素的影响,对比计算结果验证其可行性。以智能制造领域为例开展实证研究,对该领域重点专利技术进行评估,验证了模型的科学性和可行性。

关键词:专利分析;Delphi 法;BP 神经网络;技术预见

中图分类号:F204 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2017)12-0081-09

技术预见作为世界各国政府制订长期科技发展战略的有效手段,也是遴选可能产生最大经济效益和社会效益的战略研究领域和通用新技术的战略手段。技术预见始于美国,后经日本改进、欧洲跟进^[1],发展至今,各国政府和企业对技术预见的研究工作开展的如火如荼。

兰德(RAND)公司于 1953 年发明了 Delphi 法,主要依靠专家智慧进行预测。1971 年,日本开展了世界上第一次基于大规模德尔菲调查的技术预见^[2],对世界技术预见实践产生了广泛的影响。随着 Delphi 法成为主要研究方法,技术预测在 20 世纪 90 年代完成了向技术预见的蜕变^[3]。发展至今,技术预见的方法体系日趋完善,比较常用的有德尔菲法、专家会议法、情报分析法、技术路线图法等。众多学者从理论层面开展对技术预见方法的探讨。唐家龙^[4]从方法论根源出发讨论了技术预见的实践局限性,并从加强技术预见方法培训与成果共享等多角度对我国开展技术预见提出了建议。叶继涛^[5-6]对技术路线图等几种主要技术预见方法进行了比较研究,并探讨了构建技术预见专利地图法的可能性。刘超^[7]用“定性一定量一定性”的思路,建立了区域技术预见的方法体系。其中,作为最常用方法的德尔菲法,争议也是最多。Courtney H^[8]指出,单独的专家只能对有限的事实做出相对清晰的判断,很难判断整个技术、经济、环境是否有“足够清晰的未来”。Tichy^[9]通过

比较德国和奥地利两国的技术预见项目,发现在德尔菲法中自认为是顶级专家的往往会乐观地估计形势,且会因局限于自己的研究而低估技术实现和扩散的困难。为了应对德尔菲法主观性过强的不足,Campbell R S^[10]指出专利分析应该成为技术预见的重要工具,Daim T 等^[11]从理论层面探讨了文献计量分析在技术预见中的重要性。张冬梅等^[12-13]认为,专利分析能为技术预见专家提供可靠的参考点,避免参考点效应和证实性偏差;并引入技术环境监测法(以文献计量和文本挖掘为主)以监测预见时的假设和预见结果的变化。

然而,技术预见本身的研究模式、研究方法等还处于不断发展之中。同时随着科学技术迅速发展和产业变革加快,国际产业分工格局正在重塑,智能制造作为信息化和工业化深度融合的产物,日渐引起社会各界的广泛关注,激起了研究热潮,各国政府也纷纷加紧谋篇布局,积极出台了相应发展战略、计划以及相关政策文件等。因此,本文基于专利分析法、德尔菲法和 BP 神经网络算法,探索技术预见方法模型,并以智能制造领域为例开展实证研究,验证模型的有效性。

1 技术预见模型构思

1.1 Delphi 法的有限理性缺陷

Delphi 法是一种通过搜集相关领域专家的意见与评判从而对某一物体或事件进行综合评价的方法。

收稿日期:2017-08-28

基金项目:国家自然科学基金面上项目(71273030;71573017)。

作者简介:张姣姣(1993-),女,河北沧州人,北京理工大学管理与经济学院,硕士研究生,研究方向:知识管理,创新管理;刘云,男,北京理工大学管理与经济学院,教授,博士生导师,研究方向:科技评价,创新管理,知识管理。

其优势在于专家的知识经验及其敏锐的洞察力。但同时,这也造就了德尔菲法的缺陷,即主观判断所造成的缺陷。人是感性和理性并存的动物,对任何事件或事物的判断或决策都不可能绝对理性,除了功利等外界因素驱使外,个体的决策还会受到其心理因素、偏好、价值观等多种自身因素的影响,也就是行为经济学中的有限理性理论。

人在进行判断或决策时通常会以自身的经验为依据,这意味着,在一定程度上或多或少都会以过去的相关值或行为等作为参考点,在此基础上进行相应的评判,这就是所谓的参考点效应^[14]。高层管理者和决策者也不例外,其决策经常以一定的参考点为基础^[15]。在德尔菲法中,由于参考点效应的影响,导致专家在进行判断、决策和预见时产生一定偏差,如果专家预见时得到的参考点很高,其预见结果就会偏高,否则反之,进而影响了预见的最终结果和质量^[16]。因此,在开展德尔菲法之初,要尽量保证专家能够有相对可靠的参考点。

1.2 以专利分析为专利价值评估起点的可行性

专利是发明活动的重要指标,反映了科研成果的实用化能力,可以作为经济指标、技术变化测度指标、创新活动指标等^[17]。绝大多数的技术都是渐进发展的,而非凭空建立起来的^[18],尤其是重大技术突破往往早先酝酿于大量的专利申请^[19]。专利文献自身包含大量的新技术信息,美国专利商标局相关研究认为,专利文献中的大部分信息是独一无二的,且要早于其他形式的信息源。Campbell R S^[10]认为专利是技术变化的领先指标,可以通过专利来预测新技术新产品等。可见,相比其他信息源,专利文献是掌握相应技术的发展现状和未来趋势的最好途径。Ernst H^[20]和 Porter A L^[21]认为专利分析是一种准确有效的预测中短期技术发展趋势的方法。通过分析某产业领域或特定技术的专利文献,不仅可以得到该技术的专利申请时间、申请机构、国家等基本信息,还可以了解其专利的引用、共同应用、同族专利簇群以及技术领域的专利变化趋势等。可见,结合专利分析法开展技术预见研究,可以为德尔菲法专家提供相对科学、可靠和全面的知识参考点,消除参考点效应等缺陷。

1.3 BP 神经网络对于 Delphi 法的补充

由于德尔菲法专家预见在很大程度上依赖于专家的知识水平和经验判断,使得对于评价对象的评判很大程度上受到主观因素的影响。因此,除了在最初整理专家评判数据时应充分考虑专家对评价对象的

熟悉程度之外,还应在统计计算评判数据时尽量弱化指标权重计算中人为因素的影响,使得综合排序结果更加客观准确。BP 神经网络算法是一种具有自适应能力和学习能力的算法,当给定一组输入数据和对应输出值时,通过神经网络迭代训练不断为每个权重系数计算增量,直到训练样本的网络输出值等于或接近相应输出值为止。这是一种通过学习样本数据间内在映射关系的非线性过程,其学习结果虽具有一定误差,但可以通过控制隐含层数、迭代次数等将误差控制在一定阈值范围内,其结果相对准确。由于 BP 神经网络具有机器学习的自组织、自学习、自适应的特点,使其广泛应用于多个领域^[22],是模式识别、人工智能、决策分析、专家系统、数据挖掘等领域的重要工具,且研究表明当在小样本条件下,该算法工作性能良好^[23]。因此,研究通过验证 BP 神经网络算法在计算专家评判数据综合性能中的可行性,进而验证其对于德尔菲法的补充功能。

2 专利分析法提取高价值专利

专利分析法的目的是通过构建专利客观评价指标体系,并运用主成分分析法从海量相关专利数据中提取“高价值专利”,进而为下一步德尔菲法专家评价提供良好的基础。

2.1 分类体系和数据检索

智能制造广泛渗透于多个行业和制造流程中,文章综合借鉴美国工业互联网推出的参考架构 IIRA、德国工业 4.0 平台推出的参考架构 RAMI4.0、我国《国家智能制造标准体系建设指南》中提出的智能制造系统架构以及日本工业价值链计划推出的参考架构 IVRA,构建如下图 1 所示分类体系。



图 1 智能制造领域分类体系

基于上述分类体系,本研究依据相关文献、报告等资料,借鉴相关学者的检索策略,以相关技术和同义词组成最终检索策略。检索数据的时间跨度为 2006—2015 年,检索日期为 2017 年 4 月 17 日。共

检索到数据 38 843 条,经清洗缺失数据和不相关数据,最终建立包含 38 591 条数据的本地数据库。

2.2 客观评价指标体系构建

“高价值专利”是指在某技术领域处于核心地位,具有较高技术价值、经济价值和社会价值的专利。高价值专利通常具备较强技术竞争力,且研发难度高、专利权利稳定,此外,专利产品市场前景良好,对行业技术进步有带动作用。分析智能制造领域的高价值专利,不仅可以帮助深度挖掘细分技术领域核心,发现其关键技术及主要竞争对手,还可以通过深入研究核心专利技术,发展技术外围,为我国占据智能制造领域制高点做技术准备和专利布局。

本研究从专利文献信息中提取专利权人数、发明人数、施引专利数、被引专利数、被引文献数、IPC 类别数、DC 类别数、MC 类别数、专利家族数等 9 个客观指标,构成提取高价值专利的评价指标,并采用主成分分析法提取智能制造领域高价值专利。

2.3 主成分分析

以上 9 个指标都从不同的角度以不同重要程度反映了专利的价值,但衡量专利价值的变量较多,且每一项指标的权重即对专利价值贡献的程度不便确定,指标之间又具有一定相关性。因此,研究

采取主成分分析的方法,以专利被引频次 Top50 的专利为研究对象,将 9 个指标变量归结为几个互不相关的综合指标(主要成分),使得每个综合指标都能较大程度且不重复的包含原始变量中的大部分信息,最终得到每项专利的综合得分,提取排名 Top10 的高价值专利,以作为开展进一步研究和分析的对象。主成分分析为常用计算方法,具体研究步骤于此不再赘述。

根据 85%原则,当 $k = 3$ 时,主成分累计方差贡献率达 $86.183\% > 85\%$,表明成分 1、2、3 能够代表最初的 9 个指标来分析各项专利的综合价值水平。其中,指标专利权人数、发明人数、被引专利数、被引文献数、IPC 类别数、专利家族数在主成分 1 上载荷较高、相关性较强,第一主成分反映了专利自身的客观属性;DC 类别数和 MC 类别数在主成分 2 上载荷较高、相关性较强,第二主成分主要反映了专利在德温特系统中的分类情况;施引专利数在主成分 3 上载荷较高、相关性强,第三主成分主要反映专利的施引情况。经计算主成分综合加权得分,最终提取 TOP10“高价值专利”主要分布于制造技术、虚拟现实、无人机、3D 打印、控制技术及工业机器人等领域,详见下表 1。

表 1 高价值专利列表

排名	专利号	研发机构	所属技术领域
1	WO2010020867	LINCOLN GLOBAL INC (LNCN-C)	虚拟现实
2	EP2364757	PARROT (PARR-Non-standard) ETAB PARROT SA PIERRE (PARR-Non-standard)	无人机
3	WO2012143923	OBJET LTD (STTS-C) STRATASYS LTD (STTS-C) STERATASIS INC (STER-Non-standard)	3D 打印制造技术
4	EP2570595	HONEYWELL INT INC (HONE-C)	制造技术
5	WO2008109798	IDEAFLOOD INC (IDEA-Non-standard)	虚拟现实
6	US8078349	GOOGLE INC(GOOG-C)	控制技术
7	EP1686442	ROCKWELL AUTOMATION TECHNOLOGIES INC (ROCW-C)	控制技术
8	WO2012146943	WITHIN TECHNOLOGIES LTD (WITH-Non-standard)	3D 打印
9	US7257237	SANDIA CORP(LOCK-C)	3D 打印
10	EP2703130	SEIKO EPSON CORP (SHIH-C)	工业机器人

3 Delphi 法专家评价

3.1 主观评价指标体系

如前文所述,Delphi 法是一种对专家的知识范畴和经验水平依赖性很高的技术预见方法,因此,其知识经验及判断力在很大程度上影响着评价结果的准确性。在日本开展的九次技术预见当中,便都将专家的熟悉程度设置为统计指标之一,许多其他国家也

不例外。因此,本研究在调查问卷中设置的第一个问题就是专家对技术的熟悉程度,以便后续统计分析时,能够充分考虑到专家熟悉程度对其评价的影响。通常情况下,我们认为,对技术领域熟悉程度高的专家对技术的预见更加准确和可信,应当予以重视;而熟悉程度低的专家的评价则可信度相对较低。研究将专家对技术领域的熟悉程度分为“高、中、低”三个

等级,并在对专家评价结果进行统计和分析时予以充分考虑。

基于对智能制造领域关键技术的方法研究和影响因素分析等,研究综合考虑了技术自身特性、实施可行性,以及对社会、经济、科技等的重要性等方面因素,构建了智能制造领域专家评价指标体系,见下图2。指标体系中除专家熟悉程度分为三个等级外,其余指标的评价均采用李克特五级量表模式,即分为“高、较高、一般、较低、低”五个等级。

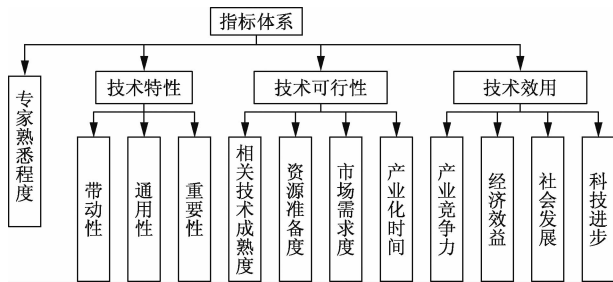


图2 智能制造领域专家评价指标体系

3.2 性能指数计算

以上指标体系用于专家意见调查问卷中,按照德尔菲法的实施流程,在第一轮征询后汇总和处理结果,并将之反馈给专家,在此基础上开展第二轮专家意见征询。经过两轮专家意见征询后,专家意见有趋于统一的趋势,接下来重要的工作就是对专家的评价数据进行统计和分析。鉴于前文中提到的专家熟悉程度的重要性,研究引入性能指数概念,在指标量化时充分计入专家熟悉程度因素,进而开展后续统计计算工作。

假设德尔菲调查中专家熟悉程度定为 V 个等级,指标量化时用 $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_v$ 表示;专家对每项技术的每项指标的评价分为 U 个等级,指标量化时用 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_u$ 表示(本研究中取 $V=3, U=5$)。设 a_{ij}^m 表示专家 m 对技术 j ($j \in (1, 11)$) 的指标 i 的评价, A_{ij} 表示所有专家对技术 j 的指标 i 的综合评价,称为综合性能指数。定义 A_{ij} 的计算公式^①如下:

$$A_{ij} = I_H \times W_H + I_M \times W_M + I_L \times W_L \quad (1)$$

式中, I_H 、 I_M 、 I_L 分别代表熟悉程度高、中、低专家对该技术指标评价的性能指数; W_H 、 W_M 、 W_L 分别为各得分相应权重,满足 $W_H + W_M + W_L = 1$ 。

按照李克特五级量表模式评价指标,熟悉程度高

专家的性能指数计算公式为:

$$I_H = (\alpha_1 \times N_{H1} + \alpha_2 \times N_{H2} + \alpha_3 \times N_{H3} + \alpha_4 \times N_{H4} + \alpha_5 \times N_{H5}) / T_H \quad (2)$$

式中, N_{H1} 是指熟悉程度高的专家中认为该技术性能“好”的人数; N_{H2} 是指熟悉程度高的专家中认为该技术性能“较好”的人数; N_{H3} 是指熟悉程度高的专家中认为该技术性能“一般”的人数; N_{H4} 是指熟悉程度高的专家中认为该技术性能“较差”的人数; N_{H5} 是指熟悉程度高的专家中认为该技术性能“很差”的人数。

T_H 指熟悉程度高的专家的总人数:

$$T_H = N_{H1} + N_{H2} + N_{H3} + N_{H4} + N_{H5} \quad (3)$$

量化指标时,若采取百分制,使得 α_i ($i=1, 2, 3, 4, 5$) 分别为 100、75、50、25、0,带入式(2)可得:

$$I_H = (100 \times N_{H1} + 75 \times N_{H2} + 50 \times N_{H3} + 25 \times N_{H4} + 0 \times N_{H5}) / T_H \quad (4)$$

同理可得,熟悉程度中和低专家的性能指数计算公式分别为:

$$I_M = (100 \times N_{M1} + 75 \times N_{M2} + 50 \times N_{M3} + 25 \times N_{M4} + 0 \times N_{M5}) / T_M \quad (5)$$

$$I_L = (100 \times N_{L1} + 75 \times N_{L2} + 50 \times N_{L3} + 25 \times N_{L4} + 0 \times N_{L5}) / T_L \quad (6)$$

式中各字母含义可依据式(2)类推。

通常情况下认为,熟悉程度高专家的意见相对重要,权重较高;而熟悉程度低专家的意见则相对不重要,权重较低。也就是说,对评价结果重要度指数的计算应使熟悉程度高专家的意见占较大比重,而应降低熟悉程度低的专家意见的影响。

对于不同熟悉程度专家的意见赋予相应的权重 W_H 、 W_M 、 W_L ,计算公式如下:

$$W_H = K_1 \times T_H / T_{all} \quad (7)$$

$$W_M = K_2 \times T_M / T_{all} \quad (8)$$

$$W_L = K_3 \times T_L / T_{all} \quad (9)$$

式中, T_{all} 称为转换后的专家人数:

$$T_{all} = K_1 \times T_H + K_2 \times T_M + K_3 \times T_L \quad (10)$$

式中, K_1 、 K_2 、 K_3 分别代表熟悉程度高、中、低专家的权重转换系数。实践证明,当取 $K_1=1$ 、 $K_2=0.5$ 、 $K_3=0.25$ 时,对不同熟悉程度专家意见的重视程度的设置较为合适。

将权重计算公式(式7、8、9)代入综合性能指数计算公式(式1),可得:

^①考虑到本节中所有公式均为专门针对于技术 j 的指标 i ,为简化字母标识,各字母省略下标 ij ,而默认专指技术 j 的指标 i 的相应含义。例如: I_{ij}^H 省略下标后记为 I_H 。

$$A_{ij} = (I_H \times T_H + 0.5 \times I_M \times T_M + 0.25 \times I_L \times T_L) / T_{all} \quad (11)$$

式中,转换后的专家人数 T_{all} 为:

$$T_{all} = T_H + 0.5 \times T_M + 0.25 \times T_L \quad (12)$$

依照上述计算方法得到所有专利技术的专家评价综合性能指数矩阵(11×10)如下表 2 所示。

表 2 专家评价综合性能指数

专利编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
带动性	89.32	84.84	67.72	83.74	84.8	90.93	75.74	70.77	83.61	90.68
通用性	89.7	63.38	91.51	80.27	91.11	83.08	80.86	92.68	80.23	86.06
重要性	77.04	77.72	65.62	94.11	66.88	80.91	92.03	68.4	78.04	82.51
相关技术成熟度	67.57	81.57	75.41	72.69	72.35	86.65	93.96	72.86	67.93	93.18
资源准备度	91.49	84.93	85.21	69.72	74.19	69.86	69.99	79.44	77.74	82.68
市场需求度	87.01	65.12	86.83	85.39	78.21	88.6	64.07	91.13	63.55	67.64
产业化时间	81.86	81.2	78.3	80.46	75.63	71.98	79.89	78.47	80.23	68.99
产业竞争力	78.94	77.1	78.99	86.66	74.9	92.43	83.18	74.75	90.46	61.44
经济效益	79.5	82.23	68.74	91.95	76.6	90.12	72.73	63.5	79.85	82.31
社会发展	71.31	84	62.93	65.79	85.77	76	66.91	63.88	81.3	83.6
科技进步	64.61	75.79	67.82	82.77	87.92	94.32	80.25	87.2	76.59	60.77

4 熵权 TOPSIS 法

4.1 熵权法

对于各指标的评价已然依赖于专家的知识经验和偏好,为了尽量减少专家主观判断对最终评价结果的影响,本研究对于各指标重要程度的赋权不采用专家咨询法、层次分析法(AHP)等主观赋权法,而采用常用的客观赋权法—熵权法。熵权法是通过计算指标信息熵,继而计算出其差异系数,表明指标所提供信息量的大小。当指标信息熵越小,其变异系数越大,所能提供的信息量也就越大,相应地,指标权重也越大;否则相反。根据熵权法计算步骤求出各指标的信息熵、差异系数及其指标权重,见下表 3 所示。

表 3 各指标权重

一级指标	二级指标	信息熵	差异系数	权重
技术特性	带动性	0.824	0.176	0.087 09
	通用性	0.805	0.195	0.096 49
	重要性	0.768	0.232	0.114 79
技术可行性	相关技术成熟度	0.844	0.156	0.077 19
	资源准备度	0.863	0.137	0.067 79
	市场需求度	0.806	0.194	0.095 99
	产业化时间	0.866	0.134	0.066 30
技术效用	产业竞争力	0.835	0.165	0.081 64
	经济效益	0.775	0.225	0.111 33
	社会发展	0.803	0.197	0.097 48
	科技进步	0.79	0.21	0.103 91

4.2 TOPSIS 法排序

TOPSIS 法(Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution),也称为“逼近理想解排

序法”或“理想点法”,是通过计算评价对象与理想化目标的接近程度进行相对优劣排序的方法,是多目标决策分析中常用的方法^[24]。其中,“理想解”是指当各指标值均为最优时组成的解;“负理想解”是指当各指标值均为最劣时组成的解。按照 TOPSIS 的思想,当评价对象越靠近“理想解”时,该评价对象综合排序越靠前;越靠近“负理想解”则其综合排序越差。本研究中,每项专利技术为一个评价对象,当专利技术越靠近“理想解”时,其综合排序越靠前,研究认为专利技术研发意义越大、发展前景越好,应视为重点专利予以政策、税收、技术等各方面支持。TOPSIS 法计算步骤如下:

1)获得标准化决策矩阵 $X=(X_{ij})_{m \times n}$, m 为指标个数, n 为评价对象个数(同熵权法中标准化决策矩阵)。

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \cdots & X_{mn} \end{bmatrix} \quad (13)$$

2)计算加权矩阵 R。令各标准化决策数据与其指标权重相乘,得到

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m1} & r_{m2} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, $R_{ij}=X_{ij} \times w_i, i \in [1, m], j \in [1, n]$ 。

3)“正理想解”是指由各指标值的最优值组成的向量,记为 R^+ ,“负理想解”由各指标值的最劣值组成,记为 R^- 。分别表示为:

$$R^+ = \{ \max_{1 \leq i \leq m} r_i \mid i=1,2,\dots,m \} = \{ r_1^+, r_2^+, \dots, r_m^+ \} \quad (15)$$

$$R^- = \{ \min_{1 \leq i \leq m} r_i \mid i=1,2,\dots,m \} = \{ r_1^-, r_2^-, \dots, r_m^- \} \quad (16)$$

4) 计算各评价对象分别到正、负理想解的欧式距离 D_j^+, D_j^- 。公式如下:

$$D_j^+ = \sqrt{\sum_{i=1}^m (r_{ij} - r_i^+)^2} \quad (17)$$

$$D_j^- = \sqrt{\sum_{i=1}^m (r_{ij} - r_i^-)^2} \quad (18)$$

5) 计算各评价对象接近“理想”方案的程度,称为相对贴近度,即该评价对象的综合评价。贴近度越大,说明该评价对象越接近“理想”方案,综合表现越优。

$$C_j = \frac{D_j^-}{D_j^- + D_j^+}, j \in [1, n] \quad (19)$$

由上式可得各评价对象的最终评价排序集 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}, 0 \leq C_j \leq 1$ 。

按照上述 TOPSIS 法计算步骤,求得专利技术评价中“正理想解”和“负理想解”分别为:

$$R^+ = \{7.919 \quad 8.943 \quad 10.8 \quad 7.253 \quad 6.202 \\ 8.748 \quad 5.427 \quad 7.546 \quad 10.237 \quad 8.361 \\ 9.801\}$$

$$R^- = \{5.898 \quad 6.116 \quad 7.533 \quad 5.216 \quad 4.726 \\ 6.1 \quad 4.574 \quad 5.016 \quad 7.069 \quad 6.134 \\ 6.315\}$$

分别求出各专利技术到“正理想解”和“负理想解”的欧氏距离以及与理想方案的相对贴近度,并依据相对贴近度对 10 项专利技术进行综合评分排序,如表 4 所示。

表 4 各专利技术综合排序

专利编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	4.785	5.063	6.138	3.531	4.621	2.657	4.761	5.690	4.754	5.301
	6.715	6.566	7.404	7.108	6.869	7.121	6.916	7.564	6.555	7.066
	0.584	0.565	0.547	0.668	0.598	0.728	0.592	0.571	0.580	0.571
排名	5	9	10	2	3	1	4	8	6	7

5 BP 神经网络算法验证

BP 神经网络是常用的人工神经网络模型,称为反向传播网络(Back-Propagation Network)。相比其他方法,BP 神经网络算法具有很强的自适应能力和学习能力,经过网络训练可使其具有良好的非线性逼近能力。BP 神经网络模型一般包括输入层、隐含层和输出层,其中隐含层的网络层数不限。为减小网络规模,本研究采用三层 BP 神经网络结构,即隐含层网络层数设为一层。具体神经网络算法操作步骤见下图 3。

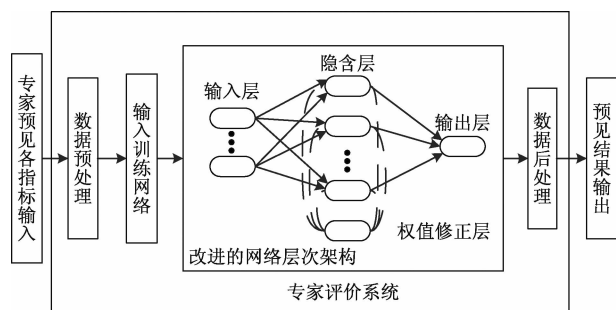


图 3 BP 神经网络算法流程

本文借助 Matlab 中的 trainlm 功能开展神经网络的相关研究工作,通过训练和测试等系列工作得到

适用于本研究预测专家综合评价的神经网络过程,进而利用该神经网络过程对十组专利技术的专家评价数据进行测算。

5.1 BP 神经网络训练与测算

受 TOPSIS 法启发,本节中对于神经网络算法的训练过程利用了逼近理想解思想,即:分别提取正、负理想解并赋予最高评分 1.0 和最低评分 0.2;基于此最优解和最劣解,取各指标值的中间值并赋予中间评分值 0.6;取正理想解和中间解中间值并赋予中间评分值 0.8,负理想解和中间解中间值并赋予中间评分值 0.4;以此类推,得到 9 组指标值数据和评分值作为神经网络训练样本和验证样本来源,见下表 5。

在利用神经网络对数据样本进行学习时,随机抽取上述 9 组数据中的 5 组数据作为训练样本,并以其余 4 组数据作为测试样本。

通过比较隐含层神经元数量不同时训练网络的平均误差大小,可以确定神经元的数目。当隐含层神经元数量不同时,BP 神经网络平均误差见下表 6。从表中的平均误差可见,当隐含层神经元有 6 个时,训练网络的平均误差最小。因此,本研究将隐含层神经元数设置为 6。

表 5 神经网络训练及验证数据

组号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
带动性	90.93	88.03	85.13	82.23	79.33	76.42	73.52	70.62	67.72
通用性	92.68	89.02	85.36	81.69	78.03	74.37	70.71	67.04	63.38
重要性	94.11	90.55	86.99	83.43	79.87	76.30	72.74	69.18	65.62
相关技术成熟度	93.96	90.66	87.36	84.06	80.77	77.47	74.17	70.87	67.57
资源准备度	91.49	88.77	86.05	83.33	80.61	77.88	75.16	72.44	69.72
市场需求度	91.13	87.68	84.24	80.79	77.34	73.89	70.45	67.00	63.55
产业化时间	81.86	80.25	78.64	77.03	75.43	73.82	72.21	70.60	68.99
产业竞争力	92.43	88.56	84.68	80.81	76.94	73.06	69.19	65.31	61.44
经济效益	91.95	88.39	84.84	81.28	77.73	74.17	70.61	67.06	63.50
社会发展	85.77	82.92	80.06	77.21	74.35	71.50	68.64	65.79	62.93
科技进步	94.32	90.13	85.93	81.74	77.55	73.35	69.16	64.96	60.77
评分	1	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2

表 6 神经元数目与网络平均误差

隐含层神经元数目	5	6	7	8
平均误差	1.16e-6	2.21e-9	2.23e-5	2.10e-8

训练网络达到 8 000 次迭代循环后训练结束,此时的网络误差变化如图 4 所示。

从图 4 可以看出,网络在迭代次数达到 4 000 次左右滞后,网络误差下降趋势减缓。此时表示网络无

力使误差降低达到我们的期望误差值,网络陷入了局部最小值,当迭代次数是 7 788 次时,误差值最小,为 1.0e-6。

用测试样本对该网络进行测试之后,测试样本的预测输出与期望输出值如图 5 所示。可见,网络对测试样本的拟合度较好,网络的误差值小。网络训练时的输入层到隐含层的权值与阈值的转置矩阵、隐含层到输出层的权值与阈值矩阵分别为:

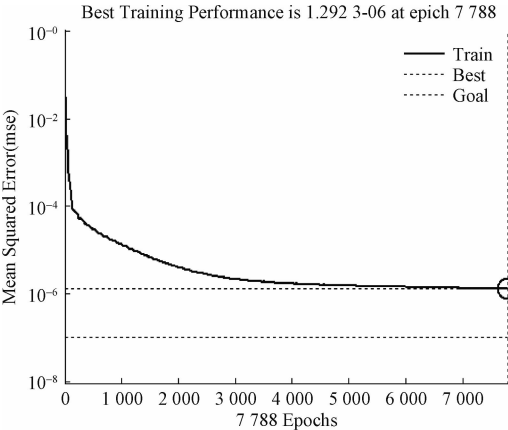


图 4 网络误差随迭代次数变化图

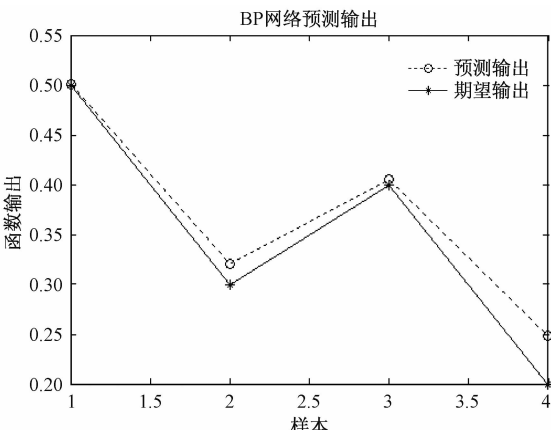


图 5 测试样本的预测输出值与期望输出值

$$W1_{11 \times 6}^T = \begin{bmatrix} 0.2671 & -0.4336 & -0.2410 & -0.4564 & 0.1664 & -0.9608 \\ -0.0978 & -0.3992 & -0.0869 & -0.8171 & 0.6854 & -0.1325 \\ 0.7621 & -0.5590 & 0.5371 & 0.8620 & -0.7247 & -0.2969 \\ 0.0702 & -0.7131 & 0.8501 & -0.0699 & 0.7493 & -0.5770 \\ -0.3035 & -0.3257 & -0.7140 & -0.7515 & -0.2513 & 0.0649 \\ -0.6344 & 0.1651 & 0.7599 & 0.2867 & -0.0435 & 0.2310 \\ 0.6834 & -0.2268 & 0.1816 & 0.4846 & -0.6265 & 0.7637 \\ 0.6256 & 0.6406 & 0.2833 & 0.2413 & -0.2854 & 0.7048 \\ -0.5642 & -0.5625 & -0.1923 & 0.0619 & -0.5777 & 0.0278 \\ -0.4907 & 0.7250 & -0.1483 & -0.1025 & 0.5208 & -0.3663 \\ 0.4123 & 0.0701 & -0.6232 & -0.3363 & -0.0599 & 0.2782 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} B1_{1 \times 6}^T &= \begin{bmatrix} -1.5820 & 1.0131 & 0.4931 & - \\ & 0.4688 & 0.9407 & -1.6594 \end{bmatrix} \\ W2_{1 \times 6} &= \begin{bmatrix} 0.9248 & -0.0915 & 0.6674 & - \\ & 0.7666 & -0.5548 & -0.6012 \end{bmatrix} \\ B2_{1 \times 1} &= [0.1294] \end{aligned}$$

式中, $W1$ 为输入层到隐含层的权值, $B1$ 为输入层到隐含层的阈值, $W2$ 为隐含层到输出层的权值, $B2$ 为隐含层到输出层的阈值。

5.2 对比评估结果

表 7 神经网络测算结果

专利编号		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
BP 神经网络	得分	0.809	0.441	0.296	0.854	0.819	0.976	0.820	0.508	0.721	0.635
	排名	5	9	10	2	4	1	3	8	6	7
熵权-TOPSIS	排名	5	9	10	2	3	1	4	8	6	7

6 结语

本文综合利用专利分析法、Delphi 法和 BP 神经网络算法构建技术预见模型;通过建立专利客观评价指标体系和主观评价指标体系,结合定量与定性评价方法,使技术预见更加科学、客观;在客观评价指标体系的基础上,利用主成分分析法提取了十项智能制造领域“高价值专利”,并作为 Delphi 专家调查的评价对象;在评价数据处理过程中,首先引入性能指数计算,将专家对评价对象的熟悉程度充分纳入考虑范围;基于此,采用熵权法对各指标赋予权重,并运用 TOPSIS 法进行综合排序;此外,运用 BP 神经网络算法进行评价结果测算,且结果证明该方法相对准确可行。但限于笔者专家资源有限,一定程度上影响专家评价的质量,有待后续改进,模型的有效性和科学性也有待进一步考证。

参考文献

[1] HARIOLF GRUPP. Status and prospects of technology foresight in Germany after ten years[C]. The Proceeding of International Conference on Technology Foresight, 2001.

[2] 罗於陵. Mega Trend 2025 二十一世纪科技趋势报告[R]. 台湾:科学委员会科学技术资料中心出版,2001:8.

[3] “上海科技发展重点领域技术预见研究”项目组. 上海技术预见报告[M]. 上海:上海科学技术出版社,2006:1.

[4] 唐家龙. 技术预见的实践局限性及其方法论根源[J]. 科学技术哲学研究,2008,25(5):71—74.

[5] 叶继涛. 技术预见方法论的浅析与探讨[J]. 科技与经济, 2007,20(2):7—10.

[6] 叶继涛. 技术预见与专利地图关联研究[J]. 科技与经济, 2007,20(6):3—6.

[7] 刘超. 区域产业技术预见的方法体系研究[J]. 科技进步与对

策,2010,27(10):26—29.

利用以上训练得到的神经网络对专家评价数据(包含专家熟悉程度因素的性能指数矩阵)进行测算,得到评分和排名结果如下表 7。观察神经网络预测结果与熵权-TOPSIS 法排名的对比可见:神经网络预测结果相对较准确,对十项专利的排序基本相同,只有排名第三、四项专利有差异;观察排名第三、四项专利可见,二者得分分别为 0.820、0.819,相差很小。因此可以认为,神经网络能够很好的对专家评分进行测算,对专利技术得分排名的测算相对准确。

[8] COURMEY H. Foresight: crafting strategy in an uncertain world[M]. Boston: Harvard Business School Press,2001:39—43

[9] TICHY G. The over-optimism among experts in assessment and foresight [J]. Technological Forecasting & Social Change,2004,71(4):341—363.

[10] CAMPBELL R S. Patent trends as a technological forecasting tool[J]. World Patent Information, 1983, 5(3): 137—143.

[11] DAIM T, SUNTHARASAJ P. Technology diffusion: forecasting with bibliometric analysis and bass model[J]. Foresight,2009,11(3):45—55.

[12] 张冬梅, 曾忠禄. 结合专利分析与技术环境监测的技术预见模型[J]. 情报理论与实践,2010,33(4):61—63.

[13] 张冬梅, 曾忠禄. 技术环境监测在德尔菲法技术预见中的作用[J]. 情报理论与实践,2010, 33(3):72—74.

[14] TVERSKY A, KAHNEMAN D. Judgment under uncertainty: heuristics and biases[J]. Science, 1974, 185(4157):1124—1131.

[15] 郑文富, 李怀祖. 直感决策的参考点方法研究[J]. 系统工程理论与实践,1999,19(1):51—55.

[16] 张冬梅, 曾忠禄. 德尔菲法技术预见的缺陷及导因分析:行为经济学分析视角[J]. 情报理论与实践,2009,32(8):24—27.

[17] 方曙. 基于专利信息分析的技术创新能力研究[D]. 成都:西南交通大学, 2007.

[18] PREEZ G T D, PISTORIUS C W I. Analyzing technological threats and opportunities in wireless data services[J]. Technological Forecasting & Social Change,2003,70(1):1—20.

[19] 张冬梅. 专利分析在医药行业的技术预见能力检验——以检测和诊断艾滋病病毒(HIV)感染的技术为例[J]. 图书情报工作,2008,52(2):135—137.

(下转第 94 页)

Environmental Benefit Analysis on Power Transmission Project Based on Analytic Hierarchy Process

KANG Yan-fang¹, LI Da-peng¹, LI Xu-yang¹, CHEN Yan-hua²

(1. State Grid Henan Electric Power Economic Technology Research Institute, Zhengzhou 450000, China;
2. North China University of Water Conservancy and Hydropower, Zhengzhou 450045, China)

Abstract: The impact of different power transmission projects on the environment of the atmosphere, water, noise, etc. It is important to evaluate environmental benefits scientifically and objectively. Evaluate results is for ensuring long-term stability of power transmission projects. This paper puts forward the screening method and decision analysis about the influencing factors of environmental benefits of power transmission project though the analytic hierarchy process (AHP). This paper constructs the index system of environmental impact of power transmission project. We get the weight of environmental benefits about different indicators of power transmission projects, through the surveys. Then we construct the environmental benefit evaluation model of power transmission projects. And we decide the factors which has a greater impacts on environmental benefits. At last we raise the corresponding policy to solute the environmental problems, which arise from the future power transmission projects' construction.

Key words: power transmission project; environmental benefit; analytic hierarchy process

(上接第 88 页)

[20] ERNST H. Patent portfolios for strategic R&D planning [J]. Journal of Engineering & Technology Management, 1998, 15(4): 279—308.

[21] PORTER A L, ROESSNER J D, JIN X Y, et al. Measuring national ‘emerging technology’ capabilities[J]. Science & Public Policy, 2002, 29(3): 189—200.

[22] PAO Y H. Adaptive pattern recognition and neural networks [M]//Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks. Addison-Wesley, 1989: 31—67.

[23] VOL N. Integrated analysis of spatial data from multiple sources; using evidential reasoning and artificial neural network techniques for geological mapping [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1996, 62(5): 513—523.

[24] CHEN C T. Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment[J]. Fuzzy Sets & Systems, 2000, 114(1): 1—9.

Research on Technology Foresight Model Based on Delphi Method and BP Neural Network

ZHANG Jiao-jiao, LIU Yun

(School of Management and Economy, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The paper construct the foresight model based on Delphi method and BP neural network. Based on patent analysis, high value patents are extracted so as to provide scientific and objective reference points; When the expert evaluation data is processed, the performance index is introduced so that the influence of expert familiarity is taken into full consideration, and the entropy weighted-TOPSIS method is used to evaluate the comprehensive score of patent; BP neural network algorithm is used to evaluate the score, and the influence of human in the weight calculation is weakened, and the feasibility is verified by comparison. Taking intelligent manufacturing field as an example, empirical studies are conducted and the model is validated.

Key words: patent analysis; Delphi; BP neural network; technology foresight