

基于 DEA 与 BP 神经网络的科技投入评价研究¹

俞立平 潘云涛 武夷山

摘要：为了对中国地区宏观科技投入进行事前评价，本文首先选取科技投入产出的若干指标利用数据包络分析法测度效率，然后选取科技投入的相对指标作为输入变量，效率值作为输出变量，利用 BP 神经网络进行学习，建立预测模型，取得了较高的精度。在此基础上，可以通过优选科技投入指标、采用最新数据、增加学习样本等方法提高模型的精度。该方法除了进行宏观科技投入的评价外，也适用于特定行业的企业。

关键词：科技投入 科技产出 评价 数据包络分析 BP 神经网络

1 引言

科技投入是科学研究与技术创新的物质基础，科技投入的多少决定着科技活动的规模。用好科技资源，促进全社会科技资源的优化配置和科技投入的效益最大化，依靠科技进步推动经济发展，实现经济增长方式的根本转变，是新时期我国科技管理的重要目标。科技资源是稀缺资源，对科技投入进行评价，有利于优化投入结构，节约科技资源，使有限的科技投入发挥最大的效益。

近年来，科技投入和产出的绩效问题引人瞩目。贺德方（2006）^[1]利用 DEA 与格兰杰因果检验对我国科技投入产出绩效进行了测度。石忆邵、汪伟（2007）^[2]利用 DEA 与主成分分析结合从时间尺度、企业类型、行业类别三个层面上分别对上海市科技投入和产出绩效进行了定量评价和分析。罗卫平，陈志坚（2007）^[3]基于 DEA 方法对广东省 21 个地市财政科技投入绩效进行了评价。邓向荣、周密等（2005）^[4]认为绩效评价的重心并不仅在于要考察政府年度投入增长对技术进步的贡献，还在于要考察政府投入能否引导更大量的社会资源向 R&D 集中，促使社会科技资源配置绩效的提升。王桂强、张青（2006）^[5]针对评价中数据获得性差的问题，提出“指标靶”的概念，即用替代变量代替某些指标进行测度。谢福泉，任浩等（2006）^[6]对财政科技投入产出绩效评估体系进行了有益的探索，建立了绩效评估体系，并采用模糊数学方法计算了科技项目的投入产出比。吴辰（2003）^[7]运用散点图的分析方法，结合各国的实际情况，对表征国家科技投入强度的 R&D 经费占 GDP 的比重以及每万名从业人员中 R&D 人力的数量进行了深入的国际比较研究。

以上研究都是对科技投入产出的研究。这方面的评价指标体系，都涉及投入与产出两类指标，它们都属于事后评价，因此，即使发现绩效不佳，也无法改变结果。此外，许多评价采用了绝对指标，导致不同地区、不同单位可比性差。为了减少科技资源的浪费，必须能寻找到某种方法在科技投入阶段就进行评价，这样，一旦发现问题，可以及时调整，变事后评价为事前控制。

为了进行不同地区科技投入的评价和比较，本文选取中国大陆各省市科技投入产出若干指标，首先采用数据包络分析进行测度，得到效率值，然后重新选取可能影响效率的相对指标作为输入、效率值作为输出，将之作为学习样本，利用 BP 神经网络进行学习，在此基础上可以进行科技投入效率预测，从而建立全新的科技投入效率评价模型。

2 研究方法

2.1 数据包络分析（DEA）

¹国家自然科学基金资助（项目号：70673019）；国家十一五支撑计划项目（2006BAH03B05）

DEA 方法是美国著名的运筹学家 A.Charnes 和 W.W.Cooper 等学者于 1978 年在“相对效率评价”概念基础上发展起来的一种新的系统分析方法，该方法是一种多指标投入和多指标产出的有效性综合评价方法，主要用来评价同类单位之间的相对有效性，评价指标中可以包含人文、社会、心理等领域中的非结构化因素，各指标的量纲一般不相同，也可以使用无量纲指标。它可以依据一组输入和输出的观察值来估计有效生产前沿面，是非参数的统计分析。此外，DEA 还可以判断各个决策单元（DMU，Decision Making Units）的投入规模的适合程度，给出各 DMU 调整其投入规模的方向和程度。

传统的统计方法是根据大量样本数据推断出样本集合整体的一般情况，其本质是平均性，DEA 则是根据样本数据来判断样本集合中哪些样本个体是属于相对有效的，其本质是最优性。DEA 在测定若干个决策单元的相对效率时注重的是对每一个决策单元进行优化，所得出的相对效率是其最大值，是最有利于该决策单元的相对效率。

规模报酬不变模型是 Charnes, Cooper 和 Rhodes (CCR, 1978)^[8]所提出的最基本 DEA 模型，因此也称为 CCR 模型。为了对 DMU 的有效性进行较简单的判别，Charnes 和 Cooper 引入了非阿基米德无穷小量的概念，以使用线性规划的单纯形方法求解模型，对决策单元进行一次判别。

用不变规模报酬模型进行效率测评时，必须假定各决策单元是位于最佳生产规模，否则所测的效率值中，就包含规模效应的影响。为测算生产单元的纯技术效率水平，Banker, Charnes, Cooper(1984)^[9]提出了可变规模报酬（BCC）模型。在可变规模报酬的假设下，生产可能集 T_v 为：

$$T_v = \left\{ (X, Y) : X \geq \sum_{i=1}^n \lambda_i X_i, Y \leq \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_i, \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, \lambda_i \geq 0, 1 \leq i \leq n \right\}$$

建立在 T_v 上的纯技术效率评价的模型（加入松弛变量 SA 和 SB 及摄动量 ε 后）为：

$$(D_\varepsilon^v) \left\{ \begin{array}{l} \min[\theta_v - \varepsilon(e_1^T SA + e_2^T SB)] \\ s.t. \sum_{i=1}^n \lambda_i X_i + SA = \theta_c X_0 \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_i - SB = Y_0 \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \\ \lambda_i \geq 0, i = 0, 1, 2, \dots, n. \quad SA \geq 0, SB \geq 0 \end{array} \right.$$

则有：当该问题的解为 $\theta_v^*, \lambda^*, SA^*, SB^*$ 时，有如下结论：

- (1) 若 $\theta_v^* = 1$ ，且 $SA = SB = 0$ ，则 DMU_0 有效。
- (2) 若 $\theta_v^* = 1$ ，则 DMU_0 弱有效，
- (3) 若 $\theta_v^* < 1$ ，则 DMU_0 非有效。

如前所述，用不变规模报酬模型测算所得到的效率值，包含了规模效率和纯技术效率两方面的内容。而可变规模报酬模型所考察的，是生产单元的纯技术效率水平。则技术效率 θ_c 、纯技术效率 θ_v 和规模效率 θ_s 的关系为：

$$\theta_c = \theta_v \times \theta_s, \quad \theta_s = \theta_c / \theta_v$$

通过分别运行 CRS、VRS 的 DEA 模型得到 θ_c 和 θ_v ，用它们便可以推算规模效率的水平。当 $\theta_c = \theta_v$ 时，生产单元的规模效率为 1，即生产处于最佳规模；否则生产单元的规模效率有所损失。造成规模效率损失的也有两种原因，分别是规模过大和规模过小造成。如上推算的 $\theta_s < 1$ 时，并不能区分这两种情况。即无法判定生产是处于规模报酬递增、还是规模报酬递减阶段，这样就降低了规模效率分析的作用。为此 Tim Coelli T. J (1996)^[10] 提出了非增规模报酬 NIRS (Non-increase Returns to Scale) 模型，即将 VRS 模型约束

条件 $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ 改为 $\sum_{i=1}^n \lambda_i \leq 1$ 就变成 NIRS 模型。

当生产单元处于规模无效 ($\theta_s < 1$) 时，通过比较 θ_s 和 θ_n 就可判别生产所处的规模报酬阶段。

- (1) $\theta_s = \theta_n$ 时，生产处于规模报酬递减阶段。
- (2) $\theta_s \neq \theta_n$ 时，生产处于规模报酬递增阶段。

2.2 BP神经网络

人工神经网络是模拟人的大脑活动，它特有的非线性适应性信息处理能力，克服了传统人工智能方法在直觉认知（如模式识别、语音识别、非结构化信息处理等）方面的缺陷，具有极强的非线性逼近、大规模并行处理、自训练学习、自组织和容错能力等优点，因此在神经专家系统、组合优化、预测等领域得到广泛的成功应用。

BP 网络是由 Rumelhart, Hinton 和 Williams (1986)^[11] 完整提出来的，它是一种单向传播的多层前向网络，解决了多层网络中隐含单元连接权的学习问题。输入信号从输入节点依次传过各隐含层，然后传到输出节点，每一层节点的输出只影响下一层节点的输出。为了加快网络训练的收敛速度，可对输入矢量作标准化处理，并对各连接权值赋予初值。BP 网络可看作是一个从输入到输出的高度非线性映射，神经网络通过对简单的非线性函数进行数次复合，可近似复杂的函数。

BP 网络模型处理信息的基本原理是，输入信号 P_i 通过中间节点（隐层点）作用于输出节点，经过非线性变换，产生输出信号 O_k ，网络训练的每个样本包括输入向量 P 和期望输出量 T ，网络输出值 O 与期望输出值 T 之间的偏差，通过调整输入节点与隐层节点的联接权值 W_{ij} 和隐层节点与输出节点之间的联接权值 T_{jk} 以及阈值，使误差沿梯度方向下降。经过反复学习训练，确定与最小误差相对应的网络参数（权值和阈值）后，停止训练。此时经过训练的 BP 神经网络能对在输入范围内的输入信息自行处理，然后输出误差最小的经过非线性转换成输出信息。它的具体数学模型如下：

传递函数：是反映下层输入对上层节点刺激脉冲强度的函数，又称刺激函数，一般取 (0, 1) 内连续取值 Sigmoid 函数：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

误差计算模型：反映神经网络期望输出与计算输出之间误差大小的函数。

第 j 个单元节点的输出的误差为 $E_k = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_{jk} - T_{jk})^2$ 总误差为 $E = \frac{1}{2n} \sum_{k=1}^n E_k$ ，

T_{jk} 是 j 节点的期望输出值， y_{jk} 是 j 节点实际输出值。

中间层节点的数学模型： $O_{jk}^1 = f(\sum w_{ij}^1 x_j)$

O_{jk}^1 表示中间层上, 输入第 k 个样本时, 第 j 个节点的输出。 X_j 为第 j 个节点输入。 w_{ij}^1 为输入层到中间层的权值。

$$\text{输出节点的数学模型: } O_{jk}^2 = f(\sum w_{ij}^2 O_{jk}^1)$$

O_{jk}^2 表示输出层上, 输入第 k 个样本时, 第 j 个节点的输出, w_{ij}^2 为中间层到输出层的权值。

$$\text{修正权值: } w_{ij} = w_{ij} + \mu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

BP 算法的实现为: BP 算法分两步进行, 即正向传播和反向传播。

正向传播时, 输入的样本从输入层经过隐单元一层一层进行处理, 通过所有的隐层之后, 则转向输出层; 在逐层处理的过程中, 每一层神经元的状态只对下一层神经元的状态产生影响。在输出层把现行输出和期望输出进行比较, 如果现行输出不等于期望输出, 则进入反向传播过程。

反向传播时, 把误差信号按原来正向传播的通路反向传回, 并对每个隐层的各个神经元的权系数进行修改, 以望误差信号趋向最小。

3 变量与数据

由于采用两步法进行分析, 因此本文采用的投入产出变量分为两个部分, 如表1所示。

第一部分是在DEA分析阶段, 选取科技经费、R&D经费、科学家工程师投入量、R&D科学家工程师作为投入变量, 技术市场成交额、发明专利数、实用新型及外观设计专利授权数、SCI收录论文数、EI收录论文数、ISTP收录论文数作为产出变量。需要说明的是, 在产出变量的选取上, 考虑到发明专利与实用新型及外观设计的难度和潜在经济影响可能也不一样, 因此将不同专利数据分开。此外, 科技投入并非全部用来产出论文与专利, 有相当一部分用于科研基础设施建设, 如大型设备、仪器的制造, 网络建设, 实验动物饲养, 科技文献采购等, 因此, 本文只是一种近似的投入产出分析。

第二部分是在BP神经网络学习阶段, 考虑到从效率分析的角度说, 投入低的地区不见得效率就低, 因此在对科技投入进行评价时, 必须采用相对指标, 因此, 选取地方万人科技人员数、R&D经费占科技经费的比重、科学家工程师占科技人员的比重、R&D科学家工程师占R&D人员比重作为投入变量, 将效率分析值作为产出变量, 进一步采用BP神经网络进行学习。

由于科技投入与产出之间存在着一定的滞后期, 在选取数据时对此必须进行认真考虑。孙顺成、蔡宏等(2007)^[12]在测算对外技术依存度时根据经验估计采取滞后4年的做法。在时间序列中, 一般滞后变量选1-3期较多, 考虑到科技投入产出的实际情况, 这里根据经验估计滞后期选择3期, 投入指标选取2003年中国科技年鉴数据、产出指标选取国家统计局信息网2006年的科技统计数据。由于西藏地区部分数据缺失, 将其省略。

表1 变量表

第一阶段		第二阶段	
投入变量	产出变量	投入变量	产出变量
科技经费	技术市场成交额	万人科技人员数	DEA效率值
R&D经费	发明专利数	R&D经费占科技经费比重	

科学家工程师	实用新型及外观设计专利数	科学家工程师占科技人员比重
R&D科学家工程师	SCI收录论文数	R&D科学家工程师占R&D人员比重
	EI收录论文数	
	ISTP收录论文数	

4 实证结果

4.1 效率分析结果

采用 Tim Coelli 的 DEAP2.1 软件进行 DEA 分析，结果如表 2 所示。中国总体上科技投入产出效率较高，平均值为 0.84。有 13 个省市达到了完全有效，即这些省市用较小的科技投入获得了较大的科技产出，分别是北京、天津、黑龙江、上海、浙江、湖北、湖南、海南、重庆、云南、陕西、甘肃、新疆。其中东部地区 5 个，中部地区 3 个，西部地区 5 个，科技投入产出效率的东、中、西部地区差距并不明显。某些地区效率较低，说明它们的科技投入结构也许不尽合理，没有产生相应的产出或产出缓慢。由于效率是相对分析，是一般中选好、好中选优，也就是说是在现有的资源和制度环境下可能达到的结果，因此具有实用意义。

表2 中国30个省市科技投入产出效率

地区	科学家 工程师 万人	R&D 科学家 工程师 万人年	科技 经费 亿元	R&D 经费 亿元	技术市 场成交 额 万元	SCI 论文 篇	EI 论文 篇	ISTP 论文 篇	实用新 型外观 专利 个	发明 专利 个	效率
北京	20.88	9.92	393.18	219.54	489.59	11168	7854	4511	6624	3476	1
天津	5.03	2.06	65.05	31.19	50.71	1509	1302	628	2282	763	1
河北	7.39	2.66	61.35	33.6	10.38	453	365	228	3214	371	0.595
山西	5.15	1.36	41.15	14.41	4.80	497	262	130	940	280	0.73
内蒙古	2.3	0.74	14.68	4.83	10.99	50	22	17	747	98	0.959
辽宁	14.2	5.43	144.24	71.56	86.52	1877	1737	755	5253	942	0.692
吉林	4.8	1.69	57.42	26.41	12.23	1504	790	381	1632	391	0.921
黑龙江	6.52	2.83	50.42	23.29	14.26	832	1403	995	2499	407	1
上海	12.56	4.5	253.32	110.27	231.73	5575	3982	1828	10606	1997	1
江苏	20.16	6.62	272.3	117.26	100.83	3315	2495	1120	12339	1241	0.579
浙江	10.69	3.01	135.6	54.29	38.70	2584	1813	995	17946	1110	1
安徽	5.8	1.91	65.55	25.7	14.26	1771	1018	399	1701	238	1
福建	4.8	1.78	47.96	24.4	17.20	1011	357	186	4905	242	0.911
江西	3.22	1.13	22.74	11.72	11.12	129	72	30	1219	142	0.697
山东	14.92	5.79	196.54	88.16	98.36	1872	1060	355	9840	903	0.63
河南	9.08	3.01	64.5	29.32	26.37	500	297	132	3392	356	0.626
湖北	14.51	4.54	97.5	47.88	50.18	2404	1638	1146	3127	733	0.922
湖南	6.86	2.33	65.93	26.21	41.74	1220	1081	538	3126	533	0.992
广东	18.98	7.2	291.3	156.45	112.47	1749	989	704	35018	1876	1
广西	3.31	1.04	26.04	9.05	9.41	156	84	88	1085	140	0.637
海南	0.21	0.08	2.89	1.22	1.00	14	5	1	164	36	1

重庆	4.37	1.48	36.32	12.62	35.71	417	278	350	3413	178	1
四川	11.32	4.5	132.21	61.92	19.08	1396	1251	850	3993	613	0.524
贵州	1.9	0.61	14.31	6.07	1.05	95	48	24	763	162	0.933
云南	3.45	1.1	25.22	9.79	15.92	386	118	35	1075	306	1
陕西	8.27	3.82	96.37	60.71	18.90	1611	2029	854	1449	445	0.902
甘肃	4.85	1.12	23.66	10.96	17.27	1125	480	76	431	116	1
青海	0.93	0.1	6.33	2.08	1.18	33	4	4	55	24	0.536
宁夏	0.84	0.23	6.25	1.95	1.41	1	6	2	174	40	0.679
新疆	1.68	0.45	14.95	3.52	8.00	79	40	29	833	88	1
平均	7.63	2.77	90.84	43.21	51.71	1511	1096	579	4662	608	0.849

数据来源：①2002年中国科技统计年鉴。

②中华人民共和国国家统计局<http://www.stats.gov.cn/tjsj/qtsj/zgkjtjnj/2006>

4.2 BP神经网络预测

本研究软件采用 Alyuda NeuroIntelligence 2.2 神经网络软件，结果如表 3 所示。BP 神经网络的输入节点有 4 个，输出节点只有 1 个即效率值。一般认为，当隐含层为 1~2 层时，网络的收敛性质最佳。在本研究中，经初步测试，决定采用 1 层隐含层，即采用一个 3 层网络来建立科技系统与效率之间的非线性映射关系。在节点选择上，如果隐层节点数量太少，网络从样本中获取的信息能力就差，不足以概括和体现训练集中的样本规律；隐层节点数量过多，又可能把样本中非规律性的噪声等也学会记牢，从而出现所谓过度吻合问题，反而降低了泛化能力。由于 Alyuda NeuroIntelligence 软件本身具有隐层节点的预测功能，选取系统默认的优化值 8 作为隐层节点数。

在网络训练中，将学习速率设置为 0.1，动量设置为 0.1，经过 80000 次循环趋于稳定。为了测试模型的预测精度，将输入数据作为模拟值，得出 BP 神经网络预测的计算结果，只有 1 个省市的误差在 5% 以上，最大误差为 9.77%，取得了较高的预测精度。

根据神经网络模型，可以对任意地区的科技投入结构进行事前效率评价，一旦发现效率低下的迹象，必须立即分析原因，采取措施，加强科技管理与经费监督，以节省资源，创造更多的科研产出。

表 3 BP 神经网络效率学习结果

地区	万人科技 人员数 (人)	R&D 经费占 科技经费 比重 100%	科工占 科技人员 比重 100%	R&D 科工 占 R&D 人员 比重 100%	DEA 效率 值 X100	BP 预 测值 X100	误差 100%
北京	181	5.07	81.15	86.34	100	99.96	0.04
天津	71	1.45	70.65	78.63	100	99.63	0.37
河北	16	0.56	67.49	80.85	59.5	59.24	0.44
山西	23	0.62	67.85	79.07	73	73.07	0.10
内蒙古	14	0.25	67.06	85.06	95.9	96.22	0.33
辽宁	47	1.31	72.08	83.93	69.2	69.25	0.07
吉林	24	1.12	75	86.22	92.1	92.10	0.00
黑龙江	24	0.88	71.96	82.75	100	99.94	0.06
上海	110	1.92	70.21	82.12	100	100.00	0.00
江苏	45	1.11	61.35	73.07	57.9	57.88	0.04
浙江	35	0.68	65.22	75.25	100	99.94	0.06

安徽	14	0.73	65.76	80.59	100	99.52	0.48
福建	19	0.55	71.11	79.46	91.1	100.00	9.77
江西	13	0.48	57.4	73.86	69.7	69.66	0.06
山东	27	0.86	61.32	79.75	63	62.99	0.01
河南	15	0.49	63.41	72.53	62.6	62.59	0.02
湖北	32	1.14	76.05	81.8	92.2	92.20	0.00
湖南	16	0.63	66.09	79.79	99.2	98.48	0.72
广东	34	1.16	70.98	82.85	100	99.42	0.58
广西	10	0.36	67.97	85.95	63.7	63.83	0.20
海南	4	0.2	58.33	100	100	99.98	0.02
重庆	20	0.63	70.94	84.09	100	99.98	0.02
四川	20	1.31	64.03	73.41	52.4	53.33	1.77
贵州	9	0.49	57.75	67.78	93.3	93.36	0.06
云南	12	0.42	64.37	79.14	100	99.99	0.01
陕西	37	2.69	61.12	63.14	90.2	90.20	0.00
甘肃	27	0.89	69.78	76.19	100	99.98	0.02
青海	25	0.61	70.45	50	53.6	53.56	0.08
宁夏	22	0.52	67.2	76.67	67.9	67.98	0.12
新疆	13	0.22	68.02	84.91	100	98.75	1.25

数据来源：2002年中国科技统计年鉴

5 讨论

科技投入评价是一项复杂的工作，本文介绍的方法仅适用于地区的宏观评价，具体运用时必须利用可获得的最新数据与历史数据重新计算效率值，然后再用BP神经网络进行学习。由于不同地区科技投入产出各有其特点，加上科技产出的外部性很难定量评价，本模型需要进一步优化，如适当增加一些科技投入产出指标数据，增加学习样本，以提高模型的精确度。

本文提供的方法只能从宏观上对地区科技投入的可能产出效率进行预测。但是，即使发现效率低下情况，本方法并不能直接指明原因，还需要进一步进行分析诊断，以改善科技管理，提高科技投入产出绩效。需要说明的是，由于本方法的出发点是较小科技投入获得较大科技产出作为基本前提的，如果兼顾社会效益，必须在该方法的基础上进行修正。本方法也可以用于某个特定行业的企业科技投入评价。

还有一个问题需要注意，由于DEA是效率的相对分析，并没有考察各省市的科技投入产出规模，因此其作用必须辩证地看待，尤其在微观企业层面的评价时必须注意，不能绝对以效率的高低进行决策。如某些重大工程、某些技术创新领域，有时进展可能缓慢，导致效率低下，但由于项目的社会影响大，所以在改进管理的同时还是必须继续投入，这时就不能太顾及效率了。

参考文献

- [1] 贺德方. 我国科技投入效率、效果评价研究[J]. 情报学报, 2006 (6) :740-748
- [2] 石忆邵 汪伟. 上海市科技投入和产出绩效评估方法论研究[J]. 曲阜师范大学学报, 2007 (4) : 1-6
- [3] 罗卫平 陈志坚. 基于DEA的广东省21个地市财政科技投入绩效评价[J]. 科技管理研究, 2007 (3) :

- [4]邓向荣 周密等. 政府科技投入绩效评价指标的有效性分析[J]. 天津科技, 2005(5):9-11
- [5]王桂强 张青. 基于“指标靶”概念的地方政府财政科技投入绩效评价模型体系的构建[J]. 科学学与科学技术管理, 2006(7):49-53
- [6]谢福泉 任浩等. 财政科技投入产出绩效评价体系的构建[J]. 中国科技论坛, 2006(6): 25-27
- [7]吴辰. 科技投入强度指标的国际比较研究[J]. 中国科技论坛, 2003(5): 91-93
- [8]Charnes A, Cooper W W, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units[J]. European Journal of Operational Research, 1978(2): 429-444
- [9]Banker, R.D., Charnes, A. and Cooper, W.W. Some Models for Estimating Technical and Scale Inefficiencies in Data Envelopment Analysis[J], Management Science, 1984, 30(9): 1078-1092.
- [10]Coelli, T.J. A Guide to DEAP Version 2.1: A Data Envelopment Analysis (Computer) Program, CEPA Working Paper 1996/8, Department of Econometrics, University of New England, Armidale NSW Australia. 08
- [11]Rumelhart DE, Hinton G E, Williams R J. Learning Internal Representations by Error Propagation. Cambridge[M], MA : MIT Press, 1986:533-536
- [12]孙顺成, 蔡虹, 黄丽娜. 对外技术依存度的测算与分析[J]. 科学学与科学技术管理, 2007, 28(5): 10-13