

从专利产出分析人力资本在 企业研发活动中的作用*

——以上海市大中型工业企业为例证

冒佩华¹, 周亚虹¹, 黄鑫¹, 夏正青²

(1. 上海财经大学 经济学院, 上海 200433; 2. 国联证券资产管理部, 上海 200122)

摘要:文章以上海市 200 家大中型工业企业 1998—2003 年的抽样数据作为研究对象, 主要采用一般泊松回归分析和面板泊松回归分析方法, 构建了不同的企业专利产出实证模型。与以往文献不同的是, 在分析研发经费投入的同时, 文章强调从事研发活动人员比例(用来反映人力资本)对企业专利授权的边际贡献。研究发现, 企业 R&D 投入对专利产出具有显著的正面影响, 企业研发人员比例对专利产出同样具有显著的作用, 其弹性高达 2.573%。因此, 文章认为研发人员对企业创新能力的提高有着重要的作用, 应重视人力资本的投入。

关键词:R&D 经费投入; 研发人员比例; 一般泊松模型; 面板泊松模型

中图分类号:F406.15 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2011)12-0118-11

一、引言

在经济结构转型的大背景下, 企业过分依赖自然资源和廉价劳动力占领市场的发展阶段已经过去。经过 30 余年的改革开放, 我国多数企业已经历了从引进国外先进技术、消化技术发展到目前自主创新的阶段。要增强企业竞争力, 核心问题是必须依靠对包括专利在内的知识产权等无形资产的占有。而要做到这一点, 创新是关键。在经济结构转型的大趋势下, 政府和企业对这一问题高度重视, 研发经费的投入逐年增加。^①专利是企业技术创新能力的一个重要标志, 一个企业所拥有的与产品有关的专利量及对专利的运作很大程度上反映了该企业在市场竞争中的地位和前景。本文以上海市大中型工业企业为例证, 采用上海市大中型工业企业的数据来实证讨论研发投入^②与技术

收稿日期: 2011-09-13

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70871073, 71171127); 教育部“新世纪优秀人才支持计划”(NCET-09-0538)

作者简介: 冒佩华(1969—), 男, 江苏南通人, 上海财经大学经济学院副教授, 博士;

周亚虹(1965—), 男, 上海人, 上海财经大学经济学院副教授, 博士;

黄鑫(1969—), 男, 湖北武汉人, 上海财经大学经济学院博士研究生;

夏正青(1985—), 女, 江苏盐城人, 国联证券资产管理部。

创新的关系。

一般来说,影响企业专利产出的因素主要有两个:一是企业研发活动经费的投入,二是企业从事科研活动人员的比例。有关企业研发活动经费的投入对其专利产出贡献的实证分析最早可以追溯到 Pakes 和 Griliches(1980)及 Hausman 等(1984)的研究。其中,Pakes 和 Griliches(1980)选取美国 121 家公司 1968—1975 年的专利与 R&D 投入数据,运用对数 OLS 模型估计得到 R&D 投入对专利产出的累计弹性在 0.6 左右。Hausman 等(1984)首次提出运用泊松模型来估计企业的专利产出,并选取美国 128 家公司 1968—1974 年的数据,估计得到加总 R&D 投入对专利产出的边际贡献大约为 0.55。显然,上述研究主要讨论经费投入对研发结果的作用,并将着眼点放在估计研发投入的累计效应,而没有将企业研发人员这一重要的影响产出的因素考虑进来,归入解释变量。在国内,由于缺乏相关数据,这方面的研究相对滞后。然而,随着国内企业自主创新能力的不断增强,研发投入的研究也引起我国学者的重视,如朱平芳和徐伟民(2005)讨论了与本文相似的工业企业获得的专利数与研发经费投入之间的关系,沿用的方法主要参考 Hausman 等(1984)。

鉴于已有研究大多注重研发投入的滞后机制而基本没有讨论研发投入的另一个重要因素人力资本在研发活动中的作用,本文认为人力资本(特别是从事科研活动的人员)作为研发投入载体对研发的结果具有重要的影响。此外,计量经济理论告诉我们,如果模型中忽略了重要的解释变量,模型的估计往往是有偏的,从而不能真实反映解释变量和被解释变量的因果关系。如能同时考虑研发经费投入与人力资本投入的作用机制,不但可以分析人力资本的作用,而且可以更准确地揭示研发经费的作用机制。本文用量化分析的方法来揭示人力资本在研发活动中的重要作用及我国企业特别是上海市工业企业的研发投入特点,对企业有效开展 R&D 活动提出相关建议。

本文以下内容的结构安排如下:第二部分介绍模型与实证分析使用的数据,并提供数据的描述性统计分析。第三部分,运用第二部分的理论模型讨论专利产出与研究经费投入和人力资本投入的关系,以期得到人力资本投入的量化结果。第四部分是结论及相关建议。

二、模型与数据

(一)广义线性模型

本文的被解释变量为专利数,它是一个非负离散型随机变量,而且在零处聚集了大量的观测值(不少企业在某一年度没有获得专利),呈现出典型的有偏分布特征。因此,用经典回归模型实证分析这类问题从理论上来说存在一定的缺陷(作为比较,我们在文章中仍然给出其估计值)。一些学者(如 Hausman 等(1984)、McCullagh 和 Nelder(1989)以及 Cameron 和 Trivedi(1986)等)在以企业

为观察对象的微观计量实证研究中广泛使用广义线性模型(Generalized Linear Model),其定义如下:

$$G[E(y|x)] = x'\beta \quad (1)$$

其中, $G(\cdot)$ 是已知函数。在不同的问题中, $G(\cdot)$ 可以取不同的函数形式。它也被称为联系函数(link function),形式往往由被解释变量 y 的分布特征决定。下面介绍本文所涉及的广义线性面板数据模型。

1. 一般泊松回归模型

鉴于专利授权数是非负整数,假定其数服从泊松(Poisson)分布是比较合理的。记 $pat_{i,t}$ 为第 i 个企业在 t 期所获的专利授权数,则其密度函数形式如下:

$$P(pat_{i,t}) = \frac{e^{-\lambda_{i,t}} \lambda_{i,t}^{pat_{i,t}}}{pat_{i,t}!}, \text{ 其中 } \lambda \text{ 为分布参数,满足 } E(pat_{i,t}) = \lambda_{i,t} \text{ 和 } Var(pat_{i,t}) = \lambda_{i,t}.$$

由于要讨论专利授权数与一些解释变量的关系,我们对条件期望 $E(pat_{i,t} | x_{i,t})$ 更感兴趣。其条件分布可以写为 $P(pat_{i,t} | x_{i,t}) = \frac{e^{-\lambda(x_{i,t})} \lambda(x_{i,t})^{pat_{i,t}}}{pat_{i,t}!}$,这就是一般泊松模型,相应地有条件期望 $E(pat_{i,t} | x_{i,t}) = \lambda_{i,t}(x_{i,t})$ 。令 $\lambda_{i,t} = e^{x'_{i,t}\beta}$,结合(1)式,我们有:

$$\ln[E(pat_{i,t} | x_{i,t})] = x'_{i,t}\beta \quad (2)$$

因此,一般泊松模型是一种特殊的广义线性模型。其中, $X_{i,t}$ 为解释变量,一般包括当期 R&D 活动经费支出及其滞后项、时间变量 time、时间变量与当期 R&D 活动经费支出的交叉项 $t \times R\&D$ 、科研活动人员比例 per 等; β 表示各解释变量对专利授权数增量百分比的边际贡献。值得注意的是,该模型的随机扰动项源于对 $pat_{i,t}$ 做了泊松分布的假定,方程 $\log \lambda_{i,t} = X'_{i,t}\beta$ 中并不包含随机项。对于该模型的估计一般使用对数似然函数方法。

上面所介绍的一般泊松回归模型较好地解决了因变量的非负整数特征,但泊松分布的期望与方差相等的限制对一般数据而言很难满足。本文应用与 McCullagh 和 Nelder(1989)相似的方法,通过假定 $V(pat_{i,t} | x_{i,t}) = \sigma^2 E(pat_{i,t} | x_{i,t})$ 估计 σ^2 ,进而得到稳健型泊松回归模型的估计值。

2. 面板泊松回归模型

在近几十年经济活动中,随着人们对数据的高度重视和不断积累,数据库和调查报告逐步成熟的,面板数据的使用越来越频繁。面板数据的优点是能控制某些不可观测的个体效应,而这些因素往往会影响到我们感兴趣的被解释变量。在本文讨论的问题中,虽然企业文化和企业管理水平等因素无法观测到,但其确实影响研发活动的产出。如果不考虑这些因素(个体特征)而用一般混合泊松回归模型估计,估计值可能会有偏差。鉴于本文的样本数据是面板数据,而且上述混合泊松回归模型中可能遗漏了某些不可观测的个体效应,本文认为使用面板泊松回归模型进行实证分析会更有效。

(1) 随机效应泊松模型

记 $\tilde{\lambda}_{i,t} = e^{X_{i,t}\beta + u_i}$, 其中 u_i 为企业的个体效应, 并且 $E u_i = 0$, $f(u_i | X_{i,t}) = f(u_i)$ 。同样, 记 $pat_{i,t}$ 为第 i 个企业在 t 期所获的专利授权数, 则其概率分布变为 $P(pat_{i,t}) = \frac{e^{-\tilde{\lambda}_{i,t}} (\tilde{\lambda}_{i,t} e^{u_i})^{pat_{i,t}}}{pat_{i,t}!}$ 。与混合模型不同的是, 模型中多了一项 e^{u_i} , 而且假定 u_i 与 $X_{i,t}$ 不相关。于是我们得到如下的联合概率分布函数:

$$JP(pat_{i,1}, pat_{i,2}, \dots, pat_{i,T}, u_i | X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,T}) = \prod_t \frac{\tilde{\lambda}_{i,t}^{pat_{i,t}}}{pat_{i,t}!} \cdot e^{-e^{u_i} \sum_t \tilde{\lambda}_{i,t}} \cdot e^{u_i \sum_t pat_{i,t}} \cdot f(u_i)$$

其中, $f(u_i)$ 是 u_i 的密度函数。

由于 u_i 是不可观测的个体效应, 因此具体运算过程中所采用的方法是引入 $\alpha_i = e^{u_i}$, 假定 $\alpha_i \sim \Gamma(\delta, \delta)$,^③ 并对 α_i 进行积分, 再运用极大似然法估计上式中的参数。

(2) 固定效应泊松模型

与一般面板数据模型相对应, 面板数据的广义线性模型也存在固定效应模型与随机效应模型。与随机效应模型不同的是, 这里不再要求 u_i 与 $X_{i,t}$ 不相关, 但因为 T 较小、 N 较大, 所以将出现偶发参数问题 (incidental parameter problem), 即运用一般的 MLE 方法估计得到的参数是不一致的。为解决这一问题, 我们考虑使用条件极大似然估计法。由 $pat_{i,t} \sim \text{Poisson}(\tilde{\lambda}_{i,t})$ 可得 $\sum_t pat_{i,t} \sim \text{Poisson}(\sum_t \tilde{\lambda}_{i,t})$, 于是我们得到如下的联合条件概率分布函数:

$$P(pat_{i,1}, pat_{i,2}, \dots, pat_{i,T} | \sum_t pat_{i,t}) = \frac{(\sum_t pat_{i,t})!}{\prod_t (pat_{i,t}!)} \prod_t \left(\frac{\tilde{\lambda}_{i,t}}{\sum_t \tilde{\lambda}_{i,t}} \right)^{pat_{i,t}} \quad (3)$$

这样做的好处是个体效应 u_i 可以消去。同样, 运用 MLE 方法可以估计上式中的参数。固定效应泊松模型的优点是个体效应可以与其他解释变量有关, 与实际更为吻合。对于实际问题中究竟是使用随机效应模型还是固定效应模型, 一般可以用 Hausman 检验来筛选。

(二) 数据来源

本文所用指标数据来自 1998—2003 年《上海市科技统计年鉴》。模型中, 专利授权数为被解释变量, R&D 活动经费支出及其滞后项和科研活动人员比例为备选解释变量。与已有文献不同的是, 科研活动人员比例对专利产出的影响是本文的重点。数据处理主要运用 Stata 统计软件来完成。采用的方法主要有泊松回归分析和面板泊松回归分析。

1. 每年专利数的总量描述

从图 1 可以看出, 样本企业的专利总数基本呈现逐年递增趋势, 而且在 2000 年以后增速明显加快, 至 2003 年专利总数已超过 450 项, 说明作为核心

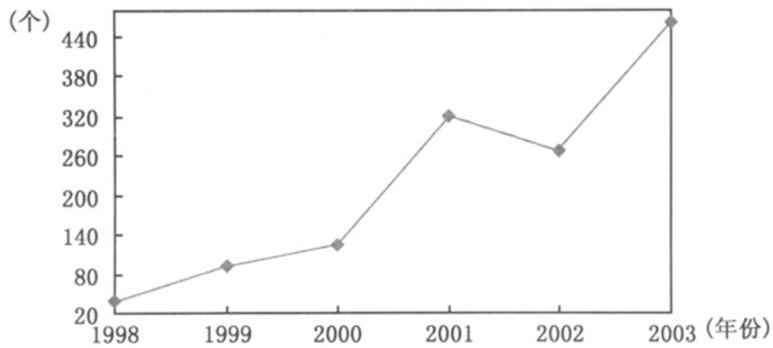


图 1 每年专利数的总量描述

竞争力标志的专利产出已引起越来越多企业的高度重视。^①

2. 每年研发投入的描述性统计

表 1 每年研发投入的描述性统计

单位:百万元

变量	样本数	均值	标准差	75%分位值	95%分位值
R&D 98	200	4.210	35.474	0	7.548
R&D 99	200	6.650	51.504	0	7.959
R&D 00	200	4.484	32.202	0.289	10.198
R&D 01	200	6.257	41.515	0.210	22.511
R&D 02	200	6.790	32.514	1.448	31.521
R&D 03	199	8.398	42.615	1.761	35.000

从表 1 可以看出,样本企业研发投入的 75%和 95%分位值均呈递增趋势,而且 95%分位值在 2000 年以后增速明显加快,这与专利总数的变化相一致。

3. 每年科研人员比例的描述性统计

表 2 每年科研人员比例的描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	50%分位值	95%分位值
per98	200	0.061	0.123	0.002	0.276
per99	200	0.074	0.141	0.024	0.334
per00	200	0.075	0.136	0.022	0.331
per01	200	0.080	0.143	0.030	0.331
per02	200	0.072	0.130	0.027	0.295
per03	197	0.069	0.127	0.022	0.314

从表 2 可以看出,样本企业科研人员比例的 50%和 95%分位值大体上也呈现递增趋势,然而与研发投入不同的是,在 2000 年以后其增速基本平稳,没有明显加快。当然,我们不能简单地说企业对研发人员的需求已趋向平稳,事实上很可能是企业对研发人员的需求依然处于上升空间,但研发人员的供给不足导致了增速停滞。

三、实证分析

(一)一般泊松回归分析

我们用一般泊松回归模型对专利数的产出机制进行研究,主要讨论:(1)专利数与研发资金投入的关系;(2)企业人力资本投入对专利数的影响。当然除了与我们上面提到的感兴趣的变量外,专利数还与外部环境有关,具体来说与研发相关的外部技术支持有关。一般来说,这些量化指标较难获得,通行的做法是加入时间趋势项(time)来控制外部环境的变化。与 Hausman 等(1984)相似,我们对不同的情况进行了四个泊松回归分析。为了便于比较,我们也给出了最小二乘估计(见表3)。表3中的第4列与(2)式相对应,即:

$$\ln[E(pat_{i,t} | R\&D_{i,t})] = \beta_0 + \beta_1 R\&D + \beta_2 R\&D_1 + \beta_3 R\&D_2 + \beta_4 R\&D_3 + \beta_5 R\&D_4 + \beta_6 R\&D_5$$

(4)

其中,R&D为当期的研发投入,R&D_1为滞后一期的研发投入,其余的以此类推。表中Per为企业研发人员的比例,用来描述人力资本。表中另一个变量dummy主要用来处理第2列和第3列的最小二乘估计模型。(对数OLS模型中,被解释变量为log pat_{i,t},解释变量中加入了dummy,专利数为零时,dummy=1,参见 Hausman 等(1984))。由于滞后一期R&D_1在所有的回归方程中都不显著,因此在表3中没有列出。表3中另一个需要解释的是sum of R&D coef.,它代表的是R&D投入的累积贡献,是R&D研究中一个非常重要的指标。

表3 对数 OLS 和一般泊松回归结果

解释变量	回归系数					
	OLS (1)	OLS (2)	Poisson (3)	Poisson (4)	Poisson (5)	Poisson (6)
R&D	0.002 (0.082)	0.001 (0.090)	0.020 (0.000)	0.006 (0.000)	0.019 (0.000)	0.005 (0.000)
R&D_2			0.023 (0.000)		0.022 (0.000)	
R&D_3			0.031 (0.000)		0.030 (0.000)	
R&D_4			-0.017 (0.000)		-0.015 (0.000)	
R&D_5			-0.050 (0.000)		-0.050 (0.000)	
time	0.014 (0.040)	0.014 (0.040)		0.407 (0.000)		0.404 (0.000)
dummy	-1.252 (0.000)	-1.251 (0.000)				
per		0.047 (0.575)			0.813 (0.012)	0.715 (0.000)
_cons	1.200 (0.000)	1.196 (0.000)	0.465 (0.000)	-1.685 (0.000)	0.425 (0.000)	-1.719 (0.000)
sum of R&D coef.			0.007		0.005	0.005
log likelihood			-1 061.586	-3 941.976	-1 056.163	-3 930.342

注:括号内均为P值,下同。

1. 由表3中对数 OLS 和泊松回归结果可知:

(1)通过比较第1列与第4列我们可以看出,与对数 OLS 模型相比,一般泊松模型的参数估计要大得多,换句话说,对数 OLS 模型可能大大低估了 R&D 投入对专利产出增量百分比的贡献。

(2)通过比较第2列和第6列我们可以发现,一般泊松模型中 per(研发人员比例)的系数很显著(p 值为 0.000),为 0.715,说明研发活动人员比例对企业的专利产出数有明显的正面影响,即研发活动人员比例提高 1%,企业的专利产出数将增加 0.715%。而对数 OLS 模型中 per 的系数并不显著(p 值为 0.575),换句话说,对数 OLS 模型难以反映研发活动人员比例对企业专利产出的边际贡献。这也反映出合适的计量模型对因果解释的重要性。

(3)由于对数 OLS 模型中 dummy 系数的经济意义很难解释,再综合以上(1)点和(2)点,我们不难看出,当被解释变量的取值为离散的非负整数时,泊松回归模型有更好的解释能力。

2. 通过观察表3中的第3列与第4列我们发现,加总的 R&D 投入边际贡献近似(分别为 0.007 和 0.006);而在加入解释变量 per 后,通过观察第5列与第6列我们发现,加总的 R&D 投入边际贡献相同(均为 0.005)。为模型结构简单起见,我们只关心 R&D 的累积效应且重点关注人力资本的作用,我们采用与 Hausman 等(1984)类似的处理方法,在下文的分析中只将当期 R&D 投入作为解释变量。当然,由于 R&D 投入与外部技术进步的叠加效应,在回归方程中会出现交互项 $t \times R\&D$ 。表4给出了不同泊松回归模型的估计值。

表4 一般泊松回归结果

解释变量	回归系数				
	Poisson (1)	Poisson (2)	Poisson (3)	Poisson (4)	Robust-Poisson (5)
R&D	0.006 (0.000)	0.008 (0.000)	0.005 (0.000)	0.008 (0.000)	0.008 (0.000)
$t \times R\&D$		-0.0004 (0.000)		-0.001 (0.000)	-0.001 (0.139)
time	0.407 (0.000)	0.432 (0.000)	0.404 (0.000)	0.438 (0.000)	0.438 (0.000)
per			0.715 (0.000)	0.960 (0.000)	0.960 (0.048)
_cons	-1.685 (0.000)	-1.798 (0.000)	-1.719 (0.000)	-1.893 (0.000)	-1.893 (0.001)
log likelihood	-3 941.976	-3 935.614	-3 930.342	-3 917.956	-3 917.956

1. 通过比较表4中的第1列与第2列(第3列与第4列)我们可以发现,解释变量中加入交叉项 $t \times R\&D$ (即分离出纯外部溢出效应)后,实际 R&D 投入对专利产出的边际贡献是随时间递减的,理由是 $\partial \log \lambda_{i,t} / \partial R\&D_{i,t} = 0.008 - 0.0004t$ 。

2. 通过比较第 3 列与第 4 列我们可以看出,与不包含 $t \times R\&D$ 的模型相比,包含 $t \times R\&D$ 的模型估计得到的 per 的系数更大,接近于 1,也就是说,若企业将研发人员比例提高 1%,那么其专利产出数会增加近 1%。

3. 值得注意的是,表 4 中第 5 列为稳健泊松估计结果,由于泊松分布最重要的性质是方差与均值是相等的,所以一般的实证数据不满足这一性质,我们用稳健型的方差公式(即假定 $V(Y_i | x_i) = \sigma^2 E(Y_i | x_i)$), σ^2 并不等于 1,详见 wooldridge(2003)。与第 4 列结果进行对比后我们发现,交叉项 $t \times R\&D$ 的系数在 5% 的显著性水平下不再显著,同时 per 的系数也不如先前显著。

不难想到出现这样的结果是由于统计推断中使用的方差估计是不一致的,这说明模型中确实遗漏了某些无法观测到的个体效应,如企业的规模、管理模式等。因此,我们考虑使用面板泊松回归模型。

(二)面板泊松回归分析

上述模型没有充分考虑面板数据的优势和特点。面板数据的最大优势是可以控制无法观测到的个体特征(individual effect)。不难想象,在我们讨论的问题中企业的管理水平影响企业的每一个方面,当然也影响企业的专利产出,疏忽这些因素往往会导致估计的不一致。面板数据模型一般按照假设条件的不同分为固定效应模型和随机效应模型,实证研究应该采用固定效应模型还是随机效应模型还没有定论,主要与所讨论的问题有关。我们所讨论的面板数据泊松回归模型为:

$$\ln(E(y_{i,t} | x_{i,t})) = \eta_i + \beta_1 R\&D + \beta_2 t \times R\&D + \beta_3 t + \beta_4 per \tag{5}$$

其中, η_i 为个体特征,一般无法观测到。应注意的是,该模型与一般泊松回归模型的区别主要在于控制了企业的异质性,从而得到的系数估计值更为可靠。表 5 中我们分别对(6)式用两种模型(对应于(3)式)进行估计,第 2 列中对应的是随机效应模型,第 3 列中对应的是固定效应模型。一个自然的问题是究竟在本研究中使用哪个模型?这是一个很难回答的问题,经济理论一般不会给出任何的启示。从本质上来说,这与模型的假设条件有关,对这一问题的回答最常用的 Hausman 检验是一个较好的工具,但需要注意的是该检验只在经典假设下成立,而这些经典假设条件可能难以满足。因此,比较保守的方法是使用固定效应模型。为了文章的完整性,我们在本文中还是做了 Hausmam 检验。从表 5 看,两种不同方法的实证结果几乎完全一致,因此其实没有这方面的忧虑。

表 5 面板泊松回归结果

解释变量	回归系数	
	Poisson RE	Poisson FE
R&D	0.005 (0.000)	0.005 (0.001)

续表 5 面板泊松回归结果

解释变量	回归系数	
	Poisson RE	Poisson FE
t×R&D	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)
time	0.456 (0.000)	0.457 (0.000)
per	2.573 (0.000)	2.562 (0.000)
_cons	-2.066 (0.000)	
log likelihood	-1 022.174	-715.832

由 Hausman 检验结果可知, $W=0.72$, 故不能拒绝原假设, 即: 与固定效应模型相比, 假如经典假设条件成立, 随机效应模型的估计更有效。从估计结果来看, 我们发现:

1. 与一般泊松模型相比, 面板泊松模型中 per 的系数要大得多, 从 0.960 变为 2.573, 即当控制了与产出专利数有关的企业的个体特征后, 研发人员的作用更加明显。如果在研究中疏忽了人力资本, 其结果一般是不一致的(除非研发资本投入与人力资本状况是独立的)。从估计系数来看, 若企业研发人员比例提高 1%, 那么企业的专利产出数将会增加 2.573%, 说明我国企业研发人员比例对专利产出的弹性远高于国外常见的 1%。产生这种现象的原因可能是我国科研起步较晚, 与国外先进技术有较大差距, 相对来说比较容易取得研发成果, 对研发人员的需求还处于上升空间。研发人员的投入会有一个较好的产出。

2. 我们注意到, R&D 投入对专利产出增量百分比的贡献也从混合模型的 0.008 下降到 0.005, 这说明如果不考虑研发人员比例, R&D 投入的累计效应一般会偏大。其原因可能是对工业企业来说, R&D 投入与研发人员比例之间存在正相关性, 遗漏研发人员比例这一变量往往会导致 R&D 投入的估计系数有一个向上的偏差(upward bias)。此外, 这一数据(0.005)与 Hausman 等人(1984)的研究结果更接近, 说明我国 R&D 投入对专利产出的弹性与国外基本一致。然而, 实际 R&D 投入对专利产出的边际贡献随时间递减的速度更快, 理由是 $\partial \log \lambda_{i,t} / \partial R\&D_{i,t} = 0.005 - 0.001t$ (Hausman 等(1984)使用的是 20 世纪 60—70 年代的数据)。这说明在知识经济的时代, 技术更新换代的速度是很快的, 企业需要不断增加研发投入才能保持自身的核心竞争力。

四、结 论

本文使用一般泊松回归模型和面板泊松回归模型对上海市 200 家大中型工业企业专利授权数进行了实证分析, 并对实证结果进行了比较。本文的主要结论如下: 首先, 由于本文使用的样本数据是可以控制不随时间变化的个体特征的面板数据, 我们在对两种方法回归分析结果进行比较时发现使用面板

泊松回归模型更有效,这说明了控制企业个体特征的重要性,从实证结果来看也更具有现实解释力。其次,本文的实证分析结果表明,企业 R&D 投入对专利产出具有显著的正面影响,企业增加 R&D 投入 100 万元,其专利产出数将增加 0.5%,说明增加 R&D 活动经费支出确实可以极大提高企业的创新能力。同时,在技术日新月异的今天,实际 R&D 投入对专利产出的边际贡献随时间递减的速度与 30 年前相比更快,因此建议企业界要不断加大研发投入,不断推出新产品,以保持自身的核心竞争力。

本文另一个值得关注的结果是,样本企业中研发人员比例对专利产出的弹性高达 2.573,也就是说,若企业将研发人员比例提高 1%,那么其专利产出数将会增加 2.573%,这一数值远高于国外常见的 1%。产生这种现象的原因可以解释为我国科研起步较晚,与国外差距较大,相对来说取得研发成果比较容易,对研发人员的需求还处于上升空间。因此,本文认为,在我国,大力培养高素质的研发人员对企业创新能力的提升有着尤为重要的意义,建议企业界在加大 R&D 经费投入的同时,高度重视科研人员队伍的建设,积极为其创造研发条件,从而提高企业自身的核心竞争力。

* 本文还得到上海市重点学科建设项目(B801)和上海财经大学“211 工程”三期重点学科建设项目的资助。作者感谢匿名审稿人的修改意见,当然文责自负。

注释:

- ①从 1998 年至 2008 年,我国研发经费的投入平均每年增加 22.9%。此数据是根据 1998—2009 年《中国统计年鉴》相关数据整理计算得到的。
- ②研发投入包括研发经费和科研人员引进和培养费用,本文主要探讨科研人员占员工的比例(用来反映人力资本)与技术创新的关系。
- ③ $E(\alpha_i) = 1, \text{Var}(\alpha_i) = 1/\delta$ 。
- ④2003 年编号为 198 的企业观测数据有缺失,2003 年编号为 9 和 21 的企业科研活动人员比例数据有缺失。
- ⑤交叉项 $\text{tR\&D}$ 为 time 与当期 R&D 投入的乘积。

参考文献:

- [1]朱平芳,徐伟民.上海市大中型工业行业专利产出滞后机制研究[J].数量经济技术经济研究,2005,(9):136—142.
- [2]Cameron A C, P K Trivedi. Econometric models based on count data. Comparisons and applications of some estimators and tests [J]. Journal of Applied Econometrics, 1986, (1):29—53.
- [3]Hausman J, Hall B, Griliches Z. Econometric models for count data with an application to patent R&D relationship[J]. Econometrica, 1984, 52:909—938.
- [4]McCullagh P, Nelder J A. Generalized linear models, monographs on statistics and applied probability 37, 2nd Edition. [M]. London: Chapman Hall, 1989.
- [5]Pakes A, Griliches Z. Patents and R&D at the firm level: A first report[J]. Economics

Letters, 1980, 5: 377—381.

[6] Wooldridge J. M. Cross sectional and panel data analysis [M]. Princeton: Princeton Press, 2003.

The Effect of Human Capital on Corporate R&D Activities from the Angle of Patent Output: Evidence from Large and Medium-sized Enterprises in Shanghai

MAO Pei-hua¹, ZHOU Ya-hong¹,
HUANG Xin¹, XIA Zheng-qing²

(1. School of Economics, Shanghai University of Finance and Economics,
Shanghai 200433, China; 2. Department of Asset Management,
Guolian Securities Co., Ltd, Shanghai 200122, China)

Abstract: This paper employs general and panel Poisson regression methods to construct the empirical model of corporate patent output based on the data of 200 large and medium-sized firms in Shanghai from 1998 to 2003. Different from previous literature, it places emphasis on the marginal contribution of the proportion of R&D personnel regarded as an indicator of human capital to corporate patents when analyzing R&D funding. The results show that corporate R&D funding has the positive effect on patent output; the proportion of R&D personnel also significantly affects patent output, and the patent elasticity of human capital is 2.573%. Therefore, it considers that R&D personnel play an important role in the increase in corporate innovation capability and firms should pay more attention to the input of human capital.

Key words: R&D funding; proportion of R&D personnel; general Poisson model; panel Poisson model

(责任编辑 周一叶)