

# 信息化对劳动力市场的影响： 个人电脑使用回报率的估计

陈玉宇 吴玉立\*

**摘要** 电脑的普及是否给劳动力市场带来了冲击？本文利用2005年全国家庭普查数据，采用虚拟变量和趋势得分模型详细估计了使用个人电脑的工资回报率。发现即使排除个人的性别、年龄、教育水平、职业以及工资黏性等特征因素的影响，个人使用电脑的工资回报率仍然高达20%，直接验证了使用电脑对个人生产率的巨大提升，同时指出国家在将来信息化建设中应该优先发展服务业和制造业等信息化程度较低的行业。

**关键词** 收入差距，使用电脑，技术偏向理论，趋势得分模型

## 一、引言

从20世纪末期开始，信息技术一直推动着全世界的发展。从而导致了公司、企业乃至个人的投资方向的巨大转移。特别的，在个人电脑的发明（20世纪70年代）以及广泛普及（20世纪90年代）之后，其在很大程度上改变了人们原有的工作方式，给予人们工作生活极大的便利，电脑市场的飞速发展也正好说明了这一点：根据国际信息公司的统计数据（IDC），全球电脑市场的需求增长维持在10%以上，而随着互联网应用的不断普及，个人电脑的需求增长更加迅速，目前全世界个人电脑总数超过10亿台，根据证券市场估价，个人电脑的软硬件公司总价值超过5000亿美元。<sup>1</sup>

在繁荣的电脑需求市场背后，人们更关心的一个方面是电脑对于劳动力市场的影响，本文则具体分析了电脑的出现，是否提高、或在多大程度上提高了人们的生产效率，从而带来工资的提升。该结论的一个理论基础是技术进步的互补效应，电脑等信息技术的发明引入，可以把人们从复杂的传统劳

\* 北京大学光华管理学院应用经济系。两位作者对本文具有同等贡献，排名不分先后。通信作者及地址：吴玉立，北京大学畅春新园公寓2号楼556室，100871；电话：13552986528，(010)52763489；E-mail: wuyuli@gsm.pku.edu.cn。感谢匿名评审提出的宝贵修改意见，但文责自负。

<sup>1</sup> 数据来源于英国《经济学人》杂志。

动中解放出来,使得人们可以从事更具创造性的工作,从而提高工作效率。但另一方面,技术进步也会存在替代效应,以职业打字员为例,电脑的普及使得他们工作的专业壁垒降低,市场对其需求的降低也势必带来工资水平的下降(Tashiro, 2004)。新技术对效率的最终影响实际上是两种效应平衡的结果。

本文详细估计了个人电脑在中国劳动市场上的回报率,这一研究的意义在于:对于一般收入水平的家庭,个人电脑的软硬件一次性投资较大,同时人们往往还需要接受电脑相关知识的培训学习,因此,个人电脑带来了较大的投资成本,电脑带来的投资收益也就成为人们非常关注的问题。

另一方面,根据 Mincer (1993) 提出的“技术偏向理论”(skill-biased technological change),在技术变革中,高能力的工人往往能够更加适应新的环境,更加有效率地利用新技术,提高自身的生产率,大量的实证结果也表明:无论在企业内还是企业之间,资本、技术的互补效用与工人的能力水平有很强的正相关性(Bartel and Lichtenberg, 1987; Doms, Dunne, and Troske, 1997; Levy and Murnane, 1996)。因此,使用电脑给高能力工人带来了效率的更大提升,而低能力工人在劳动力市场上的竞争力进一步下降,可能会面临工资下降甚至失业的危险。中国目前收入分配的差距正在逐年扩大,2006年国民基尼系数已经达到0.45,贫富差距已十分严重,而使用电脑带来的“数字鸿沟”是否在一定程度上形成了“收入鸿沟”也是本文重点要解释的问题。

个人电脑的回报率问题最早是由 Krueger (1993) 提出,其通过对美国 1984 和 1989 两年的居民普查数据进行回归分析,得出个人电脑的使用平均能带来 25%—30% 的额外工资回报。该结论在学术界也一直存在争议,一个争议的焦点在于, Krueger (1993) 的模型采用横截面的数据回归,可能存在遗漏变量问题(omitted variable)而造成回归的有偏性。例如没有控制人力资本、职业特性以及行业特性等因素可能高估使用电脑对工资的实际影响作用(Handel, 1998; DiNardo and Pischke, 1997)。

在 Krueger 首次引入度量电脑回报的方法以后,各国学者通过更为细致地控制个人异质性来分析使用电脑带来的工资回报。其中一个控制异质性以及遗漏变量问题的方法为使用面板数据(panel data)的固定影响模型(fixed effect model)。Bell (1996) 使用面板数据分析得到了与 Krueger 完全不同的结果:电脑的使用对于工资的影响效果不显著。Entorf and Kramarz (1997) 和 Entorf *et al.* (1999) 通过研究法国的面板数据也得到了类似的结果, Haisken and Schmidt (1999) 在研究德国数据的基础上,认为个人的固定效应使得电脑对工资的回报影响下降到 1%。难道电脑对工资的影响只是因为个人的异质性吗?如果是这样,又如何解释现实中人们对电脑技术的青睐和现

今雨后春笋般的电脑培训班现象？这种现象主要是由于固定影响模型对分析这一问题的缺陷造成的。首先，固定影响模型并不能有效控制时间可变的不可观测的个人技术，例如个人电脑技术随着使用时间的增加是逐渐增强的，这在以往固定影响模型中并不能很好地体现。其次，由于一阶差分数学上的缺陷，扩大了方差<sup>2</sup>，可能得到错误的结论。

最近的研究结果（Dolton and Makepeace, 2004；Pabilonia and Zoghi, 2005），采用回归英国（NCDS）和加拿大（WES）的数据，表明电脑的使用仍然存在较大的工资回报，这也在一定程度上证明了 Krueger 的结论。

本文首次分析了电脑的使用对于中国劳动力市场的影响。在控制了教育、职业、行业等多方面因素后，发现电脑的使用仍然可以带来平均 22% 的工资回报，且教育水平越高，电脑使用带来的工资回报越大。

本文的结构为：第二部分回顾了我国近十年电脑使用的变化；第三部分通过数据描述和基本模型来分析使用电脑带来的工资回报；第四部分通过更为细致的控制变量来考察结论的稳健性并建立扩展模型；第五部分为本文结论。

## 二、中国电脑使用概况

中国与西方国家相比，个人电脑的引入与普及要晚约十年，因此与国外相对成熟的电脑市场不同，目前中国市场对电脑的需求正处于蓬勃发展的阶段。IDC 的数据显示，美国在 2001 年以 1.75 亿台的电脑使用量成为全球首位后，其增长率一直维持在 5% 左右，并且 70% 的电脑购入属于对原有电脑的更新换代，市场呈现饱和状态；而中国从 2000 年开始，个人电脑市场的平均年需求就维持约 20% 的增长率，2005 年中国个人电脑需求超过 1900 万台，稳居世界第二。个人电脑普及率也从 2000 年的 1% 迅速增长到目前的 27%，在北京、上海等发达城市，电脑普及率已经超过 50%。

繁荣发展的电脑市场也体现出电脑应用范围的不断扩展，从 20 世纪 90 年代初的简单文字程序处理到如今的办公自动化、数据库处理、数字休闲娱乐。而互联网的飞速发展更是成为电脑应用领域扩张的催化剂，搜索引擎、电子邮件、聊天软件等都在很大程度上提高了电脑的附加价值，使得人们获取和交流信息更为便捷，电脑已经成为人们工作、生活不可或缺的一部分，并且将发挥越来越重要的作用。

本文的数据来源于中国国家统计局“2005 年城镇居民教育与就业情况调

<sup>2</sup> 差分使得自变量和因变量变化的减小，回归的不显著使得我们并不知道这是由于电脑本身没有作用还是数据变化的减小造成的。

查表”(以下简称“调查表”),“调查表”在全国范围内有效调查了一万余户家庭,共两万余人。具体信息包括:居民的个人家庭情况、受教育水平以及详细的工作情况,如行业特点、工资水平、职务特征、工作中使用电脑的时间和工作的满意程度等。在数据选取方面,我们采用的是全样本估计,以尽量避免样本选择的问题。

在“电脑使用”的相关问题上,本文的数据比 Krueger (1993) 所采用的美国人口普查数据(CPS)更为详细,在CPS数据中,对受访者只是简单提出了“是否在工作中使用电脑”的问题;而在本文所引用的数据中,受访者除了提供“是否使用电脑”这个二元变量以外,还提供了平均每天使用电脑的时间。这一变量将会更为有效地反映个人电脑带来的劳动回报率。

### 三、数据与模型

#### (一) 样本描述统计

在具体分析电脑的使用对于人们工资的影响之前,我们先直观比较不同类型人群的电脑使用比例情况。

调查表的数据显示,2005年在19963位有效受访者中,有8133位在工作中使用电脑,使用电脑的比例超过40%,这一比例要高于全国个人电脑的整体普及率(IDC普查为20%左右),主要原因是受访人群大部分是城镇居民,对信息化的接受程度相对更高。

使用电脑的人群中,男性的比例(55%)要高于女性(45%),并且这一结果不受样本选取因素的影响(全样本中男女比例基本相同);从居民的教育水平来看,小学教育程度的人有8.7%在工作中使用电脑,学历为中学程度的人有31.7%在工作中使用电脑,而硕士以上教育程度的人工作中使用电脑的比例达到82.6%,因此,居民受教育水平越高,其使用电脑的比例越大,这与 Krueger (1993) 采用美国CPS数据和 Zoghi and Pabilonia (2004) 采用加拿大的WES数据的结论是一致的;从职业分布上看,白领、蓝领技术工人以及打字员这类职业特性很强的人在工作中使用电脑的比例较高,达到50%—55%左右,而从事商业、服务业的劳动者,工作中使用电脑的比例较低,一般为30%—40%,农民群体电脑使用比例更低,样本比例不到20%;工作满意度的数据显示,对于现有工作较为满意的工作者,其使用电脑的比例相对更高(10%左右),较高的满意度使其更有激励通过学习、使用电脑,提高自身的人力资本。

表1 不同类型人群的使用电脑比例

	样本比例	人群中使用 电脑的比例	人群内使用 电脑比例
性别			
男	50.9%	55.0%	44.0%
女	49.1%	45.0%	37.4%
教育程度			
小学	7.8%	1.7%	8.7%
中学	62.5%	48.9%	31.7%
专、本科	28.8%	47.8%	67.2%
硕士、博士	0.8%	1.0%	82.6%
年龄			
≤18	0.1%	0	0
19—24	0.7%	0.9%	47.8%
25—39	32.3%	44.5%	55.7%
40—54	48.2%	51.1%	42.9%
55—65	11.9%	3.4%	11.6%
65岁以上	6.7%	0.1%	0.7%
户口			
省会城市	31.5%	32.5%	42.1%
地县级市	57.9%	56.8%	40.6%
农村	10.6%	10.7%	28.8%
职业分类			
机关事业单位	2.8%	3.4%	52.1%
商业人员	7.3%	6.5%	38.2%
服务业	8.3%	7.6%	39.6%
农林渔业	0.3%	0.1%	18.5%
生产运输工人	27.9%	17.6%	27.2%
自由职业	0.7%	0.5%	30.4%
各类专业技术人员	29.6%	35.2%	51.4%
办事人员和其他管理员	22.0%	29.0%	55.5%
保姆及其他	1.0%	0.0%	39.0%
工作满意度			
非常不满意	2.4%	2.4%	59.8%
不满意	9.4%	8.4%	53.7%
一般	47.8%	45.0%	56.5%
满意	38.4%	41.7%	65.1%
非常满意	2.0%	2.5%	75.1%

注：数据来源于2005年国家统计局城镇居民教育与就业情况调查表。

从年龄层次上看（见图1），使用电脑的人群比例按年龄呈现“倒U型”分布，整体上，男性使用电脑的比例要略高于女性，具体的，20—30岁的年轻人使用电脑的比例并没有因为性别不同而存在差距，20—24岁之前女性使用电脑的比例甚至高于男性；在30—50岁的中年人群中，男性使用电脑的比例高出女性10%，并且在中年人群的各个年龄段呈现稳定，这主要是由于中年人群具有相对稳定的工作状态；50岁以上的中老年群体随着年龄的增长，

使用电脑的比例逐渐下降,并且女性提前5年进入快速下降期。

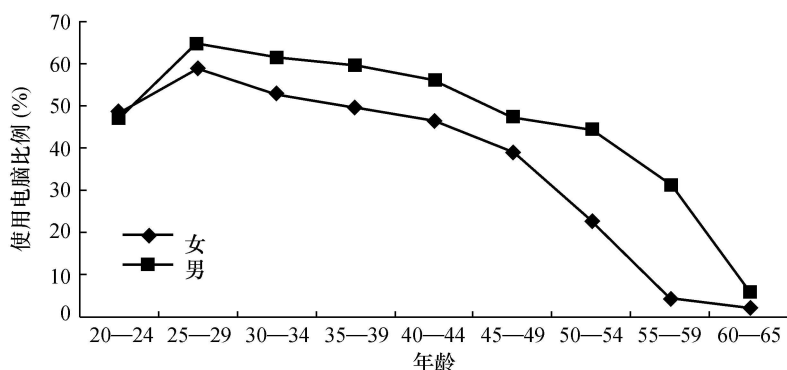


图1 按性别电脑使用比例

全样本工资收入与电脑使用比例的情况见图2,工资收入(log工资)满足“倒U型”分布理论,40—55岁中年人群收入水平最高,平均年收入达到1.6万元。电脑使用比例的最高点为25—30岁的年轻人,值得提出的是:与Kruger等人研究美国、英国和欧洲的数据不太相同的是,发达国家的顶点一般在30—40岁间,使用人群多为白领和蓝领技术工人。中国的年轻人使用比例较高,也说明了电脑的普及并没有达到全年龄化,同时由于人力资本积累的原因,电脑的使用也没有达到其最大程度的贡献。

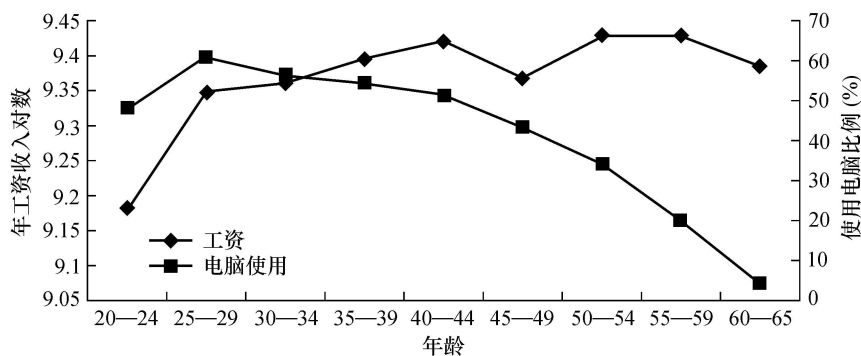


图2 工资收入与电脑使用比例

注意到30—34岁时,工资上升减缓,与电脑使用比例有一个交叉,这与Bogans(2002)分析英国的劳动力市场的结果是一致的。主要是由于在这个年龄段的人群中,女人工作的相对比例上升,使用电脑的比例也上升,但工资上升幅度不大,这反映了国内外劳动力市场上性别歧视的存在。

横向比较使用电脑和不使用电脑两类人群的工资收入(图略),全年龄段情况下,使用电脑人群的年工资收入都要远高于非使用电脑的人群,平均约高出6000元。但这并不能说明是因为电脑的使用而带来的工资收入的提高,有可能是因为样本选择(sample selection)或是自我选择(self selection)的

原因造成，接下来模型中将进行更细致的分析。

## (二) 基本模型

基本模型的设定采用 Krueger (1993) 的形式，通过建立一个含虚拟变量的横截面模型，来回归电脑的使用对于个人工资收入的影响。因变量  $\log Wage_i$  为个人年工资收入<sup>34</sup>的对数形式， $X_i$  表示第  $i$  个人的一系列可观测的控制变量， $C_i$  表示第  $i$  个人是否使用电脑的虚拟变量，因此基本模型是对数线性形式。

$$\log Wage_i = \alpha + \beta X_i + \gamma C_i + \epsilon_i. \quad (1)$$

正如前面的分析，是否使用电脑的变量系数  $\gamma$  的大小并不能说明其对于工资影响的因果效应。由于横截面模型的固有原因，我们并不能控制所有的个人异质性影响，但通过更为细致地考虑所有可能影响工资的因素，我们可以尽可能接近“电脑使用”的真实回报率。这也是经济学研究中对于此类问题的常用处理方法。

## 四、计量模型与检验

### (一) 基本模型结论

在 (1) 式的基本模型中，通过控制个人的异质性特征变量，得到四个回归模型，结果如表 2 所示。

表 2 OLS 回归使用电脑带来的回报

	模型一	模型二	模型三	模型四
电脑使用(是=1)	0.371 (30.19)**	0.26 (21.09)**	0.209 (16.98)**	0.209 (11.69)**
性别(女=1)		-0.298 (25.62)**	-0.295 (25.11)**	-0.294 (6.21)**
年龄		0.015 (2.62)**	0.024 (3.45)**	0.023 (3.32)**
年龄×年龄/100		-0.0085 (-1.23)	-0.02 (2.45)*	-0.02 (2.27)*
中学		0.3 (7.85)**	0.283 (6.46)**	0.284 (6.48)**

<sup>3</sup> 对于因变量“年工资收入”的界定，问卷中调查了人们的两种收入，一种是“全年总收入”，一种是“其中的工薪收入(包括基本工资、津贴、奖金、加班费等)”。本文选择是后者作为因变量，因为前者收入中可能存在的非劳动收益(股票盈利等)会对回报率的分析产生偏差。

<sup>4</sup> “电脑的使用”等技术冲击可能会导致部分工人的失业。由于“年工资收入”的度量局限性，这部分样本不包括在回归数据中，因此回归模型并不能真实分析“使用电脑”给劳动力市场带来的社会效益，而只能分析“使用电脑”对于提升人力资本的私人效益。

(续表)

	模型一	模型二	模型三	模型四
专、本科		0.705 (18.03)**	0.647 (14.51)**	0.647 (11.27)**
硕士、博士		1.12 (15.25)**	1.045 (13.59)**	1.046 (8.65)**
户口(城市=1)			0.079 (5.63)**	0.077 (3.43)**
工作满意程度 不满意(是=1)			-0.146 (3.22)**	-0.145 (2.48)*
一般(是=1)			0.106 (2.53)*	0.107 (2.04)
满意(是=1)			0.257 (6.08)**	0.256 (4.39)**
非常满意(是=1)			0.344 (5.52)**	0.344 (4.17)**
行业特征	否	否	否	是
Constant	9.19 (1002.15)**	8.447 (66.68)**	8.219 (55.52)**	8.221 (55.63)**
Observations	14 037	14 037	12 722	12 691
R-squared	0.06	0.19	0.21	0.21

注:括号中为回归变量的稳健  $t$  值,\*\*和\*分别对应1%和5%的置信水平,由于“工作满意度”等变量的部分缺失,四个回归模型对应的样本容量有所不同。

在不考虑个人特征的情况下,直接单变量回归发现,使用电脑可以带来44% ( $\exp(0.371) - 1$ ) 的工资超额收益,使用电脑极大地提高了人们的工作效率,从而带来工资收入的大幅上升,在控制了教育水平、户口、工作特性等因素后,使用电脑仍然可以带来22%左右的工资回报,这与 Krueger (1993) 等采用其他国家数据回归得到的结论基本一致<sup>5</sup>,而在额外控制更多变量后,这一结果仍然保持稳健,这在一定程度上说明电脑的使用确实具有对工作的互补效应,提高了工作的效率。

个人特征中,性别虚拟变量的系数显著为负,这说明同等情况下,女性工资收入要低于男性,平均相差达30%,劳动力市场存在一定程度的性别歧视,这也验证了图2的结论。年龄对于工资回报存在正的影响,但平方项有负的影响,这说明,随着年龄的增长,个人工资收入在不断增加,但增加的速度逐年下降。教育是提高人力资本从而提高工作效率的途径之一,在模型中,教育水平对于工资收入有显著的正效应,学历越高,教育带来的工资回报越大。在此次模型建立过程中,我们还考虑了人们的工作满意度情况,结

<sup>5</sup> Krueger(1993)对美国1984年和1989年两年的居民普查数据进行回归分析,得出个人电脑的使用平均能带来25%—30%的额外工资回报。Zoghi and Pabilonia(2004)采用加拿大人口普查数据,发现电脑使用平均可以带来16%的额外工资回报。



论显示，随着评价从低到高，其对工资的影响从负到正的变化，只有在评价是一般或以上的情况下，对工资才会有正的影响，并且对工作越是满意的人，工作所获得工资也越高，但这并不说明其因果关系，现实中有可能是工资的低下导致人们对现有工作的不满意。

## (二) 引入电脑的使用时间

在国外关于使用电脑的回报研究中，由于相关数据的缺乏，在回归中，一般只能采用“是否使用电脑”这一二元变量来衡量对工资的回报率。事实上在一天的工作中，使用十分钟电脑和使用几个小时电脑对于工作的影响程度显然是不一样的，笼统的采用虚拟变量回归可能会产生有偏的结果。而此次的“调查表”提供了个人电脑每天使用时间数据，这使得我们首次可以在更加细致的层面上分析电脑使用带来的工资回报率情况。由于电脑的使用可能是消费性的（娱乐、聊天），为尽量避免消费性的电脑使用带来的回归结果偏差，在调查表中，设计的问题为“现在工作中每天使用电脑的小时数（不包括游戏和聊天）”，这一设计可以得到更真实的数据信息。全样本 20 133 个观测数据中，有 8 133 位被调查者在“工作中使用电脑”处作答，其中 3 285 位用户填写使用时间为零，说明至少 40% 人群<sup>6</sup>在工作中不使用电脑或仅将电脑作为娱乐休闲的工具；75% 左右调查者工作中使用电脑的时间不多于 2 小时<sup>7</sup>，使用率并不高（见图 3）。

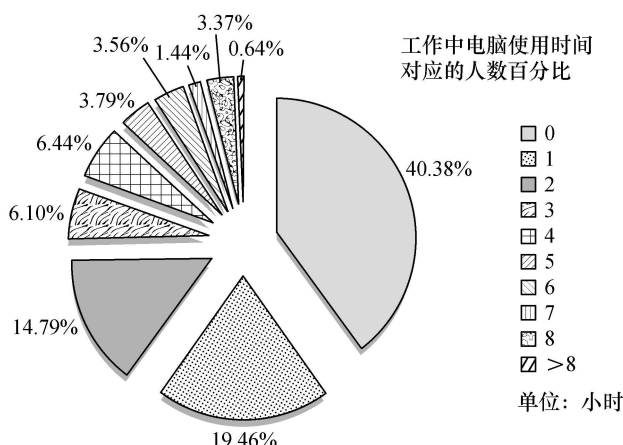


图3 工作中使用电脑的时间分布

<sup>6</sup> 剩下 1 万多名未在此项作答者，可能工作中不使用电脑比例超过 50%。

<sup>7</sup> 调查表显示的结果可能存在测度性误差(measurement error)，即人们未必知道工作中使用电脑的真实时间或时间的量化上存在误差。根据计量经济学的结论，如果模型满足古典假定(残差与因变量无关)，测度误差会造成回归变量的低估，即低估使用电脑带来的个人回报率，此时，我们回归的实际上是使用电脑回报率的一个下限(lower bound)；而如果模型不满足古典假定，回归个人回报率仍会导致有偏的估计结果(高估和低估均有可能)。从描述统计的结果看，电脑使用时间对应的人数比例大体呈现递减趋势；同时在控制了职业、受教育程度等多种因素后，我们认为大样本下测度性误差对本文结论的影响可能较小。

由于电脑的使用时间与个人的职业特性密切相关,打字员和程序员每天6小时的电脑使用时间与经济管理人员每天2小时的电脑使用时间并不具备横向可比性,因此我们必须采用分类样本的方法回归。

根据从业人员的职业特征,我们将人群分为科技、经管法律、行政管理、商业服务和生产制造五类。其中科技和经管法律类工作者平均使用电脑时间最长,约为每天2.5—3个小时,商业服务类工作者每天使用电脑时间约为1小时,而生产制造类工作者使用电脑时间最少,一般每天不足半小时。分样本选取每天电脑的使用时间作为自变量,同时考虑其平方项,回归结果如表3所示。

表3 电脑使用时间的工资回报

	模型一	模型二	模型三	模型四	模型五	模型六
电脑使用时间	0.085 (3.54)**	0.102 (3.49)**	0.107 (7.67)**	0.171 (3.00)**	0.182 (5.71)**	0.142 (8.46)**
电脑使用时间 <sup>2</sup>	-0.004 (-1.37)	-0.007 (-1.88)	-0.007 (4.52)**	-0.016 (2.26)*	-0.015 (3.25)**	-0.012 (6.10)**
性别(女=1)	-0.219 (4.19)**	-0.132 (2.99)**	-0.213 (4.03)**	-0.366 (10.26)**	-0.379 (13.40)**	-0.268 (5.57)**
年龄	0.027 (1.13)	0.04 (1.79)	0.054 (4.98)**	0.019 (1.34)	0.025 (0.94)	0.029 (2.90)**
教育程度						
中学	-0.546 (-1.22)	0.003 (0.06)	0.311 (1.02)	0.271 (2.19)*	0.209 (2.31)*	0.337 (4.35)**
专、本科	-0.365 (-0.84)	0.261 (7.29)**	0.5 (1.59)	0.505 (2.72)*	0.347 (4.57)**	0.637 (7.04)**
硕士、博士	0.226 (0.33)	0.572 (9.88)**	0.805 (2.52)*	0.342 (3.01)**	<i>n/a</i>	1.025 (7.79)**
户口(城市=1)	0.115 (1.46)	0.05 (1.2)	0.142 (4.92)**	-0.042 (-0.88)	0.057 (2.12)*	0.064 (1.92)
Constant	9.556 (13.47)**	8.415 (16.11)**	7.901 (16.77)**	9.06 (33.29)**	8.8 (19.65)**	8.437 (38.21)**
Observations	706	1166	2320	1013	1366	7742
R-squared	0.14	0.14	0.14	0.11	0.14	0.19

注:括号中为回归变量的稳健  $t$  值,\*\*和\*分别对应1%和5%的置信水平,模型一到五对应科技、经管法律、行政管理、商业服务和生产制造5类职业的回归情况,模型六为全样本回归情况。模型五中硕士、博士教育程度栏目空缺是由于从事商业服务类样本人群中无人达到此学历。

表3的结果表明,对于所有职业,电脑的使用都可以带来正的工资回报,总体上,每多使用一小时电脑,所提高的工作效率可以带来工资水平10%的提升,这也进一步验证了基本模型的结论。分职业比较,可以发现,从事服务业和制造业的人群使用电脑带来的工资回报率更为显著,即使用电脑时间较少的制造业工人每多使用1小时电脑带来的工资的增加(约15%)要远大于科技工作者使用电脑的工资回报(约8%)。对于这种现象,一种可能的解释是,不同行业在电脑的使用方面就存在固定的差异(fixed effect),收银员的每天8小时电脑工作的回报率可能不如工程师工作1小时的回报率,这种

固有的差别是由行业特征决定的。另一种可能的解释是，行业间推动信息化的动因与具体实施的差别，科技、经管和行政管理人员所处行业的信息化建设大多由政府推动，信息化的推广并没有注重成本效益关系，会盲目上马一些“为信息化而信息化”的形象工程，过犹不及，信息化建设往往难以达到应有的效果，而服务、制造业往往处于较为激烈的市场竞争之中，其本身生产效率也处于相对较低的层次，因此信息化建设带来的技术进步可以更大程度地提升这些行业人群的生产效率，相应拿到更高的工资。

信息化建设的推动与实施在现今中国具有较大的现实意义。党的十七大报告中首次将“信息化”与“工业化”、“城镇化”“市场化”、“国际化”并重，明确了深入开展信息化的目标。本节的结果在一个侧面表明，国家在信息化建设中应该优先考虑生产效率相对落后的服务和制造等行业，同时避免行政管理的行业的过度建设，以最有效的方式达到提高社会人力资本的目的。

### (三) 考查行业与职业因素的影响

“使用电脑”有别于其他提升人力资本的途径，其本身具有较强的行业与职业依赖性。Sanae (2004) 在 Krueger 的基本框架下，利用更新的美国人口普查数据<sup>8</sup>，发现在引入职业和行业相关因素后，电脑使用对于工资的回报率存在明显的下降，甚至不显著，这说明 Krueger 的结论有可能只是由于“行业内生性”造成的，“使用电脑”本身并没有导致人们工资收入的显著变化。这也是 Krueger 的结论存在广泛争议的原因之一。在利用中国的“调查表”数据进行分析时，我们同样需要关注“内生性”对于模型结论的影响。类似于 Sanae (2004) 的方法，我们根据统计局的分类标准，考察 21 个行业和 25 个职业因素的影响。回归结果如表 4 所示。

表 4 考虑行业与职业因素的工资回报

	模型一	模型二	模型三
电脑使用(是=1)	0.192 (15.78)**	0.182 (14.96)**	0.175 (14.57)**
行业虚拟变量(21个)	是	否	是
职业虚拟变量(25个)	否	是	是
Observations	12 691	12 654	12 646
R-squared	0.25	0.25	0.27

注：括号中为回归变量的稳健  $t$  值，\*\* 和 \* 分别对应 1% 和 5% 的置信水平。模型一到三分别对应控制了行业 and 职业因素的回归模型，且均控制了性别、教育、年龄等其他因素。

在考虑了行业与职业的影响因素后，回归结果显示，模型的结论仍然具有很强的稳健性，使用电脑仍然可以带来约 20% 的额外工资回报，这与 Sanae (2004) 的结论有较大差别，主要原因是，Sanae 采用的是美国的数据，

<sup>8</sup> 除了采用美国人口普查(CPS)1984 年和 1989 年的数据外，其又分析了 CPS 1993 年、1997 年和 2003 年的相关数据。

而美国电脑的普及率已经相当高,信息化社会的成熟使得“使用电脑”成为大部分居民工作的必需技能,而部分人群不用电脑的主要原因是其所从事行业的固有特点造成。与之不同,中国正处于信息化社会的转型期,对拥有电脑技术人群的需求并未饱和,“使用电脑”也会相应地带来额外工资收益。

#### (四) 考虑上一份工资收入的影响

“使用电脑”可以提高人们的工作效率或提升人力资本,从而带来工资收入的提高,但工作效率并不是决定工资收入的唯一因素,人们的选择性就业、外部市场机会等都是影响工资收入的因素。在扩展模型中,我们引入“上一份工作的工资收入”作为控制变量,来进一步分析“使用电脑”带来的工资回报。这一变量的引入有两个好处:首先,“上一份工作的工资收入”可以作为诸如个人智力水平、工作能力等无法度量因素的代理变量,尽量减小横截面模型中无法避免的“遗漏变量”与“内生性”问题的影响;其次,人们在选择下一份工作时,工资标准通常会参照上一份工作的工资水平,个人工资变化存在“相对黏性”。扩展模型的回归结果如表5所示。

表5 引入“上一份工资”的使用电脑的工资回报

	模型一	模型二	模型三	模型四	模型五	模型六
上一份工作的工资	0.204 (5.74)**	0.094 (2.94)**	0.084 (5.95)**	0.239 (5.84)**	0.022 (1.1)	0.091 (5.56)**
电脑使用时间	0.112 (3.02)**	0.083 (1.53)	0.108 (4.02)**	0.14 (4.40)**	0.35 (10.07)**	0.156 (7.27)**
电脑使用时间 <sup>2</sup>	-0.009 (2.44)*	-0.005 (-0.7)	-0.007 (2.10)*	-0.008 (-1.65)	-0.037 (6.38)**	-0.012 (4.20)**
性别(女=1)	-0.336 (2.97)**	-0.076 (-1.37)	-0.211 (2.74)*	-0.348 (6.49)**	-0.497 (7.67)**	-0.271 (4.86)**
年龄	0.004 (-0.57)	0.019 (5.07)**	0.016 (3.35)**	-0.002 (-0.48)	-0.004 (-1.05)	0.009 (2.24)*
教育程度						
中学	-1.014 (2.40)*	-0.544 (3.13)**	0.717 (4.51)**	0.13 (1.33)	0.159 (1.36)	0.233 (2.53)*
专、本科	-0.585 (-1.47)	-0.214 (-1.3)	0.962 (7.31)**	0.281 (1.96)	0.213 (1.58)	0.58 (7.62)**
硕士、博士	0 (·)	0.214 (1.22)	1.378 (7.17)**	-0.063 (-0.3)	0 (·)	1.013 (7.90)**
户口(城市=1)	0.138 (1.05)	0.05 (0.9)	0.098 (1.64)	0.026 (0.45)	0.002 (0.04)	0.055 (2.28)*
Constant	9.307 (11.32)**	8.611 (36.57)**	7.696 (30.87)**	8.068 (25.02)**	9.684 (30.69)**	8.414 (34.63)**
Observations	240	464	1107	630	468	3391
R-squared	0.38	0.29	0.23	0.28	0.28	0.24

注:括号中为回归变量的稳健 $t$ 值,\*\*和\*分别对应1%和5%的置信水平,模型一到六对应的模型同表3。

在引入“上一份工作的工资”作为控制变量后,模型的解释力有了较大

程度的增加,混合样本  $R^2$  增加到 0.24,分职业样本  $R^2$  最高达到 0.38,“上一份工作的工资”变量系数显著为正,这说明前后两份工作的工资有较强的正相关性,横向比较不同职业,科技和行政管理工作者的工资“相对黏性”程度更大,变量系数均超过 0.2,这主要是由于相对于经济管理和商业服务从业者,其选择工作的行业跨度较小,而同行业工资收入往往相关性较强。在扩展模型中,电脑的使用时间与工资收入仍然具有很强的正相关性,全样本回归情况下,每多使用一个小时电脑带来的工资收入的提升比例达到 16%,甚至略高于表 3 中基本模型的结果,影响最大的是生产制造类职业,增加一个小时的电脑使用时间可以带来工资收入 40% 的巨大提升。

为检验扩展模型的稳健性,我们引入“第一份工作的工资收入”作为新的控制变量,同样进行分职业回归,回归结果与扩展模型的结论类似,“电脑使用时间”的系数仍然显著为正,每增加一个小时电脑的使用时间,可以带来 11%—15% 的工资收入的提升。总之,基本模型的结果在引入新的控制变量后并未发生实质性的变化,呈现很强的稳健性。

#### (五) 教育水平与电脑使用

在控制诸多变量之后,我们发现对于几乎所有的人群,使用电脑都能显著带来其工资收入的提升,而接下来一个很直观的想法是:究竟哪一类人群能够更多地从电脑使用中获益?本节将重点从居民受教育的角度来分析此问题。一般的,相比受教育水平较低的人群,受过高等教育水平的人将更加容易接受新技术与新理念,对于新技术的掌握程度也相应更高。以使用电脑为例,受教育水平较高的人群更容易掌握诸如程序设计、网络技术等高级电脑技巧,而并不仅仅停留在文字处理的初级阶段,相应的,电脑对于此类人群工作效率提升的效果将更加明显。

在模型设定中,我们引入“大学教育”虚拟变量,个人学历在本科及其以上记为 1,我们认为,是否接受大学教育对于其接受掌握新技术的程度有显著影响。通过该虚拟变量与电脑使用情况的乘积变量,我们可以分析上述交互影响的问题,结果如表 6 所示。

表 6 教育水平对工资收入的影响

	模型一	模型二	模型三	模型四	模型五	模型六
大学教育	0.0001 (1.84)	0.0001 (2.98)**	0.0001 (6.52)**	0.0001 (1.97)*	0.0001 (7.47)**	0.0001 (4.54)**
电脑使用	0.038	0.044	0.049	0.043	0.073	0.052
电脑使用 × 大学教育	(3.66)** 0.201	(5.76)** 0.154	(8.84)** 0.124	(2.90)** 0.434	(6.25)** -0.066	(8.96)** 0.164
Observations	701	1082	2307	1008	1360	7698
R-squared	0.17	0.17	0.2	0.17	0.14	0.22

注:括号中为回归变量的稳健  $t$  值,\*\*和\*分别对应 1%和 5% 的置信水平,模型一到六对应职业分类,同表 3,所有模型均控制了年龄、性别、行业、工作满意度等因素。

全样本下, 电脑使用与教育水平的交叉项系数显著为正, 这说明, 即使同样在工作中使用电脑, 高学历人群(本科及以上)的工作效率可以获得更大的提升, 电脑对于其工作的互补效应更大, 体现在工资收入上, 两者相差17.8% ( $\exp(0.164) - 1$ )。从职业分类来分析, 各个职业中, 高学历人群使用电脑带来的收益更大<sup>9</sup>, 其中商业服务类从业员工工资水平相差最大, 约为54%, 科技工作者之间也有约22%的差距, 即使是相差最小的行政管理人群, 其工作收入的差距也有约13%, 这也进一步验证了使用电脑对于不同学历人群的工资收入的提升存在差异的假设。

#### (六) 趋势得分法分析

度量“使用电脑”带来的工资收入的变化, 实际上是度量“电脑使用”的“处理效应”(treatment effect), 回归分析此类效应的一个最大的难题是其“样本选择”(sample-selection)的问题。“电脑使用”将样本分为两类不同的人群——工作中使用电脑的人群(treatment group)和工作中不使用电脑的人群(control group), 而前者的工资较高, 也许是对应于其拥有更高的学历、人力资本以及更好的工作条件等, 而并不是“电脑使用”带来的效果。事实上, 我们更关心的是“电脑使用”的“平均事后处理效应”(average treatment effect on the treated)。即对于每一类人群, 使用电脑是否能带来其自身工资的提高。

处理“样本选择”问题, 除了找到更为随机的大样本以外, 计量经济学中的技术处理一般有两种方法: 第一种是利用“工具变量”(instrument variables)进行回归分析, 通过代理变量的外生影响来分析“平均事后处理效应”; 另一种是Rosenbaum and Rubin (1983)提出的“趋势得分法”(propensity score method), 该方法的原理是通过估计可观测变量的趋势得分<sup>10</sup>, 进行全样本的分组配比, 而每一组的对应趋势得分基本相同, 这样, 因变量在每一小组内的差距完全是由样本的“处理效应”引起; 因而通过配比得分回归(matching on the propensity score), 可以有效地回避样本选择的误差, 接近于随机实验(randomized experiment)的结论。

在无影响趋势得分的不可观测变量的情况下, 该模型具有较高的有效性, 因此被广泛应用于“实验计量经济学”和“药物计量分析”等领域。本文中, 通过比较以同样概率使用电脑的人群的工资差异, 可以更为有效地度量“电脑使用”带来的“处理效应”。

<sup>9</sup> 生产制造类职业的交互系数为负, 且不显著, 主要由于本科以上从事该类职业的样本容量太小, 仅1.8%, 回归结果的显著性容易受到个体差异的影响。

<sup>10</sup> 实际估计中一般采用离散因变量回归方法获得预测值。

利用 Rosenbaum and Rubin (1983) 的方法, 构建两步回归模型如下:  
第一步:

$$P_{\text{cusing}_i} = \alpha + \beta X_i + \epsilon_i$$

其中,  $P_{\text{cusing}_i}$  为“是否使用电脑”的 0—1 变量,  $\alpha$  为截距项,  $X_i$  为个人的性别、年龄、教育水平、工作情况等控制变量。作为离散因变量模型, 实际回归中, 我们采用 Logit 模型和 Probit 模型。

第二步: 回归得出因变量  $P_{\text{cusing}_i}$  的预测值  $\hat{P}_i$ , 构建配比模型

$$\log \text{Wage}_i = \alpha + \beta \hat{P}_i + \gamma P_{\text{cusing}_i} + \delta P_{\text{cusing}_i} (\hat{P}_i - \mu_p) + \epsilon_i$$

其中,  $P_{\text{cusing}_i}$  为“是否使用电脑”的 0—1 变量,  $\mu_p$  为预测值  $\hat{P}_i$  的样本均值, 回归结果如下:

表 7 趋势得分法分析电脑使用的工资收益

	模型一	模型二
电脑使用(是=1)	0.216 (15.79)**	0.213 (15.60)**
趋势得分	0.533 (12.20)**	0.554 (12.58)**
趋势交叉项	0.467 (7.83)**	0.469 (7.80)**
截距项	8.986 (444.67)**	8.978 (441.10)**
观测值	14 336	14 336
R-squared	0.11	0.11

注: 括号中为回归变量的稳健  $t$  值, \*\* 对应 1% 的置信水平。模型一在第一步回归中采用 Logit 模型; 模型二在第一步中采用 Probit 模型。控制变量  $X_i$  在第二步回归中省略。

在趋势得分模型下, 电脑的使用仍然可以显著带来约 24% 的工资回报, 这一结果相对于基本模型 OLS 回归的结果 (电脑使用带来 22% 的工资回报) 并没有较大变化。这说明基本模型的显著结论并不是模型设定中“自我选择”的影响而造成, 即使用电脑确实可以带来自身工作效率的提高, 因而带来工资收入的提升。

## 五、结 论

使用电脑是否能够带来人们工资收入的提升? Krueger (1993) 首先利用美国的人口普查数据得出肯定的结论, 认为个人使用电脑可以带来工资收入 25% 左右的提高, 个人电脑的普及也带来工资结构的巨大变化。但部分经济学家认为 Krueger 的结论实际上是其计量模型的缺陷和人们自身的异质性造成的, 使用电脑并不会直接提高人们的工资收入, DiNardo and Pischke

(1997) 甚至证明在 Krueger 的框架下, “在工作中使用铅笔”这一虚拟变量同样可以带来约 25% 工资收入的提高, 把工资收入的提升归结于“工作中使用电脑”是不恰当的。随着电脑普及率的不断增加, 相关统计数据也越来越丰富, 这使得人们可以利用面板数据 (panel data) 或工具变量 (IV) 等计量工具来更为细致地分析此问题, 最近的计量研究表明, 电脑的使用可以带来 10%—20% 的工资回报, Krueger 的结论又重新得到验证。

本文利用 Krueger 的框架分析了使用电脑的工资回报, 主要创新之处在于: 一是本文首次采用中国的数据研究此类问题, 相比于欧美发达国家成熟的电脑市场, 中国的电脑市场处于蓬勃发展阶段, 电脑普及率并不高, 本文的结论说明今后普及电脑使用的必要性——不仅仅是“为信息化而信息化”, 还可以带来工资收入的提升乃至工资结构的变化, 特别是在党的十七大报告明确将“信息化”作为与工业化、城镇化、市场化、国际化并重的社会发展五大趋势之一的大环境下, 本文在一个侧面明确了深入开展信息化建设, 特别是服务业、制造业信息化建设的必要性; 此外, 从模型本身的建立来看, 相比于 Krueger 的模型, 本文首次引入了“电脑的使用时间”和“上一份(第一份)工作的工资”作为控制变量, 通过细分解释变量和考虑工资黏性控制了个人的异质性, 从而提高了回归结果的显著性; 另外, 为了降低 OLS 回归模型中“自我选择”因素的影响, 本文采用“趋势得分模型”来分析电脑的工资回报, 发现基本模型的结论依然显著, 使用电脑可以带来约 20% 的工资收入提高。本文的不足之处在于由于只是采用横截面的数据, 尽管通过多元回归控制了个体异质性, 但回归分析中仍不可避免会出现遗漏变量的问题, 使得模型结论有所偏差。今后可以通过面板数据, 分析全社会层面上使用电脑或信息化冲击对于人们收入分配差异和工资回报率的影响。

## 参考文献

- [1] Autor, D., L. Katz, and A. Krueger, “Computing inequality: Have computers changed the labor market?” *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4), 1169—1213.
- [2] Autor, D., F. Levy, and R. Murnane, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, NBER Working Paper 8337, 2001.
- [3] Autor, D., F. Levy, and R. Murnane, “Upstairs, Downstairs: Computer-Skill Complementarity and Computer-Labor Substitution on Two Floors of a Large Bank”, *Industrial & Labor Relations Review*, 2002, 55(3), 432—447.
- [4] Bartel, A., and F. Lichtenberg, “The Comparative Advantage of Educated Workers in Implementing New Technology”, *Review of Economics and Statistics*, 1967, 69 (1), 1—11.
- [5] Bell, B., “Skill-Biased Technical Change and Wages: Evidence from a Longitudinal Data Set”, Working Paper, Nuffield College, 1996.



- [6] Blackburn, R. , J. Jarman, and B. Brooks, "The Puzzle of Gender Segregation and Inequality: a Cross-national Analysis", *European Sociological Review*, 2000, 16(2):119—136.
- [7] Borgans, L. , and Weel, B. , "Do Older Workers Have More Trouble Using a Computer than Younger Workers?" *Research in Labor Economics*, 2002, 21, 139—173.
- [8] DiNardo, J. , and J-S. Pischke, "The Returns to Computer Use Revisited: Have Pencils Changed the Wage Structure Too?" *Quarterly Journal of Economics*, 1997, 112(1), 291—304.
- [9] Dolton, P. , and G. Makepeace, "Computer Use and Earnings in Britain", *Economic Journal*, 2004, 114(494), C117—C130.
- [10] Doms, M. , T. Dunne, and K. Troske, "Workers, Wages, and Technology", *Quarterly Journal of Economics*, 1997, 112(1), 253—290.
- [11] Entorf, H. , and F. Kramarz, "Does Unmeasured Ability Explain the Higher Wages of New Technology Workers?" *European Economic Review*, 1997, 41(8), 1489—1510.
- [12] Entorf, H. , M. Gollac, and F. Kramarz, "New Technologies, Wages, and Worker Selection", *Journal of Labor Economics*, 1999, 17(3), 464—491.
- [13] Handel, M. , "Computers and the Wage Structure", Working Paper No. 285, The Jerome Levy Economics Institute, 1998.
- [14] Krueger, A. , "How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984—1989." *Quarterly Journal of Economics*, 1993, 108(1), 33—60.
- [15] Levy, F. , and R. Murnane, 1996. "With What Skills Are Computers a Complement?" *American Economic Review*, 1996, 86(2), 258—262.
- [16] Mincer, J. , "Human Capital, Technology, and the Wage Structure: What Do Time Series Show?" in Mincer, J. , and M. Blaug (eds. ), *Studies in Human Capital: Collected Essays of Jacob Mincer*. Aldershot, U. K. : Edward Elgar Publishing Inc. , 1993.
- [17] Pabilonia, S. , and C. Zoghi, "Returning to the Returns to Computer Use", Working Papers 377, U. S. Bureau of Labor Statistics, 2005.
- [18] Rosenbaum, P. , and D. Rubin, "The Central Role of the Propensity Score in Observational Studies for Causal Effects." *Biometrika*, 1983, 70(1), 41—55.
- [19] Tashiro, S. , "The Diffusion of Computers and Wages in the U. S. : Occupation and Industry Analysis, 1984—2001", Unpublished Paper, Claremont Graduate University, 2003.
- [20] Valletta, R. , "The Computer Evolution: Diffusion and Changing Returns in the U. S. , 1984—2001", Manuscript, Federal Reserve Bank of San Francisco, 2004.
- [21] Zoghi, C. , and S. Pabilonia, "Which Workers Gain from Computer Use?" Working Paper No. 373, Bureau of Labor Statistics, 2004.

# The Impact of IT on Labor Markets: An Estimation of the Returns to Computer Uses

YUYU CHEN YULI WU

*(Peking University)*

**Abstract** Does the prevalence of computer uses affect the labor market? By using Chinese Household Survey of 2005, this paper adopts the dummy variable and Propensity Score Matching model to estimate wage returns on computer uses. The results show that regardless of the heterogeneities of gender, age, education, occupation and sticky wage effects, wage returns on computer uses are still no less than 20%, which verifies the importance of computer popularization. We also show that government should promote the IT in service and manufacturing sectors where it is not so prevalent.

**JEL Classification** F404, O30