

计算机使用的劳动力市场回报

都 阳 贾 朋 朴之水*

摘 要: 随着工资水平上涨和计算机技术日臻成熟, 计算机在工作岗位上的应用日益普遍。根据城市劳动力调查资料, 2016 年 58% 的城市职工在工作中使用计算机。利用计算机价格和密度作为工具变量, 本文有效识别了计算机使用与其生产率效应同时决定带来的估计偏差。本文还根据计算机使用的频率进一步确认了计算机使用的生产率效应。研究发现, 在考虑了上述计量经济问题后, 在工作中使用计算机明显提升了劳动生产率, 使劳动者的工资回报增加了 48.4%。

关键词: 计算机使用; 生产率; 索洛悖论

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2023.02.20

一、引 言

以互联网技术、大数据以及人工智能技术、工业自动化为主要形式的新一轮科技革命对中国经济发展的影响, 已经引起理论界和政策制定者的巨大关注。与以往的科技革命一样, 新技术革命是否会带来生产率的提升, 是讨论新一轮科技革命能产生什么影响的焦点。Solow (1987) 发现, 新技术的发明和使用尽管存在令人振奋的前景, 但并没有在关于生产率统计的数据上得到体现。这一观察被称之为“索洛悖论”。在新近的研究中, Gordon (2016) 利用大量的实证数据对美国过去几十年新技术应用是否带来了生产率增长提出了质疑。由此看来, 理解新技术的应用及其与生产率之间的关系, 对于把握新技术革命的方向, 促进中国经济持续发展具有重要的意义。

较之这些方兴未艾的新技术而言, 计算机的普及和使用已经有了较长时间。在最近几十年, 计算机在工作中的大量使用, 在发达国家已经非常普遍。计算机在经济活动中与各个产业部门深度融合, 其发挥的作用已经像电力供应在电气化时代一样不可或缺。早在 20 世纪 90 年代, Krueger (1993) 就使用住户层面的微观数据, 观察了在工作中使用计算机的回报, 以及对美国劳动力市场上工资结构的影响。Spitz-Oener (2008) 使用德国 20 世纪 90 年代后期的数据发现, 具有计算机技能的劳动者会由于在劳动力市场上有更大的需求以及更高的边际生产率而获得更高的回报。类似的研究和结论还见之于对同一时期英国 (Borghans and ter Weel, 2004) 和法国 (Entorf and Kramarz, 1997) 等发达国家的考察。

* 都阳, 中国社会科学院人口与劳动经济研究所、中国社会科学院人力资源研究中心; 贾朋, 中国社会科学院人口与劳动经济研究所; 朴之水 (Albert Park), 亚洲开发银行, 香港科技大学。通信作者及地址: 贾朋, 北京市东城区建国门内大街 5 号中国社会科学院人口与劳动经济研究所, 100732; 电话: (010) 85195170; E-mail: jiapeng@cass.org.cn。本文得到国家自然科学基金专项项目 (72141310) 的资助。感谢匿名审稿专家的意见。文责自负。

相对于发达国家，计算机的普及以及在工作中的应用在中国略有滞后。近年来，在中国劳动力市场跨越刘易斯转折点后，劳动力成本的迅速上升以及计算机价格的下降，引发了劳动和技术要素相对价格关系的明显变化，催生了计算机技术在中国劳动力市场上的更广泛应用。如果将 2010 年农民工的工资指数（反映普通劳动力的价格）和计算机出厂价格指数均设为 100，那么，2005 年两个指数分别为 59 和 115，2016 年为 166 和 89。计算机与劳动力的相对价格从 2005 年的 1.95，下降到 2010 年的 1 以及 2016 年的 0.54。计算机价格的下降和计算能力的提升，已经使计算机在中国的普及程度和应用程度大幅提高。

在工作中使用计算机是否带来了劳动生产率的提升，是本文关注的核心问题。Jovanovic and Rousseau (2005) 认为，只有当新技术成为通用技术 (general purpose technologies) 时，才可能成为促进生产率增长的因素。而通用技术一般具有三个特征：(1) 应用广泛，遍及多数行业；(2) 技术不断改进使应用成本不断下降；(3) 使发明和生产新产品更加容易。显然，作为一项具有革命性的技术应用，计算机与经济中各个部门、诸多岗位的结合使其越来越具有通用技术的特征。尤其是计算机使用与认知型岗位的互补关系，使其具备了提升劳动生产率的理论基础。由于在竞争性的劳动力市场上，生产率的提升体现为劳动者获得更高的工资回报，计算机使用和劳动生产率的关系就转化为其对工资回报的影响。因此，以往的经验研究争论的焦点在于，更高的工资回报（或更高的劳动生产率）是否真正来源于在工作岗位上使用了计算机 (DiNardo and Pischke, 1997)。如果这一关系真实存在，则所谓的“索洛悖论”并不存在；反之，我们则要寻求其他推动生产率增长的路径。

总体上看，尽管文献中关于计算机使用对发达国家劳动力市场上就业和工资的影响已经有比较充分的研究，但针对中国乃至其他发展中国家的相关经验研究并不多见。究其原因，除了发展阶段的差异导致问题的重要性存在时滞以外，缺乏有关计算机使用的微观数据也是重要的原因。陈玉宇和吴玉立 (2008) 发现工作中使用计算机可以使工资收入提高约 20%。类似地，蒋琪等 (2018) 发现互联网使用对中国居民的收入增长有积极作用，程名望等 (2020) 发现互联网发展可以通过促进劳动力转移提高劳动生产率。

基于更详尽的微观数据，本文试图理解在工作中使用计算机是否提高了劳动生产率进而工资回报。本文的第二部分介绍使用的数据。第三部分利用微观数据介绍在工作中使用计算机的基本情况，如使用者的特征、使用计算机的具体内容等，并对计算机使用的决定因素进行计量经济分析。第四部分利用微观数据和计算机价格与密度数据，对计算机使用的回报进行计量经济分析，着重解决面临的计量经济问题。最后是简单的总结。

二、数据及变量

本文使用的数据主要来自中国城市劳动力调查 (China Urban Labor Survey, CULS)，但为了识别计算机使用行为的内生性，我们还使用了计算机价格和密度等加总数据。

(一) 中国城市劳动力调查 (CULS)

中国城市劳动力调查是由中国社会科学院人口与劳动经济研究所组织实施的针对城市住户的劳动力调查。2016年调查以2015年全国1%人口抽样调查数据为基础进行抽样,共访问6个城市260个社区6478户家庭的15448人,其中城市本地家庭3897户、9753人,迁移家庭2581户、5695人。样本对城市具有代表性。调查数据包含丰富的个人信息。调查中还加入了世界银行“面向就业和生产率的技能”(Skills Towards Employment and Productivity, STEP)¹模块,从工作任务的视角,对于劳动者在当前工作岗位中需要使用的技能进行了全面衡量。利用这些指标,我们可以观察在控制了工作任务属性后使用计算机对于生产率的影响。

(二) 主要变量

第一,关于工作中计算机使用的变量。在CULS调查中,我们针对每一个工作的人都询问了“这份工作中,您是否使用电脑?”。根据对这一问题的回答,定义“工作中使用计算机”虚拟变量,使用为1,不使用为0。我们针对每一个工作的人还询问了“您的这份工作使用电脑的频率有多高?”。此外,我们还询问了受访者使用计算机所执行的具体工作内容,据此可以定义关于计算机使用内容的虚拟变量。

第二,与个人工资回报相关的个人特征和企业特征变量。主要包括:女性(男性为0,女性为1)、受教育年限、已婚(未婚为0、已婚为1)、经验(定义为年龄减受教育年限再减6)、经验平方、工作单位规模、行业、职业、城市虚拟变量等。

第三,关于度量工作任务属性的变量。如前所述,我们在住户调查中对工作任务进行了细致度量。我们把STEP模块对工作任务的度量指标进行分类和加总,可以将工作任务划分为四种类型:常规认知型任务、非常规认知型的分析任务、非常规认知型的互动任务以及常规操作型任务。具体度量方法可参考都阳等(2017)。

(三) 计算机的价格与密度

劳动者在开始职业生涯之前或职业生涯的早期能否接触到计算机,对于其在今后工作中计算机的使用可能产生影响。为了度量个人早期接触计算机的可能,我们选取了两个指标。

第一,计算机的价格,以“计算机、通信和其他电子设备制造业”工业品出厂价格指数度量(2010年为100)。该变量为全国层面数据,可获取的年份是2002—2016年。第二,计算机的密度,以“每百户家庭拥有的计算机数量”度量。该变量可细分至每个省,每个省又可区分城乡,可以获取的年份是1997—2016年(农村为2000—2016年)。为了使两个变量对劳动者早期接触计算机的影响方向保持一致,我们对计算机价格取了倒数。另外,这两个指标都面临早期数据缺失的问题。为了构造较长的时间序列,我们将计算机的价格和密度分别对年份及年份平方项等变量进行普通最小二乘回归,使用拟合值补充了早期缺失数值。

¹ 资料来源: <https://microdata.worldbank.org/index.php/collections/step/about>, 访问时间: 2023年1月20日。

使用以上两个指标，并结合个人开始第一份工作时的年龄及工作地点，我们就可以构造出工作中计算机使用的工具变量。

三、谁在工作中使用计算机？

根据 CULS 数据，2016 年样本城市中 58% 的职工在工作中需要使用计算机。这意味着，计算机已经成为完成工作任务的重要工具。为了进一步了解工作中使用计算机的情况，我们还针对报告了计算机使用的受访者，询问了其使用计算机的频率、利用计算机从事的具体工作内容等。以下，我们将根据此次城市住户调查资料分析在工作中使用计算机的劳动力的主要特征、计算机使用的决定因素以及使用计算机完成哪些工作任务。

（一）计算机使用者的主要特征

结合调查中收集的个人信息，我们可以观察在工作中使用计算机的劳动力的具体特征，主要的统计描述结果（使用计算机的比例以及平均小时工资）见表 1。计算机使用的分布具有如下特点。

第一，女性较男性在工作中使用计算机的比例更高。在我们的样本中，63% 的女性在工作中需要使用计算机，高出男性 10 个百分点。然而，女性的平均小时工资仅为男性的 80%。这意味着，由于职业分布的差异，女性使用计算机所完成的工作任务可能与男性有较大差别。这一特点与 Krueger (1993) 早年对美国劳动力市场中计算机使用的观察类似。

第二，年轻劳动力在计算机使用上占据了明显优势。30 岁以下的劳动力有 72% 的人在工作中使用计算机，30—39 岁人群中使用计算机的比例大致相当，为 68%。40 岁以上的人使用计算机的比例明显下降。计算机的使用随年龄变化，意味着即便是两个具有类似特征的劳动者也可能由于处于不同的年龄队列，导致其使用计算机的可能性存在差异。在后面的分析中，我们将结合计算机供给的信息，识别其对计算机使用的影响。

第三，服务业中使用计算机的比例高于制造业，但制造业工人中也有一半的人报告使用计算机。制造业历来是生产率增长更迅速的部门，计算机使用的进一步普及以及计算机技术与传统制造业的进一步融合将有可能成为未来提升生产率的重要方式。

表 1 不同人群的计算机使用和小时工资

	比例 (%)	使用计算机的比例	平均小时工资 (元/小时)
总体	100	0.58 (0.49)	33.64 (51.43)
教育			
初中及以下	25.85	0.17 (0.38)	20.24 (39.15)
高中	25.66	0.44 (0.50)	25.66 (21.87)
大学及以上	48.49	0.86 (0.35)	45.00 (64.25)
性别			
男	58.40	0.53 (0.50)	36.76 (53.97)
女	41.60	0.63 (0.48)	29.25 (47.31)

(续表)

	比例 (%)	使用计算机的比例	平均小时工资 (元/小时)
年龄组			
16—29	20.49	0.72 (0.45)	29.77 (35.13)
30—39	33.79	0.68 (0.47)	40.05 (52.06)
40—49	28.98	0.47 (0.50)	31.67 (52.99)
50—59	15.57	0.36 (0.48)	29.67 (64.03)
60+	1.19	0.43 (0.50)	17.59 (16.05)
职业			
机关及企事业负责人	4.19	0.90 (0.30)	78.48 (165.43)
专业技术人员	19.49	0.89 (0.31)	43.65 (32.51)
办事人员和有关人员	12.77	0.82 (0.39)	29.46 (20.92)
社会服务和生活服务人员	52.17	0.43 (0.50)	29.32 (45.62)
生产制造及有关人员	11.38	0.30 (0.46)	24.44 (15.91)
行业			
采矿业、建筑业	8.95	0.60 (0.49)	36.82 (32.26)
制造业	13.45	0.50 (0.50)	30.50 (25.70)
服务业	77.60	0.59 (0.49)	33.81 (56.32)
所有制类型			
机关团体事业单位	12.90	0.77 (0.42)	35.70 (30.30)
国有及集体企业	18.95	0.59 (0.49)	33.68 (26.14)
私营、港澳台及外商投资企业	44.02	0.65 (0.48)	36.64 (60.97)
个体工商户	17.47	0.30 (0.46)	27.56 (62.77)
其他	6.66	0.41 (0.49)	25.58 (29.65)
劳动力流动类型			
本地劳动力	62.05	0.63 (0.48)	34.60 (57.43)
城际迁移	14.79	0.66 (0.47)	42.85 (54.72)
乡城迁移	23.16	0.37 (0.48)	25.17 (23.42)

注：括号内为标准差；所有的统计结果均使用了抽样权重。

第四，计算机使用的比例随受教育程度的提高而增加。对于接受过高等教育的劳动者，计算机已经成为工作中的必备工具，这一组别有高达86%的人在工作中使用计算机。尽管受过初中以下和高中教育的劳动力平均小时工资差异不显著，但计算机的使用比例有较大差别，这意味着计算机对工资结构的影响可能与使用计算机执行什么类型的任务相关。

第五，劳动者的人力资本水平和工作任务的性质是决定计算机使用的重要因素。劳动力的配置不仅和劳动力供给特征有关，也与工作任务的属性等需求方因素紧密关联(Autor, 2013; Acemoglu and Autor, 2010)。根据CULS数据，在工作中使用计算机与执行非常规认知型的分析任务的相关系数为0.64，与执行非常规认知型的互动任务的

相关系数为 0.45。图 1 中的上图呈现了使用计算机和不使用计算机的两类劳动力执行非常规认知型的分析任务的核密度图，可以发现两类劳动力执行该类型任务的分布有明显的差别。

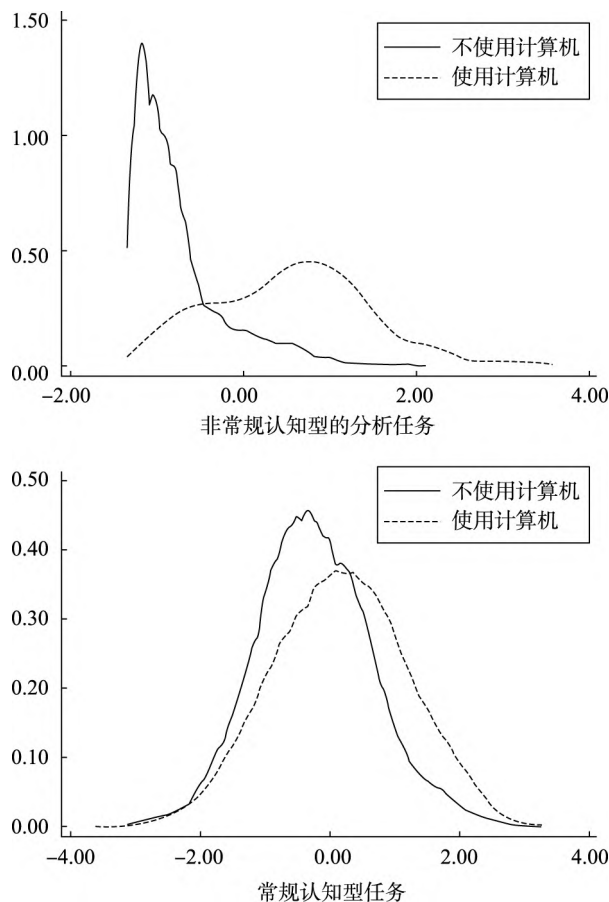


图 1 计算机使用与不同属性的工作任务

注：绘制核密度图时选取的核函数及带宽均取默认值；工作任务变量进行了均值为 0、标准差为 1 的标准化处理。

(二) 工作中使用计算机的决定因素

根据前面的描述性统计可以发现，个人特征、人力资本水平以及工作任务属性都可能影响个人能否使用计算机以及雇主是否把与计算机使用相关的任务安排给该员工。以下，我们对工作岗位中使用计算机的决定因素进行进一步的计量经济分析。

由于教育水平是决定计算机使用的主要因素，因此在表 2 第 (1) 列中，我们只放入受教育年限，它对使用计算机的边际影响高达 11.1 个百分点，这也与前面的描述统计相吻合。在第 (2) 列中，我们又放入了一些关键的个人特征以及单位规模、行业、职业等变量。在控制其他变量的情况下，女性仍然在使用计算机上具有更明显的优势。这意味着，如果计算机能够带来生产率的提升，那么，计算机应用的普及将有助于缩小两性之间的工资差距。在第 (3) 列中，我们又加入了 4 类反映工作任务属性的变量，

发现非常规认知型任务(细分为分析型和互动型)都显著地与计算机使用相关,显示出执行这两类任务与计算机技术存在互补关系。执行常规认知型任务对计算机使用的影响虽然为负值,但未达到统计显著水平(这与图1下图展示的情形一致)。执行常规操作型任务与计算机技术有着替代关系,其符号为负,且处于统计显著水平。我们发现,加入工作任务变量后,教育变量的系数减小了一半,但仍然位于统计显著水平,受教育年限每增加1年,使用计算机的概率提高了5.1个百分点。

考虑到22岁以下和60岁以上的人口劳动参与率较低,在表2第(5)列我们只对劳动参与率较高的年龄组即22—60岁的子样本进行了回归。模型设定与第(3)列完全相同,结果表明第(3)列和第(5)列的回归结果系数及显著性变化不大。

表2 使用计算机的决定因素及其边际概率: Probit 模型

	全部样本				22—60岁	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
受教育年限	0.111*** (0.003)	0.082*** (0.004)	0.051*** (0.005)	0.051*** (0.005)	0.050*** (0.005)	0.051*** (0.005)
女性		0.080*** (0.019)	0.106*** (0.022)	0.100*** (0.022)	0.104*** (0.022)	0.099*** (0.023)
已婚		-0.025 (0.025)	-0.087*** (0.028)	-0.087*** (0.028)	-0.087*** (0.028)	-0.086*** (0.028)
经验		0.005 (0.004)	0.005 (0.004)	0.009** (0.004)	0.006 (0.005)	0.009* (0.005)
经验平方		-0.000*** (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000*** (0.000)
工作单位规模		0.009** (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.004 (0.005)	-0.003 (0.005)	-0.003 (0.005)
专业技术人员		-0.128*** (0.035)	-0.045 (0.057)	-0.043 (0.057)	-0.051 (0.057)	-0.048 (0.056)
办事人员和有关人员		-0.080** (0.035)	0.080 (0.055)	0.082 (0.054)	0.075 (0.055)	0.077 (0.054)
社会服务和生活服务人员		-0.357*** (0.031)	-0.142*** (0.053)	-0.141*** (0.052)	-0.141*** (0.053)	-0.140*** (0.052)
生产制造及有关人员		-0.452*** (0.044)	-0.174*** (0.064)	-0.171*** (0.064)	-0.170*** (0.064)	-0.168*** (0.063)
制造业		-0.101*** (0.037)	-0.009 (0.041)	-0.011 (0.041)	-0.013 (0.041)	-0.014 (0.041)
服务业		-0.060* (0.033)	0.019 (0.038)	0.014 (0.038)	0.018 (0.038)	0.014 (0.038)
非常规认知型的分析任务			0.323*** (0.016)	0.324*** (0.016)	0.317*** (0.016)	0.318*** (0.016)

(续表)

	全部样本				22—60 岁	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
非常规认知型的互动任务			0.102*** (0.012)	0.103*** (0.012)	0.105*** (0.012)	0.105*** (0.012)
常规认知型任务			-0.005 (0.011)	-0.005 (0.011)	-0.004 (0.011)	-0.004 (0.011)
常规操作型任务			-0.037*** (0.011)	-0.037*** (0.011)	-0.036*** (0.011)	-0.036*** (0.011)
计算机价格和密度交叉项				0.014*** (0.005)		0.011** (0.005)
城市虚拟变量	无	有	有	有	有	有
观察值数	7 088	7 088	7 088	7 088	6 958	6 958
chi ²	1 105	1 239	1 383	1 406	1 374	1 389
Prob > chi ²	0	0	0	0	0	0

注：系数为在样本均值处计算的边际效应，括号中为稳健标准误，所有的回归使用了抽样权重；***、**、* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平上显著；被解释变量为“是否在工作中使用计算机（1=是，0=否）”；职业以“机关及企事业单位负责人”为参照组，行业以“采矿业、建筑业”为参照组。

（三）使用计算机的工作内容

随着计算机在工作中应用程度的提高，利用计算机执行的工作任务内容也越来越丰富，体现了计算机技术与不同属性工作任务更大程度的融合。对使用计算机执行的工作内容进行分析，也有助于我们了解具有什么样的技能才能与计算机的应用形成互补 (Levy and Murnane, 1996)。

CULS 调查针对计算机使用者询问了使用计算机完成哪些工作任务 (表 3)。总体上看，大部分人仅使用计算机的一些基本功能，如收发电子邮件、上网查找信息、文字处理等。样本中有 14.9% 的人使用计算机进行数据库管理，但执行更高级工作任务的比例还较低，例如通过计算机使用软件包、网站设计、编程或网络管理的比例仅为 5.8%。

计算机对总体劳动生产率的影响既与计算机的普及程度有关，也和计算机与劳动者技能的融合、计算机与其他技术的结合、计算机执行任务的复杂性相关联。可以预期，随着计算机应用的逐步深化，未来其对生产率的影响也会更为明显。

表 3 计算机使用的内容分类

使用计算机的工作内容	比例	标准差
收发电子邮件	0.467	0.499
上网查找信息	0.514	0.500
数据录入	0.474	0.499
文字处理	0.472	0.499
电子制表	0.454	0.498
数据库管理	0.149	0.356
软件包、网站设计、编程或网络管理	0.058	0.234

四、使用计算机的劳动力市场回报

本文关注的一个核心问题是,在工作中使用计算机是否额外提高了劳动者的生产率?在竞争性的劳动力市场上,如果劳动者的生产率由于使用计算机而得到提升,那么,也会因为提高了边际劳动生产率而得到额外的工资回报。因此,如果我们对工资方程进行估计,应该看到使用计算机是工资水平的显著决定因素。因此确定使用计算机与个人回报(生产率)之间的因果关系,也就成为本研究中计量经济问题的焦点。

(一) 简单的理论模型

假定在竞争性的劳动力市场上,劳动者 i 在工作中使用计算机的额外回报为 w_i^C ,该劳动者如果在工作中没有使用计算机,则其可以获得的回报为 w_i^N (相应的 w_i^C 为0)。因此,我们观察到 i 的实际劳动力市场回报为:

$$w_i = w_i^C + w_i^N, \quad (1)$$

其中, w_i^N 取决于劳动者的人力资本等个人特征 X_i ,经典的工资决定理论刻画了这一关系,并在经验研究中可以使用明瑟工资方程加以估计。

$$w_i^N = R(X_i). \quad (2)$$

由于使用了计算机使得劳动者的边际生产率得到了提升,在竞争性的劳动力市场上, i 也因此获得了额外的回报 w_i^C ,它反映了工作中执行计算机操作任务的价格。 w_i^C 取决于两方面的因素:由企业(岗位)特征决定的需求,以及个人特征决定的计算机使用能力(供给),因此:

$$w_i^C = y(C|X_i; D), \quad (3)$$

其中, D 反映了 i 从事的岗位对使用计算机技术执行的任务需求。本文关注的是 i 使用计算机带来的边际回报 r :

$$r = \frac{\partial w_i^C}{\partial C}. \quad (4)$$

(二) 基本设定

与 Krueger (1993) 对美国的研究类似,我们使用以下半对数方程作为基本设定,来观察在工作中使用计算机是否使劳动者得到了更高的回报,也就是说,使用计算机是否有助于提高劳动生产率。

$$\ln W_i^C = \alpha' X_i + \beta C_i + \gamma' D + \epsilon_i, \quad (5)$$

其中 C_i 是一个虚拟变量,1表示在工作中使用计算机,0表示不使用。 X_i 是一组反映个人特征的变量,见之于经典的工资方程回归中,如受教育年限、经验及其平方项、婚姻状况等个人特征,以及控制地区劳动力需求因素的城市虚拟变量。 D 为企业特征,包括单位规模、行业、职业等变量,以控制岗位需求特征。我们在 X_i 中还包括了一组重要的变量,即反映劳动者工作任务性质的变量。由于这一组变量对非常规认知型的分析任务、非常规认知型的互动任务、常规性认知型任务和常规操作型任务等不同的任务类型皆有度量,因此,不会带来选择性偏差。后文我们还将详细分析这一问题。我们感兴趣

的待估计参数是 β 。

考虑到以下两种情形，我们并没有用全部的劳动力样本对式（5）进行回归。其一，年轻劳动力受教育年限明显延长，初次进入劳动力市场的年龄晚于年长的队列，因此，22 岁以前劳动参与程度不高，就业的比重较低；其二，60 岁以上的老年劳动者在初次进入劳动力市场时，计算机在大多数工作岗位上都没有得到应用，随后，这一群体的劳动者使用计算机的概率也更低。如图 2 所示，这两类人不仅占正在工作的劳动力的比重较低，而且，在工作中使用计算机者占该年龄段样本的比例也相对较低。因此，在随后的回归分析中，我们将仅使用 22—60 岁的样本。

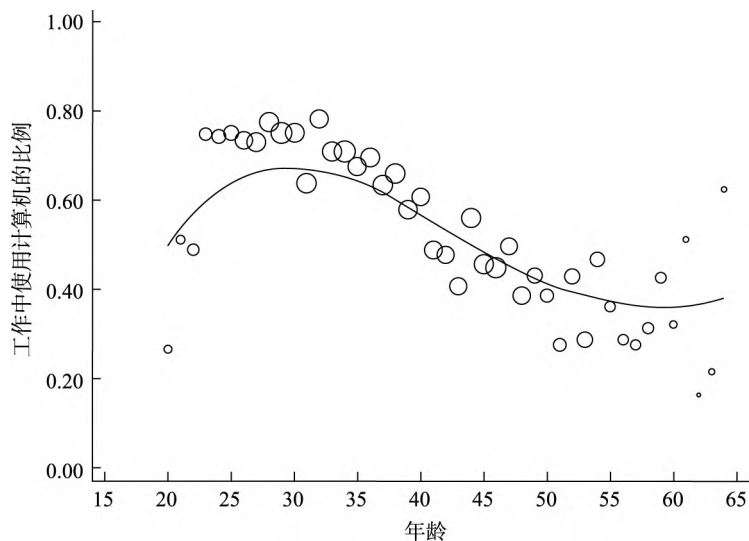


图 2 工作中使用计算机的比例随年龄的变化

注：图中的每一个点代表同一年龄的样本中使用计算机的比例，点越大反映了该年龄的样本数越多。

（三）计量经济问题

通过前面的理论分析，我们可以进一步明晰本研究所需要解决的计量经济问题。我们的目的是准确识别在工作中使用计算机对劳动生产率 w_i^C 产生的影响。然而，从实证分析的角度看，我们能观测到的是劳动者的实际工资 w_i ，而 w_i 是由 w_i^C 和 w_i^N 共同构成，其中每一个组成部分都会产生相应的计量经济问题。

首先，由于有很多因素会对劳动力市场回报 w_i 产生影响，我们首先需要控制影响 w_i^N 的因素，以观察工作中使用计算机所产生的净效应 w_i^C 。由于 w_i^N 同样是不可观测的，我们必须基于已有的工资决定理论和经验研究结果，控制影响 w_i^N 的因素。具体来说，在式（5）中包括 X_i ，可以控制 w_i^N 产生的影响。

除了经典的工资决定理论所指引的变量外，如果存在一些不可观测的变量，对计算机使用产生影响，但未能包括在工资方程中，则有可能产生遗漏变量问题，并使得估计系数产生偏差。有的研究认为，在工资方程中观察到工作中使用计算机与工资的正向关系，很可能反映的是工资与数据中难以观测的其他特征之间的关系，而并不必然是计算机使用所致。如 DiNardo and Pischke（1997）用“工作中是否使用铅笔”作为工资方程

的解释变量,也得到了显著的正系数,从而推断遗漏变量问题导致了 Krueger (1993) 的回归结果产生偏差。

除人力资本、计算机使用等因素外,近期的一些研究还表明,工作岗位的任务属性在个体工资决定中发挥着重要作用,而且对计算机使用也产生影响。² Autor and Handel (2013) 指出,工作岗位的任务属性可以有效识别职业、人口学特征、教育等组内通常不容易被观测的个体和工作特征,而这些特征可能对工资产生重要影响。他们发现,在工作中较多执行抽象的分析型任务的劳动力有着更高的工资收入。都阳等 (2017) 针对中国劳动力市场的研究也有类似的发现。工作任务属性的理论及度量方面的进展,使得重新审视已有的分析结果成为可能。Spitz-Oener (2008) 使用与 DiNardo and Pischke (1997) 同样的数据,发现计算机的普及使得岗位需求由常规操作型任务向分析型和互动型任务转变,进而使得计算机使用者获得更高的劳动力市场回报。因此,如果在工资方程中控制工作任务属性,计算机的使用仍然会有明显的回报,但其他在工作中使用的工具(如 DiNardo and Pischke 戏称的铅笔)的回归系数则不再具有统计显著性。这说明了在工作中使用计算机,作为一种重要的技术进步方式,存在提升劳动生产率的内在机制。由此看来,能否控制工作中的任务属性,成为本研究中非常关键的因素,也是解决遗漏变量的关键因素。

遗漏变量问题导致的估计系数偏差的方向取决于其与 w_i^C 及 C_i 的相关系数的符号。如果遗漏变量与 w_i^C 及 C_i 皆为正相关,则估计系数 $\hat{\beta}$ 向上偏差,即如果真实的系数为 β^T , 则 $\beta^T < \hat{\beta}$ 。在表 2 中,我们看到执行非常规任务对计算机使用有正向影响,而且它们的边际概率大于常规操作性任务。因此,总体上看,工作任务属性变量与 w_i^C 及 C_i 都呈现出正相关。这就意味着如果不控制工作任务属性,将导致 $\hat{\beta}$ 高估。

其次,在工作中使用计算机 C_i 与其带来的工资回报 w_i^C , 二者可能存在同时决定的情况。在这种情形下,劳动者在工作中使用计算机带来更高的回报,同时,因为使用计算机的岗位可以带来高回报,劳动者更倾向于选择进入使用计算机的工作岗位。因此, C_i 与 w_i^C 相互决定并引起 OLS 估计的 $\hat{\beta}$ 存在联立性偏差。在这种情况下,我们需要寻找与 w_i^C 无关,但对工作中使用计算机变量 C_i 产生明显影响的工具变量,以识别使用计算机对 w_i^C 的净影响。如式 (6) 所示,我们利用二阶段最小二乘法,将工作中使用计算机 C_i 对式 (5) 中的控制变量和工具变量 Z 进行回归,并以此为基础估计 β 。

$$C_i = \alpha' X_i + \rho' Z + \gamma' D + u_i. \quad (6)$$

考虑到计算机作为一种工作中使用的工具,其可获得性取决于计算机普及的程度以及计算机的价格,我们使用这两类变量构建出交叉变量,作为式 (6) 中的工具变量。具体来说,根据 CULS 数据,我们可以获得劳动者 i 刚刚进入劳动力市场从事第一份工作时的年份及地点信息。根据该信息,我们可以构建出 i 从事第一份工作时的计算机价格及所在地区的计算机密度。我们以“从事第一份工作时计算机价格和密度的交叉变量”作为工具变量,识别其对计算机使用的外生影响。第一阶段回归结果的统计指标表

² 见前文第三部分“工作中使用计算机的决定因素”的分析。

明³，上述工具变量与 C_i 有较强的相关性，因此，我们选择的工具变量不存在弱工具变量问题。

由于 C_i 是一个虚拟变量，我们用 Probit 模型估计第一阶段回归，2SLS 的估计过程与连续变量的情形稍有不同。由于第一阶段回归具有非线性特点，难以如 OLS 回归那样，确保基于第一阶段估计结果的残差与预测值 \hat{C}_{pi} 和 X_i 不相关。因此，根据 Angrist and Pischke (2009) 的建议，我们使用第一阶段 Probit 回归结果的预测值作为工具变量，而非将第一阶段的预测值 \hat{C}_{pi} 代入第二阶段的回归。由于保留了第一阶段回归非线性的特征，第二阶段的回归结果也更有效率 (Newey, 1990)。

我们虽然知道工作中使用计算机与工资回报同时决定会引起估计偏差，但这种内生性引起的估计系数偏差的方向，却不如遗漏变量引起的估计偏差那样明确，而是取决于多种具体的条件。具体来说，我们关心的真实值为 β^T ，以 OLS 估计式 (5) 中的系数为 $\hat{\beta}$ ， $\beta^T - \hat{\beta}$ 是大于 0，还是小于 0，取决于一系列参数的值 (Basu, 2015)。⁴ 虽然我们无法判断偏差的方向，但我们的研究关注计算机使用带来的回报，这与教育收益率的众多经验研究较为类似 (Angrist and Krueger, 1991)。在这些研究中基于 IV 的回归均报告较 OLS 更大的系数，意味着 OLS 存在低估的现象，这意味着联立性偏差使得 OLS 低估了 β ，相应地，以 IV 估计的系数应该大于 OLS 估计的结果。

简而言之，使用 OLS 对式 (5) 进行估计，系数的估计偏差来自两个方面：其一，不能控制工作任务属性带来的遗漏变量偏差，并导致系数高估；其二，工作中使用计算机与工资回报同时决定引起的估计偏差，导致 OLS 系数低估。

(四) 使用计算机的回报

表 4 列出了不同设定下 OLS 和 IV 的回归结果。如前所述，我们关心的主要问题是在工作中使用计算机带来的生产率提升及其所引起的工资回报的增加，因此， β 的统计显著性和经济显著性（系数绝对值的大小）是我们关注的主要内容。

表 4 的第 (1) 列和第 (2) 列，是在工资方程中除了“工作中使用计算机”以外，没有添加其他控制变量的回归结果。结果显示，在不控制其他影响工资的因素的情况下，使用计算机者较之在工作中不使用计算机的人工资水平高出 131% (OLS 的结果是高出了 81%)。在第 (3) 列和第 (4) 列，我们加入了经典明瑟工资方程中常用的变量、单位规模变量、行业职业变量以及城市虚拟变量以控制区域劳动力市场需求特征对工资水平的影响。如我们所预期的， β 的系数明显减小，但均处于统计显著水平。不过，即便控制教育、经验等因素后，IV 回归结果仍然显示，使用计算机的劳动者平均可多获得 69% 的超额回报 (OLS 结果显示有 27% 的超额回报)。

如前所述，控制工作任务属性，对于获得接近于真实的 β 值至关重要。与 Spitz-Oener (2008) 估计结果相似，即便在控制工作任务属性后，在工作中使用计算机仍然

³ 例如，在表 4 第 (2)、(4)、(6) 列中，CD Wald F 统计量的值均较大。在前文关于使用计算机决定因素的回归中，我们也加入了工具变量。从表 2 第 (4)、(6) 列的估计结果来看，工具变量的估计系数为正，且在统计上显著。

⁴ 就本研究的情形而言，如果在工作中使用计算机和工资率还存在如下关系， $C_i = \delta \ln w_i + \rho' Z_i + \mu_i$ ，那么， $\hat{\beta}$ 是高估还是低估，则取决于表达式 $\frac{\beta}{1 - \delta \rho}$ 的符号，如果为正则 $\hat{\beta}$ 高估，否则为低估。

能够带来额外的回报。表中所有的 IV 回归结果都大于 OLS 的回归结果。这意味着, 不考虑工资和计算机使用之间存在相互决定的影响机制的话, 得到的估计系数将向下偏。因此, 我们认为第(6)列的结果最接近于真实的 β 。基于该结果, 在控制了经典的工资方程中的传统变量以及工作任务属性后, 工作中使用计算机可以给劳动者带来 48.4% 的额外回报。如果我们相信额外的工资回报来自劳动者生产率的提升, 那么, 在工作中使用计算机使劳动生产率提高了近半。

表4 工作中使用计算机的回报: OLS 和 IV 回归

	OLS	IV	OLS	IV	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工作中使用计算机	0.594*** (0.024)	0.837*** (0.079)	0.240*** (0.028)	0.527*** (0.152)	0.135*** (0.032)	0.395*** (0.127)
女性			-0.184*** (0.022)	-0.201*** (0.023)	-0.154*** (0.022)	-0.172*** (0.023)
已婚			0.090*** (0.027)	0.096*** (0.028)	0.066** (0.027)	0.078*** (0.028)
受教育年限			0.058*** (0.005)	0.041*** (0.011)	0.048*** (0.006)	0.039*** (0.007)
经验			0.022*** (0.004)	0.021*** (0.004)	0.022*** (0.004)	0.022*** (0.004)
经验平方			-0.001*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
工作单位规模			0.043*** (0.006)	0.041*** (0.006)	0.039*** (0.006)	0.039*** (0.006)
专业技术人员			-0.188** (0.092)	-0.160* (0.096)	-0.132 (0.092)	-0.126 (0.093)
办事人员和有关人员			-0.380*** (0.092)	-0.369*** (0.094)	-0.271*** (0.093)	-0.294*** (0.094)
社会服务和生活服务人员			-0.295*** (0.090)	-0.220** (0.104)	-0.180** (0.090)	-0.157* (0.091)
生产制造及有关人员			-0.286*** (0.095)	-0.186 (0.116)	-0.146 (0.096)	-0.114 (0.098)
制造业			-0.109** (0.047)	-0.090* (0.048)	-0.084* (0.046)	-0.080* (0.047)
服务业			-0.058 (0.045)	-0.044 (0.046)	-0.050 (0.045)	-0.050 (0.045)
非常规认知型的分析任务					0.136*** (0.020)	0.090*** (0.034)
非常规认知型的互动任务					0.023* (0.014)	0.006 (0.016)

(续表)

	OLS	IV	OLS	IV	OLS	IV
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
常规认知型任务					-0.077***	-0.080***
					(0.012)	(0.012)
常规操作型任务					-0.003	0.004
					(0.011)	(0.012)
城市虚拟变量	无	无	有	有	有	有
常数项	2.865***	2.725***	1.976***	1.978***	2.091***	2.041***
	(0.017)	(0.047)	(0.130)	(0.131)	(0.129)	(0.132)
观察值数	6 958	6 958	6 958	6 958	6 958	6 958
R ²	0.123	0.103	0.301	0.284	0.317	0.306
KP LM		377.5		234.9		450.7
CD Wald F		472.7		376.5		779.1
Hansen J		0		0		0

注：括号中为稳健标准误，所有的回归使用了抽样权重；***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著；被解释变量为“小时工资的对数”；职业以“机关及企事业负责人”为参照组，行业以“采矿业、建筑业”为参照组。

(五) 机制分析

从技能偏向型技术进步理论的角度来看，受教育程度较高的劳动力可能与计算机等新技术形成互补关系，从而提高受教育程度较高劳动力的相对生产率，进而提高其相对需求和工资水平（Acemoglu, 1998；Levy and Murnane, 1996）。计算机等新技术与非常规认知型的工作任务存在互补关系，与常规认知型的工作任务存在替代关系（Autor et al., 2003；Spitz-Oener, 2006）。因此，工作中使用计算机可以提高能够执行非常规认知型工作任务劳动力的生产率和工资水平，而对执行常规认知型任务的劳动力生产率和工资水平则有负面影响。为了验证以上理论，我们在表 4 第（5）列设定的基础上，在回归中加入计算机使用与受教育程度和工作任务的交叉项。主要结果如表 5 所示。

表 5 计算机使用影响工资回报的机制分析

	OLS	OLS
	(1)	(2)
中受教育程度×在工作中使用计算机	0.037	
	(0.077)	
高受教育程度×在工作中使用计算机	0.136*	
	(0.081)	
非常规认知型的分析任务×在工作中使用计算机		0.015
		(0.061)

(续表)

	OLS	OLS
	(1)	(2)
非常规认知型的互动任务×在工作中使用计算机		0.061 (0.052)
常规认知型任务×在工作中使用计算机		-0.091** (0.046)
常规操作型任务×在工作中使用计算机		-0.017 (0.043)
其他变量	是	是
观察值数	6 958	6 958
R ²	0.165	0.311

注：括号中为稳健标准误，所有的回归使用了抽样权重；***、**、*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著；被解释变量为“小时工资的对数”；定义“低受教育程度”为受教育年限不超过9年的群体（初中及以下），“中受教育程度”为受教育年限处于10—12年的群体（高中），“高受教育程度”为受教育年限不低于13年的群体（大学及以上）；“其他变量”包括个人特征变量、城市虚拟变量、单位规模变量、行业职业变量、任务属性变量。

高受教育程度与在工作中使用计算机的交叉项在10%的统计水平显著为正，说明受教育程度与在工作中使用计算机存在互补关系。此外，虽然代表非常规认知型任务的两个变量与在工作中使用计算机的交叉项在统计上不显著，但常规认知型任务与在工作中使用计算机的交叉项在5%的水平显著为负，说明常规认知型任务与使用计算机呈现替代关系。以上实证分析结果部分验证了上述理论机制。

（六）使用频率与回报

为了进一步检验计算机使用的回报是由于使用了计算机而提升了劳动生产率，还是由于劳动者不可观测的特征对计算机使用和工资决定可能产生的影响，我们进一步观察在工作中使用计算机频率的差异对工资率的影响。如果在工作中使用计算机能提高生产率，那么，使用计算机的频率越高、强度越大，其带来的工资回报也越高。反之，则意味着更高的工资回报可能来自个人特征的异质性。在我们的调查数据中，就业人群在工作中使用计算机的比例为58%。如果将样本限制在22—60岁，该比例大致相当，其中，每天在工作中使用计算机的人占48%，每周使用计算机的人占10%。

基于式(5)，我们又构造两个变量，即将“每天在工作中使用计算机”的人定义为高频组 C_i^H ，“不是每天使用，但每周在工作中使用计算机”的人定义为低频组 C_i^L ，由于使用计算机带来的生产率与使用频率相关，对应的 β^H 和 β^L 也应有差别，且 $\beta^H > \beta^L$ 。具体的回归模型如式(7)所示，其中 X_i 包含的变量与式(5)相同。

$$\ln w_i^C = \alpha' X_i + \beta^L C_i^L + \beta^H C_i^H + \gamma' D + v_i \quad (7)$$

表6报告了三类回归结果。第(1)列为没有任何其他控制变量的回归结果。我们看到，即便没有其他控制变量，高频组的工资回报明显高于低频组。当我们控制了个人特征、任务属性和区域劳动力市场等变量后（表6第(2)、(3)列）， β^H 和 β^L 的变化模式

与表 6 第 (1) 列相同, 但与 Oosterbeek (1997) 对荷兰的分析结果不同, 我们的回归结果表明, 在不同的设定下, $\beta^H > \beta^L$ 的关系一直稳定地存在。这意味着, 在工作中使用计算机的劳动者得到了更高的工资回报, 的确是由于使用计算机带来了更高的劳动生产率。

表 6 使用计算机不同频率的回报差异

	(1)	(2)	(3)	样本比例
每天使用计算机	0.625*** (0.025)	0.259*** (0.031)	0.144*** (0.035)	0.479
每周使用计算机	0.446*** (0.041)	0.184*** (0.039)	0.113*** (0.040)	0.099
不使用计算机 (参考组)				0.422
个人特征变量	无	有	有	
城市虚拟变量	无	有	有	
单位规模变量	无	有	有	
行业职业变量	无	有	有	
任务属性变量	无	无	有	
观察值数	6 958	6 958	6 958	
R^2	0.127	0.301	0.318	

注: 控制变量与表 4 相同; 括号中为稳健标准误, 所有的回归使用了抽样权重; ***, **, * 分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平上显著; 被解释变量为“小时工资的对数”。

(七) 使用计算机的内容与回报

使用计算机的内容也可能对工资回报产生影响。把使用计算机的具体内容按照复杂程度分为简单、中等和复杂三类。其中, 使用计算机执行简单任务包括: 上网查找信息、数据录入; 中等难易程度任务包括: 收发电子邮件、文字处理; 复杂任务包括: 电子制表、数据库管理、使用软件包、进行网站设计、编程或网络管理。根据这一分类, 我们考察了使用计算机内容难易程度差别所带来的回报差异, 如表 7 所示。

表 7 使用计算机内容的回报差异

	(1)	(2)	(3)	样本比例
使用计算机的内容: 简单	0.139*** (0.054)	0.035 (0.049)	0.010 (0.049)	0.042
使用计算机的内容: 中等	0.430*** (0.059)	0.142** (0.056)	0.072 (0.057)	0.072
使用计算机的内容: 复杂	0.660*** (0.025)	0.302*** (0.031)	0.194*** (0.036)	0.465
不使用计算机 (参考组)				0.422

(续表)

	(1)	(2)	(3)	样本比例
个人特征变量	无	有	有	
城市虚拟变量	无	有	有	
单位规模变量	无	有	有	
行业职业变量	无	有	有	
任务属性变量	无	无	有	
观察值数	6 958	6 958	6 958	
R^2	0.142	0.306	0.320	

注：控制变量与表4相同；括号中为稳健标准误，所有的回归使用了抽样权重；***、**、*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著；被解释变量为“小时工资的对数”。

从表7回归结果可以发现，在最完整的设定下（第（3）列），与不使用计算机相比，使用计算机执行较简单和中等复杂程度的任务没有带来额外的回报，只有执行较复杂的任务如使用计算机进行电子制表、数据库管理或编程等才能带来显著的回报。

五、结论与讨论

本文使用了住户层面收集的劳动力调查数据库，实证分析了在工作中使用计算机产生的劳动力市场回报。在综合考虑了一系列计量经济问题后，我们发现工作中使用计算机可以使个人的劳动力市场回报增加48.4%。

新技术的应用伴随着劳动生产率的提升，对于理解以后中国经济的增长路径有重要意义。从中国人力资本分布的年龄结构看，新进入劳动力市场的劳动力明显较退出劳动力市场的老年人口有着更高的人力资本。而本文的分析表明，年轻和受教育程度高的劳动力在计算机的使用上具有明显的优势。随着以计算机为基础的一系列新技术更广泛地应用，中国就有可能在未来利用独特的人力资本队列优势，化解人口老龄化带来的危机。

本文的分析还表明，要更好地发挥计算机在生产率提升中的作用，需要促成劳动者执行的工作任务由常规的操作性任务向更复杂的工作任务转变。但依据我们的调查样本的观察，目前劳动者在工作中使用计算机，主要还是执行一些简单的任务，对计算机使用的内容尚有待深化。这同时也表明，利用计算机提升劳动生产率仍然有很大的潜力。尤其是其他形式的新技术革命正处于爆发的前夜，计算机技术与其他新技术的融合、在经济活动中更广泛的应用，将成为持续推动劳动生产率增长的主要手段。

不过，新技术促进生产率增长的效应虽然较为明确，其就业效应尚需要更多的研究予以关注。当要素相对价格发生变化时，蕴含在计算机、人工智能、工业机器人中的新技术，与劳动要素的关系既可能是替代的，也可能是互补的（Acemoglu and Restrepo, 2016）。因此，新技术的使用对就业的效果在技术引入和推广的不同阶段可能会有差别，尤其是技能偏向型的技术在其出现的初期，对劳动力的替代效应较为明显，并可能导致

一定的就业损失。⁵这也应该成为新技术革命爆发时代持续关注的领域。此外，我们也注意到，计算机的普及和使用在不同人群、不同地区之间存在着比较明显的差异，这意味着使用计算机带来的劳动力市场回报的增加，可能会对工资结构和收入分配产生新的影响。因此，与收入分配相关的政策也需要因应这一新的变化进行调整。

参 考 文 献

- [1] Acemoglu, D., “Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality”, *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113 (4), 1055-1089.
- [2] Acemoglu, D., and D. Autor, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”, NBER Working Paper, 2010, No. 16082.
- [3] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment”, NBER Working Paper, 2016, No. 22252.
- [4] Angrist, J., and A. Krueger, “Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings?”, *Quarterly Journal of Economics*, 1991, 106 (4), 979-1014.
- [5] Angrist, J., and J. Pischke, *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*. Princeton: Princeton University Press, 2009.
- [6] Autor, D., “The ‘Task Approach’ to Labor Markets: An Overview”, NBER Working Paper, 2013, No. 18711.
- [7] Autor, D., F. Levy, and R. Murnane, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118 (4), 1279-1333.
- [8] Autor, D., and M. Handel, “Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages”, *Journal of Labor Economics*, 2013, 31 (S1), S59-S96.
- [9] Basu, D., “Asymptotic Bias of OLS in the Presence of Reverse Causality”, UMASS Economics Department Working Paper Series, 2015, No. 197.
- [10] Borghans, L., and B. ter Weel, “Are Computer Skills the New Basic Skills? The Returns to Computer, Writing and Math Skills in Britain”, *Labour Economics*, 2004, 11 (1), 85-98.
- [11] 陈玉宇、吴玉立, “信息化对劳动力市场的影响: 个人电脑使用回报率的估计”, 《经济学》(季刊), 2008年第4期, 第1149—1166页。
- [12] 程名望、张家平、李礼连, “互联网发展、劳动力转移和劳动生产率提升”, 《世界经济文汇》, 2020年第5期, 第1—17页。
- [13] 都阳、贾朋、程杰, “劳动力市场结构变迁、工作任务与技能需求”, 《劳动经济研究》, 2017年第3期, 第30—49页。
- [14] DiNardo, J., and J. Pischke, “The Returns to Computer Use Revisited: Have Pencils Changed the Wage Structure Too?”, *Quarterly Journal of Economics*, 1997, 112 (1), 291-303.
- [15] Entorf, H., and F. Kramarz, “Does Unmeasured Ability Explain the Higher Wages of New Technology Workers?”, *European Economic Review*, 1997, 41 (8), 1489-1509.
- [16] Gordon, R., *The Rise and Fall of American Growth*. Princeton: Princeton University Press, 2016.
- [17] 蒋琪、王标悦、张辉、岳爱, “互联网使用对中国居民个人收入的影响——基于CFPS面板数据的经验研究”, 《劳动经济研究》, 2018年第6期, 第121—143页。
- [18] Jovanovic, B., and P. Rousseau, “General Purpose Technologies”, In: Aghion, P. and S. Durlauf (eds.), *Handbook of Economic Growth (Vol. 1B)*. Amsterdam: Elsevier B. V., 2005, 1181-1224.
- [19] Krueger, A., “How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989”,

⁵ 但动态地看，新技术也会催生一些新的职业和岗位的出现，并通过发挥人在处理复杂任务上的优势促进就业的增加，详细的讨论可参见 Acemoglu and Restrepo (2016)。

- Quarterly Journal of Economics*, 1993, 108 (1), 33-60.
- [20] Levy, F., and R. Murnane, "With What Skills Are Computers a Complement?", *American Economic Review*, 1996, 86 (2), 258-262.
- [21] Newey, W., "Semiparametric Efficiency Bounds", *Journal of Applied Econometrics*, 1990, 5 (2), 99-135.
- [22] Oosterbeek, H., "Returns from Computer Use: A Simple Test on the Productivity Interpretation", *Economics Letters*, 1997, 55 (2), 273-277.
- [23] Solow, R., "We'd Better Watch Out", *New York Times Book Review*, 1987, July 12th.
- [24] Spitz-Oener, A., "Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure", *Journal of Labor Economics*, 2006, 24 (2), 235-270.
- [25] Spitz-Oener, A., "The Returns to Pencil Use Revisited", *Industrial and Labor Relations Review*, 2008, 61 (4), 502-517.

The Return to Computer Use in Labor Market

DU Yang JIA Peng*

(Chinese Academy of Social Sciences)

PARK Albert

(Asian Development Bank; Hong Kong University of Science and Technology)

Abstract: With rising wages and increasing maturity of computer technology, computer use in workplace is becoming increasingly common. Based on data from urban labor survey, 58 percent of urban workers used computers at work in 2016. Using computer price and density as instrumental variables, we identify the estimation bias from the simultaneous determination of computer use and its productivity effect. We further identify the productivity effect based on computer use frequency. With the above econometric issues taken into account, computer use at work significantly boosts labor productivity and increases workers' wage returns by 48.4 percent.

Keywords: computer use; productivity; Solow Paradox

JEL Classification: J31, J24, O33

* Corresponding Author: Jia Peng, Institute of Population and Labor Economics, Chinese Academy of Social Sciences, No. 5 Jianguomen Inner Street, Dongcheng District, Beijing 100732, China; Tel: 86-10-85195170; E-mail: jiapeng@cass.org.cn.