**机器人如何换人？**

**——来自中国企业－劳动力匹配调查(CEES)的经验证据**

**程虹 王泽宇**

 **摘要：**机器人对劳动力的影响一直是机器人研究的热点。本文基于中国企业－劳动力匹配调查(CEES)，综合运用2015、2016年和2018年连续三轮关于机器人和劳动力的跟踪分析，就机器人对劳动力差异化影响进行实证分析。本文发现：第一，机器换人的整体影响效应为3.3%，其中非进口机器人对劳动力的影响效应更强。同时这一效应在不同地区和行业间具有差异性；第二，女性劳动力、本地劳动力、低教育程度劳动力、中老年劳动力将不同程度地被机器人替代；第三，机器人将替代认知能力较低的劳动力，以及替代非认知能力中负面人格较强的劳动力，而会增加对高认知能力和积极人格的劳动力雇佣；第四，机器换人将替代体力性和重复性劳动力，而增加具有抽象性思维劳动力的雇佣。第五，机器换人现象在外资企业和出口企业中更为显著。最后，通过对企业年龄和机器人首次使用年份分析发现，机器人对劳动力影响效应随着机器人应用时长变动，机器人对劳动力的影响效应将从当期的增进效应逐渐过渡为长期的替代效应。本文的研究结论对机器人应用、促进劳动力结构转型具有借鉴意义。

 **关键词：**机器人 中国企业－劳动力匹配调查 机器换人

**一、引 言**

近年来随着工业机器人（以下简称机器人）的使用规模和密度在全世界范围的提升，学界普遍关注机器人应用对于劳动力市场的影响。机器人是指区别于传统机器设备以及数控机床的生产特性的生产性设备。机器人主要有四大特征：动作结构拟人化、工作任务灵活多变、在记忆、决策等方面具有智能性、最重要的是不依赖人的干预，独立进行工作（ISO）。因而，机器人相比传统生产设备具备更强的创造性毁灭特质。本文认为机器人对劳动力产生的替代效应以及生产率提升效应将远大于传统机器设备以及数控机床应用之初的影响。另一方面，机器人在企业中普遍应用于生产工序环节，尚未在销售及运输环节有大规模应用。所以，机器人对劳动力应具有非对称性的替代效应，即机器人很可能替代的是非技能劳动力和以体力劳动（重复性劳动）为主的劳动力。进一步地，本文机器人对于劳动力就业的影响并不是单纯的替代效应，即引入机器人当期不会显著降低劳动力就业规模，而是因机器人的引入提高了企业生产效率，从而企业在应用机器人前期扩大了就业规模以满足生产需要。但是，当机器人应用达到一定水平后，即到达机器人生产率效应的边界值后，机器人对劳动力开始产生明显的替代效应，应用机器人企业的劳动力就业规模将下降，因此，本文认为机器人对于劳动力市场的生产率提升效应和替代效应并存，两者的效应强度随机器人的应用周期而变化。随着机器人的应用周期变长，生产率提升效应将减弱而劳动力的替代效应将加强。

学界就机器人对劳动力的影响效应尚未有统一定论。一部分文献认为，机器人应用带来的企业生产率的提升效应，相对降低了非技能员工和低技能员工的边际劳动产出，因此机器人应用直接减少了低技能劳动力的就业规模(Sach et.al,2015;Graetz and Michales,2015)。基于美国、欧洲发达国家的实证研究表明：从机器人应对劳动力的短期冲击而言，机器人对即期劳动力的总体替代效应约在0.16%-0.34%之间(Acemoglu and Restrepo,2017; Chiacchio et.al,2018)。上述文献认为，机器人对劳动力的替代效应是当期可见的，但是由于上述研究使用的数据观测周期较短，难以考虑到机器人长期应用的影响。另一方面，机器人对劳动力长期影响的研究发现：机器人虽然改变企业内部的工作任务结构和劳动力结构，但是在10年或者更长的面板观测中，机器人对劳动力的整体替代则趋近于0(Acemoglu and Restrepo,2017;Korinek & Stiglitz,2017)。其中，原因很可能是机器人的使用替代了即期低技能的劳动力从而产生替代效应，而从长期上看，由于机器人和高技能劳动力形成互补效应，从而导致劳动力替代效应有所减弱(Martech,2013;Hemous and Morten,2014)。值得注意的是，上述关于机器人对劳动力的影响研究主要是基于美国、德国等欧洲发达国家宏观层面的机器人使用数据所得出的结论，无法具体看到机器人应用对于劳动力的差异化影响，仅能从宏观增速上判断机器人对就业规模的影响。同时，现有研究主要是以发达国家为主，缺乏机器人在发展中国家的应用数据。

然而，中国作为全球机器人密度增速最快的国家（IFR，2018），同时也作为转型升级关键期的制造业大国，由于机器人和劳动力匹配性数据的缺失，机器人对劳动力影响的实证研究相对较少。现有基于中国研究机器人对劳动力的影响问题主要是利用欧美等国家机器人使用与劳动力变动的数据，以宏观数据为主，通过经验总结等策略，间接估计中国机器人使用对劳动力替代、薪酬水平和劳动力结构的影响(马岚，2015；董桂才，2016；吕洁等，2017)。由于企业机器人和劳动力匹配数据的缺失，目前普遍缺乏以中国机器人和劳动力数据进行的微观实证研究。

为弥补上述研究的数据限制，本文基于中国企业－劳动力匹配调查(以下简称，CEES)，从微观实证入手，探究机器人对劳动力的影响效应。CEES匹配性地收集2015、2016年和2018年中国机器人的使用情况和劳动力变动数据，范围包括广东省、江苏省、湖北省、四川省和吉林省等五个代表性省份。本次CEES共成功收集1867家受访企业样本、员工样本15432名，问卷涵盖详实的机器人应用情况（机器人品牌、产地、现值、台套数等），以及劳动力数据（年龄、学历、技能、性格等）。

本文拟基于该数据首先分析机器人应用对于劳动力的整体影响效应，包括对不同省份的地区影响效应、不同行业劳动力的影响效应；其次，具体分析机器如何换人，机器人主要影响哪种类型的劳动力，机器人对劳动力是否存在非对称性的替代效应；再次，分析机器人对劳动力能力和工作任务的影响，即机器人对劳动力认知能力、非认知能力以及工作任务构成的差异化影响；最后，分析机器人在不同企业类型对劳动力的差异化影响，进一步地对企业年龄以及首次机器人采用时间进行剖析，探究机器人对劳动力的替代效应和生产率效应是否具有随时间变动的特性。

**二、机器人对劳动力的整体影响效应分析**

在本次CEES成功调查的1882家企业中，使用机器人的企业为243家，占比约为13%。我国总体机器人的覆盖率已超过10%、投资增速高达57%、机器人已对机器人已对我国1/3 以上的制造业企业产生影响（程虹等，2018）。未来机器人在中国的应用的速度将得到稳步提升，而机器人劳动力的影响效应也将随着机器人应用的规模而增强。因此，本文将就机器人对劳动力的整体替代效应进行分析。

**（一）机器人对劳动力的整体影响效应约为3.3%**

从表1 使用机器人企业与不使用机器人企业的总体劳动力增速对比可能，使用机器人企业和不使用机器人企业的劳动力增速差异的绝对值为3.3%，即可认为机器人对劳动力的整体影响效应为3.3%。值得注意的是，简单从劳动力的增速变动上，难以识别机器人对劳动力是存在增进效应还是替代效应，所以表中的结果仅表明机器人对劳动力的确存在影响效应。机器人对劳动力存在增进效应还是替代效应将在文末基于机器人使用时长进行进一步识别。

**（二）机器换人具有后发优势现象**

广东省、江苏省都是机器人应用大省，机器人应用无论是在覆盖率、人均产值、使用密度、机器人占机器设备价值比例等指标上相较于其他三省（湖北、四川和吉林省）均具有显著的比较优势（程虹等，2018）。但是从地区整体影响效应分组中，广东和江苏省在机器人对劳动力的整体影响上明显落后，四川省和吉林省相对较高，其中四川省高出广东省将近5倍。原因可能在于，广东和江苏省应用机器人的时间较早，直至2015年后在这两省的机器换人现象相较于应用早期有所放缓，而四川省和吉林省应用机器人时间较晚。另一方面，湖北省是汽车制造业聚集大省，吉林也是老工业基地，机器人应用的行业较为密集。

**（三）机器换人在资本密集型行业的影响效应更强**

现阶段机器人的应用主要集中于汽车、电子和装备制造等行业，这些行业多属于资本密集型行业，因此机器人对资本密集型行业劳动力的影响效应更显著。其次，是技术密集型行业，这类行业换人的原因更大程度是出于机器人相比生产员工在精度和准度上具有显著的比较优势。值得注意的是，虽然机器换人现象在劳动密集型行业尚未普遍，但是一旦机器人在劳动力密集型行业的应用规模扩大，对宏观劳动力市场的影响将远大于前两者。

**（四）非进口机器人对劳动力的整体影响效应更强**

表4基于是否进口机器人分组，探析不同类型机器人对于劳动力整体效应的影响。从整体而言，相比进口机器人，非进口机器人的劳动力替代效应更显著。主要原因在于，虽然进口机器人现值占机器人总现值将近49%（程虹等，2018）。但是实际从数量上来看，由于企业资金等考虑，企业多是采用非进口机器人为主。另一方面，从进口机器人在技术密集型行业和资本密集型行业分组的影响效应上高于非进口机器人，表明进口机器人主要是应用于技术要求较高的工序，而这种工序原本需要的员工基数较少。因此，现阶段，非进口机器人对劳动力整体替代效应更强。

|  |
| --- |
| 表1 机器人对劳动力的整体影响效应分析 |
|  | 2015-2017年劳动力年均增速（%） |
|  | 全部样本(a1) | 使用机器人(a2) | 不使用机器人(a3) | 机器人对劳动力增速的影响 |
| Mean(std.) | Mean(std.) | Mean(std.) | |a2-a3| |
|  **整体影响** | 0.0(14.3) | 3.0(16.1) | -0.3(13.9) | 3.3 |
|  |  |  |  |  |
|  **地区整体影响** |  |  |  |  |
| 广东省 | -0.9(14.3) | 0.0(15.5) | -1.1(14.2) | 1.1 |
|  |  |  |  |  |
| 江苏省 | 1.5(12.1) | 3.5(13.8) | 1.0(11.6) | 2.5 |
|  |  |  |  |  |
| 湖北省 | -1.4(16.0) | 2.2(13.7) | -1.7(15.8) | 3.9 |
|  |  |  |  |  |
| 四川省 | 1.4(14.8) | 7.0(22.3) | 0.8(13.7) | 6.2 |
|  |  |  |  |  |
| 吉林省 | 0.5(13.1) | 5.2(12.9) | 0.0(13.0) | 5.2 |
|  |  |  |  |  |
|  **行业整体影响** |  |  |  |  |
| 技术密集型行业 | 0.3(14.0) | 3.5(14.2) | -0.2(13.9) | 3.7 |
|  |  |  |  |  |
| 劳动密集型行业 | 0.4(13.1) | 2.5(13.2) | 0.2(13.2) | 2.3 |
|  |  |  |  |  |
| 资本密集型行业 | 0.0(15.1) | 3.3(17.9) | -0.7(14.4) | 4.0 |

注：根据“中国企业-劳动力匹配调查”（CEES）相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值（mean），括号内数值为标准差。

|  |
| --- |
| 表2 进口（非进口）机器人对劳动力的整体影响效应分析 |
|  | 2015-2017年劳动力年均增速（%） |
|  | 使用进口机器人 (b1) | 使用非进口机器人 (b2) | 进口机器人对劳动力增速的影响 | 非进口机器人对劳动力增速的影响 |
| Mean(std.) | Mean(std.) | |b1-a3| | |b2-a3| |
|  **整体影响** | 2.5(16.0) | 3.6(16.7) | 2.8 | 3.9 |
|  |  |  |  |
|  **地区整体影响** |  |  |  |
| 广东省 | -1.2(12.7) | 1.1(18.3) | 0.1 | 0.0 |
|  |  |  |  |
| 江苏省 | 2.6(14.4) | 5.7(13.0) | 1.6 | 4.7 |
|  |  |  |  |
| 湖北省 | 3.3(21.1) | 0.0(6.1) | 1.6 | 1.7 |
|  |  |  |  |
| 四川省 | 7.5(25.1) | 6.6(24.6) | 6.7 | 5.8 |
|  |  |  |  |
| 吉林省 | 4.0(13.3) | 8.4(12.5) | 4.0 | 8.4 |
|  |  |  |  |
|  **行业整体影响** |  |  |  |
| 技术密集型行业 | 3.4(11.7) | 3.7(17.8) | 3.6 | 3.9 |
|  |  |  |  |
| 劳动密集型行业 | 0.8(9.5) | 4.4(16.6) | 0.6 | 4.2 |
|  |  |  |  |
| 资本密集型行业 | 3.4(18.8) | 3.2(17.2) | 4.1 | 3.9 |

注：根据“中国企业-劳动力匹配调查”（CEES）相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值（mean），括号内数值为标准差。

**三、机器人换了哪些人**

由于机器人具有远胜于劳动力的优势，所以机器人与劳动力之间是相互替代关系而不是互补关系(Sachs，2012)。另一方面，有研究指出机器人与技能劳动力之间存在互补关系，当低技能岗位被机器人所替代时，相应会创造高技能劳动力来匹配机器人使用 (Martech,2013)。因而，本部分将分析机器换人是如何换人。首先，本部分将从劳动力的自然属性入手，包括性别、户口、教育程度和年龄特征，综合分析机器人对于劳动力差异性替代效应。

**（一）将有3.7%的女性劳动力被替代**

从表4机器换人对劳动力自然属性的影响分析可得，机器人的应用将替代3.7%的女性劳动力，同时非技能员工的替代比例高于技能员工61.5%。说明，机器换人主要是以替代女性非技能劳动力为主，而对女性技能劳动力的替代不明显。

**（二）将有17.4%的本地劳动力被替代**

机器人对本地人的替代率总体在17.4%以上，意味着机器人的应用将使企业降低对本地劳动力的需求。另一方面，本地劳动力比例的较低，意味着企业更多地招募外省劳动力以招募到更高人力资本质量的劳动力，这一点从本地技能员工的替代比例比非本地技能员工更高可以推测。

**（三）将有10.0%的初中及以下学历的劳动力被替代**

机器人的应用使劳动力人力资本质量得到提升，教育水平较低的劳动力将被机器人所替代。这一部分替代的员工主要以非技能员工为主，原因在于该教育程度分布在非技能员工中基数较大，而在技能型员工中基数较小。

**（四）将有8.1%的45岁及以上的劳动力被替代**

总体而言，因机器人的应用，劳动力年龄结构开始偏向年轻化，中老年劳动力更容易被机器人所替代。其中，中老年技能劳动力相比非技能劳动力更容易被机器人替代的原因，机器人的应用缩短了工作经验所带来技术比较优势，年轻劳动力将上手的时间将不受工作经验所限制。另一方面，雇佣技能劳动力的成本相对于非技能劳动力更高，处于成本考虑，机器人将优先替代中老年技能劳动力。

|  |
| --- |
| 表3 机器人对劳动力结构替代效应 |
|  | 2017年劳动力结构占比(%) |
|  | 全部样本(c1) | 使用机器人(c2) | 不使用机器人(c3) | 机器换人替代率 |
| Mean(std.) | Mean(std.) | Mean(std.) | c3-c2 |
|  **1. 女性占比** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  全部样本 | 40.9(23.6) | 38.9(17.4) | 41.2(24.5) | 3.7 |
|  |  |  |  |  |
| 非技能员工 | 38,8(28.6) | 37.8(22.5) | 39.1(29.5) | 1.3 |
|  |  |  |  |  |
| 技能员工 | 27.0(24.1) | 26.6(18.9) | 27.1(24.8) | 0.5 |
|  |  |  |  |  |
| **2. 本地户口占比** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  全部样本 | 66.6(36.7) | 52.1(36.8) | 69.5(35.9) | 17.4 |
|  |  |  |  |  |
| 非技能员工 | 67.8(38.7) | 52.4(39.6) | 70.8(37.8) | 18.4 |
|  |  |  |  |  |
| 技能员工 | 68.1(37.8) | 51.2(36.5) | 71.4(37.0) | 19.8 |
|  |  |  |  |  |
| **3. 初中及以下占比** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  全部样本 | 46.4(30.0) | 37.9(27.7) | 47.9(30.2) | 10.0 |
|  |  |  |  |  |
| 非技能员工 | 59.3(33.2) | 50.5(31.9) | 60.7(33.2) | 10.2 |
|  |  |  |  |  |
| 技能员工 | 16.6(27.0) | 10.8(18.0) | 17.5(28.1) | 6.7 |
| **4. 45岁及以上占比** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  全部样本 | 28.3(23.1) | 21.3(19.3) | 29.4(23.4) | 8.1 |
|  |  |  |  |  |
| 非技能员工 | 28.0(26.6) | 22.2(20.5) | 29.0(27.5) | 6.8 |
|  |  |  |  |  |
| 技能员工 | 28.0(26.1) | 20.0(19.4) | 29.4(26.9) | 9.4 |

注：根据“中国企业-劳动力匹配调查”（CEES）相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值（mean），括号内数值为标准差。

**四、机器人对劳动力能力与工作任务的替代效应**

机器人正是具备创造性毁灭的特质，在替代了一部分劳动力后，同时将创造新的劳动力需要。因此，本部分将进一步分析机器人对劳动力能力与工作任务的影响。劳动力能力包括认知能力（语言能力、合作能力、交流能力）以及非认知能力（冒险偏好、性格特征）。工作任务包括体力性、重复性和抽象性工作任务的影响。

**（一）认知能力较低的劳动力将被替代**

通过表4可得，以语言能力、合作能力和交流能力作为劳动力的认知能力的代理变量发现，机器人应用后，企业普遍招募认知能力更高的员工。由于机器人替代了大部分的生产工序，所以合作能力的提升程度最小。由于机器人无法替代需要认知能力等的交流活动，所以机器人对交流能力的要求强于合作能力，而语言能力更强。

**（二）负面人格的劳动力将被替代**

引入机器人后，企业原岗位的员工面临着失业或是转岗的要求，相对于日常流水线的工作要求，企业更看重员工的积极人格如冒险性和开放性。而负面人格如顺同性更强的员工，则更容易被机器人所替代。

**（三）体力性和重复性工作任务将被替代**

引入机器人后，劳动力面临着工作任务的调整，体力性和程序性工作任务更多地被机器人所替代。而劳动力开始需要面对机器人所不能替代的工作任务环节，即抽象性工作任务，需要员工的随机应变和思维能力。

|  |
| --- |
| 表5 机器换人对劳动力能力与工作任务影响 |
|  | 2017年劳动力能力与工作任务现状 |
|  | 全部样本(d1) | 使用机器人(d2) | 不使用机器人(d3) | 机器换人影响 |
| Mean(std.) | Mean(std.) | Mean(std.) | d3-d2 |
| **1. 认知能力** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
|  语言能力（%） | 8.8(28.4) | 15.3(36.0) | 7.4(26.1) | 7.9 |
|  |  |  |  |  |
| 合作能力(0-4 dummy) | 3.17(1.0) | 3.29(0.9) | 3.14(1.0) | 0.25 |
|  |  |  |  |  |
| 交流能力(0-4 dummy) | 3.15(1.0) | 3.18(1.0) | 3.15(1.0) | 0.03 |
|  |  |  |  |  |
| **2. 非认知能力** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 冒险偏好(0-5 dummy) | 1.82(1.3) | 1.98(1.2) | 1.78(1.3) | 0.20 |
|  |  |  |  |  |
| 开放性人格(0-5 dummy) | 3.15(0.4) | 3.21(0.4) | 3.14(0.4) | 0.07 |
|  |  |  |  |  |
| 顺同性人格(0-5 dummy) | 3.67(0.4) | 3.65(0.4) | 3.67(0.4) | -0.02 |
|  |  |  |  |  |
| **3. 工作任务** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 体力性工作(0-5 dummy) | 2.11(1.2) | 2.10(1.2) | 2.11(30.2) | 0.01 |
|  |  |  |  |  |
| 重复性工作(0-4 dummy) | 2.55(1.0) | 2.43(1.0) | 2.57(1.0) | 0.14 |
|  |  |  |  |  |
| 抽象性工作(0-5 dummy) | 2.52(1.6) | 2.57(1.6) | 2.48(1.6) | 0.09 |

注：根据“中国企业-劳动力匹配调查”（CEES）相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值（mean），括号内数值为标准差。

**五、机器人在不同类型企业对劳动力的差异性影响**

机器人在不同类型所有制企业、市场类型（出口与非出口）企业中，对劳动力的影响存在差异性。同时，机器人对劳动力的替代效应可能因企业年龄和机器人使用时长的变动而发生改变。因此，本部分将在不同企业类型分析的基础上，加入企业年龄以及机器人使用时长，综合考虑机器人对劳动力的差异性影响，结果如表6、7所示。

**（一）外资企业中劳动力的替代效应更显著**

机器人对劳动力的替代效应在外资企业中相比于其他所有制更强，原因是外资企业的业务和发展观念更为先进，因此相对较早地开展机器换人工作。同时，所有制间普遍存在劳动力的替代效应，可以进一步理解为机器人补贴政策的影响。

**（二）出口企业中劳动力的替代效应更显著**

就市场类型分组而言，出口企业的劳动力替代效应高于非出口企业，原因在于出口企业生产不仅面临着本国的生产标准考核，同时也面临着目标国的生产标准，如出口到发达国家市场很可能接受来自第三方的标准核查。机器人的引入，将提高出口产品的质量稳定性和以及有效控制生产周期。因此，机器人在出口企业中的替代效应更强。

**（三）机器人对劳动力的替代效应随企业年龄增强**

基于样本分布，将企业年龄分为2000年以前成立、2000-2010年间成立以及2010年以后成立分组观测发现：机器人换人的影响效应随着企业年龄的增长而加强，2000-2010年间企业的劳动力影响效应相对高于2010年以后成立企业近4.5%；而2000年以前成立的企业的劳动力替代效应高于2000-2010年间成立企业组将近68.2%。

**（四）机器人对劳动力的替代效应随机器人使用时长变动**

通过表6机器人对劳动力替代效应在不同企业年龄的组间差异，进一步推断，该替代效应可能是有机器人应用时间长短所决定。通过对企业首次使用机器人年份进行分组，分为2016-2017年、2011-2015年、2005-2011年和2005年以前四组，目的是考察使用机器人当期以及长期对劳动力替代效应的影响。

通过对总人数的比较发现，在引入机器人当期，由于机器人带来的生产效应显著高于对劳动力的替代效应，因此企业扩张就业规模，机器人对劳动力的增进效应大于替代效应，此时劳动力增速为正。随着使用机器人时间推移，劳动力增进效应减弱，替代效应逐渐加强。劳动力增速经历从机器人引进之初（2016-2017年）正到负的过程，当机器人使用超过10年后（2005年以前），劳动力增速为负，替代效应显著大于增进效应。

进一步地，通过对企业不同岗位的分析，我们发现，虽然总体上劳动力总人数以及中高层、其他管理人员以及生产员工增速都经历着上述随着机器人使用时长而变动的过程（由正到负）。但是像研发人员这类技能性劳动力以及销售人员这类以认知交流能力为主的劳动力增速（一直为正，但是仍逐步缩小），因这两类工作较难被机器人所替代，表明机器人对技能型和非技能型劳动力的替代效应存在非对称性影响。

注：根据“中国企业-劳动力匹配调查”（CEES）相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值（mean），括号内数值为标准差。

|  |
| --- |
| 表6 机器人在不同类型企业对劳动力的影响异质性分析 |
|  | 2015-2017年劳动力年均增速（%） |
|  | 全部样本(e1) | 使用机器人(e2) | 不使用机器人(e3) | 机器换人影响 |
| Mean(std.) | Mean(std.) | Mean(std.) | |e2-e3| |
| **1. 所有制** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 国有(0-1 dummy) | -1.5(13.5) | -1.8(14.2) | -1.4(13.4) | 3.2 |
|  |  |  |  |  |
| 民营(0-1 dummy) | 0.7(14.2) | 4.6(17.8) | 0.3(13.8) | 4.3 |
|  |  |  |  |  |
| 港澳台(0-1 dummy) | -4.7(13.9) | -3.0(7.8) | -5.2(15.0) | 2.2 |
|  |  |  |  |  |
| 外资(0-1 dummy) | 0.9(13.9) | 3.7(14.5) | -0.813.3 | 4.5 |
|  |  |  |  |  |
| **2. 市场类型** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 出口(0-1 dummy) | 0.4(13.9) | 4.0(14.9) | 0.0(13.6) | 4.0 |
|  |  |  |  |  |
| 非出口(0-1 dummy) | -0.1(14.5) | 3.3(17.1) | -0.4(14.2) | 3.7 |
|  |  |  |  |  |
| **3. 企业年龄** |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |
| 2000年以前成立 | -2.3(11.3) | 0.8(9.5) | -2.9(11.5) | 3.7 |
|  |  |  |  |  |
| 2000-2010年间成立 | -1.1(13.2) | 0.8(14.6) | -1.4(12.9) | 2.2 |
|  |  |  |  |  |
| 2010年以后成立 | 4.7(17.7) | 1.6(25.4) | 3.7(16.7) | 2.1 |

注：根据“中国企业-劳动力匹配调查”（CEES）相关指标进行统计整理。括号外数值为平均值（mean），括号内数值为标准差。

|  |
| --- |
| 表7 机器人使用时间对劳动力影响异质性分析 |
|  | 2015-2017年劳动力年均增速（%） |
|  |  2016-2017年 首次采用机器人 | 2011-2015年首次采用机器人 | 2005-2011年首次采用机器人 | 2005年以前首次采用机器人 |
|  Mean (std.) | Mean(std.) | Mean(std.) | Mean(std.) |
| 企业总人数 | 5.3 (20.7) | 2.9(15.9) | 2.6(12.0) | -1.7(13.7) |
|  |  |  |  |  |
| 中高层管理人员 | 1.8(8.5) | 0.10(4.3) | 0.2(4.5) | -1.1(4.1) |
|  |  |  |  |  |
| 其他管理人员 | 2.7(8.6) | 1.2(6.2) | 1.5(5.9) | -0.7(4.0) |
|  |  |  |  |  |
| 研发人员 | 2.7(8.6) | 1.2(6.2) | 1.5(5.9) | 0.4(5.4) |
|  |  |  |  |  |
| 销售人员 | 2.4(14.7) | 1.2(11.1) | 3.6(10.7) | 0.4(7.0) |
|  |  |  |  |  |
| 生产员工 | 2.9(10.9) | 0.5(9.0) | 1.6(7.4) | -0.2(7.7) |

**六、结论**

本文通过综合运用连续三轮中国企业-劳动力匹配调查数据(CEES), 创新地结合机器人使用和员工流动率、人力资本结构跟踪数据，从微观实证角度，就机器人使用对劳动力的差异性替代效应进行了多维度的分析。

本文发现：第一，机器换人的整体影响效应为3.3%，非进口机器人对劳动力的影响效应更强，原因在于非进口机器人在成本和数量上的优势。一方面，机器换人的整体影响效应具有后发优势，后期采用机器人的替代效应更强（四川省、吉林省）。另一方面，由于机器人应用的行业分布所致，相对比劳动力密集型企业，机器换人的整体影响效应在资本和技术密集型行业更强。

第二，机器人对劳动力结构产生显著的替代效应。机器人将替代3.7%的女性劳动力、17.4%的本地户口劳动力、10.0%的初中及以下学历劳动力、8.1%的45岁及以上劳动力。第三，机器人将替代低认知能力和负面人格劳动力。机器人将替代语言能力、交流能力和合作能力较弱的劳动力，以及替代负面人格（协同性）较强的劳动力，而会增加对开放性人格（积极人格）和冒险性较好的劳动力雇佣；另一方面，机器换人改变了工作任务构成。机器人将替代体力性和重复性劳动力，而增加具有抽象性思维劳动力的雇佣。

第三，机器换人现象在外资企业和非出口企业中更为显著。进一步地，通过对企业年龄和机器人首次使用年份分析发现，机器人对劳动力影响效应同时具有增进效应和替代效应的特质。值得注意的是，与现有文献认为采用机器人将对当期劳动力产生替代效应，而长期影响将趋于0的结论不同。实证表明，机器人将对当期劳动力产生显著的增进效应，而随着机器人使用时间增加，机器人对劳动力的增进效应将逐渐转为替代效应，并越过增速为“0”的分界线，显著为负。

参考文献：

程虹，2018：《管理提升了企业劳动生产率吗?——来自中国企业——劳动力匹配调查的经验证据》，《管理世界》第2期。

程虹、陈文津、李唐，2018：《机器人在中国：现状、未来和影响：来自中国企业-劳动力匹配调查（CEES）的经验证据》，《宏观质量研究》第3期。

李唐、董一鸣、王泽宇，2018：《管理效率、质量能力与企业全要素生产率——基于“中国企业-劳动力匹配调查”的实证研究》，《管理世界》第7期。

Acemoglu, D. and P. Restrepo, 2017, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *National Bureau of Economic Research Working Papers (No. w23285).*

Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2018, “The Race between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment”, *American Economic Review*, 108(6), 1488-1542.

Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane, 2003, “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.

Autor, D. H., 2013, “The ‘Task Approach’ to Labor Markets: An Overview”, *Journal for Labor Market Research*, 46(3), 185-199.

Autor, D., 2014, “Polanyi’s Paradox and the Shape of Employment Growth”, *National Bureau of Economic Research Working Papers.*

Autor, D. H., and M. J. Handel, 2013, “Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages”, *Journal of Labor Economics*, 31(22), S59-96.

Autor, D., and D. Dorn, 2013, “The Growth of Low-Skill Service Jobs and The Polarization of The US Labor Market” *American Economic Review*, 103(5), 1553-1597.

Bloom, N., and J. Van Reenen, 2007, “Measuring and Explaining Management Practices across Firms and Countries”, *Quarterly Journal of Economics*, 122 (4), 1351–1408.

Bloom, N., and J. Van Reenen, 2010, “Why Do Management Practices Differ across Firms and Countries”, *Journal of Economic Perspectives*, 24 (1), 203–24.

Bloom, N., R. Sadun, and J. Van Reenen, 2012, “Americans Do IT Better: US Multinationals and the Productivity Miracle”, *American Economic Review*, 102(1), 167-201.

Brambrilla, I., and D. Tortarolo, 2018, “Investment in ICT, Productivity, and Labor Demand:

Ferreyra, M. M., C. Avitabile, J. B. álvarez, F. H. Paz, and S. Urzúa, 2017, *At a Crossroads: Higher Education in Latin America and the Caribbean*, Directions in Development: Human Development Series, Washington, DC: World Bank.

Frey, C. B., and M. A. Osborne, 2017, “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change*, 114(c), 254-80.

Glaeser, E. L., 2018, “Framework for the Changing Nature of Work”, *Working paper, Harvard University, Cambridge, MA*.

Graetz, G., and G., Michaels, 2015, “Robots at Work”, *CEP Discussion Paper No 1335.*

International Federation of Robotics, 2018, “World Robotics 2018”, https://ifr.org/free-downloads/.

Korinek, A., and J. E. Stiglitz, 2017, “Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment”, *National Bureau of Economic Resear*ch (No. w24174).