**附 录**

**正文未报告部分**

**附录1 稳健性检验估计结果**

## 1. 控制遗漏变量

表A1第（1）列报告了控制个体词组测试得分及数学测试得分后的估计结果，第（2）列报告了进一步加入了调查人员对受访者外貌评分及智力水平评分等控制变量后的估计结果。在第（3）列至第（5）列中，逐次对“地区×时间”固定效应、职业固定效应以及个体固定效应进行了控制，以消除其他不可观测因素影响。结果显示人工智能的工资极化效应仍然稳健，对遗漏变量进行控制并未改变基准回归的结论。

表A1 控制遗漏变量和多种固定效应

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 变量 | *income* | | | | |
| (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
| *Susc*×*AI* | -0.182\*\* | -0.181\*\* | -0.180\*\* | -0.188\*\* | -0.139\*\* |
|  | (0.085) | (0.084) | (0.084) | (0.081) | (0.054) |
| *Susc* | 0.131 | 0.128 | 0.117 |  |  |
|  | (0.266) | (0.263) | (0.262) |  |  |
| *AI* | 0.173\*\* | 0.179\*\* |  |  |  |
|  | (0.077) | (0.075) |  |  |  |
| 词汇能力 | 0.003 | 0.000 | 0.000 | -0.001 | -0.005 |
|  | (0.002) | (0.002) | (0.002) | (0.002) | (0.004) |
| 数学能力 | 0.005 | 0.004 | 0.004 | -0.002 | 0.009 |
|  | (0.004) | (0.004) | (0.004) | (0.004) | (0.008) |
| 外貌 |  | 0.044\*\*\* | 0.043\*\*\* | 0.024\*\* | 0.013 |
|  |  | (0.010) | (0.009) | (0.009) | (0.025) |
| 智力水平 |  | 0.075\*\*\* | 0.069\*\*\* | 0.059\*\*\* | 0.010 |
|  |  | (0.018) | (0.017) | (0.015) | (0.022) |
| 常数项 | -4.757 | -5.561 | 1.173\*\*\* | 1.442\*\*\* | 1.547 |
|  | (4.857) | (4.336) | (0.163) | (0.204) | (1.379) |
| 个体控制变量 | YES | YES | YES | YES | YES |
| 地区控制变量 | YES | YES | NO | NO | NO |
| 地区固定效应 | YES | YES | NO | NO | NO |
| 时间固定效应 | YES | YES | NO | NO | NO |
| 地区×时间固定效应 | NO | NO | YES | YES | YES |
| 职业固定效应 | NO | NO | NO | YES | YES |
| 个体固定效应 | NO | NO | NO | NO | YES |
| 样本量 | 28 597 | 28 592 | 28 586 | 28 571 | 14 008 |
| *R*2 | 0.339 | 0.342 | 0.346 | 0.401 | 0.805 |

注：\*\*\*、\*\*、\*分别表示在1%、5%、10%水平下显著；括号内为省级层面的聚类标准误。下同。

## 2. 替换核心解释变量

首先，在职业被人工智能替代概率变量的构造过程中，一个ISCO08代码可能对应多个SOC代码，基准回归中的*Susc*值为这部分SOC代码对应职业的被替代概率均值。为保证结论的稳健性，分别使用多个SOC代码所对应职业中被替代概率的最大值（*Susc\_max*）和最小值（*Susc\_min*）替代原先的核心解释变量进行估计。结果在表A2第（1）和第（2）列中报告，交互项系数仍显著为负值。

其次，将度量地区人工智能发展水平的指标替换成为地区机器人渗透度（*Robot*）。借鉴Acemoglu & Restrepo（2020）研究中的Bartik变量构造方法，将*p*地区*t*年份的机器人渗透度表示为： 。其中，*Rkt*表示全国层面*k*行业在*t*年份的工业机器人使用量，该数据获取自国际机器人联合会（IFR）。为了不引入人工智能发展对各行业就业比例的影响，本文利用2000年的就业数据进行变量构造。*Lk*,00表示2000年全国*k*行业的就业人数，该数据来自World Klems的中国工业生产率数据集（CIP）。*Lkp*,00和*Lp*,00分别表示2000年*p*地区*k*行业的就业人数以及*p*地区的就业总量，这部分数据来源于2000年的全国人口普查。表A2第（3）列报告了替换变量后的估计结果，交互项系数在1%水平上仍显著为负，进一步支持了基准回归的结果。

表A2 替换核心解释变量

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 变量 | *income* | | |
| (1) | (2) | (3) |
| *Susc\_max*×*AI* | -0.206\*\*\* |  |  |
|  | (0.065) |  |  |
| *Susc\_min*×*AI* |  | -0.129\*\* |  |
|  |  | (0.047) |  |
| *Susc*×*Robot* |  |  | -3.462\*\*\* |
|  |  |  | (0.560) |
| *Susc*\_*max* | 0.496\*\* |  |  |
|  | (0.195) |  |  |
| *Susc\_min* |  | 0.330\* |  |
|  |  | (0.184) |  |
| *Susc* |  |  | -0.420\*\*\* |
|  |  |  | (0.098) |
| *AI* | 0.241\*\*\* | 0.155\*\*\* |  |
|  | (0.064) | (0.042) |  |
| *Robot* |  |  | 2.109\*\*\* |
|  |  |  | (0.631) |
| 常数项 | -1.549 | -1.997 | -0.736 |
|  | (3.498) | (3.712) | (4.165) |
| 个体控制变量 | YES | YES | YES |
| 地区控制变量 | YES | YES | YES |
| 地区固定效应 | YES | YES | YES |
| 时间固定效应 | YES | YES | YES |
| 样本量 | 63 126 | 63 126 | 63 126 |
| *R*2 | 0.327 | 0.325 | 0.333 |

## 3. 样本选择问题

表A3第（1）列和第（2）列分别报告了Heckman两步法结果方程和选择方程的估计结果。结果显示，在控制数据非随机缺失的偏误后，基准回归的结果依旧稳健。此外，进一步将当期失业个体的工资收入记为0并纳入研究样本当中，并利用Tobit模型解决收入在零值处断尾可能带来的估计偏误，回归结果分别在表A3第（3）列和第（4）列中报告。以上结果均进一步支持了人工智能冲击助推了工资极化的结论。

表A3 样本选择问题处理

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
| 结果方程 | 选择方程 | 考虑失业个体 | 截尾回归 |
| *Susc*×*AI* | -0.046\*\* |  | -0.221\*\*\* | -0.220\*\*\* |
|  | (0.021) |  | (0.067) | (0.067) |
| *Susc* | 0.493\*\*\* | 0.146\* | 0.417\* | 0.426\* |
|  | (0.148) | (0.082) | (0.235) | (0.234) |
| *AI* | 0.047 | -0.001 | 0.227\*\*\* | 0.222\*\*\* |
|  | (0.089) | (0.033) | (0.059) | (0.058) |
| 常数项 | 15.057\*\* | 6.592\*\* | -1.263 | -1.212 |
|  | (6.434) | (2.846) | (3.644) | (3.564) |
| 个体控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 地区控制变量 | YES | YES | YES | YES |
| 时间固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 地区固定效应 | YES | YES | YES | YES |
| 样本量 | 108 457 | | 64 250 | 64 250 |
| *R*2 |  | | 0.333 | 0.089 |

## 4. 不同被替代概率分位点分组估计

为更细致地刻画人工智能冲击对劳动力市场工资极化的影响，将样本以*Susc*值的每20%分位点为分界点分为五组，并分别估计人工智能冲击对各组劳动者的作用。其中处于0~20%分位点的个体平均年收入为3.62万元，在所有组别中最高；处于20%~40%分位点的个体平均年收入为1.31万元，在所有组别中最低，处于这一分位点区间内的职业多为低收入职业；处于40%~60%、60%~80%和80%~100%分位点的个体平均年收入分别为2.55、2.49及2.65万元，这三个分位点区间涵盖了绝大多数中等收入职业。基于此，构造虚拟变量*Susc2*（*Susc3*、*Susc4*或*Susc5*），当个体所从事职业*Susc*值位于20%~40%（40%~60%、60%~80%或80%~100%）分位点区间内时，将该变量赋值为1，否则0。估计一系列虚拟变量及其与地区人工智能发展水平交乘项对劳动者收入的影响，并将结果报告在表A4当中。结果显示，不论是从事低收入职业的劳动者群体，还是从事被替代可能性较高的中等收入职业劳动者群体，在人工智能技术的冲击下，与高收入群体的工资差距均呈扩大趋势。这与理论分析的结论相一致，进一步印证了人工智能技术的应用可能对中低收入群体的相对收入产生负面影响，推动劳动力市场产生工资极化现象。

表A4 人工智能冲击对不同被替代概率分位点职业劳动者的影响估计

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 变量 | *income* | | |
| (1) | (2) | (3) |
| *Susc2*×*AI* | -0.099\*\*\* | -0.151\*\*\* | -0.139\*\*\* |
|  | (0.027) | (0.027) | (0.026) |
| *Susc3*×*AI* | 0.018 | -0.040\* | -0.031 |
|  | (0.029) | (0.021) | (0.019) |
| *Susc4*×*AI* | -0.148\*\*\* | -0.144\*\*\* | -0.139\*\*\* |
|  | (0.029) | (0.034) | (0.031) |
| *Susc5*×*AI* | -0.094\*\* | -0.102\*\* | -0.100\*\* |
|  | (0.040) | (0.044) | (0.043) |
| *Susc2* | -1.062\*\*\* | 0.017 | -0.049 |
|  | (0.126) | (0.177) | (0.162) |
| *Susc3* | -0.832\*\*\* | -0.220\* | -0.275\*\* |
|  | (0.129) | (0.120) | (0.109) |
| *Susc4* | -0.213\* | 0.284\* | 0.256\* |
|  | (0.114) | (0.162) | (0.145) |
| *Susc5* | -0.414\*\* | 0.067 | 0.058 |
|  | (0.159) | (0.179) | (0.173) |
| *AI* | 0.045 | 0.074 | 0.183\*\*\* |
|  | (0.059) | (0.055) | (0.042) |
| 常数项 | 3.861\*\*\* | 1.996\*\*\* | -1.883 |
|  | (0.303) | (0.290) | (3.619) |
| 个体控制变量 | NO | YES | YES |
| 地区控制变量 | NO | NO | YES |
| 时间固定效应 | YES | YES | YES |
| 地区固定效应 | YES | YES | YES |
| 样本量 | 63 787 | 63 126 | 63 126 |
| *R*2 | 0.232 | 0.330 | 0.332 |

## 5. 剔除部分样本

表A5第（1）列汇报了剔除样本期间内职业发生过变化的个体的回归结果。随着人工智能的发展，自身能力较强的个体可能会采取更换工作的方式避免自身被技术替代，转而从事受数智化冲击程度较低的职业，而这部分高能力个体本身就更易于取得较高的收入增长。如果上述现象存在，那么基准回归可能会高估人工智能的工资极化作用。为排除这一替代性假说，本研究删除了样本期间内职业发生过变化的劳动者个体，重新进行估计。结果表明人工智能的工资极化效应并未被高估，人工智能技术的发展的确加剧了劳动者收入不平等。

表A5第（2）列汇报了剔除拥有第二职业的个体的回归结果。部分劳动者在主要职业之外可能还同时从事其他工作，第二职业的存在使得个体收入受人工智能冲击强度的度量可能具有偏差，影响估计结果的准确性。因此，本研究剔除了在本职工作以外拥有第二职业的个体。结果表明在剔除第二职业影响后，人工智能扩大劳动者收入差距的作用依然稳健。

表A5 子样本回归结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 变量 | *income* | |
| (1) | (2) |
| *Susc*×*AI* | -0.242\*\* | -0.227\*\*\* |
|  | (0.112) | (0.068) |
| *Susc* | 0.200 | 0.402 |
|  | (0.353) | (0.240) |
| *AI* | 0.181\* | 0.221\*\*\* |
|  | (0.092) | (0.060) |
| 常数项 | -3.046 | 0.925 |
|  | (5.783) | (4.030) |
| 个体控制变量 | YES | YES |
| 地区控制变量 | YES | YES |
| 地区固定效应 | YES | YES |
| 时间固定效应 | YES | YES |
| 样本量 | 23 966 | 56 094 |
| *R*2 | 0.363 | 0.352 |

## 6. 考虑人工智能技术的滞后效应

部分人工智能技术从专利申请到在生产过程中应用与推广可能存在一定的周期，因而人工智能专利的申请未必在当年就对劳动者的工资收入产生影响，即以专利申请量衡量的地区人工智能发展水平对劳动力市场的影响可能具有滞后效应。因此，本研究以滞后一期的人工智能专利申请数量（*AI\_lag*）作为地区人工智能发展指标重新对基准模型进行回归，结果见表A6。结果显示交互项的系数恒为负值，再次验证了人工智能对工资极化的推动作用。

表A6 滞后一期回归结果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 变量 | *income* | | |
| (1) | (2) | (3) |
| *Susc*×*AI\_lag* | -0.250\*\*\* | -0.242\*\*\* | -0.236\*\*\* |
|  | (0.068) | (0.069) | (0.065) |
| *Susc* | -0.150 | 0.512\*\* | 0.482\*\* |
|  | (0.250) | (0.251) | (0.234) |
| *AI\_lag* | 0.177\*\* | 0.123\*\* | 0.182\*\*\* |
|  | (0.065) | (0.057) | (0.063) |
| 常数项 | 3.322\*\*\* | 1.887\*\*\* | -2.593 |
|  | (0.330) | (0.296) | (2.989) |
| 个体控制变量 | NO | YES | YES |
| 地区控制变量 | NO | NO | YES |
| 地区固定效应 | YES | YES | YES |
| 时间固定效应 | YES | YES | YES |
| 样本量 | 58 785 | 58 124 | 58 124 |
| *R*2 | 0.206 | 0.319 | 0.321 |

**参考文献**

[1] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188–2244.

**注：该附录是期刊所发表论文的组成部分，同样视为作者公开发表的内容。如研究中使用该附录中的内容，请务必在研究成果上注明引文和下载附件出处**。