

人工智能技术重塑劳动技能需求

——基于在线招聘数据的发现

莫怡青 王安琪 李力行

目录

附录 I 在线招聘据与人口普查数据、工商企业注册数据的对比	2
附录 II 劳动力市场招聘特征与技能需求的演化趋势（2014 - 2024）	4
附录 III 使用大语言模型从政府工作报告中提取人工智能产学研	10
协同政策信息的步骤（详见成瑞林等，2024）	10
附录 IV 回归分析	13
附录 V 计算方法	16

附录 I 在线招聘据与人口普查数据、工商企业注册数据的对比

本附录通过对比前程无忧招聘数据与人口普查和工商企业注册数据这两个具有全国代表性数据中的地区、行业、职业和学历分布，评估招聘数据的代表性和局限性。

图 I1 展示了招聘数据与工商企业注册数据行业分布的对比情况。图中红色柱状条代表各行业的招聘数据，蓝色柱状条则表示工商企业注册数据。横轴为相对比例（%），纵轴列出了不同行业。招聘数据在科技相关行业如“软件和信息技术服务业”以及“科技推广和应用服务业”的占比偏多，而在传统制造业或服务业如“批发业”和“纺织服装行业”等占比偏少。但整体而言，行业分布的排序较为一致。

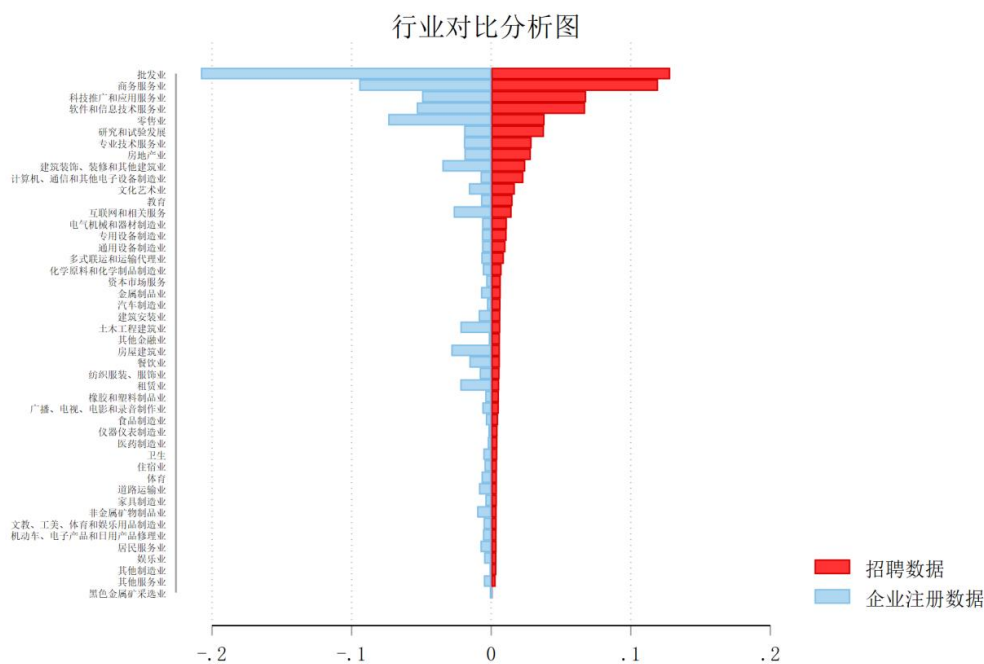


图 I1 行业对比分析

为了更好地将前程无忧数据的职业分布与中国整体职业分布进行对比，本文将 SOC 职业大类代码人工匹配到 2015 年国家标准职业大类代码。图 I2 展示了招聘数据与人口普查数据中职业分布的对比情况。¹招聘数据中占比较高的职业集中在第三产业，并且整体对于个人技能要求较高，如管理、商业和金融以及计算机与软件，更能代表对高学历人群的求职的需求。图 I3 则展示了招聘数据与人口普查数据中学历分布的对比情况，可以看到招聘数据中要求的受教育水平整体高于人口普查的平均情况。

¹ 考虑到人口普查中农林牧渔业占比较大比重，而招聘数据几乎不包含这一职业。统计占比时将人口普查中职业为农林牧渔业的样本删去。

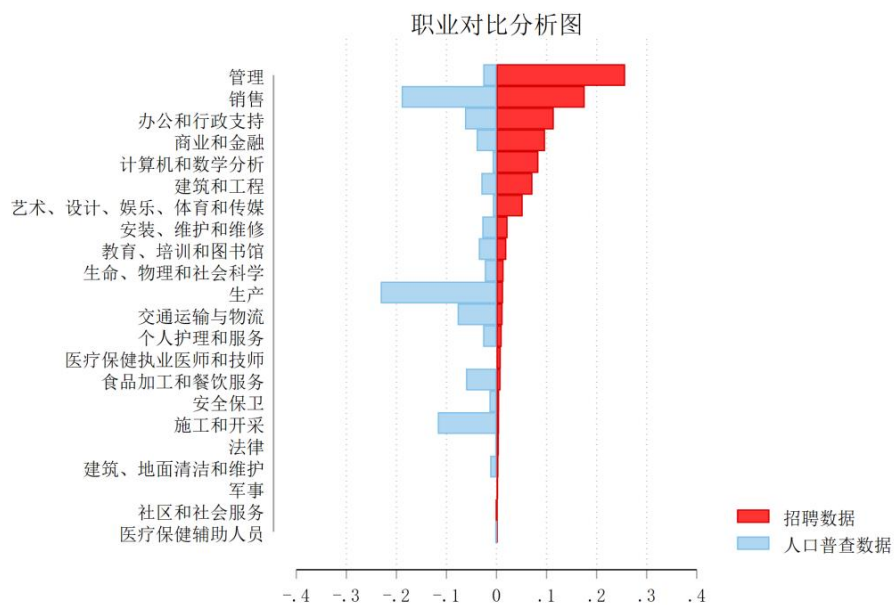


图 12 职业对比分析

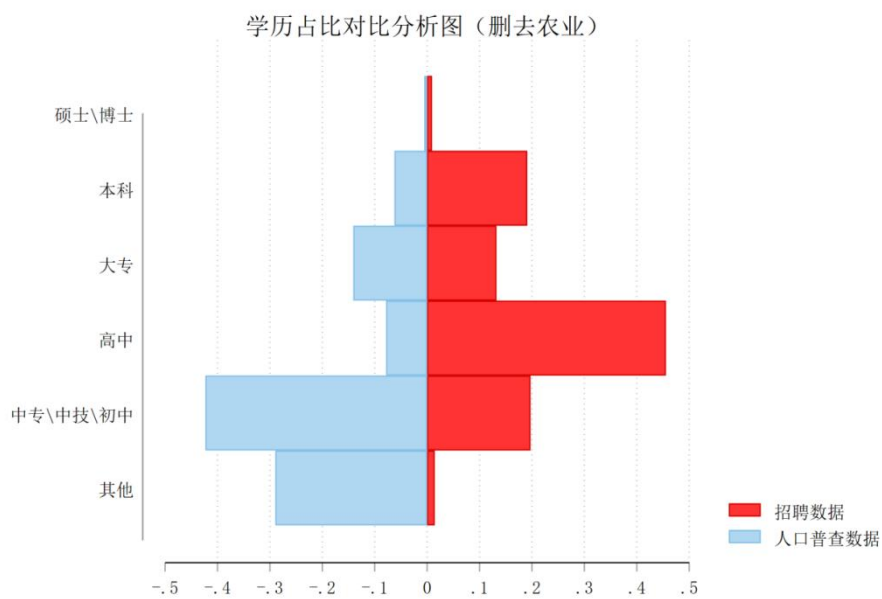


图 13 学历对比分析

附录 II 劳动力市场招聘特征与技能需求的演化趋势（2014 – 2024）

表 II1 技能结构化变量的关键词列表

技能大类	技能类别	关键词/短语
社会能力	社交能力	团队精神/意识，合作精神/意识/能力，人际交往/交际/关系，协调/协作，组织能力，表达能力，沟通/交流，倾听，观察，洽谈，团队/集体荣誉感
	顾客服务能力	顾客，客户关系/服务/客服，销售，售后/售前
	管理能力	管理能力，团队管理，领导力/能力
性格素养	个人性格	热情/活力/活跃/激情/热爱，有志/梦想，开朗/外向/阳光/大方，乐观/自信，亲和力/感染力，细心/细致/细节/仔细/谨慎/条理，准确性/严谨，稳重/可靠/踏实/务实，耐心，好学
	品行操守	诚实/守信/诚信，正直，操守/品行/人品，谦虚，爱心，职业道德
	个人形象	身体健康，形象/气质，五官，声音，口齿清晰/伶俐，甜美，端庄
执行能力	工作能力	执行能力/执行力，计划性，高效/效率高/工作效率，时间管理，自我管理，动手能力
	工作态度	责任心/责任感/担当，吃苦/耐劳，勤奋/努力，上进/进取/企图心/事业心，爱岗/敬业，奋斗/拼搏，态度端正，认真/专注，积极/主动/自主
	心理素质	心理素质/心态，坚韧/毅力/意志力，应变/适应能力，压力/抗压/承压/承受能力
认知能力	认知能力	研究能力，分析能力，解决问题，思考，钻研，逻辑，思维，敏锐/敏捷/敏感，思路清晰，洞察力，判断能力，理解能力，见解，领悟，独立思考，头脑灵活
	创造能力	创造力/能力/精神/意识，创新能力/精神/意识，发明能力/精神/意识，创意，创作，研发，开拓精神
技术能力	办公软件应用能力	办公软件，基本/基础电脑/计算机知识/技能/操作，microsoft，office，wps，word，excel，powerpoint/ppt，outlook
	文字能力	写作，编辑/编写/撰写，文字/文案/公文/文书，书面，起草，文章，会议纪要
	金融专业能力	金融，会计/财务/财会，成本，预算/核算/结算，报表/账务
	数据分析能力	数据/数据表/数据库分析，数据/数据表/数据库管理，数据/数据表/数据库建模，数据/数据表/数据库可视化，数据/数据表/数据库挖掘，数据/数据表/数据库科学，预测分析，预测模型，量化，统计分析
	技术支持能力	电脑/计算机/网页/网站/网络/桌面，安装/维修/修理/维护/鼓掌排除/预设/开发/支持，技术支持

	专业软件应用能力	编程/代码, oracle, sql, javascript, adobe, photoshop/ps, ae, html, http, audition, matlab, sas, spss, stata, cad, c 语言, c\+++, illustrator, ipad, iphone, coreldraw, flash, ajax, android, seo, windows, net, autocad, php, jquery, css, linux, web, app, css
	人工智能应用能力	人工智能(AI), 机器学习, 计算机视觉, 机器视觉, 深度学习, 虚拟代理, 图像识别, 自然语言处理, 语音识别, 模式识别, 目标识别, 神经网络, 监督学习, 非监督学习, 文本挖掘, 支持向量机, 图像处理, Mahout, 推荐系统, 支持向量机(SVM), 随机森林, 大语言模型(LLM), 基座模型, 通用模型, 预训练, 生成式 AI, 生成式, 智能体, AI Agent, 合成数据, 对齐数据, 大规模训练, GPU 推理, 推理优化, 向量数据库, 上下文学习, 检索增强生成.....

表 II 2 展示了企业和职业层面的招聘广告数量和招聘人数统计。在企业层面, 254 万多家企业平均发布过 29 条招聘广告, 招聘人数平均 111 人。在职业层面, 招聘广告的原始标签共包含 1443 类职业, 每个职业平均有 5 万条招聘广告, 招聘人数约为 20 万。

表 II 2 企业层面与职业层面招聘广告与招聘人数的统计

变量	样本量	均值	中位数
企业层面:			
招聘广告数量	2,544,461	28.63	6
招聘人数	2,544,461	110.87	15
职业层面:			
招聘广告数量	1,443	50499.52	11677
招聘人数	1,443	195506.3	28518
收入层面:			
平均收入	27,752,375	108021.7	84000
最小收入	27,752,375	85695.15	72000
最高收入	27,752,375	130348.3	96000

图 II 1 展示了 5 大技能维度及 18 类结构化技能变量之间的相关系数, 表明招聘文本中的技能需求呈现出显著的结构性特征。在技能大类层面, 社会能力与执行能力高正相关 (0.36), 体现出技能需求的互补关系。性格素养与技术能力呈现一定负相关 (-0.11), 说明不同岗位在技能结构上的侧重存在差异。在小类层面, 社交能力、工作态度、心理素质、个人性格及顾客服务能力等非认知类技能之间普遍呈现较高相关性, 形成相对稳定的“软技能组合”; 与此同时, 数据分析能力、专业软件应用能力与人工智能应用能力等技术类技能之间也显著正相关, 表明技术类技能在岗位要求中经常成组出现。值得注意的是, 人工智能技能与上述非认知技能之间的相关性整体较低, 显示其在岗位需求结构中具有较强的专业独立性。

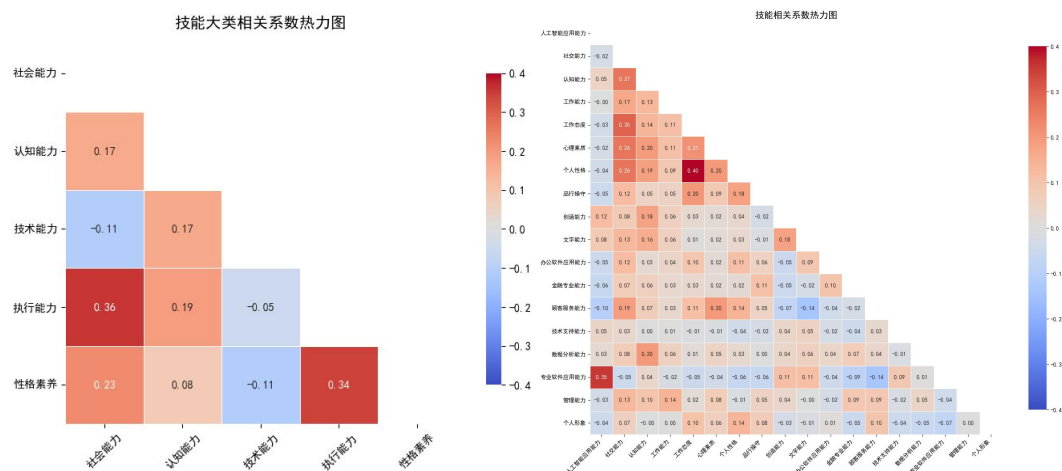


图 11-1 各技能之间相关系数的热力图

图 II 2 展示了招聘数据中工作经验与学历结构的占比随年份的变化趋势。可以看出,从 2017 年后,对求职者提出 2 年及以下工作经验要求的岗位在招聘广告中的占比逐渐下降,3 年以上工作经验要求的占比有所上升,反映出企业对专业技能的需求在增加。类似的,对求职者提出大专及以下教育水平要求的岗位占比在 2017 年后逐年下降,而要求本科学历的岗位占比则逐年上升,体现出企业对学历的要求逐步提高。

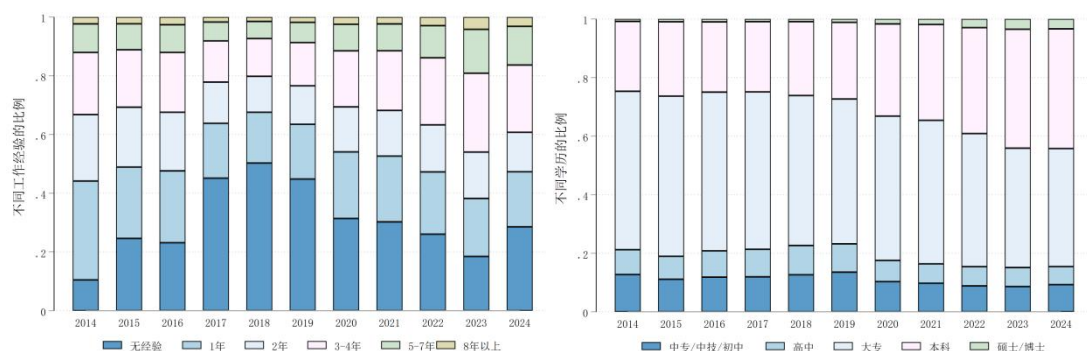


图 11-2 招聘数据中不同工作经验与学历要求的岗位在各年份的占比

图 II 3 展示了包含人工智能应用能力需求的岗位的地区分布情况。地图上的不同颜色代表了各地区人工智能应用能力需求占当地人口数的比重，颜色越深意味着需求越高。从整体分布来看，东部沿海地区呈现出较高的人工智能应用能力需求比重。

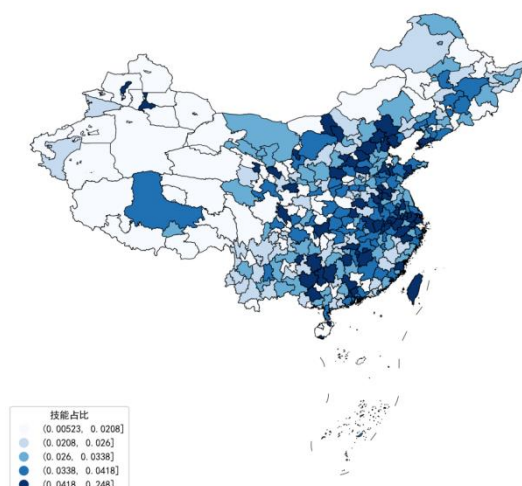


图 II 3 各地区岗位的人工智能应用能力需求占比

图 II 4 展示了 2014 年至 2024 年期间各种技能需求占比的动态变化情况。图 II 4 (a) 显示，以社交能力、认知能力、工作态度、心理素质、个人性格、品行操守、顾客服务能力和个人形象为代表的传统软技能类需求从较高的基准水平逐步下降。例如，社交能力和工作态度在 2014-2019 年的占比超过 60%，个人性格和顾客服务能力占比超过 50%，在 2020-2024 期间都呈现下降趋势。认知能力、心理素质、个人形象、品行操守的占比大致分布在 10%-30% 之间，时间趋势较为稳定。图 II 4 (b) 则表明，技术支持能力、数据分析能力、专业软件应用能力等技术型技能的占比虽然低于 5%，但呈现上升的趋势；管理能力以及金融专业能力的占比在 2016-2020 年间有非常明显的降低，而在 2021-2022 年间有所回升；文字能力的占比在 2017-2019 年间下降，在 2019 年后稳定在 12% 左右；创造能力、工作能力和办公软件应用能力的占比相对稳定，均在 10% 左右。

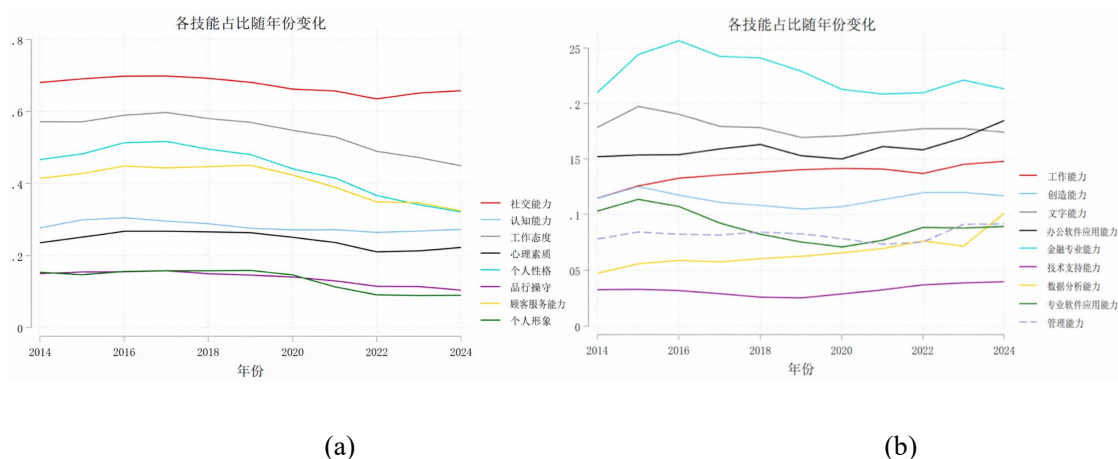


图 II 4 岗位技能需求占比-时间趋势

为了更好地理解技能和工作经验要求以及学历要求的关系，图 II 5 展示了分工作经验和学历要求所统计的技能需求占比。左图显示，工作经验要求较低的岗位（无经验~2 年），其技能需求更强调工作态度、个人性格、心理素质、个人形象和顾客服务能力方面的能力；而

工作经验较高的岗位（3 年以上）则相对更强调认知能力、工作能力、专业软件应用能力、金融专业能力和管理能力。社交技能则显得比较特殊，尽管其在所有技能的需求占比最高，但是在无经验要求的岗位对社交技能的需求最低，而在有 1~2 年工作经验要求的岗位中，社交技能的需求占比相对最高。分学历要求来看，有硕士/博士学历要求的岗位对人工智能应用能力、创造能力、文字能力和专业软件应用能力的需求显著更高；要求高中到本科之前学历的岗位相对更强调社交技能，而对工作态度、个人性格、心理素质、个人形象的需求在较低学历要求岗位中则相对更高。

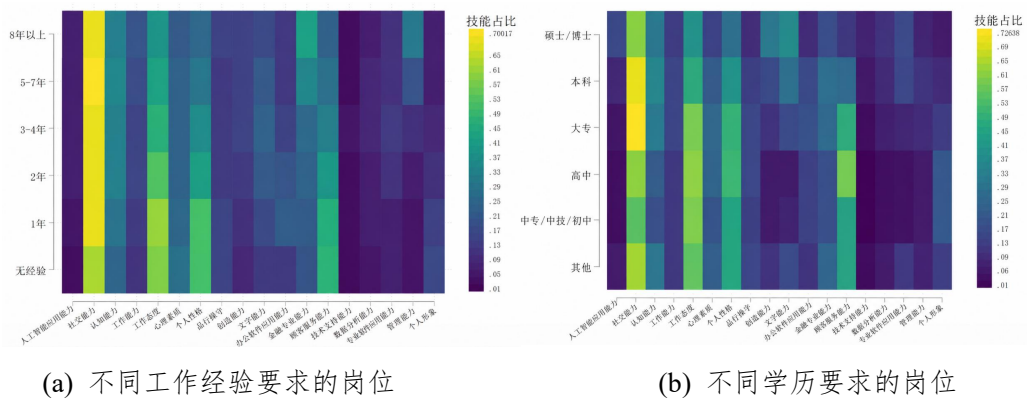


图 11-5 岗位技能需求占比-按工作经验和学历要求分类

随后，本文依据 Felten 等（2017）的 AI 职业暴露度²，选取了暴露度较高和较低的共 30 个典型职业，计算了招聘广告中不同职业对各种技能需求占比。图 11-6（a）展示了低暴露组的职业（如普工、房地产中介、餐饮服务员工等）的技能需求，显示出这些职业对个人性格、工作态度、顾客服务能力等技能的要求较高，而在数据处理能力、认知能力等方面要求较低，表明这些职业较多使用服务型技能。图 11-6（b）展示了高暴露组的职业（如数据分析师、投资顾问、财务助理等）的技能需求，显示出这些职业对社交能力、心理素质、办公软件应用能力、数据处理能力和认知技能的要求相对更高。可见，AI 暴露指数较高的职业需要更多的用到技术能力和认知复杂度较高的技能。

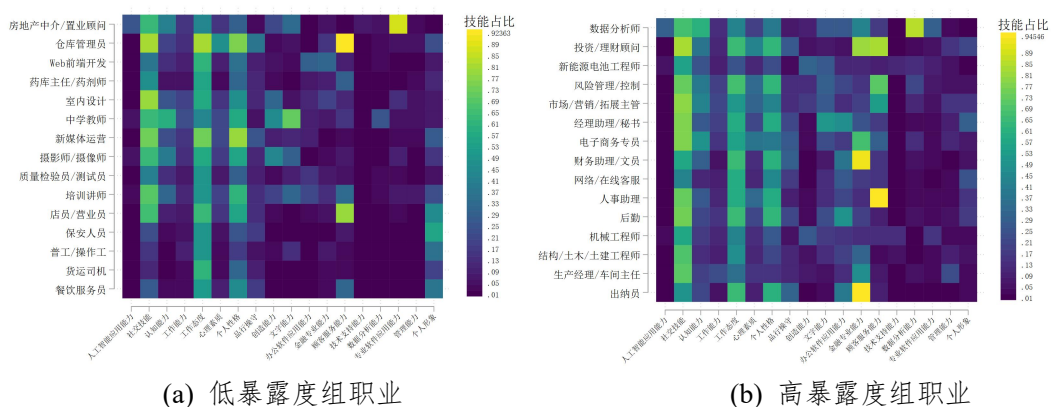


图 11-6 岗位技能需求占比-按职业的 AI 暴露度分类

² Felten 等（2017）构建的 AI 职业暴露指数（AI Occupational Exposure，或称为暴露度）是衡量某一职业受人工智能技术影响程度的指标。研究首先选取了 10 种常见 AI 应用（如图像识别、语言建模等），并利用众包数据（如 Mechanical Turk 调查）评估这些应用与 ONET 数据库中 52 种职业能力的关联强度。然后，依据职业能力的重要性和普遍性评分，对能力暴露度进行加权汇总，生成职业层面的 AI 暴露得分。最后，为控制职业定义的广度差异，指数对职业能力的整体权重进行了调整，从而得出职业在 AI 影响下的相对暴露程度。

图 II 7 展示了不同薪资区间在各类技能内部的占比情况。年薪区间根据全样本岗位工资分布的 25%、50% 和 75% 分位点划分为低薪、中低薪、中高薪和高薪四个层级。技能分布呈现明显的薪资分层特征：高薪岗位集中于技术型和高认知技能，包括人工智能应用能力（下称 AI 技能）、专业软件应用能力和技术支持能力，以及创造能力、认知能力和管理能力，这反映出高薪岗位对技术应用与复杂认知能力的双重要求。相对而言，低薪岗位以通用技能为主，包括办公软件应用能力、工作态度、个人性格、品行操守和个人形象等，体现出这类岗位对基础规范能力的依赖。

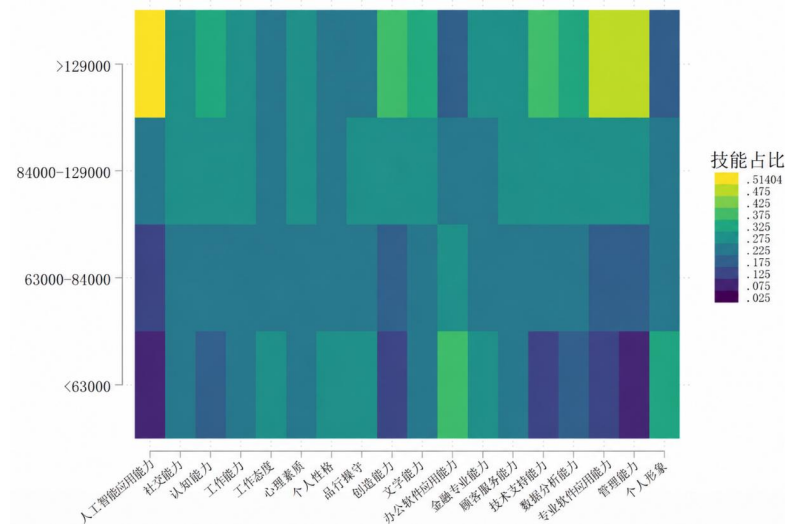
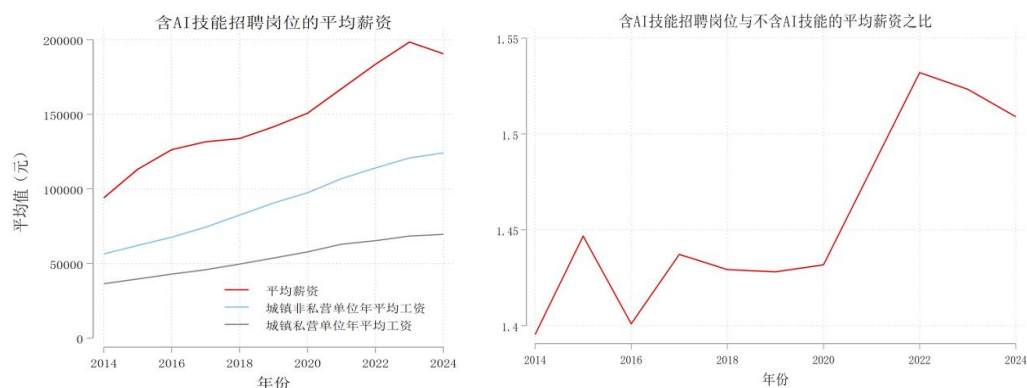


图 II 7 岗位技能需求占比-按薪资层级分类

图 II 8 展示了包含 AI 技能的岗位的工资溢价及其动态变化。图 II 8 (a) 对比了含 AI 技能岗位与社会年平均工资水平。2014-2024 年间，包含 AI 技能的岗位平均薪资始终高于城镇非私营和私营单位平均水平，且差距逐步扩大，显示出 AI 技能稳定且持续增强的收入优势。图 II 8 (b) 显示，AI 技能岗位平均薪资约为非 AI 岗位的 1.4-1.5 倍，这一溢价在 2020 年后明显上升并于 2022 年达到峰值。



(a) 含 AI 技能的招聘岗位的薪资 (b) 含 AI 技能与不含 AI 技能的招聘岗位平均薪资之比

图 II 8 岗位薪资随年份的变化趋势

附录 III 使用大语言模型从政府工作报告中提取人工智能产学研协同政策信息的步骤（详见成瑞林等，2024）

1. 使用大语言模型从政府工作报告中提取人工智能产学研协同政策信息的步骤

步骤1：文本预处理

摘录政府工作报告中包含以下关键词的文段：“大数据|智慧|智能|云计算|云服务|上云|云平台|大脑|芯片”。并将文段作为基本单位，输入大语言模型进行判断。

步骤2：模型选择与提示词调试

（1）提示词步骤与一般原则：

A 为大语言模型赋予身份以及判断过程。你是一个有能力的仔细的阅读者，请简要地一步一步思考，一次性给我所有答案。B 提出要求，判断语料与输出格式。请根据<我的要求>判断<材料>是否符合条件，简单用中文说明理由，然后返回True（推断有可能）or False（没有相关内容）。C 提供小样本判断示例。

示例1（示例不属于材料，只是给你做示范）：``充分发挥泰山智能制造研究院、泰安市产业技术创新研究院作用``，回复：1.找到关键词泰山智能制造研究院。2.泰山智能制造研究院和人工智能科研机构相关，符合条件之一。3.返回True。

示例2（示例不属于材料，只是给你做示范）：``袁河医院与李兰娟院士领衔的树兰集团签订合作协议,市妇幼保健院扩建``回复：1.找到关键词李兰娟院士。2.虽然有人才引进，但不明确李兰娟院士和人工智能是否相关。3.返回False。

示例3（示例不属于材料，只是给你做示范）：``加快智慧平安小区、慧眼工程建设``，回复：1.找到相关词智慧平安小区。2.智慧平安小区不属于科研机构或人才引进范畴。3.返回False。

示例4（示例不属于材料，只是给你做示范）：``和南京大学合作发展智能产业``，回复：1.找到相关词南京大学和智能产业。2.和人工智能与科研机构均相关，符合条件之一。3.返回True。

（2）小样本测试与模型选择

将随机抽取的小样本与提示词一起输入不同的大模型，并对大模型返回的结果进行人工判读。依据人工判读的结果，选择在小样本上准确率最高的大模型。具体的，本文选择了Mixtral-8x7B多专家模型。确定模型后，再对提示词进行微调与优化，确保微调后的输出结果在小样本上判断的准确度超过95%后，部署至全样本进行识别。

步骤3：批量输入提示词并获取输出内容，加总至地级市层面

在批量获得输出结果后，本文仅保留了那些被判断属于“今年工作计划”的文段，并加总至地级市-年份层面。对于“是否提出了促进人工智能产业产学研协同政策”变量，如果*i*市在*t*年的至少有1段文本*k*中被判断为1，则*i*市在*t*年该变量的值则为1，否则为0。

2. 大语言模型预测能力检验

大语言模型在文段层面取得了良好的预测效果。首先，在 **Temperature** 参数设置为 0 的情况下，大模型具有良好的内部一致性。我们在所有结果中再次随机抽取了 1% 的小样本，输入完全相同的提示词，与大模型又重新分别进行了两轮对话。这里将前述用于构建本文核心自变量时返回的结果称为第一轮对话结果。后面分别称为第二轮和第三轮对话结果。第二轮对话和第三轮对话中，对 188 个文段中是否包含“地方政府人工智能类产学研协同政策”的判断与已有判断完全一致。这里可以用后面两轮对话获得的结果与全样本对话获得的结果计算两轮结果之间的简单 Kappa 系数。简单 Kappa 系数公式为 $K = (P_A - P_e) / (1 - P_e)$ ，其中 P_A 为观察到的一致性概率，用“观察到的判断一致的频数/总样本数”来度量， P_e 为两次判断的偶然一致性概率。由于第二轮、第三轮对话返回的判断结果完全相同，因此与第一轮对话结果的 Kappa 系数均为 1。本文设计的提示词框架于大语言模型在结果返回上具有良好的内部一致性。

表 III 1 第二轮与第一轮对话的一致性情况

	第一轮对话（1%随机抽样）		合计
第二轮对话	+	-	
+	10	0	10
-	0	178	178
合计	10	178	188

其次，从返回结果的准确性而言，现有研究通常基于混淆矩阵对二分类分类器模型的表现进行评估，如表 III 2 所示。

表 III 2 混淆矩阵定义

真实值\预测值	预测为 1（positive）	预测为 0（negative）
实际为 1（positive）	真阳性 (true positive, TP)	假阴性 (false negative, FN)
实际为 0（negative）	假阳性 (false positive, FP)	真阴性 (true negative, TN)

这些指标包括准确率（Accuracy），计算公式为 $Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$ ，反映模型的整体分类准确程度；精确率（Precision），计算公式为 $Precision = TP / (TP + FP)$ ，反映模型预测为阳性（positive）的样本中正确的比例；召回率（Recall），计算公式为 $Recall = TP / (TP + FN)$ ，反映实际阳性（positive）的样本中，被准确预测的比例；F1 则为精确率和召回率的调和平均数 $F1 = 1 / (1/2 (1/Precision + 1/Recall)) = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall) = 2TP / (2TP + FP + FN)$ 。用于综合评价阳性样本的相关表现。

为了验证模型分类的精准程度，本文再次随机抽取了 1% 小样本，通过仔细人工判读，对模型的准确性进行了评估，在小样本中，准确率达到 98%，精确率达到 80%，召回率达到 89%，F1 为 84%。这一表现与已有文献的结果接近（例如，金星晔等（2024）利用 ERNIE

大语言模型对企业数字化转型分类结果的表现，准确率约 90%，精准率约 80%，召回率约 70%，F1 约 75%）。因此，本文采用的提示词与大语言模型取得了良好的分类结果。

本文仅保留了那些被判断属于“今年工作计划”的文段，并加总至城市-年份层面。对于“是否提出了促进人工智能产业产学研协同政策”变量，如果 i 市在 t 年的至少有 1 段文本 k 中被判断为 1，则 i 市在 t 年该变量的值则为 1，否则为 0。

本文未采用对判断值进行线性加总的主要考虑是希望避免由于不同城市、不同年份政府工作报告文风的差异导致的测量误差。例如，假设如 i 市与 m 市在 t 年采用了完全一致的人工智能支持政策， i 市政府工作报告的文风相对简练，而 m 市政府工作报告文风相对冗长，这会 m 市在 t 年提到人工智能相关的文段数量远大于 i 市，如果采用线性加总的方式则会得到 m 市人工智能政策支持力度大于 i 市的测量结果。

最终得到了城市 i 在 t 年“是否提出了促进人工智能产业产学研协同政策”虚拟变量的值。

附录 IV 回归分析

1. 产业政策

成瑞林等（2024）发现，针对人工智能产业发展，地方政府工作报告文本通常包含了以下几类措施：（1）产学研协同。政府鼓励高校、科研院所与企业共建人工智能研究平台、实验室或产业技术创新中心，推动基础研究与应用开发的结合。（2）基础设施建设。涉及关键技术平台和支撑体系的布局，提升人工智能研发与应用能力。（3）产业集群建设。通过鼓励地方政府、高校与龙头企业形成创新联盟或协作网络，促进人工智能产业链上下游协同发展，增强区域内产业资源的集聚效应与规模优势。（4）人工智能改造传统产业。通过设立专项资金、示范工程以及智能制造、智慧城市等试点项目，推动人工智能技术在制造业、教育、医疗等传统行业中的融合应用与转型升级。其中，产学研协同政策不同于传统的以政府补贴改变要素价格为特征的产业政策，而是通过发挥政府的协调作用来解决外部性、协同失效等产业发展中的常见问题，对资源配置的扭曲较小，对人工智能技术创新有显著促进作用。在表IV1中，我们也提取了政府工作报告中关于人工智能基础设施、产业集群、人工智能改造传统行业这几方面的政策信息，作为替代的解释变量。回归结果表明，各类政策与AI技能需求之间均存在不同程度的正向关联。

表IV1 城市层面不同类型产业政策对AI技能需求的影响

产业政策：	(1) 基础设施	(2) 产业集群	(3) 人工智能改造传统行业
Panel A: Y=有AI技能需求的招聘广告数量			
Policy _{ct}	207.5** (85.13)	368.7** (177.1)	232.3** (103.2)
因变量均值	819.56	819.56	819.56
Panel B: Y=有AI技能需求的公司数量			
Policy _{ct}	19.40* (10.44)	30.18** (14.57)	21.77* (12.68)
因变量均值	55.75	55.75	55.75
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是

注：Panel A 和 Panel B 的因变量分别为有AI技能需求的广告数量和公司数量。（1）-（3）列的解释变量分别是城市政府工作报告中提取的关于人工智能基础设施、产业集群、人工智能改造传统行业三类产业政策的虚拟变量。控制变量为城市GDP（对数）、人口（对数）和第三产业占比。固定效应为城市层面和时间层面。括号内报告了聚类到城市层面的标准误。***p<0.01，**p<0.05，*p<0.1。

2. 城市层面劳动力结构调整

在识别多样性变化之后，本文进一步关注劳动力结构调整的具体方向，回归模型设定如下：

$$Y_{ict} = \alpha_0 + \alpha_1 Policy_{ct} \times Z_{it} + \alpha_2 Policy_{ct} + \theta x_{ct} + \mu_c + \gamma_t + \delta_i + \epsilon_{ct}$$

其中，被解释变量 Y_{ict} 表示职业/行业*i*在城市*c*年份*t*的招聘广告数量占比， Z_{it} 为刻画职业/行业与人工智能关联程度的指标，其他变量与式（1）相同。交叉项系数用于衡量政策实施后，AI关联程度更高的职业/行业在城市招聘结构中的占比是否上升。

在具体设定中， Z_{it} 分别采用三种度量方式：

AI高相关虚拟变量：依据各职业/行业中招聘AI技能比例，将位于前25%分位的定义

为高相关；

AI 互补性得分：借鉴 Pizzinelli（2023）的方法，在职业层面结合 O*NET 数据库与招聘数据，选取反映社会责任、工作环境、沟通需求和决策复杂度等 12 项工作情境变量，并与 AI 技能维度合成六个指标，经标准化处理后构建职业层面的 AI 互补性得分³；

数字经济行业虚拟变量：依据《数字经济及其核心产业统计分类（2021）》将行业划分为数字经济相关与非相关类别。

表 IV2 报告了人工智能产业政策对劳动力结构调整方向的估计结果。第（1）、（2）列以 AI 高相关职业和行业为划分标准，结果显示政策实施后，AI 高相关职业和行业在总体招聘结构中的占比显著上升。结合样本均值来看，职业层面占比相对提升约 37%，行业层面占比相对提升约 38%，表明政策对招聘结构的影响具有较强的经济显著性。第

（3）、（4）列进一步采用连续型 AI 互补性指标以及数字经济行业分类进行度量。结果显示，政策显著提高了 AI 互补程度更高职业的招聘占比，相对提升幅度约为 40%；同时，数字经济相关行业的占比也显著上升，增幅约为 13%。这一结果说明，政策推动的不仅是 AI 技能需求规模的扩张，更体现为招聘结构向与人工智能协同程度更高、数字化特征更强的职业和行业集中。

表 IV2 人工智能产业政策对城市劳动力结构调整方向的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
	职业占比	行业占比	职业占比	行业占比
$Policy_{ct} \times AI$ 高相关	0.00259*** (0.000271)	0.00226*** (0.000302)		
$Policy_{ct} \times AI$ 互补职业			0.00227*** (0.000423)	
$Policy_{ct} \times$ 数字经济行业				0.00063*** (0.000235)
控制变量	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是
因变量均值	0.007	0.006	0.007	0.006
样本量	441,361	414,678	460,732	421,647

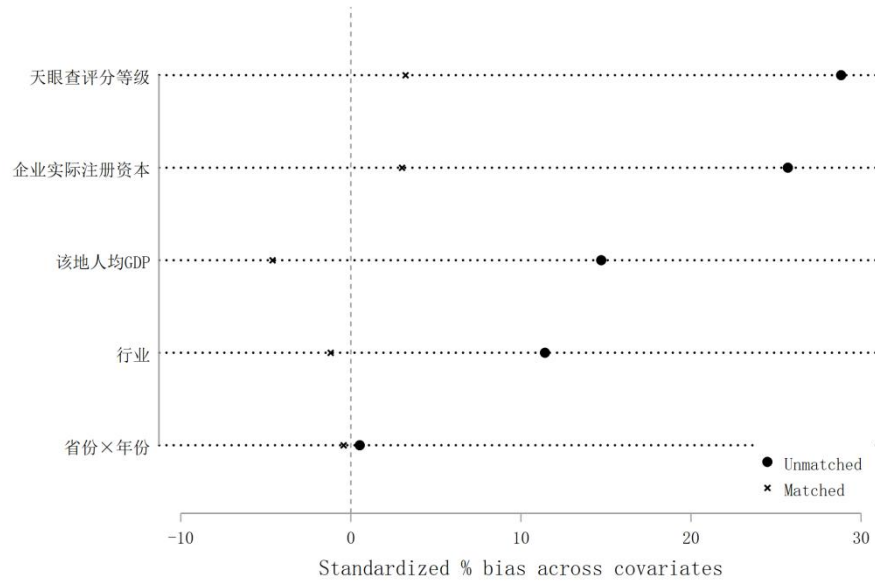
注：第（1）列因变量为各职业占比，第（2）列因变量为各行业占比。解释变量为该职业（行业）是否招聘较多的 AI 技能（分位数占前 25%）与政策变量的交乘项，控制变量为城市 GDP（对数）、人口（对数）和第三产业占比。固定效应为城市层面和时间层面。括号内报告了聚类到城市层面的标准误。*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

3. 企业层面回归分析-倾向得分匹配

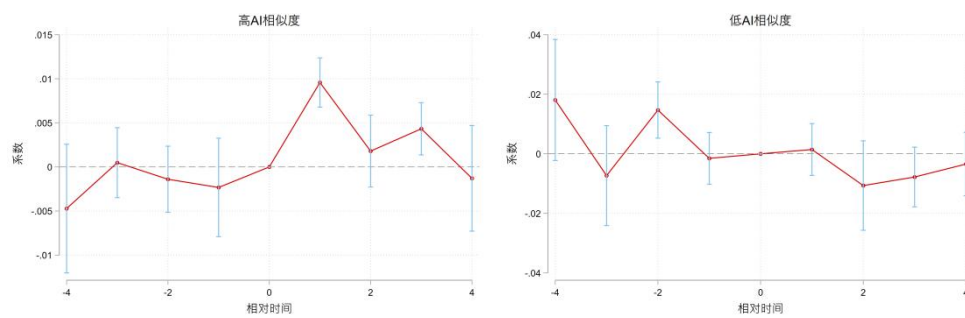
以企业首次发布包含 AI 技能的招聘广告的时间作为解释变量存在内生性问题，在缺乏其他识别策略的前提下，本文采用倾向得分匹配法来缓解这一问题⁴。我们将样本分为招聘过 AI 技能的和从未招聘过的企业，根据企业实际注册资本和记载企业工商登记的天眼查网站对企业的评分等级变量，利用 Logit 回归获得倾向得分值，构造距离函数进行匹配。匹配后的处理组和控制组在可观测变量上具有相同的分布。

³ 具体构建方法见附录 V。

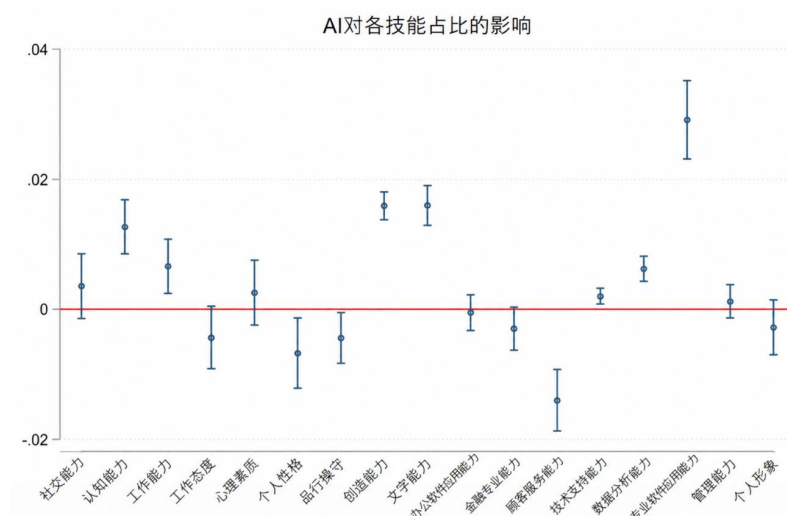
⁴ 为了防止不稳定的企业进出的干扰，本部分回归将样本限制在 2016-2022 年均有招聘的公司。见附录 IV 中图 IV1。



图IV1 倾向匹配得分对比



图IV2 企业采用人工智能技术后招聘技能需求的动态效应



图IV3 人工智能技术采用对每种细分技能类型占比的影响估计

附录 V 计算方法

1.多样性的计算

本研究采用熵指数来度量多样性，因其具有可分解性，能将总体多样性分解为不同层次的部分。其中计算公式如下：

基础设定：将所有小类职业（行业） (i) 归类到唯一的大类 (S_g) 中 $((g=1,...,G))$ 。计算大类的就业份额 (P_g) ，即将其下所有小类职业（行业）的份额 (p_i) 相加：

$$P_g = \sum_{i \in S_g} p_i$$

（1）无关多样性：计算大类职业（行业）层面的熵，指不同大类之间的多样化程度。它衡量的是技术或知识关联度低的、截然不同的行业组合。

$$UV = \sum_{g=1}^G P_g \log_2 \left(\frac{1}{P_g} \right)$$

（2）相关多样性：计算每个大类内部的熵，再以该大类的就业份额 (P_g) 为权重进行加总，指同一大类内部各细分职业（行业）的多样化程度。它衡量的是技术上或知识上相关的行业组合。

$$H_g = \sum_{i \in S_g} \frac{p_i}{P_g} \log_2 \left(\frac{P_g}{p_i} \right)$$

$$RV = \sum_{g=1}^G P_g \cdot H_g$$

（3）总多样性（隐含）：根据熵的可分解性，基于小类职业（行业）计算的总熵（Total Variety, TV）等于 UV 与 RV 之和：TV = UV + RV

2.互补性指标（θ）的构建方法

本文使用 O*NET 职业信息网络数据库，与 Felten et al. (2021) 的 AIOE 指标来源一致。从数据库选取 11 项工作背景变量和 1 项技能变量，共组成 6 个互补性维度。将 6 个维度的标准化值等权加总，得到每个职业的互补性得分，得分越高，表示该职业与 AI 的互补潜力越大，被替代的风险越低。

维度	包含的 O*NET 变量	理由
沟通	面对面交流、公开演讲	涉及复杂人际互动、共情和适应性的沟通任务短期内难以被 AI 完全复制，社会规范也可能要求保留人类在这些情境中的角色。
责任	对结果负责、对他人健康负责	涉及重大问责和伦理决策的任务需要人类监督和判断，AI 更可能以辅助角色出现。
工作环境	是否经常在户外、与他人身体接近程度	需要高度环境适应性和感官敏锐度的角色，其所需的灵活性很难被编码进机器，人机协作的可能性更大。

维度	包含的 O*NET 变量	理由
决策	错误后果、决策自由度、决策频率	在后果严重、决策复杂的领域，人类判断至关重要，AI 可作为提供数据和降低错误的辅助工具。
常规性	自动化程度、结构化与非结构化工作	高度结构化、常规化的任务更容易被技术替代。AI 的发展可能延续这一趋势，而非结构化工作则更需要人类创造力。
技能	AI 技能	如果某一职业在招聘中更频繁要求 AI 相关技能，说明该职业已经开始将 AI 工具纳入日常工作流程，劳动者需要具备理解、使用、评估和整合 AI 输出的能力。此时 AI 更可能作为提升劳动生产率的辅助性工具，而非直接替代劳动者。

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附录下载出处。