arXiv:2304.05251v1 [econ.GN] 11 Apr 2023

将工作复杂性和技能映射为工资

SabrinaAufiero[1, 2], **GiordanoDeMarzo**[1,3,4,5], **Angelica Sbardella**[3*]，以及 **Andrea Zaccaria**[6,3]

[1]萨皮恩扎大学物理系，“Sapienza”，P.le A. Moro, 2, I-00185 罗马，意大利`伦敦大学学院计算机科学系，66-72 Gower St, London WC1E 6EA，英国[2]恩里科·费米研究中心，Piazza del Viminale, 1, I-00184 罗马，意大利。[3]维也纳复杂性科学中心，Josefstaedter Strasse 39, 1080，维也纳，奥地利。[4]Sapienza高等研究学院，“Sapienza”，P.le A. Moro, 2, I-00185 罗马，意大利[5]复杂系统研究所 (ISC) - 国家研究委员会，Sapienza分部，P.le A. Moro, 2, I-00185 罗马，意大利。[6]angelica.sbardella@cref.it*

摘要

我们使用算法和基于网络的工具，构建并分析连接工作岗位及其所需技能的二部网络。我们利用统计验证网络，对工作岗位与技能之间的相关性进行量化和表示。使用 Fitness and Complexity算法，我们计算工作岗位的基于技能的复杂性。该指标与工作岗位的平均工资、抽象性和非例行性等级呈正相关。此外，相干工作——定义为需要密切相关技能的工作——平均工资较低。我们发现，薪资可能并不总是反映一份工作的内在价值，而是反映其他可能与其技能构成没有直接关系的工资决定动态。我们的研究结果为政策制定者、雇主和个人提供了有价值的信息，有助于他们更好地理解劳动力市场的动态，并就职业发展作出明智决策。

介绍

本文通过构建工作网络和技能网络，分析美国劳动力市场的结构与相关性，并探讨单个职业的工资与其基于技能的一致性和适应度之间的关系。我们的实证策略依托于近期关于经济复杂性（EC）的文献。具体而言，我们利用i）经济适应度与复杂性算法[1] 来计算工作的适应度和技能的复杂度；以及ii）Saracco等人提出的方法[2] 来验证二部网络投影，并构建技能网络和工作网络。

从一开始，经济复杂性（EC）主要关注基于全球贸易网络中比较优势模式的增长预测；如今，经济复杂性研究的范围和分析对象都已拓宽。该领域日益关注不同的经济维度，尤其是地方或国家层面的创新系统[3–6]，并特别重视绿色技术潜力[7–11]以及国家或地区的科学产出[12–14]。此外，不同研究还通过经济复杂性视角考察劳动力市场：从利用部门就业和/或工资[16–19] 构建的经济复杂性指数（ECI）[15] 和经济适应度[1] 测度，到将经济复杂度测度与微观层面的劳动力市场结果[20]，、工资不平等[18]，、劳动生产率[21],以及对低技能服务工作岗位的需求[22]联系起来。

经济复杂性研究的起始实证工具通常是二部网络：在此，我们关注从职业信息网络（O*NET）数据集中获得的技能—职业网络。具体而言，我们借鉴 Teece等人在开创性研究中提出的相关性和一致性度量[23] -该研究考察了企业绩效与企业活动组合内部一致性之间的关系-，基于每个工作岗位的职业技能要求构建工作连贯性度量。此外，我们以近期关于产品空间的研究[24,25] 为基础，尤其是名为产品演进网络的统计验证方法（[26–28]；但另请参见[29] ，该研究提出了一种基于机器学习的多产品非线性方法）。这些研究利用出口数据，通过国际贸易网络中共同出口的统计显著模式来衡量产品的相关性，并认为能够成功出口某种产品的国家已经发展出一组能力，或能够重新组合既有能力，从而实现向相关商品的多样化。我们采用产品演进网络方法，因为相较于以往的研究[25]，它具有两个主要优势：第一，它是动态的，因为它明确将时间纳入考量，比较的是存在时间延迟的共现，而非同时发生的共现；第二，它使用适当的零模型对每条连边进行筛选，因此仅考虑统计显著的连边[30]。共现的统计显著性是一个关键问题，因为连边的存在本身本身可能并不具有信息价值，也可能仅仅是由于某种产品的普遍性，或某个国家/地区的多样化（此处指工作岗位和技能的程度）。具体而言，

在[27,28,30], 在本贡献中，我们使用二部配置模型[231–33]这一最大熵零模型，对网络连接进行统计验证。

通过考察行业、产品或技术的专业化概况，可以在国家和地方层面发现相关多样化模式的证据，这凸显了不同类型能力之间的互补性。越来越多的文献建立在类似方法之上，用于探讨各种情境下相关性与一致性的不同维度，以及知识溢出，例如工业部门（如[34–36]）；多产品企业旗下工厂的活动（如[23]）；技术组合（如[4]、[37–40]）；还通过近期引入的多部网络，将经济活动的不同层次联系起来，例如技术组合、出口产品与科学活动[28], 、绿色与非绿色知识基础[41]，或生产[42],。我们的分析还与 Neffke 和 Henning[43] 提出的技能相关性概念密切相关。他们将问题置于企业的资源基础观框架[44], 之中，通过考察跨企业的劳动力流动，分析了行业间的技能联系，并强调了人力资本在预测企业多样化战略中的关键作用。Hartmann 等人[45] 利用巴西各行业中的共现关系构建了一个工作网络，而[46]则通过统计大都市地区中的共现关系，定义了一个类似的网络。Landman 等人[47] 利用技能相关性研究了爱尔兰各地区在大衰退前后的行业间溢出效应；而在[48] 中，作者聚焦于英国以及劳动力网络中的高阶互动，识别出具有重叠技能的行业集群。Alabdulkareem 等人[49] 利用职业中的共现关系定义了一个技能网络，并将所得拓扑结构与工作极化联系起来，即低技能劳动者被困在该网络的低工资区域。此外，我们的研究还与 Farinha 等人[50], 相关，他们利用任务、技能和共同区位定义了工作相关性的三个不同维度，并研究了这些维度对美国城市就业与职业结构中退出和进入动态的影响。具体而言，他们关于技能相似性的概念与我们的技能一致性度量较为接近；然而，我们关注的是工作的内在特征，而非地方劳动力市场，并且两者在度量的定义和统计验证方面存在差异。Farinha 等人基于[51]，利用 O*NET 工作活动定义了工作相似性度量；而我们既不关注地理维度，也不考察就业水平，而是旨在探索不受就业水平影响的工作内在特征。我们采用 O*NET 技能，设计了不同的数字化判据，并使用基于熵的零模型来评估网络中连接的统计显著性。此外，我们基于每项工作的技能集合，而非地方劳动力市场的结构，定义了工作经济适应度度量，并考察其与工资之间的关系。

我们的分析受到若干尚待解决的问题和潜在应用的启发。经验证据表明，相关产业之间的人力资本流动性更高，因为企业会利用相似的技能[43,52,53]；因此，除其他因素外，劳动力流动显著受到人力资本要求相似性的驱动。我们将关注重点从产业层面的多样化转向职业与技能视角，提出一种与 Neffke 和 Henning 提出的技能相关性概念相互补充的视角。我们并非通过考察劳动力流动来预测产业多样化，而是构建了一个原则上能够依据技能相似性预测劳动者在不同工作岗位之间流动的框架。此外，我们还从结构性决定因素的角度探讨职业工资，定义基于技能的工作连贯性与适配度度量，研究不同职业之间的相关性，考察更复杂或更连贯的技能组合是否对应更高工资，以及我们的工作适配度度量能否有效揭示抽象型／手工型、常规型／非常规型工作与工资的关系。

我们的工作适配度度量基于这样一种理念：复杂工作需要多种复杂技能。我们认为，与非常宽泛的抽象型／体力型技能和常规型／非常规型任务分类相比，这种评估能够更细致地揭示职业的性质；根据主流经济学共识，这些宽泛分类能够充分体现工作的复杂程度。关于劳动力市场极化和偏向常规任务的技术变革，影响深远的文献普遍认为，技术变革往往会取代常规任务中的人类劳动——也就是能够编码为有限步骤、并且易于自动化的认知或体力任务——因此，信息与通信技术成本的下降对从事常规任务的中等技能劳动力造成了不利影响[54–57]。这些趋势使从事非常规服务的非熟练劳动力，以及从事抽象或创造性任务、并受益于信息与通信技术的熟练劳动力的需求均有所增长[58–61]。然而，正如[50], 所指出的，这也与经济复杂性方法所追求的细粒度分析高度一致：每个职业类别都可能混合了这些不同的宽泛类别。各职业的技能要求和任务构成可能会随时间或空间而变化[62,63], ，因为技术发展或采用程度的差异可能导致同一职业的工作内容因具体情境而异。因此，如果职业内部具体的任务与技能组合并非固定不变，那么劳动力市场极化度量及其推论的可靠性就值得质疑。例如，[64], 提出了与工作极化相悖的证据，发现同一职业内部的不同任务在劳动者层面存在显著异质性；[65], 则发现，劳动力需求的根本驱动因素是社会技能，而非较高的技能禀赋或单纯的工作非常规性。这种聚合且带有技术决定论色彩的观点，只关注人类劳动与自动化劳动之间的可替代程度，以及高度聚合的工作分类体系／类别／分类法，可能也无法纳入生产线中蕴含的隐性知识；这些知识未必与编码化技能组合相关，也可能无法体现权力关系[66,67] 以及社会和

制度[68–70] 工作组织中的因素。在这一视角下，我们对工作连贯性的评估提供了一种新工具，可以量化工作所需技能彼此之间的相似程度。总而言之，经济复杂性方法提供了互补且可替代的工具，用以捕捉这些不同维度，更细致、更精确地审视每项工作的复杂度、构成该工作的技能集合之间的关联，以及这些因素如何映射到工资上。

结果

在本节中，我们展示了将经济复杂性（EC）方法论中的不同工具应用于从O*NET数据集（www.onetcenter.org）获得的技能—职业二部网络所得的结果。该数据库在方法部分中有完整描述，使我们能够定义邻接矩阵 **M**，其元素 M_{js} 如果技能 s 与工作j 相关，则等于1，否则为 0。报告了 68 种不同的技能类型，而工作岗位数量取决于聚合等级。具体而言，我们采用两类职业类别：所谓的广泛职业，共包含431 个不同的工作岗位；以及小类，包含95 个工作类别。初步数据处理方法和技能—职业网络的构建详见下文的方法部分。

技能与工作进阶网络

相关性和一致性的概念最初由 Teece 等人提出，用于研究企业—行业网络。[23]他们的目的是：i）通过统计不同企业的产品共现情况，重构并量化各行业之间可能存在的能力重叠；ii）使用这一行业间相关性（或相似性）度量，评估企业的生产一致性。正如引言中所述，在 EC 框架中，人们采用类似的方法，通过衡量产品在各国家出口篮子中的共现情况，来评估产品之间的相关性[71]，并构建一个产品网络，该网络称为产品空间[25]。请注意，在 EC 文献中，相似性 一词表示起始二部网络中同一集合的两个节点（例如，两种产品）之间的亲和性，而相关性通常指属于不同集合的节点（例如，一个国家和一种产品）之间的关系[29]。在这里，我们无需区分这两个概念，因此会交替使用这两个术语。为了量化技能对与工作岗位对之间的相关性，并构建相应的网络，我们采用产品演进网络方法[5,26,27],，该方法还可以对最终网络中的连边进行统计验证。我们方法的基本思想是：如果大量工作岗位都要求具备两种技能，那么这两种技能就相关（例如，我们的研究结果表明，机械技能 与设备维护，或故障排除 与质量控制分析 的共现频率高于随机情况下的频率）。同理，如果两个工作岗位有大量相同的技能要求，那么它们就相关。按照 Zaccaria 等人提出的方法[26],，为考虑邻接矩阵的嵌套结构[72],，我们根据工作多样性$d_j = \sum_s M_{js}$和技能普遍性$u_s = \sum_j M_{js}$对这些简单的共现次数进行归一化处理。具体而言，我们计算：

$$B^{Jobs}_{jj'} = \frac{1}{\max(d_j, d_{j'})} \sum_s \frac{M_{js} M_{j's}}{u_s}. \tag{1}$$

作为工作 j 与工作 j' 之间相关性的衡量指标，以及：

$$B^{Skills}_{ss'} = \frac{1}{\max(u_s, u_{s'})} \sum_j \frac{M_{js} M_{js'}}{d_j} \tag{2}$$

作为衡量技能之间 和技能 之间′相关性的指标。
由邻接矩阵 $\mathbf{B}^{Skills}$ 和 $\mathbf{B}^{Jobs}$定义的所得网络几乎完全连通（实际上所有可能的边都存在），并且可能包含虚假链接，如国家—产品案例[73]中所观察到的那样。 因此，为确保只考虑工作与技能之间有意义的连接并过滤掉虚假链接，需要采用统计验证程序，例如 Saracco 等人基于节点异质性提出的验证程序[2],。 与标准化程序一样，其基本思想是，某条链接可能仅仅因为一个共同出现的工作具有高度多样化，或一个共同出现的技能具有高度普遍性而存在；该验证程序正是为避免这些情况而设计的。 关于验证策略的更多细节请参见方法部分。

由此得到的工作网络如图 1所示，其中节点代表工作岗位，连接由经归一化和经统计验证的技能共现给出。

直观而言，在这种表示方式中，共享技能数量相对较多（即依赖相似人类能力）的工作岗位，在网络中的位置会彼此接近；而在用零模型筛除经验共现后，彼此接近意味着劳动者从某个工作岗位转到相邻工作岗位、进而改变职业的概率相对较高。因此，通过观察该网络，我们可以根据共同的基础技能，追踪转向新职业的最可行路径。例如，所需投入相似的工作岗位包括食品准备与供应主管和厨师与食品准备人员，以及农业和渔业与狩猎。

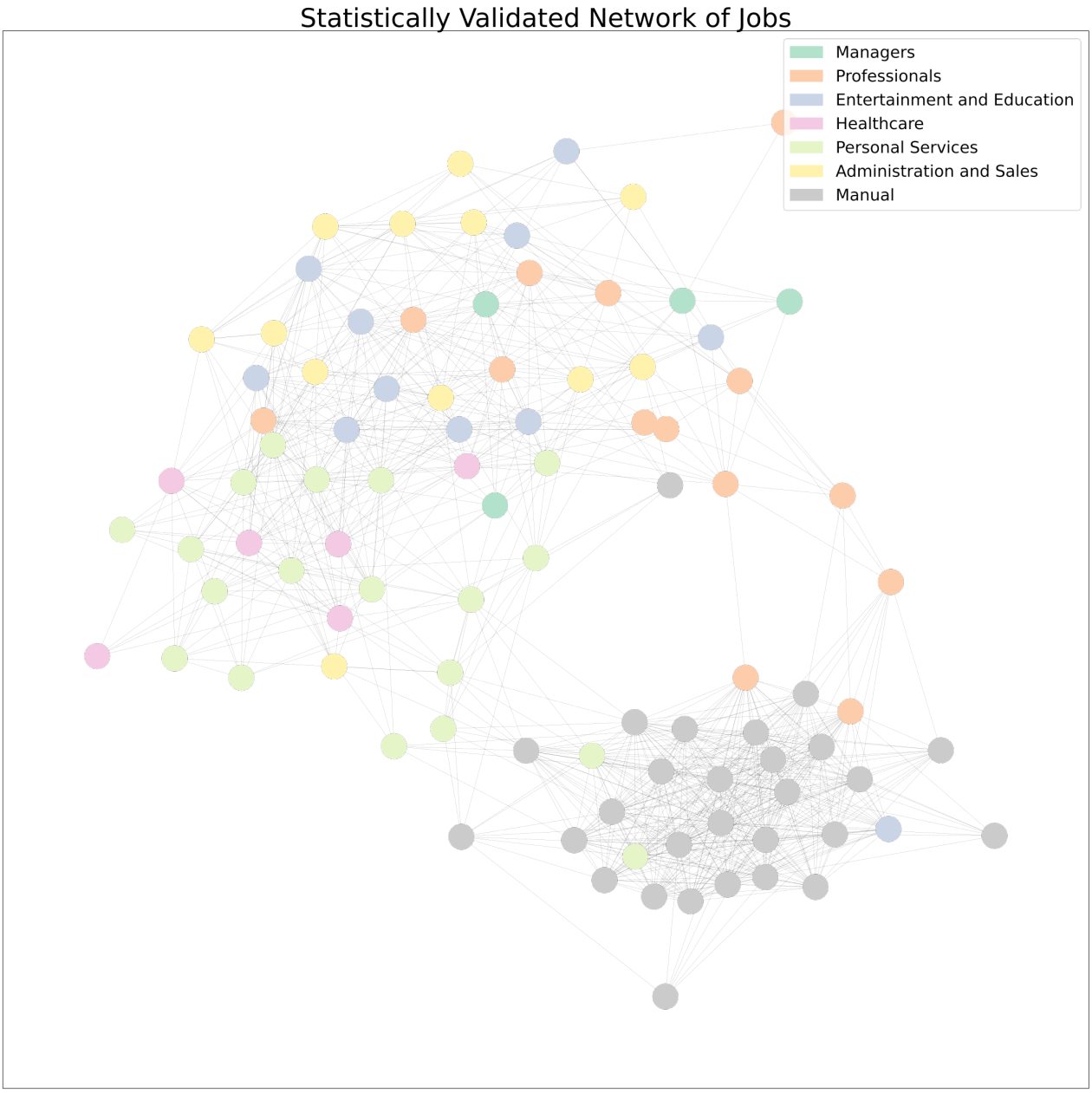


图 1. 统计验证的工作网络。每个节点代表一种职业，节点之间的连线由技能的标准化重叠度确定。由此形成一个技术/体力工作岗位簇，而抽象职业似乎分布在网络其余部分的各处。

我们注意到，O*NET 提供了一种分层的工作岗位分类，但该分类与我们的网络结构并不对应。图 1 中的颜色对应于通过汇总 O*NET 主要组所获得的七个宏观职业类别：管理人员、专业人员、娱乐与教育、医疗保健、个人服务、行政与销售，以及体力职业。正如图中所示，出现了两个明显分离的集群：第一个位于右下角，涵盖体力职业；第二个位于左上角，密集连接着不同的高技能和低技能工作岗位，范围从管理和专业工作岗位到教育、医疗保健和个人服务，而不论这些工作岗位在分类中的位置如何，节点的颜色分布充分体现了这一点。这表明，以技能共现衡量的工作岗位相关性提供了不同且互补的信息。事实上，O*NET 分类更多地反映最终的职业要求和工作者属性，而我们的方法则更加关注工作岗位的 构成与技能之间的关联：与经济复杂性文献的观点一致，我们在这里将技能理解为人类能力，即执行一项工作岗位所必需的、构成基础并彼此连接的组成单元。

更具体地说，在右下角我们发现了一个高度互联的集群，几乎由数据集中出现的所有手工/技术类工作岗位组成，从建筑相关职业到渔业和狩猎职业。这些类型的工作岗位共享许多技能（例如 生产与加工、建筑与施工、机械、设备选型、运行监控），因此从一种工作岗位转到另一种可能相对容易；然而，正如图中所示，它们也与其他高技能服务类职业和更抽象的工作岗位相互隔离，凸显了工作岗位格局中的明显二分现象；除少数外部节点外，离开该集群的可能性很低。在上方集群的左侧，粉色区域中，我们发现了医疗保健职业——例如，它们的共同技能包括 治疗与咨询、客户与个人服务和心理学。上方集群的顶部则是行政与销售职业——以黄色表示，其特点是具备行政与管理、教育与培训和经济学与会计技能——以及管理类和专业类职业（分别以绿色和橙色表示），它们共享行政与管理、经济学与会计、销售与营销、批判性思维和学习策略技能。食品准备及服务——以黄绿色表示的个人服务——更加孤立，这表明由于其在一组在其他地方很难派上用场的技能上具有高度专业化，再培训的可能性较低。这个工作网络可以构成规划再培训和投资策略的路线图，以克服技能过时问题，帮助劳动者更容易地转向连贯的新职业，并促进旨在培养跨领域、非特定任务能力的在职培训，尤其是抽象（认知和数字）技能培训，从而缩小两个明显相互脱节的工作岗位集群之间的差距。

接下来，为了更好地理解每个职业在网络中所发挥的作用以及集群之间可能存在的联系，我们量化了工作岗位的中介中心性。这是一种中心性度量，用于计算网络中所有工作岗位对之间的最短路径数量，并显示那些作为桥梁、连接不同职业集群的工作岗位节点具有较高得分。具体而言，在我们的网络中，我们观察到两组具有较高中介中心性的工作岗位，第一组（位于图的右侧）由科学类职业组成——计算机职业、物理科学家、工程师——其共同技能包括物理学、编程、数学和复杂问题解决。第二组（位于图的左侧）则包括手工和技术类职业——机动车操作员、厨师与食品准备人员 以及防护技术员——其共同技能包括公共安全与安保、法律与政府、电信和监控 。

在图 2 中，我们表示了技能网络，其中节点的颜色反映了 O*NET 的技能与知识分类；如果有大量工作岗位同时要求两项技能，则这两项技能彼此接近。例如，相关性很高的技能包括：机械 和 设备维护；设备选型 和 运行监控；或 故障排除 和质量控制分析。需要注意的是，在构建技能网络时，我们发现技能之间的相关性高度依赖于 $\mathbf{B}^{Skills}$ 职业分类。在较低的聚合等级下（小类，包含 95 个职业类别），大量不相关的技能会同时出现，仅仅是因为工作定义非常宽泛。这会导致技能之间形成实际上不太可能相关的联系，例如医学与牙科 和 法律与政府，或 食品生产和 经济学与会计。为避免这种情况并消除这一噪声来源，在计算 $\mathbf{B}^{Skills}$时，我们使用最详细的职业分类（详细职业，包含 873 个职业类别）。这一行为类似于产品相关性中观察到的现象：与国家层面相比，产品相关性确实在企业层面得到了更好的追踪[73]。

同样，在图 2 所示的技能网络中，我们检测到两个显著的集群。第一个位于网络的右上角，与工业生产流程相关，主要由跨职能技术技能（棕色）、科学技能（紫色）以及工程与技术技能（绿色）组成——这些技能几乎全部集中在该集群中，唯一的例外是 计算机与电子。第二个集群位于图的左下角。它比第一个集群包含更多技能，密集地连接着一组更加抽象的技能。它涵盖了 O*NET 中出现的所有基础技能（黄色）以及所有艺术与人文学科技能（橙色），同时还包含相当一部分跨职能技术技能、科学技能和医疗服务技能。商业与管理技能（红色），例如销售与营销，以及 行政与管理，客户关怀与个人服务 连同 电信 似乎都与两个集群形成了紧密的连接网络，因此在某种程度上充当了连接二者的纽带。更具体地说，构成第一个科学技术集群的技能范围

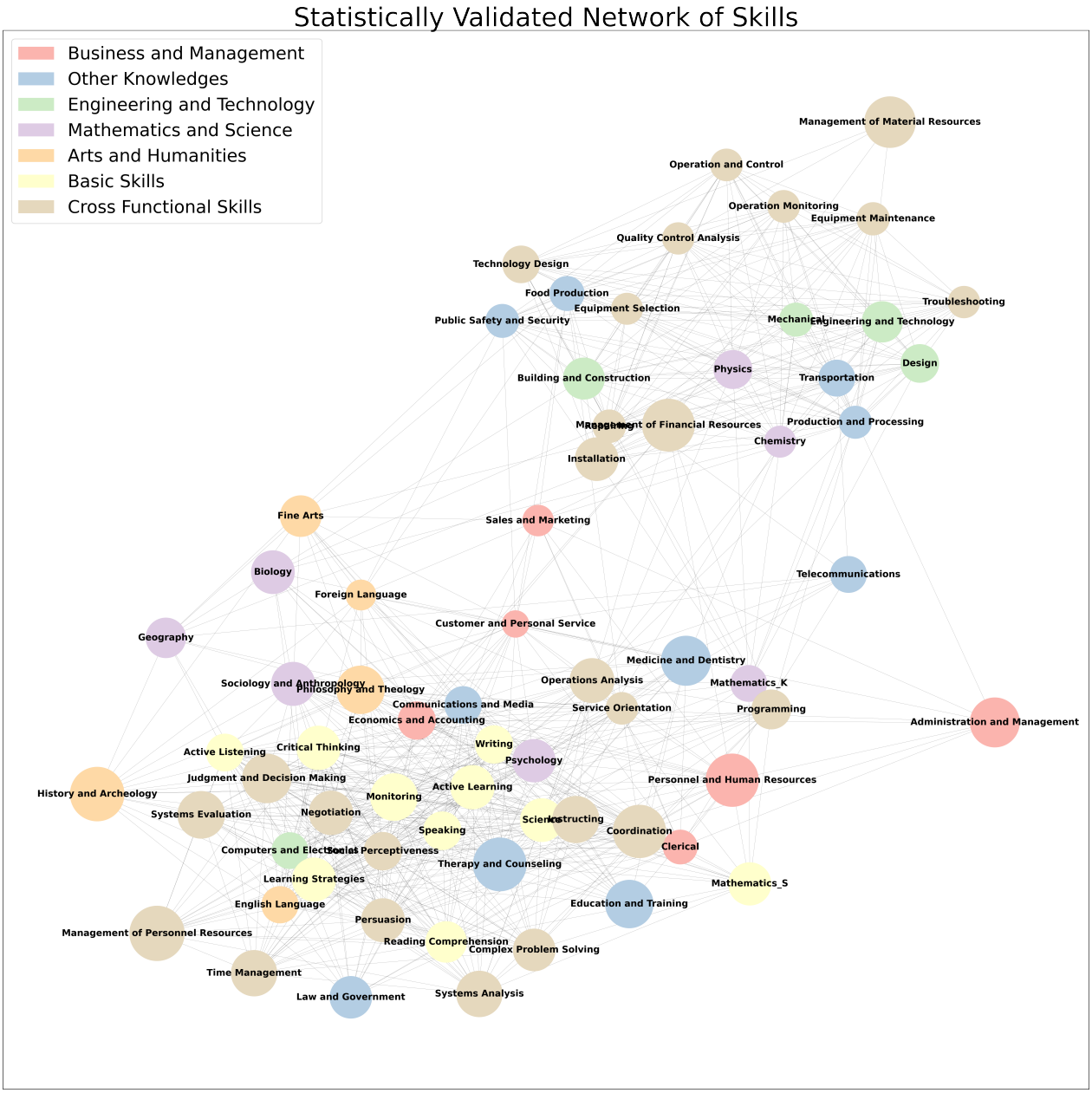


图 2。经过统计验证的技能网络。每个节点代表一项技能，连线表示技能在不同工作岗位中的归一化共现。科学和技术技能主要集中在上方集群，与位于下方集群的人文和沟通技能基本相互独立。

从基础科学技能（如物理学 ——该技能位于核心位置，与集群中几乎所有其他节点都有联系——、化学）到高技能技术能力（如技术设计、工程与技术），再到较低技能的技术能力（如安装、建筑施工、机械、设备选型、设备维护、操作与控制 等）。相比之下，抽象集群则呈现出基础能力的组合（例如口语表达、写作、批判性思维 和数学知识），这些能力主要位于集群的核心，并与不同的跨职能技能相结合（例如社会洞察力、决策、解决问题 和协调）。这两类技能似乎是各种专业职业所需不同技能的关键输入，涵盖所有艺术与人文学科、某些医疗服务（如医学与牙科 和治疗与咨询）、心理学、心理学、生物学和地理学等科学领域，以及教育、法律和传播相关知识。如上所述，在计算机与电子 中，只有这一项技术技能与第一个集群相互独立；有趣的是，它与所有基础技能以及第二个集群中大量的横向技能都有密集联系。这凸显了被归入同一类别的技能之间存在的潜在差异，也突出了表面上互不相关的能力集合之间同样存在互补性。因此，我们的方法不仅能够评估工作之间是否存在基于技能的相关性，还可以量化衡量技能之间原本难以察觉的联系程度，从而有望推动培训或再培训策略设计方面的新发展与应用。

工作岗位的复杂度、一致性与工资

本节将讨论一种基于工作岗位技能构成来评估其复杂度的算法。我们将这一指标称为工作适配度，并通过应用经济适应度与复杂度（EFC）指标来计算该指标。Tacchella 等人最初将该指标用于国家—产品二部网络。[1], 随后，我们将其应用于 O*NET 数据。构建这一版本的适应度指标，其基本理念是：需要多样化技能组合的工作岗位——既包括复杂技能，也包括基础技能——比只需要少数基础技能的工作岗位具有更高的适应度。高适配度工作岗位应当需要广泛的人类能力组合；正如下文所示，这一点只在相应工资中得到部分体现。

我们利用 EFC 算法的两个耦合迭代方程，根据技能复杂度计算工作岗位的适应度，反之亦然，从而定义工作适配度和技能复杂度。根据适应度方程，需要多种复杂技能的工作岗位适应度较高。相比之下，定义技能复杂度的方程并非线性方程。事实上，高适配度工作岗位既需要复杂技能，也需要基础技能。因此，要判断一项技能是否复杂，关键信息来自低适配度工作岗位的技能构成。如果某个工作岗位对人类能力的要求较低，我们预计其相关技能都是基础技能。因此，如果低适配度工作岗位需要某项技能，那么该技能的复杂度就较低。关于算法数学构造及其收敛性质的更多细节，请参见方法部分。用公式表示，EFC 算法定义如下：

$$F_j^{(n)} = \sum_s M_{js} Q_s^{(n-1)} \qquad Q_s^{(n)} = \frac{1}{\sum_j M_{js} \frac{1}{F_j^{(n-1)}}} \tag{3}$$

其中，F_j 是工作j的适应度，Q_s 是技能s的复杂度，而n 是该算法的迭代次数。此映射的不动点不依赖于初始条件[74]，且具有非平凡的收敛性质，相关内容将在[75]中探讨。

由这一 EFC 算法公式得出的工作适配度排名印证了我们的直觉：高适配度职业需要大量复杂技能。在适配度排名靠前的工作岗位中，我们发现了管理人员和高层管理人员、维修和防护服务职业主管，以及建筑师和生命科学家。相比之下，低适配度工作包括食品准备及相关服务人员、娱乐服务人员、财务文员、个人形象和行政支持人员。遵循[76] 针对国家产品光谱提出的图形表示方法（将各国的出口商品按照各自的复杂度绘制出来），我们可以构建一幅工作岗位技能光谱，以便轻松直观地展示工作岗位的技能指纹。这种图形可视化类似于[77] 材料科学中的光谱分析：每种材料都可以通过其发射的电磁辐射光谱加以独特识别。例如，在图3中，我们展示了一个高适配度工作岗位高层管理人员（深绿色）与一个低适配度工作岗位食品准备及服务（浅绿色）的技能分布，即它们的技能光谱。横轴上的技能按复杂度递增排列，例如，质量控制分析、客户与个人服务和设备选型属于低复杂度技能，而治疗与咨询、协调和财务资源管理属于高复杂度技能。纵轴表示 O*NET（见方法部分）中针对各项具体工作岗位记录的技能重要性。请注意，在 O*NET 中，重要性为 1 表示技能掌握程度最低。在我们的例子中，对于所选的两个职业，各项低复杂度技能的重要性都非常相近；从图3左侧两条曲线呈现的一致趋势即可看出这一点。转向

横轴上复杂度中等、尤其是复杂度较高的技能时，我们会观察到两条曲线之间的差异逐渐扩大；复杂技能似乎是造成这两个工作岗位在适配度排名中位置不同的主要因素。

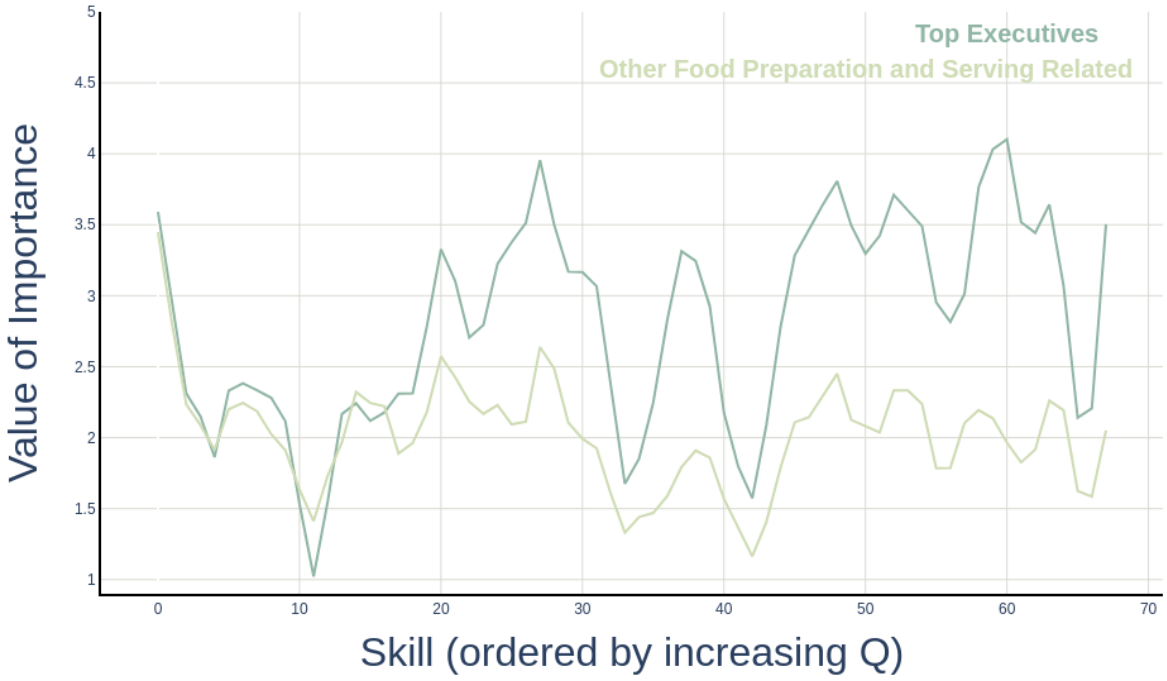


图3。 工作岗位的技能光谱。适应度最低的工作岗位以浅绿色表示，需要不同的技能，但这些技能的重要性等级较低。相比之下，适应度最高的工作岗位——深绿色的高层管理人员——不仅依赖更多的复杂技能，而且这些技能也表现出较高的重要性值。

超越抽象型与手工型职业，或常规职业与非常规职业之间简单的二分法，我们的细粒度方法或许能为技能与工资之间的关系提供新的洞见。因此，在图4 中，我们考察工作岗位的适应度（按技能复杂度加权的多样化计算）与工资水平之间的关联——其中，每个散点图中的点代表一个属于 O*NET 广泛职业类别的工作岗位。

从图中可以观察到适应度与工资之间存在显著但非线性的相关性，这表明劳动力市场并不总是会奖励技能构成多样且复杂的职业。在低和中等适应度等级下，两者的关系总体上呈正相关：技能要求越高，平均工资也越高。不过，这一正向趋势也存在值得注意的偏离，尤其是在工资分布的两端。首先，尽管占比不大，仍有一部分低适配度工作局限于低工资区域；生产或建筑类工作（图中分别以深灰色和浅灰色表示）的年平均工资相近，尽管其适应度分布各异——例如，洗衣及干洗工人年薪为 26600 美元，而电厂操作员、配电员和调度员年薪为 86720 美元。其次，对于适应度最高的职业，我们发现工作复杂度、技能构成与工资之间的脱钩现象要强烈得多。图中右侧的点呈垂直分布，代表适应度水平相近但工资范围较广且均较高的工作岗位，这表明极高工资背后可能存在不同且相对独立于技能的工资决定机制。图中高层管理人员（绿色）的高工资溢价尤为明显：管理人员的技能概况通常彼此相似，因此适应度也与大多数商业和金融职业相近——这些职业大多集中在年薪 60000 至 80000 美元的范围内。然而，管理人员不仅工资更高，在工作适配度相近时，其职业内部的工资差异也更大；极端案例包括年薪 61000 美元的餐饮服务经理，以及年薪 158100 美元的工程经理。与关于高收入者的研究[78]，，尤其是关于高层管理人员或金融职业的研究[79]，一致，薪酬最高的经理（首席执行官，年薪 197840 美元）与薪酬最低的经理（餐饮服务经理）之间的工资比为 3.2；薪酬最高的经理与总体薪酬最低的职业（快餐店及柜台服务员，年薪 24540 美元）之间的工资比为 8.06。工资并不总能体现职业在技能层面的内在价值，也不只是运转良好的结果。

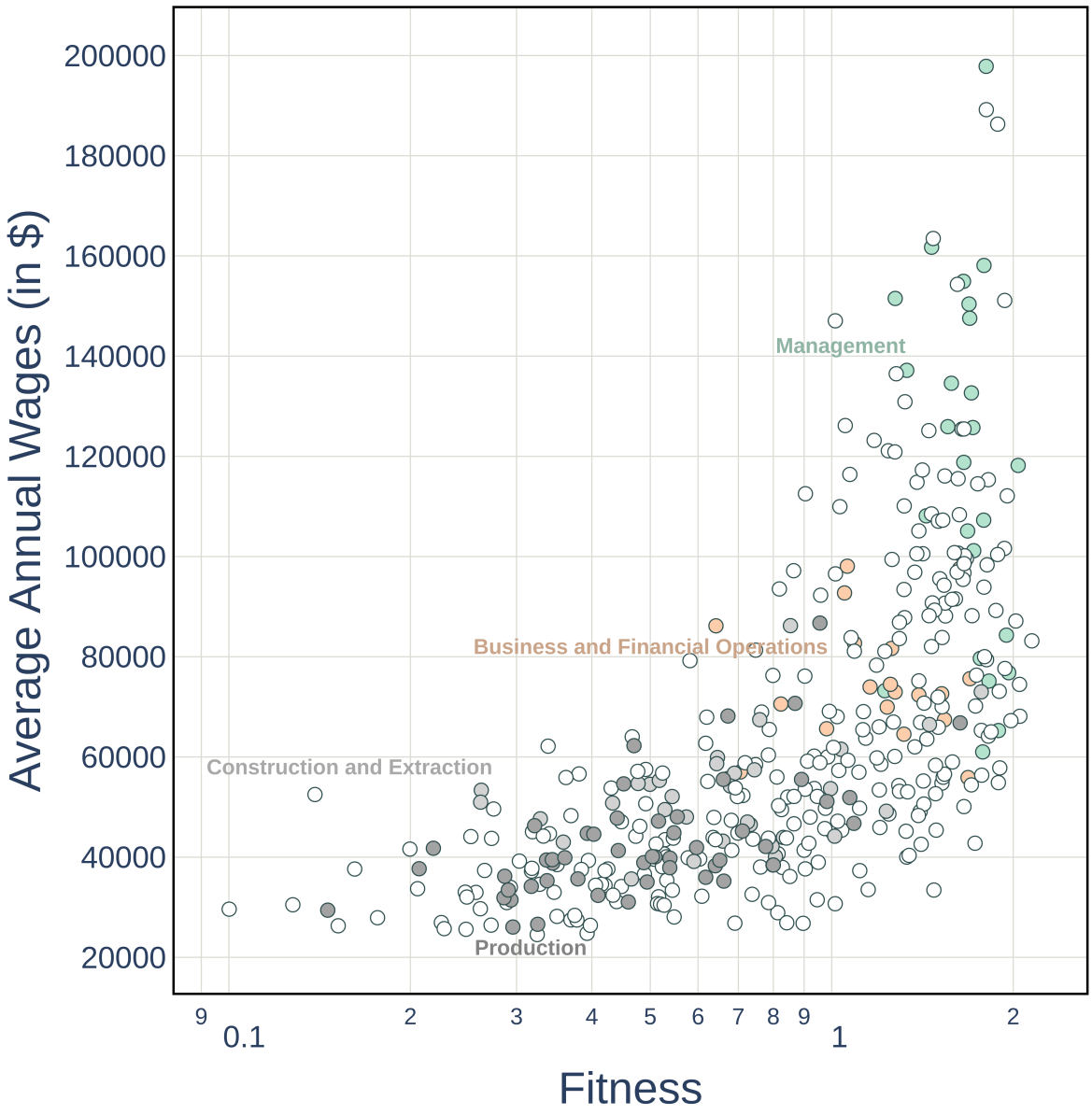


图4.工作适配度与平均工资之间的关系。这里我们将O*NET广义职业分类视为工作岗位。该关系总体上呈正相关，低适配度工作中有很大一部分集中在低工资区域。然而，许多高适配度职业所获得的工资存在异质性，与其技能构成无关。

竞争性市场根据边际差异奖励技能：在薪酬等级的最底端，似乎出现了一种工资陷阱，其驱动因素更像是职业而非技能要求；而聚焦于高技能职业时，无论具体技能的数量或复杂度如何，更高的工资都集中在薪酬等级的最顶端。



图 5。 左图：工作岗位的适应度与平均一致性（AC）；右图：工作岗位的一致性与工资。平均一致性与适应度呈轻微负相关。要求非常相似技能的职业显示出较低的工资等级；然而，较低的平均一致性并不是获得较高工资等级的充分条件。

如上文及方法部分所述，工作适配度衡量职业技能要求的复杂程度，同时也体现技能组合多样化的重要性。然而，这一度量并未捕捉每项职业技能要求的一致性程度（或缺乏一致性）所可能发挥的作用，即其相关性，而这有可能为研究其与工作适配度和工资之间的关系提供额外的解释力。为此，我们利用上一节所介绍的相关性度量$\mathbf{B}^{Skills}$，来衡量每个职业的技能一致性程度，即其所要求技能之间的平均相关性。我们将这一量称为工作平均一致性（AC），并通过对$\mathbf{B}^{Skills}$ 相关性矩阵中由 O*NET 按照以下方式为工作j所要求的每一对技能s，s' 进行平均来计算，即：

$$\mathrm{AC}_j = \frac{\sum_{ss'} M_{js} M_{js'} B_{ss'}}{\sum_{ss'} M_{js} M_{js'}} \,. \tag{4}$$

AC 值较高的工作具有一致性，也就是说，与同一职业中随机共同出现的技能相比，这类工作对某些技能的要求显著更高。相反，如果所要求的技能并不常同时出现，AC 值就会较低。需要注意的是，按照定义，这一指标独立于技能总数，因此能提供与适应度互补的信息。在图5的两个面板中，我们分别展示了各职业中工作 AC 与适应度（左）和工资（右）之间的关系。从左侧面板可以看出，AC 提供的信息主要与适应度呈负相关：复杂工作对技能的要求更加异质，而低适配度工作则呈现出高度相干的技能组合。具体而言，许多一致性很高的工作，例如安装、维护和维修，以及生产领域的工作，适应度较低，且具有相似的技能，这与图1中观察到的技术类群相符。例如，缝纫、木工和模塑领域的机器操作员便是如此。文职工作通常适应度较低，但一致性相对较高，这表明其独特技能虽然相对简单，却彼此相当不同。最后，管理职业与生命、物理和社会科学家一样，适应度较高且一致性较低。因此，这两类职业都要求掌握许多复杂技能，而且这些技能彼此异质、互不相关。然而，这种技能特征上的相似性并未反映在工资分布中；管理职业的工资明显更高。鉴于观察到的适应度与工资之间的关系，图5 右侧面板中 AC 与年平均工资的关系似乎也呈下降趋势，但呈 L 形，并显现出两个更为极端的模式。一致性较低的工作（AC$\lesssim 0.45$）工资差异很大，从 30,000 美元到 200,000 美元不等，例如生命、物理和社会科学职业处于低端

而管理职业则处于高端。相比之下，对于技能一致性中等或较高的工作（AC≳0.45），例如不同的文职、生产、安装和维护职业，无论其一致性程度如何，工资都不可能超过 60,000 美元。

复杂工作抽象且非常规；相干工作是手工且常规性的。
关于工作动态与极化的文献通过使用工作岗位通常执行的任务类型学来识别不同类别的工作岗位。沿用Autor[59]，我们根据是否存在（或缺乏）由数量有限的简单任务或程序构成的成文集合，将工作岗位划分为常规型和非常规型；如果工作岗位分别要求手工灵巧性与体力，或直觉与创造力，则将其划分为手工型或抽象型。

在本节中，我们通过在图中展示的散点图中突出显示抽象型/手工型以及常规/非常规工作岗位，来探讨上文介绍的两个经济复杂性维度——工作适配度和平均一致性——是否以及在多大程度上与这些对工作岗位的定性二元分类相关联。5。

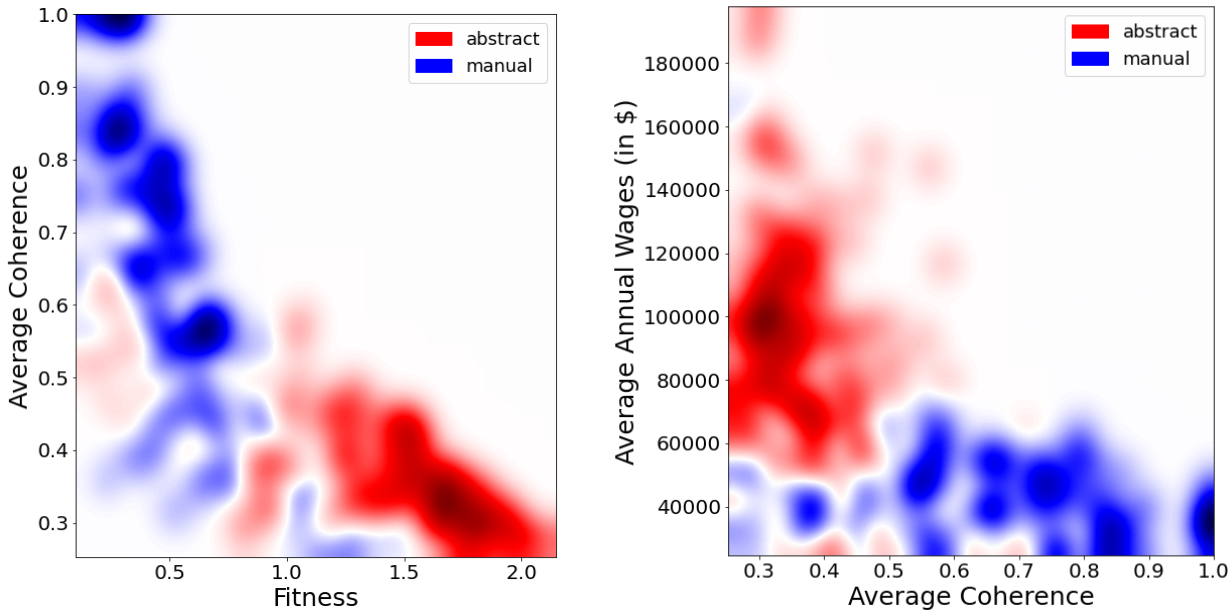


图 6。 根据图 5中的散点图得到的热力图。工作岗位根据其平均一致性、适应度和平均工资表示。颜色对应于抽象职业（红色）或手工职业（蓝色）的分类。高适应度工作岗位属于抽象职业，而高度一致的工作岗位属于手工职业，且工资较低。

图 6 所示的热力图，是通过对图 5中的两个散点图进行平滑处理得到的；在这些图中，若相应工作岗位属于抽象型，则用红色圆点表示，若属于体力型，则用蓝色圆点表示。平滑处理采用高斯核（参见此 scipy 库；其中核参数 *sigma*=32的取值为）。如此一来，我们便能直观呈现由适应度—平均一致性以及平均一致性—年平均工资构成的平面上的工作类型密度。在左侧的平均一致性—适应度平面中，可以看到，红色的抽象型区域集中在图的右下角，也就是适应度高、一致性低的地方。这表明，高适应度工作岗位主要属于抽象型；适应度中等的工作岗位则兼有抽象型和体力型；而一致性很高的工作岗位则主要属于体力型。图左上方的体力职业包括 电气和电子设备装配工；机器操作员或 玻璃工。图右下方抽象型工作的例子包括中学教师；消防检查员 或 牙医。在这一区域，我们发现少量体力工作： 飞行员；住宅顾问；船舶操作员。一些抽象型工作，例如模特、计费与邮寄文员和 电话营销员 ，适应度和平均一致性都较低。从右侧图中可以看出，若区分抽象型和体力型工作，图中的 L 形特征会更加明显。体力工作占据 L 形图的水平带：它们的工资较低，不超过 70,000 美元，而且一致性水平不一，甚至可能很低，这也说明了垂直带中低一致性工作岗位工资较低的原因。相比之下，较高工资只出现在上方垂直带中一致性较低的抽象型工作岗位（以红色表示）。

在图中 7 我们重复这一分析，不过这次颜色分别代表常规（绿色）和非常规（紫色）职业。需要注意的是，由于类别不平衡程度很高（非常规工作岗位的数量远超常规工作岗位的数量），

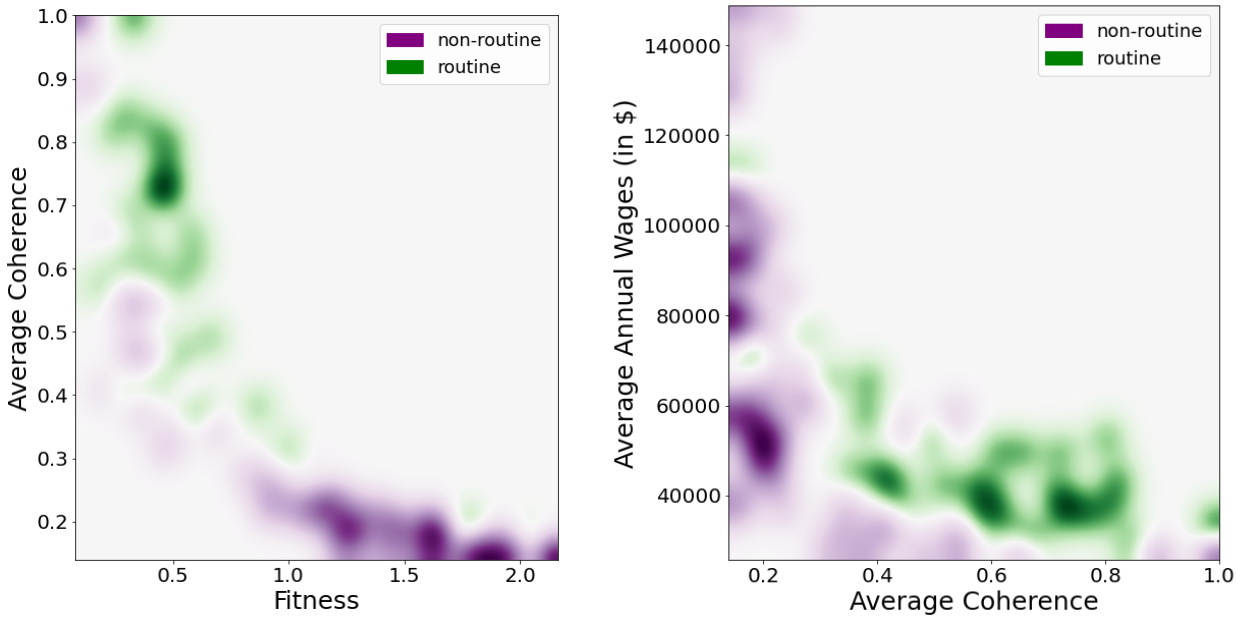


图 7。 由图 5中的散点图获得的热力图。工作岗位根据其平均一致性、适应度和平均工资表示。颜色对应于其在常规型（绿色）和非常规型（紫色）职业中的分类。高适应度工作岗位属于非常规型，而高度一致性的工作岗位大多属于常规型，且工资较低。

广泛职业（431个工作岗位），这里我们采用小类（95个工作岗位）。观察左侧图表，我们发现，适应度与一致性之间的负相关关系在此分化为两种模式：左上区域的绿色代表常规职业，右下角的紫色代表非常规职业。高适应度、低一致性区域主要由非常规工作占据，例如工程师、高等教育教师或高层管理人员。常规工作则以平均一致性高、适应度低为特征，例如金属工人、办公室及行政支持人员和财务文员。不过，这一规律也有一些例外：右下角的绿色点对应技术类（监督）工作，即生产劳动者主管、安装主管、维护和维修劳动者以及航空运输劳动者。虽然高一致性、低适应度的工作主要是常规工作，但也有一些例外属于非常规工作，例如食品和饮料服务劳动者、场地维护劳动者和娱乐服务人员。关于右侧图表，我们发现，高工资对应非常规、低一致性的工作。随着 AC 值升高，我们注意到非常规工作的工资明显下降，而低一致性的常规工作工资相对较高。最后，低工资、低一致性的工作主要属于非常规工作。

总之，经济复杂度测度能够从技能—职业网络中提取相关信息，从而识别不同的工作类型。这些信息，例如技能所包含的复杂度及其一致性，会在一定程度上反映在工作的抽象性和常规程度上；但与这类二元的工作分类不同，这些信息可以量化，例如明确每项技能的复杂度程度，以及每项工作的适应度和一致性。此外，抽象性与适应度都呈现出与这些二元分类之间的一些有趣偏差，从而帮助我们进一步理解技能、任务与工资之间的关系。值得注意的是，非例行性本身不足以决定工资等级。加入一个基于网络的变量来衡量每项工作的技能一致性后，我们发现，只有适应度高、一致性低、抽象且非常规的工作才能获得高工资。这进一步凸显了我们所引入的测度的重要性，因为它们提供了工资以及常规性／抽象性分类中都不包含的信息。

讨论

近期社会、技术和组织方面的进步、工作世界日益复杂化，以及全球化经济中不断加剧的工资不平等，呼唤超越主流经济学标准分析的新工具，以研究和诠释人力资本、技能与劳动力市场职业结构之间的相互作用。日益细分的数据、算法和复杂网络技术的结合，使我们能够揭示新的视角和结果。在本文中，我们首先构建一个将工作岗位与其所需技能相连接的二部网络，

随后依托 O*NET 数据集所提供的信息，应用经济复杂性工具箱中的不同方法，研究美国劳动力市场中职业与技能的结构。

首先，我们提出两个统计验证网络的定义，分别用于量化技能对与工作岗位对之间的相似性，有助于理解劳动力可能的流动与互补性。我们所称的工作网络和技能网络背后的基本思想是：若大量工作岗位都要求具备两种技能，则这两种技能彼此相关；若两个职业所要求的大多数技能相同，则这两个职业彼此相关。对网络连边进行统计验证的验证程序可确保只考虑工作岗位与技能之间有意义的关联，并过滤掉虚假连边。由此得到的工作网络可根据共同具备的底层技能，追踪转入新职业的最可行路径。技能网络则呈现出两个不同的集群：一个主要包含科学与技术技能，另一个则包含软技能、人文与沟通技能；不同的商业与管理能力在这两个集群之间发挥桥梁作用。

其次，我们将经济适应度与复杂度指标新颖地应用于工作—技能网络，并提出一种算法，用于根据工作所需技能评估工作的经济适应度——这可作为其适应性、韧性和内在复杂度的替代指标。若一项工作需要大量复杂技能，其适应度就高；而低复杂度技能仅为低适配度工作所需。由此得出的排名显示，高适配度工作包括管理人员和高层管理人员、建筑师、生命科学家，以及某些特定类型的生产或行政职业；低适配度工作则包括食品准备及服务劳动者、娱乐服务人员，以及行政、维护和维修劳动者。我们的研究结果表明，工作的适应度与其平均工资之间存在很强但非线性的相关性，这说明劳动力市场并不总是会奖励需要大量高端技能的职业。技能之间的相关性可用于衡量某一职业的一致性：相干工作所需的技能高度相似，即这些技能共同出现的频率高于随机情况下的预期。我们的结果显示，一致性更高的职业平均工资较低。事实上，似乎存在一个一致性阈值；超过该阈值后，年工资便不可能高于 60,000 美元，而低一致性工作在职业分类中的分布各异，工资也呈现出极高的差异性。一方面，事后看来，这些基于网络的衡量指标与将工作定性二分为抽象型和体力型、常规型和非常规型的分类密切相关。高适配度工作往往偏抽象且一致性较低，而体力型工作的一致性较高、工资往往较低；唯一低工资且低一致性的工作是体力型工作。另一方面，非常规工作适应度较高，工资水平则各不相同。

与这一观点一致，也符合大量关于最高与最低工资收入者之间失衡的实证文献[78,79]，我们的研究结果对将工资视为技能直接回报的竞争性模型提出了质疑。关于技能和任务的文献主要将不同职业和技能之间相对需求的变化归因于技术变革[54,55,57,59,80]，其中，自动化劳动与人类劳动之间的可替代性，最初被归因于技能差异，而近期则被归因于工作的常规性强度[81–84]。然而，将（技能偏向型/常规任务偏向型）技术变革视为外生的单向过程，可能会过度简化技术、企业动态与技术采用策略之间复杂的相互作用[85,86]，劳动者的议价能力[66,67,87,88]和异质性[89,90]，以及有助于塑造工作组织形式的制度因素[68–70]。因此，工资可能并不只是反映工作的内在“价值”，还应考虑其他未必与工作技能和任务构成相关的工资决定动态。

我们的研究结果表明，经济复杂度测度能够为不同的工作类型提供有价值的信息，从而有助于更好地理解劳动力市场的动态。事实上，通过对工作岗位的适应度 以及技能构成一致性进行更细致的量化描述，我们的分析得以超越手工/抽象和常规/非常规职业之间的二分法，并进一步揭示所需技能集合的结构如何映射到工资上。此外，通过拆解工作网络（技能网络）中工作岗位（技能）对之间统计显著的连边，我们的分析能够以高度细致的方式，基于单个工作岗位（技能）之间互补性或流动性的量化程度，追踪潜在的发展路径。本研究的发现可以为政策制定者和雇主设计更有效的劳动力市场政策以及在职培训方案提供参考。根据我们的研究结果，这些政策和方案应旨在培养跨领域的“不一致”技能集合，使劳动者能够在工作与技能空间中更加轻松地流动，以获得更高的工资，并对自身的职业发展路径作出更明智的决策。

方法

数据库描述与预处理

Fitness and Complexity算法和相关性度量都将二元二部网络作为输入。在本节中，我们说明如何从原始O*NET数据库中获得二部技能—工作网络。

连接技能与工作岗位

我们从职业信息网络（O*NET）（www.onetonline.org、www.onetcenter.org）获取有关职业和技能的信息。该网络由美国劳工部就业与培训管理局（ETA）创建。O*NET

根据 O*NET-SOC 分类，提供基于调查的信息，涵盖与各工作类别相关的技能、知识、任务、工具和技术[91]。该分类采用层级结构，包含不同的汇总等级。具体而言，职业可分为：

- 详细职业（873 个类别）；
- 广泛职业（431 个类别）；
- 小类（95 个类别）；
- 主要组（22 个类别）。

我们将 O*NET 提供的技能变量和知识变量合并，定义技能集合，共得到 68 种不同的技能。技能和知识领域平均分布于所有职业类别中，由此得到的、用于连接技能与职业的二分矩阵具有嵌套结构。对于每个详细职业和每项技能，O*NET 都会评估不同技能的重要性 。这是一个离散变量，取值范围为 $[1,5],$ ，用于量化在所考察的工作类别中每项技能的重要程度（我们忽略数据集˜ ˜中的另一个变量等级 ，因为它与重要性高度相关）。由此，我们得到矩阵$\mathbf{M}$，其元素M_{js} 表示技能s 对工作j的重要性。从该矩阵出发（其行对应详细职业中的工作类别），我们构建针对划分更粗略的 O*NET-SOC 职业的矩阵。具体而言，我们将某项技能s 对聚合类别k 的重要性，计算为纳入该类别k的相应详细职业中技能s 重要性的加权平均值˜。下文中，我们通常将这些矩阵统称为$\mathbf{M}$ ，而不注明职业的聚合层级。

工作—技能二元矩阵

˜基于上文提到的矩阵 M ，我们定义了一个大小相同的二元矩阵 M ，但只将工作岗位与其最相关的技能相连，因为我们在分析中采用的所有 EC 工具都要求输入二元矩阵。为使矩阵二值化，我们计算每项技能 s 在所有职业中的平均重要性；随后，将重要性高于平均值的工作岗位对应的元素设为 1，否则设为 0。公式如下：

$$M_{js} = \begin{cases} 1 \text{ if } \tilde{M}_{js} > \frac{1}{N_j}\sum_j \tilde{M}_{js} \\ 0 \text{ otherwise} \end{cases}$$

其中，我们用 N_j 表示职业总数。

工作岗位工资

职业工资数据来自美国劳工统计局（BLS，https://www.bls.gov/cew/）的季度就业与工资普查（QCEW）数据集，其中职业按照 SOC 分类进行归类。

零模型与验证程序

为构建工作岗位和技能的单模网络，我们计算二分矩阵M的相应投影。如结果部分所述，这可以使用公式（1）完成，即对于工作网络：

$$B^{Jobs}_{jj'} = \frac{1}{\max(d_j, d_{j'})}\sum_s \frac{M_{js}M_{j's}}{u_s}$$

其中 $d_j = \sum_s M_{js}$ 是工作岗位 j 的多样化程度，$u_s = \sum_j M_{js}$ 是技能 s 的普遍性。通过计算技能在工作岗位之间的归一化共现，我们可以得到相似性矩阵 $\mathbf{B}^{Jobs}$ ，该矩阵连接共享许多相同技能的工作岗位。类似地，可以计算矩阵 $\mathbf{B}^{Skills}$ ，其元素$B^{Jobs}_{ss'}$根据归一化共现量化两个技能s 和s' 之间的相似性。然而，由于虚假共现，这样的邻接矩阵通常对应于一个几乎完全连接的网络，因此有必要利用适当的零模型对矩阵连接进行统计筛选。为此，我们采用二部配置模型（BiCM）[2,31,92], ，这是一种基于指数随机图理论、旨在将二部网络随机化的零模型。具体而言，我们使用 Python BiCM 库https://bipartite-configuration-model.readthedocs.io/en/latest/。BiCM通过约束（平均意义上）两组节点的度序列来定义随机图的典范系综（在我们的案例中，

技能的普遍性和工作岗位的多样化）。我们通过以下方式，在这些约束条件下最大化香农熵，从而得到这类集合的概率分布：

$$P(\bar{\mathbf{M}}|\{\theta_j\},\{\mu_s\}) = \frac{\mathrm{e}^{-H(\bar{\mathbf{M}}|\{\theta_j\},\{\mu_s\})}}{Z(\{\theta_j\},\{\mu_s\})},$$

其中：

- $\bar{\mathbf{M}}$是随机二部网络的邻接矩阵；
- $\{\theta_j\}$ 和 $\{\mu_s\}$ 是　与多样化 $\{d_j\}$ 和普遍性 $\{u_s$分别对应的拉格朗日乘子　};
- $H(\bar{\mathbf{M}}|\{\theta_j\},\{\mu_s\})$ 是哈密顿量，定义如下：

$$H(\bar{\mathbf{M}}|\{\theta_j\},\{\mu_s\}) = \sum_j \theta_j d_j(\bar{\mathbf{M}}) + \sum_s \mu_s u_s(\bar{\mathbf{M}});$$

- $Z(\{\theta_j\},\{\mu_s\})$ 是哈密顿量的配分函数：

$$Z(\{\theta_j\},\{\mu_s\}) = \sum_{\bar{\mathbf{M}}} \mathrm{e}^{-H(\bar{\mathbf{M}}|\{\theta_j\},\{\mu_s\})}.$$

可以证明，概率分布可以因式分解，并具有如下解析形式：

$$P(\bar{\mathbf{M}}|\{\theta_j\},\{\mu_s\}) = \prod_{j,s} p_{js}^{\bar{M}_{js}} (1-p_{js})^{1-\bar{M}_{js}}$$

其中，p_{js} 是工作j 与技能s 在随机网络中相连的概率，并满足以下条件：

$$p_{js} = \frac{1}{\mathrm{e}^{\theta_i+\mu_j}+1}.$$

拉格朗日乘子的数值则通过求解以下方程组得到：

$$\begin{cases} d_j = \sum_s p_{js} \\ u_s = \sum_j p_{js}. \end{cases}$$

获得随机矩阵的概率分布，尤其是工作—技能网络邻接矩阵中每条边存在的概率后，我们可以生成N 个随机二部网络，并分别计算上述投影矩阵 $\bar{\mathbf{B}}^{Jobs}$。随后，我们通过保留在至少 95% 的情况下大于随机矩阵中对应边的 $\mathbf{B}^{Jobs}$ 中的边，对其进行验证，并将其余边设为零。统计显著性阈值 95% 是任意设定的，它决定了置信水平。相同的步骤也可应用于矩阵$\mathbf{B}^{Skills}$，从而得到经过验证的技能单部网络。

经济适应度与复杂性算法

经济适应度与复杂度（EFC）算法[1] 是一种迭代的非线性映射，最初用于研究国家—产品二部网络。它能够计算适应度（衡量一个国家制造能力的指标）和复杂度（量化生产某种产品的精细程度和难度）。EFC 算法已成功应用于不同的二部网络，研究区域或国家的科学[12], 技术[10] 或行业生产[18], 、对互利共生网络中的物种进行排名[93] 以及对国际象棋棋手进行排名[94]。本文将 EFC 算法应用于工作—技能二部网络，并为每个工作j 计算适应度指标F_j，方法是统计该工作所需的技能数量，并根据每项技能的复杂度对其加权。因此，在此背景下，高适应度的工作技能种类丰富，和/或需要复杂技能。对于每项技能s，我们通过考虑需要该技能的工作数量的倒数Q_s，并以每项工作的适应度倒数为权重，来计算复杂度指标s，这样，在大量工作中出现的技能，或仅为低适应度工作所需的技能，其复杂度就会较低。因此，定义F_js 和 Q_ss 的非线性映射如下：

$$\begin{cases} \tilde{F}_j^{(n)} = \sum_s M_{js} Q_s^{(n-1)} \\ \tilde{Q}_s^{(n)} = \frac{1}{\sum_j M_{js} \frac{1}{F_j^{(n)}}} \end{cases} \qquad \begin{cases} F_j^{(n)} = \frac{\tilde{F}_j^{(n)}}{\left\langle \tilde{F}_j^{(n)} \right\rangle_j} \\ Q_s^{(n)} = \frac{\tilde{Q}_s^{(n)}}{\left\langle \tilde{Q}_s^{(n)} \right\rangle_s} \end{cases}$$

其中我们用 n 表示迭代索引，并将以下内容作为初始条件 $Q_s = 1$ 适用于所有技能。这些方程的迭代会导向一个已被证明稳定且不依赖于初始条件的不动点[74]。当工作适配度的排名趋于稳定时，我们利用[75]中所述的技术停止算法的迭代。为此，我们首先定义国家 c 的增长率为：

$$\alpha_c = \frac{\log\left(F_c^{(n)} - \log\left(F_c^{(n-2)}\right)\right)}{\log(n) - \log(n-2)}.$$

其次，我们估计国家 c 和国家 $c+1$ 何时会交叉并交换其在有序序列中的位置，具体如下：

$$CI_c = n\left(\frac{F_c^{(n)}}{F_{c+1}^{(n)}}\right)^{\frac{1}{\alpha_{c+1}-\alpha_c}}.$$

注意到，我们预先对国家进行了排序，因此只有当 $\alpha_{c+1} - \alpha_c > 0$ 时，$F_c^{(n)} > F^{(n)}{}_{c+1}$ 和 CI_c 才有明确定义。在这些定义明确的 CI_c 中，我们将最小交叉迭代定义为：

$$MCI^{(n)} = \min_c(CI_c)$$

这表示观察到排名变化所需的迭代次数。在本研究中，当 MCI 达到 10^6 时，我们停止了迭代算法。

参考文献

1. Tacchella,A.、Cristelli, M.、Caldarelli, G.、Gabrielli, A.与 Pietronero,L. 国家适应度与产品复杂度的新度量。Sci. Reports2(2012)。2. Saracco,F. 等。二部网络的单部投影推断：一种基于熵的方法。New J. Phys.19, 053022 (2017)。3. Balland, P. A. 等。复杂经济活动集中于大城市（2018）。4. Napolitano, L.、Evangelou, E.、Pugliese, E.、Zeppini, P. 与 Room, G. 技术网络：创新的自催化起源。Royal Soc. Open Sci.5, 172445 (2018)。5. Pugliese, E.、Napolitano,L.、Zaccaria,A.与 Pietronero, L. 企业技术组合中的连贯多样化。PloSone 14 (2019)。6. Straccamore,M.、Pietronero, L. 与Zaccaria, A.企业的下一项技术将是什么？机器学习与基于网络的算法之间的比较。J. Physics: Complex.3, 035002 (2022)。7. Barbieri, N.、Perruchas, F. 与 Consoli, D. 专业化、多样化与环境技术生命周期。Pap. Evol. Econ.Geogr. Univ. Utrecht 18-38(2018)。8.Mealy, P.与 Teytelboym, A. 经济复杂性与绿色经济（2017）。9. Napolitano, L.、Sbardella, A.、Consoli,D.、Barbieri, N. 与Perruchas, F.绿色创新与收入不平等：复杂系统分析。Struct. Chang. Econ. Dyn.（2022）。10. Sbardella,A.、Perruchas, F.、Napolitano, L.、Barbieri, N. 与Consoli,D. 绿色技术适应度。Entropy 20, 776 (2018)。11. Angelica, S. 等。欧洲创新系统的区域绿色潜力。Tech. Rep.，联合研究中心政策简报，塞维利亚（2022）。12. Cimini,G.、Gabrielli,A. 与Labini, F. S. 各国的科学竞争力。PloS one 9,e113470 (2014)。13.Patelli, A.、Cimini, G.、Pugliese, E. 与Gabrielli, A. 各国对全球科学与技术发展的科学影响力。J.Informetrics 11, 1229–1237(2017)。14. Palmucci, A.、Liao,H.、Napoletano, A.与Zaccaria, A. 你的领域将走向何方？一种用于研究物理学各领域相对运动的机器学习方法。PloS one15, e0233997 (2020)。15. Hidalgo,C. A. 与 Hausmann, R. 经济复杂性的构成要素。Proc. Natl. Acad. Sci. United States Am. 106, 10570–10575(2009)。16. Caldarola, B. 加纳的结构性变革：贸易部门、正规部门与非正规部门之间的比较。Lab. Econ. Manag. (LEM) Work. Pap. Ser.（2022）。

17. Fritz, B. S. & Manduca, R. A. 美国都市区的经济复杂性。区域研究 55, 1299–1310 (2021)。 18. Sbardella, A., Pugliese, E. & Pietronero, L. 经济发展与工资不平等：复杂系统分析。PloS one 12, e0182774 (2017)。 19. Turco, A. L. & Maggioni, D. 生产复杂度的知识与技能构成。研究政策 104059 (2020)。 20. Adam, A., Garas, A., Katsaiti, M.-S. & Lapatinas, A. 经济复杂性与工作岗位：一项实证分析。经济学、创新与新技术 1–28 (2021)。 21. Basile, R., Cicerone, G. & Iapadre, L. 经济复杂性与区域劳动生产率分布：来自意大利的证据。区域研究评论 201–219 (2019)。 22. Bosio, G., Falzoni, A. M. & Maggi, F. 经济复杂性与对低技能服务工作的需求。来自意大利各省的证据 (2020)。 23. Teece, D. J., Rumelt, R., Dosi, G. & Winter, S. 理解企业一致性：理论与证据。经济行为与组织杂志 23, 1–30 (1994)。 24. Hausmann, R. & Klinger, B. 产品空间的结构与比较优势的演变。CID 工作论文系列 (2007)。 25. Hidalgo, C. A., Klinger, B., Barabási, A.-L. & Hausmann, R. 产品空间制约着国家的发展。科学 317, 482–487 (2007)。 26. Zaccaria, A., Cristelli, M., Tacchella, A. & Pietronero, L. 产品分类法如何推动国家的经济发展。PloS one 9, e113770 (2014)。 27. Zaccaria, A., Mishra, S., Cader, M. Z. & Pietronero, L. 将服务业整合进经济适应度方法。世界银行政策研究工作论文 (2018)。 28. Pugliese, E. et al. 揭示促进国家发展的创新系统：科学、技术与生产的共同演化。科学报告 9, 1–12 (2019)。 29. Tacchella, A., Zaccaria, A., Miccheli, M. & Pietronero, L. 机器学习时代的相关性。arXiv 预印本 arXiv:2103.06017 (2021)。 30. Cimini, G., Carra, A., Didomenicantonio, L. & Zaccaria, A. 二部网络投影的元验证。通信物理学 5, 1–12 (2022)。 31. Saracco, F., Di Clemente, R., Gabrielli, A. & Squartini, T. 随机化二部网络：世界贸易网络案例。科学报告 5, 10595 (2015)。 32. Straka, M. J., Caldarelli, G. & Saracco, F. 二部国际贸易网络的大正则系综验证。物理评论 E 96, 022306 (2017)。 33. Vallarano, N. et al. 具有局部约束的指数随机图模型的快速且可扩展似然最大化。科学报告 11, 1–33 (2021)。 34. Neffke, F., Henning, M. & Boschma, R. 区域如何随时间实现多样化？产业相关性与区域中新增长路径的发展。经济地理学 87, 237–265 (2011)。 35. Boschma, R., Minondo, A. & Navarro, M. 西班牙区域层面新产业的出现：基于产品关联度的邻近性方法。经济地理学 89, 29–51 (2013)。 36. He, C., Guo, Q., Rigby, D. et al. 产业相关性、集聚外部性与中国企业生存。技术报告，乌得勒支大学人文地理与空间规划系 (2015)。 37. Breschi, S., Lissoni, F. & Malerba, F. 企业技术多样化中的知识相关性。研究政策 32, 69–87 (2003)。 38. Kogler, D. F., Rigby, D. L. & Tucker, I. 绘制美国城市的知识空间与技术相关性。欧洲规划研究 21, 1374–1391 (2013)。 39. Boschma, R., Balland, P.-A. & Kogler, D. F. 城市中的相关性与技术变革：1981年至2010年美国都市区技术知识的兴衰。产业与企业变革 24, 223–250 (2014)。 40. Rigby, D. L. 技术相关性与知识空间：美国城市进入和退出专利类别。区域研究 49, 1922–1937 (2015)。 41. Barbieri, N. et al. 欧洲的区域技术能力与绿色机遇。技术转移杂志 1–30 (2022)。

42. de Cunzo, F., Petri, A., Zaccaria, A. & Sbardella, A. 环境创新向生产复杂度的涓滴效应。arXiv 预印本 arXiv:2206.07537 (2022)。43. Neffke, F. & Henning, M. 技能相关性与企业多样化。Strateg. Manag. J. 34, 297–316 (2013)。44. Penrose, E.《企业成长理论》(Oxford University Press, 1995)。45. Hartmann, D., Jara-Figueroa, C., Kaltenberg, M. & Gala, P. 绘制分层图景：产业—职业空间揭示了不平等的网络结构。SSRN 3399239 (2019)。46. Muneepeerakul, R., Lobo, J., Shutters, S. T., Goméz-Liévano, A. & Qubbaj, M. R. 城市经济与职业空间：它们能否从“这里”到达“那里”？PloS one 8, e73676 (2013)。47. Landman, M., Ojanperä, S., Kinsella, S. & O’Clery, N. 国内部门与跨国企业部门之间的相关性和战略联系，在区域产业分支发展与韧性中的作用。The J. Technol. Transf. 1–45 (2022)。48. O’Clery, N. & Kinsella, S. 劳动力网络的模块化结构揭示技能盆地。Res. Policy 51, 104486 (2022)。49. Alabdulkareem, A. 等。剖析工作场所技能的极化。Sci. advances 4, eaao6030 (2018)。50. Farinha, T., Balland, P.-A., Morrison, A. & Boschma, R. 什么因素推动美国工作岗位的地理分布？剖析相关性。Ind. Innov. 26, 988–1022 (2019)。51. Hasan, S., Ferguson, J.-P. & Koning, R. 工作岗位的兴衰：工作结构中的技术相互依赖与存续。Organ. Sci. 26, 1665–1681 (2015)。52. Galetti, J. R. B., Tessarin, M. S. & Morceiro, P. C. 技能相关性、结构变迁与异质性区域：来自发展中国家的证据。Pap. Reg. Sci. 100, 1355–1376 (2021)。53. Maliranta, M. & Nikulainen, T. 劳动力流动路径作为产业联系：关于集群与产业生命周期的一个视角。技术报告，ETLA Discussion Papers (2008)。54. Autor, D. H., Katz, L. F. & Kearney, M. S. 美国劳动力市场的极化。American Economic Review 96, 189–194 (2006)。55. Autor, D. H., Katz, L. F. & Kearney, M. S. 美国工资不平等趋势：修正修正主义者的观点。The Review of economics and statistics 90, 300–323 (2008)。56. Goos, M. & Manning, A. 糟糕与理想的工作：英国工作极化日益加剧。The review economics statistics 89, 118–133 (2007)。57. Michaels, G., Natraj, A. & Van Reenen, J. 信息与通信技术是否加剧了技能需求的极化？来自十一个国家、历时二十五年的证据。Rev. Econ. Stat. 96, 60–77 (2014)。58. Van Reenen, J. 工资不平等、技术与贸易：21世纪的证据。Labour Econ. 18, 730–741 (2011)。59. Autor, D. H. & Dorn, D. 低技能服务工作岗位的增长与美国劳动力市场的极化。Am. Econ. Rev. 103, 1553–97 (2013)。60. Autor, D. H., Dorn, D. & Hanson, G. H. 梳理贸易与技术的影响：来自地方劳动力市场的证据。The Econ. J. 125, 621–646 (2015)。61. Nedelkoska, L., Neffke, F. & Wiederhold, S. 技能错配与工作岗位流失的成本。载于美国经济学会年会 (2015)。62. Deming, D. & Kahn, L. B. 跨企业和劳动力市场的技能要求：来自专业岗位招聘信息的证据。J. Labor Econ. 36, S337–S369 (2018)。63. Feng, X. & Rutherford, A. 城市劳动力网络的动态韧性。arXiv 预印本 arXiv:2202.12856 (2022)。64. Autor, D. H. & Handel, M. J. 将任务付诸检验：人力资本、工作任务与工资。J. Labor Econ. 31, S59–S96 (2013)。65. Deming, D. J. 社会技能在劳动力市场中的重要性日益提高。The Q. J. Econ. 132, 1593–1640 (2017)。66. Cetrulo, A., Guarascio, D. & Virgillito, M. E. 意大利职业结构剖析：权力集中与知识分散。Ind. corporate change 29, 1345–1379 (2020)。67. Dosi, G. & Marengo, L. 在知识分布分化、权力结构各异的情况下，组织结构与绩效的动态变化。J. Institutional Econ. 11, 535–559 (2015)。68. Cetrulo, A., Sbardella, A. & Virgillito, M. E. 社会阶级正在消失吗？意大利劳动力市场的事实与数据。J. Evol. Econ. 1–52 (2022)。

69. Fernández-Macías, E. & Hurley, J. 欧洲常规任务偏向型技术变革与工作极化。Socio-Economic Rev. 15, 563–585 (2017)。70. Mishel, L. & Bivens, J. 僵尸机器人论调仍在甚嚣尘上：没有证据表明自动化会导致失业或不平等。Econ. Policy Inst. (2017)。71. Hidalgo, C. A. 等。相关性原理。载于 International conference on complex systems, 451–457 (Springer, 2018)。72. Mariani, M. S., Ren, Z.-M., Bascompte, J. & Tessone, C. J. 复杂网络中的嵌套性：观察、涌现与启示。Phys. Reports 813, 1–90 (2019)。73. Albora, G. & Zaccaria, A. 用机器学习评估相关性：使用企业层面数据的优势。Complexity 2022 (2022)。74. Cristelli, M., Gabrielli, A., Tacchella, A., Caldarelli, G. & Pietronero, L. 衡量无形因素：经济复杂性国家与产品指标。PloS one 8, e70726 (2013)。75. Pugliese, E., Zaccaria, A. & Pietronero, L. 论适应度—复杂度算法的收敛性。The Eur. Phys. J. Special Top. 225, 1893–1911 (2016)。76. Zaccaria, A., Cristelli, M., Kupers, R., Tacchella, A. & Pietronero, L. 经济复杂性新指标案例研究：荷兰。J. Econ. Interact. Coord. 11, 151–169 (2016)。77. Bransden, B. H. & Joachain, C. J.《原子与分子的物理学》(Pearson Education India, 2003)。78. Atkinson, A. B., Piketty, T. & Saez, E. 历史长河中的顶层收入。J. economic literature 49, 3–71 (2011)。79. Mishel, L. & Davis, A. 顶级首席执行官的收入是普通劳动者的300倍。Econ. Policy Inst. 21, 1–14 (2015)。80. Goos, M., Manning, A. & Salomons, A. 欧洲的工作极化。Am. Econ. Rev. 99, 58–63 (2009)。81. Autor, D. H., Levy, F. & Murnane, R. J. 近期技术变革的技能构成：一项实证探索。The Quarterly Journal of Economics 118, 1279–1333 (2003)。82. Acemoglu, D. & Restrepo, P.《机器人与工作岗位：来自美国劳动力市场的证据》。工作论文23285，National Bureau of Economic Research (2017)。DOI: 10.3386/w23285。83. Goos, M. & Manning, A. Mcjobs与macjobs：英国工作岗位的两极分化日益加剧。载于《新工党执政下的劳动力市场》，70–85 (Springer, 2003)。84. Goos, M., Manning, A. & Salomons, A. 解释工作极化：常规任务偏向型技术变革与离岸外包。Am. Econ. Rev. 104, 2509–26 (2014)。85. Dosi, G., Nelson, R. R. & Winter, S. G.《组织能力的本质与动态》(Oxford (UK): Oxford University Press, 2000)。86. Ciarli, T., Kenney, M., Massini, S. & Piscitello, L. 数字技术、创新与技能：新兴轨迹与挑战。Res. Policy 50, 104289 (2021)。87. Dosi, G. & Virgillito, M. E. 当代社会结构将走向何方？新技术与旧有社会经济趋势。Int. Labour Rev. 158, 593–625 (2019)。88. Van Biesebroeck, J. 等。工资与生产率之间的联系有多紧密？文献综述 (ILO, 2014)。89. Deming, D. J. & Noray, K. 收入动态、工作技能变迁与STEM职业生涯。The Q. J. Econ. 135, 1965–2005 (2020)。90. Hershbein, B. & Kahn, L. 经济衰退会加速常规任务偏向型技术变革吗？来自职位空缺信息的证据。Am. Econ. Rev. 108, 1737–72 (2018)。91. Gregory, C., Lewis, P., Frugoli, P. & Nallin, A. 更新O*NET-SOC分类体系：纳入2018年SOC结构。Natl. Cent. for O* NET Dev. https://www. onetcenter. org/reports/Taxonomy2019. html (2019)。92. Squartini, T. & Garlaschelli, D. 通过解析最大似然法检测真实网络中的模式。New J. Phys. 13, 083001 (2011)。93. Domínguez-García, V. & Munoz, M. A. 互利网络中的物种排名。Sci. reports 5, 1–7 (2015)。94. De Marzo, G. & Servedio, V. D. 利用在线棋类社区数据量化国际象棋开局的复杂度与相似性。arXiv 预印本 arXiv:2206.14312 (2022)。

致谢
作者感谢 CREF 项目“经济学中的复杂性”。

作者贡献声明
G.D.M.、A.S. 和 A.Z.构思了这项研究。S.A.完成了数值研究。所有作者均讨论并分析了研究结果。所有作者均撰写、审阅并批准了该手稿。

其他信息
作者声明不存在任何利益冲突。