arXiv:2603.06436v1 [cs.SI] 6 Mar 2026

重新思考科学图谱中的主题演化：纵向分析的集成框架*

预印本

Massimo Aria [1], **Luca D'aniello** [1], **Michelangelo Misuraca** [2], **以及 Maria Spano** [II]经济与统计系，那不勒斯费德里科二世大学，意大利那不勒斯 81026[2]管理与创新系统系，萨勒诺大学，意大利菲夏诺 84084

2026年3月9日

摘要

战略图和共词分析被广泛用于考察科学领域的概念结构及其随时间的发展。然而，主流纵向研究方法存在结构性不一致：主题通过加权网络中的关系聚类进行检测，而主题间的跨期联系通常依据关键词或核心文献集合之间的集合论重叠来推断。本研究提出一种结构集成框架，将谱系重构嵌入与横截面检测所依托的同一加权关系架构之中。该方法通过文献归属度分级以及谱系强度度量来刻画主题连续性；这一度量结合了方向性覆盖与按中心性加权的结构相关性，从而将演化概念化为关系结构的重新配置，而非简单的词汇延续。通过在统一的关系范式中协调主题检测与时间建模，该框架提升了纵向科学图谱绘制的方法论一致性和解释稳健性。

关键词 共词分析 · 模糊归属 · 纵向网络建模

1 引言

对科学知识的定量研究日益依赖于形式模型，以呈现其结构组织和时间动态。在这一更广阔的研究图景中，科学图谱已成为一种核心的方法论范式；它聚焦于研究领域的关系架构，从而对绩效分析形成补充[14, 5, 18]。通过利用书目数据，科学图谱旨在以系统且可复现的方式描绘科学领域的知识与概念构型。在现有方法中，共词分析在将概念结构操作化方面发挥了关键作用。自 Callon 等人[8] 的开创性贡献以及随后对战略图的形式化以来 [7], , 术语共现网络一直被用于识别主题领域，并刻画其在某一领域中的结构作用。社区检测与中心性-密度框架相结合，形成了一种易于解读的呈现方式，可根据主题的重要程度及其内部发展状况对主题进行分类。随着时间推移，这一范式通过方法改进和专用软件工具不断完善 [11, 1], , 已成为横截面和纵向文献计量研究中的标准工具。

科学产出的持续增长以及研究跨学科性的不断增强，使人们愈发关注主题动态演化的建模，而不再局限于纯静态配置。现有的纵向扩展通常先在连续的各个时期独立识别主题聚类，随后使用关键词重叠度量建立跨时期联系。这一过程使系统检测

*所提出方法的基础算法已在 R package`bibliometrix`的开发版本中实现。该软件包可通过项目的 GitHub 代码库获取：https://github.com/massimoaria/bibliometrix。

†通讯作者： aria@unina.it

连续性、分裂和合并成为可能，从而为理解知识动态提供了宝贵的实证洞见。与此同时，若干其他研究传统也通过概率主题模型、基于嵌入的语义漂移度量或动态社区检测 [3, 12, 16]，探讨概念的纵向变化。这些方法拓展了研究知识动态的可用方法体系，但往往需要在可解释性、参数化和关联机制的透明度之间权衡。在此背景下，战略图谱仍具吸引力，因为它以可观测的共现关系为基础，明确呈现主题的结构。本研究以此优势为基础，针对主流纵向实现中的一个特定方法论断层，即关系型主题检测与以词汇为主的谱系构建之间的脱节。然而，当前主流方法实际上将主题演化视为对齐独立得出的划分的问题。连续性通常依据词汇相似度推断，而横截面上定义主题的关系结构，在建模其转变时所起的作用却十分有限。此外，文档级归属并未明确纳入谱系机制，主题分配仍以明确归类为主，尽管当代研究的混合特征日益显著。因此，对演化的表征可能更偏重词汇的延续，而非结构关系的保留与重组。

本文提出一种基于结构整合框架的纵向主题分析重新界定方案。该方法立足于共词传统，将主题演化重新概念化为一种基于网络的过程，在这一过程中，横截面构型、分级的文档归属和跨时间关联均在统一的分析架构中进行联合建模。其目的并非取代战略图谱范式，而是通过将主题连续性嵌入形式化定义的关系表征中，拓展其解释范围，从而提升方法论的一致性与可解释性。

2 概念与方法论背景

共词分析是探索科学领域概念组织方式的一项基础方法。Callon 等人提出了这种方法 [8, 9], 其依据是这样一个前提：关键词之间反复出现的共现模式揭示了潜在的主题结构。术语被表示为网络中的节点，其共同出现关系构成加权边；从该网络中提取出的凝聚子图则被解释为主题。从这一视角来看，主题领域由基于观测关联的关系构型中涌现，而不依赖预定义分类。一项重要的理论完善，是依据两个结构维度评估主题聚类：中心性和密度。中心性反映一个聚类与网络其余部分的连接程度，因而体现其在更广泛领域中的战略定位。密度衡量内部凝聚力，并表明一个主题达到的概念发展程度。这些维度通过战略图加以操作化 [7], 该图将主题映射到二维空间，使人们能够对其在该领域中的作用进行功能性解释。这种表征历久弥新的意义，在于它能够将网络理论属性转化为具有分析意义的类型学 [13]。

后续的方法学发展主要致力于提升横截面图谱绘制的稳健性。研究表明，采用关联强度归一化能够减轻频率偏差，并保留共现网络中的关系信息 [19]。其他研究则表明，主题构型会受到预处理选择、术语选择和阈值决策的影响，凸显了方法一致性的重要性。这些改进增强了在单个时间切片内进行主题检测的可靠性。将这一范式拓展至纵向分析，通常是先对连续时期分别进行主题检测，再建立不同时间聚类之间的联系。Cobo 等人提出的框架[10]通过引入基于重叠的相似性度量，将这一流程系统化，用以识别主题之间的连续、分裂与合并。因此，跨时期关系是根据相邻时期所识别聚类之间共享词汇的程度推断得出的。

然而，这一主流范式存在结构不对称。横截面检测明确以关系为基础，而谱系构建通常被简化为术语列表之间的集合论比较，导致定义聚类语义核心的加权关联结构未被纳入关联机制。因此，连续性仅根据词汇重叠推断，而底层结构关系的保留或重构则被忽略。同样，文献层面动态也未纳入主题演化的定义。出版物通过其包含的术语与聚类间接关联，但其在各主题间的分布并未明确用于跨时期转变的建模。因此，科学产出在不断演化的主题构型之间的重新分配，在分析上仍处于链接程序之外。这种不对称还因人们广泛依赖硬社区检测而进一步加剧；硬社区检测执行互斥的术语分配，且仅通过词汇将出版物与主题间接关联。这类划分能够清晰地分解

术语网络，但其设计目的并非呈现不同程度的主题参与，而在跨学科环境中，这一点日益重要，因为术语和出版物都可能跨越多个领域。

这些特征共同表明，现有纵向框架将主题演化视为独立划分之间的对应问题，从而造成横截面表示与时间变迁之间的概念断裂。要解决这一断裂，就需要在统一的关系架构中整合主题检测、文档归属和跨时间关联。

3 纵向主题分析的集成框架

令 $\mathcal{D} = \{d_1, \ldots, d_n\}$ 表示一组出版物，$T = \{t_1, \ldots, t_p\}$ 表示按顺序排列的时期集合，其中 $t_i < t_{i+1}$。每篇出版物都根据其出版日期唯一归属于一个时期，因此 $\mathcal{D}^{(t)} \cap \mathcal{D}^{(t')} = \emptyset$ 适用于 $t \neq t'$和 $\bigcup_{t \in T} \mathcal{D}^{(t)} = \mathcal{D}$。对于每个时期 $t \in T$，令 $\mathcal{K}^{(t)}$ 表示在 $\mathcal{D}^{(t)}$ 中观察到的术语集合。分析目标有两个方面。首先，我们旨在为每个时期 t 识别一组代表连贯研究主题的主题聚类:

$$C^{(t)} = \{C_1^{(t)}, \ldots, C_h^{(t)}, \ldots, C_{n_t}^{(t)}\} \tag{1}$$

其次，我们旨在追踪连续时期内聚类之间的演化关系，通过一个谱系函数 :

$$\mathcal{L}(C_h^{(t)}, C_{h'}^{(t+1)}) \tag{2}$$

所得结构是一个按时间排序的有向图 $\mathcal{G} = (V,\ E)$，其中顶点代表 $V = \bigcup_{t \in T} C^{(t)}$，边则表示在统计意义和实质意义上均有意义的演化关联。该策略基于加权网络结构和模糊文献归属，对主题演化作出了形式严谨且易于解释的描述，克服了二元重叠启发式方法的局限。

3.1 横截面主题表示

该流程首先对出版物内容进行结构化和整理，并开展主题检测。对于每个时期 t，从 $\mathcal{D}^{(t)}$ 中提取术语，并构建共现矩阵 $\mathbf{W}^{(t)} = [w_{ij}^{(t)}]$。术语可以是作者关键词、索引关键词，也可以是从标题或摘要中提取的 n元词组。$\mathbf{W}^{(t)}$ 的通用元素表示为术语 k_i 和 k_j之间的关联（或等价）指数 [15, 17]，定义如下

$$w_{ij}^{(t)} = \frac{c_{ij}^{(t)}}{\sqrt{c_{ii}^{(t)} c_{jj}^{(t)}}} \tag{3}$$

其中，$c_{ij}^{(t)}$ 表示术语的共现频率，而 $c_{ii}^{(t)}$ 和 $c_{jj}^{(t)}$ 表示它们的出现次数。矩阵$\mathbf{W}^{(t)}$ 在 $\mathcal{K}^{(t)}$上构建了一个加权网络，捕捉时期 t语料集合的语义结构。为从语料集合中获得簇划分 $C^{(t)}$，我们对$\mathbf{W}^{(t)}$ [2]应用社区检测算法。对于每个聚类$C_h^{(t)}$，相关术语集合记为 $\mathcal{K}(C_h^{(t)}) \subseteq \mathcal{K}^{(t)}$。通过计算$\mathbf{W}^{(t)}$ [10]的内部和外部连接配置所衍生的中心性和密度度量等结构属性，来描绘并映射聚类。为确保分析稳定性，使用预定义阈值过滤掉词频累计值可忽略不计的聚类。

3.2 模糊出版物到聚类的分配

考虑到出版物可能与多个主题存在不同程度的关联，我们以聚类 $C^{(t)}$上的模糊隶属方案取代出版物层级的硬划分。对于每篇出版物 $d_i \in \mathcal{D}^{(t)}$ 和每个聚类 $C_h^{(t)}$，我们根据出版物术语与聚类特征术语之间的重叠计算相似度分数，并以术语在聚类中的中心性加权，定义如下:

$$s_{ih}^{(t)} = \sum_{k \in \mathcal{K}(d_i) \cap \mathcal{K}(C_h^{(t)})} \frac{\mathrm{PR}_k^{(t)}(C_h)}{\mathrm{freq}_k^{(t)}} \tag{4}$$

其中，$\mathrm{PR}_k^{(t)}(C_h)$ 是术语 k 在聚类 $C_h^{(t)}$ 中的 ***PageRank***中心性 [6, 21]，$\mathrm{freq}_k^{(t)}$ 则表示其在时期 t 中的出现频率。

根据公式 4，出版物与某个聚类的关联度越强，意味着出版物包含该聚类自身的术语越多，且这些共享术语在该聚类的语义结构中越居于中心位置（PageRank 值越高），同时越具独特性（频率越低），而非在整个语料集合中普遍出现。随后对隶属度进行归一化，以获得各聚类上的分布

$$u_{ih}^{(t)} = \frac{s_{ih}^{(t)}}{\sum_{j=1}^{n_t} s_{ij}^{(t)}}, \quad \text{with} \quad \sum_{h=1}^{n_t} u_{ih}^{(t)} = 1 \tag{5}$$

由此得到的模糊隶属矩阵 $\mathbf{U}^{(t)} = [u_{ih}^{(t)}]$ 编码了出版物的多主题性质。在一种罕见情况下，由于术语筛选过于严格，某篇出版物与所有聚类的相似度均为零（即其术语均未出现在任何聚类中），此时会为所有 h 个主题分配均匀的隶属概率 $u_{ih}^{(t)} = 1/n_t$，以确保数值稳定性。考虑部分隶属度后，每个聚类的有效规模计算如下:

$$|C_h^{(t)}| = \sum_{i=1}^{|\mathcal{D}^{(t)}|} u_{ih}^{(t)} \tag{6}$$

该指标反映了累积且分级的归属情况，避免了排他性分配的限制。

3.3 跨时期分配与谱系强度

为形式化定义谱系，我们区分*覆盖度*与*结构相关性*。覆盖度衡量源主题的语义质量有多少传递到了候选后继主题，而结构相关性则评估共享内容是否对应于两个主题中的概念核心要素。这两个维度互为补充：前者具有方向性，关注源主题中哪些内容得以保留；后者则反映主题之间的相互连贯性。在对所有时期 $t \in T$进行分时期分析后，我们通过*谱系强度*指标量化连续时期中聚类之间的演化联系。该指标综合了两个互补维度：术语的加权包含度，以及以中心性衡量的共享术语重要性。令 $\mathcal{S}(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) = \mathcal{K}(C_h^{(t)}) \cap \mathcal{K}(C_j^{(t+1)})$ 表示两个时期之间的共享术语。*加权包含指数* 定义为

$$I_w(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) = \frac{\sum_{k \in \mathcal{S}} \text{PR}_k^{(t)}(C_h)}{\text{PR}_{tot}(C_h^{(t)})} \tag{7}$$

其中，$\text{PR}_{tot}(C_h^{(t)})$ 表示聚类 $C_h^{(t)}$ 的 PageRank 总值。该指数的取值范围为 $[0, 1]$，用于衡量聚类 $C_h^{(t)}$ 的 PageRank 总值中由也出现在聚类 $C_j^{(t+1)}$ 中的术语所占的比例。需要强调的是，加权包含指数具有不对称性，因此 $I_w(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) \neq I_w(C_j^{(t+1)}, C_h^{(t)})$。这种不对称性具有重要意义，因为它反映了第一个聚类的语义内容在第二个聚类中得以保留的程度，同时考虑了共享术语的相对重要性。

*重要性指数*通过归一化相似度度量，综合考虑共享术语在两个聚类中的中心性，从而量化共享术语的总体相关性。该度量类似于公式 3 中的关联指数，但使用 PageRank 值而非共现频率进行计算。该指数定义为

$$\Omega(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) = \sqrt{\frac{\sum_{k \in \mathcal{S}(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)})} \text{PR}_k^{(t)}(C_h) \cdot \text{PR}_k^{(t+1)}(C_j)}{\text{PR}_{tot}(C_h^{(t)}) \cdot \text{PR}_{tot}(C_j^{(t+1)})}} \tag{8}$$

该指数取值范围为 $[0, 1]$，通过评估聚类之间的中心性加权重叠，捕捉演化关联的语义连贯性。数值较高表示，共享术语并非偶然的词汇交集，而是两个主题构型中结构上居于核心地位的概念。相反，数值较低则表明，共同词汇在一个或两个聚类中处于边缘位置，意味着结构连续性有限。与加权包含指数 I_w 不同，后者本质上不对称，用于衡量源聚类的语义质量有多大比例保留在目标聚类中；重要性指数在代数上对其两个参数是对称的，其定义基于 PageRank 中心性的双线性组合，并以两个参数的总质量乘积进行归一化。不过，由于 PageRank 分数是在特定时期的聚类子图内计算的，且不同期间的分布离散程度可能各不相同，因此在经验解释中，该指标可能表现出轻微的不对称性。这并非源于指数的函数形式，而是由于底层中心性分布存在差异，

这些分布决定了共享术语在各自时间语境中的相对显著性。结合考察 I_w 和重要性指数，可以区分不同形式的跨时间关联性。当方向性覆盖和相互结构重要性都较高时，这种关联反映出较强的连续性：源主题的很大一部分得以传承，共享术语在两个构型中仍居于核心地位。覆盖度较高而重要性较低，说明词汇广泛保留，但语义核心未能延续。相反，覆盖度较低而重要性较高，体现了选择性传承：一组数量有限、但在两个聚类中都高度居于核心地位的共享术语，构成了一种聚焦但可能具有实质意义的主题关联。当两个维度都较低时，这种关系对应于弱连续性，其特征是重叠有限，共享内容处于边缘地位。将这两项指标纳入谱系强度，可全面评估演化关联，同时兼顾重叠范围与共享内容的中心性

$$\mathcal{L}(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) = \alpha\, I_w(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) + (1-\alpha)\, \Omega(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) \tag{9}$$

参数 $\alpha \in [0,1]$ 调节方向性保留与相互结构相关性之间的侧重：值越接近 1，越优先考虑源主题的覆盖度；值越接近 0，越优先考虑两个主题共有内容的中心性加权一致性；而 $\alpha = 0.5$ 则提供折中方案。可根据领域特征和分析目标调整该参数。对于每对连续时期（t，$t+1$），都会构建一个谱系强度矩阵 $\mathbf{L}^{(t,t+1)} = [\mathcal{L}_{hj}]$，其一般元素为 $\mathcal{L}(C_h^{(t)}$，$C_j^{(t+1)})$。该矩阵全面展示了各时期之间所有潜在的演化关联。

3.4 自动谱系检测与EvolutionaryGraph

该方法的最后一个组成部分会自动识别显著的演化路径，并生成主题演化图，以便进行可视化和解读。由于并非所有非零谱系强度都代表有意义的演化关联，我们采用结合绝对标准和相对标准的双阈值方法，以识别显著谱系。对于每个源聚类 $C_h^{(t)}$，我们会识别时期 $t+1$ 中满足以下任一条件的目标聚类

$$\mathcal{L}(C_h^{(t)}, C_j^{(t+1)}) \geq \theta_{\text{abs}} \tag{10}$$

其中 θ_{abs} 是谱系强度的最小阈值 o ,an h ld d

$$\text{rank}_h(C_j^{(t+1)}) \leq k \tag{11}$$

其中，$\text{rank}_h(C_j^{(t+1)})$表示按谱系强度从 $C_h^{(t)}$ 排序的所有目标聚类中，$C_j^{(t+1)}$ 的排名。双重标准分别确保我们能够捕捉强连接分量（超过阈值）和相对强的连接（每个源聚类排名前 k），从而避免遗漏重要的演化路径；这些路径的绝对强度可能较弱，但却代表源聚类的主要延续。演化图 $\mathcal{G}$ =(V，E，$\mathbf{w}$) 是有向无环图，其中 $V = \bigcup_{t\in T} C^{(t)}$ 表示在整个时间范围内识别出的所有主题聚类的集合，$E \subseteq V \times V$ 是有向边 ($C_h^{(t)}$，$C_j^{(t+1)}$) 的集合，用于表示连续时期内聚类之间的重要演化联系——这些联系由所采用的阈值标准确定；$\mathbf{w}$：$E \to [0,1]$ 是一个权重函数，为每条边分配相应的谱系强度，使得 $\mathbf{w}\big((C_h^{(t)}$，$C_j^{(t+1)})\big)$ =$\mathcal{L}(C_h^{(t)}$，$C_j^{(t+1)})$。

该图按时间分层：时期 t 的聚类构成一层 t，边仅连接连续的层。根据所得图中聚类的入度和出度对演化模式进行分类。延续对应一对一链接，其中 $|in(C_j^{(t+1)})| = 1$ 和 $|out(C_h^{(t)})| = 1$，表示跨连续时期的稳定轨迹。当 $|out(C_h^{(t)})| > 1$ 时，发生分裂，表明出现分化或主题专门化；当 $|in(C_j^{(t+1)})| > 1$ 时，发生合并，表示主题整合。当$|in(C_j^{(t+1)})| = 0$时，聚类被归类为新兴；当 $|out(C_h^{(t)})| = 0$ 时，则被归类为消失。这分别表示某种构型在没有显著前驱主题的情况下出现，以及没有显著后继主题。演化路径定义为通过深度优先遍历得到的、穿过演化图的极大有向序列

$$\mathcal{P}_r = \langle C_{h_1}^{(t_1)}, \ldots, C_{h_q}^{(t_q)} \rangle \tag{12}$$

代表跨越多个时期的连贯主题轨迹。对于每条演化路径 $\mathcal{P}_r$ =$\langle C^{(t_1)h_1}, \ldots, C^{(t_q)}{}_{h_q} \rangle$，我们计算一组聚合指标，以概述其结构和时间属性。路径强度定义为沿连续转移的谱系强度之积

$$\text{Strength}(\mathcal{P}_r) = \prod_{i=1}^{q-1} \mathcal{L}\big(C_{h_i}^{(t_i)}, C_{h_{i+1}}^{(t_{i+1})}\big) \tag{13}$$

反映轨迹的整体连续性。路径长度对应于序列跨越的时期数量，可衡量其时间持续性。最后，累积规模定义为

$$\sum_{i=1}^{q} |C_{h_i}^{(t_i)}| \tag{14}$$

它汇总构成该路径的各聚类的模糊基数，并反映其随时间变化的总体实质权重。

演化图可以通过沿时间维度构建的主题演化图进行可视化。时期排列在横轴上，节点则表示各时期识别出的主题聚类。每个节点的大小与模糊基数 $|C_h^{(t)}|$ 成正比，从而反映该聚类的实质权重。有向边连接连续时期中的聚类，边的粗细根据相应的谱系强度 $\mathcal{L}$ 调整，从而直观呈现演化关联的强度。不同颜色用于区分演化路径，便于识别连贯的主题轨迹。节点的垂直位置还可编码其他结构信息，例如中心性、密度或其在战略图中的象限位置，从而在统一的可视化表示中整合纵向与横截面视角。

该框架采用模块化设计，可针对 α、阈值参数和聚类分辨率开展敏感性分析。从计算角度看，主要开销来自各时期特定共现网络中的社区检测，以及跨期谱系矩阵的构建。设 $p_t = |K^{(t)}|$ 表示保留术语的数量，m_t 表示时期 t 的加权共现网络 $W^{(t)}$ 中非零边的数量。在标准稀疏条件下（$m_t \ll p_t^2$），通过 Louvain算法进行基于模块度的社区检测，每次迭代的运行时间约为 $O(m_t)$，在实践中，随着边数增加，其经验复杂度近似线性增长。在聚类诱导的子图中计算 PageRank中心性时，聚类 h 的复杂度为 $O(m_{th}I)$，其中 m_{th} 表示其内部边数，I 表示收敛所需的幂迭代次数；实践中，这一数值通常较小。跨期谱系构建需要对相邻时期的聚类进行成对比较。若 $c_t = |C^{(t)}|$ 表示时期 t 中的聚类数量，则 t 与 $t+1$ 之间的谱系矩阵至多涉及 $O(c_t c_{t+1} \bar{s})$ 次运算，其中 $\bar{s}$ 表示每对聚类平均共享的术语数。由于典型应用中 $c_t \ll p_t$，与网络构建相比，这部分的开销仍然较小。因此，总体复杂度可表示为

$$O\left(\sum_t m_t + \sum_t c_t c_{t+1} \bar{s}\right) \tag{15}$$

在现实的稀疏性条件下，基于边的术语 $\sum_t m_t$ 占据主导地位。重要的是，扩展规模取决于保留术语的数量及其关系密度，而非出版物总数，从而确保该方法适用于中大型文献计量数据集。

4 实证应用

为展示所提出的框架的分析潜力，本实证应用考察了*Journalof Informetrics* （JOI）的完整出版记录。该期刊是科学计量学和文献计量学领域主要的国际期刊之一。鉴于其主题中心性以及近二十年来的持续发展，该期刊构成了合适的测试平台。数据集取自 Web of Science核心合集，涵盖 2007–2025 年。筛选出可引用文献后，最终语料包含 1,400 篇文章，由 2,151 位不同学者撰写，每篇文献平均有 2.87 位合著者，国际合著率为 30.07%。在整个时间范围内，每篇文献的平均引文数为 40.72，参考文献列表共包含 32,929 条被引文献，表明文本间结构十分紧密。作者指定关键词共计 3,887 个不同术语（另有 1,594 个 Keywords Plus），体现出显著的语义异质性和概念演化。

图1报告了三个子时期的年度产出情况，分别为2007–2012、2013–2018和2019–2025，期间发表的文章数量分别为288篇、417篇和695篇。

产出量从2007年的31篇增至2025年的110篇，对应年均增长率为7.29%。时期2比时期1高44.8%，时期3又比时期2高66.7%，表明增长持续加速。第一个切分点（2012年末）的设定有实质依据：旧金山科研评估宣言的发布加剧了关于负责任的评估的讨论，同时也与出版量的明显上升相吻合（2012年发表70篇；2013年发表93篇）。第二个切分点（2018年末）既反映了替代计量学作为一个独立研究领域逐渐成熟，也体现了莱顿宣言 原则的传播，其影响开始显现。

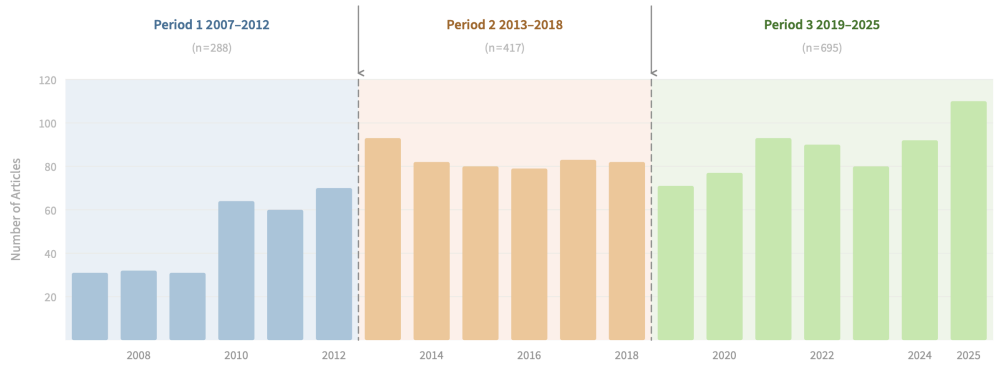

图 1：*Journal of Informetrics* 的年度科学产出（2007–2025）。柱形按分析时期着色；灰色竖线表示两个分界点（2012年末和2018年），各阴影区段内标示了相应时期的文献数量。

到本十年末，这种结构已清晰可见。因此，2019–2025时期体现了主题整合与多元化阶段。

以作者指定关键词作为概念结构的代理指标进行共词分析。针对每个时期，构建共现矩阵，并使用公式（3）中定义的关联强度指标进行标准化，从而减弱频次效应并支持跨时期比较。设定最低出现次数阈值为五次，每个时期最多保留 250 个术语。在构建网络之前，对 280 对语义等价术语进行了统一处理（例如，引文/引文、文献计量学/文献计量学），以减少人为造成的碎片化。采用 *Louvain* 算法 [4], 进行社区检测，该算法因其在加权网络中的效率和性能而被选用 [20]。所得划分构成模糊成员归属估计和谱系重构的基础。时期之间的谱系强度按上述方法计算，并使用 $\alpha = 0.5$ 以平衡方向性覆盖与互惠结构相关性。

4.1 横截面主题结构

横截面分析在时期1识别出18个主题聚类，在时期2识别出12个，在时期3识别出9个。聚类数量逐步减少，并不意味着主题收缩；相反，这反映出随着时间推移，共词网络的结构巩固程度不断提高，内部密度也随之增加。随着这一领域日渐成熟，先前彼此分散或联系薄弱的主题领域往往会整合为更具凝聚力、内部结构更清晰的研究流派，从而形成数量较少但结构更强的社群。各时期对应的战略图见图2至图4。这些可视化图示对比呈现了集群中心性和密度，有助于识别驱动主题、基础性与横向主题、新兴或衰退领域，以及发展成熟但彼此孤立的领域在各个时期的分布情况。

第1期（2007—2012年）JOI创刊阶段的主题配置围绕文献计量指标这一核心展开，呈现出多元化但方法论上协调一致的特征。出现频率最高的主题包括*h*指数 （112次）、引文分析 （96次）、引文 （93次）和文献计量学 （84次）。在战略图中，*h*指数 位于右上象限（驱动主题），兼具高中心性和高密度，表明这是一个发展成熟、结构整合度高的研究领域。引文 位于右下象限，其极高的中心性与相对适中的密度相结合，使其成为一个基础性、跨领域的主题，能够整合该领域的不同方向，而非一个独立的子领域。科学合作和同行评审等相关构念也出现在驱动主题中，反映出评价实践和合作动态已成为该期刊早期知识图景的核心组成部分。影响因子、期刊和期刊评价等主题聚集在图的右侧，进一步凸显了这一时期科研评价论争的中心地位。相较之下，聚类 和图谱绘制 位于左上象限（利基主题），其内部密度相对较高，但中心性有限，说明这些专业化的方法论发展整合影响力较弱。最后，机器学习、数字图书馆和引文计数 位于左下象限，兼具低密度和低中心性，符合尚处于萌芽阶段或制度化程度较弱的发展轨迹的特征，这些主题当时尚未在该领域取得显著的结构地位。

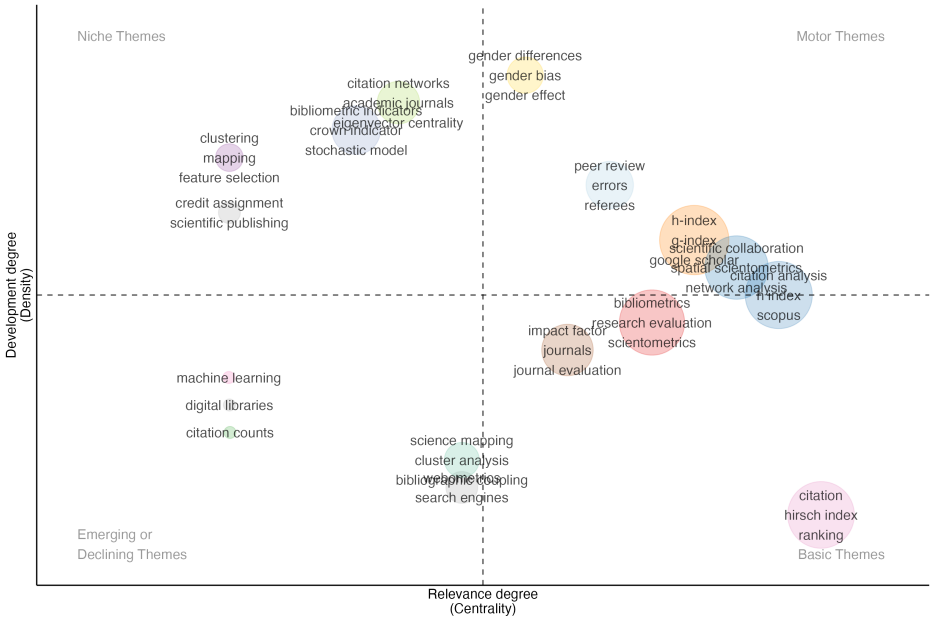

图2：战略图：第1期（2007—2012年）。

第2期（2013—2018年）中间时期的特点是出版量显著增长（较时期1增长+44.8%），主题结构也明显重组。聚类数量减少至12个，而主导主题的规模则大幅增加：文献计量学 （210次）、引文分析 （171次）、*h*指数 （164次）、合作（113次）、科学网 （101次）和影响因子 （93次）。在战略图中，科学网、影响因子以及密切相关的评价构念位于右上象限，表明它们是发展成熟的驱动主题。相比之下，合作与文献计量学和科研评价一起位于右下象限，构成中心性高但密度相对较低的基础主题，支撑着这一时期的知识核心。*h*指数 和引文 聚类仍具有很强的中心性，巩固了其作为跨领域评价框架的作用。一项显著进展是替代计量学（ 61 次）作为独立聚类出现在左下象限，表明这一发展方向虽在主题上具有创新性，且在文献中日益受到关注，但尚未达到结构成熟。高被引论文 （47次）聚类位于左上象限，显示其是一个专业化且内部凝聚力较强的利基主题。同时，文本挖掘 （65次）和引文网络 （46次），以及主题建模 和科学图谱，表明方法论日益多样化，但这些主题仍位于驱动核心之外。最后，学术谱系 及相关描述词构成一个密度高但中心性有限的利基主题，反映出一条专业化研究路径，其整合影响力较弱。

时期3（2019–2025）最近一个时期的特征是产出进一步扩大（相较于时期2增长+66.7%），结构也显著巩固，形成了九个规模明显更大、内部结构比早期阶段更为细化的聚类。这一主题格局反映了计算技术进步与日益重视科学的系统维度和社会维度共同作用的结果。在战略图中，文献计量学（222次出现）和科学学（188次）位于右下象限，属于中心性很高、但密度相对较低的基础主题。它们所处的位置表明，该期刊的知识核心广泛转向对科学系统的宏观层面分析，同时保持了跨子领域的强大整合能力。基础主题象限中的另一个重要聚类由机器学习和人工智能构成，表明计算方法已在该领域成为常态。右上象限（驱动主题）以引文影响力、科学合作和科研绩效为主，这些主题的中心性和密度均较高，表明相关研究流派已趋成熟，且结构上凝聚力强。相比之下，替代计量学、引文和同行评审位于靠近纵轴的位置，密度相对较高，但中心性较为适中，说明这些聚类发展成熟，却尚未充分贯通各领域。方法论专业化在左上象限仍然存在，其中聚类、主题演化和二部网络构成利基主题，内部凝聚力强，但整合范围有限。科研生产力、科研资助和新冠肺炎等新兴或特定情境下的主题则出现在左下象限，反映出这些发展轨迹要么刚刚巩固，要么由阶段性因素推动。最后，*h*指数聚类虽然仍然存在（出现49次），但其位置已更靠近中心边界，且相较于早期时期的重要性有所

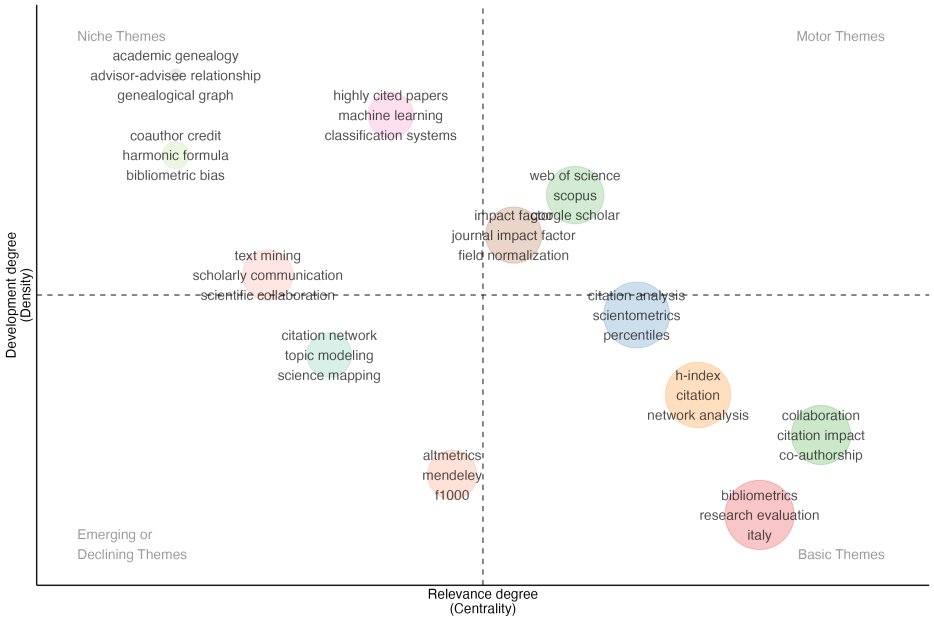

图3：战略图：时期2（2013–2018）。

下降，表明研究关注点正逐步从经典指标中心型研究转向其他方向。

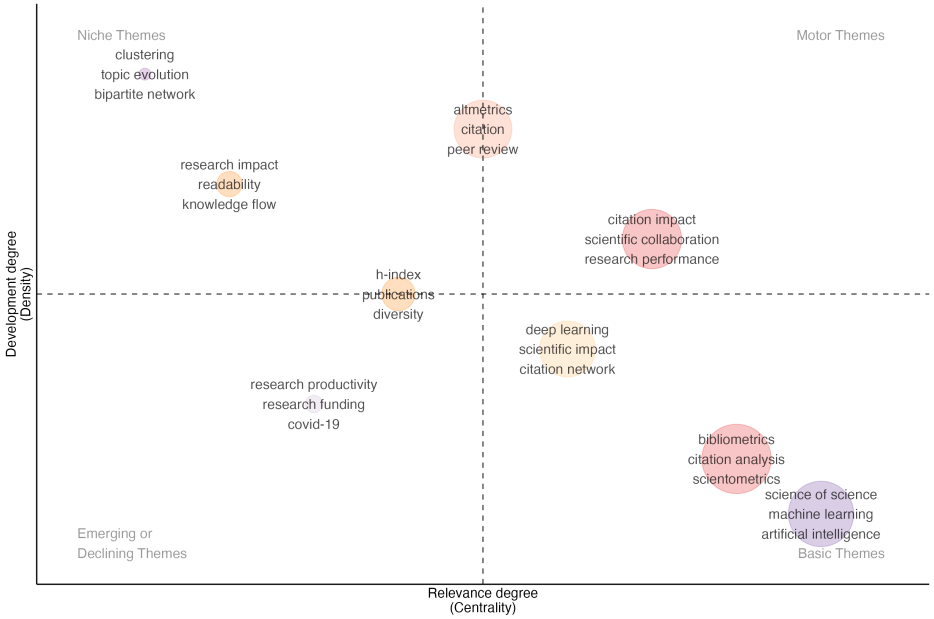

图4：战略图：时期3（2019–2025）。

4.2 主题演化

所提出的框架生成的演化图（见图5）描绘了三个时期各聚类之间的谱系关系。谱系强度采用式（9）中定义的综合测度并结合$\alpha = 0.5$计算，从而在方向性覆盖与互惠结构相关性之间取得平衡。

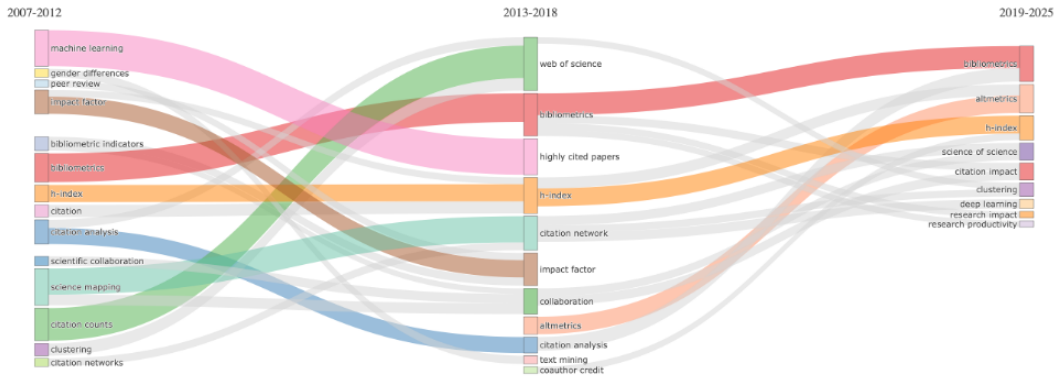

图5：演化图。

最为稳健的纵向轨迹涉及文献计量学 聚类，该聚类在两次过渡中均表现出最强的延续。从时期1到时期2的流量相当可观，随后向时期3的过渡仍是图中的主导流之一。这种连续性反映出文献计量方法在该期刊知识结构中持续发挥的整合作用。一条同样稳定的路径刻画了引文分析，它在各时期之间保持可见联系，并延续其对指标构建与科学计量建模的语义聚焦。*h*指数 聚类同样遵循连续轨迹，尽管在最后时期规模逐步缩小，表明其相对收缩但并未完全消失。在时期1与时期2之间，桑基结构显示出高度中心的引文 主题出现显著分化。后者由单一主导聚类演化为多个后继主题，将其权重分布于*h*指数、引文分析，以及程度较轻的替代计量学，从而反映出基于引文的研究专门化为不同的评价导向与计量导向分支。与此同时，科学图谱 与科学合作 汇入引文网络 和合作，说明网络分析方法发生了重组。从时期2到时期3的过渡更多地以汇聚而非碎片化为特征。值得注意的是，合作、引文网络以及*h*指数和引文分析 的部分内容共同促成了科学学 聚类的出现，该聚类在最后时期作为一项主要基础主题呈现。这一模式表明，研究正朝着对知识系统进行宏观层面分析的整合性转变。与此并行，计算分支趋于整合：早期的机器学习 与文本挖掘 成分汇入深度学习，后者在时期3作为一个与引文网络方法相关联的独立聚类出现。替代计量学 的轨迹尤其具有说明性。它在时期1中并未作为具名聚类出现，而在时期2出现，并在随后的过渡中发生分裂，既延续为替代计量学 聚类，也在时期3贡献于引文影响力 。这种双重延续反映出其部分制度化，同时被整合进更广泛的影响导向框架。

为评估谱系重构对加权参数的稳健性，我们使用 α (0.3 和 0.7) 进行了适度扰动并重复分析。观察到的差异仅限于较弱的边缘连接。较低的 α 值会略微凸显基于高度中心化共享术语的结构集中型传递，而较高的值则会稍微增强来自较大源聚类的广泛方向性延续。这些调整会影响次级连接的相对强度，但不会改变主要的延续、分裂或合并，也不会改变演化图的整体宏观结构。尽管出于简约考虑，本文仅报告 $\alpha = 0.5$ 配置，但其他设定得到的演化拓扑在实质上并无变化。具体而言，在不同设定下，主要的纵向主干结构均得以保留：文献计量学 在两次转变中始终是最强且最稳定的轨迹；*h*指数 表现出连续性，但逐渐减弱；而在最终时期，合作、引文网络及相邻的评价领域汇聚至科学学 的现象也始终得到一致重构。时期2与时期3之间替代计量学 的整合，在两种替代取值下同样持续存在。因此，结果表明，主要演化模式并非特定参数选择所造成的假象，同时也证实 α 能有效调节边缘传递中方向性覆盖与结构相关性之间的平衡。

4.3 与经典主题演化的比较评估

为将所提出框架的分析贡献置于具体背景中，我们将其输出与 SciMAT [11], 生成的结果进行比较；SciMAT 是主题演化经典纵向方法中应用最广泛的实现。与前文相同，分析基于 *Journal of Informetrics* (2007–2025) 的完整出版记录，并将其划分为三个相同的子时期：2007–2012、2013–2018 和 2019–2025。SciMAT 的配置采用

词语 （仅作者关键词）作为分析单位。共现网络采用关联强度进行标准化；使用单遍质心聚类提取聚类（最大聚类规模设为 100）；并将包含指数同时用作演化度量和重叠度量。此配置与 Cobo框架 的标准操作化方式一致，并确保程序上的可比性。比较围绕三个维度展开：主题粒度、横截面聚类构成以及跨期演变脉络的结构。

表 1：各时期和方法的主题聚类数量。

时期	文档数	所提出的框架	SciMAT
2007–2012	288	18	7
2013–2018	417	12	14
2019–2025	695	9	14

两种方法在所有时期得出的聚类数量都存在显著差异。所提出的框架在时期1、2和3分别识别出18、12和9个聚类，而SciMAT在相同时间段内分别生成7、14和14个聚类（表1）。这种差异反映了社区检测流程的不同：所提出的框架依赖于对经过关联强度归一化的网络应用Louvain算法，而SciMAT则采用单遍质心聚类；此外，两者的阈值设定策略也各不相同。在所提出的框架中，每个时期的最低词频设为5次，保留术语数量上限设为250，以限制稀疏性，同时保持语义覆盖度。因此，聚类数量逐步减少，与网络凝聚增强及主题结构整合的趋势相符。相比之下，SciMAT中的聚类数量从7个增至14个，这似乎与各时期词汇增长密切相关，从而使主题空间的划分更加精细。因此，这两种方法捕捉了结构演化的不同方面：基于模块度的社区检测体现了整合趋势，而基于质心的聚类则体现了碎片化趋势。图6–8展示了从相应HTML报告中导出的三个SciMAT战略图。在每幅图中，节点根据其中心性（横轴）和密度（纵轴）定位；这两项指标是相对于各时期的均值计算的，均值确定了象限边界。节点大小与其关联的核心文献数量成正比

每个主题。

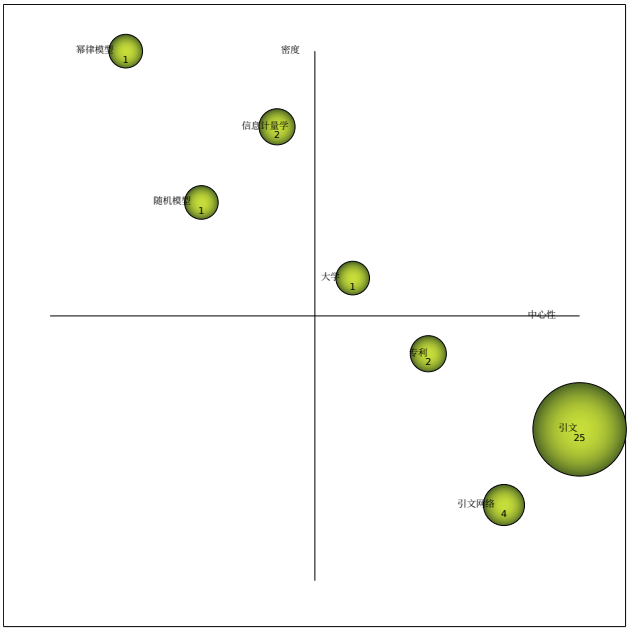

图6：SciMAT战略图:: 第1期（2007—2012年）。

第1期（2007—2012年） SciMAT识别出一个占主导地位的引文聚类（中心性为 = 7.47，密度为 = 4.15；包含25篇核心文献），位于基本主题象限；此外还有六个规模较小且相对孤立的聚类：专利、引文网络、信息计量学、幂律模型、随机模型和大学（图6）。其中三个（信息计量学、幂律模型、随机模型）的中心性值接近于零，位于外围或

利基位置。在同一时期，所提出的框架识别出18个聚类，将*h*指数、引文分析、引文、文献计量学和科学合作区分为彼此独立但在结构上相互关联的主题节点。将*h*指数归入驱动主题象限，并将引文归入基本主题象限，更清晰地呈现了内部凝聚的指标研究与横向贯通的基于引文的构念之间的关系。相比之下，SciMAT的单一引文聚类将其中若干组成部分整合到一个统一主题中，因此对该时期评价核心的呈现更加精简，但区分度较低。

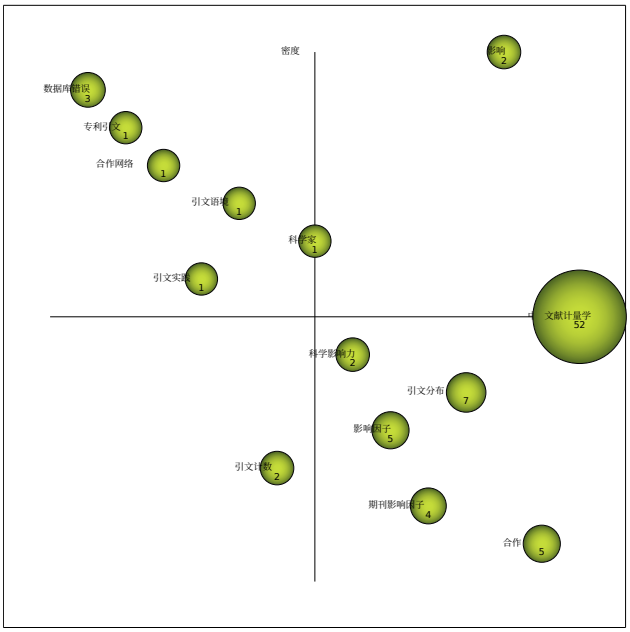

图7：SciMAT 战略图：时期2（2013–2018）。

时期2（2013–2018）SciMAT 生成了 14 个聚类，其中 文献计量学成为主导节点（中心性 = 19.66，密度 = 4.45；52 篇核心文献）。该划分的一个结构特征是，影响（中心性 = 5.37，密度 = 25.0）虽然仅包含 2 篇核心文献，却位于驱动主题象限（图7）。这种配置符合一个广为人知的现象：密度度量对规模极小的聚类十分敏感，有限的内部链接可能导致密度值不成比例地偏高。其他几个聚类——数据库错误、专利引文、科学家、引文语境、合作网络和引文实践——中心性值均低于 1.5，且各自仅基于一篇核心文献，这表明它们是高度局部化、整合能力有限的主题片段。值得注意的是，在这一时期，SciMAT 未提取出以替代计量学为名称的独立聚类。相比之下，所提出的框架将替代计量学识别在左下象限（出现 61 次），捕捉到它在结构全面巩固之前，已形成可辨识主题轨迹的过程。

时期3（2019–2025）SciMAT再次生成了14个聚类，其中以文献计量学（中心性 = 27.66；53篇核心文献）和科学影响力（中心性 = 11.66；8篇核心文献）为主（图8）。其余聚类主要处于外围，另外12个主题中有10个的中心性低于4，且核心仅包含单篇文献，这表明它们在网络中的结构整合程度有限。所提出的框架在这一时期识别出的两种结构——机器学习与人工智能和科学学——并未在SciMAT划分中呈现为整合的结构。它们未能成为独立聚类，可能是因为其构成词汇分散于多个SciMAT主题之中，且质心间的距离不足以通过单遍质心聚类形成统一的聚类。

跨期演变脉络重叠图（图9）和演化图（图10）概述了SciMAT对纵向动态的重构。重叠图报告了相邻时期之间的共享术语数量：时期1与时期2之间有73个术语重叠（Jaccard型指数 = 0.70），时期2与时期3之间有98个术语重叠（指数 = 0.66），这表明词汇随时间推移具有显著的连续性。演化图基于核心文献的包含指数，呈现出以文献计量学为中心的显著枢纽辐射式结构。

从时期1到时期2，主导的引文聚类将谱系分布到文献计量学（3.57）、引文-分布（4.29）、影响因子（2.86）、合作（3.33）、影响（2.50）和期刊影响因子（2.50）。至

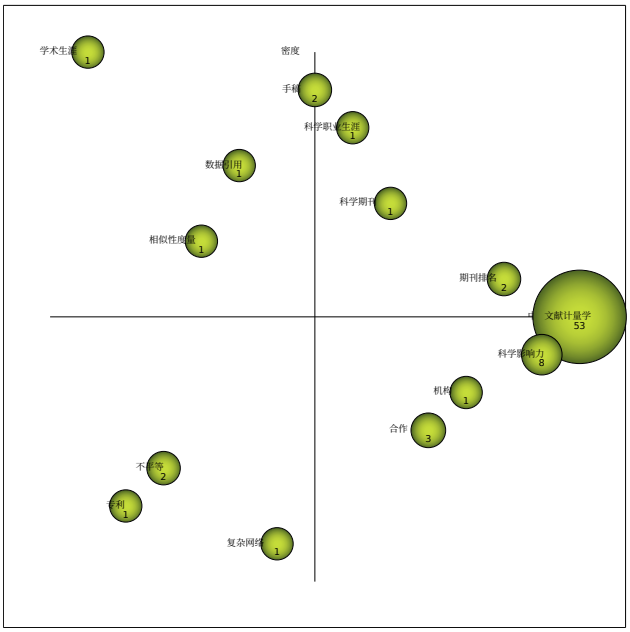

图8：SciMAT战略图：时期3（2019–2025）。

于信息计量学和大学，它们分别以6.67和10.00的包含权重与文献计量学相连。这些数值主要反映核心文献集中的词汇包含，因为大学仅对文献计量学有所贡献，尽管它本身是一个边缘性的单文献聚类。从时期2到时期3，文献计量学吸收了大部分谱系质量：影响 → 文献计量学（5.00）、影响因子 → 文献计量学（2.86）、合作 → 文献计量学（3.33），以及科学影响力 → 文献计量学（3.33）。只有三条连接延伸至文献计量学以外的时期2聚类：影响因子 → 期刊排名（3.33）、合作 → 合作（2.50），以及科学影响力 →科学影响力（3.33）。由此形成的结构以单一主导枢纽为中心，高度集中。

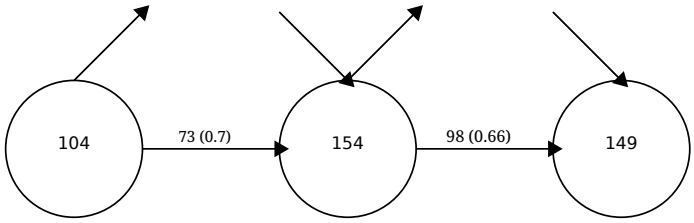

图9：SciMAT重叠图。圆圈代表三个子时期（2007–2012：104个术语；2013–2018：154个术语；2019–2025：149个术语）。箭头上的数字表示相邻时期之间的共享术语；括号中的数值表示相应的标准化重叠指数。

相比之下，所提出的框架重构出更为细致的演化构型。谱系强度度量结合了经PageRank加权的术语包含和相互结构相关性，既能捕捉强延续，也能捕捉跨时期的选择性传递。第1时期的引文 聚类分化为第2时期的 h指数、引文分析和替代计量学 ，这一过程通过不同的谱系强度体现出来，反映了差异化覆盖度和结构显著性。同样，第2时期的合作、引文网络和h指数 汇聚至第3时期的科学学 聚类，这一过程被重构为结构相关流派的合并。SciMAT演化图中并未呈现这种模式，因为该图依据核心文献集之间的包含关系生成，因此往往偏重占主导地位的词汇交集。所提出的框架还能通过模糊基数的下降，呈现h指数 在各时期逐渐收缩的趋势；而这一趋势在SciMAT的输出中无法单独观察到，因为它在连续的转变中被纳入文献计量学 轨迹。

这里呈现的结果表明，两种策略之间的差异并非仅仅是聚类数量或谱系权重的定量变化，而是源于对主题连续性构成要素的不同建模假设。基于包含关系的方法通过核心文献集之间的词汇交集来重构演化，

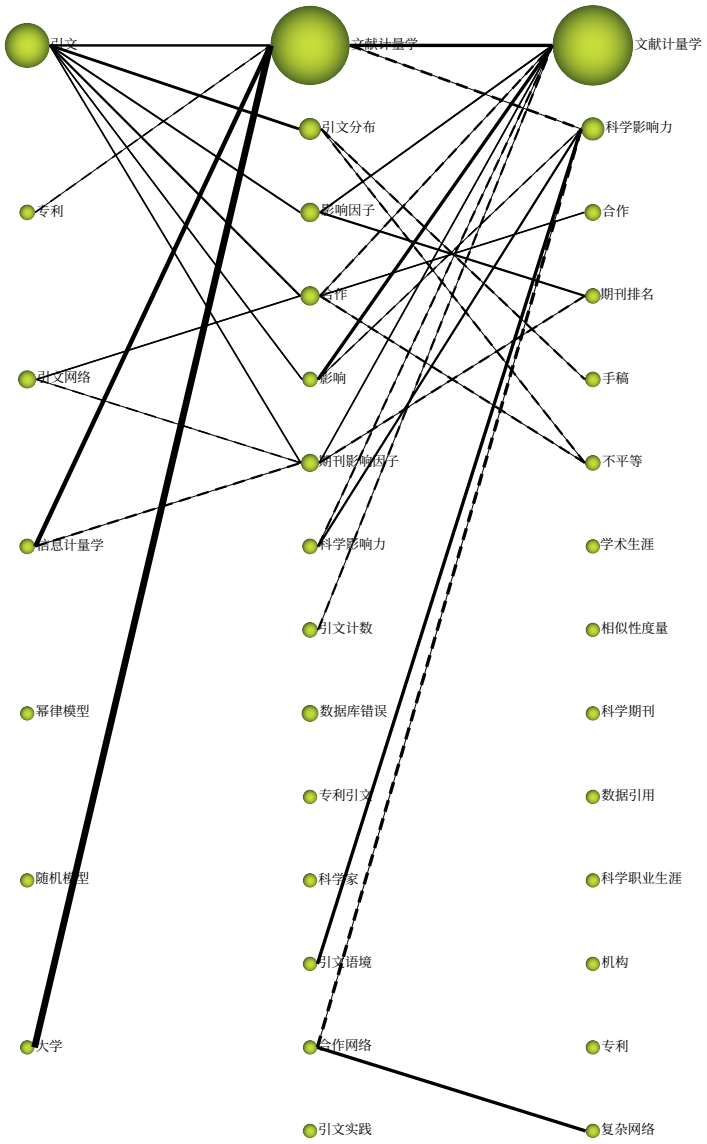

图10：基于包含指数（核心文献数量）的 SciMAT演化图。节点面积与核心文献数量成正比；边的粗细反映包含权重。强链接（实线）表示包含指数高于阈值；弱链接（虚线）表示低于阈值的连接，由算法保留。

而所提出的框架则将谱系嵌入聚类的加权关系结构中，并将分级的文档归属纳入关联机制。由此产生的演化拓扑差异——中心化枢纽形成与清晰呈现的分裂与合并模式之间的差异——揭示了对连续性采用不同操作化方式，如何导致对知识动态作出实质上不同的表征。这些发现促使我们进一步思考纵向科学映射的概念基础，以及结构整合建模对主题变化解读所产生的影响。

5 讨论

本研究通过解决经典纵向实现中固有的方法论不一致，对科学图谱中的主题演化进行了结构性重构。在既有方法中，主题通过共现网络中的关系聚类来检测，而其演化则通过核心文献或关键词列表之间的集合论重叠来重构。这种双重逻辑在从横截面转向

纵向分析时，隐含地将主题的本体论地位从嵌入网络的关系构型转变为边界明确的词汇集合。本文提出的框架通过将谱系重构置于支撑横截面检测的同一加权关系架构中，恢复了方法的一致性。
从概念上讲，这种整合将主题连续性重新界定为一个由结构中介的过程。连续性不再仅仅依据共享词汇来推断，而是依据加权配置的转变来推断，其中术语显著性与文档归属被一并考量。通过纳入经PageRank加权的术语重要性以及模糊文档隶属度，该模型能够捕捉分级且具有方向性的连续性，从而区分广泛的词汇覆盖与相互结构相关性。这一区分使得我们能够通过分析知识结构如何在不同时期被差异化地保留、重新加权或重新配置，来考察主题变化。由此形成的表征将主题变化视为关系结构的动态重构，而非表层词汇重叠的持续存在。在方法论上，三个要素构成了该框架的核心创新。首先，模糊主题归属以分级隶属取代了排他性出版物归属。科学贡献往往跨越多个主题脉络，而二元划分可能会掩盖这种多重性。采用模糊隶属能够更忠实地表征主题嵌入性，并允许通过模糊基数估计聚类规模，从而同时捕捉参与的强度与分散程度。其次，谱系强度被分解为互补的组成部分——加权包含度与结构重要性——从而将方向性覆盖与互惠显著性区分开来。这种分解增强了可解释性，并使连续性测量所依据的建模假设得以显明。第三，通过 α 对谱系加权进行参数化，引入了分析上的透明度。该框架并非将加权选择隐含地嵌入某一指数之中，而是将其呈现为可调组件，从而便于方法论审视与复现。

比较评估表明，对连续性进行不同的操作化处理，会产生实质上不同的演化拓扑。基于包含关系的方法优先考虑占主导地位的词汇交集，并倾向于生成中心化的枢纽结构，使主要主题在不同转变过程中吸纳谱系质量。相比之下，结构整合式规范能够揭示清晰的分裂与合并模式，以及主题脉络的渐进分化或减弱。这些差异并非只是数量上的差异，而是反映了对主题持存意味着什么这一问题所持的不同认识论承诺。除了技术上的改进，所提出的框架还更明确地阐释了纵向科学映射所依据的概念前提。与此同时，这项贡献的适用范围也受到若干方法论条件的影响。所得结构仍取决于聚类决策，因为划分边界本质上具有分辨率敏感性，而不同的社区检测算法可能产生不同但同样合理的结构。重要性指数则依赖 PageRank 来衡量聚类内部的语义显著性；尽管该指标能够捕捉递归中心性并减轻度偏差，其他中心性设定也可能凸显不同的结构属性。网络拓扑还会受到预处理选择的影响，例如频率阈值和词汇协调。尽管这些选择均有明确记录，但它们仍带有一定程度的分析裁量，因此有必要透明报告，并在可能的情况下进行敏感性评估。最后，虽然离散时间分段符合既有的战略图谱实践，但它不可避免地会为主题变化过程划定边界，而这些过程在实际中往往更加连续。这些考量并未削弱该框架的贡献，而是明确了其有效范围。所提出的整合增强了横截面建模与纵向建模之间的结构连贯性，提高了解释透明度，并减少了纯粹基于词汇的谱系重构所产生的伪影。同时，该框架仍处于基于网络的科学图谱这一更广泛的假设体系之中，也受到其解释与方法论局限的影响；这些局限根植于聚类和基于关键词的分析。

6 结论与最后说明

本研究提出了一个结构集成的框架，用于对科学图谱中的主题演化进行建模。研究的出发点是经典纵向方法中存在的方法论不对称性：这类方法将用于横截面检测的关系聚类与用于跨时间关联的集合论判据结合起来。通过将检测和谱系重构都置于统一的加权网络架构之中，并引入分级文档归属，该框架恢复了主题识别与时间变迁建模之间的一致性。其核心贡献在于将主题连续性重新界定为一个具有结构基础的过程：通过加权关系配置重构演化，并在其中共同纳入术语显著性和文档层面的参与度。由此，该框架既保留了战略图的可解释性——战略图因能够依据中心性和密度维度定位主题而受到重视——又将其分析范围扩展至纵向动态。该模型不再仅仅追踪词汇，而是揭示知识结构如何在不同时期逐步重构、巩固或重新分布。

除了本文展示的实证应用外，该框架还通过明确谱系构建所依据的假设，并将方向性覆盖与结构相关性之间的平衡形式化，强化了纵向科学图谱绘制的方法论基础。这种明确的参数化增强了分析的

透明度，便于复现，并能在不牺牲可解释性的前提下实现研究间的系统比较。由此，本研究将科学图谱绘制置于更广泛的网络分析视角之中，在这一视角下，结构检测与动态建模之间的一致性被视为实现连贯时间分析的关键。

更广泛地说，该框架促使我们重新审视主题在文献计量研究中的认识论地位。当主题被视为不断演化的关系构型，而非界限分明的词汇集合时，纵向分析便从追踪稳定标签转向建模结构转变。这种重新定位有助于巩固主题分析的概念基础，并使科学图谱绘制成为知识演化研究这一更广阔领域中动态一致的方法。主题变化建模的进一步进展，可能较少依赖于对相似性指标的渐进式改进，而更多取决于开发结构连贯的动态模型，以应对知识转型的复杂性。基于这一视角，本框架为后续的理论完善与实证应用提供了有原则的基础。值得探索的方向包括：将主题网络与其他关系层（如引文、作者关系或机构联系）整合起来，以捕捉多层网络结构中的多维演化过程；针对谱系强度制定自适应加权策略，并通过实证校准纳入程度与结构相关性之间的平衡；以及探索重叠或滚动时间窗口，在保留战略图谱可解释性的同时，近似呈现连续的主题漂移。

参考文献

[1] M. Aria 和 C. Cuccurullo。bibliometrix：用于综合科学图谱分析的 R 工具。《信息计量学杂志》，11(4):959–975，2017年。doi:10.1016/j.joi.2017.08.007。[2] M. Aria、C. Cuccurullo、L. D'Aniello、M. Misuraca 和 M. Spano。比较科学制图：一种利用元数据进行概念结构分析的新方法。《科学计量学》，129:7055–7081，2024年。doi:10.1007/s11192-024- 05161-6。[3] D. M. Blei 和 J. D. Lafferty。动态主题模型。载于*ICML '06*：第*23*届国际机器学习会议论文集，第113–120页。美国计算机协会，2006年。doi:10.1145/1143844.1143859。[4] V. D. Blondel、J.-L. Guillaume、R. Lambiotte 和 E. Lefebvre。在大型网络中快速展开社群。《统计力学杂志：理论与实验》，2008(10):P10008，2008年。[5] K. Börner。《科学图谱：可视化我们所知》。麻省理工学院出版社，马萨诸塞州剑桥，2010年。[6] S. Brin 和 L. Page。大型超文本网络搜索引擎的剖析。《计算机网络与综合业务数字网系统》，30(1):107–117，1998年。doi:10.1016/S0169-7552(98)00110-X。[7]M. Callon。技术经济网络与不可逆性。《社会学评论》，38(1_增刊):132–161，1990年。doi:10.1111/j.1467-954X.1990.tb03351.x。[8] M. Callon、J.-P. Courtial、W. A. Turner 和 S. Bauin。从转译到问题化网络：共词分析导论。《社会科学信息》，22(2):191–235，1983年。doi:10.1177/053901883022002003。[9] M. Callon、J. Law 和 A. Rip。《绘制科学与技术的动态：现实世界中的科学社会学》。麦克米伦出版社，伦敦，1986年。[10] M. J. Cobo、A. G. López-Herrera、E. Herrera-Viedma 和 F. Herrera。一种检测、量化和可视化研究领域演化的方法：模糊集理论领域的实际应用。《信息计量学杂志》，5(1):146–166，2011年。doi:10.1016/j.joi.2010.10.002。[11] M. J. Cobo、A. G. López-Herrera、E. Herrera-Viedma 和 F. Herrera。SciMAT：一种新的科学制图分析软件工具。《美国信息科学与技术学会会刊》，63(8):1609–1630，2012年。doi:10.1002/asi.22688。[12] W. L. Hamilton、J. Leskovec 和 D. Jurafsky。历时词嵌入揭示语义变化的统计规律。载于计算语言学协会第*54*届年会论文集，第1489–1501页。计算语言学协会，2016年。doi:10.18653/v1/P16-1141。[13] J. Law 和 J. Whittaker。绘制酸化研究图谱：共词法的检验。《科学计量学》，23(3): 417–461，1992年。doi:10.1007/BF02029807。[14] E. C. M. Noyons、H. F. Moed 和 A. F. J. van Raan。整合科研绩效分析与科学图谱绘制。《科学计量学》，46(3):591–604，1999年。doi:10.1007/BF02459614。[15] H. P. F. Peters 和 A. F. J. van Raan。基于共词的化学工程科学图谱。第二部分：结合聚类与多维尺度分析进行表征。《研究政策》，22(1):47–71，1993年。doi:10.1016/0048- 7333(93)90032-D。[16] G. Rossetti 和 R. Cazabet。动态网络中的社群发现：综述。《美国计算机协会计算调查》，51(2): 35，2018年。doi:10.1145/3172867。

[17] N. J. van Eck 和 L. Waltman。如何对共现数据进行归一化？对一些著名相似性度量的分析。《美国信息科学与技术学会会刊》，60(8):1635–1651，2009年。doi:10.1002/asi.21075。[18] A. F. J. van Raan。测量科学：高级文献计量学的基本原理与应用。载于 W. Glänzel、H. F. Moed、U. Schmoch 和 M. Thelwall（编），《施普林格科学与技术指标手册》，第237–280页。施普林格，Cham，2019年。doi:10.1007/978-3-030-02511-3_9。[19] L. Waltman 和 N. J. van Eck。不同引文影响力指标归一化方法的系统实证比较。《信息计量学杂志》，7(4):833–849，2013年。doi:10.1016/j.joi.2013.08.002。[20] Z. Yang、R. Algesheimer 和 C. J. Tessone。人工网络中社区检测算法的比较分析。《科学报告》，6(1):30750，2016年。doi:10.1038/srep30750。[21] P. Zhang、T. Wang 和 J. Yan。加权有向网络的PageRank中心性及算法。《物理学*A*：统计力学及其应用》，586:126438，2022年。doi:10.1016/j.physa.2021.126438。