

# 基于 Altmetrics 的学术论文影响力 评价模型研究

——以人工智能领域为例

韩童茜 许 鑫

(华东师范大学经济与管理学部信息管理系, 上海 200241)

**摘 要:** [目的/意义] 构建基于 Altmetrics 的学术论文影响力评价模型, 分析新模型特点, 为挖掘高价值学术论文提供新途径。[方法/过程] 获取 Web of Science 中 2017 年人工智能领域论文的 Altmetrics 指标数据, 探索 Altmetrics 指标特点和指标间关系, 以人工智能领域的实证数据为基础构建评价模型。[结果/结论] Altmetrics 指标覆盖率不高; 与高 WoS 被引频次论文相比, 高 Altmetrics 评价得分论文之间的联系更为密切, 研究内容更集中, 更能挖掘内容之间的关系。

**关键词:** Altmetrics 学术论文影响力 评价模型 人工智能

**分类号:** G255

**DOI:** 10.31193/SSAP.J.ISSN.2096-6695.2020.01.07

## 0 引言

学术论文是学术研究的主要产出成果, 学术论文的影响力反映了研究成果受到的关注度与认可度<sup>[1]</sup>。目前对学术论文影响力评价的研究方法丰富, 对于学术论文影响力评价模型的研究有助于为评价学术论文影响力提供统一的规范。传统信息计量学主要通过引文分析评价学术论文影响力, 但是这种传统的计量方式有着时滞性强、影响力片面等诸多不足<sup>[2]</sup>。

随着互联网的发展, 越来越多的学者意识到网络计量学的重要性, 逐渐不满于传统的学术评价方式, 呼唤新的可测度的学术评价指标。Altmetrics 的提出为学术论文影响力评价提供了新的思路。

[作者简介] 韩童茜 (ORCID: 0000-0002-5915-0834), 女, 硕士研究生, 研究方向为科学计量, Email: hantq\_tosia@126.com; 许鑫 (ORCID: 0000-0001-7020-3135, 通讯作者), 男, 教授, 博士, 研究方向为信息分析、数据挖掘, Email: xxu@infor.ecnu.edu.cn。

## 1 相关研究

Altmetrics 是对社交网络中学术交互行为的测度, 以社交媒体为数据源, 将研究成果在网络中被浏览、下载、点击、注释、保存、推送、分享、收藏、分类、评论等情况计入学术影响力。Altmetrics 的出现让学术论文影响力评价的研究有了新的方向, 尤其让评价模型更广泛地融入学术论文影响力评价体系。目前基于 Altmetrics 的研究主要集中在对 Altmetrics 的引介<sup>[3][4][5]</sup>、Altmetrics 的指标研究 (如 Altmetrics 指标特征分析<sup>[6][7]</sup>)、Altmetrics 指标和引文分析法指标的相关性和对比<sup>[8][9][10]</sup>、Altmetrics 指标和数据源覆盖率研究<sup>[11][12]</sup>。此外, 也不乏基于 Altmetrics 的评价模型研究, 如庆斌等人利用 Mendeley、Altmetric API 获取生物科学学科的指标数据, 然后利用一系列分析对指标进行筛选, 最后通过对指标数据进行主成分分析的方法建立了评价模型。对比发现, 该模型与引用评价模型既有交集又有差异进而用于发现高被引论文<sup>[13]</sup>。赵蓉英等人总结了 Altmetrics 当前研究的不足, 提出评价模型构建流程, 并在此基础上构建了学术论文影响力评价模型<sup>[14]</sup>。孟伟花等人将情感分析与 Altmetrics 相结合, 探讨 Altmetrics 量化指标与情感分析相结合的理论框架, 构建了基于情感分析的 Altmetrics 加权综合运算模型<sup>[15]</sup>。刘宏煦等人利用主成分分析法构建综合评价指标模型, 并用“公平性测试”消除时间影响后发现引用指标相关度上升, 与社交媒体传播相关的指标相关度下降, 但 Twitter 指标相关度增加<sup>[16]</sup>。

综上所述, 对 Altmetrics 评价模型的相关研究较为丰富, 现有研究普遍采用主成分分析法构建评价模型。主成分分析法是一种降维和信息浓缩的方法, 对于指标类别之间具有交叉、指标内部具有重复的 Altmetrics 指标体系较为适用<sup>[17]</sup>。鉴于此, 本文也采用主成分分析法构建基于 Altmetrics 的学术论文影响力评价模型。

与以往研究不同的是, 本文使用 CiteSpace 绘制知识图谱的方法, 探索模型特点, 从整体上分析模型偏好与论文特点, 并且用计算机分析取代人工阅读, 在一定程度上减少了主观因素对结果带来的影响, 使分析结果更加可靠。

## 2 研究方案

### 2.1 领域对象选择

人工智能作为计算机学科的分支, 近些年发展迅猛得到了社会的广泛关注, 在网络中的热度也居高不下, 为领域内学术论文拥有较高 Altmetrics 评分创造了有利条件。

### 2.2 数据源和数据获取

本文选择较为成熟的 Altmetric.com 网站作为数据源, 该平台数据覆盖面广泛, 从大型商业数据库如 Springer、Wiley, 到开放存取期刊如 PLoS、F1000 等。除此之外, 该平台还检测学术研究成果在 Twitter、Google+、Mendeley、Blog、各种新闻媒体等学术平台和社交媒体的用户使用数据, 综合计算所有指标得出研究成果的总评分 (Altmetrics Attention Score)。

笔者于 2020 年 2 月在 Web of Science 核心集中输入检索词 “WC=Computer Science, Artificial

Intelligence”，文献类型为论文（Article），时间选择2017年（考虑到引文有时滞性），共获得学术论文15638篇。然后使用Python爬取学术论文的DOI及其被引频次，共有14977篇论文有DOI，剔除被撤回的六篇论文，共获得14971篇有效论文。最后利用学术论文的DOI从Altmetric.com中获取Altmetrics数据，共4039条有效数据，每条数据涉及一个Altmetrics总评分和19项分指标评分。

### 3 学术论文影响力模型构建

#### 3.1 指标覆盖率分析

本文根据4039条数据各项指标的非零率衡量Altmetrics指标覆盖率，用以评估Altmetric.com网站19个统计指标的覆盖情况。结果如表1所示。

由表1可知，Number of Mendeley readers和Number of Dimensions citations两项指标的覆盖率超过90%，甚至超过了Altmetric总评分的覆盖率（62.12%），这说明，有多条数据有Number of Mendeley readers和Number of Dimensions citations数据但是Altmetric总评分仍为0。由此推测，这两项指标在Altmetric评分系统中所占比重很小。Twitter mentions指标的非零率达到了57.64%，在所有指标中位列第三。此外，Policy mentions，Patent mentions，Peer review mentions，Weibo mentions，LinkedIn mentions，Pinterest mentions，F1000 mentions，Q&A mentions，Video mentions，Syllabi mentions这10项指标覆盖率低于1%，超过指标总数的一半，说明Altmetric.com整体指标覆盖率偏低。

需要说明的是，19个指标中，Pinterest mentions、LinkedIn mentions、Syllabi mentions 3个指标覆盖率为0，因指标需要有一定区分度，为不影响后续分析，本文将不采用这三个指标。

表1 Altmetric评分和指标覆盖率分析

序号		非零值数量	非零率
	Altmetric Attention Score (Altmetric 总评分)	2509	62.12%
1	News mentions (新闻提及)	84	2.08%
2	Blog mentions (博客提及)	63	1.56%
3	Policy mentions (政策提及)	17	0.42%
4	Twitter mentions (推特提及)	2328	57.64%
5	Patent mentions (专利提及)	30	0.74%
6	Peer review mentions (同行评议提及)	5	0.12%
7	Weibo mentions (微博提及)	1	0.02%
8	Facebook mentions (Facebook提及)	321	7.95%
9	Wikipedia mentions (Wikipedia提及)	78	1.93%
10	Google+ mentions (Google+提及)	65	1.61%
11	LinkedIn mentions (LinkedIn提及)	0	0.00%
12	Reddit mentions (Reddit提及)	44	1.09%

续表

序号		非零值数量	非零率
13	Pinterest mentions (Pinterest 提及)	0	0.00%
14	F1000 mentions (F1000 提及)	1	0.02%
15	Q&A mentions (Q&A 提及)	2	0.05%
16	Video mentions (视频提及)	19	0.47%
17	Syllabi mentions (Syllabi 提及)	0	0.00%
18	Number of Mendeley readers (Mendeley 读者数量)	3974	98.39%
19	Number of Dimensions citations (Dimensions 被引频次)	3782	93.64%

### 3.2 指标相关性分析

为了研究传统引文分析指标和 Altmetrics 指标的关系, 本研究对高被引文献的被引频次和 Altmetrics 评分及其指标进行相关性分析, 并利用相关系数和显著性水平判断其关系。在此基础上, 对指标进行筛选, 除去不相关指标, 以免对后续数据分析造成影响。

在进行相关性分析前, 需判断数据是否符合正态分布, 即检验数据是否为参数, 再根据这一特征选择合适的相关性检验方法。本研究对 4039 条数据进行 *Kolmogorov-Smirnov* 检验, 结果如表 2 所示。

表 2 被引频次和 Altmetric 指标 Kolmogorov-Smirnov 正态检验

	K-S	显著性
WoS (WoS 被引频次)	0.4363	0.000
Altmetric Attention Score (Altmetric 总评分)	0.4438	0.000
News mentions (新闻提及)	0.5137	0.000
Blog mentions (博客提及)	0.5237	0.000
Policy mentions (政策提及)	0.5190	0.000
Patent mentions (专利提及)	0.5206	0.000
Twitter mentions (推特提及)	0.4683	0.000
Peer review mentions (同行评议提及)	0.5128	0.000
Weibo mentions (微博提及)	0.5060	0.000
Facebook mentions (Facebook 提及)	0.5204	0.000
Wikipedia mentions (Wikipedia 提及)	0.5297	0.000
Google+ mentions (Google+ 提及)	0.5182	0.000
Reddit mentions (Reddit 提及)	0.5223	0.000
F1000 mentions (F1000 提及)	0.5060	0.000
Q&A mentions (Q&A 提及)	0.5079	0.000
Video mentions (视频提及)	0.5185	0.000

续表

	K-S	显著性
Number of Mendeley readers (Mendeley 读者数量)	0.4280	0.000
Number of Dimensions citations (Dimensions 被引频次)	0.4346	0.000

由结果可知,本次检验选择所有指标的显著性都为0,即所有指标都非常显著。根据结果,本实验使用 *Spearman* 非参数检验方法。使用 SPSS 计算各项指标的相关性,结果如表3所示。

从表3中可知,传统的引文分析指标 WoS 被引频次和 Altmetrics 总评分并非显著相关,相关系数仅为 0.022,这说明被引频次高的论文极可能没有很高的媒体关注度,与此同时,社会中被频繁提及的论文很可能不是学术领域中的高被引论文。WoS 被引频次和 News mentions 等9个 Altmetrics 指标显著相关,且都为正相关。其中,与 Dimensions 被引频次的相关系数达到了 0.945,因为该指标和 WoS 被引频次都属于传统的引文分析指标,具有较高的相似度。

此外,由于 Altmetric Attention Score 与 Peer review mentions、Weibo mentions、F1000 mentions、Q&A mentions 4 个指标间的相关性不显著或者弱相关,故在后续研究中不再考虑这4个指标。

表3 被引频次和 Altmetric 指标相关性分析

	WoS		Altmetric Score	
	Spearman	显著性	Spearman	显著性
WoS	1	-	0.022	0.171
Altmetric Score	0.022	0.171	1	-
News	0.061**	0.000	0.252**	0.000
Blog	0.065**	0.000	0.218**	0.000
Policy	0.050**	0.001	0.100**	0.000
Patent	0.033*	0.038	0.124**	0.000
Twitter	0.008	0.621	0.862**	0.000
Peer review	0.006	0.701	0.013	0.406
Weibo	0.027	0.084	0.029	0.069
Facebook	-0.017	0.288	0.297**	0.000
Wikipedia	0.064**	0.000	0.210**	0.000
Google+	0.054**	0.001	0.163**	0.000
Reddit	0.027	0.090	0.131**	0.000
F1000	0.023	0.148	0.003	0.837
Q&A	0.034*	0.033	0.040*	0.000
Video	0.024	0.121	0.056**	0.000
Mendeley	0.535**	0.000	0.226**	0.000
Dimensions	0.945**	0.000	0.046**	0.000

注: \* 表示相关性在 0.05 水平上显著 (单尾); \*\* 表示相关性在 0.01 水平上显著 (双尾)

### 3.3 指标主成分分析

在进行主成分分析之前, 需要对数据进行条件检验, 即需要数据之间具有相关性。SPSS 默认利用 *KMO* 检验和巴特利特检验对 4039 条实验数据进行判断, 其结果如表 4 所示。可以看出, 实验数据计算得到的 *KMO* 值为 0.718 大于 0.7, 且巴特利特检验结果显著。综合两个指标, 可知实验所选取的 4039 条数据中的 Altmetric 指标之间存在相关性, 即该组实验数据可以进行主成分分析。

表 4 *KMO* 和巴特利特检验

KMO 取样适切性量数		0.718
巴特利特球形度检验	近似卡方	18658.116
	自由度	66.000
	显著性	0.000

从公因子方差的提取项中可知, Facebook 提及和 Wikipedia 提及的提取量分别为 0.164 和 0.289, 无法被主成分解释的部分占比过高, 所以本研究构造实证分析模型时不采用这两个指标。如表 5 所示。

表 5 公因子方差

	初始	提取
News mentions (新闻提及)	1.000	0.555
Blog mentions (博客提及)	1.000	0.590
Policy mentions (政策提及)	1.000	0.451
Patent mentions (专利提及)	1.000	0.893
Twitter mentions (推特提及)	1.000	0.380
Facebook mentions (Facebook 提及)	1.000	0.164
Wikipedia mentions (Wikipedia 提及)	1.000	0.289
Google+ mentions (Google+ 提及)	1.000	0.627
Reddit mentions (Reddit 提及)	1.000	0.557
Video mentions (视频提及)	1.000	0.934
Number of Mendeley readers (Mendeley 读者数量)	1.000	0.969
Number of Dimensions citations (Dimensions 被引频次)	1.000	0.961

从总方差解释中可以看出, “特征值” 大于 1 的成分共有 4 种, 其值分别为 3.407, 1.931, 1.026 和 1.006, 可以解释 61.416% 的方差, 说明这 4 种成分抓住了主要矛盾, 其余八种成分包含的信息较少, 可以舍去, 主成分分析结果理想。所以可将该 4 种成分视为主成分。如表 6 所示。

表6 总方差解释

成分	初始特征值			提取载荷平方和		
	总计	方差百分比	累积 (%)	总计	方差百分比	累积 (%)
1	3.407	28.391	28.391	3.407	28.391	28.391
2	1.931	16.094	44.485	1.931	16.094	44.485
3	1.026	8.549	53.034	1.026	8.549	53.034
4	1.006	8.382	61.416	1.006	8.382	61.416
5	0.929	7.738	69.154			
6	0.876	7.301	76.455			
7	0.823	6.856	83.311			
8	0.657	5.478	88.788			
9	0.607	5.062	93.850			
10	0.380	3.166	97.016			
11	0.313	2.605	99.621			
12	0.045	0.379	100.000			

### 3.4 评价模型指标体系

从成分得分系数矩阵中可知：主成分1和指标Google+提及、Blog提及、Reddit提及、News提及、Policy提及和Twitter提及的成分得分系数分别达到了0.778、0.743、0.728、0.702、0.634、0.643和0.594，均超过了0.5，由于此6项指标的数据来源都是社交媒体或信息传播平台，故可将成分1视为社会传播影响因子；主成分2与指标Mendeley读者数量和Dimensions被引频次的成分系数分别为0.939和0.952，Mendeley作为一个文献管理软件其读者数量在很大程度上能代表论文受学者的关注度，Dimensions被引频次体现论文被学者利用程度，更能体现论文的学术影响力，故主成分2可被视为学术影响因子；主成分3中，专利提及的成分系数为0.711，故主成分3可被视为专利影响因子；主成分4中，视频提及的成分系数达到了0.743，故主成分4可被视为视频影响因子。如表7、图1所示。

表7 成分得分系数矩阵

	成分			
	1	2	3	4
News mentions (新闻提及)	0.702	-0.172	-0.179	-0.023
Blog mentions (博客提及)	0.743	-0.123	-0.151	-0.003
Policy mentions (政策提及)	0.634	-0.145	0.158	-0.051
Patent mentions (专利提及)	0.052	0.079	0.711	0.615



续表

	成分			
	1	2	3	4
Twitter mentions ( 推特提及 )	0.594	-0.088	0.121	-0.070
Facebook mentions ( Facebook 提及 )	0.357	-0.019	-0.165	-0.096
Wikipedia mentions ( Wikipedia 提及 )	0.453	0.167	0.065	0.227
Google+ mentions ( Google+ 提及 )	0.778	-0.138	0.056	0.005
Reddit mentions ( Reddit 提及 )	0.728	-0.124	0.097	-0.039
Video mentions ( 视频提及 )	0.056	-0.019	-0.615	0.743
Number of Mendeley readers ( Mendeley 读者数量 )	0.291	0.939	-0.033	-0.041
Number of Dimensions citations ( Dimensions 被引频次 )	0.220	0.952	-0.049	-0.061

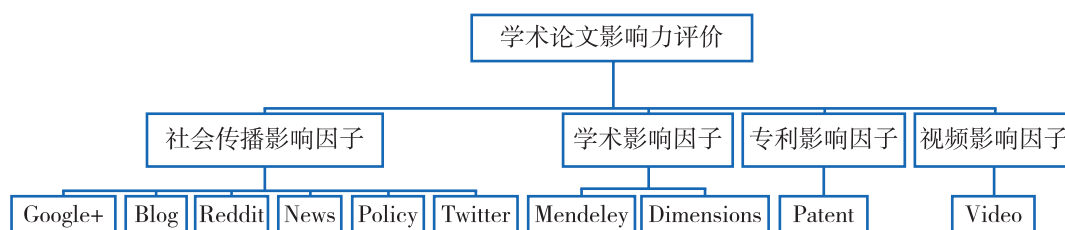


图 1 评价模型指标体系

由成分矩阵可以进一步得出成分计算公式:

$$\begin{aligned}
 AES1 &= 0.702News + 0.743Blog + 0.634Policy + 0.052Patent + 0.357Facebook + 0.453Wikipedia \\
 &+ 0.594Twitter + 0.778Google + 0.728Reddit + 0.056Video + 0.291Mendeley + 0.220Dimensions \\
 AES2 &= -0.172News - 0.123Blog - 0.145Policy + 0.079Patent - 0.019Facebook + 0.167Wikipedia \\
 &- 0.088Twitter - 0.138Google - 0.124Reddit - 0.019Video + 0.939Mendeley + 0.952Dimensions \\
 AES3 &= -0.179News - 0.151Blog + 0.158Policy + 0.711Patent - 0.165Facebook + 0.065Wikipedia \\
 &+ 0.121Twitter + 0.056Google + 0.097Reddit - 0.615Video - 0.033Mendeley - 0.049Dimensions \\
 AES4 &= -0.023News - 0.003Blog - 0.051Policy + 0.615Patent - 0.096Facebook + 0.227Wikipedia \\
 &- 0.070Twitter + 0.005Google - 0.039Reddit + 0.743Video - 0.041Mendeley - 0.061Dimensions
 \end{aligned}$$

可得到综合评价公式:

$$\begin{aligned}
 AES &= \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_4} AES1 + \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_4} AES2 \\
 &+ \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_4} AES3 + \frac{\lambda_4}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 + \lambda_4} AES4 \\
 &= 0.462AES1 + 0.262AES2 + 0.139AES3 + 0.137AES4
 \end{aligned}$$

AES 为 Altmetrics 评价得分 (Altmetrics Evaluation Score),  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 、 $\lambda_4$  分别为 4 个主成分对变量的解释程度 (即初始值方差百分比)。



## 4 人工智能领域学术论文影响力实证分析

### 4.1 高分论文特征分析

为了研究模型特点,本文对 AES 总评分前十的论文进行分析,表 8 列出了论文的 DOI、AES 总得分、社会传播影响因子得分、学术影响因子得分、专利影响因子得分、视频影响因子得分和 WoS 被引频次。其中,有 7 篇论文的学术影响因子得分高于社会传播影响因子得分;有 3 篇论文的社会传播影响因子得分高于学术影响因子得分,且这 3 篇论文的 WoS 被引频次均不超过 50 次,在 10 篇论文中明显偏低。研究 10 篇论文的内容后发现,学术影响因子高的论文,其研究内容均与人工智能研究热点图深度学习算法有关,这些内容聚焦领域研究前沿具有很高的学术价值;而社会传播影响因子得分高的 3 篇论文,研究内容分别为欧盟新法规对行业的影响、人机交互面临的挑战和基于瞳孔测距的认知负荷测量,可以看出,这些内容相比较更容易理解,虽然不是技术研究热点但对领域发展也有重要的作用,这些特点使得它们能够在社交媒体上传播。

表 8 AES 评分前十论文及其指标值

DOI	AES	AES1	AES2	AES3	AES4	WoS
10.1109/tpami.2016.2577031	6147.791	2115.213	4236.22	-91.4748	-112.167	4899
10.1016/j.media.2017.07.005	2150.862	778.3665	1439.182	-27.8032	-38.8839	1109
10.1109/tpami.2016.2644615	1857.341	641.2546	1276.991	-27.3394	-33.5661	930
10.1109/tpami.2016.2572683	1588.636	548.0997	1092.715	-23.4316	-28.747	971
10.1109/tnnls.2016.2582924	1487.991	560.2531	969.8006	-16.423	-25.64	459
10.1109/tpami.2016.2598339	987.707	354.2085	662.0465	-12.8179	-15.7301	124
10.1609/aimag.v38i3.2741	914.9578	668.7672	247.0589	23.60137	-24.4697	40
10.1016/j.media.2016.05.004	748.5915	270.039	502.4468	-9.75877	-14.1355	502
10.1016/j.artint.2016.07.002	699.8116	602.0257	89.70146	29.89139	-21.807	38
10.1016/j.dss.2017.02.007	643.0556	660.1255	-33.2622	39.34798	-23.1556	9

可以得出这样一个结论:研究内容为与领域热点紧密相关的研究方法或工具的论文更容易得到学术界的广泛关注,而那些容易理解同时也对领域发展有重要作用的论文更容易在社交媒体中传播。这一现象符合人的正常认知,而该模型能很好的区分这些论文,进一步证明了模型的现实价值。

### 4.2 与传统引文评价方法的对比

为了进一步对比高 Altmetrics 评价得分论文与高被引频次论文在整体上的差异,本研究遵循二八法则,选择得分前 20% 的论文,分别对 Altmetrics 评价得分(AES)排名前 808 的论文和 WoS 被引频次前 808 的论文进行对比分析。然后利用 CiteSpace 通过 LSI 算法对关键词进行聚类,绘制关键词共现图,如图 2 和图 3 所示。

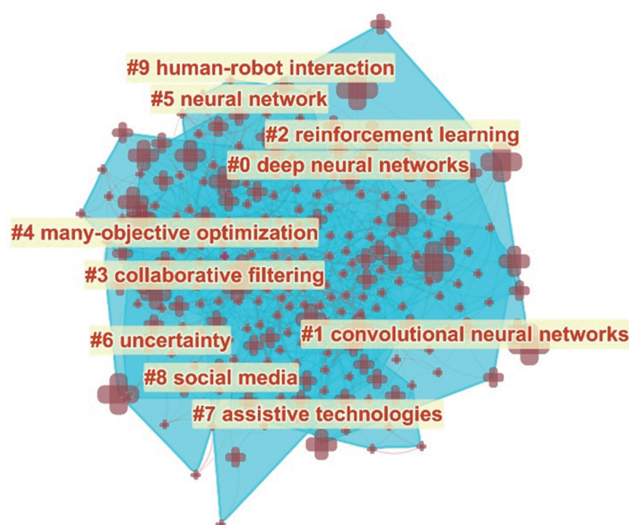


图 2 高 Altmetrics 评价得分论文关键词共现图

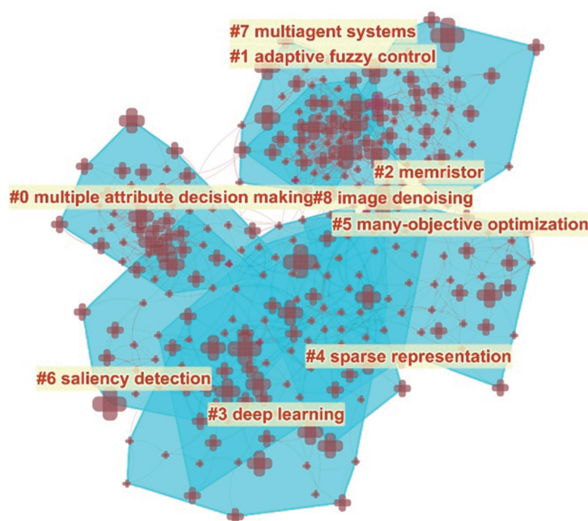


图 3 WoS 高被引论文关键词共现图

图 2 中, Altmetrics 评价得分高的论文有 236 个节点, 708 条连线; 图 3 中, 高 WoS 被引频次论文有 278 个节点, 556 条连线。可以看出, 高 WoS 被引频次论文关键词数量更多, 整体网络规模更大, 类别之间重合度也相对低; 高 Altmetrics 评价得分论文之间的联系更为紧密, 虽然节点数量少但连线多了 152 条, 从聚类结果来看各类别之间重合度高。说明高 Altmetrics 评价得分论文整体内容覆盖面虽不如高 WoS 被引频次论文, 但它们更能挖掘内容之间的关系。

从聚类内容上看, 两种评价方法相同的并不多, 只有多目标优化 (many-objective optimization)。高 Altmetrics 评价得分论文内容相对比较集中, 其中关于神经网络的类别占有 3 个,

且其内容不仅限于模型算法等理论层面,还涉及了人机交互和社会媒体等应用层面;相反,高WoS被引频次论文的内容更分散,更偏向于理论层面。

## 5 总结与展望

本文以 Web of Science 中 2017 年 Artificial Intelligence 领域的文献为研究对象,利用 Altmetric.com 获取 Altmetrics 数据,进行指标描述、指标覆盖率分析、相关性分析等,然后利用主成分分析法构建模型,将基于 Altmetrics 指标体系的评价模型与传统的基于被引频次的评价体系进行对比,探索两种评价方式的异同、特点。研究发现:

(1) Altmetrics 指标覆盖率仍有提升空间,超过一半的指标覆盖率不到 1%。

(2) 利用主成分分析法构建基于 Altmetrics 指标体系的论文评价模型,有 4 类指标构成了主要影响因子: 社会传播影响因子、学术影响因子、专利影响因子和视频影响因子。

(3) 与领域热点紧密相关的研究方法或工具类论文得到学术界的更多关注,而那些容易理解同时也对领域发展有重要作用的论文更容易在社交媒体中传播。

(4) Altmetrics 评价得分较高的论文之间的联系更为紧密,研究内容更集中,虽整体覆盖范围不如高被引频次论文广,但更能挖掘内容之间的关系。

### 【参考文献】

[1] 赵蓉英,魏绪秋.引证视角下的国内学术论文影响力评价——以 CNKI 中国引文数据库为例[J].情报理论与实践,2017,40(8):55-60.

[2] 邱均平,余厚强.替代计量学的提出过程与研究进展[J].图书情报工作,2013(19):5-12.

[3] PRIEM J, TARABORELLI D, GROTH P, et al. Altmetrics: A manifesto [EB/OL]. [2019-03-21]. <http://altmetrics.org/manifesto/>.

[4] 刘春丽. Web2.0 环境下的科学计量学: 选择性计量学[J].图书情报工作,2012,56(14):52-56, 92.

[5] 顾立平. 开放数据计量研究综述: 计算网络用户行为和科学社群影响力的 Altmetrics 计量[J]. 现代图书情报技术,2013(6):1-8.

[6] 余厚强, BRADLEY M. Hemminger, 肖婷婷, 等. 新浪微博替代计量指标特征分析[J]. 中国图书馆学报,2016(4):20-36.

[7] BAR Ilan J, SUGIMOTO C, GUNN W, et al. Altmetrics: Present and future - panel [J]. Proceedings of the American Society for Information Science & Technology, 2014,50(1):1-4.

[8] COSTAS R, ZAHEDI Z, WOUTERS P. Do "altmetrics" correlate with citations? Extensive comparison of altmetric indicators with citations from a multidisciplinary perspective [J]. Journal of the Association for Information Science and Technology, 2015,66(10):2003-2019.

[9] ZAHEDI Z, COSTAS R, WOUTERS P. How well developed are altmetrics? A cross-disciplinary analysis of the presence of 'alternative metrics' in scientific publications [J]. Scientometrics, 2014,101(2):1491-1513.

[10] 刘晓娟,周建华,尤斌. 基于 Mendeley 与 WoS 的选择性计量指标与传统科学计量指标相关性研究[J]. 图书情报工作,2015(3):112-118.

[11] HAUSTEIN S, PETERS I, BAR-Ilán J, et al. Coverage and adoption of altmetrics sources in the bibliometric

韩童茜, 许鑫. 基于 Altmetrics 的学术论文影响力评价模型研究——以人工智能领域为例 [J]. 文献与数据学报, 2020, 2(1): 068-079.

community [J]. Scientometrics, 2014,101(2):1145-1163.

[12] THELWALL M, HAUSTEIN S, LARIVIERE V, et al. Do altmetrics work? Twitter and ten other social web services [J]. Plos One, 2013,8(5):e64841.

[13] 由庆斌, 韦博, 汤珊红. 基于补充计量学的论文影响力评价模型构建 [J]. 图书情报工作, 2014(22):5-11.

[14] 赵蓉英, 郭凤娇, 谭洁. 基于 Altmetrics 的学术论文影响力评价研究——以汉语言文学学科为例 [J]. 中国图书馆学报, 2016(1):96-108.

[15] 孟伟花, 向菲. 基于情感分析的 altmetrics 学术质量评价方法研究 [J]. 图书情报工作, 2016,60(11):107-112.

[16] 刘红煦, 王铮. 基于“公平性测试”的 Altmetrics 学术质量评价方法研究 [J]. 图书情报工作, 2018,62(16):102-110.

[17] 刘春丽. 基于 PLOS API 的论文影响力选择性计量指标研究 [J]. 图书情报工作, 2013(7):89-95.

# Evaluation Model of Academic Papers Impact Based on Altmetrics: A Case Study of the Field of Artificial Intelligence

HAN Tongqian XU Xin

(Department of Information Management, Faculty of Economics and Management,  
East China Normal University, Shanghai 200241, China)

---

**Abstract:** [ **Purpose/significance** ] This paper aims to construct an influence evaluation model of academic papers based on Altmetrics, analyzes the characteristics of the new model, and provides a new way for mining high-value academic papers. [ **Method/process** ] This paper obtains the Altmetrics index data of the 2017 papers in the field of Artificial Intelligence in Web of Science and explores the characteristics of Altmetrics indicators, the relationships between the indicators. The empirical data in the field of Artificial Intelligence is used to build an evaluation model. [ **Result/conclusion** ] This paper finds that Altmetrics index coverage is not high; compared with highly cited WoS papers, the papers with high Altmetrics Evaluation Score are more closely connected, their research content is more concentrated, and the relationships between their content are easier to explore.

**Keywords:** Altmetrics; Academic paper impact; Evaluation model; Artificial intelligence

---

( 本文责编: 王秀玲 )