

引用格式:赵义堃,张彩芸,朱楚颜,朱家明. 基于熵权-因子分析对音乐影响的社会网络分析和相似性研究[J]. 中国传媒大学学报(自然科学版), 2024, 31(03): 34-41.

文章编号: 1673-4793(2024)03-0034-08

# 基于熵权-因子分析对音乐影响的社会网络分析和相似性研究

赵义堃<sup>1</sup>, 张彩芸<sup>2\*</sup>, 朱楚颜<sup>3</sup>, 朱家明<sup>2\*</sup>

(1. 安徽财经大学艺术学院, 蚌埠 233030;

2. 安徽财经大学统计与应用数学学院, 蚌埠 233030;

3. 安徽师范大学音乐学院, 芜湖 241002)

**摘要:** 本文针对音乐影响的社会网络分析和相似性进行研究, 首先选取相关数据, 综合使用社会网络分析理论、广度优先搜索、因子分析等方法进行建模; 然后运用 Matlab、Python 等软件编程求解, 充分利用所获得的音乐数据, 从多个方面对音乐的影响力进行了统计描述和量化分析; 最后构建了一个合理的、符合实际的衡量音乐影响力的模型, 来审视艺术家和流派的进化和发展趋势。

研究得出各流派音乐家之间的互相影响会对音乐的变化方向产生关键性影响, 同时模型对其他职业的社会影响具有一定的泛化性。

**关键词:** 音乐影响; 社会网络分析; 熵权法; 因子分析

中图分类号: J605 文献标识码: A

## Social network analysis and similarity study of musical influences based on entropy weight-factor analysis

ZHAO Yikun<sup>1</sup>, ZHANG Caiyun<sup>2\*</sup>, ZHU Chuyan<sup>3</sup>, ZHU Jiaming<sup>2\*</sup>

(1. School of Arts, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu 233030, China;

2. School of Statistics and Applied Mathematics, Anhui University of Finance and Economics, Bengbu 233041, China;

3. School of Music, Anhui Normal University, Wuhu 241002, China)

**Abstract:** For the social network analysis and similarity study of music influence, in this paper relevant data was selected, social network analysis theory, breadth-first search, factor analysis and other methods were comprehensively used for modeling. Then, Matlab, Python and other software were used to program and solve the problem, fully utilizing the obtained music data to describe and quantify the impact of music from multiple aspects. Finally, a reasonable and realistic model for measuring the influence of music was established to examine the evolution and development trend of artists and genres. Research has shown that the interactions between musicians of various genres will have a critical impact on the direction of change of music, and at the same time, the model has a certain degree of generalization on the social impact of other professions in society.

**Keywords:** music influence; social network analysis; entropy weight method; factor analysis

基金项目: 国家自然科学基金项目(72374001)

作者简介(\*为通讯作者): 赵义堃(1967-), 男, 硕士, 副教授, 主要从事音乐艺术研究。Email: zyk593243779@163.com; 张彩芸(2001-), 女, 硕士研究生, 主要从事应用统计研究。Email: zhangcy20012023@163.com; 朱楚颜(2003-), 女, 本科生, 主要从事音乐艺术研究。Email: zhucy2003@163.com; 朱家明(1973-), 男, 硕士, 副教授, 主要从事统计计量分析。Email: zhujm1973@163.com

## 1 引言

近期,文化艺术产业空前繁荣,世界各地的观众对优秀的艺术作品表示十分欣赏。在这些流行的作品中,音乐作品是最有影响力的,而音乐家之间的作用因素对于音乐的发展具有很大的影响。在此过程中,计算机技术的发展,有助于获得前所未有的数据和计算能力来分析音乐家之间的影响网络,从中提取和分析影响音乐发展过程的关键因素,进而更好地理解音乐的意义。目前研究者在音乐影响力方面进行了很多研究,GE<sup>[1]</sup>等基于页面排序算法对音乐网络节点重要性及相关性进行了评价研究。XU<sup>[2]</sup>将音乐影响力信息转化为了一个反射关联映射网络,针对子网络建立了基于熵值法的TOPSIS音乐影响力评价模型。XIANG<sup>[3]</sup>等为了量化音乐的发展,基于方向性网络模型和相似性模型对音乐影响力进行了一系列的研究。史蕾<sup>[4]</sup>以我国独立设置的音乐院校图书馆微信公众号为研究对象,对音乐运营方面的影响力进行了测度。胡成<sup>[5]</sup>等为了理解音乐在人们生活中的作用,通过建立针对性的模型定量描述了音乐的影响力,并结合关键参数及社会背景研究了音乐的发展趋势。周媛<sup>[6]</sup>聚焦于实际,分析论述音乐在杂技艺术中的具体影响力,对于相关研究具有一定的可借鉴性。曹智贤<sup>[7]</sup>通过对流行音乐的概念以及艺术特征进行深入研究,分析流行音乐在教育方面的影响力。通过对前人的研究分析发现,结合社会网络分析以及相似性度量的音乐影响力研究相对缺乏,为了填补和拓展对这一方面的研究,本文在前人研究基础上,主要考虑音乐影响力网络的流派和拓扑结构,然后提出指标来量化音乐影响力,并建立模型分析音乐家之间的影响,衡量音乐间的相似度,最后得出各流派音乐家以及不同音乐体裁的互相影响会对音乐的变化方向产生重大影响。

## 2 数据来源与假设

本文数据来源于2021年美国大学生数学建模竞赛D题,数据集中包含:(1)“influence\_data”提供了过去90年中5,854位艺术家的影响者和关注者;(2)“full\_music\_data”提供了16个变量项,包括音乐特征,例如可跳舞性,活跃度,响度和基调,以及98,340首歌曲中每首的艺术家姓名和艺术家的身份编码。

为了便于解决问题,提出以下几条假设:(1)假设数据是准确的,并且没有伪造的数据;(2)假设数据清

洗和数据预处理的步骤均准确无误;(3)假设追随者只能受到本年度之前发布的歌曲的影响,而当年之后的歌曲对当年的追随者没有影响;(4)假设音乐家的流派仅限于数据提供的类型,并且没有流派的变化,他/她所有的歌曲都是他/她的流派的风格。

## 3 基于SNA-EWM的音乐影响网络构建

### 3.1 研究思路

首先,根据社会网络分析(Social Network Analysis, SNA)方法,建立一个音乐影响力网络<sup>[8-11]</sup>,并提出5个指标来量化衡量每个音乐家的影响力<sup>[8]</sup>:(1)中介中心性;(2)特征向量中心性;(3)三级影响;(4)追随者忠诚度;(5)影响流派的多样性。其次,使用熵权法(Entropy Weight Method, EWM)<sup>[12-13]</sup>计算每个指标的权重,从而给出每个音乐家的音乐影响力。最后,基于广度优先搜索(Breadth First Search, BFS)<sup>[14-15]</sup>和上述指标,构建一个子网络并揭示子网络的潜在属性。

### 3.2 指标构建

本文主要考虑音乐影响力网络的流派和拓扑结构,并提出以下5个指标来量化网络节点的影响力,这些指标的计算方法如下:

(1)中介中心性(BC)

中介中心性<sup>[16-19]</sup>是指一个节点充当网络中其他两个节点之间最短桥梁的次数,因为更多的影响通过该节点,因此具有较高中介中心性的节点对网络有更多的控制权。本文将节点 $v$ 的中介中心性定义为式(1):

$$BC(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}} \quad (1)$$

这里, $\sigma_{st}$ 是从节点 $s$ 到节点 $t$ 的最短路径的总数, $\sigma_{st}(v)$ 是通过 $v$ 的那些路径的数量。此外,本文对上述结果进行归一化并获得一个缩放的中介中心性,如式(2)所示:

$$normal(BC(v)) = g(v) - \min(g) \max(g) - \min(g) \quad (2)$$

为方便书写,这里将 $BC(v)$ 记作 $g(v)$ 同 $g$ 。

(2)特征向量中心性(EC)<sup>[20-23]</sup>

考虑邻居对节点的影响,假设具有较高影响邻居节点的节点对其后代节点具有较高影响,反之亦然。高特征向量中心度分数意味着一个节点连接到许多本身具有高度影响力的节点。为了方便计算这个指标,将邻接矩阵定义为 $A = (a_{v,t})$ ,即如果顶点 $v$ 链接到顶点 $t$ 则 $a_{v,t} = 1$ ,否则 $a_{v,t} = 0$ 。顶点 $v$ 的特征向量中心

性可以表示为式(3):

$$EC(v) = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in I(v)} EC(t) = \frac{1}{\lambda} \sum_{t \in G} a_{v,t} EC(t) \quad (3)$$

其中,  $I(v)$  是  $v$  的一组影响因素,  $\lambda$  是特征向量方程  $Ax = \lambda x$  的最大特征值。

(3) 三度影响 (TDI)<sup>[24-27]</sup>

福勒等提出了三度影响规则, 表明节点不仅可以影响其邻居节点(1度), 还可以影响邻居节点的邻居节点(2度), 甚至邻居节点的邻居节点的邻居节点(3度)。超过三度时, 节点间的影响力会下降或消失。为了计算一个节点的三度影响的准确分数, 本文在深度等于3的顶点  $v_i$  上采用广度优先搜索(BFS), 得到一个子网络  $G_i = \{V, E(v_i \in V)\}$ , 其中,  $V$  是点集、 $E$  是边集。包含随后的三代  $v_i$ , 将  $v_i$  的三度影响定义为式(4):

$$TDI(v_i) = V \quad (4)$$

也就是说,  $v_i$  的三度影响等于子网  $G_i$  中元素的数量, 后代越多, 它的影响力就越大。

(4) 追随者忠诚度 (FL)<sup>[28-29]</sup>

可以推断, 如果一个追随者受到许多影响者的影响, 那么与追随者仅受一个影响者影响的情况相比, 追随者对每个影响者的忠诚度会降低。另一方面, 如果一个影响者可以影响更多的追随者, 那么他的音乐影响力应该更大。假设每个追随者对其所有影响者的忠诚度之和等于1, 并且平均分配给他的每个影响者。也就是说, 每个追随者的忠诚度对影响者的追随者忠诚度  $FL$  的贡献等于追随者的  $In-Degree$  (入度: 表现一个人的被关注程度) 的倒数, 由此, 将音乐家  $v$  的追随者忠诚度表示为式(5):

$$FL(v) = \sum_{t \in F(v)} Loy(t) \quad (5)$$

其中, 追随者  $t$  的忠诚度定义为式(6):

$$Loy(t) = \frac{1}{ID(t)} \quad (6)$$

这里,  $ID(t)$  表示节点  $t$  的  $In-Degree$ 。  $F(v)$  是由节点  $v$  的直接后继节点组成的集合, 即音乐家  $v$  的追随者集合。显然,  $Loy(t)$  的得分越高, 追随者  $t$  受他的每个影响者的影响越深。

(5) 影响流派的多样性 (DIG)

关注者的主要类型可能与影响者的主要类型不同。假设音乐家影响的流派越多, 他在网络中的影响力就越大。因此, 本文统计每个节点后续三代不同流派的数量, 并将音乐家  $v_i$  的影响流派多样性定义为式(7):

$$DIG(v_i) = \sum_{j \in F(i)} 1\{g_j = g_i\}, \text{ 其中 } 1\{g_j = g_i\} = \begin{cases} 1, & \text{if } g_j = g_i. \\ 0, & \text{if } g_j \neq g_i. \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $g_i$  和  $g_j$  表示不同的流派。

3.3 结果分析

(1) 音乐影响网络构建

首先, 创建一个具有音乐影响力的有向网络  $G = \{V, E(v_i \in V)\}$ , 其中  $V$  是点集,  $E$  是边集。每个顶点  $v_i = \{ID_i, g_i, st_i\}$  代表相应的音乐家。众所周知, 音乐人可能会受到前人的影响, 进而影响后代的音乐人, 所以每个顶点既可以是影响者, 也可以是追随者。事实上, 这个网络描述了影响者和追随者之间的一对多或多对一映射。在这里,  $ID$  为  $i$  且主要流派为  $g_i$  的音乐家  $v_i$  开始影响他人或在时间  $st_i$  开始关注某人。将影响者与有向边的追随者联系起来, 假设  $e_{ij}$  表示从影响者  $v_i$  到追随者  $v_j$  的有向边 (以及为简单起见的权重), 可以得到图1, 其中不同的颜色代表不同的流派。

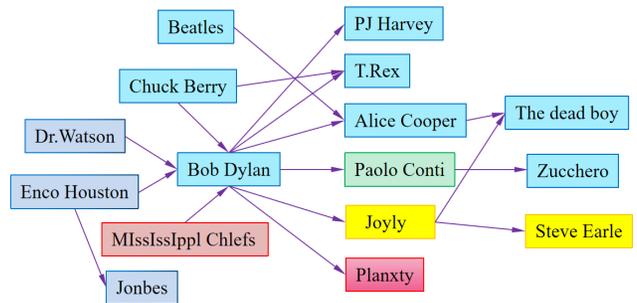


图1 音乐影响网络的本地示例

(2) 指标分析

显然, 所构建的前四个指标反映网络的拓扑结构, 最后一个指标反映影响类型, 使用这5个指标来开发音乐影响力的测量。采用熵权法(EWM)计算各指标的权重, 符号记为  $w_1, w_2, w_3, w_4, w_5$ 。具体来说, 一个指标的离散度越大, 其信息熵越大, 该指标对响应变量的影响 (即权重) 就越大。如果一个指标的所有值都相等, 则该指标在响应变量中将不起作用。从这一点来看, 将目标函数音乐影响力用式(8)表示:

$$MI(v) = w_1 \cdot BC(v) + w_2 \cdot EC(v) + w_3 \cdot TDI(v) + w_4 \cdot FL(v) + w_5 \cdot DIG(v) \quad (8)$$

因此, 音乐家  $v$  对追随者  $t$  的影响可以表述为式(9):

$$MI(v)t=MT(v)\cdot Loy(t)=w_1\cdot BC(v)+w_2\cdot EC(v)+w_3\cdot TDI(v)+w_4\cdot FL(v)+w_5\cdot DIG(v)\cdot Loy(t) \quad (9)$$

将计算得出的5个指标权重及5位音乐家的音乐影响力得分结果列在表1和表2中。

表1 EWM 5项指标的权重

指标	$w_1$	$w_2$	$w_3$	$w_4$	$w_5$
权重	0.1801	0.3163	0.2343	0.1152	0.1539

表2 几位音乐家的音乐影响力得分

音乐家	流派	$TDI$	$BC$	$EC$	$DIG$	$FL$	$MI$ score
披头士乐队	Pop/Rock	3758	0.0179	2.48E-05	18	72.9157	0.5871
迈尔斯·戴维斯	Jazz	3588	0.0242	2.09E-05	18	19.5338	0.5205
威利·纳尔逊	Country	1453	0.0370	0.0003	14	5.2007	0.4791
三皇乐队	Folk	2195	0.0299	3.05E-05	16	2.3176	0.4576
斯莱和斯通一家	R&B	2932	0.0218	4.64E-05	18	6.8140	0.4439

### (3) 基于广度优先搜索的子网络构建

创建有向音乐影响网络的子网络,对于影响者  $v_i$ ,在深度等于3的顶点  $v_i$ 上采用广度优先搜索(BFS),得到一个子网络  $G_i = \{V(i), E(i)\}$ ,其中包含  $v_i$ 的后续三代后代。本文对子网  $G_i$ 有以下描述:①介数中心性表示音乐家  $v_i$ 在整个网络中的重要性,因此子网络相对于整个网络有其独特的重要性。此外,探索子网中每个节点的中介中心性,并确定它们与子网相比的重要性。②特征向量中心性揭示了音乐家  $v_i$ 与有影响力的音乐家的紧密联系。也就是说,更有影响力的音乐家的追随者具有更高的影响力,因此特征向量中心性得分更高。将此属性扩展到子网络,衡量子网络中的音乐家是否受到极具影响力的前辈的影响。③三度影响表示受音乐家  $v_i$ 影响的音乐家数量,正好等于  $V(i)$ 。正如三度影响规则所暗示的,得出  $v_i$ 的影响会持续到第三代。显然,拥有的后代越多,它的影响力就越大。④追随者忠诚度显示每个追随者的分心程度。通过将此属性应用于子网络,可以确定每个追随者的影响程度和忠诚度分布。⑤影响流派的多样性揭示了子网络中流派的多样性。影响的流派越多,它的影响力就越大。从子网络的这个指标来看,可以大致了解流派如何相互影响以及它们如何随着时间的推移而演变。

## 4 基于因子分析的音乐相似性度量

### 4.1 研究思路

为了设计音乐相似性<sup>[30]</sup>度量,首先分析音乐特征之间的相关性;其次通过因子分析来减少维度,获得3个分量来描述每个艺术家的音乐特征,进而描述每个流派;最后构建一个相似矩阵来量化艺术家在流派内

和流派之间的相似性。

### 4.2 研究方法

因子分析(Factor Analysis, FA)<sup>[31]</sup>是一种广泛使用的潜在变量挖掘方法,有时也称为分量。对于数据集  $X \in \mathbb{R}_{m \times n}$ ,假设  $X$ 是由一些不可见的随机变量  $H \in \mathbb{R}_{m \times d}$ 在具有较低维度  $d < n$ 的潜在空间中产生的。 $H$ 和  $X$ 之间的关系具有等式的形式,如式(10):

$$X = HW + M + E \quad (10)$$

其中, $H$ 是一些不可预见的随机变量, $W \in \mathbb{R}_{d \times n}$ 是潜在变量的权重矩阵, $M$ 是从数据集中估计的每个特征的经验均值, $E$ 是均值为零的随机误差项。该等式表明可以进行线性变换,将  $X$ 变为  $H$ ,并利用  $H$ 空间的距离度量来衡量音乐的相似性。

### 4.3 结果分析

音乐作品被记录为一组数字特征,包括可舞性、效价、声学特征等。这些特征从某些角度表征音乐,如节奏、旋律和情感,而其中一些特征可能强烈相关。例如,积极的情绪往往是通过音乐中更快的节奏来传达的,这表明效价和节奏可能具有正相关关系。为了对此形成可预见性,本文对所有信息特征进行了相关性分析,结果如图2所示。

从图2中可以清楚地看出,某些特征可能与其他特征具有很强的相关性,因此原始特征空间中的欧几里得距离不是音乐相似度的合理度量。为了解决这个问题,本文采用因子分析(FA),将原始特征视为潜在变量的线性组合,形成一个低维空间,在其中欧几里德距离作为音乐相似度的度量能够具有更好的性能。然后使用 scikit-learnpython包中的标准因子分析函数通过设置维度  $d=3$ 来获得  $X$ 在3-D潜在空间中的表示。

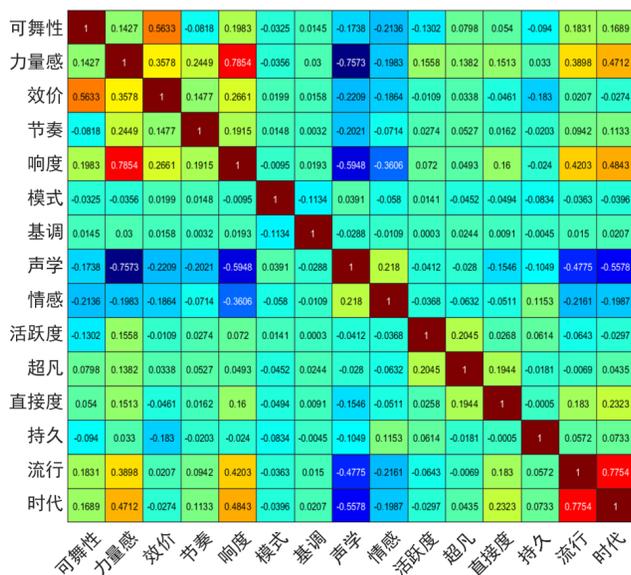


图2 音乐特征的相关系数矩阵

在图3中,将每段音乐可视化于潜在空间中的一个点,并使用第一个音乐家的流派(一些工作是由几位音乐家完成的。在这种情况下,仅选择给定数据中的第一位音乐家来识别作品的流派)以确定其颜色。很明显,属于同一流派的音乐作品聚集在特定区域。同时,不同的流派在潜在空间中形成了不同的“集群”。从图中可以推断出,相同流派的音乐片段比不同流派的片段更相似,这也符合人们的直觉,也印证了解决方案的合理性和有效性。

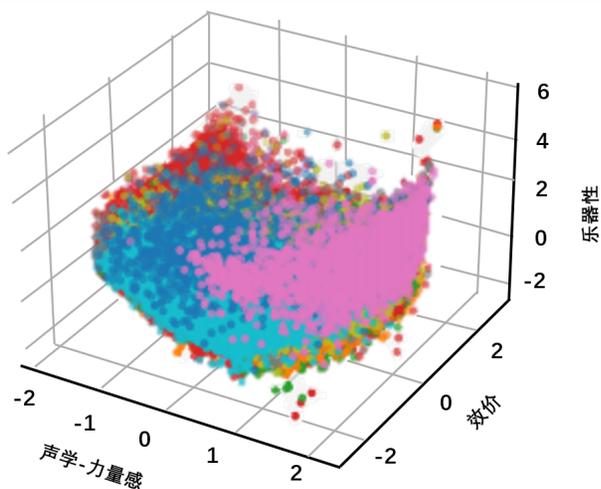


图3 音乐片段3-D潜在空间的表示

最后,研究体裁内部和体裁之间的相似性问题。总共采集了有  $ng=20$  种类型,包括未标记艺术家的 *Unknown*,构造一个相似矩阵  $S = S_{ij}$  满足式(11):

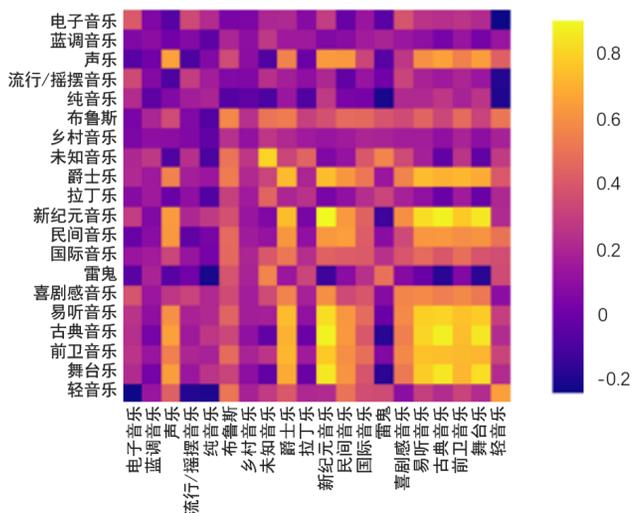


图4 流派之间的音乐相似度

$$S_{ij} = \frac{1}{|g_i| |g_j|} \sum_{x \in g_i, y \in g_j} sim(x,y), \text{其中 } sim(x,y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} \quad (11)$$

这里,  $x$  代表来自流派  $g_i$  的音乐家,  $y$  代表来自流派  $g_j$  的音乐家。  $S_{ij}$  衡量音乐流派  $g_i$  和  $g_j$  之间艺术家的平均相似度。使用向量上的余弦函数作为音乐相似度的度量  $sim(\cdot)$ , 并通过在图4中绘制热图来显示结果。从图4中,发现体裁内的相似度通常高于体裁之间的相似度,因为对角线上的元素相对较大。但是,也有少数例外,这可能是由于大师和有影响力的流派对新生流派艺术家的深远影响。

## 5 音乐演变的动态影响因素分析

### 5.1 研究思路

具有高影响力和知名度的艺术家可能会引领流派发展的趋势,因此,本文根据这两个指标选择动态影响者,并通过可视化显示流派领导者确实起到了引导作用,并与整个流派密切互动。

### 5.2 指标构建

为进一步确定揭示领导者(动态影响者)的指标,提出以下3个具体指标:(1)音乐影响力得分(*MI*得分)。将得到的音乐影响力分数在此用作揭示动态影响者的指标之一。(2)每个音乐家的平均人气得分。数据集提供了每部作品的流行度(*Popularity*),假设每个音乐家只要参与到作品的创作中,就会得到相应的人气分数。(3)每位音乐家的总人气得分。音乐影响力得分(*MI*得分)不会随时间变化,而流行度得分是按年份衡量的。仍然采用熵权法(*EWM*)来计算上述三个指标的权重,

这些权重会随着年份的变化而变化。在式(12)中表示音乐家 $v$ 的动态影响者评估指数(DIEI):

$$DIEI(v) = w_1(t) \cdot MI(v) + w_2(t) \cdot POP\ average(vt) + w_3(t) \cdot POP\ total(vt) \quad (12)$$

这样就可以得到动态影响者评价指数(DIEI)分数,每个流派中得分最高的音乐家将被选为动态影响者。其中, $w_1(t)$ 、 $w_2(t)$ 、 $w_3(t)$ 分别为上述三个指标利用熵权法计算出来的权重, $MI(v)$ 为音乐影响力得分, $POP\ average(vt)$ 为每个音乐家的平均人气得分, $POP\ total(vt)$ 是每位音乐家的总人气得分。

### 5.3 结果分析

首先在图5中绘制了权重随时间变化的曲线,再以1965年的数据为例,计算表3所示的3个指标的权重,并将部分结果列于表4。基于上述方法,成功识别动态影响者,并且在图6中展示了一些结果。为了便于读者审阅,将3年设置为移动平均线的滞后(MA),即流派均值。

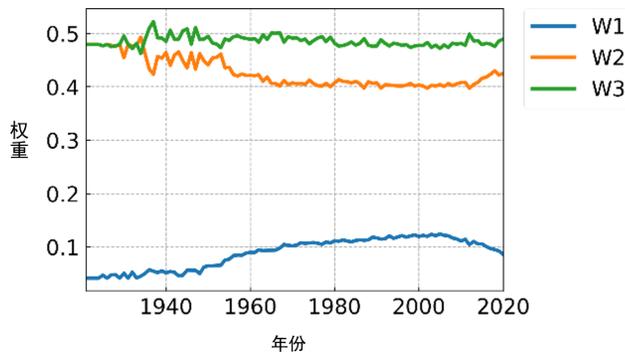


图5 3个指标的权重随时间变化情况

**表3 1965年3项指标的权重**

指标	$w_1$	$w_2$	$w_3$
权重	0.0936	0.4060	0.5004

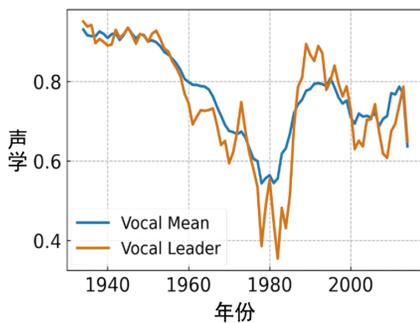
**表4 1965年几位音乐家的动态影响者评价指数(DIEI)得分**

音乐家	流派	MI score	POP average	POP total	DIEI score
披头士乐队	Pop/Rock	0.5871	59.1071	1655	0.9135
鲍勃·迪伦	Pop/Rock	0.4284	28.5857	2001	0.7651
奥蒂斯·雷丁	R&B	0.2929	29.1385	1894	0.7205
滚石乐队	Pop/Rock	0.3923	29.8333	1790	0.7151

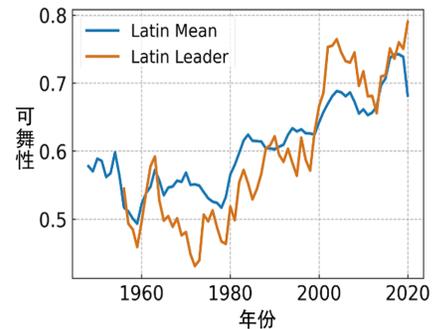
从图6中,可以清楚地看到:(1)流派中的领导者(动态影响者)在流派演变中发挥指导作用。(2)领导者的演变与流派的演变基本同步。(3)领导者特征波动剧烈,表明领导者属于少数群体。每种类型得出的分析结果显示领导者的指标对极端值更加敏感。(4)流派均值反映了该指标在流派中的平均水平,因此流派化程度相对适中。

## 6 结语

上世纪以来,随着生产力的飞速发展,人们越来越重视自己的精神生活。音乐是一种深刻影响人类和社会的艺术形式,是社会的重要组成部分,不同历史时期的音乐不仅反映了当代的精神风貌,而且记录了人们的日常生活和文化场景<sup>[32-38]</sup>。音乐作为艺术和文化的重要组成部分,也随着时代的发展而变化,产生了许多分支,并在世界范围内广受欢迎。当音乐家创作一首新歌曲时,有许多因子影响着他们,包括他们的身份、背景、流派、喜好、经历等。许多歌曲都有相似的声音,许多艺术家为音乐流派的重大转变做出了贡献,有时这些变化是由于



(a)声学的演变



(b)舞蹈能力的演变

图6 拉丁语领导者和流派均值的演变

一个艺术家影响另一个艺术家,有时是对外部事件的反应而产生的变化。本文通过考虑每个音乐家的影响力,再过渡到每个音乐流派之间的影响力,最后考量不同影响力的音乐家和流派的后续发展演变情况,有点及面系统地研究了音乐通过网络的影响力:首先,构建音乐影响力网络,基于五个网络指标得出影响力得分;其次,观察发现音乐特征之间存在很强的相关性,通过因子分析在三个主要成分的潜在空间中测量音乐相似度,并讨论体裁内部和体裁之间的相似性、影响和关系;最后,研究认为有动态影响者扮演一个流派的领导者角色,他们引导流派的发展趋势并与整个流派密切互动。通过现有数据,建立了音乐家相互影响的有向网络,通过拓扑特征来了解音乐家之间的影响,得出网络随机分布、局部连接的特征。建立衡量音乐间相似度的模型,对流派内及流派间的相似度进行评价,得出流派内的相似度完全高于流派间的相似度,但是也不乏部分流派间较为相似。通过量化分析,使用社会网络分析和流派相似度,建立了音乐影响力模型来理解音乐的演变,深化了对音乐影响力及其演化的理解。

#### 参考文献(References):

- [1] Ge Y, He Y. Research on importance and correlation evaluation of music network nodes based on page rank algorithm[J]. *Journal of Applied Mathematics and Computation*, 2022, 6(2): 267-272.
- [2] Xu Q. Research on evaluation of music-about artist influence, genres and characteristics[J]. *Art and Performance Letters*, 2021, 2(2): 52-57.
- [3] Xiang J, Wu Y, Gong Q. Research on music influence based on directional network model and similarity model[J]. *Art and Performance Letters*, 2021, 2(3): 60-64.
- [4] 史蕾. 音乐院校图书馆微信公众号影响力探究[J]. *交响(西安音乐学院学报)*, 2021, 40(02): 139-145.
- [5] 胡成, 王泽松. 基于余弦相似度的音乐影响力研究[J]. *信息与电脑(理论版)*, 2021, 33(06): 57-60.
- [6] 周媛. 浅析音乐在杂技艺术中的影响力[J]. *艺术科技*, 2017, 30(09): 424.
- [7] 曹智贤. 流行歌曲的艺术特征及其对音乐教育的影响力[J]. *北方音乐*, 2017, 37(07): 217.
- [8] 张存刚, 李明, 陆德梅. 社交网络分析:一种重要的社会学研究方法[J]. *甘肃社会科学*, 2004(2): 109-111.
- [9] 郭利亚, 朱瑜. 社交网络分析法在运动队结构和人际特征分析中的应用探究[J]. *中国体育科技*, 2005(05): 10-13.
- [10] 林聚任. 论社交网络分析的结构观[J]. *山东大学学报(哲学社会科学版)*, 2008(5): 147-153.
- [11] 陈先红, 潘飞. 基于社会网理论的博客影响力测量[J]. *现代传播*, 2009(1): 117-121.
- [12] 程启月. 评测指标权重确定的结构熵权法[J]. *系统工程理论与实践*, 2010, 30(07): 1225-1228.
- [13] 信桂新, 杨朝现, 杨庆媛, 等. 用熵权法和改进 TOPSIS 模型评价高标准基本农田建设后效应[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(01): 238-249.
- [14] 彭利民. 基于广度优先搜索的虚拟网络映射算法[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2015, 47(02): 117-122.
- [15] 张忠平, 王爱杰, 陈丽萍. 一种基于广度优先搜索的K-means 初始化算法[J]. *计算机工程与应用*, 2008(27): 159-161.
- [16] Xiang N, Wang Q, You M. Estimation and update of betweenness centrality with progressive algorithm and shortest paths approximation[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1):17110.
- [17] 陈雅茜, 邢雪枫, 程大雷, 等. 基于 citespace 和中介中心性算法的全国农业信息化知识图谱构建[J]. *西南民族大学学报(自然科学版)*, 2022, 48(01): 75-81.
- [18] 李婷, 熊英宏. 近20年来中国家庭研究变迁——基于关键词共现的社会网络分析[J]. *人口与社会*, 2021, 37(06):26-42.
- [19] 花磊. 创新网络中介中心性对企业创新绩效的影响[J]. *中阿科技论坛(中英文)*, 2021(09): 81-83.
- [20] Xu Q, Sun L, Bu C. The two-steps eigenvector centrality in complex networks[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2023, 173: 113753.
- [21] Saha P. Eigenvector centrality characterization on fMRI data: gender and node differences in normal and ASD subjects : author name[J]. *Journal of Autism and Developmental Disorders*, 2023, 5:1-12.
- [22] Wang L, Chen C, Li H. Link prediction of complex network based on eigenvector centrality [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2022, 2337(1): 252157137.
- [23] Ando H, Kurauchi F. How does travel demand follow the change in infrastructure? multiple-year eigenvector centrality analysis[J]. *Sustainability*, 2021, 13(23): 13366.
- [24] 王玉杰. 从心理学视角探讨教师对学生的影响[J]. *西藏发展论坛*, 2019(02): 68-70.
- [25] 陈思憬, 骆冰清, 孙知信. 基于混合好友路径信任度的社交好友推荐算法[J]. *计算机技术与发展*, 2018, 28(02): 74-77.
- [26] 朱丽, 杨杜. 社交网络“大连结”的魅力——六度分隔和三度影响力[J]. *现代管理科学*, 2015(02): 30-32.
- [27] 王名扬, 贾冲冲, 杨东辉. 基于三度影响力的社交好友推荐机制[J]. *计算机应用*, 2015, 35(07): 1984-1987+1992.
- [28] Jun S, Yi J. What makes followers loyal? the role of influencer interactivity in building influencer brand equity [J]. *Journal of Product & Brand Management*, 2020: 803-814.
- [29] Lucas M, Pilar R, Maria J P. Followers' agreeableness and extraversion and their loyalty towards authentic leadership [J]. *Psicothema*, 2014, 26(1): 69-75.
- [30] Xiong Z, Li C, Jiang J, et al. Research on music influence evaluation system based on similarity measure and Grey relational analysis [J]. *Frontiers in Art Research*,

- 2021, 3.0(2.0): 60-64.
- [31] 林海明, 张文霖. 主成分分析与因子分析的异同和 SPSS 软件——兼与刘玉玫、卢纹岱等同志商榷[J]. 统计研究, 2005(03): 65-69.
- [32] 谭玮. 流行演唱与大众文化的相互影响: 从音乐到社会[J]. *Art and Design*, 2023, 2(8):4-6.
- [33] 高攀科, 张晶晶, 陈伊笛, 等. 音乐对个体攻击行为和亲社会行为的影响[J]. 中国临床心理学杂志, 2021, 29(06): 1301-1306.
- [34] 马奇. 论20世纪西方音乐的发展[J]. 大众文艺, 2013(17): 142-143.
- [35] 徐颖. 美国乡村音乐发展背景及对乡村发展的影响研究[J]. 农业技术经济, 2021(08): 145.
- [36] 刘向. 浅谈音乐对近现代人类社会生活的影响[J]. 品位·经典, 2021(22): 48-50+72.
- [37] Pavluković V, Tanja A, Alcántara-Pilar J M. Social impacts of music festivals: does culture impact locals' attitude toward events in Serbia and Hungary? [J]. *Tourism Management*, 2016, 63: 42-53.
- [38] Camlin D, Caulfield L, Perkins R. Capturing the magic: a three-way dialogue on the impact of music on people and society [J]. *International Journal of Community Music*, 2020, 13(2): 157-172.

编辑:赵志军