

# 新闻共现网络与房地产企业信用债风险\*

方 意 王一森 林 好

**内容提要:**已发生的多起房地产债券违约与重组事件让房地产企业信用债风险成为关注的焦点。本文利用69万余条房地产企业相关的互联网新闻文本,采用文本挖掘方法构建房地产企业新闻共现网络拓扑结构,并进一步提取房地产信用债交易数据中隐含的风险溢价信息,借助前沿的网络向量自回归模型(NAR),剖析房地产企业信用债风险的网络外溢效应。结果表明,房地产企业新闻共现网络拓扑结构在全球金融危机前后由“大而少”向“小而多”转变,关联性明显增强;房地产企业信用债风险存在直接溢出效应,其他房地产企业信贷融资减少也会间接增加房地产企业信用债风险,且这种效应对信用评级低、现金持有低、商业信用需求高但商业信用供给低的房企更加显著。研究还发现,“金融十六条”“新五条”等稳融资的监管政策改革会显著降低风险外溢。

**关键词:**新闻共现网络 网络向量自回归模型 房地产企业 信用债风险

**作者简介:**方 意,中国人民大学国家发展与战略研究院教授、博士生导师,100872;

王一森(通讯作者),中国人民大学财政金融学院博士研究生,100872;

林 好,香港科技大学(广州)博士研究生,511466。

**中图分类号:**F830 **文献标识码:**A **文章编号:**1002-8102(2025)03-0075-16

## 一、引 言

防范化解债务风险是金融领域工作的重中之重。在当前房地产市场供求关系发生重大变化的新形势下,房地产企业“高负债、高杠杆”的传统经营弊端逐渐暴露,2020年开始,泰禾、华夏幸福与恒大等房地产企业不断涌现信用违约案例,防范化解房地产企业信用债风险成为统筹房地产领域发展与安全的关键。习近平总书记在2024年中央经济工作会议上明确指出,要“稳住楼市股市,防范化解重点领域风险和外部冲击”,“持续用力推动房地产市场止跌回稳”。在房企高杠杆负债经营与信用违约事件频发的现实背景下,探讨房地产信用债风险的网络外溢效应,可以为解决房地产企业债务问题提供一些政策抓手,也是当前稳住楼市与构建房地产发展新模式的关键。

\* 基金项目:国家社会科学基金重大项目“中国金融安全统计监测、预警与对策研究”(23&ZD058);北京市社会科学基金青年学术带头人项目“防范化解经济金融领域重大风险研究”(24DTR018)。作者感谢匿名审稿人的宝贵建议,文责自负。王一森电子邮箱:Yisen.Wang@ruc.edu.cn。

随着大数据技术的蓬勃发展,越来越多的研究开始致力于从另类数据中挖掘机构间关联关系的有效信息。文本共现分析方法通过新闻、评论等信息载体中实体的共同出现来挖掘实体之间的联系,不仅能够完成传统结构性数据对借贷、股价涨跌与风险关联的量化,还可以洞悉市场中合作、竞争、管理、投资者和客户等方面的关联性(Acemoglu等, 2015)。互联网新闻报道中,房地产企业被共同提及可以反映融资、项目开发和运营等业务关联,以及市场情绪和投资者行为等非业务关联,构成房地产企业信用债风险的网络外溢渠道。

本文首先基于互联网报道的文本数据,通过文本共现分析方法来衡量房地产企业之间的关联性强弱,用单篇新闻经房地产企业数量调整之后的共现次数来构建月度新闻共现网络;然后分析新闻共现网络的拓扑结构,进一步基于网络向量自回归模型(Network Vector Autoregression, NAR)来研究房地产企业信用债风险的外溢效应;最后提出房地产监管的政策建议。

本文的创新之处主要包括三个方面。第一,在新闻共现视域下,剖析房地产企业信用债风险的直接与间接传染效应,为房地产债务风险的提前预警与及早防范提供新的思路视角。现有房地产信用债风险外溢效应的文献侧重于省份或地级市分析,缺乏企业微观视角的研究。本文从企业视角强化了对房地产信用债风险微观传染路径的实证探讨,同时也为房地产主体监管制度提供政策实践上的经验证据。第二,基于互联网新闻大数据和共现分析技术,扩展房地产企业关联测度和网络建模的相关研究。本文利用广泛可得、数据频率高的互联网新闻报道和共现策略,来挖掘房地产企业间更加复杂的业务和非业务关联。研究对象不仅包括万科、碧桂园等大型头部房地产企业,亦有鲁能集团、海尚海等地方型小规模房地产企业,规避了传统关联网络研究的数据不可得问题,也能够更全面地刻画房企间的关联关系。第三,以房地产个债微观大数据为基础,拓展网络向量自回归模型来量化房地产企业信用债风险的网络外溢效应。传统网络模型在解析风险节点间的溢出效应时,会受估计方法限制或因待估参数暴涨出现“维数诅咒”问题(杨子晖等, 2024)。NAR模型在高维数据筛选建模方面具有显著优势(Zhu等, 2017),用OLS回归即可得到参数一致估计,结果相对稳健;同时也可以探究更为丰富的节点信息,对债务风险预警具有重要作用。

## 二、理论分析与文献综述

立足于房地产企业债务违约的现实背景,本文探讨新闻共现网络下房地产企业信用债风险的外溢效应,认为房地产企业的信用债风险外溢不仅可以依托新闻共现网络直接传导,信贷融资渠道也会在其中发挥间接作用。这两条路径均可以解释“A企业信用债风险→B企业信用债风险”的逻辑链条,并构成后文新闻文本共现网络构建与风险外溢效应分析的理论基础。

首先,新闻媒体报道是房地产企业信用债风险网络传染的重要渠道。从复杂网络建模来看,如果将房地产企业抽象为网络节点,将房地产企业之间的关联关系抽象为节点之间的连线,那么房地产企业网络节点上的债券违约风险可通过复杂关联扩散到整个网络,影响网络体系的稳定性,从而诱发系统性风险。风险网络传染的相关研究包括两方面。(1)机构业务网络。主要包括同业借贷、共同资产持有和支付结算等,一般通过最大熵或最小密度方法搭建实际网络(方意, 2021)。(2)市场关联网络。基于高频股票数据构建实际网络,包括收益率相关性、波动率相关性和尾部风险相关性等(Diebold和Yilmaz, 2014;宫晓莉等, 2020)。随着大数据技术在网络关联领域的应用,另类文本数据越来越多地被应用于评估金融机构之间的关联关系(Rönnqvist和Sarlin,

2015;范小云等,2022),此类研究主要借助金融机构在新闻共现中表达的各种业务和非业务关联来完成。

互联网新闻共现包含着房地产企业丰富的业务和非业务关联信息。新闻报道通过信息披露显示其潜在关联性,业绩表现、共同资产持有和债券主体等广泛的经济联系,房地产企业被共同提及的频率越高,代表它们之间的关联性越强,加速信用风险传染(Acharya和Yorulmazer,2007)。同时,出于借款成本低等目的,房企间容易采取相似策略以应对面临的共同市场压力和融资挑战(Benoit等,2017)。而策略相似性会导致其很容易受到宏观经济状况、地方政府政策等共同风险敞口的影响(Adrian和Brunnermeier,2016)。如果A企业发生信用债券违约,“羊群效应”也会提高B企业的信用债风险。此外,房企之间还存在强烈的情绪关联,一家房企的坏消息与负面情绪可能会引发投资者对整个行业的担忧。新闻片段往往会将业绩表现较差的房地产企业共同提及,媒体记者会冠以悲观情绪,接收信息方对它们产生同样的心理预期,从而影响投资者的行为选择。因此,房地产企业新闻共现中包含的业务关联以及投资者行为、市场情绪等非业务关联,都可以构成其信用债风险网络外溢的重要渠道。

其次,信贷融资在房地产企业的信用债风险网络传染中也会发挥间接作用。房地产信贷容易造成银行资产质量波动,是影响房地产市场乃至整个经济金融体系稳定的重要因素(Duarte和Eisenbach,2021),现有研究主要借助房地产信贷指标,从信贷抵押链条分析房地产风险在不同阶段累积和实现的周期过程(李伦一、张翔,2019;白鹤祥等,2020)。就风险生成机理而言,信贷融资也是房地产企业信用债风险传染的关键渠道。因为其作为债务工具链接了多边债权债务主体,能较好地刻画风险经资产负债关联渠道溢出的过程。房价下跌会导致房地产企业资产价值、销售收入和流动性的三重下降,违约风险提高。在相对严厉的融资约束下,互联网新闻媒体的坏消息传播会增加房地产企业现金流断裂的可能性,偿还信用债的风险随即上升。

综合这一典型事实,本文认为在新闻共现视域下,房地产企业的信用债风险外溢还应该考虑通过信贷融资渠道发生的间接传染效应。当A企业信贷可得性减少时,包含A企业与B企业的负面新闻传播会导致投资者与金融机构对房地产行业的风险评估出现变化。一方面,中长期财务指标与银行资产负债表状况会影响投资者购买信用债决策(Fang等,2024),投资者会观察或猜测到这些房地产企业都存在严重的融资约束。由于担心B企业也面临流动性风险,其购买B企业信用债券的欲望降低,导致B企业信用债券价格下跌,债券风险溢价随即上升。另一方面,随着市场对房地产行业的担忧加深,银行等金融机构也可能收紧信贷审批,B企业信贷断供风险提高,流动性压力激增,会增加B企业的信用债券违约概率。

### 三、模型设定与方法说明

本部分主要说明基于互联网新闻大数据构建房地产企业共现网络、NAR模型构建、相关变量与数据处理。

#### (一)基于互联网新闻大数据构建房地产企业共现网络

共现分析的主要思想是通过房地产企业在互联网新闻报道中被共同提及的频率高低来衡量关联的强弱。提取互联网新闻中的房地产企业共现关系需要扫描已有新闻文本,本文采用Python编程,使用正则表达式从单篇新闻中提取出现的所有房地产企业集合。参考Rönnqvist和Sarlin(2015),本文将文本窗口范围设置为400个字符,检查窗口内是否存在房地产企业对。例如,图1

中,从B1开始的3个窗口和从B2开始的3个窗口中,房地产企业B1和B2的共现频率分别为2、1、1、1、0。因此,房地产企业对(B1,B2)的共现频率为6。

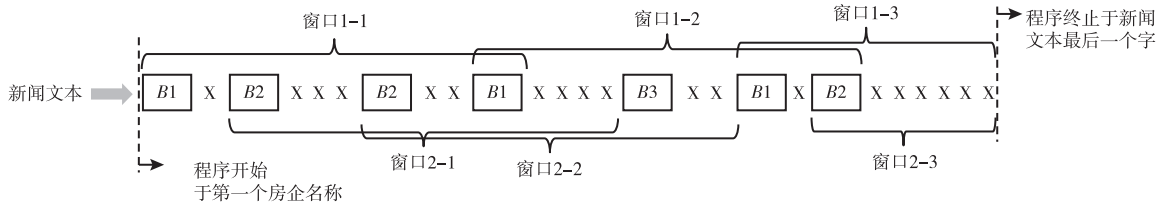


图1 房地产企业新闻共现频率

注:B1(或B2、B3)表示匹配房地产企业B1(或B2、B3)正则表达式的短语,X代表其他汉字。

关于房地产企业的新闻大数据提取,还需要说明两点。(1)统计共现频次需要考虑每家房地产企业的全称、简称、历史名称、字母缩写等多种形式与合并重组情况。比如,上海城开集团、上海城开有限公司等。(2)共现关系提取过程中需要特殊处理分词问题。例如,新闻文本中出现“光明乳业”“光明”之类的词时,“光明地产”容易被误提取。本文将房企对共现频率存储在对应时间段的共现矩阵中,并以当期样本库数量进行标准化,以消除样本库数量对共现频率的影响。共现矩阵元素作为网络中房企节点成对链接的权重,构成一系列的横截面网络,使提取的关系可用复杂网络分析方法来研究。在新闻共现网络中,房地产企业形成节点,聚合的共现关系形成边。

## (二)NAR模型

根据前文设定的房地产企业互联网新闻共现网络信息,本文借鉴Zhu等(2017)提出的NAR模型,检验房地产企业信用债风险的外溢效应。NAR模型适合研究高维信息的社会网络结构,能够克服传统网络模型中因待估计参数过多导致的“维数灾难”问题,基本形式为:

$$Y_{it} = \beta_0 + Z_i^T \gamma + \beta_1 n_i^{-1} \sum_j a_{ij} Y_{j(t-1)} + \beta_2 Y_{i(t-1)} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, $Y_{it}$ 代表企业*i*在*t*时期的债券风险溢价, $\beta_0 + Z_i^T \gamma$ 为房地产企业自身特征对信用债风险传染的影响。 $\beta_1 n_i^{-1} \sum_j a_{ij} Y_{j(t-1)}$ 为房地产企业信用债风险的网络传染效应, $n_i$ 是房地产企业样本数量。 $Y_{j(t-1)}$ 为自回归项,代表房地产企业信用债风险的存续传染效应。

房地产债券风险可以理解为房地产企业债券风险集合,发行信用债的房地产企业可被看作网络节点,节点间的关联是网络节点间的连线,所有节点与连线构成房地产债券风险网络。节点之间的连线用 $a_{ij}$ 表示,如果*i*对*j*有关系,则 $a_{ij} \neq 0$ ;反之,记 $a_{ij} = 0$ 。另外,信贷可得性能够较好地刻画房地产企业债券风险传染效应的间接关联性。例如,在房价下跌时,房地产开发商、居民、持房企业和政府均会因遭受巨额损失而出现违约,并通过信贷、流动性等渠道传导至房地产企业使之遭受违约损失,这类损失会在持有类似资产的房地产企业间传染,最终酿成系统性风险(Greenwood等,2015)。据此,我们将式(1)中内嵌的单一网络扩展为式(2)中的双重网络,即房地产企业信用债风险可以受到其他企业信用债风险与信贷可得性的双重影响。具体的NAR模型设定如下:



$$Sp_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \sum_{j=1}^N a_{ij} Sp_{j,t-1} + \beta_2 \sum_{j=1}^N a_{ij} Credit_{j,t-1} + \beta_3 Sp_{i,t-1} + \beta_4 Credit_{i,t-1} + Z_{i,t-1}^T \gamma + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

根据式(2),  $Sp_{i,t}$  是企业  $i$  在  $t$  时期的债券风险溢价,  $\sum_{j=1}^N a_{ij} Sp_{j,t-1}$  和  $\sum_{j=1}^N a_{ij} Credit_{j,t-1}$  代表其他房地产企业信用债风险和信贷可得性, 系数  $\beta_1$  和  $\beta_2$  用于衡量房地产企业信用债风险与信贷可得性的网络溢出效应;  $Sp_{i,t-1}$  代表企业  $i$  在  $t-1$  期的债券风险溢价, 而  $Credit_{i,t-1}$  表示企业  $i$  在  $t-1$  期的信贷可得性, 系数  $\beta_3$  和  $\beta_4$  用于衡量房地产企业信用债风险和信贷可得性的存续传染效应。  $Z_{i,t-1}^T$  表示房地产企业  $i$  自身的特征变量, 模型中对所有变量均取滞后一期, 以缓解可能存在的内生性。

在纳入 NAR 模型之前, 所有变量都进行平稳性处理。NAR 模型可以利用 OLS 回归得到一致估计, 本文感兴趣的核心估计系数是  $\beta_1$  和  $\beta_2$ , 后文主要讨论  $\beta_1$  和  $\beta_2$  的正负与显著性, 以判断信用债风险的传染性质与强度。

### (三) 数据说明

#### 1. 互联网新闻文本数据

本文选择 INFOBANK 中的“中国经济新闻数据库”作为新闻数据源。<sup>①</sup>为突出房地产企业时间维度的特征变化, 本文将文本共现的时间跨度选定为 2000 年 1 月—2023 年 6 月, INFOBANK 新闻报道总量在此样本期内有 6740576 篇, 直接抓取新闻构建文本数据库的效率较低。综合考虑信息数据库的覆盖面、信息密度和检索难度, 我们设置以“房地产”为关键词的模糊查询条件, 最终筛选出 698763 篇新闻文章, 构建本文所用的新闻文本数据库。

#### 2. 房地产企业债券风险溢价

本文基于 Wind 数据库的 Python 量化接口, 提取房地产个债收盘价, 构建房地产企业的债券利差指标, 并用其代理房地产企业债券风险溢价。本文所选样本为 133 家房地产企业发行的 834 只房地产信用债。不同于前文文本共现的长时间跨度, 债券风险溢价的样本区间为 2021 年 9 月—2023 年 6 月, 数据频率为周频。<sup>②</sup>

#### 3. 变量构建与描述性统计

本文所用 NAR 模型中的主要变量  $Sp$  是房地产企业债券风险溢价,  $Credit$  定义为房地产企业信贷可得性, 其他房地产企业债券风险溢价滞后项通过新闻共现网络对房地产企业  $i$  的影响定义为网络传染效应 1 ( $Network1$ ), 其他房地产企业信贷可得性滞后项通过新闻共现网络对房地产企业  $i$  的影响定义为网络传染效应 2 ( $Network2$ ), 房地产企业  $i$  自身的债券风险溢价滞后项与信贷可得性滞后项的影响分别定义为存续传染效应 1 ( $Momentum1$ ) 与存续传染效应 2 ( $Momentum2$ ), 在计算房地产企业债券风险溢价时还需要关键期限的中债国债即期收益率。

我们还对某些特殊债券样本及缺失数据做如下处理: (1) 剔除浮动利率债券与房地产企业财务指标缺失的债券; (2) 为避免异常值的影响, 对债券风险溢价做 1% 的上下 Winsorize 处理; (3) 剔除定价方法另有不同的含权债和重复出现的跨市场交易债券。同时, 借鉴郭晔和房芳 (2021), 选择信贷融资指标中的 (长期借款+短期借款)/总资产来衡量企业信贷可得性。当然, 模型中还控制了影响债券风险溢价的房地产企业层面变量, 详细变量定义见表 1。

<sup>①</sup> INFOBANK 是研究中国金融市场的重要新闻数据库, 自 1992 年开始收集每日新闻数据, 涵盖一般报纸、财经类报纸等 1200 多家大陆主流媒体的专业新闻报道。

<sup>②</sup> 限于篇幅, 未报告房地产企业信用债利差的计算过程, 有兴趣者可参见在线附录。

表 1 主要变量定义

变量	变量定义
<i>Sp</i>	房地产企业债券风险溢价
<i>Credit</i>	房地产企业信贷可得性
<i>Network1</i>	其他房地产企业 <i>j</i> 风险溢价滞后项的影响
<i>Network2</i>	其他房地产企业 <i>j</i> 信贷可得性滞后项的影响
<i>Momentum1</i>	房地产企业 <i>i</i> 自身风险溢价滞后项的影响
<i>Momentum2</i>	房地产企业 <i>i</i> 自身信贷可得性滞后项的影响
<i>lnAssets</i>	当年资产总计,取对数
<i>Leverage</i>	负债总额/资产总额
<i>ROE</i>	净资产收益率
<i>CashHolding</i>	现金总额/总资产规模

本文设定 NAR 模型中所用主要变量的描述性统计结果见表 2。可以看出,债券风险溢价(*Sp*)的均值为 0.25%,但样本间差异较大,最低为-3.24%,最高则达到 5.64%。这一现象说明房地产企业的信用债利差波动较大,还说明房地产市场对债券风险溢价的识别具有较强的区分度。房地产企业净资产收益率(*ROE*)平均为-7.44%,最大值为 24.69%,最小值达-423.66%;资产负债率(*Leverage*)平均为 73.91%,最大值达到 127.97%,最小值为 20.71%。可以看出,目前房地产企业的盈利能力普遍较弱,负债压力比较大。

表 2 主要变量的基本统计特征

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>Spread</i> (%)	13433	0.2512	2.5979	-3.2365	0.7011	5.6405
<i>Network1</i>	13433	363.2379	294.7933	-662.6512	325.0989	2758.9104
<i>Network2</i>	13433	788.6398	158.2667	644.6265	774.9747	1749.7010
<i>Momentum1</i>	13433	0.2473	2.5975	-3.2365	0.7037	5.6405
<i>Momentum2</i>	13433	0.5618	0.3407	0.0000	0.7046	1.2797
<i>lnAssets</i> (万元)	10099	25.0300	1.6754	20.0652	24.9770	28.2930
<i>Leverage</i>	10295	0.7391	0.1504	0.2071	0.7546	1.2797
<i>ROE</i> (%)	9799	-7.4359	47.4359	-423.6634	2.2189	24.6936
<i>CashHolding</i> (%)	10099	0.0812	0.0532	0.0008	0.0762	0.3002

四、实证结果及分析

本部分研究房地产企业信用债风险的网络传染规律。首先,在构建房地产企业新闻共现网络的基础上,剖析拓扑结构的动态变化;其次,报告 NAR 模型的估计结果,并探究房地产企业信用债风险外溢的异质性及动态效应;最后,综合“金融十六条”等房地产监管政策,对提升房地产企业信用债风险的治理成效给出合理建议。

(一)房地产企业新闻共现网络的拓扑结构分析

1. 新闻共现网络构建

与定量分析指标相比,构建可视化网络有利于更全面地查看房地产企业之间的关联细节。每个节点表示房地产企业,节点间的连线代表企业间关联,连线长度与企业间的关联强度成反比。也就是说,房地产企业之间的距离越近,关联性越强。参考 Demirer 等(2018),本文在构建新闻共

现网络时采用 Fruchterman-Reingold 算法布局,样本区间为 2021 年 9 月—2023 年 6 月,企业关联网络图谱如图 2 所示。<sup>①</sup>

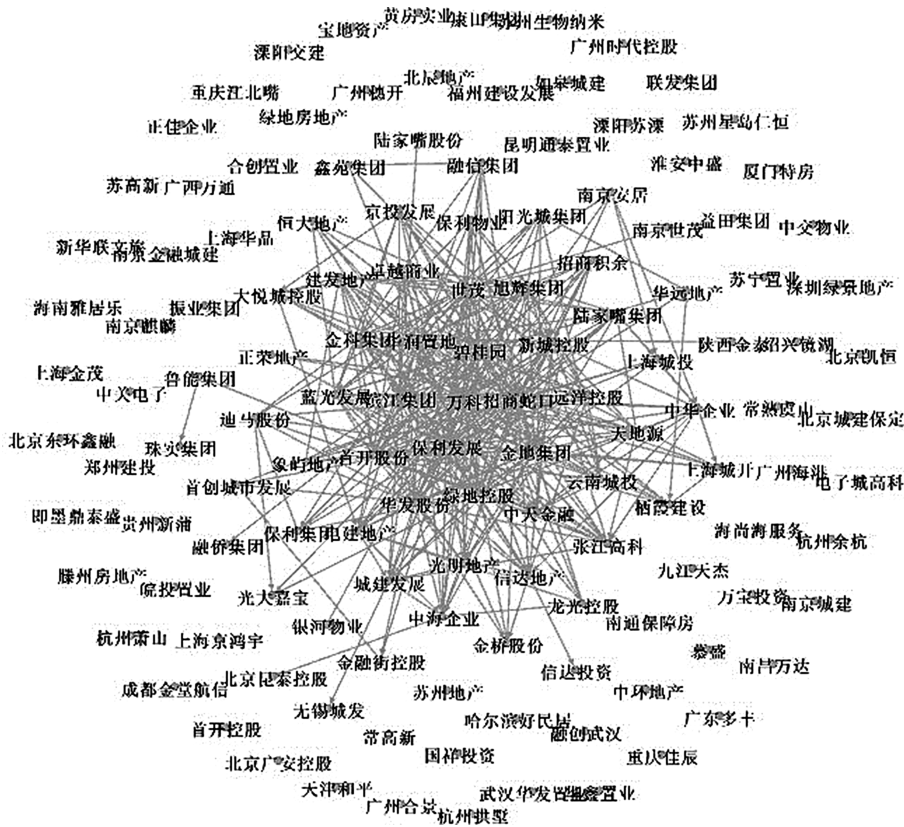


图 2 房地产企业新闻共现网络

整体来看,与传统的借贷或市场数据相比,新闻数据包含更丰富的信息,可以详细描述房地产企业关联强度的分布情况。新闻共现网络具有典型的核心-边缘结构,具有集聚和分层模式。万科等头部房地产企业在中心,周围是陆家嘴集团、金科等大型房地产企业,外面是中小房地产企业,如珠实集团、中关村电子等。在节点中心性方面,头部房地产企业的中心性最强,是新闻共现网络的核心。大型房企、中小型房企、地方性房企的中心性较小,而大量的小型房地产企业甚至被孤立在网络中。从头部房企到小型房企,业务复杂度和重要性依次递减。

2. 新闻共现网络的动态分析

本节将样本区间扩充至 2000—2023 年,将任意两个房地产企业称为房企对,以房企对为单位分析新闻共现网络的动态特征。这段时间涵盖全球金融危机、股市异常波动和公共卫生事件等重大冲击事件,足以研究房地产企业关联如何随着时间发生变化。为观察房地产企业关联在重大冲击事件期间的表现,并方便与其他时期对比,本文进一步将样本划分为 6 个阶段:2000—2003 年、2004—2007 年、2008—2011 年(包含全球金融危机)、2012—2015 年(包含股市异常波动)、2016—

<sup>①</sup> 为保证稳健性,本文借鉴 INFOBANK 数据库对官方媒体的界定,生成仅基于官方新闻媒体报道的新闻共现网络,具体计算结果见在线附录。

2019年、2020—2023年(包含公共卫生事件)。在每个阶段,我们采用热力图呈现房地产企业之间的年度平均共现次数。热力图由深到浅,代表共现频次逐步降低,结果如图3所示。

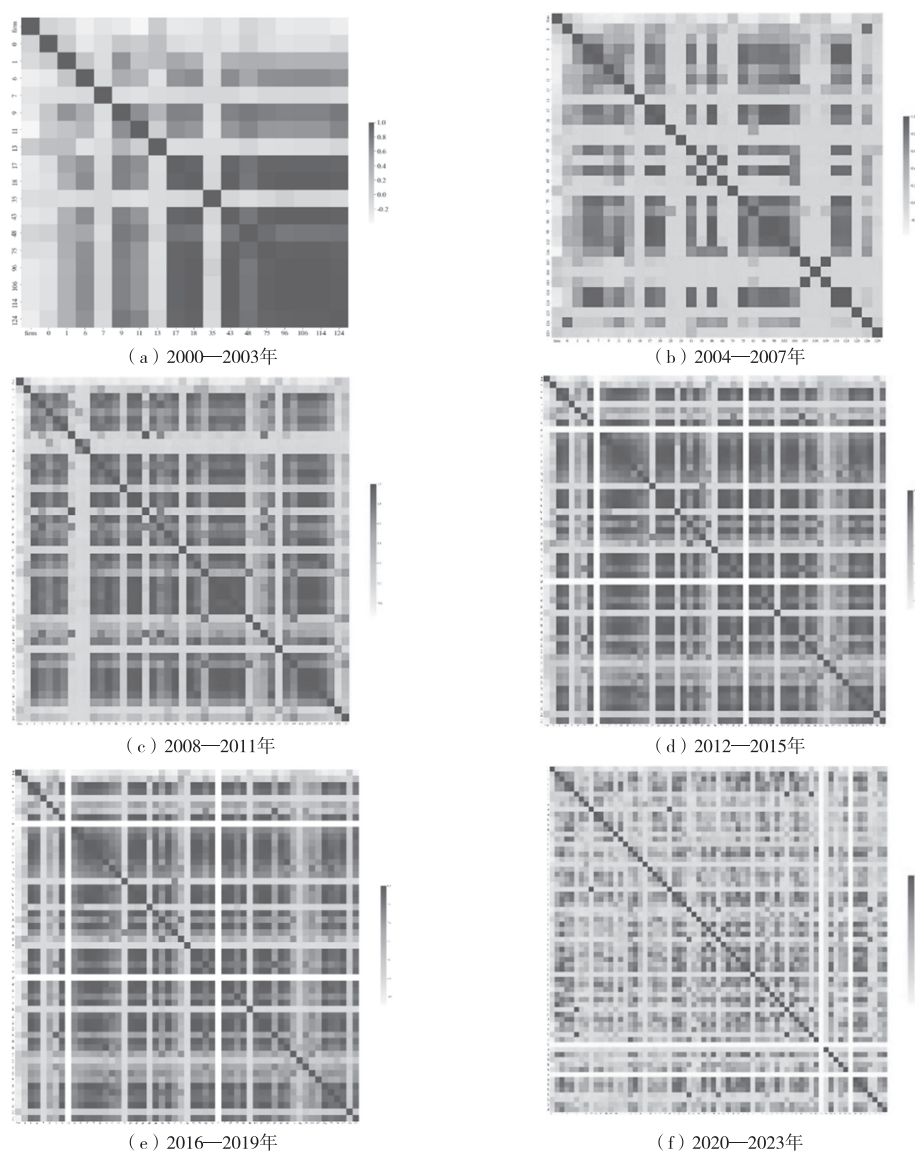


图3 房地产企业新闻共现对的动态分析

总体而言,在全球金融危机之前,以共现次数衡量的房地产企业之间的关联指标集中在少数房企;危机过后,强关联房地产企业的关联程度下降,其他房地产企业关联程度上升,房地产企业间的关联由“大而少”向“小而多”转变。中小房企的风险传染可以通过网络中的复杂联系迅速放大,即便是微小负面冲击也可能传导至其交易对手,引发集体流动性紧缩,危及整个房地产行业。

此外,我们还可以得出房企对新闻共现次数的如下特征规律。(1)房企对新闻共现次数呈现显著的时变性。在全球金融危机之前,热力图中大部分区域为深色,房企间共现次数的差异很大,高



共现次数集中于存在特定业务往来或债权债务关系的房地产企业之间;全球金融危机与股市异常波动时期的共现次数值在各个阶段最高,共现次数差异缩小,这与近年来中小型房地产企业规模快速扩张分不开。(2)房企对新闻共现次数在不同阶段具有一定的稳定性。有些区域在各阶段都是深色,而有些区域在各阶段相对较浅。尤其是全球金融危机之后,各阶段深浅分布大体一致,说明房企间共现次数虽整体在降低,但两两之间的排名变化不大。

3. 系统重要性房地产企业<sup>①</sup>

系统重要性房地产企业是指对房地产行业有着特别重要的影响,一旦发生重大风险事件或经营失败,可能会对房地产行业带来较大影响甚至引发经济体系动荡的房地产企业。鉴于共现指数描述了房企在新闻共现网络中的重要性,本文借助式(3)提炼出房地产企业的系统重要性指标。式(3)中, $CM_t(i,j)$ 是共现矩阵中位置 $(i,j)$ 的元素,等于房地产企业 $i$ 和 $j$ 的共现频率除以样本库个数 $N_t \times (N_t - 1)$ 。因此,房地产企业的共现指数越大,关联程度越高。

$$COI_t = \sum_{i=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_t} CM_t(i,j) \tag{3}$$

总体来看,系统重要性指标与房地产企业规模有一定联系,如万科、碧桂园在样本各时期都占据龙头位置。同时,还可以通过该指标的升降及时观测房地产企业的业务行为。例如,世茂集团在爆雷后,通过甩卖南京子公司的资产自救,因此,南京世茂的系统重要性显著下降。而保利发展集团通过行业洗牌加速出清,凭借稳健经营一直稳居龙头,保利发展集团的系统重要性显著上升。事实上,房地产企业间的网络关联越强,发生危机后的传染越迅速,越容易引发系统性风险。因此,房地产企业风险管理在关注“大而不能倒”的同时,还应该增强对中小型房地产企业的有效监管,完善“多而不能倒”的预警防控体系。

(二)房地产企业信用债风险的网络传染效应分析

1.NAR模型估计结果

参考Zhu等(2017),本文将房地产企业新闻共现矩阵嵌入NAR模型中,并采用最小二乘法(OLS)估计NAR模型,报告稳健标准误以计算参数显著性,具体结果如表3所示。

表3 NAR模型估计结果

变量	(1)	(2)
<i>Network1</i>	0.00038*** (0.000)	0.00033*** (0.000)
<i>Network2</i>	-0.00073*** (0.000)	-0.00099*** (0.000)
<i>Momentum1</i>	0.51745*** (0.065)	0.52398*** (0.069)
<i>Momentum2</i>	1.96287*** (0.067)	1.52166*** (0.228)
<i>Leverage</i>		0.48586 (0.305)
<i>lnAssets</i>		0.04261** (0.018)

① 限于篇幅,未报告系统重要性房地产企业结果,有兴趣者可参见在线附录。

续表 3

变量	(1)	(2)
<i>ROE</i>		0.00242*** (0.001)
<i>CashHolding</i>		-2.96578*** (0.532)
常数项	-0.41234*** (0.085)	-0.88366** (0.421)
<i>N</i>	13300	9999
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.067	0.029

注:括号内为稳健标准误,\*\*\*、\*\*和\*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。下同。

表3第(1)列为不添加特征变量的模型估计结果,*Network1*在1%的水平下显著为正,*Network2*在1%的水平下显著为负,第(2)列为添加特征变量的模型估计结果,结论同样显著成立。这说明,房地产信用债风险存在企业间溢出效应,其他企业信用债风险对房地产企业信用债风险有显著的正向影响。其他企业信贷可得性减少同样会增加房地产企业信用债风险。

这一实证结论可从房地产企业资产关联的共同风险敞口及企业之间相互跟随的视角得到解释。一方面,由于持有相似资产组合,在共同的宏观经济环境或者金融监管政策下,房地产企业可能做出相近的风险投资决策,倾向于持有该类资产以追逐上升的资产收益,形成业务相似性。另一方面,房地产企业通过发行期限类似的债券或持有相似资产等手段,更好地应对市场竞争,防止因信息不对称而产生“搭便车”行为,如实力较弱的中小型房地产企业在资产持有上会选择倾向跟随头部房地产企业,发行的部分信用债券到期期限相同,但持有相似金融资产也会增加房地产企业“抱团取暖”的道德风险(Acharya和Yorulmazer, 2008)。

房地产企业信贷可得性的网络外溢效应具有负外部性,其他企业信贷融资减少会增加房地产企业信用债风险。房地产企业的信贷可得性减少相当于被动去杠杆,在经新闻媒体报道后,整个房地产行业的融资现金流受到限制,信贷断供风险整体提高,融资能力下降,信用债偿还风险随之提升。结合现实背景来看,在“三道红线”这一去杠杆政策之后,房地产企业同时陷入融资现金流与经营现金流的双重财务困境(万晓莉等,2023)。在严厉的融资限制下,房地产企业产生过度发债动机,信用风险上升,此时互联网新闻中情绪消息的传递更是雪上加霜。

## 2. 稳健性检验

本部分通过更换指标构建方式与模型内嵌矩阵等进行稳健性检验(见表4)。

(1)更换NAR模型的内嵌情绪新闻共现网络。本文对姜富伟等(2021)、You等(2018)以及Du等(2022)词典信息取并集。式(4)中, $|n(positive)_i|$ 和 $|n(negative)_i|$ 分别代表新闻文本中积极和消极情绪文本数量。本文将文本情感分析缩小到房地产企业关键词所在的句子,取句子情感平均值作为新闻文章的情感指数。如果新闻文章的*Senti*较大,则该文章的整体情绪可能更积极。因此,将*Senti*>0视为正面消息,*Senti*≤0视为负面消息。本文分别对房地产企业新闻共现网络添加情绪指标,生成情绪新闻共现网络,计算NAR模型,结果保持稳健。

$$Senti_i = \frac{|n(positive)_i| - |n(negative)_i|}{|n(positive)_i| + |n(negative)_i|} \quad (4)$$

- (2)更换债券风险溢价计算方法。本文将房地产企业债券风险溢价的计算方式由简单算术平均替换为以发行规模为权重的加权平均,结果保持稳健。
- (3)更换其他企业融资变量。参考郭晔和房芳(2021),本文利用短期借款/总负债、长期借款/总负债,通过衡量融资期限结构来表征企业融资,两种结果保持稳健。
- (4)增加特征变量。本文在NAR模型之中添加其他房地产企业层面的特征变量,包括Z-Score、流动比率、速动比率等,重新计算房地产企业信用债风险的外溢效应,结果保持稳健。
- (5)更换NAR模型的官方媒体新闻共现网络。本文将权威官方媒体的报道赋予更高权重,在NAR模型中纳入仅基于官方媒体报道的新闻共现矩阵,结果同样保持稳健。

表4 稳健性检验						
变量	(1)	(2)	(3)		(4)	(5)
			长期借款比例	短期借款比例		
Network1	0.00038*** (0.000)	0.00042*** (0.000)	0.00067*** (0.000)	0.00080*** (0.000)	0.000166** (0.000)	0.00038*** (0.000)
Network2	-0.00073*** (0.000)	-0.00137*** (0.000)	-0.23951*** (0.041)	-8.33133*** (1.343)	-0.000774*** (0.000)	-0.00071** (0.002)
N	13300	10096	13200	13200	9605	9805
R <sup>2</sup>	0.067	0.046	0.006	0.025	0.096	0.017

3. 动态传染效应分析

本文采用动态回归模型来估计房地产企业信用债风险网络传染效应的变化趋势。相比传统用于动态分析的滚动窗口回归方法,这一方法可以有效规避滚动窗口选择的主观性偏差。具体而言,我们在用来估计NAR模型的式(2)中加入时点变量( $\Pi\{t = \tau\}$ ,该虚拟变量在第 $\tau$ 个时点取值为1,而在其他时点取值为0)与网络传染效应( $\sum_{j=1}^N a_{ij}Sp_{j,t-1}, \sum_{j=1}^N a_{ij}Credit_{j,t-1}$ )的交乘项,实现各个时点上房地产企业信用债风险网络传染效应的动态估计。

$$\begin{aligned} Sp_{i,t} = & \beta_0 + \beta_1 \Pi\{t = \tau\} \times \sum_{j=1}^N a_{ij}Sp_{j,t-1} + \beta_2 \Pi\{t = \tau\} \times \sum_{j=1}^N a_{ij}Credit_{j,t-1} \\ & + \beta_3 \sum_{j=1}^N a_{ij}Sp_{j,t-1} + \beta_4 \sum_{j=1}^N a_{ij}Credit_{j,t-1} + \beta_5 Sp_{i,t-1} + \beta_6 Credit_{i,t-1} + Z_{i,t-1}^T \gamma + \varepsilon_{i,t} \end{aligned} \tag{5}$$

图4的左图与右图分别是房地产企业信用债风险网络传染效应Network1与Network2随时间的演进情况。可以看出,整体上式(5)中的 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 的变动趋势相反。这进一步证实房地产企业信用债风险外溢存在“跷跷板”效应的特征事实。更为重要的是,在2022年大部分时间, $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 的动态传染效应分别显著为负和显著为正,表明房地产企业信用债风险减弱将显著增加其他房地产企业的信用债风险,且这种此消彼长在很大程度上取决于企业在市场中竞争信贷资源的能力。而2023年后,虽然房地产企业信用债风险的直接与间接传染效应的数值时有起伏,但 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 的动态传染效应转变成显著为正和显著为负,这说明市场中原本房企单纯竞争信贷资源的正常现象,转变为房地产企业信用债风险不仅存在企业间的直接传染效应,而且还会由于信贷资源配置不当引发间接传染的恶劣局面。

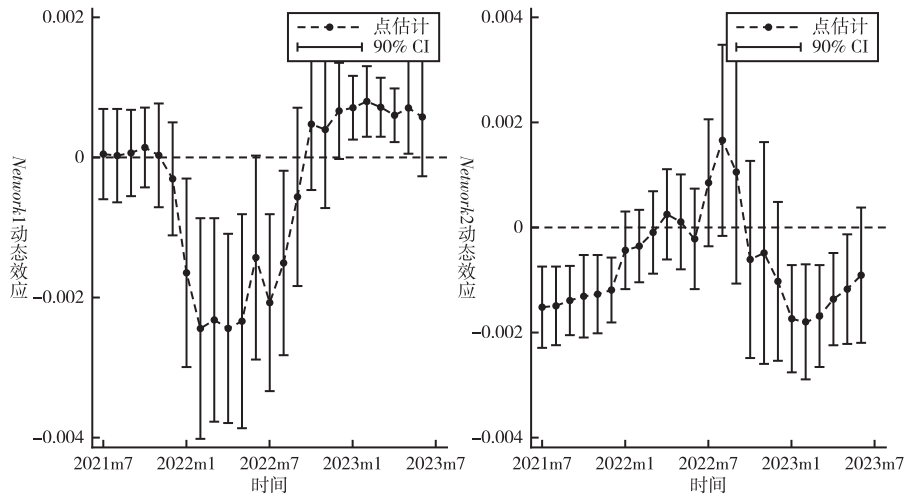


图4 房地产企业信用债风险网络传染效应动态分析

### (三)进一步分析

#### 1.企业特征的异质性分析

综合上述研究,本部分通过引入交乘项( $\varphi$ ),从企业资信、现金持有、商业信用需求及商业信用供给,对房地产企业信用债风险的网络外溢效应进行异质性分析。

(1)企业资信。债券声誉激励机制是信用评级行业市场自律发展的路径,同时也是诱发企业信用债风险的原因。参考Beyhaghi(2022),本文引入新发债券债项评级指标 $Rating$ ,当债项评级高于AA级时,赋值为1,否则为0。表5第(1)列展示了估计结果,房地产企业的信用债风险外溢仅对低信用评级房企存在显著影响,但对高信用评级企业的影响并不显著。这表明,发债房企的自身资信水平关乎其再融资成本,而高信用评级企业能够抵御信用债风险的扩散。

(2)现金持有。公司金融领域的经典理论认为,相比于外部融资,企业会优先使用内部融资。企业持有现金水平越高时,受外部融资约束的影响程度越低。钟宁桦等(2016)发现,企业内部现金和外部融资是替代关系,充足的现金流可以降低企业债务违约风险。结合本文背景合理推断,充足的内部现金可在一定程度上替代外来资金,削弱债券依赖型房企的举债动机,缓解外部环境变化带来的融资约束。表5第(2)列结果表明,由于缺乏内源渠道,低现金持有的房企需要频繁发放信用债以筹集资金,加剧房地产企业信用债风险的直接传染效应。

(3)商业信用需求。商业信用联接产业链上下游的供应商和客户,使企业可以充当银行之外的“金融中介”。已有经验证据表明,融资渠道受限的企业对商业信用更敏感,具有更加强烈的将商业信用作为替代性融资的动力(Kim和Shin,2012;孔东民等,2021)。本文预期,具有强烈融资替代动机的房地产企业在合同签订前会向上下游企业提出更多的商业信用诉求,这种融资需求无疑会加剧信用债风险传染。本文借鉴李仲飞等(2019),构建商业信用需求( $DCredit$ )与商业信用供给( $SCredit$ )指标,表5第(3)列的估计结果表明,商业信用需求总体上提升了房地产企业信用债风险的网络传染效应。

(4)商业信用供给。相比商业信用需求,房地产企业在提供商业信用供给时更具成本优势,因此具有更大的主动性(李仲飞等,2019)。从表5第(4)列的估计结果可以看出,商业信用供给显著削弱房地产企业信用债风险网络传染的直接效应。房地产企业通过对上下游增加商业信用规模



或期限,将自身的银行贷款或其他融资资源注入上下游企业中,银行贷款等融资通过生产网络传导至产业链上下游中的融资约束房企,实现债券及银行贷款等融资的再分配,进而有效缓释信用债风险外溢的直接传染效应。

表 5 企业特征的异质性分析

变量	信用评级	现金持有	商业信用需求	商业信用供给
$Network1 \times \varphi$	-0.00032** (0.000)	-0.00444** (0.002)	0.00269*** (0.001)	-0.00774*** (0.002)
$Network2 \times \varphi$	0.00279*** (0.000)	-0.00415 (0.005)	-0.00848*** (0.002)	-0.02903*** (0.007)
$N$	9708	10096	9708	9708
$R^2$	0.049	0.063	0.091	0.105

2. 如何有效防范化解房地产企业信用债风险

金融监管规则不到位会导致资本无序扩张逐利,埋下系统性风险隐患。房地产企业债务违约后,如果政府采取强硬“一刀切”措施,可能掣肘房地产政策调控效果,同时也会滋生系统性风险。事实上,如果监管政策在风险累积阶段给予过多容忍,在风险实现时却采用强有力政策过度刺激。这种没有过程介入、只注重结果成效的监管方式很容易导致房地产监管政策大幅波动,按下葫芦浮起瓢,对实体经济产生较大的负外部性(张丽平、任师攀,2022)。而前文的NAR模型估计结果也发现,房地产企业信贷可得性减少会加剧信用债市场波动,房地产企业信贷融资与债券融资风险存在交叉传染的可能。如式(6)所示,本文对房地产监管政策( $Policy$ )与网络传染效应( $\sum_{j=1}^N a_{ij} Sp_{j,t-1}$ 、 $\sum_{j=1}^N a_{ij} Credit_{j,t-1}$ )进行交乘项回归,结果如表6所示。

$$Sp_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Policy_t \times \sum_{j=1}^N a_{ij} Sp_{j,t-1} + \beta_2 Policy_t \times \sum_{j=1}^N a_{ij} Credit_{j,t-1} + \beta_3 \sum_{j=1}^N a_{ij} Sp_{j,t-1} + \beta_4 \sum_{j=1}^N a_{ij} Credit_{j,t-1} + \beta_5 Policy_t + \beta_6 Sp_{i,t-1} + \beta_7 Credit_{i,t-1} + Z_{i,t-1}^T \gamma + \varepsilon_{i,t} \tag{6}$$

在房地产监管政策改革层面。保证房地产企业合理融资支持是监管政策的执行目标,也是确保房地产行业平稳健康发展的重要抓手。2022年11月11日,中国人民银行和银保监会颁布《关于做好当前金融支持房地产市场平稳健康发展工作的通知》(下称“金融十六条”),声称保持房地产融资合理适度要确保信贷和债券融资稳定。2022年11月28日,证监会在股权融资方面调整优化五项措施(下称“新五条”),强调监管部门支持优质房企修复资产负债表,在购买存量项目、偿还债务、项目交付等方面补充资金,化解存量债务。本文选择“金融十六条”、“新五条”作为外生冲击,引入虚拟变量 $Policy$ 对式(2)中NAR模型进行交乘项回归。<sup>①</sup>可以看出,房地产企业在受到融资利好政策支持后,信用债风险在房企间的直接外溢效应显著减弱,仅其他企业信贷融资增多才会间接提升本房地产企业的信用债风险外溢效应。这意味着,此时房地产市场上出现企业竞争信贷的正常局面。

① 若房地产企业债券发行年份在“金融十六条”、“新五条”之前, $Policy=0$ ,否则, $Policy=1$ 。

表 6 房地产监管政策与信用债风险

变量	“金融十六条”	“新五条”
$Policy \times Network1$	-0.00188*** (0.000)	-0.00186*** (0.000)
$Policy \times Network2$	0.00361*** (0.001)	0.00315*** (0.001)
$N$	9805	10192
$R^2$	0.037	0.026

市场上无序资本套利会导致房地产企业竞争信贷界限不清晰,造成信用债风险交叉传染。同时,我们应当有针对性地做好房地产监管政策的有效沟通与预期管理工作。当地方政府逐渐掌握房地产市场的精准信息时,可以强化房地产企业信息披露,使信贷资源合理流入不同负债状况的房地产企业。总之,合理注入信贷资源并正确引导房地产市场预期,可以有效避免融资渠道中的风险交叉感染,是防范化解房地产信用债风险的工作重点。

五、结论与建议

本文收集 69 万多条房地产企业相关的海量互联网新闻文本,挖掘房地产企业的新闻共现网络,并进行动态拓扑结构分析。进一步地,借助 NAR 模型捕捉房地产企业信用债风险的网络传染效应,主要结论如下。(1)基于新闻媒体大数据构建的房地产企业新闻共现网络能够很好地反映房企对的关联强度,具有明显的核心-边缘结构和集聚-分层模式。全球金融危机前后,房地产企业间的关联由“大而少”向“小而多”转变,关联明显增强。(2)在新闻共现视域下,房地产企业信用债风险存在直接传染效应与借由信贷融资的间接传染效应。2023 年后,房地产企业从单纯竞争信贷资源转变为信用债风险传染同时存在直接效应与信贷资源配置不当引发间接效应的局面,且这种效应在信用评级低、现金持有低、商业信用需求高以及商业信用供给低的房企中更加显著。(3)在防范化解信用债风险方面,“金融十六条”“新五条”等稳融资的房地产监管政策会减弱房地产企业信用债风险的外溢效应。

基于以上结论,本文提出如下政策建议。

第一,房地产监管政策应该充分考虑房地产企业信贷竞争的外部性,避免因信贷资源配置不合理或信息不对称等导致企业过度负债,增加房地产企业负债压力。针对当前房企采取“明股实债”的融资方式和合作开发的模式,应特别披露上市房企的隐性债务信息,并要求上市房企的长期股权投资进行并表披露。同时,根据地方政府对房地产市场信息的掌握情况,合理规划监管政策的预期管理与沟通方式,使信贷资源合理流入不同负债状况的房地产企业。

第二,进一步优化房地产企业资产负债结构,降低杠杆率。当前,房地产金融风险主要集中于房地产企业现金流融资状况,房地产企业要提升经常项目与优势项目的盈利水平,夯实应对信贷与债券波动的核心竞争力;通过合理制定资金监管措施、产业发展政策等,扩大吸引优质信贷资源的接触面。

第三,精准切断中小型房地产企业的级联故障,在关注“大而不能倒”的同时,完善“多而不能倒”的中小型房企预警防控体系。根据房企投资开发项目合理划分风险权重,并设定企业层面的最低资本要求。通过资本充足率管理,在微观上可以控制房企规模过度扩张,在宏观上可以起到逆周期调节的作用。此外,还应高度关注债务风险在上下游生产网络中的传导渠道。

参考文献：

1. 白鹤祥、刘社芳、罗小伟、刘蕾蕾、郝威亚：《基于房地产市场的我国系统性金融风险测度与预警研究》，《金融研究》2020年第8期。
2. 范小云、王业东、王道平：《基于新闻大数据与机器学习的中国银行业系统性风险研究》，《世界经济》2022年第4期。
3. 方意：《前瞻性与逆周期性的系统性风险指标构建》，《经济研究》2021年第9期。
4. 宫晓莉、熊熊、张维：《我国金融机构系统性风险度量与外溢效应研究》，《管理世界》2020年第8期。
5. 郭晔、房芳：《新型货币政策担保品框架的绿色效应》，《金融研究》2021年第1期。
6. 姜富伟、孟令超、唐国豪：《媒体文本情绪与股票回报预测》，《经济学(季刊)》2021年第4期。
7. 孔东民、李海洋、杨薇：《定向降准、贷款可得性与小微企业商业信用——基于断点回归的经验证据》，《金融研究》2021年第3期。
8. 李伦一、张翔：《中国房地产市场泡沫与空间传染效应》，《金融研究》2019年第12期。
9. 李仲飞、于守金、曹夏平：《产业信贷政策对于房地产企业债务的影响——基于银行业359号“限贷”文件的准自然实验分析》，《经济学(季刊)》2019年第4期。
10. 万晓莉、张冰涛、张栋浩：《去杠杆政策下房地产企业的销售分化及其对债务风险的影响》，《财贸经济》2023年第8期。
11. 杨子晖、陈雨恬、李东承：《信用风险传染效应与外溢冲击研究》，《经济研究》2024年第5期。
12. 张丽平、任师攀：《促进消费金融健康发展 助力释放消费潜力》，《管理世界》2022年第5期。
13. 钟宇桢、刘志阔、何嘉鑫、苏楚林：《我国企业债务的结构性问题》，《经济研究》2016年第7期。
14. Acemoglu, D., Asuman, O., & Alireza, T. S., Systemic Risk and Stability in Financial Networks. *American Economic Review*, Vol. 105, No. 2, 2015, pp. 564–608.
15. Acharya, V. V., & Yorulmazer, T., Too Many to Fail—An Analysis of Time-inconsistency in Bank Closure Policies. *Journal of Financial Intermediation*, Vol. 16, No. 1, 2007, pp. 1–31.
16. Acharya, V. V., & Yorulmazer, T., Cash-in-the-market Pricing and Optimal Resolution of Bank Failures. *Review of Financial Studies*, Vol. 21, No. 6, 2008, pp. 2705–2742.
17. Adrian, T., & Brunnermeier, M. K., CoVaR. *American Economic Review*, Vol. 106, No. 7, 2016, p. 1705.
18. Beyhaghi, M., Third-party Credit Guarantees and the Cost of Debt: Evidence from Corporate Loans. *Review of Finance*, Vol. 26, No. 2, 2022, pp. 287–317.
19. Benoit, S., Colliard, J. E., & Hurlin, C., Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk. *Review of Finance*, Vol. 21, No. 1, 2017, pp. 109–152.
20. Demirer, M., Diebold, F. X., & Liu, L., Estimating Global Bank Network Connectedness. *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 33, No. 1, 2018, pp. 1–15.
21. Diebold, F. X., & Yilmaz, K., On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms. *Journal of Econometrics*, Vol. 182, No. 1, 2014, pp. 119–134.
22. Du, Z., Huang, A. G., Wermers, R., & Wu, W., Language and Domain Specificity: A Chinese Financial Sentiment Dictionary. *Review of Finance*, Vol. 26, No. 3, 2022, pp. 673–719.
23. Duarte, F., & Eisenbach, T. M. Fire-Sale Spillovers and Systemic Risk. *Journal of Finance*, Vol. 76, No. 3, 2021, pp. 1251–1294.
24. Fang, Y., Wang, Q., Wang, Y., & Yuan, Y., Media Sentiment, Deposit Stability and Bank Systemic Risk: Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*, Vol. 91, 2024, pp. 1150–1172.
25. Greenwood, R., Landier, A., & Thesmar, D., Vulnerable Banks. *Journal of Financial Economics*, Vol. 115, No. 3, 2015, pp. 471–485.
26. Kim, S. J., & Shin, H. S., Sustaining Production Chains through Financial Linkages. *American Economic Review*, Vol. 102, No. 3, 2012, pp. 402–406.
27. Rönqvist, S., & Sarlin, P., Bank Networks from Text: Interrelations, Centrality and Determinants. *Quantitative Finance*, Vol. 15, No. 10, 2015, pp. 1619–1635.
28. You, J., Zhang, B., & Zhang, L., Who Captures the Power of the Pen?, *Review of Financial Studies*, Vol. 31, No. 1, 2018, pp. 43–96.
29. Zhu, X., Pan, R., Li, G., Liu, Y., & Wang, H., Network Vector Autoregression. *The Annals of Statistics*, Vol. 45, No. 3, 2017, pp. 1096–1123.

## News Co-occurrence Network and Real Estate Enterprises Credit Debt Risk

FANG Yi (Renmin University of China, 100872)

WANG Yisen (Renmin University of China, 100872)

LIN Hao (The Hong Kong University of Science and Technology (Guangzhou), 511466)

**Summary:** Real estate holds a critical position in the national economy in China. The traditional business model of real estate companies, characterized by high debt, high leverage, and high turnover, has showed grave drawbacks. The occurrence of debt defaults has created substantial barriers to financing for these companies, and the associated debt risks require urgent management.

Since 2020, numerous real estate firms, including Evergrande and China Fortune Land Development, have experienced debt defaults. Concurrently, the market faces a contagion issue: The collapse of one company can trigger a “domino effect”, spreading the problem to others. News reports often serve as a contagion channel, amplifying and disseminating the debt risks of real estate companies, thereby shaping the psychological expectations of both the public and investors. However, due to the challenges in fully analyzing both business and non-business relational data beyond institutions and markets within traditional risk network models, there is a lack of research that explores the micro-level network contagion effects of real estate credit debt risks.

This paper innovatively extracts co-occurrence indicators of real estate companies from a news corpus from the perspective of news media, and constructs a network vector autoregressive model to explore the transmission mechanism of real estate companies’ credit debt risks. We also incorporate bank credit into the network model to depict the phenomenon of “banks and real estate companies”. The results indicate that the topological structure of the real estate companies’ news co-occurrence network shifted from a “large but few” to a “small and many” configuration after the global financial crisis, with a notable increase in connectivity. Credit debt risks among real estate companies exhibit a direct spillover effect: A reduction in credit financing for one company indirectly raises the credit debt risks of other companies. This effect is particularly pronounced for companies with lower credit ratings, limited cash holdings, and high demand but insufficient supply of commercial credit. Additionally, we find that regulatory reforms, such as the “16 Financial Measures” and “New Five Measures” aimed at stabilizing financing, significantly reduce risk spillovers.

This paper makes several policy proposals. Firstly, regulatory policies must fully account for the externalities of credit competition among real estate companies, preventing excessive debt accumulation and increasing financial pressure caused by inefficient credit resource allocation or information asymmetry. Secondly, optimizing the asset-liability structure of real estate companies is essential for reducing leverage. Thirdly, it is crucial to address the cascading failures of small and medium-sized real estate companies. While focusing on the “too big to fail” concept, it is equally important to enhance the early-warning and prevention systems for “too many to fail” companies.

**Keywords:** News Co-occurrence Network, NAR Model, Real Estate Enterprises, Credit Debt Risk

**JEL:** C32, G32, R31

责任编辑:师妙光