

中国保险业系统性风险研究



中国保险业系统性风险研究

作者 张琳教授
湖南大学

赞助者 北美精算师协会 (SOA)
Research Expanding
Boundaries Pool

提醒和免责声明

作者所表达的观点和得出的结论仅代表作者本身，并不代表北美精算师协会 (SOA) 或者其会员的任何官方立场或意见。北美精算师协会 (SOA) 对资料的准确性不作任何陈述或担保。

Copyright © 2020 by the Society of Actuaries. All rights reserved.

摘要

金融危机的爆发引发了对保险业系统性风险的关注，而中国保险业系统性风险在近几年也引起了热议。行业发展过程中种种问题、外部风险的极端冲击都将成为中国保险业系统性风险的诱发因素。而一旦发生系统性风险，保险业数十年积累的发展成果将遭受巨大重创。因此，对中国保险业系统性风险的整体把控显得尤为重要。

本项目首先对系统性风险定义进行了较为全面的梳理，最终选定中国银保监会对于系统性风险的定义，并在此基础之上，从信用保证、万能险、资产负债错配以及另类投资四方面对中国保险业的系统性潜在风险源进行了分析。此外，保险业系统性风险的发生不仅受行业内生因素的影响，还将承受来自其他四大行业（银行业、房地产业、证券业和互联网行业）的冲击。数据显示，以上四大行业与保险业的相互渗透正越演越烈。作为测度中国保险业系统性风险工具，本项目提出了基于 PSM 方法的 SRISK 模型，利用 SRISK 模型测度上市公司系统性风险的长期边际资本短缺，并通过 PSM 方法将非上市公司与上市公司进行匹配，全面地度量了中国保险行业的系统性风险资本短缺。行业间系统性风险的依赖性则由 LTD 方法进行测度，并应用格兰杰因果检验分别在线性和非线性条件下解释了不同行业与保险业系统性风险相互感染的因果关系。测算结果显示目前中国保险业的系统性风险仍在可控范围内，但其增长速率已超出业务规模增长速率；此外，中国保险业与证券/房地产/互联网行业在极端情况下依赖性较高，极易遭受来自上述三个行业系统性风险的冲击，但与银行业并未存在直接的风险传导关系。

关键词：保险业；系统性风险；PSM；SRISK；LTD；格兰杰因果检验

目录

摘要	3
目录	4
插图索引	6
附表索引	7
1. 引言	8
2. 系统性风险定义	10
3. 中国保险业系统性风险影响因素	11
3.1 信用保证	12
3.2 万能险	13
3.3 资产/负债错配	13
3.4 另类投资	14
4. 其他行业对保险业系统性风险的传染	16
4.1 银行业	16
4.2 房地产业	17
4.3 证券业	17
4.4 互联网业	18
5. 系统性风险度量方法	20
5.1 SRISK, PSM 和 SRISK Based on PSM	20
5.1.1 文献综述	20
5.1.2 方法概述	22
5.1.3 模型局限性	26
5.2 LTD 和 Granger Casualty Tests	26
5.2.1 文献综述	26
5.2.2 方法概述	27
5.2.3 模型局限性	31
6. 中国保险业系统性风险度量结果	32
6.1 行业内系统性风险度量	32
6.1.1 数据来源	32
6.1.2 实证结果	32
6.1.3 结果分析	37
6.2 行业间系统性风险度量	38
6.2.1 数据来源	38
6.2.2 实证结果	39

6.2.3 结果分析	46
7. 总结	50
8. 致谢	52
附录 A	53
附录 B	54
参考文献	55
关于北美精算师协会 (SOA)	59

插图索引

图 1 2013-2016 年中国人身保险公司保户投资款新增缴费情况	13
图 2 中国保险业投资结构变化	15
图 3 保险、银行、证券、房地产和互联网五个行业指数时间序列图	16
图 4 2016 年保险资金运用情况	18
图 5 中国保险业系统性风险影响路径	19
图 6 PSM-SRISK 模型工作原理	25
图 7 4 家上市集团动态波动率变化情况	33
图 8 4 家上市集团相关系数变化情况	34
图 9 线性格兰杰因果关系图	43
图 10 非线性格兰杰因果关系图	46
图 11 系统性风险行业间传染机制	49

附表索引

表 1 非传统保险业务分类.....	12
表 2 中国保险业原保费收入与投资资金规模	14
表 3 中国的银行控股保险公司	17
表 4 保险公司对房地产企业的股权投资情况	17
表 5 参数结果.....	33
表 6 上市保险集团 LRMES 计算结果	34
表 7 变量说明.....	35
表 8 倾向得分回归模型系数估计结果.....	35
表 9 2014-2016 年 18 家保险公司 SRISK 及 SRISK%值	36
表 10 变量描述性统计表	39
表 11 各行业对数收益率阈值.....	39
表 12 银行、证券、房地产、互联网分别与保险行业的成对 τ 度量	40
表 13 银行、证券、房地产、互联网与保险行业的多维 τ 度量.....	40
表 14 平稳性检验结果表.....	42
表 15 线性格兰杰因果检验结果表	42
表 16 基于 VAR 模型收益率回归残差序列 BDS 检验结果表.....	44
表 17 保险业与银行业的非线性 Granger 因果检验结果表	44
表 18 保险业与证券业的非线性 Granger 因果检验结果表	44
表 19 保险业与房地产的非线性 Granger 因果检验结果表	45
表 20 保险业与互联网的非线性 Granger 因果检验结果表	45

1. 引言

2008年，全球金融危机导致美国政府救助美国金融和其他机构，以帮助减少世界金融体系的崩溃可能。由于美国国际集团（AIG）面临的倒闭困境，长期以来保险行业几乎不会产生和引起系统性风险这一观点被瞬间击溃。学术界和各国监管部门纷纷开始关注引发保险业系统性风险的诱因及其量化方法。日内瓦协会在2010年指出，如果保险公司参与过多的衍生工具交易或在短期融资管理出现缺陷时，保险业均有可能发生系统性风险冲击^[1]。2013年，金融稳定理事会（FSB）公布了首批9家全球系统重要性保险机构（G-SII）名单，中国平安集团被列入其中。被视为保险领域“稳定器”的全球系统重要性保险机构，一旦发生重大风险事件或经营失败，将对全球经济和金融体系造成严重冲击。

目前学术界对于保险业系统性风险的研究还仅局限在理论模型方面，大多是将银行业系统性风险测度方法移植到保险行业。各国监管部门虽然已经开始对保险业系统性风险进行检测和防控，仍未有统一结论。

中国保险业在改革开放后迅猛发展，2016年全国保险业规模保费总计30960亿人民币，跃居全球第三，与世界第二大保险市场日本仅差370亿人民币。同年，中国平安、中国人寿六家国内保险公司上榜《财富》世界500强企业。中国保险业在短短几十年内以惊人的速度发展，国际地位逐渐提升，但是国内市场仍存在很多问题。尽管2016年下半年以来，中国银保监会及相关部门开始收紧保险业万能险规模，2017年1月至10月全国人身保险公司保户投资款新增缴费仍高达5076.54亿元，人寿保险公司投连险独立账户新增缴费达3972.07亿元¹。投资类理财业务的增加无疑加重了对国内保险公司流动性的负担，从而使得保险公司越来越像银行。当保险公司逐步变得像银行一样时，保险业系统性风险爆发的可能性便逐步增加，也就是说非传统非核心业务会增加保险公司的系统性风险^[2]。另一方面，中国保险市场行业集中度仍较高，2017年1月到8月财险保费收入占比前五和前十的保险公司市场份额总和分别为73.51%和84.92%，人身险保费收入前五和前十的市场份额分别为52.93%和71.59%²。较高的行业集中度可能对保险市场稳定性产生影响，但至今还未有学者指出行业集中度对保险市场稳定性的确切影响。目前学术界对于行业集中度对金融市场稳定性影响的研究看法不一，认为贷款市场集中度会提升贷款利率和贷款人违约风险，从而减弱市场稳定性^[3]。中国保险市场中的诸多问题，均有可能成为系统性风险的隐藏触发器，值得进一步研究。

¹中国银保监会2017年1至10月保险业经营情况表。

²2016年中国保险行业市场现状及发展前景分析, 2016, 中国产业信息网 www.chyxx.com。

除此之外，中国宏观经济环境的稳定也为其他行业的发展提供了前提，银行/房地产/证券/互联网行业的蓬勃也促使了与保险业的相互交融渗透。但是，近年来，银行业发展出现瓶颈、房地产市场价格居高不下、证券业的不完善机制以及新兴互联网行业的监管缺失等问题都为这个融合过程增添了未知数，业务、渠道多样化的同时，风险也开始趋于多样。2007-2009 金融危机中 AIG 的陷落，正是由于其参与的信用违约掉期在高杠杆化和房地产泡沫破裂双重打击下，承担了巨量抵押贷款违约损失。随着经济的发展，中国保险业已然不是一个封闭市场，活跃度的提升同时也意味着与其他市场的融合度提升，系统性风险的感染源也将不再单单是行业内部问题。因此，对其他市场与保险业在极端情况下的依赖性观测变得尤为关键。

综上所述，不论是从行业内部诱发因素角度分析，还是从行业间相互渗透传染的角度考虑，中国保险业都面临着诱发、传播和扩大区域性系统性风险的问题，甚至会影响中国金融市场的稳定。因此对于中国市场上的保险业系统性风险的研究是有必要的。

本报告分为六部分内容，第一部分梳理学术界关于系统性风险的定义；第二部分将对中国保险市场现存系统性风险隐患进行论述；第三部分分析目前其他行业与保险业的渗透情况；第四部分通过整理文献，确定度量系统性风险以及其他行业与保险业系统性风险依赖性的方法；第五部分进行实证分析；第六部分总结。

2. 系统性风险定义

关于系统性风险的定义，各国学者和监管当局从不同视角进行了界定，但尚未有一个广受认可的统一界定。**Bandt** 和 **Hartmann (2000)**对系统性风险及金融危机做了一次深入调查，强调了系统性风险定义的核心应当为传染，并给出以下定义：

系统性危机可被定义为对多数金融企业或市场造成高强度影响，进而破坏金融系统正常运行的系统性事件。尽管“特殊”银行扮演着重要角色，但我们仍强调系统性风险远不止单一银行防范存款人挤兑风险的脆弱性。该定义的核心是“传染”，即由一个机构、市场或系统的失败蔓延至其他^[4]。

Hendricks 和 **Mosser** 假设系统已处于均衡状态下，将系统性风险定义为经济和金融系统由某一稳定（正向）均衡转移至另一种稳定（负向）均衡的过程^[5]。

根据 **FSB**、**IMF** 和 **BIS** 提交给 **G20** 财政部长和中央银行的 2009 年报告，系统性风险被定义为：（1）由于金融系统中部分或整体瘫痪；（2）且对实体经济有可能造成严重负影响的，致使金融服务中断的潜在危机³。保险业系统性风险主要通过传染机制和各种财务连接扩散，并且在保单持有人做出承诺或为促进经济活跃而参与新生交易时，会波及到更广的经济范围。目前该定义已被 **IAIS** 及其他监管机构在确定系统重要性机构（**SIFI**）时采用。该定义强调了机构负外部性或市场失败给整个金融系统及实体经济带来的冲击。

Giesecke 和 **Kim (2011)** 基于具有宏观经济协变量的动态危险率模型，将系统性风险定义为大量金融机构的有条件（时变）失败概率^[6]。欧洲央行（**ECB**）指出，目前尚无普遍接受的系统性风险定义。一种方法是将其描述为经历强烈系统性事件的风险。这样的事件会对一些具有系统重要性的中介机构或市场（包括可能相关的基础设施）产生不利影响。事件的触发器可以是外部冲击（特殊的，即范围有限，或系统的，即广泛的），这意味着来自金融系统外部的的事件。最重要的是，国际公认的是如上所述的金融服务委员会（**FSB**）提出的系统性风险定义。

中国银保监会发布的《国内系统重要性保险机构监管暂行办法(征求意见稿)》中系统性风险的定义：由于单个或多个保险机构的内部因素、保险市场和保险业外部的不确定性因素，导致保险机构发生重大风险事件并难以维持经营，进而引发保险系统发生剧烈波动或危机，甚至将其负面效应传染至金融体系和实体经济，最终造成重大不利影响的风险。由于是研究中国保险市场上的系统性风险，且该定义强调了保险业的系统性风险不仅来自行业内部，还可能来自行业外部的传染，较为全面和严谨，故本项目将采纳中国银保监会的观点。

³See Financial Stability Board (2014) .

3. 中国保险业系统性风险影响因素

2008 年金融危机爆发前，由于保险业监管、经营模式、市场结构等特殊性和传统观念认为保险业不具备发生系统性风险的条件。保险公司并不会像银行那样面临挤兑风险带来的流动性短缺，另一方面，保险公司相较于银行更加依赖长期负债，因此降低了流动性风险。同时，Darlap 和 Mayr (2006)认为保险公司间较弱的互联性减小了系统性风险扩散的可能性^[7]。然而，2008 年金融危机爆发后，全球最大保险公司 AIG 的破产危机引发了对保险业系统性风险的关注，意识到保险业也有可能爆发系统性风险。

日内瓦协会在 2010 年提出，如果保险公司参与过多非保险资产负债表项的衍生品交易或者短期融资管理不当，保险业引发系统性风险的可能性将增加。Cummins 和 Weiss (2013)利用相关和回归分析的方法检验了美国保险行业的系统性风险因素和系统性风险活动。检验了规模、关联性、不可替代性等主要指标以及杠杆率、流动性风险、复杂性和期限错配、政府管理等贡献性指标与 SRISK 的统计相关性，主要结论是美国保险公司的核心业务活动不会产生系统性风险。然而，寿险公司由于杠杆和流动性风险对行业内的风险具有脆弱性，寿险和非寿险对产生于交易对手信用风险的再保险危机都具有脆弱性。非核心的业务活动如衍生交易具有产生系统性风险的潜力，大部分全球性的保险机构都暴露于衍生品市场^[8]。IAIS(2013)沿用日内瓦协会先确认系统性风险活动，再确认系统重要性保险机构的思路，认为在保险行业引发系统性风险的是非传统保险业务(NT)和非保险(NI)的金融业务，其中非传统非保险业务 (NTNI) 主要包含了杠杆、流动性或到期转换、信用风险的不完全转移（如影子银行）、信用保证或最低财务保证金等财务特性。此外，利用较传统保险产品更为复杂的市场风险转移工具的产品、与金融市场表现结果（如股价）或经济商业周期密切关联的负债均可算作 NTNI^[9]。2016 年，IAIS 还将信用和贷款保证保险列入保险公司 NT 业务中,同时对 NTNI 业务诱发系统性风险的潜在可能性及其传导机制进行了更进一步的归纳⁴。Eling and Pankoke (2016)在对 48 篇理论或实证研究论文进行总结和归纳之后，认为寿险、非寿险和再保险业的传统保险业务既不会引起系统性风险，也不会增加保险机构对金融体系缺陷的脆弱性^[10]。但非传统业务可能会增强脆弱性，同时寿险公司比非寿险公司承受更高的杠杆效应。下表为结合 IAIS 与日内瓦协会关于非传统保险业务的汇总。

⁴IAIS, 2016, Systemic risk from insurance product features.

表 1

非传统保险业务分类

Underwriting	Annuities with guarantees/variable annuities	Funding & Investing	Securitization of embedded value in upfront paid commissions
	Group annuities		Short-term funding
	Separate accounts		Securities lending
	Credit insurance		Credit rating utilization
	Financial guarantees		Industry-loss warranties
	CDSs/CDOs		

日内瓦协会认为判定保险业系统性风险来源，主要是判定保险机构的某项具体的业务带来的风险是否具有系统相关性^[11]。为了对金融机构系统性风险的可能性做出准确评价，FSB 认为应当将标准运用于金融机构的具体业务中^[12]。因此，本项目在考虑了日内瓦协会、IAIS 等组织以及其他学者关于认定系统性风险来源的基础上，立足于中国保险业市场，从微观角度考虑中国保险公司产生系统性风险的能力，分析目前中国保险市场系统性风险的主要来源有：信用保证、保险合同的最低保证收益、资产/负债错配、另类投资。

3.1 信用保证

从中国目前披露信用保证保险相关数据的几家财险公司来看，2014-2016 年信用保证保险占业务收入比例相差较大，有些保险公司高达 10%以上，有些保险公司在 1%左右，行业整体信用保证保险业务占比不高。虽然目前信用保证保险占很小的市场份额，但风险是巨大的，一旦承保项目审核不严，出现问题，保险公司很可能面临巨额赔偿，从而对公司经营产生巨大压力。相比于机构投资者，来源于个人投资者的 P2P 网贷平台融资会更易诱发信用保证保险的风险。根据第三方统计数据显示，截至 2017 年 3 月底，与保险公司合作的 P2P 网贷平台有 55 家，有 33 家保险公司介入到 P2P 网贷行业的保险业务中，有些险企合作平台数量在 5 家以上，合作险种包括保证保险、信贷审核责任保险等⁵。如果保险公司与信贷人、交易对手、投资者或其他市场参与者保持直接或间接的联系，其遭受的冲击将更易波及到其他金融机构或市场，从而引发宏观经济风险。

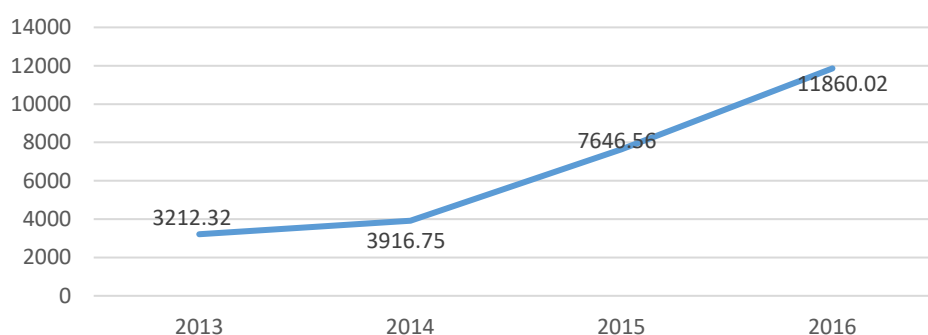
⁵数据来源：和讯网，<http://m.hexun.com/p2p/2017-04-13/188831165.html>。

3.2 万能险

保险理财产品主要有分红保险、万能险和投资连结保险，而万能险在中国保险市场 2016 年所占份额达 31.4%，远高于其他两者⁶。近年来，随着人身险产品费率市场化改革和险资运用渠道开放，中短存续期理财型产品急剧增加，且增速长期超过原保险保费收入增速：由图 1 可见，2013 年至 2015 年人身保险公司保户投资款⁷新增缴费持续走高，2016 年高达 11860.02 亿元。万能险由于提供最低保障收益，其带来的潜在系统性风险引起监管机构和学者们的广泛关注。保险公司利用短期负债滚动的方式进行长期投资，使得其保险产品收益率在和银行理财产品进行对比时具有竞争性。当投资收益率突降时，保险公司为保证其流动性，不得不迅速变现资产，这将扰动市场，造成资产价格波动，持有相同资产的公司也将遭受损失。同时保单持有人有可能在市场波动、政府监管行为、公司信誉下降等因素的影响下，发生挤兑行为。从数量上看，2015 年寿险行业满期给付及退保金额达 9379 亿元，2016 年升至 1.2 万亿元，其中退保给付的部分，高现金价值产品的退保给付占到了 55% 的份额。预计 2018 年前后中国保险业将面临超过 1.5 万亿的满期和退保给付压力⁸。虽然保险业挤兑发生极少，但是不容忽视。以往的保单持有人挤兑行为均发生在规模较小的保险公司且发生在正常经济环境下，极端经济环境下如果发生保单持有人挤兑将如何还未知。因此，在中国低利率市场环境下，伴随政府监管的调控，保险公司将面临满期给付和退保的双重压力，需要防止挤兑事件的发生，否则保险公司的流动性将受到很大的影响，严重时会导致公司资金断裂，面临财务危机。

图 1

2013-2016 年中国人身保险公司保户投资款新增缴费情况



数据来源：中国银保监会公开信息数据整理，单位：亿元

⁶中国银保监会公开信息数据得知。

⁷根据中国银保监会规定，未通过保障风险测试的万能险和分红险的投资收入部分（多为万能险），被列入“保户投资款新增交费”。

⁸数据来源：慧保天下，<https://www.135995.com/wd/599829.html>。

3.3 资产/负债错配

资产负债错配问题核心体现在保险公司在经营过程中资产和负债在期限、收益率和现金流等方面的不匹配。目前中国保险业资产负债久期存在较为明显的错配现象，普遍存在两类资产负债久期缺口：第一类是注重长期保障型业务为主的大型险企，这类险企资产久期与负债久期较长，由于负债平均久期大于资产平均久期，导致久期缺口较大，其资产负债存在一定错配。第二类则是险企资产久期与负债久期较短。某人寿保险公司披露的数据显示，截至 2016 年末，公司资产平均久期为 3.75 年，负债平均久期为 5.79 年，资产负债久期均较短⁹。目前中国境内存在该情况的保险公司不在少数。

同时，在中国低利率环境下，保费迅速增长，寿险期缴新单成为新单保费主体，表明保险公司未来保险业务的久期将持续拉长，进一步加大了险企的投资压力，见表 2。由于保险产品的预定利率调整存在时滞，在低利率环境中，保险产品相对定期存款、银行理财、信托的吸引力提升，刺激投保需求的增加。然而，投资上，经济增长放缓，股票市场疲软，债券违约事件激增¹⁰非标产品投资收益率下滑，境外投资也面临资本管制，导致中等收益、中等风险的资产缺乏。在此背景下，保费快速增长加大了保险资金投资的难度，导致资产与负债收益率不匹配，状况进一步恶化。

表 2

中国保险业原保费收入与投资资金规模（单位：亿元）

	2012	2013	2014	2015	2016
原保费收入	15488	172228	20235	24283	30959
保险总资产	73545	82886	101591	123597	151169
保险投资规模	45096	54232	666997	87445	133911

数据来源：根据中国银保监会官网及中国统计局官网数据整理

3.4 另类投资

近年来，险资另类投资的比重不断增加，在加大对实体经济扶持力度的同时，其中的风险隐患也引发了市场的关注。截止 2017 年 10 月末，险资配置中，以另

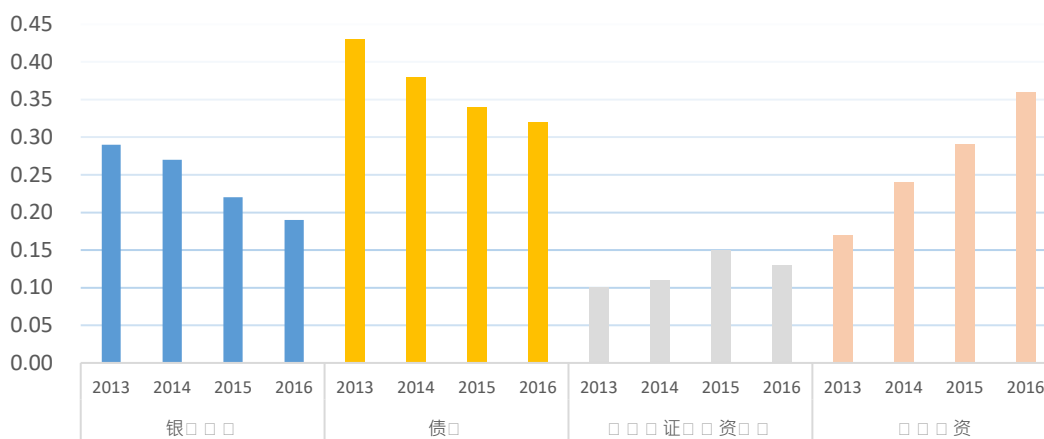
⁹数据来源：证券报 https://news.china.com/news100/11038989/20170810/31069803_2.html。

¹⁰自 2014 年 3 月中国债券市场发生实质性违约以来，2015 年发生 22 起实质性违约事件，涉及金额 120 亿元。2016 年违约开始加快，前 11 个月共有 54 只债券违约，涉及本金 283.34 亿元。

类投资为主的其他投资占比较以往继续上升，占比 38.52%，其规模和占比均超越债券，成为险资配置的第一大类资产¹¹（中国保险业近四年投资情况见图 2）。一批中小公司特别是平台系公司亦对另类投资频频加码。险资对另类投资的青睐，主要因为金融资产投资的收益率相对有限，而之前保单的获取成本比较高，倒逼公司投资非标准化的资产，以获取更高的回报率。然而，另类投资中存在潜在的风险隐患：其一，另类投资涉及额外的信用风险层级和复杂的交易结构，同时又缺乏信息披露标准，使得相应的风险和回报状况的评估更加困难。此外，相较于公开市场而言，非公开市场的信用违约成本更底，信用风险更高。过去在信用扩张期，出现集中违约的可能性较低，未来信用扩张速度减慢后，由于非标产品的流动性较弱，需要警惕集中违约的风险。其二，与传统投资相比，另类投资的流动性较低，很难进行流通和转让。而且这些复杂且定制化的融资结构使其难以转售，保险公司如果想在到期前出售这些产品，可能需要大幅折价。

图 2

中国保险业投资结构变化



数据来源：中国银保监会公开信息数据整理

综上所述，以上四大因素为中国保险业系统性风险的主要影响因素，都将导致保险公司资产的流动性不足，偿付能力严重不足，资本出现大面积的缺口。由于系统性风险存在传染性，一家保险机构的破产很可能直接导致与它存在经济联系的其他险企破产并进一步扩散至行业；而金融机构之间的相互关联性，类似于多米诺骨牌效应，使许多金融机构同时面临风险，从而引发区域性系统性风险^[13]。因此，对我国保险机构系统性风险的测算研究刻不容缓。

¹¹数据来源：新浪财经 <http://finance.sina.com.cn/roll/2017-09-23/doc-ifymenmt6311143.shtml>。

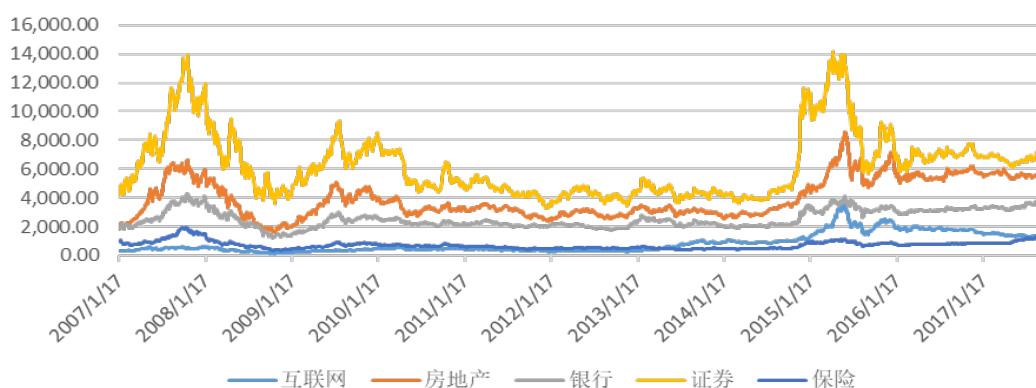
4. 其他行业对保险业系统性风险的传染

随着其他行业与保险业的交融渗透，保险业系统性风险将不仅仅受到行业内部因素影响，还会承担来自于其他行业风险溢出的传导效应。其他行业潜在系统性风险对保险业的影响，将通过其各自对保险行业的联系和渗透机制，在发生极端危机的情况下蔓延至保险业，从而引发保险业的系统性风险，本文将这种由其他行业引发的保险业的系统风险定义为行业间的系统性风险。

目前中国市场上与保险行业紧密关系的行业主要为银行业、证券业、房地产业以及互联网行业，观察保险、银行、证券、房地产、互联网的指数变动，从图 3 可以看到在 2007 年至 2016 年期间，当市场发生突发事件影响时，五个市场均有相近的波动情况，其余时间，价格走势也基本相同，说明了保险业与其他四个行业的系统性风险之间必然有内在的联系。由此我们归结保险业的外生系统性风险的传播主要包括以下几种方式：

图 3

保险、银行、证券、房地产和互联网五个行业指数时间序列图



数据来源：WIND 资讯

4.1 银行业

中国金融市场的混业经营现象越来越多，多家金融集团均拥有自己的银行、保险公司。众多银行也有自己控股的保险公司，现阶段中国的银行系保险公司已达 11 家，如表 3 所示。保险集团也纷纷对银行进行股权投资。风险很可能通过这一途径溢出。

表 3

中国的银行控股保险公司

银行	控股保险公司
中国银行	中银保险
	中银三星人寿
中国农业银行	农银人寿
中国工商银行	工银安盛
中国建设银行	建信人寿
	建信财险
交通银行	交银康联人寿
招商银行	招商信诺人寿
北京银行	中荷人寿
光大银行	光大永明人寿
邮政储蓄银行	中邮人寿

数据来源：各公司财务报表

4.2 房地产业

如表 4 所示，近年来多家保险公司纷纷举牌、投资房地产公司，甚至成为房地产企业的第一大股东。同时，保险资金的不动产规模也十分惊人，2016 年年内已有超 10 家保险公司参与不动产投资，投资国内不动产总金额为 306 亿元¹²。由此见得，保险行业也会受到为房地产行业风险的影响。

表 4

保险公司对房地产企业的股权投资情况

保险公司	投资对象	性质
富德生命人寿	金地集团	第一大股东、举牌
阳光保险	京投发展	第四大股东
前海人寿	万科 A	第五大股东
	南玻 A	第一大股东、举牌
	华侨城 A	第二大股东、举牌
国华人寿	天宸股份	第二大股东、举牌
	新世界	第三大股东、举牌
泰康人寿	保利地产	第二大股东、举牌

数据来源：各公司财务报表

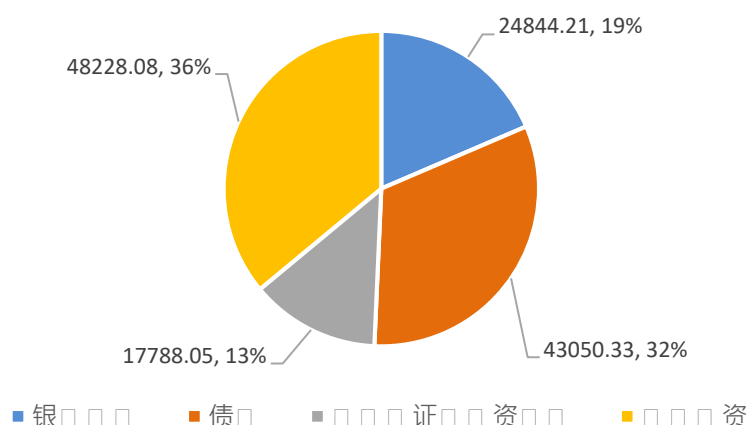
¹²数据来源：蓝鲸财经，<http://www.lanjinger.com/news/detail?id=25177>。

4.3 证券业

保险机构作为证券市场的一大机构投资者，通过投资行为与证券业形成了直接的关联，每年在证券市场的投资金额均达上万亿元，图 4 展示了 2016 年中国保险资金运用情况，2016 年投资于证券市场保险资金达 60838.38 亿元，占全年投资总额的 45.43%，这也提供了风险传入保险行业的渠道。

图 4

2016 年保险资金运用情况



数据来源：国家统计局网站

4.4 互联网业

互联网巨头纷纷发起保险公司：阿里巴巴以 16% 的持股比例作为众安保险的第一大股东，以增资入股的方式持有国泰产险 51% 的股份，作为主发起会员成立信美相互人寿；腾讯持有众安保险约 12% 的股份成为众安保险股东，联合中信国安成立和泰人寿等¹³。保险公司也通过入驻第三方平台（如慧择网等）、开展自己的互联网保险公司（如泰康在线等）等方式进入互联网行业。

上述这些关联均为风险传导提供了途径。在此背景下，如果上述某一行业发生不利风险事件，就会通过行业之间的关联发生传导作用，将风险溢出到保险行业甚至整个金融体系，严重影响实体经济。由此，行业间的系统性风险研究也刻不容缓。

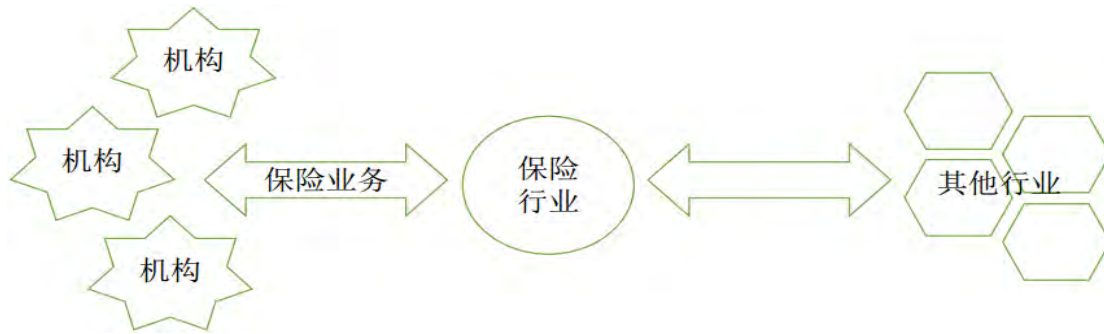
综上所述，立足于保险行业，从系统性风险传播路径的视角，将度量系统性风险的思路分为两大类。第一类：由内而外，从保险业内部机构出发，由某些重要的保险机构发生的危机，蔓延到整个行业，导致系统性危机的发生。第二类：由外而内，由于整体宏观经济环境的改变，导致其他行业发生了系

¹³ 数据来源：和讯网 <http://insurance.hexun.com/2016-09-05/185868547.html>。

统性风险而传染到保险行业的情况，侧重于外部冲击对保险体系产生的影响。
图 5 为中国保险业系统性风险的影响路径。

图 5

中国保险业系统性风险影响路径



5. 系统性风险度量方法

鉴于 2008 年金融危机的发生，引发了全球的连锁反应。AIG 的大额救助引发了国内外学者对保险业系统性风险的研究。迫于金融监管当局实施宏观审慎监管的需要，近年来对系统性风险度量的研究文献不断涌现，从系统性风险传递的方向来看，目前度量系统性风险主要有两种思路。第一种：由内而外，从保险业内部机构出发，由某些重要的保险机构发生了危机时，蔓延到整个行业，导致系统性危机的发生。由此，这种思路的关键就是确定系统重要性保险机构，目前应用较多的方法有 MES, CoVaR (徐华等, 2016)^[14], LTD、危机联合概率 JPOD 等；而这种度量方法又分为两大类，但都立足于系统重要性保险机构，一种侧重于风险之间的传染效应，如 Adrianh 和 Brunnermeier (2009) 的条件风险价值 CoVaR 法，即测度单一金融机构对其他金融机构的风险溢出强度，度量单一金融机构对系统性风险的贡献大小的方法^[15]，其中又衍生出一系列的估计方法，如：分位数回归，GRACH 模型、COPULA 等(蒋涛等, 2014)^[16]；另一种是假设外部冲击导致系统性风险发生的条件下，因退出资本市场导致风险蔓延程度更大的机构称为对风险贡献最大的机构。如：MES (marginal expected shortfall) (Acharya 等, 2012b)，测算单个金融机构对金融体系系统性损失的边际贡献率^[17]，以及在此基础上的改进，如：长期边际期望资本短缺 LRMES (Engle 等, 2014)^[18]，考虑到规模的成分期望损失法 CES 和考虑了金融机构负债、规模、关联性、杠杆率等诸多因素的系统性风险指数 SRISK (Acharya 等, 2012a)^[19]方法。第二种：由外而内，由于整体宏观经济环境的改变，导致其他行业发生了系统性风险而传染到保险行业的情况。侧重于外部冲击对保险体系产生的影响和行业间的传染效应，在 2008 年金融危机爆发前，主要通过综合指数法、早期预警技术、网络模型法和压力情景测试法来寻找影响系统性风险的指标，以此来衡量外生的系统性事件对自身的影响，在金融危机爆发后，主要包括 Δ CoVaR (Adrian 和 Brunnermeier, 2011; 徐华等, 2016)，LTD (Lower tail dependence) (Weiß 等, 2012)^[20]和对行业间关系的度量，主要包括 BANKBETA (Chen 等, 2013)^[21]和 Granger-causality(Billio 等, 2012)^[22]。本文从行业内和行业间的系统性风险两个角度进行度量，通过 SRISK 度量金融机构资本短缺的衡量行业内系统性风险，用传染性和因果关系度量行业间系统性风险，有关文献梳理如下：

5.1 SRISK, PSM 和 SRISK Based on PSM

5.1.1. 文献综述

Benoit 等(2012)通过比较分析表明，MES 对于系统重要性金融机构的排名作用很小，CoVaR 在预测系统性风险方面超出 VaR 带来的增加价值非常有限，而

SRISK 在“太大而不能倒”和“太关联而不能倒”之间做出了一个非常好的折中，且 SRISK 方法所强调的总体资本短缺可以是由金融机构经营不善引发的，也可以是外部宏观经济波动或者是货币政策等原因导致的，因此 SRISK 具有更广阔的运用空间^[23]。Brownlees 等（2016）认为 SRISK 方法的稳定性和敏感性优于事前测量的 SES，并通过 2008 年金融危机发生时引发系统性危机的雷曼兄弟银行、AIG 等机构进行验证，结果表明 SRISK 具有良好的风险预警信号功能，其结果大小能够反映单个金融机构抵御风险的能力，方便从宏观上进行审慎监管^[24]。王培辉和袁薇（2017）通过比较 MES、SRISK 和 CES 三种方法评估中国上市金融机构系统重要性的有效性和适用性，发现在使用公开市场数据进行分析的条件下，MES 和 CES 指标时效性较好；SRISK 对于综合规模、杠杆率等信息的评估结果更可靠，时效性略差；SRISK 和 CES 样本向前预测效果较好^[25]。

然而目前中国保险业的现状是，截至 2017 年 9 月共有 171 家保险公司（其中 84 家财险公司，78 家寿险公司，9 家养老险公司），仅有 5 家上市保险集团，其中 4 家在 A 股上市。仅衡量上市公司的系统性风险不能够全面反映出目前我国保险行业具有的系统性风险，非上市保险公司系统性风险的度量是不可缺少的一部分。而国内外对非上市保险公司系统性风险的研究才刚刚起步，所以本文借鉴非上市公司信用风险的度量方法，例如 Moody's KMV 公司的期权定价 PFM 模型，提供了解决非上市公司信用风险的一种方法，但 PFM 模型对非线性样本数据度量的准确性差，估计结果并不理想。曾玲玲等（2017）通过构建 BP 神经网络与 KMV 结合的 BP-KMV 模型来评估信用风险，以 46 家中国制造业上市公司和 35 家制造业非上市公司的数据作为样本，计算出非上市公司的违约率^[26]。刘艳春等（2016）等采用数据挖掘中的支持向量机（SVM）回归分析方法，利用其适用小样本、高维性和非线性数据样本的特点，度量了我国非上市公司的信用风险^[27]。谢远涛等（2016）采用倾向得分匹配法(PSM)对 PFM 进行改进，通过匹配上市公司与非上市公司资产的市场价值和波动率，计算违约距离，作为信用风险大小的测度^[28]。结合我国保险业上市公司数据样本少的现状，而 BP 神经网络的构建需要训练集和测试集，样本要求较多，不适用我国保险行业；虽然支持向量机（SVM）与倾向得分匹配法（PSM）都适用于小样本非线性数据，但考虑到方法的可操作性与简便性，最终我们选择 PSM 法对我国非上市保险公司进行系统性风险的度量。

因此本文使用 Brownless 和 Engel（2012）^[29]提出的 SRISK 方法度量上市公司的资本短缺大小，利用 PSM 倾向匹配模型建立财务数据与系统性风险之间的联系，代入公司的财务数据，度量保费收入占市场份额 70%的前 18 家保险公司的系统性风险大小。这样不仅可以比较全面地度量整个保险行业存在的资本短缺，且可为宏观审慎监管提供参考意见。

5.1.2 方法概述

1. SRISK 模型

a. SRISK 理论依据

Brownless 和 Engel (2012) 指出, SRISK 方法是度量一个机构在系统性金融危机发生的条件下资本可能出现的短缺值, 类似于金融机构的压力测试, 且它只需要公开可获得的数据^[29]。资本缺口可以被认为是公司营运资本的负面影响。当资本缺口为负时, 即公司有资本剩余时, 公司就能正常运转, 即存在资本盈余; 而当资本缺口为正时, 企业就会遇到财务困难。将资本缺口用 CS 表示, 在 t 时刻公司 i 面临的资本短缺为 $CS_{it} = kA_{it} - W_{it} = k(D_{it} + W_{it}) - W_{it}$, 其中, W_{it} 表示权益的账面价值, D_{it} 为负债的账面价值, A_{it} 为资产价值和 k 为金融机构的审慎权益资产比率¹⁴。我们关心的是系统性危机发生的条件下预测金融机构可能面临的资本短缺, 针对系统性危机有不同的定义, 本文采用 Acharya (2010) 等对系统性危机事件的定义, 市场下降的速度在时间段 h 内低于阈值 C ^[30]。为了产生有意义的压力资本缺口度量, 假设系统事件对应于一个足够极端的情景。把 $t+1$ 和 $t+h$ 之间的市场收益表示为 $R_{mt+1:t+h}$, 系统性事件表示为 $\{R_{mt+1:t+h} < C\}$ 。在实证中, 我们将系统性事件设置为一个季度 $h=57$ (即 57 个工作日) 和阈值 C 为 20%。定义 SRISK 作为系统性危机条件下的期望资本短缺:

$$\begin{aligned} SRISK_{it} &= E_t(CS_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C) \\ &= kE_t(D_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C) \\ &\quad - (1-k)E_t(W_{it+h} | R_{mt+1:t+h} < C) \\ &= kD_{it} - (1-k)W_{it}(1 - LRMES_{it}) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $LRMES_{it}$ 就是长期边际期望损失, 表示以系统性事件发生为条件的公司多期的收益率期望, 即 $LRMES_{it} = -E_t(R_{it+1:t+h} | R_{mt+1:t+h} < C)$ 。其中, $R_{it+1:t+h}$ 表示在 $t+1$ 至 $t+h$ 时期的公司多期收益率。这样, 单个金融机构 i 相对于金融系统总体的资本短缺程度表示为:

$$SRISK\%_i = \frac{SRISK_i}{\sum SRISK_{i,t}} \quad (2)$$

即 SRISK% 越大, 金融机构 i 在金融系统中的重要性越明显。

b. SRISK 计算步骤

为了计算 SRISK, 首先应获得 LRMES 的估计值。目前为了获得 LRMES 的估计值有很多种方法, 本文选用 GARCH-DCC 模型 (Engle, 2002^[31], 2009^[32]) 估计 LRMES 的预测值。将公司和市场的对数收益率分别表示为 $r_{it} = \ln(1 + R_{it})$ 和 $r_{mt} = \ln(1 + R_{mt})$, 假设在 $t-1$ 时刻的信息集为 F_{t-1} , 此时收益率服从零均值、时变方差的 D 分布, 即

¹⁴根据巴塞尔协议 3 的最低资本充足率要求, 本文将审慎资产权益利率固定为 8%。

$$\begin{bmatrix} r_{it} \\ r_{mt} \end{bmatrix} | F_{t-1} \sim D \left(0, \begin{bmatrix} \sigma_{it}^2 & \rho_{it} \sigma_{it} \sigma_{mt} \\ \rho_{it} \sigma_{it} \sigma_{mt} & \sigma_{mt}^2 \end{bmatrix} \right) \quad (3)$$

上式 (3) 要求计算时变波动率 σ_{it}^2 和 σ_{mt}^2 、相关系数 ρ_{it} ，考虑到金融市场对信息反应的不对称性以及股票收益率数据特有的高峰厚尾，我们选择 GJR-GARCH 波动率模型和 DCC 相关系数模型。其中 GJR-GARCH 对波动率模型的表示为：

$$\begin{aligned} \sigma_{it}^2 &= \omega_{Vi} + \alpha_{Vi} r_{i,t-1}^2 + \gamma_{Vi} r_{i,t-1}^2 I_{i,t-1}^- + \beta_{Vi} \sigma_{i,t-1}^2 \\ \sigma_{mt}^2 &= \omega_{Vm} + \alpha_{Vm} r_{m,t-1}^2 + \gamma_{Vm} r_{m,t-1}^2 I_{m,t-1}^- + \beta_{Vm} \sigma_{m,t-1}^2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中，当 $r_{it} < 0$ 时， $I_{it}^- = 1$ ，否则为 0；当 $r_{mt} < 0$ 时， $I_{mt}^- = 1$ ，否则为 0。DCC 模型的相关系数通过波动率调整后的收益率 ϵ_{it} ， ϵ_{mt} 计算，即 $\epsilon_{it} = r_{it}/\sigma_{it}$ 和 $\epsilon_{mt} = r_{mt}/\sigma_{mt}$ 。

$$Cor \begin{pmatrix} \epsilon_{it} \\ \epsilon_{mt} \end{pmatrix} = R_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{it} \\ \rho_{it} & 1 \end{bmatrix} = diag(Q_{it})^{-1/2} Q_{it} diag(Q_{it})^{-1/2} \quad (5)$$

其中， Q_{it} 是伪相关矩阵。DCC 模型对伪相关矩阵 Q_{it} 的求法为：

$$Q_{it} = (1 - \alpha_{ci} - \beta_{ci}) S_i + \alpha_{ci} \begin{bmatrix} \epsilon_{it-1} \\ \epsilon_{mt-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{it-1} \\ \epsilon_{mt-1} \end{bmatrix} + \beta_{ci} Q_{it-1} \quad (6)$$

其中 S_i 是公司和市场调整收益率的无条件相关矩阵，因此 S_i 可以表达为 $S_i = E(\epsilon_{it} \epsilon_{it}')$ 。在高 DCC 模型中可以直接用以下简单平均的公式估计 S_i ： $S_i = \frac{1}{n} \sum \epsilon_{it} \epsilon_{it}'$ ，这样一来就大大降低了计算的复杂性。同时待估计的参数还需要满足条件 $\alpha_{ci} > 0, \beta_{ci} > 0, \alpha_{ci} + \beta_{ci} < 1$ ，以保证矩阵 Q_{it} 是正定的。

对于这类动态模型，LRMES 通常不能以封闭形式提供。然而，可以基于模拟获得准确的 LRMES 预测值。在第 t 时刻下的信息集下模拟出 S 个时间长度为一个季度的关于机构 i 和市场收益率的随机时间序列，即

$$\left\{ \begin{matrix} R_{iT+t}^s \\ R_{mT+t}^s \end{matrix} \right\}_{t=1, \dots, h} | F_T, s = 1, 2, \dots, S \text{ (一个季度有 } h \text{ 个交易日)} \quad (7)$$

据此得到 LRMES：

$$LRMES_{iT}^s = - \frac{\sum_{s=1}^S R_{iT+T+h}^s I \{ R_{mT+1:T+h}^s < C \}}{\sum_{s=1}^S I \{ R_{mT+1:T+h}^s < C \}} \quad (8)$$

其中， $I\{\}$ 是一个示性函数，当括号内的表达式为真的时候，其值为 1，否则为 0。将模型得到的 LRMES 值代入到公式 (1) 中，即可得到最终要求的 SRISK 值。

2. PSM 模型

倾向得分法由 Rosenbaum 和 Rubin (1983) 提出，指个体在其自身特定属性（一组既定的协变量）下接受某种干预的可能性^[33]。在实证检验中，为了控制混淆变量，得到自变量和因变量之间的“净效应”，Rosenbaum 和 Rubin 发现，如

果将混淆变量纳入 logit 回归模型，得到样本接受干预的预测概率——这个概率则被称为倾向得分，那么研究者可以通过匹配得分相似的个体，减轻选择性误差，该方法即倾向得分法。

a. 倾向得分法理论依据

假设 X_i 表示协变量的维度， $p(X_i)$ 是个体 X_i 被分到干预组的概率，定义如下：

$$p(X_i) \equiv Pr(T_i = 1|X_i) = E(T_i|X_i) \tag{9}$$

其中 $T_i = \{0,1\}$ ，得分 $p(X_i)$ 相同的干预及对照个体将具有相同的 X_i 分布。所以 $p(X_i)$ 的精确匹配可以平衡干预组与对照组的 X_i 分布。正规地，

$$T_i \perp X_i | p(X_i) \tag{10}$$

假设干预的分配没有混淆，在给定倾向得分条件下干预的分配是清楚的，对照组和控制组的分布是独立的。附录中给出了公式 11 的详细推导。如：

$$(T_{i1}, T_{i0}) \perp T_i | X_i \Rightarrow (T_{i1}, T_{i0}) \perp T_i | p(X_i) \tag{11}$$

其中 Y_{i1} 为个体在受到干预后变量的结果 ($T_i=1$)， Y_{i0} 为同一变量在未受到干预的结果 ($T_i=0$)。第一，如果干预组的个体概率是已知或通过一致性估计获得，那么估计维度的问题就降低到一维。实际上倾向分数 $p(X_i)$ 或其公式是很难得到的，所以 $p(X_i)$ 需要从已有数据估计得出。第二，调整 X_i 平衡了 $p(X_i)$ 期望值，也就是重复试验的平均值。在一些特殊的研究中，还需要进一步调整 X_i 以控制 X_i 不平衡的几率。第三，精确的匹配是很难获得的， $p(X_i)$ 的接近范围需要提前给予确认。

b. 倾向得分法步骤

倾向得分法的实际运用涉及两个步骤。第一步是建立倾向得分模型，该模型计算了给定试验前的协变量前提下，一个试验对象接受干预的条件概率的倾向得分；第二步是结果产出模型，这里可以使用一系列的分析方法，比如配对、加权、亚分类，或把倾向得分作为回归的一个协变量。

在倾向得分模型的建立中，当有两个对比组时，倾向得分通常需要一个二元因变量回归模型（Probit 或 Logit 模型）获得，模型中需要包含所有试验组的基本协变量以及它们的转化形式。合适的模型一般被认为是倾向模型，从倾向模型中获得的样本接受干预的预测概率被视为倾向得分。

在结果产出模型中，配对法是通过在对比组中寻找最接近的倾向得分，从而在一组中选择与另一组可以匹配的对象与之配对的通用技术。最邻近匹配法是常用的匹配法之一： P_i 和 P_j 分别是干预组和控制组成员的倾向得分， I_1 和 I_0 分别是干预组成员和控制组成员的集合。当倾向值之差的绝对值在 i 和 j 之间倾向值的所有可能配对中最小时，那么，邻近关系 $C(P_i) = \min_j |P_i - P_j|, j \in I_0$ 。对于每个 i ，如果只找到单个的 j 落入 $C(P_i)$ ，那么匹配为最邻近成对匹配或者 1 对 1 匹配。对于每个 i ，如果找到 n 个成员 j 落入 $C(P_i)$ ，那么次匹配为 1 对 n 匹配。

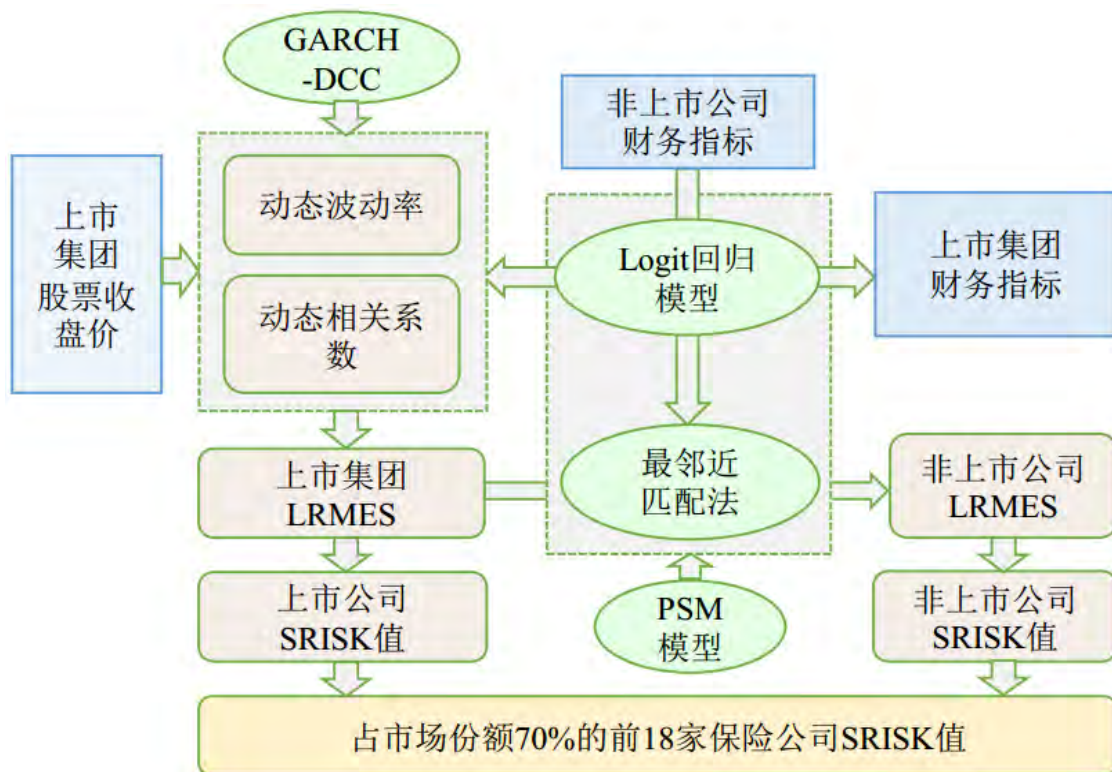
3. 基于 PSM 法的 SRISK 模型

SRISK 方法从市场的角度来判断资本缺口即用金融机构股票的市场价值来衡量资本，虽然一方面使得数据获取较为方便公开，但是同时 SRISK 的有效性又强烈依赖于股市的有效性。图 6 表示 SRISK 模型与 PSM 模型结合而成的 PSM-SRISK 模型的工作原理。

PSM-SRISK 模型工作原理中对应的运算步骤如下：第一步：收集上市集团的股票收盘价数据，将其处理成对数收益率的形式，运用 GJR-GARCH 得到其动态波动率，DCC 得到其动态相关系数，通过模拟，求出上市集团对应的长期边际资本短缺 LRMES；第二步，收集其对应的上市集团的财务指标数据与第一步计算得到的 LRMES 进行 Logit 回归得到倾向得分模型，由此我们得到一种将 LRMES 与财务数据联系起来的模型；第三步，收集非上市公司的财务指标数据，作为 Logit 回归模型的输入项，得到对应的非上市公司动态波动率和动态相关系数，运用倾向得分匹配法，将非上市公司的 LRMES 匹配到上市公司的 LRMES，可以认为匹配后的两个机构除了是否在上市这一变量取值不同外，其余变量都相似。第四步，通过上一步计算得到的非上市公司 LRMES 数据，代入对应的非上市公司的权益负债数据，得到非上市公司的资本短缺 SRISK，以及相对于整个保险行业的资本短缺份额 SRISK%。

图 6

PSM-SRISK 模型工作原理



5.1.3 模型局限性

1.上市公司 LRMEs 的计算强烈依赖于股市的有效性

LRMEs 为公司面临的长期边际期望资本短缺，该参数是通过历史股价表现来模拟未来的结果，而我国的股市总体上受到诸多制度性因素的影响，股价并不能完全反映企业的价值。此外，在危机中，投资者通常表现出恐慌和更明显的羊群效应，股价的表现可能不符合正常状况下的规律，导致通过历史股价表现模拟得出的 LRMEs 可信度下降。

2.未考虑金融机构的表外负债

负债的账面价值只是保险机构总体负债的一部分，保险公司表外业务主要包括不在资产负债表内反映的承诺、担保、衍生工具等。表外业务不在保险公司的资产负债表内反映，而这一部分负债的相关数据很难从公开渠道获取，而 SRISK 模型并未涉及该类数据，这可能导致 SRISK 模型低估金融机构的风险和资本缺口。

3.PSM 的局限性

PSM 的精度取决于可获得数据的信息量大小。若对比组中存在不可观测的混杂因素，所引起的偏差则不能通过倾向得分法降低。倾向得分模型中使用的最邻近匹配法一次只进行一项决策，在进行后面的决策时并不考虑前面已经做出的决策。因此在模型使用时，经常会在不完全匹配和不准确匹配之间遇到困境。

4.非上市公司财务报表的更新频率低

基于 PSM-SRISK 方法目前计算结果的频率较低，仅为年度数据，更新速度较慢，是由于非上市保险公司仅公布了年度财务报表，若非上市公司财务数据的披露频率提高，则 SRISK 的预测精度也相应提高，因而保险公司和监管机构可以更快地做出决策。

5.2 LTD 和 Granger Casualty Tests

5.2.1 文献综述

Rodriguez (2007)利用亚洲危机期间五个东亚国家和墨西哥危机期间四个拉美国家股票指数的日收益率数据，得出在经济大幅波动时期会增加不同国家股指收益率的尾部依赖性和不对称性^[34]。Patro 等 (2013)考察了金融机构的股票收益的相关性和有效性，作为系统性风险的一个指标，通过实证研究认为日股票收益率的相关性是一种简单、稳健、有预测性且及时的风险测度^[35]。Balla 等 (2014)调查了美国存款机构股票收益率之间的极端损失尾部相依性，发现在极端情况下股票收益率表现出强烈的损失依赖性，由此推导出基于极值依赖的系统性风险指标，认为这一指标可以用于系统性风险的审慎监管^[36]。此外，Weiß 和

Mühlnickel (2014)运用银行股票收益率的下尾相依系数作为银行对系统性风险贡献程度的度量^[37]。Mühlnickel 和 Weiß (2015)利用保险公司股票收益率的下尾相依系数捕获保险公司并购过程中的系统性风险效应等^[2]。Balla 等 (2014), Weiß 和 Mühlnickel (2014)都提出, 想要捕获某一行业或市场在极端情形下对于其他行业的影响程度时, 尾部相依性是一种较好的度量方法^[36,37]。

Patro 等 (2013)认为, 收益率数据作为系统性风险的度量有以下四点本质的优势: 1. 与大多数资产负债表或公司财务变量不同, 股票价格中反映的信息通常被视为具有前瞻性; 2. 股票风险溢价的相关性能够比基本变量更好地解释资产收益的变化; 3. 股票收益可以成为违约风险的有效指标; 4. 与其他潜在的系统性风险指标相比, 股票收益相关性具有简单、稳健以及不受模型错误或数据限制的额外优势^[35]。同时, Mühlnickel 和 Weiß (2015)提出尾部相依系数作为一种系统性风险度量的优点在于下尾依赖性构成渐近概率, 因此独立于所使用的市场指数, 从而允许对不同的金融部门和市场进行平均化^[2]。相较于 MES 等其他基于市场的中度表现较差的日子计算的, 而非在真正的金融危机期间市场的最差表现方法, 基于下尾依赖关系进行的系统性风险的度量, 反应了市场联合分布在下尾部的概率, 恰好为系统性风险的特征。

考虑到上述相关性大小的测度仅代表某一行业发生风险时是否会影响其他行业, 并不能说明具体的风险传染方向, 为判别某一行业在传染过程中的角色(传染源或受害者), 有学者提出利用格兰杰因果关系检验加以判断: Billio 等 (2012) 则用线性和非线性格兰杰检验测度了银行、保险公司和对冲基金等机构的股票收益的关联性, 实证结果表明, 除银行外, 保险公司也是系统性风险的重要来源^[22]。Chen 等 (2013) 利用 CDS (信用违约掉期互换) 的差价和当日股票价格来研究保险公司是系统性风险的引发者还是受害者的问题, 运用线性和非线性格兰杰因果检验测试了银行和保险公司之间的风险相关性, 认为保险公司是系统性风险的受害者而非增殖者^[21]。

鉴于尾部相关性在系统性风险度量上的优势, 本文利用尾部相关性测度行业间系统风险, 并用格兰杰因果检验判断风险在行业间的传染方向。

5.2.2 方法概述

如前所述, 对于行业间的系统性风险的度量, 本文首先计算其他四个行业与保险行业的尾部相依性, 确定其他行业与保险行业之间是否存在尾部相依关系以及相依关系的大小, 从而判断是否会有行业间的风险传染性, 受不同行业风险传染的影响程度。之后对存在尾部相依的两个行业做格兰杰因果检验, 进一步判断风险的传染方向。

1. 尾部相依性

尾部风险是“小概率事件”，其发生的可能虽小，但绝非可以忽略不计，因为一旦发生，引起的损失是不可估量的，因此尾部风险是风险控制理论的重点。相关性反映了两个经济变量的随机变化趋势以及相关程度，在金融领域常常反映了金融资产的不同的互动情况。金融市场是一个相互联系的整体，存在银行、保险、房地产、证券等不同的领域。以多变量角度来看，以往发生的绝大多数的金融危机起源于一个市场，以美国次贷危机为例，主要起源于美国的次级贷款的房地产市场，然后蔓延到银行、股市、债券，最终美国的整个金融体系。在风险传播期间，不同行业间的相关性在金融危机时期会比正常情况下变得更强。所以，如果将金融资产收益率序列分为尾部和中部，那么对于相同的收益率的分布来说，不同行业之间的处于分布中间的相关系数和处于分布尾部的的相关系数会有很大不同，处于尾部的相关系数会大于处于中间的相关系数，进而呈现出一种非线性的相关结构，这种发生在分布尾部的极端收益之间的相关性被定义为“尾部相关性”。在某种程度上，尾部相关性度量的是不同资产的渐近相关程度，或是渐近独立的程度。某一市场或行业发生极端损失的风险时候，往往对风险分散的需要也很迫切，但是由于尾部相关性的存在，这种风险分散化难以实现，因此对风险进行评估时，必须考虑不同行业之间尾部相关性。

一种常用度量尾部相关性的方式为 τ -measure（如 Hartmann 和 Vries, 2004^[39], Longin 和 Solnik, 2001^[40], Poon 等 2004^[41]）。Pairwise τ -measure 为尾部事件的联合概率与一个变量的尾部事件的概率的比值，其中“尾部事件”（tail events）仅以非常低的概率发生。

通常将两个随机变量 x, y 的下尾相依系数 τ -measure 定义为

$$\tau_{y|x} = \frac{\lim_{p \rightarrow 0} \Pr(y < Q_y(p) \text{ and } x < Q_x(p))}{p} = \lim_{p \rightarrow 0} \Pr(y < Q_y(p) | x < Q_x(p)) \quad (12)$$

其中 $Q_y(p) \in (0,1)$ 为随机变量 y 分布的某一分位数，作为一种极端情况的阈值，同理 $Q_x(p) \in (0,1)$ 为随机变量 x 分布的某一分位数。 $\tau_{y|x}$ 的经济含义为在 x 发生了 tail event 的情况下 Y 发生 tail event 的条件概率。对于式中阈值的确定，通常采用的方法为作出 hill 函数图解法，即对样本量为 n 的序列做 Hill 图，找出 Hill 图中尾部指数稳定区域所对应的起始点的横坐标 k ，以 $Q(k/n)$ 的值作为阈值（即选择让图形平稳的最小的指标对于的次序统计量作为阈值）。

需要注意的是尽管 $\tau_{y|x}$ 表示为在 x 发生了 tail event 的情况下 Y 发生 tail event 的条件概率，但不代表因果关系。类似于相关系数， $\tau_{y|x}$ 的值在 $0,1$ 之间，代表尾部的依赖水平， $\tau_{y|x} = 0$ 表明尾部独立（tail independence），而 $\tau_{y|x} = 1$ 表示完全尾部依赖（complete tail dependence）。

对于 $\tau_{y|x}$ 的计算有两种估计方法，基于 copula 函数计算以及非参数估计。鉴于采取 copula 方法进行估计存在固有的模型风险（model risk inherent in parametric dependence modeling via copulas），在此采用 Oordt 和 Zhou（2012）

所提出的非参数估计方法，通过简单 OLS 回归系数作为相依性的一种估计，具体估计原理如下^[42]：

对于 x_t 、 $y_t (t = 1, 2, \dots, n)$ ， $\tau_{y|x}$ 的非参数估计值可表示为

$$\hat{\tau}_{y|x} = \frac{\sum_{t=1}^n I_{y \text{ and } x,t}}{\sum_{t=1}^n I_{x,t}} \tag{13}$$

其中 $I_{y \text{ and } x,t} = 1_{\{y_t < Q_y(\frac{k}{n}) \text{ and } x_t < Q_x(\frac{k}{n})\}}$ ， $I_{x,t} = 1_{\{x_t < Q_x(\frac{k}{n})\}}$ ， $1_{\{\cdot\}}$ 为示性函数。可将 $I_{y \text{ and } x,t}$ 表示为 $I_{y,t} I_{x,t}$ ，则可将 $\hat{\tau}_{y|x}$ 写作

$$\hat{\tau}_{y|x} = \frac{\sum_{t=1}^n I_{y,t} I_{x,t}}{\sum_{t=1}^n I_{x,t}} \tag{14}$$

由此，非参数估计量在数值上等于将 y 的极值的示性函数与将 x 的极值的示性函数不带截距项进行 OLS 回归时，估计出来的系数。即 $\hat{\tau}_{y|x}$ 的非参数估计值等于方程

$$I_{y,t} = \beta \times I_{x,t} + \varepsilon_t \tag{15}$$

的 OLS 回归的系数 β 的估计值。

对于多元的情况，若要估计变量 y 与多元变量 x_1, x_2, \dots, x_n ，则需要加入所有 $I_{x_i,t}$ 的交互项进行回归。以变量 y 与变量 x 和 z 的 three-dimensional dependence structure 为例，需要进行如下回归：

$$I_{y,t} = \beta_x \times I_{x,t} + \beta_z \times I_{z,t} + \beta_{x,z} \times I_{x,t} I_{z,t} + \varepsilon_t \tag{16}$$

则在 x 和 z 均为极值 (extreme) 的条件下 y 为极值的概率的估计 $\hat{\tau}_{y|x,z}$ 等于 $\hat{\beta}_x + \hat{\beta}_z + \hat{\beta}_{x,z}$ ，其他多元相依结构同理。

因为本文意在探究银行业、证券业、房地产业、互联网行业发生系统性风险时对于保险行业的影响，因此需要评估银行、证券、房地产、互联网这四个行业指数收益率与保险行业指数收益率 (returns on the insurance sector index) 之间的尾部相依性，即分别计算 $\tau_{\text{insurance}|\text{bank}}$ 、 $\tau_{\text{insurance}|\text{security}}$ 、 $\tau_{\text{insurance}|\text{estate}}$ 、 $\tau_{\text{insurance}|\text{internet}}$ 的值。

2. 线性格兰杰因果关系检验

考虑到尾部相依性并不意味着一种因果关系，为探究行业间内部关联的方向本文在此采用 Granger Causality Tests 判断保险业与其他四个行业之间的因果关系，由此探究保险行业在系统性风险传染中的角色。Granger (1969) 提出的格兰杰因果关系检验是检验两个变量之间是否具有因果关系的最广泛使用的方法。格兰杰因果关系是一种基于预测能力的因果关系的统计概念^[43]。通常形式的格兰杰因果关系被设定为：在预测一组数据的未来信息时，如果加入另一组数据过去的信息比仅用该数据自身的过去信息的预测结果更好，那么就说明这两组数据

之间具有格兰杰因果关系。根据这一预测所基于的模型是否为线性模型，可以将格兰杰因果关系检验分为线性格兰杰因果关系检验和非线性格兰杰因果关系检验。

若 X_t 、 Y_t 为两个平稳且遍历的时间序列，并假设其均值为零。则可将线性的内部关系表示为如下模型：

$$X_t = \sum_{j=1}^m a_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m b_j Y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (17)$$

$$Y_t = \sum_{j=1}^m c_j X_{t-j} + \sum_{j=1}^m d_j Y_{t-j} + \eta_t \quad (18)$$

其中 ε_t 和 η_t 为两个不相关的白噪声过程， m 为设定的最大滞后阶数， a_j 、 b_j 、 c_j 、 d_j 为模型参数。

根据定义当 b_j 不全为零时， Y 为 X 的格兰杰原因；同理，当 c_j 不全为零时， X 为 Y 的格兰杰原因。模型的滞后阶数可以根据贝叶斯信息准则进行选取。因果关系使用 F 统计量检验，根据检验因果关系的方向不同检验的原假设为 b_j 或 c_j 为零。

3. 非线性格兰杰因果关系检验

经过不断的发展，传统格兰杰因果关系检验的定义有了较大的改变，现在统计软件中常用的格兰杰因果关系检验都是以严格的线性假设为基础的。这种因果关系检验在检测变量之间的线性因果关系时是很易用和合理的，但是它无法检验出变量之间的非线性因果关系，因此在实际应用中，如果仅用传统的格兰杰因果检验进行分析，得出的结论往往是不可靠的，因为这种传统的格兰杰因果检验会遗漏掉变量之间可能非常显著的非线性因果关系，由此就有必要利用非线性格兰杰因果关系检验探究变量间的非线性因果关系。

Brock 和 Baek (1991) 提出了一个检验非线性因果关系的非参数统计方法，该方法要求变量必须是独立同分布的，但是现实中经济数据往往不是独立同分布的，因此该方法存在着一定的缺点^[44]。Hiemstra 和 Jones (1994) 提出了一个以 Baek 和 Brock 检验方法为基础的检验方法，该方法没有严格限定变量之间必须是独立同分布的，认为被检序列即便具有短期依赖性，也能够检验出变量之间的非线性因果关系^[45]。他们经过对 Brock 和 Baek (1991) 非线性格兰杰因果关系检验做出上述修正后，提出了 Hiemstra-Jones 检验，并以美国股市的相关数据为基础进行检验，发现它们之间的双向非线性因果关系非常明显，从而证明了传统线性因果关系检验模型中无法验证的变量之间的非线性因果关系是能够通过非线性格兰杰因果关系检验模型验证的。

Diks 和 Panchenko (2004) 提出 Hiemstra-Jones test 存在样本量越大，越倾向于拒绝原假设，样本量过大时，拒绝原假设的概率趋近于 1。HJ 检验统计量出现这一现象的原因来自于条件分布的变化导致的统计量的偏差^[38]。Diks 和 Panchenko 随即提出了一种非参数统计量 T_n 用以检验非线性非格兰杰因果关系，

这一统计量可以克服 HJ 统计量的弊端。对于原假设 (X_t 不是 Y_t 的非线性格兰杰原因)，统计量 T_n 定义为：

$$T_n(\varepsilon) = \frac{(n-1)}{n(n-2)} \sum_i (\hat{f}_{X,Y,Z}(X_i, Y_i, Z_i) \hat{f}_Y(Y_i) - \hat{f}_{X,Y}(X_i, Y_i) \hat{f}_{Y,Z}(Y_i, Z_i)) \quad (19)$$

其中 $Z_t = Y_t + 1$ ， ε 为带宽 (bandwidth)。选择了最优带宽的条件下 T_n 为一致性估计量。最优带宽 ε_n 可由拟合的 ARCH(1)的系数计算得出。

5.2.3 模型局限性

1. 数据的缺乏及不可靠性

中国保险业缺乏历史事件数据，因此很难开展事件窗分析；此外，两个模型在运用时均采取行业指数计算，而中国保险市场尚未发布权威行业指数，并且可获取的各种行业指数的计算标准和结果不尽相同，这便导致了计算结果存在一定的数据误差。

2. LTD 局限性

尾部相依性的计算是基于历史数据进行的，并未考虑前瞻性元素，因此很难对未来情况进行分析。用 LTD 进行风险度量时，无法表达因果关系，因而无法判断具体的风险传染方向，仅对依赖程度进行刻画，无法揭示具体的依赖结构信息。

3. Granger 的局限性

Granger 方法仅适用于刻画较短期间的因果关系，难以对长期的因果关系进行解释，且无法分辨出来来自于同一个数据源的虚假因果关系。

6. 中国保险业系统性风险度量结果

6.1 行业内系统性风险度量

6.1.1 数据来源

选取 2016 年占市场份额 70% 的前 18 家保险公司（含上市公司 2 家，非上市公司 16 家）计算其 2014-2016 年 SRISK 风险的大小，按规模从大到小标记为公司 a-r。

样本数据主要分为两类：第一类，上市保险集团的市场数据。从 wind 金融数据库获取在大陆交易所¹⁵上市的 4 家上市保险集团市场数据（上市以来每一年的股价信息）。从时间维度上看，由于公允价值计量的会计准则和顺周期的金融监管制度存在，使得经济周期存在上行和下行时期，即系统性风险存在一定的周期性（蒋涛等，2014；徐华等，2016）。所以把每家上市集团各个年份作为独立的样本设置为训练样本，共 34 个独立样本：按行业规模从大到小标记为上市集团 A（2007~2016）、上市集团 B（2007~2016）、上市集团 C（2007~2016）、上市集团 D（2011~2016）¹⁶。行业的股票收盘价数据由 wind 计算的总股本加权平均得到。

第二类，各保险公司的财务数据。通过其在官网上披露的年度财务报表数据和偿付能力报表获得。

6.1.2 实证结果

1. SRISK 求解上市集团的 LRMES

本文选用 EVIEWS 软件计算 GARCH-DCC 模型的参数，运用 Matlab 计算 LRMES 值。参数计算结果如表 5 所示。

¹⁵我国目前上市保险机构有 6 家，其中在大陆上市 4 家，香港上市 2 家。由于大陆交易所和香港交易所在交易规则、市场惯例和投资者预期方面存在较大差异，所以本文不考虑在香港上市的保险机构。

¹⁶公司 a 和 n 属于上市集团 A，公司 c 和 d 属于上市集团 B，公司 e 和 k 属于上市集团 C，公司 g 属于上市集团 D，其他公司为非上市公司。

表 5

参数结果

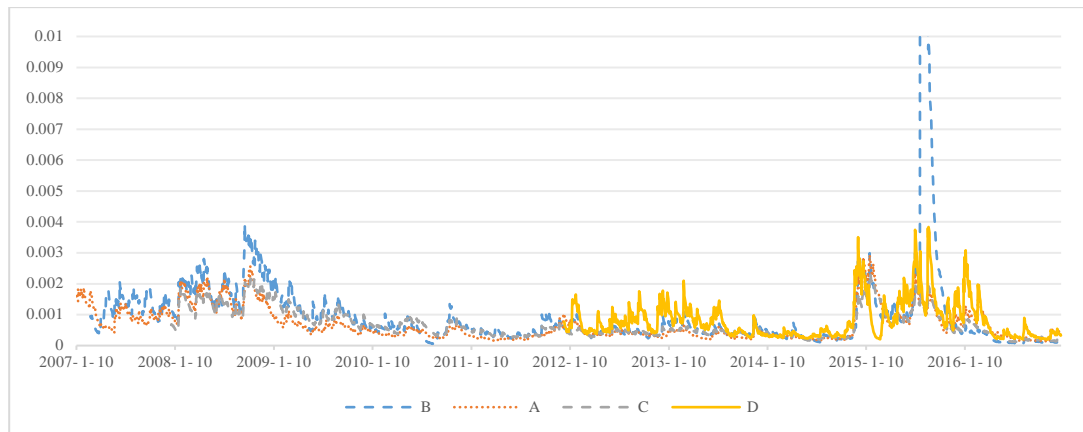
变量/ 统计量	GJR-GARCH				DCC	
	ω_{σ^2}	α_{σ^2}	γ_{σ^2}	β_{σ^2}	α_{ρ}	β_{ρ}
上市集团 A	0.00000537	0.054334	0.004166	0.935572	0.032892	0.894681
z-Statistic	1.95527	3.918968	0.232192	69.87027	5.810482	57.54937
上市集团 B	0.00000215	0.108616	-0.04689	0.929695	0.074605	0.809632
z-Statistic	-0.53924	3.124021	-1.67438	122.9485	8.595556	44.7053
上市集团 C	0.00000297	0.043081	0.005634	0.949816	0.008211	0.983456
z-Statistic	1.576624	3.14928	0.342602	83.4379	3.081625	143.4733
上市集团 D	0.0000178	0.083963	0.051306	0.874084	0.067434	0.845015
z-Statistic	2.132053	3.566923	1.428442	33.66375	5.576657	30.96201

注：标红代表参数没有通过检验，其对应的统计量的值也较小。

由此得到的动态波动率和动态相关系数分别如图 7 和图 8 所示。

图 7

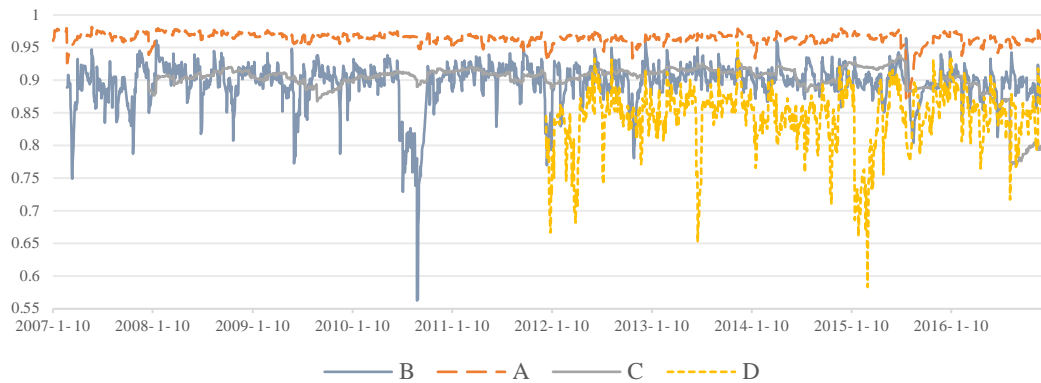
4 家上市集团动态波动率变化情况



除上市集团 B 外，其余三家集团波动相对而言较为平稳，均在 0 至 0.004 之间波动，上市集团 B 在其他时间段内表现也较为平稳，除了在 2015 年 7 月 24 日由于分红扩股导致股价降了一半，从之前在 80 附近波动降至 30 左右波动，持股量增了一倍，但总资产仍旧不变。所以波动率出现了一个极大的波动。

图 8

4 家上市集团相关系数变化情况



将每个交易日的数据进行算术平均得到计算结果，如表 6 所示。

表 6

上市保险集团 LRMES 计算结果

年份	上市集团	波动率	相关系数	LRMES	年份	上市集团	波动率	相关系数	LRMES	
2007	A	0.00103	0.9675	0.2573	2007	B	0.00120	0.8865	0.2811	
2008		0.00155	0.9710	0.2922	2008		0.00202	0.9043	0.3331	
2009		0.00064	0.9661	0.2426	2009		0.00110	0.8951	0.3027	
2010		0.00042	0.9652	0.2507	2010		0.00056	0.8727	0.2411	
2011		0.00033	0.9614	0.2438	2011		0.00046	0.9059	0.2753	
2012		0.00042	0.9614	0.2608	2012		0.00046	0.8952	0.2543	
2013		0.00037	0.9660	0.2441	2013		0.00054	0.9088	0.2661	
2014		0.00043	0.9632	0.2614	2014		0.00046	0.9040	0.2664	
2015		0.00119	0.9574	0.2693	2015		0.00344	0.8947	0.3931	
2016		0.00047	0.9613	0.2871	2016		0.00021	0.8920	0.2072	
2007	C	0.00067	0.8890	0.2574	2011	D	0.00059	0.7948	0.2648	
2008		0.00141	0.9066	0.2819	2012		0.00079	0.8402	0.2615	
2009		0.00098	0.8964	0.2882	2013		0.00073	0.8568	0.2711	
2010		0.00061	0.9078	0.2785	2014		0.00059	0.8442	0.2712	
2011		0.00041	0.9093	0.2517	2015		0.00137	0.8326	0.2269	
2012		0.00042	0.9072	0.2331	2016		0.00062	0.8527	0.3392	
2013		0.00046	0.9165	0.2412	2015		C	0.00111	0.9098	0.2576
2014		0.00037	0.9054	0.2223	2016			0.00031	0.8484	0.2251

2. PSM 求解非上市公司的 LRMES

建立两个倾向得分模型—— P_1 和 P_2 ,其中 P_1 代表公司动态波动率, P_2 代表公司相关系数, 运用 Logit 方法建模如下:

$$\text{Logit}P_1 = \alpha_0 + \alpha_1X_1 + \alpha_2X_2 + \dots + \alpha_nX_n + \varepsilon_1 \quad (20)$$

$$\text{Logit}P_2 = \beta_0 + \beta_1Y_1 + \beta_2Y_2 + \dots + \beta_mY_m + \varepsilon_2 \quad (21)$$

其中, X_i 、 Y_i 为协变量, n 、 m 为协变量个数, ε_i 为扰动项。

变量的选择直接决定匹配的精度。Alex 等(2008)认为, 与干预分配和估计结果同时相关的协变量、与干预分配无关但与估计结果相关的协变量都要考虑进来^[46]。在选择倾向得分回归模型的变量时, 不仅要包括能够区分上市公司和非上市公司的变量, 更要包括影响公司动态波动率和相关系数的变量。一般认为, 与非上市保险公司相比, 上市保险公司资本融入渠道更宽, 承保能力和偿付能力也更强。由于国内缺少关于非上市保险公司系统性风险 PSM 的研究, 我们结合保险行业特征以及实际过程中数据获取的可行性, 首先选取 12 个可能对保险机构动态波动率和动态相关性有影响的业务指标¹⁷, 其次根据变量非共线性和显著性、模型的拟合优度, 经过反复筛选最终选取以下六个变量, 分别纳入 P_1 和 P_2 回归模型。

表 7
变量说明

变量		定义	计算公式
波动率 P_1	X1	承保潜力	(保险业务收入-分出保费)/(股本或实收资本+盈余公积+资本公积)
	X2	退保率	退保金/保险业务收入
	X3	资产负债比例	负债/资产
相关性 P_2	Y1	总资产利润率	净利润/总资产 (投资收益率)
	Y2	市场占有率	机构原保费收入/行业总保费收入
	Y3	综合赔付率	(赔付支出-摊回赔付支出+提取未决赔款准备金-摊回未决赔款准备金)/已赚保费

¹⁷分别为总资产利润率、承保潜力、单位资产营业收入增长率、自留比率、单位资产利润增长率、市场占有率、分出率、综合赔付率、资本运用充分率、退保率、资产负债比例和投资收益率。

Logit 回归模型参数估计结果如表 8 所示。

表 8

倾向得分回归模型系数估计结果

系数		估计值	Pr(> t)
P ₁	α_0	-7.1711	<2e-16***
	α_1	0.3161	0.1918
	α_2	0.5260	0.0232*
	α_3	-0.4445	0.0803
P ₂	β_0	2.35182	< 2e-16***
	β_1	0.15828	0.03096*
	β_2	0.34642	0.000429 ***
	β_3	0.16899	0.033297*

注：‘***’、‘**’、‘*’、‘.’ 分别表示 0.1%、1%、5%和 10%显著性水平

将各公司相关指标值代入模型得到倾向得分 P_1 和 P_2 后，采用最邻近 1 对 n 匹配法完成非上市保险公司和上市保险集团的匹配¹⁸。

3. 各保险公司 SRISK 及 SRISK%值

根据上表得到的匹配结果，我们得到 18 家保险公司的 LRMES 值，代入相对应的负债和权益数据，得到每家保险公司的 SRISK 及 SRISK%值。计算结果如表 9 所示。

表 9

2014-2016 年 18 家保险公司 SRISK 及 SRISK%值（单位：百万元）

2014 年/公司	SRISK	SRISK%	2015 年/公司	SRISK	SRISK%	2016 年/公司	SRISK	SRISK%
c	40,889	46%	c	63,218	46%	c	61,424	28%
m	19,438	22%	f	21,119	15%	f	50,526	23%
g	15,197	17%	m	18,580	13%	m	27,430	12%
j	5,200	6%	j	13,432	10%	g	22,145	10%
e	4,462	5%	p	8,324	6%	j	19,038	9%
l	2,957	3%	g	7,075	5%	p	18,053	8%
p	247	0%	e	6,752	5%	e	15,142	7%
i	163	0%	i	47	0%	h	6,696	3%
o	0	0%	l	0	0%	o	2,902	1%
d	0	0%	o	0	0%	l	0	0%
a	0	0%	h	0	0%	i	0	0%
n	0	0%	d	0	0%	d	0	0%
k	0	0%	a	0	0%	a	0	0%
f	0	0%	n	0	0%	n	0	0%
h	0	0%	k	0	0%	k	0	0%
b	0	0%	b	0	0%	b	0	0%
q	0	0%	q	0	0%	q	0	0%
r	0	0%	r	0	0%	r	0	0%

¹⁸匹配结果见附录

SRISK 总和	88,553	100%	SRISK 总和	138,547	100%	SRISK 总和	223,356	100%
原保险保费收入	202,348	-	原保险保费收入	242,825	-	原保险保费收入	309,591	-

注：本表中红色表示寿险公司，蓝色表示财险公司，h 表示健康险公司。

6.1.3 结果分析

从上表可以得到如下结论：

1. SRISK 大幅增加

保险行业在 2014、2015 和 2016 年总 SRISK 分别为 88553、138547 和 223356 百万元，2015 年增幅为 56.46%，从 2015 年到 2016 年的增幅为 61.21%，远超过行业规模增速 23.69%。可见随着行业规模的扩大，SRISK 以更快的速度增加。Robert Engle (2015)表示，在 2008 年金融危机和 2011 年欧洲主权债务危机后，美国和欧洲都表现出了 SRISK 规模的下降，而在亚洲，尤其是中国从 0 上升至约 36560 亿元，并表现出了很强的波动性¹⁹。截止到 2017 年 12 月为止，中国的 SRISK 位于全球第一，约 55130 亿元，日本第二，约 50480 亿元，随后是法国、英国、美国等²⁰。可见，从宏观上来讲，中国金融业的系统性风险显著增加，保险业作为金融体系的一部分，资本短缺逐年增加也符合常理。

2. 非上市表现突出

上表中的 18 家保险公司，除 a,g 上市外，其余均为非上市公司。计算可知，上市公司 2014 年的系统性风险平均贡献度为 8.5%，而非上市保险公司的平均贡献度约占 5.2%，在 2015 年上升至 5.9%，在 2016 年小幅下跌至 5.6%。由此可见，非上市公司对系统性风险的贡献也是不容忽视的一部分，虽然非上市公司的融资渠道少于上市公司，但它的披露要求并没有上市公司严格，且管理权相对集中。上市公司一般信用较好，不会轻易发生退保挤兑风险，因此全面系统地度量中国保险业系统性风险十分重要，同时要注意对非上市保险公司的监管。

3. 产寿险风险贡献

虽然学术界普遍认为寿险公司的风险大于财险公司，但都缺乏具体的度量。从表 9 中得知在 2014 年~2016 年的中国保险市场上，出现了一个极端的结果，即系统性危机发生时财险公司面临的资本缺口为 0，而寿险公司对系统性风险的贡献为 100%。虽然占市场份额 70%的 18 家保险公司中仅有 5 家为财险公司，占

¹⁹Robert Engle is the Nobel laureate and he is also the director of the Volatility Institute at NYU Stern.

²⁰数据来源：恩格尔教授研究团队的网站 <http://Vlab.stern.nyu.edu/>。

比为 27.8%，但对系统性风险资本缺口的贡献却为 0。寿险公司由于抵押支持债券 MBS 和杠杆较财险公司更脆弱，因而更容易受到行业内部危机的影响。由于经营模式和业务特点，导致寿险公司风险更为集中。在负债管理方面，寿险公司负债的长期性导致其资产负债匹配更易出现久期错配问题，流动性风险增加；在资金运用方面，寿险公司比财险公司拥有更大的投资金额，随着近年来保险投资渠道的进一步扩展，信用风险、汇率风险等投资风险逐渐增强；非传统业务方面，寿险公司产品中投资性理财产品如分红险、万能险和财险公司的信用保证保险均是系统性风险的重要诱因，但由于投资型产品占比相对于信用保证保险产品占比相差较大，导致财寿险系统性风险存在较大差异。

4. “集中度-脆弱性”效应

f 公司在 2014 年的时候，系统性资本短缺为 0，而在 2015 年，f 公司一跃成为系统性风险贡献第二大的公司，占比高达 15%，2016 年上升至 23%。而 h 公司在 2014、2015 年的系统性风险为 0，2016 年存在 6696 百万元人民币的资本短缺，占比约为 3%。f 和 h 公司同属于一家保险集团，一方面，当被投资对象的股权比例未达到 20%时，投资者无法对其产生重大影响；另一方面，公司 f 和 h 的投资标的与集团内的其他子公司重合，此时的财务会计核算由可供出售金融资产变为长期股权投资，增加了公司的账面价值，同时放大了资产泡沫。Weiß 和 Mühlnickel (2014)提出了“集中度-脆弱性”假说，即集团使得风险存在聚集效应，且集中度越高，发生系统性风险的可能性越大^[37]；另一方面，从保费构成上看，有些公司是以短期理财险为主的保险公司，其负债端业务的大幅增加来源于高投资收益，而资产的流动性不高。

6.2 行业间系统性风险度量

6.2.1 数据来源

选取申万行业分类标准中的保险、房地产、银行、证券、互联网五个行业指数的收盘价，样本数据的时间范围为 2007 年 1 月 9 日至 2017 年 1 月 6 日间 2434 个交易日的的数据，五个行业指数数据来源于 Wind 资讯。方便起见，分别将对日价格数据作对数差分处理得到各行业收益率，即采用公式 $R_{i,t} = 100 \times \ln(P_{i,t}/P_{i,t-1})$ 计算。其中， $R_{i,t}$ 表示在 t 时期第 i 个行业指数的收益率。为了避免因真实收益率或变化率过小导致数据精确度降低将其扩大 100 倍； $P_{i,t}$ 和 $P_{i,t-1}$ 分别表示第 i 个行业指数在 t 时期和 t-1 时期的价格。方便起见，分别将保险、银行、证券、房地产、互联网五个行业指数收益率表示为 insurance(v)、banks(w)、securities(x)、real estates(y)、internet(z)。指数收益率的描述性统计如表 10 所示。

表 10

变量描述性统计表

	Insurance (v)	Banks (w)	Securities (x)	Real estates (y)	Internet (z)
Mean	-0.011969	-0.005245	-0.009904	0.005212	0.048565
Median	-0.0466	0.000000	0.000000	0.113800	0.249700
Maximum	9.568100	9.646000	9.487300	9.853900	11.89260
Minimum	-26.5551	-13.3531	-24.1162	-9.4341	-9.7232
Std. Dev.	2.524570	1.840860	2.991066	2.384264	2.447330
Skewness	-0.402628	-0.208854	-0.355293	-0.515201	-0.466274
Kurtosis	9.949282	8.652343	6.235800	4.938305	4.406971
Observations ²¹	2433	2433	2433	2433	2433

6.2.2 实证结果

依照前文所述方法，通过作出 hill 图观察后选定阈值为第 74 位的次序统计量，即 $u = 87/2433 \approx 0.035758$ 。各行业收益率对应的次序统计量的值如表 11 所示。

表 11

各行业对数收益率阈值

变量	阈值
Insurance (v)	-4.8394
Banks (w)	-3.6790
Securities (x)	-6.3071
Real estates (y)	-5.4067
Internet (z)	-5.4067

依据式 (18) 对 v 和 w、x、y、z 分别构建回归模型 $I_{v,t} = \beta_w \times I_{w,t} + \varepsilon_t$ 、 $I_{v,t} = \beta_x \times I_{x,t} + \varepsilon_t$ 、 $I_{v,t} = \beta_y \times I_{y,t} + \varepsilon_t$ 、 $I_{v,t} = \beta_z \times I_{z,t} + \varepsilon_t$ ，确定回归系数 β_w 、 β_x 、 β_y 、 β_z ，作为成对 τ 度量 $\tau_{v|w}$ 、 $\tau_{v|x}$ 、 $\tau_{v|y}$ 、 $\tau_{v|z}$ 的非参数估计，这一数值的含义为不考虑其他行业的情况，仅计算某一行业发生风险时保险行业发生风险的条件概率，计算结果如表 12 所示。依据式 (19) 构建包含 w、x、y、z 所有交互项的多元回归模型，考虑到多重共线性及模型系数的显著性问题不断剔除不显著变量，最终得出表 13 的结果，即同时考虑在其他四个行业发生或不发生系统性风险的情况下保险行业发生风险的概率。

²¹因为计算差分收益率，每个序列损失一条数据。

表 12

银行、证券、房地产、互联网分别与保险行业的成对 τ 度量

	Probability	Std. Error	T value	Pr(> t)
$\tau_{v w}$	0.61644	0.01597	38.61	0.0000 ***
$\tau_{v x}$	0.54795	0.01696	32.30	0.0000 ***
$\tau_{v y}$	0.47940	0.01780	26.94	0.0000 ***
$\tau_{v z}$	0.35616	0.01895	18.80	0.0000 ***

注：*** 表示在 1% 的显著性水平上显著，原假设被拒绝，并认定某一行业发生系统性风险时，保险业将发生风险。

表 13

银行、证券、房地产、互联网与保险行业的多维 τ 度量

	Probability	Std error	T value	P value
$\tau_{v w,\bar{x},\bar{y},\bar{z}}$ (1)	0.452	0.02348	19.266	0.0000 ***
$\tau_{v \bar{w},x,\bar{y},\bar{z}}$ (2)	0.325	0.02519	12.883	0.0000 ***
$\tau_{v \bar{w},\bar{x},y,\bar{z}}$ (3)	0.084	0.02855	2.954	0.0032 **
$\tau_{v \bar{w},\bar{x},\bar{y},z}$ (4)	0.045	0.02166	2.069	0.0387*
$\tau_{v w,\bar{x},y,\bar{z}}$ (5)	0.718	0.05394	3.36	0.0008***
$\tau_{v w,\bar{x},\bar{y},z}$ (6)	0.119	0.04654	-8.123	0.0000***
$\tau_{v \bar{w},x,\bar{y},z}$ (7)	0.535	0.04656	3.557	0.0004***
$\tau_{v \bar{w},x,y,\bar{z}}$ (8)	0.229	0.05366	-3.35	0.0008***
$\tau_{v w,x,y,\bar{z}}$ (9)	1.000	0.07973	2.647	0.0082**

注：没有 bar 表示在那一行业没有发生系统性风险。*** 表示在 1% 的显著性水平上显著。

原假设被拒绝，且认定某行业或某些行业发生系统性风险时，保险业将发生风险。* 表示在 5% 的显著性水平上显著。原假设被拒绝，且认定某行业或某些行业发生系统性风险时，保险业将发生风险。

由表 12 可知，保险业与其他四个行业的尾部相依系数均不为零，说明即使保险业本身不发生风险，受到其他行业的风险冲击，也有可能诱发保险行业的系统性风险。四个尾部相依系数中，保险与银行的尾部相依性最大，即在银行业发生系统性风险的情况下保险业发生系统性风险的概率为 0.61644；其次是与证券业的尾部相依系数为 0.54795；第三是与房地产的尾部相依系数为 0.47940；最小的是与互联网业的尾部相依系数，为 0.35616。

根据以上结论，在银行业发生系统性风险时，保险业发生系统性风险的概率高达约 62%，由此可见保险业与银行业的系统性风险之间存在着十分密切的关系。关系较为紧密的是证券业、与房地产业。

众所周知，金融体系内的混业经营情况在近年来愈发频发，金融集团内同时涵盖保险公司和银行的情况十分普遍，相对而言，开展证券业务的保险集团公司的数目相对较少，这部分解释了保险业与银行业的尾部依赖性大于与证券业的尾部依赖性。此外，相较于银行系统性金融风险，证券公司风险溢出的影响较小。

原因是：第一，证券公司与银行业对于资金投资的处理方式不同，证券公司有完善的防火墙制度，客户资金与自有资金在投资时是完全分开进行的，即使自有资金在投资时遭受严重的损失也不会对客户有太大的影响，这种隔离机制从根源上减少了证券公司信用风险发生的可能性。

第二，证券公司负债结构与银行不同，其负债不是客户的自有资金而是一些定期的商业票据和担保贷款，这样的负债结构使得流动资金减少时，不会担心发生类似于银行的挤兑风险。因此无论是从证券公司自身的发展规模、资金量还是证券行业之间联系程度的紧密性角度，证券行业风险累积程度均不如银行业严重，遭受风险溢出的影响对比银行业也较小。

一般而言，房地产业与保险业间的联系仅为投资关系，而非金融集团内保险、银行、证券之间的紧密联系，因此房地产业的尾部相依性相较于银行和证券更小。互联网行业与保险业的系统性风险相关性虽然是上述四者中最小，主要在于目前保险对于互联网业的投资力度较小，互联网保险业务的发展也存在较大的上升空间，但 36% 的数值依旧值得保险公司和监管机构加以关注，且目前中国保险业与互联网行业之间的渗透性越来越强，未来两个行业之间的关系将逐步加深。

由表 13 可知，当仅有一个特定行业发生系统性风险时（前 4 行），紧密关系的排序与 pairwise 的结果保持一致，这也证实了结果的稳健性。在其他行业不发生系统性风险的情况下，银行业的风险与保险业的联系最为紧密，其次是证券业；而房地产业或互联网单独发生系统性风险时，保险业发生风险的可能性很小。这就说明保险业需要十分警惕银行业和证券业的系统性风险，当这两个行业中的某一个行业单独发生风险时，有较大概率传染给保险业。

在给定银行业发生极端风险事件的情况下，保险业与房地产业的之间联系明显强于与互联网行业之间的联系（对比第 5、6 行）；在给定房地产业发生极端事件的情况下，保险业与银行业的关联程度明显强于与证券业的关联程度（对比第 5、8 行）。此外，当银行、证券、房地产同时发生系统性风险时，保险行业发生系统性风险的概率是非常高的。这也意味着，即便某一行业发生风险时，不一定会传染到保险业，但是当几个行业同时发生风险时，就意味着整个金融市场都面临着系统性风险，保险业也不能幸免。

明确保险业与其他四个之间行业存在尾部相依性后，考虑到尾部相依性的条件概率并不能说明因果关系，因此本文利用格兰杰因果关系检验行业收益率之间的因果关系，以此判断行业间风险传染的方向。

线性格兰杰检验

1. 平稳性检验

鉴于格兰杰因果关系检验要求序列为平稳序列，因此首先对保险、银行、证券、房地产、互联网行业指数收益率序列进行平稳性检验，在此采用 ADF 统计量进行检验，结果如表 14 所示。ADF 检验的原假设为序列是含有一个单位根的非平稳序列，从 ADF 检验的 p 值来看，所有序列都在 1% 的显著水平下拒绝了原假设，由此可以得出，五个行业指数收益率均是平稳序列。

表 14

平稳性检验结果表

变量	ADF 统计量	P 值
Insurance (V)	-9.32493	0.0000***
Banks (W)	-11.18847	0.0000***
Securities (X)	-12.64044	0.0000***
Real estates (Y)	-20.31403	0.0000***
Internet (Z)	-15.89831	0.0000***

注：*** 表示在 1% 的显著性水平上显著。

2. 结果分析

为探究其他四个行业与保险业系统性风险的因果关系，分别对其他四个行业与保险业的行业指数收益率做两两之间的线性格兰杰因果关系检验²²，结果如表 15 所示。

表 15

线性格兰杰因果检验结果表

原假设	P 值
保险不是银行的线性格兰杰原因	0.6688
保险不是证券的线性格兰杰原因	0.4851
保险不是房地产的线性格兰杰原因	0.7055
保险不是互联网的线性格兰杰原因	0.8208
银行不是保险的线性格兰杰原因	0.2749
证券不是保险的线性格兰杰原因	0.0016***
房地产不是保险的线性格兰杰原因	0.0002***
互联网不是保险的线性格兰杰原因	0.0014***

注：*** 表示在 1% 的显著性水平上显著，原假设被拒绝。

²²因为收益率序列间存在显著的多重共线性，在此仅考虑 pairwise Granger causality。

图 9

线性格兰杰因果关系图



由表 15 可知，在 1% 的显著性水平上，保险业不是其他四个行业的线性格兰杰原因，而除银行业在外的其他三个行业则是保险业的线性格兰杰原因，图 9 为线性因果关系图，箭头方向代表因果关系。由此我们可以理解为保险业会受到来自证券业、房地产业和互联网业的直接影响，而保险业不会对其他行业产生显著的直接影响。

其他行业对保险业产生的直接影响主要源自于的保险资金对其他行业的投资。近年来，在保险运用余额大幅增长的情况下，银行存款的资金却无较大变动，使得银行存款占总投资比例逐年下降，2016 年仅为 18.55%，远小于债券、股票和证券投资基金（占比 45.43%）以及其他投资（占比 36.02%）。从这一角度而言，相较于银行业，保险业更易受到其他相关行业风险的直接传导。

对于保险业不会直接对其他行业造成风险的原因，本文认为保险公司的资金来源主要来源于社会保单持有人，比较分散，能够为保险公司提供持续稳定的保费，无需向金融市场大规模的进行资金获取，具有较低的流动性风险。

保险行业虽不会对其他行业产生直接的风险传染，但其他行业会将风险传入保险行业，这时就需要保险企业做好内部的风险防范，在保证保险资金投资的安全性的前提下提高收益性。当其他行业风险遭遇极端损失时，需要及时中止与银行、互联网公司等的合作代理业务，减弱其他行业的风险溢出效应。

非线性格兰杰检验

1. BDS 检验

研究表明，大量时间序列存在非线性动态变化特征。在研究保险业和前述其他四个行业收益率之间非线性因果关系之前，必须对其作非线性检验，以考察变量是否存在非线性特征。在此通过对保险行业指数收益率与其他行业指数收益率的 VAR 模型过滤掉线性成分的基础上，对于残差序列作非线性检验，判断序列

间是否存在非线性关系，本文采用 BDS 检验方法^[47]（Broock 等，1996），检验结果如表 16。由结果可知，所有的 BDS 检验统计量均在 1%显著性水平下拒绝了残差序列是独立同分布的原假设，由此可以认为保险行业指数收益率与其他四个行业指数收益率之间存在显著的非线性动态变化特征，单从传统的线性 Granger 因果关系考察两者之间的关系是远远不够的。

表 16

基于 VAR 模型收益率回归残差序列 BDS 检验结果表²³

Dimension	银行		证券		房地产		互联网	
	BDS 统计量	P 值	BDS 统计量	P 值	BDS 统计量	P 值	BDS 统计量	P 值
m=2	0.023458	0.0000	0.014588	0.0000	0.014395	0.0000	0.013886	0.0000
m=3	0.046587	0.0000	0.024808	0.0000	0.028126	0.0000	0.021883	0.0000
m=4	0.061923	0.0000	0.029543	0.0000	0.033096	0.0000	0.024243	0.0000
m=5	0.069937	0.0000	0.029583	0.0000	0.032537	0.0000	0.023549	0.0000
m=6	0.070196	0.0000	0.026331	0.0000	0.028960	0.0000	0.020556	0.0000

2. 结果分析

本文采用 Diks 和 Panchenko（2004）所提出的方法，对于前述经 VAR 模型过滤掉线性成分的残差序列作标准化处理后进行非线性格兰杰检验。经计算分别取带宽为 ε_w 、 ε_x 、 ε_y 、 ε_z 为 0.9814、1.1374、1.1653、1.2067，共同滞后阶数（ $L_x=L_y=1, 2, \dots, 8$ ）的检验结果列于表 17 至表 20 中²⁴，总体的非线性格兰杰因果关系图如图 10 所示。

表 17

保险业与银行业的非线性 Granger 因果检验结果表

$L_x=L_y$	H ₀ : 保险业不是银行业的非线性格兰杰原因		H ₀ : 银行业不是保险业的非线性 Granger 原因	
	T _n 统计量	P 值	T _n 统计量	P 值
1	5.386***	0.00000	5.857***	0.00000
2	4.933***	0.00000	4.705***	0.00000
3	4.009***	0.00003	4.472***	0.00000
4	3.301***	0.00048	3.380***	0.00036
5	2.742***	0.00305	2.982***	0.00143
6	2.657***	0.00394	2.460***	0.00694
7	1.994**	0.02308	1.871**	0.03069
8	2.016**	0.02191	1.427*	0.07674

²³bds 检验阈值取值为 VAR 模型残差序列标准差的 1 倍。

²⁴表 18 至表 21 中， $L_x=L_y$ 表示变量取相同的滞后阶数；* 表示在 10% 的显著性水平上显著；** 表示在 5% 的显著性水平上显著；*** 表示在 1% 的显著性水平上显著。

表 18

保险业与证券业的非线性 Granger 因果检验结果表

$L_x=L_y$	H ₀ :保险业不是证券业的非线性格兰杰原因		H ₀ :证券业不是保险业的非线性 Granger 原因	
	T _n 统计量	P 值	T _n 统计量	P 值
1	5.228***	0.00000	5.144***	0.00000
2	5.246***	0.00000	4.429***	0.00000
3	4.646***	0.00000	3.776***	0.00008
4	3.961***	0.00004	2.661***	0.00389
5	3.258***	0.00056	2.650***	0.00402
6	3.132***	0.00087	2.655***	0.00396
7	2.499***	0.00623	2.306**	0.01056
8	2.274**	0.01149	2.236**	0.01267

表 19

保险业与房地产的非线性 Granger 因果检验结果表

$L_x=L_y$	H ₀ :保险业不是房地产的非线性格兰杰原因		H ₀ :房地产不是保险业的非线性 Granger 原因	
	T _n 统计量	P 值	T _n 统计量	P 值
1	4.992***	0.00000	6.068***	0.00000
2	5.246***	0.00000	5.625***	0.00000
3	4.192***	0.00001	5.118***	0.00000
4	3.484***	0.00025	4.017***	0.00003
5	2.816***	0.00243	3.468***	0.00026
6	3.067***	0.00108	3.333***	0.00043
7	2.707***	0.00340	3.043***	0.00117
8	2.489***	0.00641	2.905***	0.00184

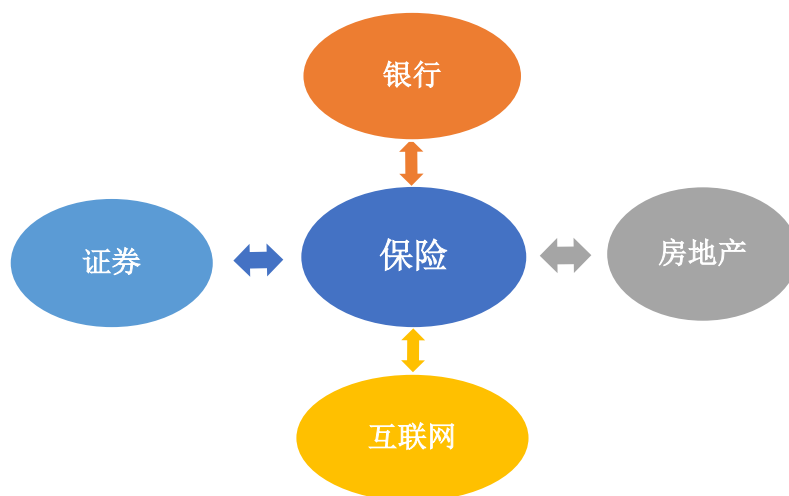
表 20

保险业与互联网的非线性 Granger 因果检验结果表

$L_x=L_y$	H ₀ :保险业不是互联网的非线性格兰杰原因		H ₀ :互联网不是保险业的非线性 Granger 原因	
	T _n 统计量	P 值	T _n 统计量	P 值
1	3.505***	0.00023	3.128***	0.00088
2	3.252***	0.00057	3.587***	0.00017
3	3.055***	0.00113	2.960***	0.00154
4	1.906**	0.02831	2.580***	0.00495
5	2.350***	0.00938	2.274**	0.01148
6	2.066**	0.01942	2.662***	0.00388
7	1.771**	0.03831	2.346***	0.00949
8	1.980**	0.02387	2.197**	0.01401

图 10

非线性格兰杰因果关系图



由表 17~表 20 可知，在不同滞后阶数的情况下检验均显著拒绝了保险行业收益率不是其他四个行业收益率的非线性格兰杰原因和其他四个行业收益率不是保险行业收益率的非线性格兰杰原因两个原假设，由此可以认为保险业与其他四个行业之间存在者显著的双向非线性格兰杰因果关系，风险有可能在保险业与其他四个行业间传染。此外，滞后阶数越小，显著性越强，意味着短时间内的两个行业间的影响更大。非线性格兰杰因果关系检验的这一结果并不与线性格兰杰因果关系检验的结果相矛盾，因为非线性格兰杰因果检验仅仅基于均值提供因果关系，而非线性格兰杰因果检验也考虑了不同行业的波动之间的联系。在不存在线性因果关系的情况下，有很多非直接的作用可以使得保险行业与其他四个行业联系起来，如业务趋同、羊群效应等。

6.2.3 结果分析

对于保险行业与其他行业间的格兰杰因果关系，本文认为行业间的风险传染机制如下：

1. 直接传染机制

a. 资产管理

保险资金的投资规模十分庞大。2016 年保险业资金投资于银行存款 24844.21 亿元，证券市场 60838.38 亿元，其他投资 48228.08 亿元。当作为投资对象的其他行业中的某个行业遭遇系统性风险或者某方面资产价格大幅下跌，就会直接影响到保险公司的投资收益，造成保险公司的流动性不足和偿付能力的下降，从而造成保险企业的风险损失。考虑到相较于保险资金在证券市场以及其他市场的投资数额与比例，保险公司银行存款数目较小，占比较低，因此若单一银

行市场发生危机而无法兑现，对于保险行业的偿付能力的影响相对较小，不易从此渠道直接造成保险行业的系统性风险。相对而言，险资除银行存款外投资于其他行业的数额巨大、占比较高，一旦发生资产减值，对于保险公司的投资收益来说无疑是一场灾难。而保险公司的资金来源主要为保费收入，即来源于社会保单持有人，比较分散，能够为保险公司提供持续稳定的保费，无需向金融市场大规模的进行资金获取，具有较低的流动性风险，因而不易将风险通过资产管理这一渠道直接传染给其他行业。

b. 资本市场

通过资本市场对保险业进行风险传染的主体主要为证券行业。随着金融市场的不断发展，包括 CDS、CDO、MBS、ABS 等在内的多种金融创新产品在证券市场上发售，保险公司作为机构投资者，会在证券市场上买入这些证券，从而接收了风险。如美国 AIG 的子公司和华尔街的多家投行、商业银行进行了大量的信贷衍生工具如 CDS 业务的交易，成为了证券市场的信贷风险的接收方。这类产品的设计目的就是风险的剥离、层层拆分与打包。这些风险的转卖、打包使产品无法穿透，无从在根源上明确其标的资产，因而更难以判断其风险；此外，此类产品杠杆率非常之高，一旦风险失控，损失数额可谓相当巨大。一旦证券业发生系统性风险，涉及这些产品的保险公司就会成为受害者，难以从中脱身，曾经的 AIG 就因此大幅资产减值，使得自身难以为继。这一例子充分说明了信贷风险通过资产证券化传染至保险市场。这也解释了保险行业会作为受害者受到证券业通过资本市场的直接传染的原因。

c. 信用保证

主要体现为保险公司为房地产、互联网等行业提供信用保证保险业务的传染。通过信用保证保险业务，保险公司为其他行业机构的借贷行为进行担保，当这一行业的机构均发生危机，造成市场流动性的不足，而无力偿还借款时，只能选择违约，此时就需要保险公司进行赔付。多数保单同时大额赔付就会造成保险公司的偿付能力不足，从而将风险传入保险行业。目前中国房地产开发企业普遍存在高负债的特点，目前中国房地产相关贷款规模近 36 万亿元²⁵；同时互联网金融发展迅猛，网贷规模已破 5 万亿²⁶。在这一背景下，当房地产或互联网行业发生危机从而集体违约时，保险公司的大额赔付支出很可能造成偿付能力不足而引发风险，即房地产业、互联网行业发生系统性风险时有通过保险业务向保险行业进行风险传染的可能。

²⁵数据来源：东方财富网，<http://finance.eastmoney.com/news/1350,20170425732068855.html>。

²⁶数据来源：搜狐，http://www.sohu.com/a/169184509_481741。

2. 间接传染机制

a 羊群效应

羊群效应又称从众效应，在经济学中指市场上的某些投资者并没有获得确切的投资或消息或者没有形成自己的预期，会根据他人的行为来改变自己的行为。当某一行业的机构破产或者仅仅是传递出一些利坏消息，导致公众对其失去信心时，人们的行为会产生巨大偏差，从而会对这一机构甚至这一行业产生冲击，发生恐慌性赎回，致使市场流动性不足，资本紧缺。当某一金融市场的风险被公众心理预期后，就会扩大作用至其他行业市场，恶化整个金融体系的经营环境，引发整个体系的系统性风险。美国 AIG 事件对于市场信心的影响就可见一斑。因此，当保险业遭遇极端风险时，会引起整个市场的恐慌，公众更容易将保险业恐慌引渡到与之有紧密联系的银行业、证券业、房地产业及互联网行业，通过间接渠道这些行业产生影响。类似的，当银行、证券、房地产或互联网行业中的某一行业受到风险冲击，公众也很难理性的看待与之紧密关联的保险业，从而通过羊群效应这一间接渠道传染至保险行业。总体而言，保险业与其他行业会通过羊群效应及公众信心将风险互相传染。

b 业务趋同，风险敞口暴露增加

各金融市场内部的业务形式逐渐趋同，银行业、保险业逐渐涉足不同于传统投资模式的金融衍生产品种类，保险、证券作为非银机构也同样开展类似银行的保本产品，银行机构也大幅开展银行保险业务。此外，保险公司、互联网公司都纷纷涉足互联网保险业务。这种相互业务的产生提高了整个市场的杠杆程度。当风险来袭时，就会加剧系统性风险的演化。具体而言，若保险行业发生系统性风险，偿付能力和资金流动性不足，则无法完成正常的给付，开展银行保险业务的银行以及开展互联网保险业务的保险公司中很大一部分为保险公司产品的代理销售，从而易将保险业的系统性风险通过这种方式传递至银行业和互联网行业。反之同理，这种渠道造成了保险业与其他行业之间的双向传染关系。

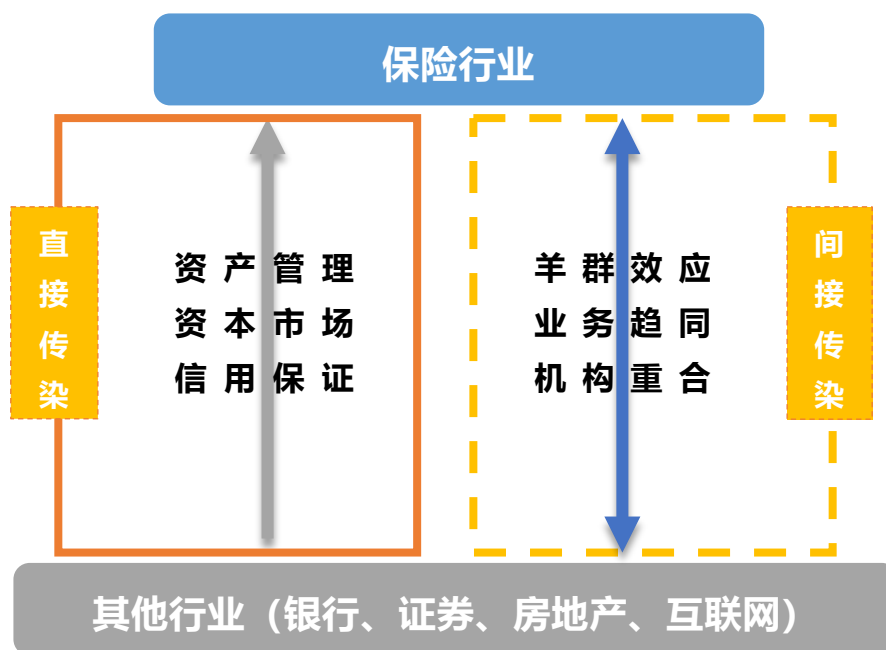
c. 机构重合

大型金融集团的成立使得同一集团内部涵盖多个行业的子公司，例如平安集团，其子公司涵盖包括保险、银行、证券、信托在内的多个行业。当其中的某一行业市场发生风险，影响其同行业子公司，则集团的资本水平便会受到影响，进而传染到保险子公司。此外，当集团内某一子公司发生重大风险时，会引起投资者对于这一公司的恐慌，导致其股价下跌，投资者不断撤资以回避风险，进一步导致流动性恶化，最终影响整个集团。而大型金融集团在市场中的地位不可小觑，这种大到不能倒的集团一旦发生危机必会造成整个市场的危机。

综上，行业间系统性风险传染机理如图 11 所示。

图 11

系统性风险行业间传染机制



7. 总结

本项目从行业内部诱发因素以及行业间相互渗透传染两条路径出发，度量了我国保险业系统性风险资本缺口以及与其他行业的风险传染性，同时确定了风险传染方向，对我国保险行业系统性风险进行了整体评估。

在 SRISK 模型的基础上，采用倾向得分匹配法 PSM 加以改进，探讨一种全面度量我国保险公司系统性风险的方法。SRISK 模型以 LRMES 模型为基础，既包含反映公司运营状况的静态财务信息，又包括反映市场环境的动态信息，而改进后的模型更充分地利用了非上市公司的自身财务信息，提高了估计其长期边际期望损失的准确性，扩大了适用范围，且符合我国保险市场发展不均衡，上市公司较少的现状。结果发现：从整体水平上看，中国保险公司 SRISK 年均增长速率极高，达 50% 以上，超过保费收入的增长速率，系统性风险的增速远高于业务规模增速。平均而言，非上市公司对系统性风险的贡献 SRISK% 在 2014 年约为 5.2%，略低于上市公司的 8.5%，在 2015 年上升至 5.9%，在 2016 年小幅下跌至 5.6%，意味着加强对非上市系统性风险的度量刻不容缓。财险公司占比 27.8%，对系统性风险的贡献却为 0，说明不同的经营模式和业务特点，导致系统性风险的集中度水平存在较大区别。在行业内部的诱发因素中，信用保证保险业务的增加、保证收益型的保险产品的长时间大量发售、资产另类投资类型多样化且比重不断增加以及资产负债错配问题的加重这四大因素对中国保险公司资产的流动性有极大的影响。中国保险行业应关注这四大诱发因素，避免保险公司出现偿付能力不足、资本大面积缺口的状况发生。

在保险市场内部优化的同时，其他行业对保险业的风险感染也不容忽视。本项目采用尾部相依方法度量其他行业在发生极端风险的情况下保险业发生风险的概率，以此分析保险业与其他行业在极端状况下的传染性，并利用格兰杰因果检验分析行业间的风险传染方向，在此基础上探究风险传染机理。结果发现，中国保险业与证券/房地产/互联网行业在极端情况下依赖性较高，极易遭受来自上述三个行业系统性风险的冲击，但与银行业并未存在直接的风险传导关系。而且在风险传染方向上，保险业只是其他行业系统性风险直接传导的吸收者，并不会对外传导系统性风险。但是，保险业与银行/证券/房地产/互联网业均存在相互的非线性关系，意味着极端情况下保险业与其他行业相互感染系统性风险的概率较大。目前，中国保险业与其他行业的直接业务渗透还未深入，系统性风险的感染主要还是通过市场的波动、机构的融合传导。相比之下，上述行业均在积极寻求融入保险业的机会。尤其是互联网这一新兴行业，进军金融领域的趋势日益增强，而保险的大数据基础以及保险产品的零售特性使得保险业更易于互联网化。二者

的融合愈来愈紧密，在互联网业监管跟不上行业发展步伐的情况下，未知风险与日俱增。因此，保险业尝试互联网+模式时应当注意潜在风险的把控。

8. 致谢

作者衷心感谢监督小组成员和其他相关人员对本次报告的大力支持，包括推进报告进展，分析和讨论相关问题，审阅和编辑本报告的准确性和相关性。

项目监督小组成员：

陈海飞，FSA

Victor Chen, FSA, CERA, FCIA

林红，FSA

王晓军教授

北美精算师协会工作人员：

李晶鑫，FSA, 中国区首席代表

Ronora Stryker, ASA, MAAA, 高级研究精算师

Jan Schuh, 高级研究管理员

附录 A：非上市公司倾向得分匹配结果

非上市公司倾向得分匹配结果

年份	非上市公司	匹配结果	年份	非上市公司	匹配结果	年份	非上市公司	匹配结果
2014	i	2011 D	2015	i	2011 D	2016	i	2016 C
	f	2012 A		f	2015 C		f	2014 C
	h	2011 B		h	2014 C		h	2013 D
	b	2013 A		b	2015 D		b	2014 C
	j	2011 A		j	2009 C		j	2014 C
	l	2008 C		l	2013 D		l	2015 C
	m	2010 B		m	2014 D		m	2015 C
	o	2011 D		o	2014 B		o	2015 C
	p	2013 A		p	2016 C		p	2013 D
	q	2011 D		q	2014 B		q	2016 D
r	2014 B	r	2012 A	r	2014 D			

附录 B：公式（11）证明

公式（11）证明如下：

$$\begin{aligned}
 E(T_i|Y_1, Y_0, p(X)) &= E_X[E(T_i|Y_1, Y_0, X)|Y_1, Y_0, p(X)] \\
 &= E_X[E(T_i|X)|Y_1, Y_0, p(X)] \\
 &= E_X[p(X)|Y_1, Y_0, p(X)] \\
 &= p(X)
 \end{aligned}$$

所以，如果 $p(X_i)$ 的倾向得分已知，干预组的平均干预效果可以做如下估计

$$\begin{aligned}
 t|_{T=1} &= E(Y_{i1}|T_i = 1) - E(Y_{i0}|T_i = 1) \\
 &= E(Y_{i1} - Y_{i0}|T_i = 1) \\
 &= E\{E[Y_{i1} - Y_{i0}|T_i = 1, p(X_i)]\} \\
 &= E\{E[Y_{i1}|T_i = 1, p(X_i)] - E[Y_{i0}|T_i = 0, p(X_i)]|T_i = 1\}
 \end{aligned}$$

参考文献

- [1] Geneva Association, 2010. Systemic Risk in Insurance – An Analysis of Insurance and Financial Stability, Special Report of The Geneva Association Systemic Risk Working Group.
- [2] Mühlnickel J, and Weiß, G. N. F. Consolidation and systemic risk in the international insurance industry ☆[J]. Journal of Financial Stability, 2015, 18:187-202.
- [3] Jiménez, Gabriel, Lopez J A , Saurina, Jesús. How does competition affect bank risk-taking?[J]. Journal of Financial Stability, 2013, 9(2):185-195.
- [4] de Bandt, Olivier and Hartmann, Philipp, Systemic Risk: A Survey (November 2000). ECB Working Paper No. 35.
- [5] Hendricks, D., J. Kambhu, and P. Mosser (2007): “Systemic Risk and the Financial System,” Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review, pp. 65–80.
- [6] Giesecke K, Kim B. Systemic Risk: What Defaults Are Telling Us[J]. Management Science, 2011, 57(8):1387-1405.
- [7] Darlap P, Mayr B. Group Aspects of Regulatory Reform in the Insurance Sector[J]. Geneva Papers on Risk & Insurance Issues & Practice, 2006, 31(1):96-123.
- [8] Cummins D , Weiss M A . Systemic Risk and Regulation of the U.S. Insurance Industry[J]. Nfi Policy Briefs, 2013:85-135.
- [9] IAIS. Global Systemically Important Insurers: Initial Assessment Methodology [R], International Association of Insurance Supervisors, 2013.
- [10] Eling, M and Pankoke, D, Systemic Risk in the Insurance Sector: A Review and Directions for Future Research [J]. Risk Management and Insurance Review, 2016, 19(2): 249-284.
- [11] Geneva Association. Systemic risk in insurance: an analysis of insurance and financial stability[J]. Special Report of the Geneva Association Systemic Risk Working Group, March, 2010.
- [12] Board of Financial Stability. Guidance to assess the systemic importance of financial institutions, markets and instruments: initial considerations[J]. Report to G20 finance ministers and governors, 2009.
- [13] Helwege J. Financial firm bankruptcy and systemic risk[J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2010, 20(1): 1-12.
- [14] 徐华, 魏孟欣, 陈析. 中国保险业系统性风险评估及影响因素研究[J]. 保险研究, 2016(11):3-15.

- [15] Adrian, T., and Brunnermeier, M. K. (2011) CoVaR, working paper, Federal Reserve Bank of New York, New York, NY.
- [16] 蒋涛, 吴卫星, 王天一, 等. 金融业系统性风险度量——基于尾部依赖视角[J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(s1):40-47.
- [17] Acharya, V. V., Pederson, L. H., Philippon, T., and Richardson, M. P. (2012b) Measuring systemic risk, working paper, New York University, New York, NY.
- [18] Engle, R., Jondeau, E., and Rockinger, M. (2014) 'Systemic risk in Europe', Review of Finance advance online publication 31 March, doi:10.1093/rof/rfu012, 1-46.
- [19] Acharya, V. V., Engle, R., and Richardson, M. (2012a) 'Capital shortfall: A new approach to ranking and regulating systemic risks', American Economic Review 102(3): 59–64
- [20] Weiß, G. N. F., Neumann, S., and Bostandzic, D. (2012), Systemic risk and bank consolidation: International evidence, working paper, Technische Universität Dortmund, Dortmund.
- [21] Chen, F., Chen, X., Sun, Z., Yu, T., and Zhong, M. 'Systemic risk, financial crisis, and credit risk insurance', Financial Review, 2013, 48: 417–442.
- [22] Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., and Pelizzon, L. 'Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors', Journal of Financial Economics, 2012, 104(3): 535–559.
- [23] Benoit, S., G., CoVetaz, C., Hurlin and C., Perignon, 2012, " A Theoretical and Empirical Comparison of Systemic Risk Measures," Working Paper.
- [24] Brownlees, Christian, Engle R F. SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk[J]. Esrb Working Paper, 2017, 30(1):48-79.
- [25] 王培辉, 袁薇. 金融机构系统重要性评估方法比较与应用研究[J]. 武汉金融, 2017(8):40-45.
- [26] 曾玲玲, 潘霄, 叶曼. 基于 BP-KMV 模型的非上市公司信用风险度量[J]. 财会月刊, 2017(18):47-55.
- [27] 刘艳春, 崔永生. 我国非上市公司信用风险度量的研究——基于期权定价 PFM 模型和支持向量机 SVM 回归分析[J]. 辽宁大学学报(哲学社会科学版), 2016, 44(6):88-97.
- [28] 谢远涛, 孙晓珂, 孙航. 非上市保险公司信用风险动态度量[J]. 保险研究, 2016(7):35-43.
- [29] Brownlees, T.C., Engle, R.F. Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk measurement[R]. Working Paper, NYU-Stern, 2012.

- [30] Acharya V V. Measuring Systemic Risk[J]. Cepr Discussion Papers, 2010, 29(1002):85-119.
- [31] Engle R. Anticipating Correlations:A New Paradigm for Risk Management[M]. Princeton University Press, 2009.
- [32] Engle R F. Dynamic Conditional Correlation - A Simple Class of Multivariate GARCH Models[J]. Ssrn Electronic Journal, 2002, 20(3):339--350.
- [33] Rosembaum, P.R., and Rubin, D.B., 1983, The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41–55.
- [34] Rodriguez J C. Measuring financial contagion: A Copula approach[J]. *Journal of Empirical Finance*, 2007, 14(3):401-423.
- [35] Patro D K, Qi M, Sun X. A simple indicator of systemic risk[J]. *Journal of Financial Stability*, 2013, 9(1):105-116.
- [36] Balla E, Ergen I, Migueis M. Tail dependence and indicators of systemic risk for large US depositories ☆[J]. *Journal of Financial Stability*, 2014, 15:195-209.
- [37] Weiß, G. N. F., and Mühlnickel, J. Why do some insurers become systemically relevant? *Journal of Financial Stability*, 2014, 13: 95–117.
- [38] Diks C, Panchenko V. A new statistic and practical guidelines for nonparametric Granger causality testing[J]. *Journal of Economic Dynamics & Control*, 2004, 30(9):1647-1669.
- [39] Hartmann P, Vries S S G D. Asset Market Linkages in Crisis Periods[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2004, 86(1):313-326.
- [40] Longin F, Solnik B. Extreme Correlation of International Equity Markets[J]. *The Journal of Finance*, 2001, 56(2):649-676.
- [41] Poon S H, Rockinger M, and Tawn J. A Extreme Value Dependence in Financial Markets: Diagnostics, Models, and Financial Implications[J]. *Review of Financial Studies*, 2004, 17(2):581-610.
- [42] Oordt M R C V, Zhou C. The simple econometrics of tail dependence[J]. *Economics Letters*, 2012, 116(3):371-373.
- [43] Granger, C. W. J. Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods[J]. *Econometrica*, 1969, 37(3):424-438.
- [44] Brock W A, and Baek E G. Some Theory of Statistical Inference for Nonlinear Science[J]. *The Review of Economic Studies*, 1991, 58(4):697-716.
- [45] Hiemstra C, Jones J D. Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price- Volume Relation[J]. *Journal of Finance*, 1994, 49(5):1639-1664.
- [46] Alex Z Fu, 唐艳, 陈刚. 倾向得分法综述[J]. *中国药物经济学*, 2008(02):27-34.

[47] Broock W A, Scheinkman J A, Dechert W D, et al. A test for independence based on the correlation dimension[J]. *Econometric Reviews*, 1996, 15(3):197-235.

关于北美精算师协会（SOA）

北美精算师协会(SOA)成立于 1949 年，是世界上专业的精算组织之一，致力为美国、加拿大和世界各地的 31,000 多名会员和公众提供服务。正如在 SOA 宣言中所描述，精算师扮演着业务领导者的角色，开发并使用数学模型来度量和风险管理，以支持个人、组织和公众的财务安全。

SOA 通过研究和教育工作，支持精算师的职业发展。作为工作的一部分，SOA 通过研究为公共政策和公众理解提供信息。SOA 期望成为一个可信的、客观的、数据驱动的研究和分析的来源，为协会会员、行业、决策者和公众提供精算观点。作为精算师协会，SOA 要求精算师进行应用研究时，应当拥有严格的正式教育和直接的实践经验。同时，SOA 也寻求与其他组织合作的机会。

SOA 曾与公共政策制定者和监管机构合作，进行历史经验分析和预测分析，以及医疗、养老和其他主题相关报告。SOA 的研究旨在协助决策者和监管机构工作，并遵循以下核心原则：

客观性：SOA 的研究为参与公共政策讨论的其他个人或组织提供信息和分析。SOA 不倡导某一特定立场或游说特定的政策建议。

质量：SOA 在所有的研究和分析中都追求道德和质量的高标准。研究过程是由来自不同行业，不同机构，且经验丰富的精算师和非精算师来完成。严格的同行审阅过程确保了工作的质量和完整性。

相关性：SOA 及时提供公共政策问题的相关研究。SOA 的研究在推进精算知识的同时，对关键的政策问题提供深入见解，从而为利益相关者和决策者带来价值。

量化：SOA 利用精算师的不同技能来提供由最佳可用数据和方法驱动的研究和发现。精算师使用详细的模型来分析财务风险，并提供独特的见解并进行量化。此外，精算标准同时对透明度和假设及分析方法的披露提出要求。

Society of Actuaries
475 N. Martingale Road, Suite 600
Schaumburg, Illinois 60173
www.SOA.org