

我国系统性金融风险预警研究

——基于时变 CRITIC 赋权法和 ADASYN-SVM 方法

覃小兵 罗美娟 黄迅 何姣

【摘要】为加强金融监管和维护金融稳定,系统性金融风险有效预警已成为金融监管部门风险防范的首要工作。本文选取了能够表征我国金融体系5个系统的16个特征指标,基于2005年1月—2021年6月的周频数据,运用改进的时变 CRITIC 赋权法合成了我国金融市场压力指数,据此对系统性金融风险进行识别,并回溯分析了风险成因。在此基础上,又运用自适应合成采样方法(ADASYN)对预警时所采用的非平衡样本进行处理,构建了基于四类不同核函数的 ADASYN-SVM 预警模型,来对我国系统性金融风险进行预警。实证结果表明:时变 CRITIC 赋权法能够充分反映各金融子系统之间的动态风险机制,既可避免在低压力期高估压力状态,又可实现在高压力期对压力状态的充分反映;债券市场压力往往是引起我国系统性金融压力的主要因素;需警惕外汇市场压力及外部冲击的影响;ADASYN-SVM 预警模型具有很好的预警性能,不仅优于普通 SVM 模型,还优于基于 BP 神经网络和 Logit 的预警模型,是金融监管部门对系统性金融风险预警的有力工具。

【关键词】系统性金融风险;风险预警;时变 CRITIC 赋权法;ADASYN-SVM 模型

【作者简介】覃小兵,经济学博士研究生,云南大学经济学院,西南财经大学天府学院讲师,联系方式:qinxb910@126.com;罗美娟(通讯作者),博士,教授,博士生导师,云南大学经济学院,联系方式:2293686723@qq.com;黄迅,金融学博士,讲师,成都大学商学院;何姣,经济学博士研究生,云南大学经济学院。

【原文出处】《金融监管研究》(京),2022.9.93~114

【基金项目】本研究受到国家自然科学基金青年项目“金融资产收益多元波动结构的 DCGAN 深度预测及应用研究”(项目编号:72201042)、2021年四川省金融学会重点项目“基于 SVM 的我国系统性金融风险智能预警研究”(项目编号:SCJR2021083)、2021年成都市哲学社会科学规划项目“成都市系统性金融风险的大数据智能预警研究”(项目编号:2021BS028)、云南大学经济学院2021年研究生科研创新项目“‘十四五’时期我国系统性金融风险智能预警研究”的资助。

一、引言

防范系统性金融风险不仅是金融监管当局面临的重要工作,也是国家经济发展政策制定部门所面临的重要议题。随着经济快速发展,我国金融体系和金融创新取得了长足进步,尤其在“十四五”时期,我国明确提出要建立现代财税金融体系,持续完善现代金融监管。党的十九大报告明确提出,要健全货币政策和宏观审慎政策双支柱调控框架,深化利率和汇率市场化改革,完善金融监管体系,守住不发生系统性金融风险的底线。而要加强和完善金融监

管、维护和促进金融稳定,关键在于防范系统性金融风险,这也是我国金融监管部门和国家宏观调控部门亟须解决的一项重要议题。

要实现系统性金融风险的监管,首先要对系统性金融风险进行衡量。因此,如何从金融市场中提取表征系统性金融风险的指标,进而采用合适的度量方法,成了系统性金融风险监管工作的重要议题。当前对于系统性金融风险的度量方法主要有三大类:一是概率模型法或信号模型法。如 Frankel 和 Rose(1996)提出的 FR 概率模型,通过历史数据分析

引发金融危机的因素,判断危机发生的概率。再如 Kaminsky 等(1997)运用信号模型实证研究了货币危机期间的典型特征,进而用以构建风险预警体系,以实现风险的监测。二是综合指数法。如 Illing 和 Liu(2006)通过将涵盖银行、债券、外汇和股票四个市场的 11 个特征指标加权合成单一指数的方式,构建了加拿大的金融压力综合指数;国际货币基金组织(IMF,2009)及欧洲央行(CEB,2009)等境外主要国际组织及央行也编制了类似的金融压力指数,用以反映国际市场、本国市场的系统性金融风险。三是模型测度法。该方法主要通过运用诸如 GARCH 族模型、DD 模型、VAR 模型等相关统计分析方法来测度系统性金融风险发生的可能性或传染性。如 Martin 和 Michael(2003)通过多变量 GARCH 模型探究了欧洲银行业的系统性风险,Mundra 和 Biechal(2020)运用 DCC-GARCH 对印度市场的系统性金融风险进行了研究;Freixas 等(2000)运用 DD 模型研究了银行业的系统性风险;Ozcelebi(2020)运用非线性 VAR 模型对巴西、中国、墨西哥、俄罗斯及韩国的系统性风险及其对外汇市场的影响进行了分析。需要指出的是,概率模型法是以已经爆发的历史危机为基础来建立测度模型,因此并不适用于没有爆发过系统性金融风险的国家;而模型测度法由于内置参数过多,需要较多的样本量来估计相关参数,故金融发展期较短的国家使用该方法会受到一定限制(许涤龙和陈双莲,2015)。相对而言,使用条件相对宽松的综合指数法被证实是一种刻画系统性金融风险的可行方法。因此 IMF(2009)建议,发展中国家在金融市场不发达的情况下,宜用综合指数法构建的金融稳健性指标作为衡量系统性风险的主要依据。

系统性金融风险的监管不仅要准确衡量风险大小,更重要的是风险防范,避免因发生系统性金融风险对金融和经济造成严重冲击。因此,如何准确预警系统性金融风险,成了监管工作的首要任务。目前,风险预警的方法主要有 KLR 信号法、神经网络模型(Artificial neural network, ANN)、逻辑回归模型(Logit)、支持向量机模型(Support vector machine, SVM)等。Kaminsky 等(1997)提出的 KLR 信号法,根据超出阈值的预警指标数量判断金融危机发生的

可能性,是早期预警方法的代表。Kim 等(2004)运用 ANN 模型对韩国在 20 世纪 90 年代亚洲金融危机期间的风险进行了预警分析。Ouyang 等(2021)运用长短期记忆网络模型对中国市场的系统性风险预警进行了分析。Kumar 等(2003)运用简单 Logit 模型对新兴市场的金融危机进行了预警。Ahn 等(2011)运用 SVM 模型对韩国在 1997—2002 年期间的金融危机进行了预警分析,发现 SVM 模型可较好地对该期间韩国的金融危机事件进行预警。Huang 和 Guo(2021)运用 Twin-SVM 模型对极端金融风险进行了预警分析,预警效果较好。需要指出的是,虽然 KLR 信号模型、人工神经网络模型及逻辑回归模型等对金融危机进行预警具有一定效果,但这些模型可能存在前提条件过于苛刻、指标选择主观性强、过学习和欠学习等问题,易产生小样本偏误(林宇等,2013);相对而言,SVM 模型则能较好克服以上模型缺点,因此受到学者的青睐,被广泛用于金融危机预警。

近年来,我国学者对系统性金融风险进行了诸多研究,并取得了一定成果。主要体现在以下几方面:一是对系统性金融风险测度的研究。许涤龙和陈双莲(2015)从银行、股票、房地产及外部系统选取了 16 个特征指标,运用静态 CRITIC 赋权法构建了反映我国系统性金融风险的金融压力指数。丁岚等(2019)通过六个月滚动时间窗口的 CRITIC 赋权法构建了动态权重的我国金融压力指数,并与静态压力指数进行了对比分析。李敏波和梁爽(2021)利用经验累计分布函数法和专家打分赋权法构造了我国金融压力指数,并运用马尔可夫区制转换模型对压力状态进行了识别。二是对系统性金融风险的成因及机理的分析研究。王朝阳和王文汇(2018)以文献综述形式对系统性金融风险的成因及传导机制等相关内容进行了分析。谢圣远和谢俊明(2019)从币值波动的角度对系统性金融风险的成因及防范进行了分析。杨海珍等(2020)运用文献挖掘法对系统性金融风险的关键成因及演化机制进行了分析。蒋海等(2021)从尾部风险溢出视角,运用 TENET 模型,对我国系统性重要金融机构之间的尾部风险传染进行了分析。三是对系统性金融风险预警的研究。淳伟德和肖杨(2018)运用 SVM 模型对我国供给侧改革

期间的系统性风险进行了预警研究,得出该模型能有效捕捉供给侧改革期间系统性金融风险的信息。刘超等(2020)运用马尔可夫区制转换模型和主成分分析法对我国系统性金融风险进行了预警分析,得出该模型可以有效识别高风险点。韩喜昆和马德功(2021)运用AM-BPNN模型对我国的系统性风险进行了预警,得出2019年的主要风险来自货币、银行积累的风险。此外,还有学者关注了系统性金融风险的其他方面,如吴光磊等(2021)分析了新冠肺炎疫情对我国的系统性金融风险的影响。

由上述分析可知,度量我国系统性金融风险时,综合指数法是一个可以选择的、能适用于我国国情的研究方法。但需要注意的是,当前学者在合成综合指标时,主要采用的是静态CRITIC赋权法,而很少使用动态赋权法,因而不能准确判定引起系统性金融风险的主要子系统,也就很难准确追溯引起风险的原因。而动态赋权法可根据各金融子系统权重变动的趋势,及时发现导致整个系统性金融风险发生变动的因素,以便能有针对性地提出监管措施。虽然丁岚等(2019)构建了基于CRITIC赋权法的动态权重指标,但该动态权重是通过六个月滚动时间窗口取样得到,并不能真实反映由各子系统的风险变化所引起的各子系统权重变化这一事实特征。而要解决这一问题,需要追溯风险变化的根源,即从产生各子系统风险的方差和协方差矩阵着手,将各风险子系统的静态方差和协方差变成动态形式,并基于此动态方差和协方差进行赋权,才能得到真正意义上的动态权重,进而再根据权重的变化探究其原因,并据以采取针对性的监管措施。

此外,在金融风险预警方法上,支持向量机(SVM)具有良好的效果。其不仅可以克服概率预警模型的相关缺陷,而且能有效解决逻辑回归模型、神经网络模型等预警模型存在的小样本偏误,以及过学习、欠学习等问题。由于系统性金融风险并不经常发生,因而系统性金融风险的样本量与非系统性金融风险的样本量是非平衡的;而SVM在识别系统性金融风险时,会更容易受到多数类样本即非系统性金融风险样本的影响(林宇等,2013),因此需要对

Technique, SMOTE)是处理该问题的主流方法(林宇等,2013),但由于该方法往往会遗漏邻近样本的分布特征,导致生成的少数类样本产生较多的重叠信息,这一缺陷可由自适应合成(Adaptive Synthetic, ADASYN)抽样方法来修正。

综上所述,本文将采用基于时变方差和协方差的动态CRITIC赋权法来构建我国金融压力综合指数,并使用ADASYN-SVM模型对我国系统性金融风险进行预警。此外,本文对引起我国系统性金融风险的相关成因,结合国内外重大经济金融相关事件进行解读,旨在为我国金融风险监管当局提供相应的方法借鉴。

相较之前的研究,本文的主要创新之处有三:一是改进了静态的CRITIC赋权法,使其能够根据各金融子系统的风险大小进行动态赋权,从而更准确地反映各金融子系统之间的动态风险关联机制,有助于金融监管当局识别风险来源;二是运用ADASYN抽样方法对非平衡样本引起的分类偏差进行修正,有效提升了模型的预警能力;三是在数据的选取上,采用了周频数据,既避免了采用月频指标导致的滞后性问题,也有利于消除采用日频指标产生的较高噪音。

二、动态CRITIC赋权法和ADASYN-SVM预警模型的构建

(一)系统性金融风险指标体系的构建

系统性金融风险是由特定事件引发的金融系统的激烈动荡,且对实体经济及外部金融体系产生较强的负外部性(Patro等,2013)。因此在研究系统性金融风险时,不仅要考虑本国的金融系统,还应将外部冲击系统纳入分析。然而,目前对于选取哪些金融市场的特征指标用于金融压力指数的构建并没有统一的标准。国际上,欧洲央行在构建金融压力指数时,从货币市场、债券市场、股票市场、金融中介、外汇市场这五个金融子市场选取特征指标;而我国央行并未构建综合的金融压力指数,中国人民银行每年发布的金融稳定报告中的金融市场部分,则主要选取货币市场、债券市场、股票市场、外汇市场、期货和期权市场以及黄金市场作为金融市场稳健性评估的主要分析对象。但实际上,黄金作为主要的避险工具,其市场波动通常较为平稳;期货期权市场

中,我国的商品期货体量较小且独立,而股指期货、股票期权则可在股票市场中得到反映,债券期货可在债券市场中得到反映(李敏波和梁爽,2021);货币市场中,银行金融机构是同业拆借的主要交易者,也是我国主要融资渠道^①,因此可纳入银行系统进行考察;债券回购则可在债券市场得到反映。基于此,本文在构建我国系统性金融风险指标体系时,从银行系统、债券系统、股票系统、外汇系统以及外部冲击系统中进行指标选取。具体情况如下:

一是银行系统。鉴于银行信贷在我国融资渠道中占据主要份额,因而其在我国金融系统中具有举足轻重的地位,对银行系统的风险压力刻画至关重要。由银保监会发布的商业银行主要监管指标包括:信用风险指标、流动性指标、效益性指标、资本充足率指标以及市场风险指标。其中,信用风险指标下设正常贷款占比、不良贷款率等指标;流动性指标下设存贷比、流动性比例等指标;效益性指标下设净利润及资产利润率等指标;资本充足指标包括核心一级资本净额、资本充足率等指标;市场风险指标则为累计外汇敞口头寸比例。基于李敏波和梁爽(2021)提出的商业银行风险压力主要来自信用风险和流动性风险,本文选取银行间七天质押式回购加权利率、中长期贷款比率、不良贷款率分别表征银行系统的短期流动性、中长期流动性和信贷资产质量,以反映银行系统面临的流动性风险和信用风险。

二是股票系统。股票系统的金融风险主要来自股市波动所带来的市场风险、交易风险,以及投资者预期带来的资产泡沫风险(Martin和Michael,2003)。对于市场风险,学术界及实务界通常使用波动率指标来表示;对于交易风险,则可由股市交易限制来体现;对于资产泡沫风险,主要是由股票资产价格虚高所引起,与股票估值和投资者预期密切相关,而市盈率指标是估值指标且反映了投资者预期,因而可用于反映股市的资产泡沫程度。综上,本文选取股票市场的波动率、涨跌幅和市盈率分别表示股票市场的波动性、流动性和投资者预期,来反映股票市场的市场风险、交易风险和资产泡沫风险。

三是债券系统。债券系统的风险压力主要来自市场的信用风险、期限结构风险以及价格波动带来

的市场风险(Illing和Liu,2006)。信用风险,直接体现在不同市场主体由于信用不同导致的借款利率差异,可用信用利差来反映;期限结构风险,体现在因借款期限不同导致的借款利率差异,可用期限利差来反映;市场风险,可由市场波动率来表示。综上,本文在构建债券系统指标体系时,选取市场波动率、期限利差和信用利差来分别表示债券市场的波动性、期限结构差异和信用差异。

四是外汇系统。外汇系统的风险主要来自汇率风险及外汇支付风险(Patro等,2013;淳伟德和肖杨,2018)。汇率风险可从汇率的下行风险和汇率的波动风险来考量,而外汇支付风险则可从外汇储备的持有量变动风险和外汇储备的波动风险来考量。因此,本文选择汇率增长率和汇率波动率来表示汇率的下行风险和波动风险,选取外汇储备增长率和外汇储备波动率来表征外汇储备的持有量变动风险和波动风险,以反映外汇系统的汇率风险和外汇支付风险。

五是外部系统。主要考虑外部短期货币市场冲击、长期资本市场冲击以及国际直接投资的影响冲击。短期货币市场冲击,是指由国际货币市场短期货币需求变化导致的短期资金成本异动;长期资本市场冲击,是指由国际主要资本市场波动引发的国内资本市场波动;国际直接投资冲击是指国际直接投资的异常变动对我国金融市场产生的不利影响。因此,本文用泰德利差反映短期货币需求冲击,用道琼斯工业指数波动率反映国际主要金融市场的波动,用直接投资/GDP的增长率反映国际投资的影响。

以上各指标的含义及特征如表1所示。

(二)系统性金融压力指数的构建

对于系统性金融压力指数的构建,分为两步:第一步,构建各子系统的压力指数;第二步,将各子系统的压力指数进行合成,得到综合系统性金融风险压力指数。本文借鉴许涤龙和陈双莲(2015)、丁岚等(2019)的研究,运用特征指标标准差的倒数作为权重来合成各金融子系统的压力指数,再运用CRITIC赋权法将各子系统的金融压力指数合成能够反映我国系统性金融风险的综合压力指数。静态CRITIC赋权法的数学表达式如下:

表 1

系统性金融风险指标的含义及特征

| 系统类别 | 指标 | 指标含义 | 指标特性 | 数据来源 |
|------|---------------------------|---|-----------------------|---------------|
| 股票系统 | 股票市场 市盈率 | 用沪市平均市盈率和深市平均市盈率通过两市流通市值加权得到市场平均市盈率,反映市场投资者预期。该指标过大则可能存在泡沫,风险压力将增大。 | [0,23 倍] ^① | 上海证券交易所 |
| | 股票市场 涨跌幅 | 用上证和深证综合指数涨跌幅通过两市流通市值加权得到市场综合涨跌幅,反映股市流动性。涨跌幅越大,股票市场的风险就越大。 | [-5%,5%] ^② | 上海证券交易所 |
| | 股票市场 波动率 | 用上证和深证综合指数的对数收益率的波动率通过两市流通市值加权得到市场综合波动率。对数收益率的波动率通过 GARCH(1,1) 得到,反映股票市场波动性,波动越大风险越大。 | 正向 | 上海证券交易所 |
| 债券系统 | 债券市场 波动率 | 由 1 年期、5 年期和 10 年期国债对数收益率的波动率等权重加权得到市场波动率。波动率通过 GARCH(1,1) 得到。该指标反映了债券市场的波动性,波动越大,风险越大。 | 正向 | 中国人民银行 |
| | 债券系统 期限利差 | 用 1 年期和 10 年期国债利差来衡量。该指标反映债券市场整体期限利差情况,利差越大风险越大。 | 正向 | 中国人民银行 |
| | 债券系统 信用利差 | 用 5 年期企业债(AA)与 5 年期国债利差来衡量,反映债券市场整体信用利差情况,利差越大风险越大。 | 正向 | 中国人民银行、中央结算公司 |
| 外汇系统 | 汇率 增长率 | 用人民币实际有效汇率指数增长率来衡量,反映人民币汇率增长情况。增长越快人民币升值越快,风险越小。 | 负向 | 中国外汇交易中心 |
| | 汇率 波动率 | 用人民币实际有效汇率指数的波动率来衡量,波动率由 GARCH(1,1) 得到,反映人民币汇率市场波动情况。波动越大风险越大。 | 正向 | 中国外汇交易中心 |
| | 外汇储备 增长率 | 用(当期外汇储备-上期外汇储备)/上期外汇储备来衡量,反映外汇储备增长情况。外汇储备增长越快,应对外汇市场风险能力越强,风险越小。 | 负向 | 国家外汇管理局 |
| | 外汇储备 波动率 | 用外汇储备的波动率来衡量,波动率由 GARCH(1,1) 得到。波动越大不确定越强,风险越大。 | 正向 | 国家外汇管理局 |
| 银行系统 | 银行间质押 式回购加权 利率(7 天) | 用该指标反映银行短期资金需求情况,体现银行短期流动性风险。指标越大风险越大。 | 正向 | 中国人民银行 |
| | 中长期 贷款比率 | 用该指标反映银行中长期流动性风险。指标越大风险越大。 | 正向 | 中国人民银行 |
| | 不良 贷款率 | 用该指标反映银行信贷资产的质量。该指标越大,银行发生风险的可能性就越大。 | 正向 | 中国人民银行 |
| 外部系统 | 直接投资/ GDP 的 增长率 | 用以反映直接投资对我国金融市场产生的冲击影响。该指标越大经济发展前景越好,不确定性越小,风险越小,外部冲击越小。 | 负向 | 国家统计局 |
| | 泰德利差 TED | 用 3 个月期伦敦银行同业拆借利率 LIBOR 减 3 个月期的美国国债收益率来衡量。该指标反映国际金融市场的短期流动性,指标越大短期流动性风险越大,外部冲击越大。 | 正向 | 美联储、Wind 金融终端 |
| | 道琼斯工业 指数波动率 | 用以衡量国际资本市场的波动情况。该指标越大则来自国际金融市场的冲击越大,风险越大。 | 正向 | 芝加哥期权交易所 |

注:1. 2014 年之后,我国新上市股票放开了市盈率倍数的限制,但是仍受到 23 倍隐形市盈率限制,因此合理市盈率定为 23 倍以内。2. 我国股票交易有个股日涨跌幅 10% 的限制,合理的市场涨跌幅由个股涨跌幅的均值得到。

$$C_j = \sigma_i \sum_{i=1}^n (1-r_{ij}), j=1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$W_j = \frac{C_j}{\sum_{j=1}^n C_j}, j=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中, C_j 为第 j 个金融子系统所包含的信息大小, σ_j 为第 j 个金融子系统的标准差, r_{ij} 为子系统 i 和子系统 j 之间的相关系数, W_j 为第 j 个子系统的权重。

为准确反映各子系统的时变相关性特征, 在此引入 Hollo 等(2012)的处理方法, 运用指数加权移动平均法(Exponentially-weighted Moving Averages, EWMA)来计算子系统间的相关系数。其数学表达式如下:

$$\sigma_{ij,t} = \lambda \sigma_{ij,t-1} + (1-\lambda) \tilde{s}_{i,t} \tilde{s}_{j,t} \quad (3)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \lambda^2 \sigma_{i,t-1}^2 + (1-\lambda) \tilde{s}_{i,t}^2 \quad (4)$$

$$r_{ij,t} = \sigma_{ij,t} / \sigma_{i,t} \sigma_{j,t} \quad (5)$$

式中, $\sigma_{ij,t}$ 是子系统 i 和子系统 j 在 t 时刻的协方差, $i=1 \dots, 5, j=1, \dots, 5, i \neq j, t=1, \dots, T$ 。 $\tilde{s}_{i,t} = (s_{i,t} - \hat{\mu}_i)$; $s_{i,t}$ 是子系统 i 金融压力指数在 t 时刻的值; $\hat{\mu}_i$ 是子系统 i 金融压力指数的均值; λ 为平滑参数, 由于本文采用周频数据进行分析, 此处 λ 取 0.93, 与相关文献一致; $\sigma_{i,t}^2$ 为子系统 i 金融压力指数在 t 时刻的方差; $r_{ij,t}$ 是子系统 i 和子系统 j 在 t 时刻的相关系数。将得到的时变相关系数和时变标准差代入式(1)中, 则可得到各金融子系统的时变权重 $W_{j,t}$ 。在获得各项指标的权重之后, 可以通过如下形式, 求得各子系统的压力指数 $FSIX_j$ 以及综合压力指数 FSI 。其公式如下:

$$FSIX_{j,t} = \sum_{i=1}^m w_{j,i} \times X_{j,i,t}, i=1, 2, \dots, m; j=1, \dots, 5 \quad (6)$$

$$FSI_t = \sum_{j=1}^n W_{j,t} \times FSIX_{j,t}, j=1, \dots, 5 \quad (7)$$

式中, $FSIX_{j,t}$ 为 t 时刻 j 子系统的金融压力指数, $w_{j,i}$ 为 j 子系统第 i 个指标在 t 时刻的权重, $X_{j,i,t}$ 为 j 子系统第 i 个指标在 t 时刻的值, FSI_t 为 t 时刻系统性金融风险的综合压力指数, $W_{j,t}$ 为第 j 个系统在 t 时刻金融压力指数的权重。

(三) ADASYN-SVM 预警模型的构建

1. 系统性金融风险状态指标的刻画

通过 SVM 模型预警时, 需要运用反映系统性金融风险的各项特征指标以及状态指标。系统性金融风险在 t 时刻的状态指标 $y_{FSI}^{(t)}$ 可表示为:

$$y_{FSI}^{(t)} = \text{sgn}(f(x^{(t)})) = \begin{cases} +1, & \text{存在系统性金融风险} \\ -1, & \text{不存在系统性金融风险} \end{cases}$$

$$x^{(t)} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (8)$$

式中, $x^{(t)}$ 包含了在 t 时刻 n 维特征指标, 于是可以用特征指标和状态指标构造出样本点 $(x^{(t)}, y_{FSI}^{(t)})$ 用于 SVM 预警。

需要说明的是, 对于特征状态的确定, 本文借鉴了 Illing 和 Liu(2006)的相关研究成果, 将金融压力指数超过其历史均值 2 倍标准差判定为存在金融风险, 即:

$$\text{sgn}(f(x^{(t)})) = \begin{cases} +1, & FSI_t - \text{MEAN}(FSI) > 2 \times \text{STD}(FSI) \\ -1, & FSI_t - \text{MEAN}(FSI) \leq 2 \times \text{STD}(FSI) \end{cases} \quad (9)$$

至此, 数据指标的准备完成。

2. SVM 预警模型介绍

SVM 建模的第一步则是对数据集进行划分。由于本文是对我国系统性金融风险进行预警, 即以当前特征变量的信息来预测下一期的状态, 于是首先构造了时间长度为 m 的数据集 $(x^{(t)}, y^{(t+1)})$ 作为训练集, $t=1, 2, \dots, m$, 剩余部分的样本集作为预测集。然后基于 SVM 分类的基本思想, 寻找一个最优分类超平面将样本进行分类, 而最优超平面的寻找, 则是通过寻找最优分类函数, 进而转化为寻求最大分类间隔问题。其数理表达式如下所示:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_{i+1}$$

$$s. t. \begin{cases} y^{(i+1)} ((w^T x^{(i)}) + b) + \zeta_{i+1} \geq 1 \\ \zeta_{i+1} \geq 0, i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (10)$$

式中, w 为可调权重向量; C 为惩罚参数, 用以控制 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 和 $\sum_{i=1}^n \xi_{i+1}$ 之间的权重, 以寻找能使 $\frac{1}{2} \|w\|^2$

尽可能达到最大, 同时使样本点 $\sum_{i=1}^n \xi_{i+1}$ 尽可能达到最小的分类超平面; ξ_{i+1} 为松弛变量, 用以适度放松约束条件, 以允许样本划分存在偏差; b 为分类阈值。

需要注意的是, 上述优化式(10)的求解, 需要使用拉格朗日乘子法, 故将上述优化算式转化为对偶问题, 即求取:

$$\max_a \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) y_{i+1} y_{j+1}$$

$$s. t. 0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中, α 为拉格朗日乘子; (x_i, y_{i+1}) 为拉格朗日乘子 α_i 所对应的样本点, 即 $(x^{(i)}, y^{(i+1)})$; $K(x_i, x_j)$ 为引进的核函数, 旨在将样本数据映射到高维空间, 解决样本数据在低维空间线性不可分的问题, 且引入核函数还可以利用其内积的性质解决维数灾难问题。

由于引入的核函数不同会导致 SVM 模型的预警能力不同, 因此需要探究不同核函数下 SVM 模型的预警能力。从目前已有研究文献看, 基于 liner 线性核函数、Radial-basis 核函数、Polynomial 核函数和 Sigmoid 核函数的 SVM 模型, 具有较好的预警性能 (Kim, 2011), 故本文将引入这四种核函数来构建 SVM 预警模型, 数学表达式如下所示:

liner 线性核函数 (亦称线性核函数):

$$K(x_i, x_j) = \langle x_i, x_j \rangle \quad (12)$$

Radial-basis 核函数 (亦称高斯径向基核函数):

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (13)$$

式中, σ 为参数。

Polynomial 核函数 (亦称多项式核函数):

$$K(x_i, x_j) = [a \langle x_i, x_j \rangle + b]^d \quad (14)$$

式中, a, b, d 为参数。

Sigmoid 核函数 (亦称二层神经网络核函数):

$$K(x_i, x_j) = \tanh(a \langle x_i, x_j \rangle + b) \quad (15)$$

式中, a, b 为参数。

将核函数带入对偶优化式 (11) 中, 则可求得最终结果:

$$y^{(i+1)} = \text{sgn}((w^* x^{(i)} + b^*)) \quad (16)$$

式中:

$$w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i y_{i+1} \quad (17)$$

$$b^* = y_{i+1} - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_{i+1} K(x_i, x_j) \quad (18)$$

至此, 基于 SVM 预警模型的构建完成。

3. 不平衡样本处理的 ADASYN 方法介绍

假设发生系统性金融风险的样本集为 S_R , 未发生系统性金融风险的样本集为 S_N , 则运用 ADASYN 方法处理不平衡样本的过程如下:

Step1: 测算出需要生成的少数类样本量 $Q_s, Q_s =$

$Q_{s_n} - Q_{s_r}$, 其中, Q_{s_n} 为未发生系统性金融风险的样本量, Q_{s_r} 为发生系统性金融风险的样本量。

Step2: 对每个发生系统性金融风险的样本 S_R^i , 从总样本中找出 K 个与其最邻近的样本, 并计算这 K 个最邻近样本中未发生系统性金融风险样本 Δ_i 的占比 $r_i, r_j = \Delta_i / K$ 。

Step3: 归一化 r_i , 求取其概率 $P(r_i)$ 。该概率满足如下条件:

$$P(r_i) = \frac{r_i}{\sum_{i=1}^{Q_{s_n}} r_i} \quad (19)$$

$$\sum_{i=1}^{Q_{s_n}} P(r_i) = 1 \quad (20)$$

Step4: 测算出每个发生系统性金融风险样本所需要生成的样本数 q_i :

$$q_i = P(r_i) \times Q_s \quad (21)$$

Step5: 找出每个发生系统性金融风险样本 S_R^i 的 K 个最邻近的发生系统性金融风险样本, 并从中随机选择一个样本 S_R^j 。本文 K 取值为 5。

Step6: 在原来发生系统性金融风险的样本 S_R^i 和选择的最邻近样本 S_R^j 之间, 生成新的发生系统性金融风险的样本 S_R^{new} :

$$SR_R^{new} = S_R^i + (S_R^j - S_R^i) \times \delta \quad (22)$$

式中, δ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

重复 Step5 和 Step6, 直到生成 q_i 个发生系统性金融风险的样本。此时, 两类样本数量将达到平衡, 再将经过 ADASYN 方法处理后得到的平衡样本, 带入上述的 SVM 模型中进行预警分析。至此, ADASYN-SVM 模型的构建完成。

(四) ADASYN-SVM 预警模型评价方法的构建

在构建好 ADASYN-SVM 预警模型之后, 需要对预警模型进行评价, 评价指标的构建如下:

设 TP_{FSI} 和 TN_{FSI} 为对我国系统性金融风险是否存在危险状态预测准确的样本个数, 设 FP_{FSI} 和 FN_{FSI} 为对我国系统性金融风险是否存在危险状态预测错误的样本个数。基于以上假设, 构造如下混淆矩阵来表示我国系统性金融风险状态划分的结果。

根据混淆矩阵的结果, 进一步通过评价指标准确率公式 (Acc) 来对 SVM 的预警效果进行评价:

$$Acc = \frac{TP_{FSI} + TN_{FSI}}{TP_{FSI} + FP_{FSI} + FN_{FSI} + TN_{FSI}} \quad (23)$$

至此, 我国系统性金融风险预警评价模型的构建完成。

表 2 系统性金融风险状态划分的混淆矩阵

| 系统性金融风险状态 | 预测存在系统性金融风险 | 预测不存在系统性金融风险 | 合计 |
|--------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 实际存在系统性金融风险 | TP_{FSI} | FN_{FSI} | $TP_{FSI} + FN_{FSI}$ |
| 实际不存在系统性金融风险 | FP_{FSI} | TN_{FSI} | $FP_{FSI} + TN_{FSI}$ |
| 合计 | $TP_{FSI} + FP_{FSI}$ | $FN_{FSI} + TN_{FSI}$ | |

三、实证分析

(一) 样本选取及数据处理

1. 样本选取

为准确刻画我国系统性金融风险,本文选取了可表征我国系统性金融风险的16个特征指标(见表1),并将2005年1月—2021年6月作为研究区间,该区间包含了近15年来国内外重要的金融风险事件。本文选取周频指标来构建我国系统性金融风险指数,由于不同指标的数据披露频次不同(如股市波动率等为日度数据,外汇储备等为月度数据,不良贷款率等为季度数据),因而需对不同频率的指标进行处理:对日度指标进行周度平均,求得其周度频率指标;对月度和季度指标,则通过EViews将其分解为周度频率指标。

2. 数据标准化处理

为消除不同指标量纲不一致的问题,本文采用极差法对原始数据进行标准化处理,并根据各项指标与系统性金融风险之间是正向关系还是负向关系分别进行处理。极差法的处理方式如下:

正向指标的标准化:

$$X_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (24)$$

式中, X_{ij} 为指标*i*的第*j*个值, $\min(x_i)$ 为指标*i*的最小值, $\max(x_i)$ 为指标*i*的最大值。负向指标的标准化:

$$X_{ij} = \frac{\max(x_i) - x_{ij}}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (25)$$

此外,对于适度指标做如下处理:

$$X_{ij} = \begin{cases} 1 - \frac{L_1 - x_{ij}}{\max[L_1 - \min(x_j), \max(x_j) - L_2]} & (x_j < L_1) \\ 1 & (L_1 \leq x_j \leq L_2) \\ 1 - \frac{x_{ij} - L_2}{\max[L_1 - \min(x_j), \max(x_j) - L_2]} & (x_j > L_2) \end{cases} \quad (26)$$

式中, L_1, L_2 是适度指标取值范围的上下限。至

此,得到标准化后的代表性特征指标。

(二) 基于动态CRITIC赋权法的我国系统性金融风险压力指数的测度及分析

1. 各个金融子系统的压力指数结果分析

将各金融子系统的特征变量进行标准化处理后,用标准化后特征指标的标准差的倒数为各特征指标赋权,进而合成各金融子系统的压力指数(如图1所示)。为进一步判定各金融子系统的风险压力状态,运用式(9)对各金融子系统的风险状态进行识别(结果如图2所示)。由图1可知,除少数几个特殊时期以外,各金融子系统的压力指数波动较为平稳,其总体振幅基本在0.2个单位之间;由图2可知,在长达15年的时间里,各金融子系统大部分时间均处在安全区,说明我国的金融子系统整体运行较为平稳。

结合图1和图2可以看出,我国各金融子系统在多个时段具有一定趋同性,但同时也表现出较大的差异性。比如,2008年至2009年底、2011年底至2012年初、2015年中至2016年初、2018年底以及2020年初这几个时段,分别涵盖了2008年美国次贷危机、2010年欧洲主权债务危机、2015年我国股灾、2018年中美贸易摩擦升级,以及2020年新冠肺炎疫情等影响重大经济金融危机事件。在此阶段,各金融子系统的金融压力指数大体呈现相似的上升和下降趋势,但各子系统的金融压力情况变化则各有不同。这些差异一方面表现为各金融子系统受到危机事件影响的持续时间差异较大;另一方面表现为各金融子系统受危机事件影响的程度不同,主要体现在其金融压力指数的波动幅度上。如受美国次贷危机的影响,各金融子系统的压力指数均呈先升后降的态势,外部系统和股票系统受影响的持续时间较长,且危机期间的最大波动幅度较风险事件前增加了1倍左右。外汇系统受危机事件的影响虽然和外部系统差不多,但外汇系统的波动幅度要远大于外部系统。债券系统虽然受影响的持续时间较短,但其

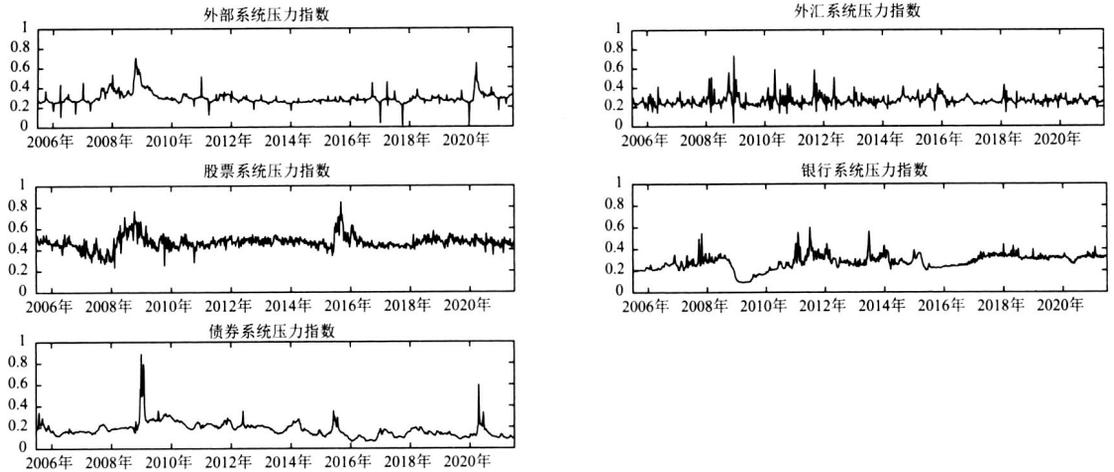


图1 各金融子系统压力指数(2005.07—2021.06)

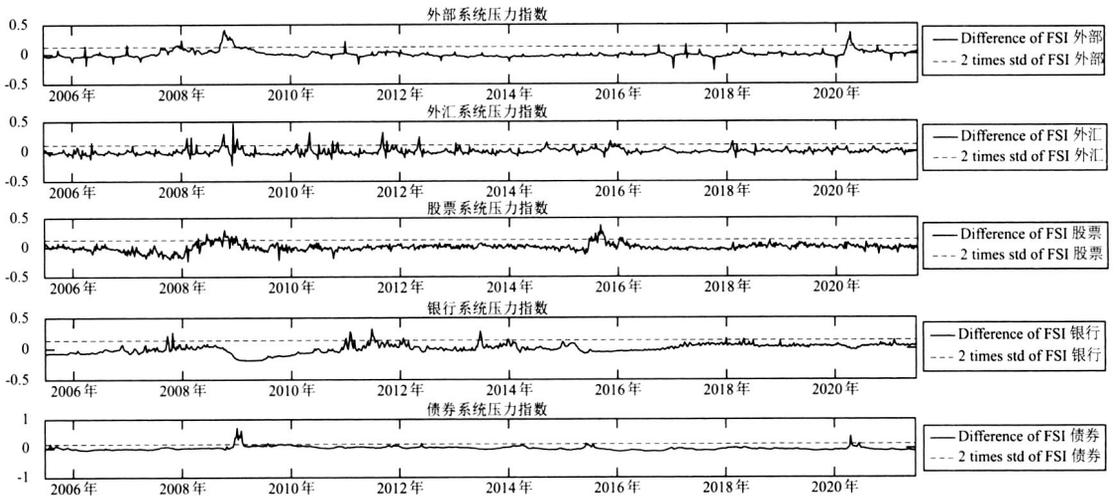


图2 各金融子系统风险状态识别(2005.07—2021.06)

压力指数最大波动幅度较风险事件前增加了近3.6倍。银行系统在此期间却表现出了与其他子系统不一致的特殊性,其压力指数经过短暂的小幅波动后出现急剧下降,且较危机事件前跌幅超70%。这说明,特殊金融事件的影响冲抵了次贷危机带来的风险冲击。可能的原因是,2008年汶川地震后,为支持灾后重建,我国紧急实施了财政刺激计划,短期内为市场注入了大量的流动性,使银行系统风险急剧下降。但这也快速推高了债券市场的压力,导致债券系统的压力指数在此阶段出现历史性的急剧上涨。各金融子系统之间的这一特征也反映出系统性金融风险巨大的破坏性:虽然因多种因素的综合影响导致各金融子系统对系统性危机事件的反应强弱存在差异,但各子系统会在风险事件期间形成趋同影响,使得系统性金融风险的影响效力叠加,从而加剧了

风险事件的破坏性。

2. 系统性金融风险压力指数结果分析

在得到各金融子系统的压力指数之后,首先选取半年(2005.01—2005.06)的样本数据计算各金融子系统之间的初始协方差 $\sigma_{ij,0}$ 、初始方差 $\sigma_{i,0}^2$ 及初始相关系数 $r_{ij,0}$,然后运用指数加权移动平均法得到各金融子系统之间在任一时点的时变相关系数 $r_{ij,t}$ 及相关系数矩阵,再将所得时变相关系数矩阵带入CRITIC赋权算式中,得到各金融子系统之间的时变权重 $w_{j,t}$ (如图3所示)。

从图3可知,在整体区间上各金融子系统的权重均不具备绝对优势,比如在2009年2月至2010年7月,银行系统的权重最高,而在其他时段债券系统的权重往往最大。若按照各金融子系统整体的权重大小排序,则债券系统权重大于外汇系统、银行系统

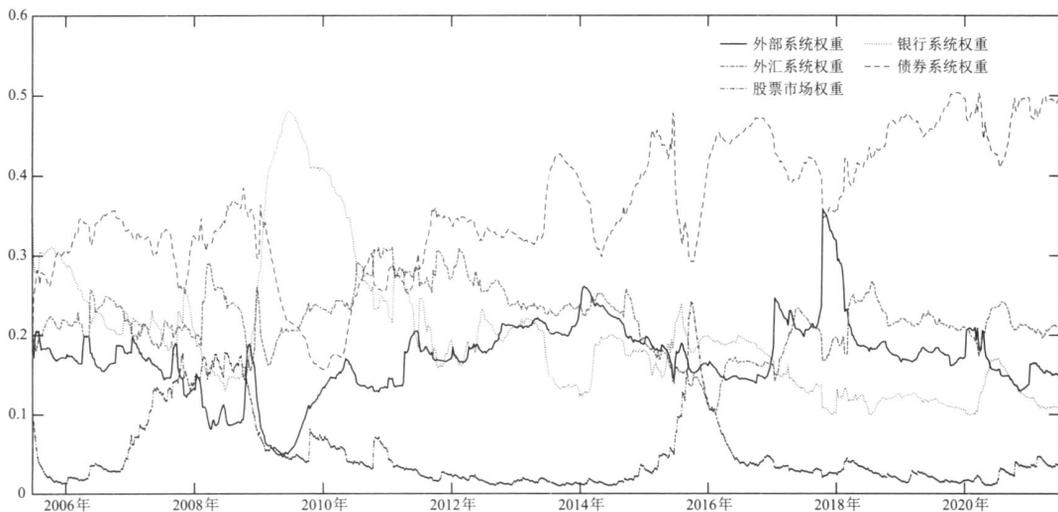


图3 动态 CRITIC 赋权法下各金融子系统之间的时变权重

和外部冲击系统的权重,后三者权重的整体差异不大。此外,股票市场的权重最小。通过对各金融子系统的权重求均值,得到外部系统、外汇系统、股票市场、银行系统和债券系统的平均权重分别为 0.1705、0.2202、0.0479、0.1998 和 0.3616。依据 CRITIC 赋权的原理,债券系统的权重越大,说明该系统包含的风险信息越多,因而其对整体风险的影响越大。由此可知,我国系统性金融风险受债券系统的影响最大,受股票市场的影响相对较小,同时也需警惕外汇系统的冲击。

在得到时变权重之后,本文运用式(7)测度我国金融压力指数 FSI_t ,来反映系统性金融风险;运用静态 CRITIC 赋权法测度我国金融压力指数,以比较动态 CRITIC 赋权法和静态 CRITIC 赋权法对我国金融压力

指数测度的差异性。两者的对比结果如图4所示。

通过对比图4中静态 CRITIC 赋权法与时变动态 CRITIC 赋权法下的我国系统性金融风险压力指数可知,前者的压力值要高于后者。结合后文压力状态识别结果(见图5)及风险区间的划分结果(见图6)可知,在压力期间两者的预测值较为接近,且在极端压力情况下,时变动态 CRITIC 赋权法下的系统性金融风险压力指数往往要高于静态 CRITIC 赋权法下的压力指数。由此可见,在风险压力较小期间,采用静态 CRITIC 赋权法得到的压力指数往往会被高估;而在极端风险压力下,采用静态 CRITIC 赋权法得到的压力指数则可能会被低估。相对而言,采用时变动态 CRITIC 赋权法则可以很好地规避这两个问题,实现对我国系统性金融风险的准确刻画。

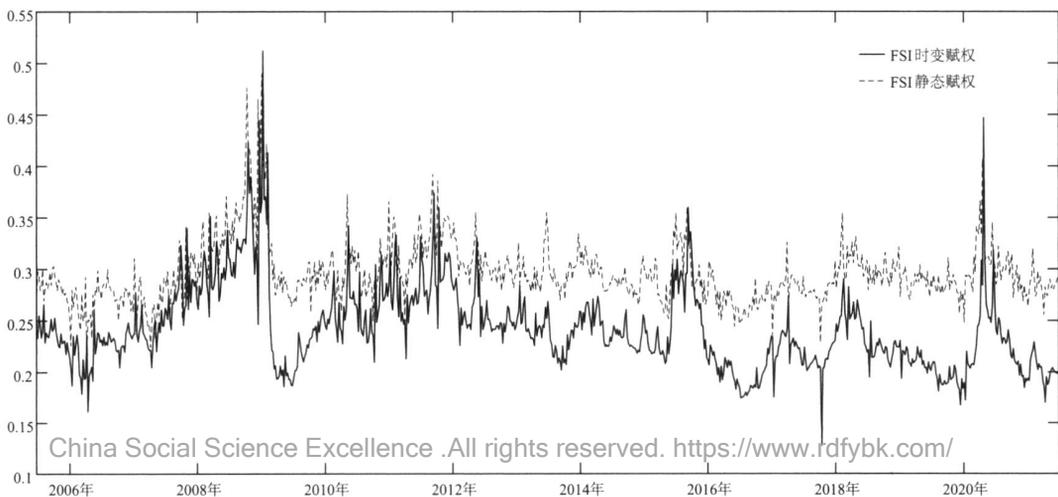


图4 静态赋权法和时变动态赋权法下的综合压力指数对比

China Social Science Excellence .All rights reserved. <https://www.rdfybk.com/>

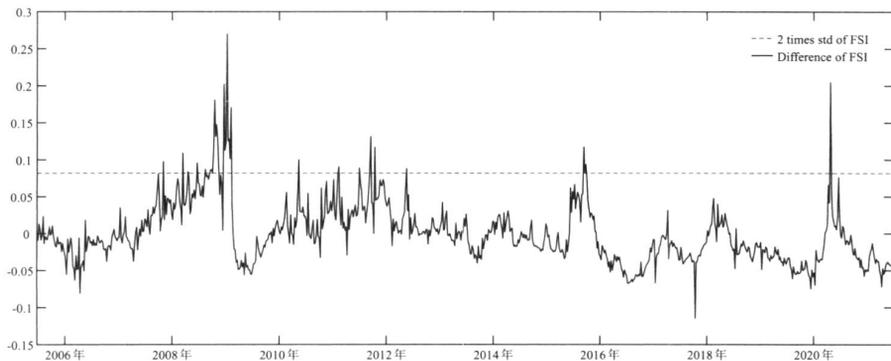


图5 系统性金融风险识别

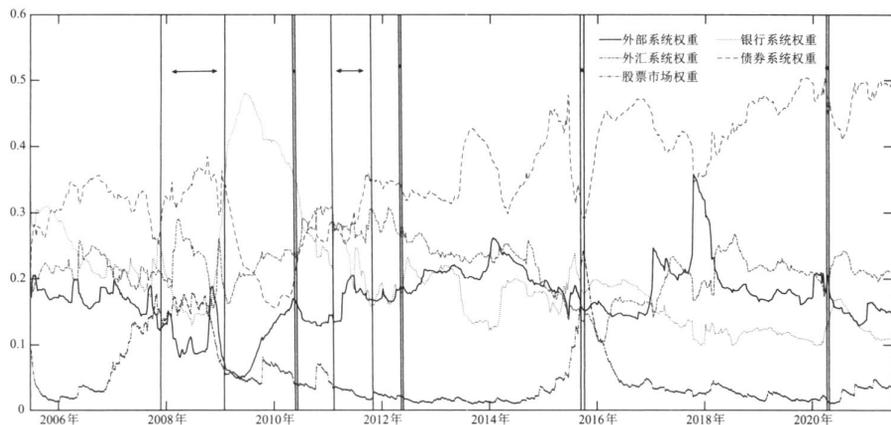


图6 风险识别状态下时变权重结果的区间划分

3. 我国系统性金融风险压力状态识别

本文根据式(9)来对我国系统性金融风险的
 压力状态进行识别,结果如图5所示。

由图5可知,从整体上看,我国金融系统处于
 风险压力状态下的情况并不多,在836个全样本点中,
 仅有26个样本点处于压力状态下,占比3.11%;
 2007年底至2009年初存在18个处于压力状态的样
 本点,是压力状态样本点的集中时段,占全部压力样
 本点的69.23%。即除了该期间我国金融系统处于
 压力状态之外,其余时间发生风险的概率较小,且
 在发生风险后能够很快修复。这表明,我国金融系
 统的稳健性较好,韧性较足。

4. 对我国系统性金融风险压力状态成因的回溯 分析

为探究我国系统性金融风险在各承压时段的主
 要影响因素,依据上述金融风险状态识别结果,本文
 对系统性金融压力状态的区间进行了划分,并结合
 各金融子系统在各区间上的时变权重结果进行了成
 因回溯分析。考虑到货币政策传导周期为3~6个
 月(丁岚等,2019),因而将判定风险压力状态是否处

于相同阶段的标准,设定为相邻两次发生系统性风
 险的期限未超过6个月。根据此划分标准,整个样
 本期间的风险时段可分为2007年11月—2009年2
 月、2010年5月、2011年2月—2011年9月、2012年
 5月、2015年9月、2020年4月。风险状态下时变权
 重结果的区间划分如图6所示。

从图6可知,2007年11月—2009年2月期间,
 我国金融系统前期主要受债券系统和外汇系统的冲
 击,后期则受外部金融系统的冲击。自2007年以
 来,我国股票市场的估值泡沫节节攀升,大盘指数从
 年初的2000点左右升值到10月末的6100多点的历
 史性高位;随后股市开始下跌,在差不多一年的时
 间内又跌回到2000点,导致股票市场的压力指数在
 此期间持续攀升,引起整体指数的上升。与此同时,
 2008年美国次贷危机导致我国外汇系统以及债券系
 统的压力指数急剧走高,叠加股市的急剧冲击,导致
 了此阶段金融系统持续承压。直到我国为加快恢复
 灾后重建,推出了财政刺激政策,同时伴随美国2009
 年3月第一轮量化宽松政策的实施,金融系统的压
 力才得以逐步缓解。

2010年5月出现了短暂系统性金融风险压力,主要是由银行、外汇及债券系统的风险压力升高所致。从2010年初到2010年5月,中国人民银行连续3次提高存款准备金率,致使市场流动性紧缺,债券系统和银行系统的压力随之增加;另一方面,2010年初爆发的源自希腊的欧洲主权债务危机开始扩散至西班牙等国,引起了国际金融市场的动荡和恐慌,使我国外汇系统和外部金融系统的风险压力陡升。两方面因素叠加,形成了此阶段的系统性金融风险压力。

2011年2月至2011年9月期间,我国系统型金融风险压力主要来自债券、银行及外汇系统。究其原因,我国在2011年1月至2011年7月,连续3次上调存贷款利率,连续6次上调存款准备金率,致使我国金融市场流动性紧张和利率波动,使得银行业系统和债券系统风险压力指数走高。此外,受欧债危机扩散的影响,新一轮全球经济衰退预期加剧,美元指数从2011年一季度开始持续暴跌,二、三季度仍持续在低位震荡,致使我国外汇市场金融压力指数暴增,导致此阶段的金融压力风险。此后,随着欧洲纾困计划的实施和我国再次采取适度宽松的货币政策,我国系统性金融风险压力指数才得以下降。

2012年5月出现短暂系统性金融风险压力,主要是受债券和外汇系统的影响。究其原因,随着欧债危机愈演愈烈,并由债务危机转为政治危机,尤其是5月初,希腊大选中反对救助方案的政党支持率大增,引起市场对希腊退出欧元区忧虑的加剧,导致国际外汇市场动荡,致使我国债券系统和外汇系统压力走高。随着希腊大选落定以及欧洲央行、美联储等地区和国家央行通过大幅降息开启量化宽松周期后,该风险压力才得以缓解。

2015年9月出现的系统性金融风险压力,主要来自我国第二季度股票市场估值泡沫的增加,由此引起股票市场风险压力升高,进而引起系统性金融风险压力上升。

2020年4月,该阶段系统性金融风险压力主要受外部冲击、债券及银行系统压力上升的影响。由于新冠肺炎疫情的突然爆发,导致全球经济发展停滞。我国一季度工业生产恢复不及预期,经济总产出下降及商贸经济下滑;与此同时,中美贸易摩擦犹存,导致外部市场风险承压,使得外部系统压力指数上升。此外,受2019年国内国企违约的影响,企业

债券利率上升;同时,为继续消除新冠肺炎疫情的影响、提升实体经济发展活力,央行允许宏观杠杆率阶段性上涨,以扩大对实体经济的信用支持,加之商业银行结构性存款压降,银行中长期负债缺口增大,资金利率上升,推动基准利率上行,使银行和债券市场风险压力指数提高,导致我国系统性金融风险压力指数短期上行。但经过市场调节,系统性金融压力指数得以较快下降。

(三)基于ADASYN-SVM的我国系统性金融风险的预警分析

本文通过将表征我国系统性金融风险的状态指标与表征我国系统性金融风险的特征指标相结合,构建了用于SVM预警的非平衡样本集,再运用ADASYN方法对非平衡样本集进行处理,得到平衡样本集,消除了不平衡样本所引起的分类偏差,在此基础上进行了SVM预警分析。为考察所构建的SVM模型的稳健性,本文划分了4个不同时间段的训练集和预测集,最终结果如表3所示。

从表3可知,无论SVM预警模型是否进行了非平衡样本修正,其预警准确率均较好。除了基于Sigmoid核函数时未进行非平衡样本修正的SVM模型的预警准确率超过0.71以外,其余模型的预警准确率均达到0.94以上。具体来看,未进行非平衡样本修正时,四类核函数的预警效果从优到差排序分别为,Polynomial核函数、Radial-basis核函数、Linear核函数和Sigmoid核函数,且前三者的预警效果要远优于基于Sigmoid核函数的预警效果。然而,当运用ADASYN方法对非平衡样本进行处理后,这四种核函数的预警效果一致,均达到0.99以上。这说明,基于不同核函数的SVM模型的预警偏差得以修正。对比两类SVM模型可知,当运用ADASYN方法对非平衡样本进行处理后,各类核函数的SVM预警效果均优于处理之前的预警效果,尤其是对Sigmoid核函数的预警性能提升最为明显。这说明,运用ADASYN方法对非平衡样本所引起的分类偏差问题进行改进,可明显优化预警效果,不仅提高了不同核函数SVM的预警性能,还减少了不同核函数SVM的预警偏差,模型预警能力得以有效提升。

此外,为检验ADASYN-SVM预警模型的优越性,本文增加了BP神经网络(BPNN)预警模型和逻辑(Logit)预警模型的实证分析,并将其预警结果与本文构建的ADASYN-SVM预警模型结果进行对比,结果如表4所示。

表 3

ADASYN-SVM 预警模型与 SVM 预警模型的预警结果

| 预警模型 | 核函数类型 | 预警区间 | | | |
|-----------------|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | | 2016.07—2021.06 | 2017.07—2021.06 | 2018.07—2021.06 | 2019.07—2021.06 |
| SVM 预警模型 | Radial-basis 核函数 | 0.9808 | 0.9808 | 0.9746 | 0.9519 |
| | Linear 核函数 | 0.9771 | 0.9714 | 0.9744 | 0.9432 |
| | Polynomial 核函数 | 0.9885 | 0.9856 | 0.9873 | 0.9808 |
| | Sigmoid 核函数 | 0.7175 | 0.8619 | 0.891 | 0.8678 |
| ADASYN-SVM 预警模型 | Radial-basis 核函数 | 0.9962 | 0.9952 | 0.9936 | 0.9904 |
| | Linear 核函数 | 0.9962 | 0.9952 | 0.9936 | 0.9904 |
| | Polynomial 核函数 | 0.9962 | 0.9952 | 0.9936 | 0.9904 |
| | Sigmoid 核函数 | 0.9962 | 0.9952 | 0.9936 | 0.9904 |

表 4 不同预警模型的预警结果

| 预警区间 | ADASYN-SVM 模型 | BPNN 模型 | Logit 模型 |
|-----------------|---------------|---------|----------|
| 2016.07—2021.06 | 0.9962 | 0.9818 | 0.9694 |
| 2017.07—2021.06 | 0.9952 | 0.9763 | 0.9666 |
| 2018.07—2021.06 | 0.9936 | 0.9746 | 0.9809 |
| 2019.07—2021.06 | 0.9904 | 0.9621 | 0.9715 |
| 2020.07—2021.06 | 1.0000 | 0.9633 | 0.9438 |

从表 4 可知, ADASYN-SVM 模型的预警效果明显优于 BP 神经网络预警模型和 Logit 模型的预警效果。ADASYN-SVM 模型的预警准确率在 0.99 以上, 而 BP 神经网络模型的预警准确率在 0.96 以上, Logit 模型的预警准确率则在 0.94 以上。特别是 2020 年 7 月至 2021 年 6 月这一时段, ADASYN-SVM 模型对我国系统性金融风险的预警准确率高达 1, 远高于 BP 神经网络模型的 0.9633 和 Logit 模型的 0.9438。由此可见, 本文构建的 ADASYN-SVM 预警模型具有良好的预警性能, 能较好地对我国系统性金融风险进行预警。

四、结论及政策建议

本文引入指数加权移动平均法 (EWMA) 对 CRITIC 赋权法进行改进, 实现了对各金融子系统之间的动态赋权, 从而准确反映各金融子系统间的动态风险关联机制, 实现对我国系统性金融风险的准确刻画, 为系统性金融风险的状态识别奠定了基础。同时, 针对由非平衡样本导致风险预警偏差的问题, 本文还运用自适应合成采样方法 (ADASYN) 对预警时所采用的非平衡样本进行处理。实证结果表明: 1) 采用动态 CRITIC 赋权法得到的金融压力指数, 能够准确反映我国系统性金融风险的预警性能, 能较好地对我国系统性金融风险进行预警。

静态 CRITIC 赋权法, 更能充分反映各金融子系统之间的动态风险机制, 既可以避免在低压力期高估压力状态, 又可以在高压力期对压力状态的充分反映。2) 各金融子系统的压力指数准确地反映了子系统的局部风险压力事件, 其中债券系统对我国系统性金融风险的影响最大, 是引起系统性金融风险压力的主要子系统。3) ADASYN 方法修正了不平衡样本带来的预警偏差, 提升了不同核函数 SVM 的预警性能, 减少了不同核函数 SVM 模型的预警偏差, 进而提高了模型的预警性能。4) ADASYN-SVM 预警模型具有良好的预警性能, 其预警效果优于普通 SVM 预警模型、BP 神经网络预警模型和 Logit 预警模型, 能较好地对我国系统性金融风险事件进行预警, 这为我国金融监管机构提供了方法借鉴。

本文的政策建议为: 首先, 系统性金融风险防控需从聚焦传统银行系统转向兼顾债券市场、外汇市场等相关金融子系统。同时, 系统性金融风险的监测预警也需要从关注金融监管指标、系统重要性金融机构等方面, 转向兼顾各金融子系统间的动态风险变化机制。其次, 鉴于债券市场往往是我国系统性金融风险的重要来源, 金融监管部门要实现了对系统性金融风险的有效监管, 需要特别关注我国债券市场的金融风险。再次, 随着我国金融市场的进一步开放, 外汇市场及外部冲击对我国系统性金融风险的影响将越来越大, 需要进一步研究如何在坚持金融开放的基础上, 制定外汇市场监管政策, 以有效应对外汇市场和外部市场的冲击。最后, 虽然本文构建的预警模型可以对系统性金融风险进行较好预警, 但金融风险预警仅是金融风险监管的第一步, 要实现了对金融风险的有效防范, 还必须借助宏观审慎

措施和微观风险管控,从而取得良好的防范效果。

注释:

①中国人民银行发布的《2021年第四季度我国货币政策执行报告》指出,2021年社会融资规模增量累计为31.35万亿元,其中金融机构发放贷款20.11万亿元,占比64.15%。

参考文献:

[1] 淳伟德和肖杨,供给侧结构性改革期间系统性金融风险的SVM预警研究,预测,2018年第5期,36-42。

[2] 丁岚、李鹏涛和刘立新,中国金融压力指数的构建与应用,统计与信息论坛,2019年第10期,63-72。

[3] 韩喜昆和马德功,基于AM-BPNN模型的系统性金融风险评估及预警,统计与决策,2021年第4期,138-141。

[4] 蒋海、纪佳帆和唐坤峰,尾部风险溢出网络与系统性金融风险研究——基于TENET方法的多角度实证,金融监管研究,2021年第11期,18-36。

[5] 李敏波和梁爽,监测系统性金融风险——中国金融市场压力指数构建和状态识别,金融研究,2021年第6期,21-38。

[6] 林宇、黄迅和徐凯,基于RU-SMOTE-SVM的金融市场极端风险预警研究,预测,2013年第4期,15-20。

[7] 刘超、李江源、禹海波和谢启伟,基于马尔科夫模型的我国金融系统性风险预警研究,系统工程学报,2020年第4期,515-534。

[8] 王朝阳和王文汇,中国系统性金融风险表现与防范:一个文献综述的视角,金融评论,2018年第5期,100-113、125-126。

[9] 吴光磊、吴小太和王斌,新冠肺炎疫情对我国系统性金融风险的影响分析——基于金融压力指数与组合模型,管理现代化,2021年第2期,103-107。

[10] 许涤龙和陈双莲,基于金融压力指数的系统性金融风险测度研究,经济动态,2015年第4期,69-78。

[11] 谢圣远和谢俊明,系统性金融风险的成因及防范:币值波动视角,经济纵横,2019年第9期,114-120。

[12] 杨海珍、程相娟、李妍、王俏和向悦,系统性金融风险关键成因及其演化机理分析——基于文献挖掘法,管理评论,2020年第2期,18-28。

[13] Ahn, J. J., K. J. Oh., T. Y. Kim and D. H. Kim, Usefulness of Support Vector Machine to Develop an Early Warning System for Financial Crisis, Expert Systems with Applications, 2011, Vol. 38, 2966-2973.

[14] European Central Bank, Box 1: A Global Index of Financial Turbulence, Financial Stability Review, 2009, Dec., 21-23.

[15] Frankel, J. A., and A. K. Rose, Currency Crashes in Emerging Markets: An Empirical Treatment, Journal of International Economics, 1996, Vol. 41, 351-366.

[16] Freixas, X., B. Parigi and J. C. Rochet, Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank, Journal of Money, Credit and Banking, 2000, Vol. 3, 611-638.

[17] Holló, D., M. Kremer and M. L. Duca, CISS: A Composite Indicator of Systemic Stress in the Financial System, ECB Working Paper, 2012, No. 1426.

[18] Huang, X., and F. Guo, A Kernel Fuzzy Twin SVM Model for Early Warning Systems of Extreme Financial Risks, International Journal of Finance & Economics, 2021, Vol. 26, 1459-1468.

[19] Illing, M., and Y. Liu, Measuring Financial Stress in a Developed Country: An Application to Canada, Journal of Financial Stability, 2006, Vol. 2, 243-265.

[20] Ilesanmi, K. D., and D. D. Tewari, Financial Stress Index and Economic Activity in South Africa: New Evidence, Economics, 2020, Vol. 8, 1-19.

[21] IMF, Global Financial Stability Report: Responding to the Financial Crisis and Measuring Systemic Risk, IMF Multimedia Services Division, 2009, Washington DC.

[22] Kaminsky, G., S. Lizondo and C. M. Reinhart, Leading Indicators of Currency Crises, IMF Working Paper, 1997, No. 79.

[23] Kim, T. Y., K. J. Oh, I. Sohn and Ch. H. Hwang, Usefulness of Artificial Neural Networks for Early Warning System of Economic Crisis, Expert Systems with Applications, 2004, Vol. 26, 583-590.

[24] Kim, S. Y., Prediction of Hotel Bankruptcy Using Support Vector Machine, Artificial Neural Network, Logistic Regression, and Multivariate Discriminant Analysis, Service Industries Journal, 2011, Vol. 31, 441-468.

[25] Kumar, M., U. Moorthy and W. Perraudin, Predicting Emerging Market Currency Crashes, Journal of Empirical Finance, 2003, Vol. 10, 427-454.

[26] Mundra, S., M. Bicchil, Evaluating Financial Stress Indicators: Evidence from Indian Data, Journal of Financial Economic Policy, 2020, Vol. 13, 116-135.

[27] Ouyang, Z. SH., X. T. Yang and Y. Z. Lai, Systemic Financial Risk Early Warning of Financial Market in China Using Attention-LSTM Model, The North American Journal of Economics and Finance, 2021, Vol. 56, 1-16.

[28] Ozcelebi, O., Assessing the Impacts of Financial Stress Index of Developed Countries on the Exchange Market Pressure Index of Emerging Countries, International Review of Economics & Finance, 2020, Vol. 70, 288-302.

[29] Patro, D. K., M. Qi and X. Sun, A Simple Indicator of Systemic Risk, Journal of Financial Stability, 2013, Vol. 9, 105-116.

[30] Martin, S., and S. Michael, Systemic Risk in European Banking: Evidence from Bivariate GARCH Models, ZEW Discussion Papers, 2003.