



基于大数据的农业保险“两虚”检测识别体系

赵思健, 薛璐瑶*

中国农业科学院农业信息研究所, 北京 100081

摘要: 虚假承保、虚假理赔是制约我国农业保险高质量发展的重要风险, 不仅影响财政补贴资金使用效益, 还削弱了农业保险的风险保障功能和行业公信力。在农业保险由规模扩张转向高质量发展的背景下, 单纯依靠事后查处和人工核查已难以有效应对隐蔽化、链条化和合谋化的“两虚”行为。本文在梳理国内外农业保险反欺诈实践和检测识别技术演进的基础上, 提出构建基于大数据的农业保险“两虚”检测识别体系。研究认为, 农业保险“两虚”治理应以大数据为底座, 以规则校验、异常检测、人工智能等为方法组合, 以“政产学研”协同、分层检测和闭环迭代为运行保障。本研究可为提升农业保险精准承保、精准理赔和监管能力提供技术路径与制度参考。

关键词: 农业保险; 虚假承保; 虚假理赔; 检测识别; 大数据

1 引言

农业保险作为一类农业风险分散与管理工具, 在稳定农民收入、促进农业可持续发展等方面发挥重要的“稳定器”和“助推器”作用。自2007年中央财政补贴政策实施以来, 我国农业保险实现跨越式发展, 已然成为全球规模最大的农业保险市场。但在快速发展过程中, 各类“虚假”违法违规行却一直“如影随形”, 尤其是虚假承保、虚假理赔（以下简称“两虚”）更是成为制约行业长期健康发展的突出“顽疾”, 不仅造成了国家财政补贴资金的大量流失, 更严重削弱了农业保险应有的风险保障效能与行业公信力, 成为行业亟须破解的关键难题^[1-2]。

农业保险“两虚”治理的制度规范体系, 伴随农业保险监管实践的深化而不断完善。总体来看, 相关政策的治理重点经历了由合规性约束向市场秩序规范、源头治理和全流程精准管控拓展的过程。2012年《农业保险条例》明确禁止虚构、虚增保险标的等行为, 初步确立了农业保险虚假行为治理的制度边界; 2019年《关于加快农业保险高质量发展的指导意见》进一步强调规范农业保险市场秩序, 并要求从源头防

止弄虚作假和骗取财政补贴资金; 2022年《农业保险承保理赔管理办法》则从承保、理赔、内部控制等方面细化了业务管理要求。2024年中央一号文件提出“推进农业保险精准投保理赔”, 进一步体现出监管逻辑由事后查处向事前预防、事中控制和事后追责相结合转变。由此可见, “两虚”治理已进入更加重视精准识别和过程管控的新阶段, 也对技术识别方法的可靠性、解释性和应用适配性提出了更高要求。

农业保险兼具风险保障和财政支农双重属性, 其运行效果不仅关系到农户灾后风险补偿, 也关系到财政补贴资金的使用效率和政策公信力^[3-4]。虚假承保、虚假理赔可能造成财政资金错配和保障资源挤占, 进而削弱农业保险的风险分散功能和制度信任基础。从发生机制看, 农业保险标的分散、核验成本较高, 保险机构难以全面掌握投保标的、灾害损失和农户经营状况等真实信息, 信息不对称和道德风险由此成为“两虚”行为产生的重要条件, 也为虚增标的、虚假报案和夸大损失等行为提供了空间^[2,5]。与此同时, 农业保险承保与理赔又高度依赖基层组织、协保员和业务人员参与信息采集、承保核验、查勘定损等环节。这种基层协作机制虽然提高了服务效率, 但也延长了

收稿日期: 2026-04-15; 录用日期: 2026-07-15

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41471426); 中国农业再保险股份有限公司课题项目(ZGNZ2024-ZL05)。

联系方式: 赵思健, E-mail: zhaosijian@caas.cn. 通信作者薛璐瑶, E-mail: xueluyao2024@163.com。

委托代理链条^[6-7]。各类研究普遍认为,通过科技赋能、数据共享、标准完善、基层治理与监管约束多方联动,能够从源头压缩虚假承保、虚假理赔的滋生空间^[8-10]。但总体来看,现有研究更多侧重于治理方向和政策建议,对虚假承保、虚假理赔如何被识别、如何形成可操作的检测流程,以及如何构建相应的技术识别范式,仍缺乏系统讨论。基于此,本文将在梳理国内外农业保险“两虚”检测识别技术演进的基础上,进一步探讨大数据驱动的农业保险“两虚”检测识别体系构建路径,重点从数据基础、技术方法和运行机制三个层面展开分析,以期为我国有效防范化解“两虚”问题、推动农业保险高质量发展提供参考。

2 农业保险“两虚”检测识别技术的演进

农业保险“两虚”检测识别并非单一技术问题,而是随着数据来源、业务场景和欺诈形态变化不断演进的综合治理问题。结合美国农业保险反欺诈实践以及我国近年来的探索,可以将当前“两虚”识别检测技术演进概括为三个阶段:基于规则的启发式范式、基于多源数据的证据校验范式和基于人工智能的智能挖掘范式。

2.1 基于规则的启发式范式

基于业务规则的校验是农业保险“两虚”检测识别中应用较早,也最容易落地的一类方法。其基本思路是将政策规定、保险条款、业务流程和监管要求转化为可执行的规则条件,再对承保、理赔、支付等业务数据进行筛查。通过字段匹配、阈值判断、逻辑校验和一致性检查,可以识别重复投保、倒签单、保险期间异常、承保数量异常增长、投保理赔主体不一致等风险。由于规则来源清晰、结果可解释性强,该方法适合发现制度规定明确、业务逻辑较为稳定的违规问题。

从实践功能看,规则校验的意义并不在于直接认定某一保单或赔案虚假,而在于压缩人工检查范围、形成后续核查所需的风险线索。美国风险管理局(RMA)与相关研究机构合作建立数据仓库,并利用数据挖掘生成具有欺诈嫌疑的农户名单,本质上即通过规则和统计模型缩小人工抽查范围^[11-12]。我国部分地区(如北京)依托农业保险信息平台设置重复投保、虚增标的、倒签单等检测规则,对全量业务数据进行

集中筛查,再将疑似保单和赔案交由审计或监管人员核实,也体现了规则检测在风险预警和监管取证中的基础性价值。

但规则检测也存在一定局限。一方面,规则设定依赖专家经验和既有案例,规则多围绕单一字段或少量字段组合展开,能够识别日期倒置、面积异常、赔付率异常等显性问题,但对跨主体、跨年度的异常关联把握不足,对新型、隐蔽型“两虚”行为的覆盖能力有限;另一方面,固定规则容易被熟悉业务流程的主体规避,导致检测效果随业务环境变化而下降。因此,规则校验可以作为“两虚”风险识别的基础性工具,但难以独立完成复杂“两虚”行为的识别。

2.2 基于多源数据的交叉校验范式

随着政务数据、遥感数据、气象数据和防疫检疫数据等外部数据资源逐步丰富,“两虚”检测从业务数据内部校验转向多源异构数据之间的交叉验证。该范式的核心逻辑是利用农业生产、土地资源、灾害发生、空间位置和畜禽处理等外部证据,对承保和理赔信息的真实性进行外部核验。例如,在承保端,可利用土地确权、国土调查、粮食补贴、畜禽存栏和遥感识别数据核验投保主体、地块边界、作物类型和承保数量;在理赔端,可利用气象灾害过程、遥感灾损指数、无害化处理和防疫数据核验灾害发生时间、范围、强度和死亡标的真实性^[13]。

在多源异构数据交叉验证方面,已有实践开始将政务数据与农业保险业务数据结合起来开展核验。其基本思路是引入粮食直补、畜牧存栏、土地确权、国土调查等外部数据,将其与承保标的、承保面积和区域承保总量进行比对,借助不同数据之间的逻辑约束关系识别超额承保、虚构标的和虚报面积等风险。例如,种植业保险可通过“空间地块落界”将保单标的信息与国土调查矢量数据进行空间叠加,检验投保地块是否位于耕地范围内,以及承保面积是否与地块面积相匹配;养殖业保险则可结合畜牧存栏、检疫和防疫数据,判断承保数量是否具备现实依据。相较于单纯依赖保险机构内部业务数据,外部数据能够提供相对独立的核验参照,有助于缓解承保理赔环节的信息不对称。

农业保险数据具有较强的时空属性,不同来源数据在空间尺度、时间频率、统计口径和数据质量方面往往并不一致,若缺乏空间配准、时间窗口匹配和口径标准化,数据之间的差异可能被误判为业务异常,

进而影响风险识别结果的准确性。

2.3 基于人工智能的智能挖掘范式

人工智能方法的引入，使农业保险“两虚”检测识别从静态规则和人工设定阈值，进一步转向模型自动学习、异常模式识别和非结构化材料审核。其基本思路是利用机器学习、深度学习等方法，从承保理赔数据、主体行为数据和图像影像材料中发现潜在异常，识别传统规则难以覆盖的隐蔽风险。

从当前实践看，智能检测主要服务于理赔端的风险识别。近年来，保险机构在生物识别、影像检索等方面已经开展了一些应用探索，如智能点数、畜脸识别、智能测长测重和影像查重等，分别用于识别疑似不足量投保或超量投保、重复理赔、非保险标的理赔、虚报死亡标的重量以及影像重复使用、篡改使用等问题^[8]。这类方法能够提高理赔材料审核的自动化水平，也有助于发现人工核查中容易遗漏的异常线索。

智能检测方法在农业保险“两虚”识别中仍面临一定应用门槛。一方面，农业保险虚假样本数量有限，

且违规行为通常要经过监管检查后才能被确认，容易形成标签不完整等问题，限制了监督学习模型的大规模应用。另一方面，农业保险业务具有较强的地域性和险种差异，不同地区、不同险种和不同年份存在差别，也会影响模型的迁移能力和识别稳定性。

因此，要提高“两虚”风险识别的准确性和可核查性，需要将人工智能方法与规则校验、多源数据交叉验证、人工核查等机制结合起来，形成“规则筛查—数据验证—模型识别—人工复核”的协同流程。这样既可以发挥智能模型在复杂模式识别方面的优势，也能通过规则约束和人工复核弥补其不足。

3 基于大数据的“两虚”检测识别体系

3.1 总体架构与设计思想

农业保险“两虚”检测识别体系应从单点技术应用转向系统性架构设计。本文将该体系概括为“数据—技术—应用”三位一体（图 1）：数据层负责汇聚

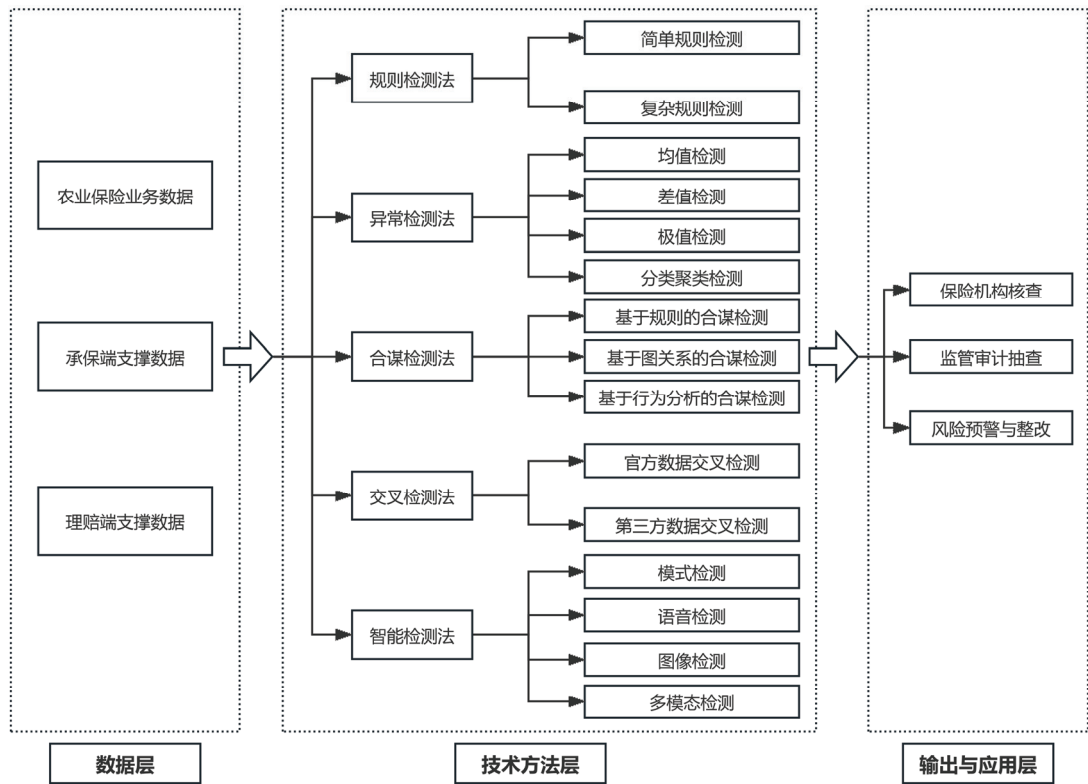


图 1 农业保险“两虚”检测识别的技术体系

Fig. 1 Technical system for detecting and identifying the “two falsifications” in agricultural insurance

农业保险业务数据和承保、理赔支撑数据，并通过统一编码、时空索引和质量治理形成可计算的数据底座；技术层综合运用规则校验、异常检测、多源交叉验证、合谋检测和智能检测等方法，将业务记录转化为可核查的风险线索；应用层通过协同治理、数据共享、分层检测和反馈迭代，使检测结果能够进入保险机构整改、监管审计抽查和模型持续优化过程。

该体系的基本运行逻辑是：以保险业务数据为直接检测对象，以行政监管数据、自然资源数据、遥感数据、气象数据和防疫检疫数据为外部证据，以算法模型为风险线索生成工具，以人工核查和监管反馈为最终验证环节。其目标不是用模型替代监管，而是通过数据和技术提高风险识别效率、增强核查针对性。

3.2 “两虚”检测大数据组织

开展农业保险“两虚”识别检测的基础是构建面向承保、理赔和监管应用的大数据仓库，围绕“两虚”检测任务对数据进行分类组织、统一编码和时空治理。

总体上，相关数据可分为农业保险业务数据、承保端支撑数据和理赔端支撑数据三类（表 1）。其中，农业保险业务数据覆盖投保、承保、保全、理赔、收付、服务等环节，是识别“两虚”风险的直接对象；承保端支撑数据主要用于核验投保主体、保险标的、地块边界、承保面积和养殖数量；理赔端支撑数据主要用于核验灾害发生、损失程度、死亡标的和赔付金额的真实性^[4]。

由于农业保险承保和理赔具有明显的时空属性，保单、地块、灾害、查勘和赔案等信息最终都需要落实到具体空间位置和时间，若直接进行简单比对，容易因口径不统一而产生误判。因此，应建立统一的索引机制，以地块编码、经纬度坐标、保险期间和出险时间窗口为基础，对遥感影像、气象数据、地块数据、保单数据和理赔数据进行空间和时间匹配。对于涉及农户身份、地块权属、资金账户和经营信息等敏感数据，应在数据脱敏、加密传输、权限控制等基础上，推动跨部门、跨机构数据协同。

表 1 农业保险大数据仓库
Table 1 Big data warehouse for agricultural insurance

数据类别	具体内容	用途
农业保险业务数据	投保、承保、保全、理赔、收付、服务等业务环节形成的全要素数据，包括投保信息、保险标的、保险金额、批改信息、报案信息、查勘定损信息、赔案信息等。	作为农业保险“两虚”检测识别的直接对象，用于识别重复投保、倒签单、超额承保、异常批改、虚假报案、虚假定损、异常赔付、骗取财政补贴等问题。
承保端支撑数据	国土调查中的耕地等土地资源状况数据；粮食补贴数据；土地确权数据；土地流转合同、承包合同等数据；遥感识别的耕地、农作物等数据；养殖单位、防疫耳标等畜牧养殖数据。	用于核验投保主体、保险标的、地块边界、承保面积、投保作物、养殖数量等信息的真实性，识别虚构标的、虚增标的等虚假承保风险。
理赔端支撑数据	作物受灾面积、受灾程度等灾情数据；气象灾害监测数据；卫星遥感和无人机遥感识别的受灾数据；畜禽无害化处理数量等防疫检疫数据。	用于核验灾害发生时间、范围、强度、受灾面积等信息的真实性，识别无灾报案、夸大损失、虚假定损、重复理赔、非保险标的理赔等虚假理赔风险。

3.3 检测识别技术方法体系

在大数据基础上，“两虚”检测识别需要形成多方法协同的技术体系。不同方法并非相互替代关系，而是分别面向不同风险类型和业务场景：规则检测侧重显性违规，异常检测侧重个体偏离，合谋检测侧重多主体关联，交叉检测侧重外部证据校验，智能检测侧重图像、语音、文本和多模态材料的自动识别。

第一，规则检测法。规则检测法是农业保险“两虚”风险识别中较为基础的方法，主要通过设定业务规则，对承保、理赔及资金支付等环节的数据进

行校验。根据规则复杂程度，可将其分为简单规则检测和复杂规则检测。简单规则检测主要针对单一字段开展核验，如费率、保险期间、起保日期、核保日期等是否符合条款约定和业务流程要求；复杂规则检测则强调多字段之间的逻辑关系，例如结合农户姓名、身份证号、险种、区域、保险期间和地块位置识别重复投保，或根据投保日期、核保日期、起保日期和出险日期之间的先后关系识别倒签单、保险期间异常等问题。

第二，异常检测法。异常检测法主要用于发现明显偏离多数样本的保单、农户、赔案或区域。传统方

法包括均值检测、差值检测、极值检测和聚类检测等，可用于识别承保数量异常增长、赔付率长期处于高位等问题。在此基础上，也可以引入孤立森林、局部离群因子、自编码器、单类支持向量机和时序异常检测等方法，识别高维特征空间中的非线性异常和长期行为偏离。

第三，合谋检测法。合谋检测法主要面向多主体共同参与的“两虚”风险。农业保险业务链条较长，农户、协保员、村级组织、业务员、查勘员、保险机构等主体之间存在较多交互关系，部分虚假承保和虚假理赔并非单一主体独立完成，而是通过信息配合、流程协助或利益分配形成合谋。因此，可将相关主体建模为节点，将投保、查勘、定损、赔付、资金流和组织关系等建模为边，进而利用社区发现、中心性分析、异常子图挖掘、图卷积网络和图注意力网络等方法，识别高度聚集、频繁交互或利益关系异常的主体组合。

第四，交叉检测法。交叉检测法强调将农业保险业务数据与行政监管数据、遥感数据、气象数据等进行多源比对，利用不同数据源之间的逻辑关系识别异常。在承保端，可结合区域资源总量、地块权属、作物识别和畜禽存栏等数据核验承保标的是否真实、承保数量是否合理；在理赔端，可通过气象灾害过程、遥感灾损结果、灾情统计和无害化处理等数据核验事故发生和损失程度是否具有现实依据。与单纯依赖保险机构内部数据相比，交叉检测能够引入相对独立的外部参照，有助于缓解承保理赔环节的信息不对称。

第五，智能检测法。智能检测法主要依托计算机视觉、语音识别、自然语言处理和多模态模型，对查勘照片、承保双录、报案文本、定损说明、遥感影像和气象过程等非结构化或半结构化数据进行识别分析。图像检测可用于牲畜个体识别、影像查重、作物面积识别和灾损程度判断；语音检测可用于识别承保告知、签字授权和被保险人确认过程中的异常；文本检测可用于发现报案描述、查勘记录和定损结论之间的逻辑矛盾；多模态检测则能够将图像、文本、空间位置和气象过程等信息进行综合分析，发现单一数据源难以识别的虚假理赔线索。

总体来看，农业保险“两虚”检测识别不宜依赖单一技术路径，而应构建分层递进、相互校验的综合方法体系。前端可通过规则检测和多源交叉比对提高

风险发现的及时性，中端可通过异常检测和关系挖掘扩大风险线索覆盖面，后端则可借助智能审核和人工核查提升证据判断的准确性。通过多方法协同，能够将分散的业务记录、外部数据和非结构化材料转化为可追踪的风险线索，从而为后续核查整改和精准监管提供支撑。

4 “两虚”识别检测体系运行的保障机制

4.1 建立“政产学研”组合的工作模式

农业保险“两虚”检测具有明显的跨部门和跨领域特征，涉及保险业务、农业生产、财政补贴、土地资源、气象灾害和基层治理等多类信息，单一主体难以独立完成有效识别。因此，应建立政府部门、保险机构、科研单位和技术服务主体共同参与的协同治理机制。政府部门侧重于数据基础设施建设、共享规则制定和监管场景设计，推动农业、财政、自然资源、气象、金融监管等数据在依法依规前提下有序共享；保险机构作为业务数据供给方和模型应用主体，应提供承保、理赔、查勘、定损和赔付等高频数据，并将检测结果嵌入内部风控流程；科研机构和技术服务主体则负责算法研发、模型优化和技术验证。通过建设联合实验室、监管科技平台或试点应用场景，进一步打通“数据汇聚—模型研发—业务应用—监管反馈”的链条，使“两虚”检测从单点技术探索转向常态化、协同化的治理机制（图2）。

4.2 分层检测与闭环迭代机制

农业保险“两虚”检测应按照业务时点和风险复杂程度形成前置检测、后置检测和周期检测相结合的分层机制。前置检测嵌入投保、核保、出单、报案、查勘和核赔等关键节点，主要依靠成熟规则和快速比对，对重复投保、明显超资源承保、保险期间异常、影像重复等问题进行即时提示，适合用于保险机构内控管理。后置检测在保单和赔案进入数据平台后开展，利用跨机构、跨区域和跨年度数据进行深层异常识别和交叉验证，适合监管部门开展日常监测和风险提示。周期检测则以季度、半年或年度为单位，重点使用多源交叉验证、图挖掘和多模态分析，发现深层次、隐蔽性和链条化虚假问题，为监管检查、审计抽查和专项治理提供线索。

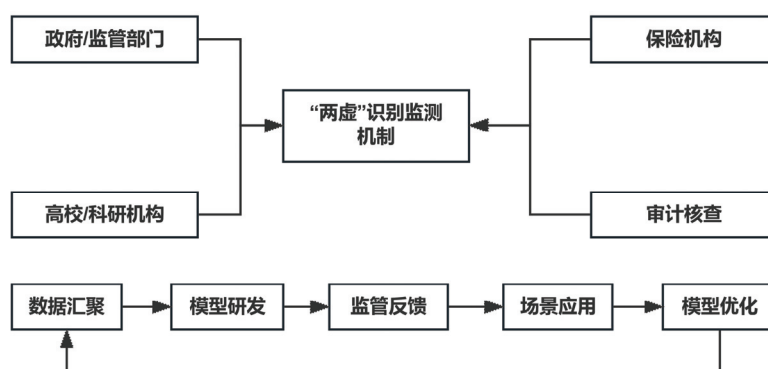


图2 农业保险“两虚”检测识别的“政产学研用”工作模式

Fig. 2 Government-industry-academia-application collaboration model for detecting and identifying false underwriting and false claims in agricultural insurance

检测体系能否长期有效，取决于是否形成闭环迭代机制。模型识别出的风险线索应交由保险机构、监管部门或审计机构核实，核查结果再回流至大数据仓库，作为后续模型训练、规则优化和特征更新的样本基础。对于核查中发现的新型“两虚”手法，应及时转化为检测规则、风险指标和模型特征；对于误报较高的规则和模型，应根据核查反馈调整阈值、特征权重和适用场景。

4.3 模型治理与应用转化机制

大数据驱动的农业保险“两虚”检测识别体系，还需配套完善的模型治理机制。检测结果主要用于风险预警、重点核查和监管抽查，而非直接作为行政处罚或理赔拒绝的依据。每条高风险线索应同时提供触发规则、关键异常特征、相关主体关系以及可追溯的外部证据，便于业务人员、审计人员和监管人员进行验证与复核。对于深度学习和多模态模型，还需通过可解释性分析、相似案例检索和证据链展示等方式，提升模型结果的透明度，防止对农户权益产生不当影响。

此外，复合型人才建设应与模型应用过程紧密结合。监管部门和保险机构应培养既熟悉农业保险业务，又掌握数据治理、模型解释和线索核查技能的跨职能团队；科研机构则需在真实业务场景中持续检验模型的有效性和泛化能力。通过技术研发、业务理解与监管需求的有机结合，农业保险“两虚”检测识别体系才能从技术方案转化为可操作的治理能力，实现风险线索发现、核查和处置的闭环管理。

5 总结与展望

农业保险“两虚”问题已经成为制约农业保险高质量发展和财政补贴效益的重要风险因素。本文在梳理国内外实践和技术演进的基础上指出，农业保险“两虚”检测识别正在经历由规则校验向多源交叉验证、由个体异常识别向关系网络挖掘、由单一结构化数据分析向多模态智能检测的转变。基于此，本文提出构建大数据驱动的农业保险“两虚”检测识别体系，该体系以农业保险大数据为数据底座，强调数据融合、时空对齐、质量治理和安全共享；以多方法协同为技术支撑，综合运用规则检测、异常检测、合谋检测、交叉检测和智能检测；以“政产学研用”协同、分层检测和闭环迭代为运行保障，实现风险线索发现、核查、反馈和模型优化的循环。

当前农业保险“两虚”检测识别仍存在三类关键瓶颈：第一，跨域数据融合壁垒突出，保险业务数据、自然资源数据、遥感影像、气象数据和防疫检疫数据分散在不同部门和机构，存在共享权限、数据标准、时空尺度和安全合规等多重障碍；第二，隐蔽性、链条化欺诈识别不足，传统规则可以发现显性违规，却难以识别多主体协作、长期小额多次套取和跨环节链条化虚假；第三，小样本与跨场景适用问题较为突出，真实确认的虚假样本数量有限，且不同地区、险种和年份的欺诈模式存在差异，容易制约模型训练、迁移应用和识别稳定性。

未来研究仍可从以下几个方面进一步深化。首先，需要进一步解决多源数据的时空匹配问题，不同数据

在空间尺度、更新时间和统计口径上并不完全一致,如何在统一时空框架下实现数据对齐,并合理设置误差容忍范围,是提高承保真实性判断准确性的关键;其次,复杂欺诈网络识别仍有拓展空间,农业保险“两虚”行为可能涉及多个主体,仅依靠单点异常识别,难以揭示跨主体、跨环节的合谋关系,后续可通过构建异质关系网络,识别异常子图、隐蔽团伙和链条化合谋结构;此外,小样本与跨场景适用问题也值得进一步研究,农业保险“两虚”样本数量有限,且标签往往存在滞后、不完整问题,后续可结合无监督异常检测、半监督学习等方法,提高模型在有限样本条件下的识别能力。

参考文献

- [1] 薛璐瑶,赵思健. 农业保险“两虚”问题研究: 形成机理、治理策略及未来展望. 农业展望, 2025, 21(10): 38-49.
Xue L Y, Zhao S J. Research on the "Two Falsities" problem in agricultural insurance: formation mechanism, governance strategies and future prospects. Agricultural Outlook, 2025, 21(10): 38-49.
- [2] 虞国柱. 关于农业保险精准理赔问题的思考. 保险理论与实践, 2023(6): 20-37.
Tuo G Z. Reflections on the issue of precision claim settlement in agricultural insurance. Insurance Theory and Practice, 2023(6): 20-37.
- [3] 张峭,王克,李越,等. 我国农业保险风险保障: 现状、问题和建议. 保险研究, 2019(10): 3-18.
Zhang Q, Wang K, Li Y, et al. Risk protection of agricultural insurance in China: Current situation, problems and suggestions. Insurance Studies, 2019(10): 3-18.
- [4] 袁纯清. 农业保险高质量发展要坚持六个导向. 保险研究, 2023(5): 3-8.
Yuan C Q. High-quality development of agricultural insurance should adhere to six orientations. Insurance Studies, 2023(5): 3-8.
- [5] 金大卫,潘勇辉. 政策性农业保险的道德风险调控初探——基于信息经济学的视角. 农业经济问题, 2009, 30(10): 25-33.
Jin D W, Pan Y H. Preliminary study on moral hazard regulation in policy-oriented agricultural insurance: From the perspective of information economics. Issues in Agricultural Economy, 2009, 30(10): 25-33.
- [6] 柴智慧,赵元凤. 农险市场中的保险公司道德风险研究. 保险研究, 2019(7): 45-52.
Chai Z H, Zhao Y F. Research on moral hazard of insurance companies in agricultural insurance market. Insurance Studies, 2019(7): 45-52.
- [7] 张保帅,任晓莉. 农业保险精准理赔问题研究——以山东滨州为例. 保险职业学院学报, 2024, 38(1): 71-76.
Zhang B S, Ren X L. Research on precise claim settlement of agricultural insurance: A case study of Binzhou City, Shandong Province. Journal of Insurance Professional College, 2024, 38(1): 71-76.
- [8] 赵思健,李宏伟. 中国农业保险精确承保精准理赔存在的问题、成因与对策. 农业展望, 2023, 19(10): 3-12.
Zhao S J, Li H W. Problems, causes and countermeasures of accurate underwriting and precision indemnity in China's agricultural insurance. Agricultural Outlook, 2023, 19(10): 3-12.
- [9] 刘轶,芦斌. 美国农业保险反欺诈制度及其借鉴. 农业经济, 2018, (02): 118-119.
Liu Y, Lu B. Anti-fraud system of American agricultural insurance and its enlightenment. Agricultural Economy, 2018(2): 118-119.
- [10] 李玉泉,乔石. 大金融背景下保险欺诈的新特征和风险防范路径. 保险研究, 2021(4): 121-127.
Li Y Q, Qiao S. New characteristics and risk prevention paths of insurance fraud under the background of comprehensive finance. Insurance Studies, 2021(4): 121-127.
- [11] 贺娟,肖小勇,谭德凤,等. 大数据背景下的农险反欺诈检测: 国际经验与技术选择. 保险研究, 2019(7): 53-66.
He J, Xiao X Y, Tan S F, et al. Anti-fraud detection in agricultural insurance under the background of big data: International experience and technology options. Insurance Studies, 2019(7): 53-66.
- [12] 林源,高聪,屠赛阳. 农业保险欺诈治理: 美国实践与启示. 保险理论与实践, 2024(3): 14-27.
Lin Y, Gao C, Tu Q Y. Governance of agricultural insurance fraud: U.S. practices and implications. Insurance Theory and Practice, 2024(3): 14-27.
- [13] 赵思健,赵坚,陈爱莲,等. 遥感交叉验证农业保险数据的路径与指标研究. 保险研究, 2024(1): 49-58.
Zhao S J, Zhao J, Chen A L, et al. Research on paths and indicators for remote sensing cross-validation of agricultural insurance data. Insurance Studies, 2024(1): 49-58.
- [14] 赵思健,张峭,陈敬敏. 大数据视角下的农业保险创新与提升. 保险理论与实践, 2017(12): 22-42.
Zhao S J, Zhang Q, Chen J M. Innovation and improvement of agricultural insurance from the perspective of big data. Insurance Theory and Practice, 2017(12): 22-42.

引用本文: 赵思健, 薛璐瑶. 基于大数据的农业保险“两虚”检测识别体系[J]. 农业大数据学报, 2026,8(3):313-320. DOI: 10.19788/j.issn.2096-6369.000159.

CITE: ZHAO SiJian, XUE LuYao. Construction of the Big-data driven Detection and Identification System for "Two Frauds" in China's Agricultural Insurance[J]. Journal of Agricultural Big Data, 2026,8(3):313-320. DOI: 10.19788/j.issn.2096-6369.000159.

Construction of the Big-data driven Detection and Identification System for "Two Frauds" in China's Agricultural Insurance

ZHAO SiJian, XUE LuYao *

Agricultural Information Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081

Abstract: False underwriting and false claims are important risks constraining the high-quality development of agricultural insurance in China. They not only affect the efficiency of fiscal subsidy use, but also weaken the risk protection function and industry credibility of agricultural insurance. Against the background that agricultural insurance is shifting from scale expansion to high-quality development, reliance solely on ex post investigation and manual verification is no longer sufficient to address increasingly concealed, chain-based, and collusive forms of “two falsifications.” Based on a review of domestic and international anti-fraud practices in agricultural insurance and the evolution of detection and identification technologies, this paper proposes the construction of a big data-based detection and identification system for false underwriting and false claims in agricultural insurance. The study argues that the governance of the “two falsifications” in agricultural insurance should take big data as the foundation, combine methods such as rule-based verification, anomaly detection, and artificial intelligence, and rely on collaborative governance among government, industry, academia, and application entities, as well as hierarchical detection and closed-loop iteration as operational safeguards. This study provides a technical pathway and institutional reference for improving the capacity of precise underwriting, precise claims settlement, and risk supervision in agricultural insurance.

Keywords: agricultural insurance; false underwriting; false claim; detection and identification; big data