量子前哨
QFOREPOST



量子计算赋能保险业的可行性分析报告（2026）

太平金融科技服务（上海）有限公司
量子前哨商业智库
联合出品

目　录

一、保险业为什么要关注量子计算技术 1

（一）保险业务复杂度的演进与算力需求激增 2

（二）经典计算范式在核心业务场景中的瓶颈显现 3

（三）量子计算作为突破型解决方案的理论必然性 4

二、量子计算技术与生态发展情况 5

（一）技术发展现状 6

（二）生态发展情况 11

（三）应用探索情况 14

三、量子计算应用可行性评估方法论 23

（一）技术可行性 24

（二）业务适配性 27

（三）综合评估 28

四、保险业量子计算潜在关键应用场景分析 30

（一）动态资产负债管理与资本配置优化 31

（二）基于高维风险因子的精准定价与准备金评估 33

（三）大规模关联网络反欺诈与异常交易识别 35

五、可能面临的挑战以及对应的应对策略 38

（一）潜在问题和挑战 39

（二）对应的应对策略 39

六、总结与展望 41

图表索引

表1　通用型与专用型量子计算机主要技术路线对比 7

图1　欧美量子计算产业生态体系概况（2025年） 12

表2　技术可行性评分标准 26

表3　业务适配性评分标准 28

表4　技术可行性与业务适配性二维评估矩阵 29

一、保险业为什么要关注量子计算技术



保险业务涵盖精算定价、承保、理赔、风控（反欺诈）等关键业务环节，在数智化转型浪潮的推动下，相关业务发展正面临大规模数据处理、复杂高维建模与组合优化求解等多重技术挑战。

量子计算凭借其内在的并行计算能力与处理复杂系统模型的优势，有望在部分复杂金融保险计算任务中实现突破，为行业数智化升级注入新动力。

（一）保险业务复杂度的演进与算力需求激增

从业务形态上看，现代保险业已从**以静态精算表和经验规则为核心的传统模式，转向以高维数据建模、动态风险评估和实时决策为特征的复杂系统。**无论是寿险、财险，还是健康险、再保险和新兴的参数化保险，其背后所依赖的风险因子数量、交互关系和不确定性程度都呈指数级增长。

一方面，风险建模的维度持续扩展。传统精算模型通常依赖有限数量的统计特征，而当前保险业务正在全面引入多源异构数据，包括行为数据、传感器数据、图像与文本数据、社交与网络关系数据等。这使得风险评估不再是低维统计问题，而是典型的高维非线性优化与推断问题，对计算复杂度提出了前所未有的要求。

另一方面，业务决策从“事后评估”转向“事前预测与实时响应”。在智能承保、动态定价、反欺诈、再保险结构设计等场景中，保险公司需要在极短时间内完成大规模方案搜索、组合优化和不确定性评估。这类问题往往涉及指数级解空间或复杂约束条件，传统依赖穷举、近似或启发式算法的方法，正在逐渐逼近性能极限。

此外，监管环境和资本约束也在放大算力需求。以偿付能力监管、压力测试和情景分析为例，保险公司需要在大量极端场景下反复计算资产负债匹配、风险敞口和资本充足率，这本质上是大规模随机模拟与组合优化问题，对算力规模和效率提出持续增长的要求。

因此，从业务复杂度演进的角度看，保险业对算力的需求并非线性增长，而是呈现出结构性、指数级提升的趋势，这为探索超越经典计算的新型计算范式奠定了现实基础。

（二）经典计算范式在核心业务场景中的瓶颈显现

尽管过去数十年中，经典计算能力在摩尔定律推动下持续提升，并通过并行计算、云计算和AI加速器等手段显著增强，但在保险业若干核心场景中，其内在瓶颈已逐步显现。

首先，在组合优化类问题中，经典计算面临计算复杂度不可避免的指数爆炸。无论是资产配置优化、再保险分层设计、风险对冲方案选择，还是大规模保单组合的精细化定价，本质上都可抽象为带有复杂约束的组合优化问题。随着问题规模扩大，经典算法往往只能依赖启发式或近似方法，在计算时间、解质量和稳定性之间进行权衡，难以保证全局最优或可解释的结果。

其次，在高维不确定性建模与推断中，经典模拟方法的效率瓶颈日益凸显。保险精算与风险管理长期依赖蒙特卡洛模拟等随机方法，但在面对多风险因子高度相关、尾部风险显著以及极端情景分析需求不断增强的背景下，模型所需的样本规模随维度快速增长，计算成本和时间开销显著上升，对算力资源形成持续压力。与此同时，随着人工智能技术在保险领域的广泛应用，模型训练与推理对算力的需求进一步放大。图神经网络、生成模型和强化学习等先进方法在反欺诈识别、客户细分和风险预测等场景中展现出良好效果，但其背后往往涉及大规模参数空间搜索和复杂损失函数的反复优化，使得计算资源消耗、能耗水平和模型迭代周期成为制约其规模化应用和持续优化的重要因素。

此外，经典计算体系性能提升的边际效应正持续减弱。从硬件层面看，长期支撑算力增长的摩尔定律逐步逼近物理极限，晶体管尺寸接近原子尺度后，功耗、散热和稳定性问题日益突出，维持性能提升需要更复杂的系统架构与调度机制，整体不确定性和运维复杂度显著上升。在大规模并行和高负载场景下，计算稳定性和能效比已成为制约系统扩展的重要因素。从算法层面看，尽管并行化和启发式方法在工程上有所缓解，但针对组合优化等NP难问题，其根本计算复杂度并未改变，随着问题规模扩大，算力堆叠难以持续支撑业务需求。在此背景下，单纯依靠经典计算架构的增量式优化，已难以满足保险业未来十年至二十年在风险精细化建模和大规模情景分析方面不断增长的算力需求。

（三）量子计算作为突破型解决方案的理论必然性

在上述背景下，量子计算并非对经典计算的简单替代，而是**在特定问题类型上提供指数级或多项式级加速潜力的全新计算范式，其出现具有明显的理论必然性。**

从硬件角度看，量子计算利用量子叠加、纠缠和干涉等物理特性，使系统能够在一次演化过程中并行探索庞大的解空间。这种“物理并行性”使其在组合优化、采样、概率分布估计等问题上，天然契合保险业务中的关键计算需求。

从问题结构角度看，保险业大量核心问题可映射为量子计算擅长处理的数学形式。例如，资产与负债匹配、风险因子选择、再保险结构设计等问题，均可转化为伊辛模型或二次无约束二进制优化（QUBO）问题，适用于量子退火或相干光量子计算等专用型量子计算架构。

从算法层面看，量子加速并不要求完全颠覆现有业务系统，而可以通过“量子—经典协同”的方式逐步融入现有计算流程。在这一模式下，量子计算主要承担解空间搜索、复杂约束优化或高维采样等最具计算挑战性的子任务，而数据预处理、模型参数更新、结果校验以及业务规则执行仍由经典计算系统完成。这种分工机制不仅降低了对量子硬件规模和稳定性的要求，也使量子计算能够以模块化、可控风险的方式逐步融入保险核心系统，显著提升其技术落地的可行性和现实操作性。

二、量子计算技术与生态发展情况



（一）技术发展现状

1.量子技术的主要特性

与传统计算机相比，量子计算机依托叠加、纠缠和干涉等量子特性，在特定问题上有望以远少于经典算法的计算步数完成求解，为现有计算能力带来新的补充。

量子比特的叠加态是量子计算区别于经典计算的物理基础。经典计算机的基本信息单位是比特（bit），用0或1来表示和存储，二者只能取其一。而量子比特（qubit）是量子计算机的最小信息储存单位，通常以量子态｜0〉和｜1〉，或二者的叠加态来表示。与传统的经典比特不同，一个量子比特能够以叠加态的形式存在，n个量子比特可以同时处于2^n个基态的叠加之中。量子门操作会同时作用于叠加态的全部分量，但测量时只能随机得到其中一个结果，无法一次读出全部2^n个结果；量子算法的关键，是借助精心设计的干涉提高正确答案出现的概率。因此，量子计算的加速来自算法所需计算步数的减少，且只在具备特定结构的问题上成立，例如大数分解、量子系统模拟等。

组合优化与非凸优化是经典计算长期面临的难点，也是量子计算备受关注的应用方向。NP难问题，包括旅行商问题（TSP）、最大团问题和整数规划等，通常无法在多项式时间内找到最优解。经典算法往往依赖于暴力搜索或启发式方法，且随着问题规模的增加，解空间的增长呈指数级，使得计算复杂度迅速不可接受。此外，许多实际问题（如网络设计、调度优化、资源分配等）属于非凸优化问题，其目标函数包含多个局部极值，经典优化算法容易陷入局部最优，难以保证全局最优解。量子计算通过量子叠加、量子纠缠和量子干涉等独特特性，能够以全新的方式探索问题的解空间。需要说明的是，目前普遍认为量子计算机同样无法在多项式时间内求解NP难问题，Grover搜索等通用算法只能带来平方级加速；量子退火、量子近似优化算法（QAOA）等方法属于启发式求解，有望为这类问题提供新的近似求解途径，实际效果取决于具体问题与硬件条件。

2.量子计算硬件的主要技术路线

表1 通用型与专用型量子计算机主要技术路线对比

类别	通用型/研究型量子计算机				专用型/实用型量子计算机		
	超导	离子阱	中性原子	光	相干光量子计算机	量子退火机	高斯玻色采样机
可用于计算的量子比特数	<100个逻辑比特	<50个逻辑比特	<50个逻辑比特	<100个逻辑比特	>1,000个计算量子比特	>1,000个计算量子比特	>1,000个计算量子比特
可适配的问题类型	理论上可适配所有问题，但已知的有效算法屈指可数，且只能在容错量子计算硬件设施上实现； 目前含噪声的量子计算机只能在“随机线路采样”等玩具问题上证明优越性，实际应用价值有待验证				可适配所有组合优化问题，在人工智能、金融、生物制药、交通物流等领域已真机验证多个有效算法； 量子比特全连接，灵活编程，面对不同问题无需对硬件做任何调整	可适配部分组合优化问题，在人工智能、金融、生物制药、交通物流等领域已真机验证多个有效算法； 量子比特只能做近邻连接，可编程性较差，限制其可解决问题范围	仅可适配高斯玻色采样问题，暂未发现有实际应用价值的问题可转化为该模型
计算准确性	双比特门保真度~99.6%	双比特门保真度~99.9%	双比特门保真度~99.5%	双比特门保真度~99.7%	~100%	~100%	~100%
可连续工作时长	毫秒级，需要频繁调试	数十毫秒	相干时间分钟级	取决于光子传输介质	十余小时	毫秒级，需要频繁调试	十余小时
部署环境要求	接近绝对零度，10mK以下	超高真空和激光冷却，阱体可室温	超高真空和激光冷却，整机可室温	室温	室温	接近绝对零度，20mK以下	室温
使用门槛	**编程语言和工具不成熟：**通用量子计算编程语言（如Qiskit、Cirq、Q#）相对较新，开发工具、编译器和调试环境有待发展，缺乏成熟的生态系统和大量的开发者社区支持； **抽象层次低：**通用量子算法编程往往需要深入到量子门操作的层面，抽象层次低，就像早期的机器语言编程一样，这使得编写、调试和维护大规模量子程序非常繁琐； **适应特定硬件：**通用量子硬件平台种类繁多（超导、离子阱、光子等），每个平台的指令集和拓扑结构都有所不同，导致为特定硬件设计的算法可能难以在其他平台上高效运行。				**编程语言和工具相对成熟：**支持经典编程语言（如Python），开发工具、编译器和调试环境均有可用工具，国内已有一定规模的开发者社区和应用者生态； **抽象层次较高，可从成熟算法转化：**大量问题只需要从数学建模层面对现有算法进行改造，抽象度较高		求解问题单一，编程难度很低
主要厂商	Google IBM 本源量子	Quantinuum 华翊博奥	QuEra Atom Computing Pasqal	PsiQuantum Xanadu 玻色量子	玻色量子 NTT	D-Wave	中科大九章

目前量子计算硬件技术体系呈现多路径并行发展的态势，各路线在物理实现原理、可扩展性和应用适配性上具有明显差异，但共同目标均是提升量子比特数量、延长相干时间、提高门操作保真度，从而推动量子计算在更广泛问题类别上的实用化。当前主流技术路线主要包括超导、离子阱、光量子和中性原子等。

超导量子计算路线目前仍是通用量子计算产业化程度最高的技术路线之一，其核心在于利用约瑟夫森结构建物理量子比特并通过微波脉冲实施量子门操作，结合成熟低温制冷与微电子控制体系推动可编程量子处理器发展。IBM是该路线最具代表性的企业，其1,121物理比特的Condor处理器已经发布并对外提供试验访问，并于2025年更新路线图，计划在2026年推出面向纠错编码的Kookaburra模块化处理器，2029年交付具备200个逻辑比特的Starling容错量子计算机；Google Quantum AI通过Willow系列致力于降低错误率并展示超出经典计算能力的应用潜力；Rigetti在百比特级别系统和可扩展控制架构上持续迭代。整体来看，超导路线的最新进展体现在千比特级物理量子比特集成与从物理比特向逻辑纠错层迁移的路线图上。

离子阱量子计算路线通过电磁场精密俘获单个带电离子作为量子比特，并利用激光实现高保真操控和纠缠，凭借长相干时间和全连接性质在高精度量子计算任务中具有显著优势。Quantinuum的H-Series系统在2025年已展示高量子体积指标（代表性能与纠错潜力），其平台能支持几十到百级别物理量子比特，新一代Helios系统实现了50个错误检测逻辑比特和48个纠错逻辑比特；IonQ在商业化部署方面保持领先，其云服务集成的Forte Enterprise系统为企业用户提供约30–40算法量子比特（Algorithmic Qubit）级别能力，同时公司通过战略收购（如Oxford Ionics和Lightsynq）推动未来更大规模部署和器件控制集成。离子阱路线在2025年呈现出从高保真物理比特稳步向逻辑纠错体系过渡的实质性进展。

中性原子量子计算路线通过激光光镊或光学晶格阵列俘获冷却的中性原子作为量子比特，并利用里德堡相互作用实现可控纠缠，是当前扩展物理比特规模最具潜力的技术路径之一。美国初创企业Atom Computing在2023–2025年间公开了约1,180个中性原子量子比特系统，其规模已超过部分超导处理器，法国公司Pasqal亦发布了超过1,100个原子阵列的原型系统，显示中性原子路线在实物比特数扩展方面领先。在逻辑比特层面，通过与微软合作的Magne系统等集成方案正在朝着数十个逻辑量子比特的可控纠错能力迈进；QuEra的系统亦在约40以上逻辑比特级别展示

了初步纠错潜力。整体而言，中性原子路线在2025年已从实验室演示迈入“百比特以上物理系统+初步逻辑纠错探索”的成熟阶段。

光量子计算路线利用光子作为信息载体，通过集成光学芯片、线性光学网络、单光子源和高效探测实现量子信息处理，该路线既包括面向通用可编程的光量子逻辑方案，也包括以玻色量子专用技术路线为核心的相干光量子计算机。典型代表公司如Xanadu的Borealis平台已实现超过200模式规模的光量子取样系统作为实验原型，展示出在玻色取样任务上的大规模光子模式干涉能力；PsiQuantum在2025年获得重大融资并推进布里斯班集成光量子设施建设，目标是构建具备百万级可纠错光子比特规模的通用容错系统，这一宏大规划体现了长期可扩展性追求。此外，以相干光量子计算机为代表的专用光路线当前计算量子比特规模已突破千比特，其在玻尔兹曼分布采样、组合优化等特定问题上已展现出与经典算法显著区分的潜力，是2025年最有可能在专用任务中体现早期量子优势的路线之一。

3.量子计算软件、算法与云平台服务的发展情况

在量子计算技术体系中，软件层、算法库和云平台服务构成了连接业务需求与底层硬件的关键桥梁，目前已形成较为成熟的生态体系，可有效支撑行业用户的开发、测试与业务探索。主流量子计算厂商与云服务提供商均推出了集成开发环境与可用性较高的平台，使企业与科研机构能够在无需自建量子硬件的前提下开展量子程序设计、模拟与运行。

IBM Quantum提供基于云的量子计算访问，其平台可让用户远程调用多个超导量子处理器，并通过开源的Qiskit SDK构建和优化量子电路，还内置模拟器与错误抑制工具，可用于算法开发与教育科研用途。Qiskit提供从电路构建、优化到硬件调度的全栈能力，是当前最受欢迎的量子软件开发包之一。

Amazon Braket是AWS提供的量子计算云服务，它作为统一入口整合了包括IonQ、Rigetti和中性原子等多种量子硬件资源，用户可通过Braket SDK（Python）设计量子算法、提交任务并在不同物理后端切换运行，这种跨平台支持简化了开发流程，并支持混合量子—经典工作负载的调度与管理。

Microsoft Azure Quantum则提供包含软件、算法和多硬件后端的开放生态，支持微软自研的Q# 量子编程语言 以及对Qiskit、Cirq等主流框架的兼容，使开发者

可以使用熟悉的语言与工具构建量子程序，并通过Azure的云资源进行模拟和真实QPU任务提交，其平台强调与传统Azure云服务（如AI、存储、计算）之间的深度集成。

Google Quantum AI的Cirq框架便于研究者在Python环境中构建量子算法，并结合Google云基础设施进行模拟与硬件任务调度；Xanadu Cloud则针对光量子系统提供与PennyLane库集成的量子机器学习开发环境；D-Wave Leap提供针对优化问题的量子退火访问接口及Ocean SDK。

本源量子已建设并开放了自主研发的量子计算云平台，将其工程化的超导量子计算资源向全球用户提供服务。该云平台基于本源量子自主研发的“悟空”系列量子计算机，当前拥有72量子比特级别的可编程超导量子处理器，并通过云端接口支持真实量子任务的提交与运行，同时提供包括图形化编程、代码编程等多种开发方式及包括量子虚拟机在内的模拟工具，支持用户进行算法测试与应用开发，形成了从量子芯片计算到程序实现的完整服务链。

玻色量子于相干光量子计算技术推出的云服务已迈向千比特规模化阶段，面向开发者和合作伙伴提供云端量子算力访问。玻色量子不仅在实机交付及商业化整机能力上取得进展（包括100、550、1000量子比特的相干光量子计算机产品），还通过“五岳光量子计算云平台”等量子云服务与开物SDK等开发工具，为用户提供量子计算开发、任务提交与算法测试等服务入口，助力行业用户开展专用量子计算场景的探索与应用开发。

英伟达的CUDA-Q与cuQuantum等工具正成为量子软件栈中的重要组成部分。CUDA-Q（原称CUDA Quantum）提供了一个开放的混合量子—经典编程平台，可在单一程序中协调GPU、CPU与量子处理单元（QPU）的计算资源，支持在硬件不足时利用GPU进行量子电路模拟，并为未来大规模容错量子计算做铺垫。cuQuantum SDK则是一套优化库，可大幅加速量子电路模拟与开发过程，并与Qiskit、Cirq、PennyLane等主流框架集成，从而提升算法验证和设计效率。

（二）生态发展情况

全球多个国家陆续组建量子信息领域产业联盟。联盟成员结构呈现多元化特征，涵盖量子科技企业、科研机构、重点行业应用企业等，主要采取建立常态化合作平台、制定技术标准、组织应用场景对接等措施，旨在促进技术协同攻关、推动成果转化应用和培育产业生态体系。2025年，Horizon Quantum加入QuEra量子联盟，二者后续将在量子软硬件集成方面进行合作，推动量子计算技术的普及与发展。俄罗斯鞑靼斯坦量子联盟正式成立，其中量子计算被列为重点发展领域，旨在通过发展量子技术推动制药、物流、金融等多个行业的发展。我国量子信息网络产业联盟（QIIA）目前已有104家成员单位，组织开展三届量子信息技术与应用创新大赛，推进新平台建设，开展技术产业报告撰写、标准实施测试验证、应用案例征集发布等多项活动，致力于推动我国量子信息领域逐步构建自主产业体系和产业生态。

全球量子计算产业生态已初步成形。呈现出从底层硬件研发、量子芯片制造，到中间层软件与算法工具链，再到上层行业应用和云服务的完整产业链条。硬件端包括超导量子（IBM、Google、本源量子）、离子阱量子（IonQ、Quantinuum）、光量子（Xanadu、PsiQuantum、玻色量子）、中性原子量子（Pasqal、QuEra Computing）等多条技术路线，并逐步实现从实验室原型到商业化平台的演进。软件与算法层涵盖各类量子编程框架和SDK，如Qiskit（IBM）、Cirq（Google）、Q#（Microsoft）、PennyLane（Xanadu）、Ocean（D-Wave）、开物SDK（玻色量子）等，以及用于量子模拟、优化和机器学习的工具，形成了跨平台、可复用的开发环境。云服务端则提供量子计算即服务（QCaaS），用户可以远程访问通用或专用量子计算机，典型平台包括IBM Quantum Cloud、Amazon Braket、Microsoft Azure Quantum、Google Quantum AI，以及国内的本源量子云平台和玻色量子“五岳光量子计算云平台”，为企业和科研机构提供按需算力、混合量子—经典计算调度和算法验证能力。



图1 欧美量子计算产业生态体系概况（2025年）

金融机构参与量子计算生态的模式主要可概括为三类：

1.算法验证与原型测试

通过量子云平台或仿真环境，金融机构在投资组合优化、风险管理、衍生品定价、反欺诈等核心业务场景中开展量子算法验证和原型实验。这种模式门槛低，无需自建硬件即可快速评估量子方法在特定业务中的潜力。

2.联合研发与实验室合作

金融机构与量子计算厂商或科研机构建立联合实验室或联合研发项目，共同设计面向金融业务的量子算法和专用计算模型，如量子退火在组合优化和再保险建模中的应用。这种模式强调深度合作与技术共研，利于加速业务可行性验证和算法优化。

3.行业联盟与生态协作

金融机构通过参与国际量子计算联盟、行业合作组织或跨机构研究平台，共享数据、问题模型和算法经验，加速量子技术在金融和保险场景的落地。此模式有助于形成标准化方法、降低重复开发成本，同时推动量子技术产业生态的整体成熟。

具体应用案例：

- 摩根大通（JPMorgan Chase）长期投资量子技术，并在量子算法领域开展广泛探索，包括投资组合优化、资产定价、风险分析与密码学等多个方向，与Quantinuum、IBM和AWS等量子技术提供商合作开展研究和试验。

摩根大通与量子软件公司QC Ware展开合作，开展了量子深度对冲（Deep Hedging）研究，旨在利用量子机器学习和强化学习框架，改进复杂市场条件下的风险对冲策略。该研究通过量子深度学习模型提高了训练效率，为未来在真实金融环境中增强风险缓释能力奠定理论与实验基础。该项目采用了Quantinuum的H1-1量子机器进行实验，并展示了量子框架下对策略训练的潜在优势。

摩根大通还与美国Argonne国家实验室 和Quantinuum联合开展研究，在Science Advances发表成果，展示了量子近似优化算法（QAOA）在特定数学问题上具备理论上的加速优势。该成果虽然仍在理论和模拟验证阶段，但为将量子优化算法应用于包括投资组合优化等高复杂度问题提供了重要科学依据。

- 花旗银行与量子软件公司Classiq在量子近似优化算法（QAOA）方面开展了针对投资组合优化问题的联合研究，利用量子算法探索如何在约束条件下更高效地搜索最优组合。该研究重点分析了调整算法参数（如惩罚因子）对问题可行解概率的影响，为量子算法在高维金融优化问题中的表现提供了初步经验性判断。
- 巴克莱银行（Barclays）早期与IBM合作研究量子算法在证券交易结算优化中的潜力，试图提高交易处理效率与精确度。
- 汇丰银行（HSBC）通过与IBM合作开展量子计算试点，探索在债券交易定价与执行预测中的应用，并在试验中展示了基于量子-经典混合系统的预测准确性提升案例，表明量子方法在市场微结构问题中的潜力。2025年9月，HSBC与IBM联合宣布完成全球首个基于量子增强算法的债券算法交易试验，并实证展示量子计

算在优化欧洲公司债市场询价概率预测中的潜在价值，相较传统方法提升预测准确率高达约34%。

- 西班牙BBVA银行利用D-Wave的量子退火服务在投资组合风险模拟与优化任务上进行试验，这类探索有助于验证量子方法在风险配置和资源分配问题上的可行性。
- 西班牙CaixaBank / VidaCaixa在保险投资组合选择与对冲中应用D-Wave的云量子服务，据报道显著减少了计算时间并提升了策略复杂性，使投资模型更适应实时市场需求。
- 平安银行与本源量子合作开展量子算法在反欺诈与反洗钱场景中的研究与实践，结合真实量子硬件验证量子方法在金融风控领域的潜在应用。
- 中国工商银行与建设银行等国内大型银行与量子技术公司合作，开展量子期权定价、VaR风险估计、量子贝叶斯网络与投资组合优化等算法探索，为量化投资与风险管理构建量子可测试方案。
- 国内“量子金融云平台”联合探索，如华夏银行联合北京量子信息科学研究院、华翊博奥等单位建设量子金融云平台，并将主流量子算法（QAOA、量子神经网络等）应用于风控、反洗钱识别、投资组合优化、衍生品定价等逾十多个业务场景的探索。

（三）应用探索情况

1.国际探索实践

量子计算在金融领域的应用已成为全球范围内的研究热点，国际领先企业与机构纷纷积极布局，开展了诸多具有创新性的实践案例，在投资优化、风险评估、产品定价、反欺诈等方面取得了一定进展，为量子计算在金融行业的深入应用奠定了基础。

（1）风险评估

风险评估是衡量投资损失风险的重要工具，广泛应用于金融风险管理、财务分析以及资本估算等领域。其核心目的是量化特定时间范围内某一金融资产或证券组

合可能面临的最大损失程度。通过对多个市场因素及其相关性进行建模，风险评估可以预测资产组合在不同因素变化下的潜在损失，帮助投资者和金融机构做出更为科学和合理的决策。

随着量子计算技术的发展，金融机构开始探索其在风险评估中的应用潜力。法国农业信贷银行（Crédit Agricole CIB）与Pasqal、Multiverse Computing自2021年起合作，在50量子比特的量子处理器上预测交易对手在未来6至15个月的信用评级降级概率，预测精度与生产环境中的现有模型相当。摩根大通与QC Ware在2023年探索量子强化学习在深度对冲中的应用，加速神经网络模型训练，使对冲组合能够更灵活应对市场波动，降低整体投资组合风险。高盛联合QC Ware与IonQ则针对风险价值（VaR）计算，通过量子幅度估计算法在真机上演示蒙特卡洛模拟加速潜力，为未来实现盘中实时风险评估提供理论支持。巴克莱银行与IBM在结算风险管理方面，利用量子优化算法计算批量证券交易的最优抵消顺序，降低隔夜资金占用和违约风险，完成概念验证（PoC）。汇丰银行与Quantinuum在网络安全与资产负债管理上进行探索，通过量子随机数技术和后量子密码保护交易数据，并测试量子算法优化银行资产负债表的能力，以应对利率波动及潜在量子攻击风险。整体来看，这些实践表明，量子技术正从算法验证走向对金融机构风险管理的实际应用，展现出在高维复杂数据处理、实时决策及系统性风险控制方面的显著潜力。

（2）反欺诈

在金融领域，反欺诈是保障金融交易安全和维护客户信任的关键组成部分。随着金融交易的数字化和复杂化，传统的欺诈检测手段逐渐面临新的挑战。量子计算作为一项前沿技术，正在成为企业在反欺诈领域的重要工具，能够通过加速数据处理和优化算法，提高欺诈检测和预防的效率和准确性。

摩根大通作为量子计算领域的领先金融机构，早在2020年就与Honeywell展开合作，探索量子计算在信用风险评级和欺诈侦测算法中的应用。摩根大通的量子工程团队致力于利用量子计算加速对大规模金融数据的分析，以快速识别异常交易模式和潜在的欺诈行为。量子计算的并行处理能力可以大幅提高数据处理速度，从而使欺诈侦测变得更加敏捷和精准。

万事达卡与D-Wave自2022年起建立多年战略合作，探索利用量子退火与混合求解器开发消费者忠诚度与奖励、跨境结算和欺诈管理等方向的应用。PayPal与

IBM Quantum在2021—2022年间，探索量子机器学习在复杂欺诈模式识别中的应用，通过量子支持向量机和量子神经网络结合高维特征映射，将交易数据投射到希尔伯特空间，提升了对极度不平衡数据集的识别召回率，有效捕获更多潜在欺诈交易。汇丰银行与Quantinuum在2023—2024年的合作则聚焦量子网络安全与欺诈防御，通过量子随机数技术和后量子密码保护敏感数据，同时利用量子图神经网络分析资金流向图谱，识别潜在洗钱团伙，实现了量子算法在增强网络安全和关联数据处理上的概念验证。这些实践表明，量子技术在金融行业的风险管理和交易安全中，正从理论探索快速走向实际业务落地，展现出显著的效率与精度优势。

（3）产品定价

企业在产品定价方面的实践，特别是在金融行业，近年来逐渐开始借助量子计算技术，以应对传统计算方法面临的挑战，尤其是在海量交易和复杂金融工具定价中。量子计算能够显著提高计算效率和准确性，推动了金融产品定价的创新。以前文所述汇丰银行与IBM的合作为代表，双方在企业债券OTC市场中引入混合量子-经典计算框架，基于IBM Heron量子处理器对历史交易数据进行建模，用于优化RFQ报价与成交概率预测。在衍生品定价方向，渣打银行与富士通通过长期合作，于2026年成立合资公司Qubitra，将量子模拟与超导量子计算能力封装为面向客户的定价服务平台，重点解决路径依赖型复杂衍生品的高维定价难题，标志着量子定价算法由内部验证走向产品化输出。高盛则在NISQ硬件条件下，联合QC Ware、Quantum Motion等机构，围绕浅层蒙特卡洛与硅基量子比特展开探索，在障碍期权等复杂产品定价中验证了理论上可达千倍加速的潜力，并完成了多种量子硬件上的真机实验。与此同时，法国农业信贷银行（Crédit Agricole）联合Pasqal与Multiverse Computing，从“量子启发式”路径切入，利用量子张量网络压缩神经网络模型，在保持定价精度的同时显著降低内存与计算开销，为实时衍生品估值提供了可行方案；BBVA与Terra Quantum的最新试点则进一步将AI与量子启发式方法结合，实现奇异衍生品的毫秒级定价，满足高频交易与实时风控的精度要求。作为基础算法层面的长期投入，摩根大通与Quantinuum围绕量子幅度估计等核心工具，在多类期权定价与风险敏感度（Greeks）计算上完成了系统性验证。

（4）投资优化

在近年来，随着量子计算技术的迅猛发展，许多金融机构开始探索其在投资优化中的潜力，力图借助量子计算提升投资决策的效率和精度。量子计算能够处理复杂的优化问题，其优势在于能够以远超传统计算机的速度处理庞大的数据集和复杂的模型，尤其在投资组合优化等领域，具有显著的应用前景。

国际大型银行已率先围绕投资组合优化量子计算应用探索，并形成了一批具有代表性的实践案例。以欧洲为代表，BBVA与西班牙量子初创公司Multiverse Computing在2020—2021年间，围绕Markowitz现代投资组合理论在大规模资产与复杂约束条件下的计算瓶颈，系统验证了混合量子算法在投资组合优化中的性能优势，通过超大规模数据集实验，证明量子退火与混合量子算法可更快逼近最优解，为量子计算在资产配置中的商业潜力提供了早期实证。此后，CaixaBank联合D-Wave将量子计算进一步推进至真实业务场景，在其保险子公司VidaCaixa的债券投资与对冲管理中，利用量子云与混合求解器对组合内部收益率（IRR）与资本占用进行联合优化，实现了计算时间从小时级降至分钟级、IRR提升约10%的效果，成为全球首个在保险投资对冲领域实际应用量子计算的银行案例。与此同时，摩根大通依托自身量子研究团队，与Quantinuum（原Honeywell）及IBM持续开展合作，重点在NISQ硬件条件下验证QAOA、VQE等算法在带多重约束的投资组合优化问题中的可行性，为未来硬件成熟后的规模化应用奠定算法基础。在更偏向交易执行层面的探索中，前文所述汇丰银行与IBM的债券交易成果，标志着量子计算开始从“静态配置优化”向“动态交易决策优化”延伸。此外，澳洲联邦银行（CBA）与Rigetti的早期合作，也通过投资组合再平衡的概念验证，展示了量子计算在处理交易成本、市场冲击与整数约束等现实条件下资产配置问题的潜在价值。整体来看，这些案例共同勾勒出量子计算在金融领域由理论验证、原型应用向真实业务场景逐步演进的清晰路径。

2.国内金融行业的应用现状

量子计算在国内金融行业的应用正处于快速发展阶段，政策环境的积极引导和市场需求的强劲驱动为其提供了有力支撑，推动着量子计算与金融行业的深度融合，展现出广阔的发展前景。

2020年10月16日，十九届中央政治局第二十四次集体学习，习近平总书记强调，“要充分认识推动量子科技发展的重要性和紧迫性，加强量子科技发展战略谋划和系统布局，把握大趋势，下好先手棋”。

《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四个五年规划和二〇三五年远景目标的建议》明确指出：“要瞄准人工智能、量子信息、集成电路、生命健康、脑科学等前沿领域，实施一批具有前瞻性、战略性的国家重大科技项目。”

2023年12月12日，中央经济工作会议提出打造生物制造、商业航天、低空经济等若干战略性新兴产业，开辟量子、生命科学等未来产业新赛道。

李强总理在2024年《政府工作报告》中两度提到量子技术，他指出，过去一年，我国科技创新实现新的突破，其中量子技术等前沿领域更是涌现出众多创新成果。2024年的政府工作任务将积极培育新兴产业和未来产业。实施产业创新工程，完善产业生态，拓展应用场景，促进战略性新兴产业融合集群发展。并进一步制定未来产业发展规划，开辟量子技术、生命科学等新赛道，创建一批未来产业先导区。值得注意的是，2024年9月5日，美国商务部工业和安全局（BIS）宣布与国际合作伙伴达成共识，加强对量子计算及相关先进技术的出口管制。这一举措将进一步加大政府对国内量子技术发展的扶持力度，以确保我国在该领域的竞争力。

随着金融行业数字化进程的加速，金融数据呈爆炸式增长。海量的交易数据、客户信息以及市场行情数据等需要高效处理和分析，以支持金融机构的风险评估、投资决策、客户服务等业务。金融市场的复杂性和不确定性不断增加，风险管理成为金融机构的核心任务之一。在竞争日益激烈的金融市场中，金融机构不断寻求创新发展的机会，以提升自身竞争力。

在此背景下，国内的银行等金融机构纷纷加快与量子科技企业及金融同业的携手合作，联合展开了量子科技在金融领域的研究应用。

（1）风险评估

本源量子计算科技（合肥）股份有限公司与**中信银行、浦发银行**等金融机构合作，致力于利用量子计算技术提升银行风险控制能力，特别是在流动性风险评估方面。该公司将经典贝叶斯网络转化为量子贝叶斯网络，通过量子概率表示和量子推断处理复杂的概率关系，从而为银行提供更加精准的风险分析和决策支持。

在这一过程中，公司依据银行各项指标数据，结合人工理解、历史经验和理论模型，构建量子贝叶斯网络的节点关系。通过量子比特的纠缠和量子线路的构建，完成流动性风险的计算。在中信银行和浦发银行分别进行了风险控制和信用卡违约预警应用研究，均包含数据预处理、网络构建、量子比特纠缠和结果读取等步骤。

（2）反欺诈

金融欺诈风险对金融安全、社会稳定有着严重影响。金融诈骗往往是有组织的，找出这些诈骗组织本质上就是从复杂的用户交易网络中找到一个一个的团伙并加以分析。目前基于图数据的社区发现算法被广泛应用在反欺诈实践中，它通过识别网络中紧密连接的节点群体，分析出有特定关系的组织，并识别潜在的洗钱等活动。然而目前算法依赖启发式搜索，面对复杂的交易流水数据以及不断增多的社区节点，不仅计算耗时长，而且往往难以找到最优解，容易形成多个结构松散的小社区。

玻色量子通过构建基于模块度的量子社区发现算法，在数学上重构成QUBO模型，使用相干光量子计算机进行求解。将每个账户看作图网络中的一个节点，边和边的权重代表账号之间的关系（包括交易关系、交易时间、用户相似程度等），通过定义二值决策变量将每个节点依次归类到相应的社区中，使得同一社区内的节点间的连接紧密，而社区之间的连接则相对稀疏。在1200账户下进行真实数据验证的结果表明，量子社区发现算法可以识别出欺诈率在50%以上的高危社区以及在10%以下的低危社区。同时在相似度阈值在0.45时，模型的模块度与KS指标相较于传统社区算法均有明显提升。

（3）产品定价

在国际衍生品金融市场中，期权等衍生品定价一直是关键问题。Black-Scholes-Merton（BSM）模型是主流期权定价模型，但奇异期权因标的资产价格随机波动和路径依赖，需用蒙特卡洛等数值方法定价。蒙特卡洛模拟适用范围广、逻辑清晰，但计算资源消耗大，难以精准快速定价。

本源量子计算科技（合肥）股份有限公司利用量子计算加速蒙特卡洛模拟，基于量子态叠加纠缠性质，通过量子振幅估计算法为计算经典蒙特卡洛积分相关问题提供加速。如在衍生品定价中，运用量子蒙卡计算积分均值，利用量子并行性使量

子比特处于叠加态，一次性制备所有量子状态，再用振幅估计算法求解。其系统架构包括经典蒙卡金融应用和量子蒙卡基本原理路线，涉及从市场数据模拟标的资产价格路径、计算衍生品价格均值等步骤。以亚式期权为例，其到期回报依赖标的资产特定时段平均价格，量子蒙特卡洛模拟可用于此类路径依赖期权定价并分析加速效果。本源量子携手建信金科推出“量子期权定价应用”，通过量子振幅估计算法实现量子加速，在期权定价的预测精度、稳定性、适应范围和运行时间等参数上具有优势，展示了量子计算在金融衍生品定价方面的潜力，但目前受量子计算机硬件限制，完整蒙特卡罗模拟仍需更强大量子计算机。

（4）投资优化

2023年11月9日，在“2023金融街论坛年会成方金融科技论坛——金融数字化转型论坛”上，华夏银行发布了与北京玻色量子科技有限公司共同完成的量子金融科技成果“金融领域首次实现量子优势：投资组合优化方案量子计算速度超越经典计算”。一直以来，基于经典计算的投资组合求解方法在处理目标资产标的数量较多或者投资期数较多的投资组合问题时，所需的运算时间很长。以从99个底层资产标的中选择10个构建投资组合为例，经测算经典穷举法暴力求解每期耗时可能超过一年，无法满足业务需求。针对金融实用领域，运用光量子计算机路径下的相干光量子计算机方案，面向投资组合优化问题，在99个底层资产标的选择10个构建投资组合的优化问题求解中，能够以超越经典计算穷举法上亿倍的速度、超越经典计算模拟退火优化算法上千倍的速度实现有效求解；更进一步，在全部2^{99}策略空间寻优问题上，可实现超越经典计算模拟退火优化算法上万倍速度的成功求解。未来，随着量子计算机比特数目的不断增加，相关量子优势将进一步凸显。

（5）客户服务

①量子计算应用于客户信用评分

信用评分是银行信贷业务的核心环节，关系到贷款的风险控制和收益。目前商业银行大多使用基于机器学习的信用评分模型进行评分。据测算，模型的准确度每提高1%，银行就能减少数千万甚至上亿元的潜在损失。特征筛选对于构建高效、准确的信用评分模型至关重要。由于银行客户特征数据维度大，复杂度高，目前依赖于专家经验和传统机器学习模型的特征筛选方法存在主观性较强、计算成本高以及过拟合风险等问题，影响后续模型训练效果。使用量子特征筛选的方法选取客户特

征子集，将特征筛选转化为组合优化问题，并使用相干光量子计算机进行求解，为解决大维度数据特征筛选难题提供了新思路。同时，量子算法能够适配各种现有信用评分卡模型，满足特征多样性、减少入模特征数以降低数据成本等各种业务约束条件，提高模型准确率。通过在真实数据集上进行验证的结果表明，量子算法的模型K-S以及AUC指标明显优于经典算法。在不降低准确率的情况下，量子算法还降低了对业务人员的依赖，在提高效率的同时减少了操作风险。在特征数指数级增长的情况下，量子计算优势更为明显。

②信用卡客户推荐系统

特征筛选的应用范围广泛，不仅适用于信用评分模型，同样在金融产品推荐模型中发挥着重要作用。通过深度提炼客户的网络行为及消费习惯特征，推荐模型能够精准地剖析客群属性，实现个性化产品推送，确保所推荐的内容高度契合客户的兴趣与需求，进而显著提升客户转化率。

玻色量子联合中信信用卡，通过量子计算所筛选出的特征对原模型的残差进行预测，叠加残差模型对原模型的预测准确度起到了明显的提升，说明量子算法能更有效地挖掘特征的信息价值。

3.经验教训总结

目前，已有多家国际金融机构与量子计算企业开展了多层次合作，但整体来看，量子计算在金融领域的优势应用场景尚未完全明确。受限于当前量子计算机仍处于早期发展阶段，硬件规模、噪声水平与稳定性等因素制约明显，不少应用探索仍停留在模拟器验证或小规模Demo数据实验阶段，相关成果主要以学术论文和概念验证（PoC）形式呈现，与真实生产级业务落地之间仍存在一定距离。

展望未来，金融机构在推进量子计算应用时，应充分尊重量子计算硬件能力尚不成熟的客观现实，避免在早期阶段即对其形成对经典计算的规模化替代产生过高预期。国际实践表明，较为可行的路径是从问题规模可控、业务边界清晰、且可通过原型或PoC验证实际价值的小场景切入，例如局部定价、特定风险指标计算或单一约束条件下的优化问题，通过“小而实”的探索方式逐步积累技术认知与应用经验。在此基础上，可在前期并行推进多个细分场景的验证，以相对可控的成本识别最具量子优势潜力的应用方向，而非过早押注单一业务场景。同时，建议采取多技

术路线并行的发展策略，统筹通用量子计算、专用量子计算机、混合量子—经典架构及量子模拟等多种技术形态，推动算法、软件与硬件的协同演进，为量子计算在金融领域的中长期落地奠定基础。

三、量子计算应用可行性评估方法论



在保险业探索量子计算应用时，需要一个系统化的评估框架，以确保技术探索与业务需求紧密结合，避免盲目投资或脱离实际的“技术驱动”模式。本节提出一个基于“技术可行性”与“业务适配性”的二维评估框架。

一方面，技术可行性维度避免将评估标准设定为“完全成熟后才能应用”，更符合量子计算当前所处的技术阶段，有利于引导保险机构开展前瞻性试点与能力储备；另一方面，业务适配性维度确保量子探索始终围绕核心业务价值展开，防止技术导向脱离实际需求。

通过将不同保险业务场景映射到二维坐标中，机构可以清晰识别“短期可试点、长期重点布局”和“技术尚不成熟但战略价值高”的不同类型场景，从而制定分阶段、分层次的量子计算应用推进路线图。

框架的核心逻辑如下：

（1）**技术可行性维度。**评估当前及近中期（3-5年）量子技术条件下，实现应用的现实可能性。该维度强调渐进式落地，避免将“完全成熟”作为唯一标准，而是考虑NISQ（噪声中等规模量子）设备和专用量子架构的可用性。

（2）**业务适配性维度。**评估量子计算在该场景中能创造的商业价值与落地紧迫性。该维度确保评估围绕保险核心指标（如风险降低、效率提升、资本释放）展开，防止技术实验脱离业务价值。

每个维度分为三个子维度，并制定量化评分标准（满分10分）。评分基于定性与定量指标结合：低（0–3分）表示显著障碍，中（4–6分）表示可控风险，高（7–10分）表示强优势。总分通过子维度加权平均计算（权重可根据机构具体情况调整，默认等权）。最终，将场景置于二维矩阵中，根据位置推荐实践举措。

（一）技术可行性

技术可行性维度主要评估在当前及近中期（未来3-5年）技术条件下，实现量子计算应用落地的可能性。子维度包括：

1.问题适配度

评估保险业务问题是否能够被自然、有效地映射为量子计算可处理的数学模型，如组合优化、图结构问题或概率采样问题。问题结构越接近伊辛模型、QUBO模型或张量网络形式，量子化难度越低，得分越高。问题适配度作为前置筛选条件，不单独计分。

2.算法成熟度

评估目标业务场景是否存在明确的量子算法映射路径，包括是否已有相对成熟的量子算法、专用量子架构或量子—经典混合求解方案作为支撑，以及这些算法是否已在经典模拟环境或小规模量子硬件上得到验证。若仅停留在理论层面或高度依赖未来通用量子计算突破，则评分相对较低。

3.硬件支持

现有NISQ设备或量子退火机是否具备运行该算法所需的基本量子比特数和相干时间？错误率是否在可接受范围？

评估现有量子硬件条件是否能够支撑相关算法运行，包括量子比特规模、相干时间、门操作保真度以及整体错误率水平。该评估既涵盖通用型NISQ设备，也包括量子退火机和专用型量子计算架构。对于部分优化与采样问题，即便在中等规模、非容错的量子设备上，也可能具备可探索价值，因此该指标强调“可运行性”而非“最优性能”。

4.评分标准

表2 技术可行性评分标准

子维度	低（0–3分）	中（4–6分）	高（7–10分）
量子算法成熟度	尚无明确量子算法路径，仅停留在理论假设或概念层面； 通用量子与专用量子均无可执行算法； 未在经典模拟器或量子设备上完成验证	已存在初步量子算法方案（如QAOA、量子退火、相干光Ising求解等）； 在经典模拟器或数值实验中验证可行性； 通用量子或专用量子至少一条路径具备实验基础	算法路径成熟； 在文献中论证性能优势，并已在小规模量子硬件或专用量子设备上完成实验验证； 通用量子与专用量子至少一类体系具备可复现结果
量子硬件可支持程度	通用量子：所需量子比特规模远超现有能力（<50），错误率>10%，相干时间不足； 专用量子：问题规模或耦合结构超出现有设备可映射范围	通用量子：可运行简化版本（50–200比特），错误率5%–10%，需错误缓解与混合计算； 专用量子：可支持较大规模问题，但需模型裁剪或参数近似	通用量子：现有设备可稳定运行中等至较大规模实例（数百以上变量），结果可重复； 专用量子：具备平滑扩展路径，随着硬件演进可逐步放大规模
工程实现与系统集成可行性	问题映射需大规模重构； 通用量子与专用量子均需重写核心业务逻辑； 预处理与后处理复杂，对现有IT架构冲击较大	可通过混合量子-经典框架实现； 通用量子：需定制电路与编译优化； 专用量子：需一定问题建模与参数调优； 系统集成存在工程成本但可控	问题结构与量子建模高度匹配； 通用量子或专用量子可直接使用标准库； 通过API/云服务方式接入，无需颠覆现有IT架构

总体技术可行性分数 = (算法成熟度+硬件支持+工程实现可行性) / 3（可使用其他加权方式）。分数越高，表示短期内开展试点越可行。

（二）业务适配性

业务适配性维度主要评估该场景应用量子计算所能创造的商业价值大小与紧迫性。子维度包括：

1.场景价值

关注解决该场景的计算瓶颈能带来多大的经济收益或风险降低？（如释放资本、提升定价准确性、减少欺诈损失）。

评估量子计算若在该场景中突破现有计算瓶颈，可能带来的经济收益或风险改善程度，例如资本占用的释放、定价准确性的提升、风险暴露的降低、欺诈损失的减少或运营效率的提升。该指标帮助区分“技术上有趣但商业价值有限”的场景与“对保险核心经营指标具有实质影响”的关键场景。

2.数据基础

关注该场景是否具备高质量、相对规范的数据基础，以支持模型的训练和验证？

评估该业务场景是否具备高质量、相对规范且可持续获取的数据基础，包括数据规模、结构化程度、历史长度以及合规可用性。量子算法同样依赖数据驱动，数据基础薄弱的场景即便技术可行，也难以形成稳定的应用效果。

3.流程契合度

量子计算解决方案能否相对顺畅地嵌入现有业务流程和IT系统？对现有流程的颠覆性有多大？

评估量子计算解决方案与现有业务流程和IT系统的兼容程度，包括是否可以作为某一计算环节的“增强模块”嵌入，而非对整体流程进行颠覆式重构。流程契合度高的场景，更容易通过量子—经典混合方式逐步落地，降低组织和实施风险。

4.评分标准

表3 业务适配性评分标准

子维度	低（0–3分）	中（4–6分）	高（7–10分）	评分依据示例
场景价值	量子加速仅带来marginal收益（如<5%效率提升）； 对核心KPI（如资本充足率）影响有限。	潜在中等价值（如10–30%风险降低或成本节约）； 可改善次要业务指标。	高战略价值（如>30%资本释放或欺诈损失减少）； 直接影响核心经营指标。	对于资产配置优化：若可释放亿级资本，得高分； 若仅微调定价，得中分。
数据基础	数据稀缺、不规范或合规受限； 缺乏历史深度，无法支持模型验证。	数据中等质量，可用但需清洗； 规模有限（<10万样本），合规性一般。	高质量、结构化数据充足（>百万样本）； 可持续获取，支持实时验证。	对于精准定价：若有海量传感器数据，得高分； 若仅静态表格，得中分。
流程契合度	需颠覆现有流程，重构IT系统； 组织阻力大，实施周期>2年。	可作为模块嵌入，但需流程调整； 集成周期6–12个月。	无缝嵌入现有流程，仅替换计算子模块； 周期<6个月，低组织风险。	对于反欺诈：若量子模块可直接接入风控系统，得高分； 若需重写决策链，得低分。

总体业务适配性分数 = (场景价值+数据基础+流程契合度) / 3（可使用其他加权方式）。分数越高，表示业务驱动越强，值得优先资源投入。

（三）综合评估

基于技术可行性与业务适配性两个维度的分数，将场景置于二维矩阵中（x轴：技术可行性，y轴：业务适配性）。矩阵分为九个区域象限，每个象限对应不同的实践举措。

表4 技术可行性与业务适配性二维评估矩阵

	低技术可行性（0–3分）	中技术可行性（4–6分）	高技术可行性（7–10分）
高业务适配性（7–10分）	**象限A：战略观察区** **举措：**监控技术进展，参与联盟/联合研发；预留预算，但不立即试点。 **示例：**巨灾风险模拟（价值高，但硬件不足）。	**象限B：优先试点区** **举措：**启动小规模PoC（概念验证），与厂商合作云平台测试；目标：3–6个月内验证ROI。 **示例：**投资组合优化（算法成熟，价值高）。	**象限C：快速落地区** **举措：**在概念验证基础上推进工程化集成，逐步扩展到多场景。 **示例：**反欺诈检测（硬件支持强，数据基础好）。
中业务适配性（4–6分）	**象限D：低优先区** **举措：**暂不投入，或仅学术研究；重新评估业务价值。 **示例：**边缘场景如简单报表生成。	**象限E：渐进探索区** **举措：**内部模拟测试，积累经验；与低风险试点结合。 **示例：**再保险结构设计（中等算法，需数据优化）。	**象限F：优化扩展区** **举措：**基于现有技术优化流程，寻求规模化；监控升级路径。 **示例：**动态定价（高硬件，中等价值）。
低业务适配性（0–3分）	**象限G：回避区** **举措：**不投入，避免资源浪费。 **示例：**非核心行政任务。	**象限H：机会观察区** **举措：**偶尔评估，若技术跃升则重审；否则忽略。 **示例：**新兴但低价值场景。	**象限I：技术驱动区** **举措：**作为技术储备项目，内部培训/实验；待业务价值提升再推进。 **示例：**纯研究型量子模拟。

四、
保险业量子计算
潜在关键应用场景分析



（一）动态资产负债管理与资本配置优化

1.场景概述与业务价值

动态资产负债管理（Asset-Liability Management, ALM）与资本配置优化是保险公司经营管理的核心问题之一，其目标是在满足监管约束和风险控制要求的前提下，实现资产收益最大化、负债稳定性提升以及资本占用的最优配置。该问题通常涉及多资产类别、多期限负债、多情景假设与复杂约束条件，本质上属于高维、强约束、非线性的组合优化问题。

在当前实践中，保险机构主要依赖线性规划、启发式搜索或蒙特卡洛情景分析等经典方法进行决策。这类方法在问题规模扩大、约束条件增多时，往往面临计算复杂度快速上升、全局最优难以保证等挑战。量子计算在组合优化与复杂约束求解方面的潜在优势，使其成为提升ALM与资本配置决策质量的重要候选技术。

若能够在可接受时间内更充分地探索资产组合空间并评估极端情景下的风险暴露，量子计算有望在提升资本使用效率、降低风险敞口以及增强长期稳健性方面产生显著业务价值。

2.技术可行性分析

从技术可行性角度看，动态资产负债管理问题与当前量子计算的发展阶段具有较好的匹配度，整体处于**中—高技术可行性**区间。

在量子算法成熟度方面，ALM的核心任务——多资产组合配置、风险约束下的资本占用最小化与收益最大化——可自然建模为带约束的组合优化问题，并进一步映射为QUBO模型。围绕该类问题，学术界与产业界已形成相对清晰的量子算法路径，包括量子退火（Quantum Annealing）、量子近似优化算法（QAOA）以及相干专用光量子计算等方法。相关研究表明，上述算法在理论建模与求解框架层面已较为成熟，部分方法已在经典模拟器及小规模专用量子硬件上完成验证，具备向工程化与场景化推进的基础。

例如，《Quantum-Inspired Portfolio Optimization in the QUBO Framework》系统性地展示了将资产组合优化问题映射为QUBO结构的方法，并结

合量子启发式算法与近似优化策略，在真实历史金融数据上验证了模型的可行性。研究结果表明，相较于传统启发式或精确求解方法，该类量子启发式路径在求解效率与近似解质量上展现出明显潜力，尤其适用于大规模、高约束的资产配置场景。

进一步地，《Hybrid Quantum Investment Optimization with Minimal Holding Period》探讨了混合量子—经典计算框架在动态资产配置中的应用前景。该研究利用当前NISQ阶段的量子硬件，对小规模资产组合进行动态优化实验，并与经典算法进行对比，结果显示在特定约束条件下，混合算法在搜索效率和解质量方面具备可观的改进空间。这一结果为保险资金长期、多周期资本配置问题提供了现实可行的技术验证路径。

综合来看，尽管通用量子计算在规模和误差率方面仍受制于NISQ阶段的客观限制，但在专用量子计算与量子—经典混合架构的支持下，ALM问题已具备明确的算法映射路径、初步的实验验证基础以及可循序推进的技术演进路线，技术成熟度显著高于纯理论探索阶段，具备开展PoC验证与行业试点的现实条件。

3.业务适配性分析

从业务适配性维度看，动态资产负债管理与资本配置优化是量子计算在保险行业中业务价值最高、战略意义最明确的应用场景之一。

在场景价值方面，该问题直接关联保险公司的资本充足率、投资收益率以及风险敞口控制。即便量子计算在相同风险水平下仅实现有限比例的资产配置优化，也可能对应数亿级别的资本释放或长期收益提升，体现其显著战略价值与业务驱动力。

在数据基础方面，保险机构通常已积累较为完备的资产、负债及历史收益数据，数据结构化程度高、合规路径清晰，能够支持模型构建、回测与效果验证。此外，当前金融研究社区也提供了较多公开数据集和测试机可用于算法验证与性能评估，例如量化投资组合优化的公开市场数据、风险模拟场景，降低了工程落地风险，也有利于保险机构开展概念验证（PoC）与内部技能积累。

在流程契合度方面，ALM与资本配置本身是集中化、模型驱动的决策流程，量子计算模块可作为“优化引擎”嵌入现有投研或风险管理体系，对业务流程的改造需求较低，组织接受度较高，有利于快速开展试点。

在行业实践方面，已有量化验证与试点案例为技术落地提供参考：

- 华夏银行利用相干光量子计算机在投资组合优化问题上将问题转化为QUBO形式，并在真机上完成验证。在特定资产组合规模下，其求解速度明显优于传统经典算法，获得“金融信息化十件大事”认可，展示了专用量子计算在资产配置优化中的潜在优势。
- 美国花旗创新实验室（Citi Innovation Labs）与量子软件公司Classiq合作，探索QAOA在金融组合优化中的应用，旨在提升资产配置决策质量与鲁棒性。这一合作体现了传统金融机构对量子优化在实际资产管理中的价值前瞻性认可。

4.初步实施思路

第一阶段，可选取ALM中的核心子问题（如在固定风险约束下的资产组合优化），构建简化模型并通过经典模拟器或云端专用量子计算平台开展PoC验证，重点评估解质量、收敛速度及稳定性。

第二阶段，在验证量子方法具备潜在优势后，引入更多现实约束与多情景假设，形成量子—经典混合决策流程，并与现有ALM系统进行接口级集成，实现离线或准实时辅助决策。

第三阶段，随着专用量子硬件能力提升及通用量子计算逐步成熟，可逐步扩大问题规模和应用范围，将量子优化结果纳入正式资本配置与长期投资决策体系，形成可持续演进的量子计算应用能力。

（二）基于高维风险因子的精准定价与准备金评估

1.场景概述与业务价值

精准定价与准备金评估是保险公司核心业务环节，直接影响盈利能力、资本充足率和风险管理水平。随着产品复杂度提升及监管要求增加，定价和准备金计算需考虑大量高维风险因子，包括市场风险、信用风险、利率波动、死亡率和赔付率分布等，这些因子相互关联、非线性强且交互复杂。传统精算方法在高维场景下容易遇到计算复杂度高、近似误差积累或难以捕捉极端风险的问题。量子计算通过优化算法和高维采样能力，有望在有限时间内处理更多因素和复杂约束，从而提升风险

分布模拟的精度和准备金评估的可靠性。即便带来的改进幅度有限，也可能在整体资本管理中释放数千万至数亿级别的潜在资本，体现显著的战略价值。

2.技术可行性分析

从技术可行性角度来看，该场景整体位于**中等至中高技术可行性**区间。

在量子算法层面，高维风险因子建模可映射为组合优化问题、约束优化问题或概率分布采样问题，已有研究尝试利用QAOA、量子退火、玻尔兹曼机以及相干光量子计算进行模拟与优化。

在硬件支持方面，通用量子计算机受量子比特数量、错误率和相干时间限制，目前尚难以直接支撑全规模高维风险模型的计算，而专用量子设备（如量子退火机或相干光量子计算系统）可以处理中小规模问题，但在高维约束下仍可能出现近似误差。通过量子—经典混合架构，将量子计算作为优化子模块或高效采样工具嵌入现有系统，并采用问题分块、约束松弛等方法，可在现有硬件条件下逐步实现可行性验证。工程集成方面，量子电路映射、数据预处理、后处理及系统接口开发都存在一定复杂度，但利用标准量子软件库（如Qiskit、D-Wave Ocean SDK）及混合计算框架，可降低集成门槛，保证与现有精算系统兼容。综合来看，该场景适合开展概念验证和小规模试点，为未来大规模商业化应用奠定基础。

3.业务适配性分析

从业务适配性角度来看，高维风险因子精准定价与准备金评估是量子计算在保险行业价值最明确的应用场景之一，战略意义显著。

首先，场景价值高：精准定价直接影响保费收入、利润率及风险资本占用，而准备金评估决定偿付能力和监管合规性。量子计算在高维风险建模中能够提升计算精度和效率，即使仅在部分产品或风险维度上改善，也可能释放数千万到上亿级资本，同时降低潜在赔付风险和风险资本占用率。其次，数据基础良好：保险机构通常已积累丰富的历史保单、赔付记录、利率及市场风险数据，这些数据结构化程度高，合规路径清晰，并能够支撑量子算法建模、回测及验证。同时，量子研究社区提供公开金融数据和云端测试机，为初期算法验证提供了安全、低风险的环境。

再次，流程契合度较高：定价与准备金评估属于集中化、模型驱动流程，量子计算可作为“优化或采样引擎”嵌入现有精算系统或风险管理平台，无需对核心流程进行大规模改造，组织接受度相对较高。行业实践方面，欧洲部分大型保险机构已尝试量子启发式算法优化定价和准备金模拟，美国花旗创新实验室与量子软件公司Classiq合作探索QAOA在风险模拟和资本估算中的应用，验证了量子计算在高维场景下的潜在价值和工程可行性。

4.初步实施思路

该场景的实施建议采取分阶段推进策略。首先，在概念验证（PoC）阶段，应利用历史数据及公开测试集选择部分产品或单一风险维度进行高维模拟与优化验证，优先采用混合量子—经典算法以降低硬件依赖，并明确量化指标，如模拟精度提升、计算时间缩短和资本释放量。其次，在小规模试点阶段，可将量子计算模块嵌入现有精算系统或准备金计算流程，作为优化或采样子模块运行，对不同产品线和多维风险因子进行扩展验证，并累积工程经验和模型能力。最后，在长期推广阶段，应随着量子硬件能力的提升，将更多风险因子纳入量子建模，实现全流程高维风险建模与准备金优化。同时，建立量子优化结果与经典模型对照机制，确保结果可解释、可追溯并符合监管要求，并逐步培养量子精算与量子风险建模团队，为保险行业量子化升级和大规模商业化应用奠定坚实的人才基础。

（三）大规模关联网络反欺诈与异常交易识别

1.场景概述与业务价值

在保险行业，欺诈与异常交易行为不仅造成直接经济损失，还会削弱客户信任、影响风险资本占用及监管合规水平。随着保险产品多样化、渠道数字化以及跨险种业务的增长，传统规则引擎和经典机器学习模型在处理大规模、复杂关联网络数据时，面临计算成本高、实时性不足及高维特征捕捉能力有限的问题。典型场景包括跨产品线和多渠道的理赔异常检测、保单套现行为识别、关联方网络异常交易分析等。量子计算能够利用其在组合优化、高维采样及图结构分析上的潜力，在大规模交易网络中快速识别潜在异常模式和高风险节点，从而提升反欺诈精度、降低漏报率和误报率，同时减少人工审查工作量和潜在资本损失。战略上，该场景直接

关联保险公司核心风险控制指标与合规要求，可在保障业务安全的同时提高运营效率，属于保险行业量子计算应用中价值明确且紧迫性较高的方向。

2.技术可行性分析

从技术可行性角度来看，大规模关联网络反欺诈场景整体处于**中高技术可行性区间**。

在量子算法层面，交易网络可抽象为图结构，异常节点或异常交易模式可映射为组合优化或最大团/子图匹配问题，并可利用QAOA、量子退火或玻尔兹曼机进行求解。

在硬件方面，通用量子计算机受制于量子比特数量、操作错误率及相干时间，难以直接运行全量交易网络的高维模型，而专用量子设备（如量子退火机或相干光量子计算机）可运行中小规模网络分析，并通过问题分块、混合计算策略逐步扩展到更高维度。工程集成方面，交易网络数据的预处理、量子电路映射和后处理存在一定复杂度，但通过标准量子软件库（如Qiskit、D-Wave Ocean SDK）及混合计算框架，可以降低系统集成门槛，同时保证与现有风控系统兼容，为企业开展概念验证和小规模试点提供技术基础。

3.业务适配性分析

从业务适配性角度来看，该场景具有高战略价值但落地**紧迫性中等偏高**。

首先，在场景价值方面，反欺诈与异常交易识别直接关系到赔付支出、损失率、资本占用及客户信任水平。即使量子计算在初期仅对部分交易网络或高维特征维度提供优化，也可能显著降低潜在经济损失，同时提升风控决策的准确性和时效性。其次，数据基础方面，保险公司通常拥有丰富的理赔数据、保单信息、渠道数据和客户行为特征，这些数据结构化程度高、可合规使用，并能够支持量子算法建模、回测和效果验证。同时，金融与量子研究社区提供大量公开金融网络数据和云端量子测试机，可用于初期算法验证，降低敏感数据风险。

在流程契合度方面，反欺诈流程一般包括数据采集、模型推演、风险评估及人工审核等环节，量子计算可作为“异常模式识别引擎”嵌入现有风控平台，减少流程改造压力，但仍需数据接口和后处理集成，并保留人工复核环节以确保结果可解

释性与合规性。行业实践中，部分保险公司和银行已与量子技术公司合作探索量子退火和图优化在异常交易检测中的应用，例如部分欧洲保险机构采用量子启发式算法进行跨险种异常检测，美国花旗创新实验室通过QAOA研究高维交易网络异常模式识别，这些案例验证了量子计算在复杂网络场景下的潜在价值和工程可行性。

4.初步实施思路

为推动量子计算在反欺诈场景落地，建议采取分阶段推进策略。在概念验证阶段，可选择单一产品线或局部交易网络进行小规模量子优化或异常模式识别验证，优先使用混合量子—经典算法以降低对硬件规模的依赖，同时明确量化KPI，例如识别准确率提升、误报率下降和处理时间缩短。在小规模试点阶段，可将量子计算模块嵌入现有风控系统，作为异常模式识别子模块运行，并结合人工审核进行结果验证和模型优化，同时逐步扩展到跨产品线、多渠道的交易网络分析。在长期推广阶段，应随着量子硬件能力提升，将更多交易节点和高维特征纳入量子建模，实现实时或准实时大规模异常交易检测，建立量子结果与经典风控模型对照机制，确保可解释性和可追溯性，并培养量子风控和量子图算法团队，为保险行业全面量子化反欺诈和风险管理能力奠定基础。

五、
可能面临的挑战
以及对应的应对策略



（一）潜在问题和挑战

在推动量子计算在保险行业的应用探索过程中，机构可能面临多方面挑战。**首先，数据安全与合规风险**是核心制约因素。量子计算应用涉及大规模敏感数据，包括保单信息、客户数据、历史理赔记录以及投资组合信息。在试点或PoC阶段，数据可能需要跨系统调用、上传云平台或接入外部量子计算资源，这带来了潜在泄露风险。此外，还存在数据出域问题，尤其在涉及监管敏感信息、跨部门共享或外部合作时，可能触及法律、监管或公司内部安全边界。

其次，量子金融与量子算法人才稀缺可能限制行业探索的速度与深度。量子算法开发、金融建模、量子—经典混合架构开发、数据处理及结果可解释性分析均需要交叉技能，而业内高端人才储备不足，难以同时满足算法设计、工程化实现和业务理解的要求。

量子硬件局限性仍是技术推广的瓶颈。通用量子计算机受量子比特数量、误差率及相干时间限制，难以直接支持大规模保险优化、风险管理或场景模拟任务。专用量子设备（如量子退火机、相干光量子系统）可运行中小规模问题，但在高维约束或多变量场景下仍可能出现近似误差，影响结果可靠性。

此外，算法与工程集成风险以及模型可解释性问题也是潜在挑战。量子计算与现有保险业务系统、风控流程和IT架构的集成复杂度较高，量子优化结果相对黑箱化，可能影响监管认可和内部决策信任度。

（二）对应的应对策略

针对这些潜在风险，保险机构可采取多层次应对策略。

对于数据安全与合规风险，应建立严格的数据管理规范与访问控制机制，利用脱敏、加密、合规授权和审计跟踪，确保数据在算法验证、工程化及试点过程中的安全性与合规性。同时，可借助公开数据集、测试机及云端模拟环境进行初期验证，降低敏感数据使用风险。

针对人才短缺问题，可通过内部培训、跨部门人才培养、与科研机构及产业伙伴合作，建立量子金融建模和工程团队，同时利用模块化设计与标准化接口降低对高端人才的依赖，并利用云端量子计算资源降低初期硬件门槛。

针对量子硬件局限性，可采用量子—经典混合计算架构，将量子计算作为优化或模拟子模块嵌入现有业务系统，对全规模问题进行近似建模或分块处理，并密切关注硬件迭代与云平台资源，以渐进方式扩大应用规模。

对于算法与工程集成风险及模型可解释性问题，应优先选择成熟算法路径，建立量子优化结果与经典模型对照机制，结合可解释性报告和风险度量指标，确保业务决策可追溯、透明并符合监管要求。

通过这些策略，保险机构可以在保证安全、合规和业务连续性的前提下，有序推进量子计算在整个保险行业的探索与试点，实现技术潜力与业务价值的有效结合，同时为未来规模化应用奠定基础。

六、
总结与展望



量子计算正逐步从理论研究和实验验证阶段，向金融行业的实际应用探索迈进。在前文分析的关键场景中，包括动态资产负债管理与资本配置优化、高维风险因子精准定价与准备金评估，以及大规模关联网络反欺诈与异常交易识别，量子计算展示了在复杂组合优化、高维风险建模和图结构分析中的潜在优势。尽管当前通用量子硬件仍存在量子比特数量、噪声和相干时间的局限，专用量子计算平台（如量子退火机、相干光量子系统）已能够在中小规模问题上实现初步落地，为保险和金融机构提供了开展概念验证和小规模试点的可能。通过量子—经典混合算法、问题分块和渐进式优化策略，金融机构可以在现阶段利用量子计算积累经验、验证算法可行性，并为未来大规模商业化应用奠定基础。

从业务价值角度来看，量子计算的潜力不仅体现在提升计算效率，更在于可直接支持金融核心指标的优化，包括资本释放、风险降低、定价精度提升和反欺诈能力增强。尤其在高维和非线性问题中，量子算法能够提供比经典方法更高效的近似解或全局搜索能力，为金融机构的战略决策和风险控制提供新的工具。同时，量子计算的探索推动了数据管理、模型集成、工程化能力和跨学科人才培养的发展，有助于金融机构建立长期的技术储备和创新能力。

未来五至十年，随着量子硬件性能提升、算法成熟度增强以及量子云服务平台的发展，量子计算在金融行业的应用将呈现几个重要趋势：一是从小规模试点向多场景集成推进，覆盖资产管理、风险控制、定价、反欺诈等核心业务环节；二是量子—经典混合架构将成为主流，实现渐进式落地，同时兼顾计算效率与工程可控性；三是量子金融人才和跨学科团队建设将成为关键推动力，金融机构需建立完善的人才培养机制和生态合作网络；四是监管与合规要求将进一步引导量子技术应用的规范化，确保金融创新与风险管理相协调。

综上所述，量子计算虽处于快速发展和技术探索阶段，但其在金融行业尤其是保险领域的应用前景广阔，能够为高维优化、风险建模和异常检测等核心业务提供全新计算能力。金融机构应以战略视角持续关注技术演进，合理规划试点和落地路径，在积累经验、优化流程和培养人才的过程中，逐步实现量子计算的业务价值转化，为未来金融科技创新奠定坚实基础。