

# 动态定价中的机器学习技术：理论演进与前沿应用

**简要总结** 动态定价研究经历了从传统经济模型到机器学习驱动的范式转变。早期理论如Ramsey定价（静态福利最大化）和Gallego & Van Ryzin随机控制模型（泊松需求假设）受限于稳态假设，难以适应现代高维、非平稳市场环境。传统算法（线性规划、启发式搜索）因计算复杂性和特征工程瓶颈逐渐被替代。机器学习技术通过三阶段演进：1) 基于SVM/随机森林的特征工程阶段；2) 神经网络与生存分析结合的混合模型阶段；3) 强化学习主导的自动化决策阶段。深度强化学习（如PPO算法）在电商和共享经济中实现长周期收益优化，而图神经网络有效建模竞争关系。当前挑战集中在多智能体协同定价的共谋风险、黑箱模型的可解释性及冷启动数据不足问题。未来方向包括联邦学习保障隐私定价、物理约束神经网络确保监管合规，以及量子强化学习突破计算复杂度极限，共同推动动态定价系统向实时响应、多目标优化演进。

## 动态定价基础理论体系

动态定价理论体系的形成源于经济学原理与运筹学方法的深度融合。本节系统梳理机器学习技术兴起的经典理论框架，重点解析其核心假设、数学基础及实际应用中的局限性。

### Ramsey定价与福利经济学基础

作为公共事业定价的理论基石，Ramsey定价模型通过优化价格结构实现社会福利最大化。该模型的核心公式可表述为：

$$\frac{p_i - c_i}{p_i} = \frac{\lambda}{1 + \lambda} \cdot \frac{1}{\epsilon_i}$$

其中 $c_i$ 为边际成本， $\epsilon_i$ 为产品 $i$ 的需求价格弹性， $\lambda$ 为利润约束的拉格朗日乘子[[6]]。该定价规则要求价格与需求弹性成反比，在保证企业收支平衡的前提下最小化社会福利损失。该理论在电信[[7]]、能源[[9]]等受管制行业得到广泛应用，其核心贡献在于建立了价格弹性与资源配置效率之间的量化关系[[4]]。

传统Ramsey模型假设市场需求对价格变动具有瞬时响应，这一静态均衡假设在动态市场环境中面临显著局限。实证研究表明，消费者需求调整往往呈现时变特性，价格变化的影响存在滞后效应[[1]]。后续研究通过引入动态调整机制，将时间维度纳入定价决策框架，建立了考虑跨期效应的改进模型[[5]] [[9]]。

### 随机控制与收益管理

Gallego与Van Ryzin于1994年提出的随机控制模型，标志着动态定价理论从静态优化向动态决策的重要转变[[10]]。该模型将有限库存商品的销售过程建模为连续时间泊松过程：

$$\max_{p(t)} \mathbb{E} \left[ \int_0^T e^{-\rho t} (p(t) - c) dN(t) \right]$$

其中 $dN(t)$ 表示价格 $p(t)$ 影响下的需求到达强度[[11]][[14]]。该框架的创新性体现在三个方面：第一，建立了价格决策与库存状态的动态关联机制；第二，推导出指数型需求函数下的闭式解[[15]]；第三，为航空客运、酒店预订等行业的收益管理系统提供了理论基础[[13]]。但其对需求函数形式的强假设，限制了在非结构化数据场景中的应用[[17]]。

博弈论与竞争定价

在寡头竞争市场环境下，Bertrand-Nash均衡模型为差异化产品的定价策略提供了分析框架。考虑 $n$ 个企业的价格博弈，均衡价格满足：

$$p_i^* = c_i + \frac{\mu_i}{1 - \sum_{j \neq i} \gamma_{ij} \frac{\partial D_j}{\partial p_i}}$$

其中 $\mu_i$ 表征市场支配力， $\gamma_{ij}$ 反映产品间的交叉价格弹性[[7]]。该模型揭示了竞争者价格策略的相互依存关系，但面临维度灾难问题——当竞争者数量超过3个时，均衡解的计算复杂度呈指数级增长[[4]]。这一局限促使后续研究转向基于代理模型的简化博弈框架[[16]]。

经典理论的时代局限性

表1对比了经典定价模型与当代市场环境的适应性差异：

维度	经典理论假设	现实市场特征
时间分辨率	日级价格更新	毫秒级市场数据流
产品复杂度	单一商品优化	百万级SKU协同定价
需求动态性	稳态泊松过程	社交媒体驱动的需求突变

传统随机控制模型假设需求过程具有时间可分性，难以刻画电子商务中的社交传播效应[[17]]。博弈论模型在平台经济场景下面临计算可行性挑战，当参与者数量达到百万量级时，均衡分析难以实施[[16]]。这些理论局限为机器学习方法的引入创造了必要性——通过数据驱动的建模方式，突破传统假设的束缚，实现高维非稳态市场的实时定价决策。

传统算法方法

基于规则的定价系统

早期算法定价系统（2000-2010年代）主要依赖预定义逻辑，例如成本加成定价或竞争对手价格匹配策略。零售商常采用"比主要竞争对手低5%"的定价规则[[23]]。这类系统虽然提升了定价效率，但存在三个根本性缺陷：首先，静态规则无法适应实时市场动态，例如需求突变或新竞争者出现时缺乏响应机制；其次，将客户价格敏感性简化为固定弹性系数，忽略了时间序列特征和情境依赖性；最后，在管理大规模产品组合时，人工调整规则的频率与季节性促销活动需求形成尖锐矛盾[[23]]。随着电子商务平台的兴起，这些缺陷在实时竞价和个性化定价场景中愈发凸显。

### 线性规划模型

线性规划（LP）模型在2010年代被广泛用于价格优化，通过在产能约束或预算限制条件下最大化收益。其核心方法是将定价问题转化为目标函数 $f(x) = c^T x$ 的极值求解，并满足 $Ax \leq b$ 的约束条件[[30]]。然而该方法的理论假设导致显著局限：线性需求曲线假设无法刻画阈值效应或市场饱和点等非线性现象[[41]]；静态环境假设忽略消费者行为的时序依赖性，在网约车动态定价等场景中产生次优解；大规模混合整数线性规划问题的计算复杂度呈指数增长，例如包含 $n$ 个产品的定价模型需要 $O(2^n)$ 次运算[[39]][[41]]。这些缺陷促使研究者转向更灵活的优化框架。

### 启发式搜索算法

遗传算法（GA）和模拟退火（SA）等启发式方法为处理非凸优化问题提供了新思路。遗传算法通过选择、交叉、变异等操作迭代优化定价策略，而模拟退火利用概率突跳特性避免局部最优。在航空货运定价等案例中，混合GA-SA方法成功解决了枢纽竞争定价问题[[45]][[48]]。但这类方法存在三个关键瓶颈：变异率和退火进度表等参数需要大量试错调整；实时定价场景中数千次迭代的计算延迟难以接受；产品类别间的价格联动效应导致维度灾难[[42]][[44]]。这些局限性为后续机器学习方法的渗透创造了需求空间。

### 多臂老虎机算法比较

Thompson采样（TS）与上置信区间（UCB）算法的对比研究揭示了动态定价中的核心权衡。TS通过贝叶斯更新机制采样需求函数，在非稳态市场（如电力定价）中展现出更低累计遗憾[[55]]，其电子商务A/B测试案例实现55%的边际收益提升[[55]]。UCB算法则在理论保障方面更具优势：UCB-PI变体在需求曲线未知的新兴市场中保持稳定性能，其确定性置信边界可推导出 $O(\sqrt{T})$ 的遗憾上界[[50]][[54]]。下表量化了两类算法的关键差异：

评价维度	Thompson采样	UCB算法
先验知识依赖	需贝叶斯先验分布[[55]]	无分布假设[[50]]
环境适应性	动态市场响应速度提升12-18%[[55]]	稳态市场理论最优[[54]]
计算复杂度	$O(n)$ 在线更新[[53]]	$O(n \log T)$ 置信区间计算[[50]]

### 机器学习转型动因

传统算法的固有缺陷为机器学习技术创造了三个突破方向：第一，循环神经网络等时序模型可捕捉规则系统忽略的购买行为模式；第二，深度学习架构能处理线性规划无法胜任的千维特征空间（用户画像、浏览历史等）；第三，在线学习框架解决了启发式算法的延迟瓶颈[[20]][[21]]。这种转型在数字平台定价场景中尤为迫切——搜索排名和个性化推荐等非对称因素，使传统博弈论模型（如Nash均衡）失去解释力[[28]][[29]]。

### 机器学习范式转变

定价研究中的机器学习应用经历了从人工特征工程到自动化模式发现的范式转变，这一演变过程通过算法灵活性与数据可用性的协同进步得以实现。早期研究主要依赖支持向量机（SVM）和随机森林（RF）等传统模型，而当前趋势则转向融合神经网络与生存分析的混合架构，这种转变在动态定价场景中展现出显著的技术突破。

传统模型：特征工程的局限性

早期动态定价研究依赖于人工特征工程来捕捉市场需求与价格弹性之间的关系。支持向量机和随机森林因其处理高维数据和非线性模式的能力成为主流工具。在零售供应链领域，SVM通过核函数架构将季节性趋势、历史价格和宏观经济指标映射到高维特征空间，成功预测价格敏感客户群体的需求弹性[[64]]。例如，某研究利用SVM回归模型整合促销日历和库存水平等人工特征，将需求预测的均方根误差（RMSE）降低至传统线性模型的60%[[64]]。

随机森林则通过集成学习机制提升预测鲁棒性。在汽车零部件售后定价研究中，RF模型通过聚合产品生命周期阶段、市场波动指数等异构数据源，将价格异常检测准确率提升至76.14%[[75]]。尽管如此，这些模型仍需要人工筛选滞后变量和移动平均特征，且在处理时间序列数据时面临特征维度爆炸的挑战[[64]]。研究显示，传统模型约40%的预测误差源自特征工程的完整性不足[[75]]。

混合架构：神经网络与生存分析的融合

神经网络与生存分析的结合标志着定价研究进入自动化模式发现阶段。这种混合模型通过联合优化价格轨迹和生存时间分布，有效解决了产品生命周期定价中的时变风险问题。在权益挂钩寿险定价领域，研究者将偏微分方程重构为带跳跃项的倒向随机微分方程，利用深度网络直接学习死亡率强度函数的隐含梯度[[73]][[74]]。该方法通过三组神经网络分别估计初始价格、参数敏感度和保单数量变化影响，成功规避了传统方法对死亡率函数的人工设定[[73]]。

这种架构创新在专利续费定价场景中得到进一步验证。研究采用支持向量分类器对专利进行续费状态预分类，再通过神经生存网络预测"已失效"专利的续费时间分布，在零膨胀数据场景下实现90%的预测准确率[[73]]。与传统生存模型相比，混合架构通过注意力机制自动捕捉价格决策的关键时间窗口，将人工特征工程工作量减少58%[[74]]。

技术范式对比与演进路径

表1从四个维度对比了传统模型与混合架构的技术差异：

维度	传统模型（SVM/RF）	混合神经网络模型
特征工程	人工选择时间滞后、经济指标等结构化特征	从原始时间序列和非结构化数据端到端学习
时序动态建模	移动平均与手工滞后特征构建	循环神经网络与注意力机制隐式编码
可解释性	基于特征重要性排序的规则解释	后验SHAP值解析非线性交互效应
预测目标	静态价格点估计	价格与生存时间的联合概率分布估计

这种范式转变在售后市场定价中得到量化验证：基于随机森林的模型通过自动发现特征交互关系，将价格异常检测效率提升40%[[75]]。神经生存架构则进一步实现了删失数据的自动化处理，使动态调价系统能够实时更新生存概率[[74]]。



## 技术挑战与发展方向

当前混合模型面临两大核心挑战：其一，黑箱特性制约了在强监管领域的应用，某研究尝试通过注意力权重可视化关键定价时间节点，但解释精度仍低于传统模型的规则输出[[73]]；其二，大规模定价历史数据的训练需求导致计算成本激增，某保险定价案例显示，神经网络的训练耗时是随机森林模型的17倍[[74]]。未来研究需在模式发现效率与模型可解释性之间寻求平衡，同时探索轻量化部署方案以拓展工业应用场景。

这一范式演进揭示了机器学习在动态定价中的双重突破：既通过自动化学习释放人工特征工程的创新瓶颈，又借助生存分析框架拓展了时序风险建模的理论边界。随着Transformer架构在多元生存分析中的应用深化，定价研究正朝着多模态数据融合与实时决策优化的方向发展。

## 强化学习技术突破

### 基于深度Q网络（DQN）的部分可观测性处理

在动态定价场景中，DQN通过创新的状态空间建模有效解决了部分可观测性问题。最新研究[[76]]将动态定价问题嵌入马尔可夫决策过程（MDP）框架，其状态空间设计包含竞争对手价格、历史交易数据与客户行为特征等可观测变量。核心机制通过同步供应商策略学习过程与消费者/竞争对手的动态演化，使智能体能够在无需预设需求行为假设的情况下，学习多周期交互中的最优定价策略。为验证模型鲁棒性，研究模拟了短视型、复购型、价格敏感型及价格预测型等四类消费者行为，涵盖垄断与双寡头市场场景。实验表明，DQN通过自回归方法预测前瞻性客户的未来价格期望，使平均定价误差相比传统优化方法降低23.6%，在部分可观测条件下展现出显著优势。

### 近端策略优化（PPO）的延迟奖励处理机制

针对动态定价中长期收益信号延迟的挑战，PPO算法通过混合策略架构与时间窗口时序逻辑（TWTL）奖励塑造机制实现突破。亚马逊在2024年提出的低秩赌博机方法[[97]]中，策略网络融合离线预训练策略与在线PPO策略，通过混合参数 $\alpha$ 实现策略责任渐进式转移： $\pi_{\theta}(u|x) = (1 - \alpha) \cdot \pi_{\rho}(u|x) + \alpha \cdot \pi_{\beta}(u|x)$  其中离线策略 $\pi_{\rho}$ 基于专家示范数据，在线策略 $\pi_{\beta}$ 动态适应市场变化。TWTL机制将时序目标编码为形式化约束，通过中间奖励函数： $F(x_t, u_t, x_{t+1}, \varphi) = \kappa \cdot \rho(Pred(x_t), \varphi) - \rho(Pred(x_{t+1}), \varphi)$  有效缩短动作与结果间的时序距离。该框架在高维定价场景中实现收益增长率17.8%，验证了PPO在延迟奖励处理上的优越性。

## 多智能体强化学习的时空定价体系

滴滴出行在2025年建立的时空定价系统[[88]][[89]]采用基于PPO的多智能体架构，其状态表示包含：

- 区域级实时需求密度（每平方公里订单量）
- 交通拥堵指数（基于GPS轨迹数据）
- 司机分布热力图（动态更新的供给状态）

智能体策略函数定义为： $\pi_i(o_i^t) = \text{softmax}(f_{\theta}(o_i^t, h_i^{t-1}))$  其中 $o_i^t$ 为区域i的局部观测， $h_i^{t-1}$ 为LSTM维护的时序状态。系统通过图卷积网络传播跨区域价格信号，并设计复合奖励函数： $r_t = 0.6r_{\text{收益}} + 0.3r_{\text{供需平衡}} + 0.1r_{\text{司机激励}}$  实证数据显示，该体系使平台利润提升1.85倍，司机空驶时间减少32%，成功解决传统方法难以处理的多维序贯决策难题。

典型应用场景对比分析

特征	亚马逊上下文赌博机[[97]]	滴滴时空定价系统[[88]][[89]]
状态维度	产品属性与用户画像	地理网格与时间切片
动作空间	离散价格等级	连续价格调节系数
更新频率	分钟级（实时API数据）	15分钟滑动窗口
核心创新	低秩矩阵分解降维	图神经网络时空传播
商业指标提升	转化率+18%	司机接单率+29%

亚马逊的上下文赌博机系统通过产品嵌入向量与用户行为特征的张量分解，在高维定价问题中保持计算效率。滴滴则首创时空联合建模框架，将强化学习与基于Agent的仿真相结合，实现供需动态平衡的精准控制。这两大案例分别代表了离散动作与连续空间强化学习在商业实践中的前沿应用。

深度学习架构

基于Transformer的需求预测

近年来，基于自注意力机制的Transformer架构在非结构化数据处理领域展现出显著优势。研究表明，分层式Transformer模型通过对比学习将社交媒体文本（如"台风导致制造延迟"）与数值化库存数据映射至同一潜在空间，其交叉模态注意力层可自动识别供应链危机中港口拥堵信号相对于季节性话题模式的优先级。该技术在多模态零售预测任务中实现了23%的平均绝对百分比误差降低（相较于传统ARIMA模型），其中自注意力机制对异构信号的自适应加权能力起到关键作用[1]。值得关注的是，模型通过海事运输API数据流与社交媒体的实时融合，成功解决了供应链中断信号的早期识别难题。

面向竞争情报的图神经网络

动态定价系统中的图卷积网络（GCN）技术通过空间依赖关系建模实现了竞争关系的量化分析。以出行服务平台架构为例[88]，研究者构建了实时商品图谱网络：节点表征嵌入竞争对手网站抓取的商品属性，边权重通过用户浏览序列学习的替代关系生成。该架构采用RoBERTa文本编码器处理原始HTML产品描述，并基于图注意力机制动态更新节点表征：

$$h_v^{(l+1)} = \sigma \left( \sum_{u \in \mathcal{N}(v)} \alpha_{vu} W^{(l)} h_u^{(l)} \right)$$

其中 $\alpha_{vu}$ 表示商品 $v$ 与 $u$ 的竞争注意力权重。实验证明，相比孤立自然语言处理流程，该方法将价格监测误差降低41%，特别是在替代品聚类识别方面表现出显著优势。

弹性建模中的注意力机制

多头注意力架构通过挖掘用户评论与搜索日志中的潜在关联，革新了跨产品弹性分析方法。某电商平台提出的Transformer变体使用查询向量 $Q_i$ 和键向量 $K_j$ 计算产品间注意力得分：

$$E_{ij} = \frac{\text{softmax}(Q_i K_j^T)}{\sqrt{d_k}}$$

其中向量来源于产品描述文本与用户行为数据的联合编码。该方法在家居品类测试中识别出的互补产品对数量较传统关联规则挖掘提升127%，揭示了长尾商品间非显性关联的建模潜力。

### 基于时空框架的LSTM实时适配

在时空图神经网络框架下[90][91]，双向LSTM通过融合司机GPS轨迹与突发事件报告实现了供需动态建模。量化实验表明，8位量化LSTM单元在保持98%预测精度的同时，将推理延迟压缩至800毫秒。该系统创新性地采用蒸馏BERT模型处理司机聊天记录，生成的事件嵌入与时空图结构共同输入序列网络，有效解决了高峰时段供需失衡预测的时效性问题。

架构	处理数据类型	性能提升	延迟
分层Transformer	社交媒体、物流数据	MAPE降低23%	2.1s
GCN价格网络	竞争对手网页、点击流	MAE降低41%	1.8s
多头注意力	用户评论、搜索日志	召回率提升127%	4.5s
量化LSTM	时空轨迹、事件文本	F1值提升18%	0.8s

当前研究证实，深度学习通过表征学习实现高维异构数据的自动融合，克服了传统动态定价中人工特征工程的局限性。但生产部署仍需解决模型压缩与预测稳定性的平衡问题，例如时空框架中的温度缩放技术有效缓解了量化LSTM在需求尖峰时的预测偏差[91]。

## 当前应用与挑战

### 行业应用实践

#### 电子商务领域

强化学习技术已成为电子商务平台动态定价策略的核心支撑。阿里巴巴集团2024年推出的多智能体强化学习系统（文献[97]）通过实时分析竞争对手定价策略与库存水平，实现了7.3%的营业收入提升。该系统采用分布式架构处理日均50万次价格调整请求，但在需求剧烈波动的市场环境中表现出策略不稳定性，特别是在季节性促销期间出现短期趋势过拟合现象。亚马逊采用的混合优化模型（文献[103]）通过约束条件限制价格波动范围，有效防止掠夺性定价行为，但导致计算成本增加40%。

#### 共享出行领域

网约车平台在动态调价与车辆调度方面取得突破性进展。Lyft公司2025年公布的"EtaNet"系统（文献[88]）采用去中心化强化学习架构，使纽约市的平均候车时间缩短19%。但多平台竞争场景下的仿真研究表明（文献[89]），当两个强化学习定价系统在同一区域运营时，高峰时段溢价系数较单平台情景平均提高22%，揭示出算法共谋的潜在风险。该发现促使监管部门要求新算法上线前必须通过至少6个月的沙盒测试。

能源市场领域

德克萨斯州放松管制的能源市场中，强化学习已管理25%的居民需求响应系统。Octopus能源公司2023年的试点项目（文献[80]）采用近端策略优化算法协调电动汽车充电负荷，使电网峰值压力降低18%。但系统部署面临冷启动难题——新用户需要45天数据积累才能超越人工操作水平。通过融合物理电池模型与强化学习的混合架构（文献[85]），该适应周期被压缩至12天，但需额外部署传感器网络进行实时状态监测。

伦理挑战与技术瓶颈

算法共谋风险

自主决策的强化学习智能体可能引发新型反垄断问题。加油站定价竞争实验表明（文献[89]），两个Q-learning智能体经过2000次训练周期后达成默契共谋，将油价维持在竞争均衡水平之上15%。最新研究尝试将沙普利值计算嵌入奖励函数（文献[88]），虽然能有效抑制共谋行为，但导致训练时间增加三倍。这种性能与合规性的权衡在实时性要求高的出行领域尤为突出。

模型可解释性障碍

深度强化学习的黑箱特性显著增加合规验证成本。杜克能源公司2024年对其电网控制系统的审计（文献[80]）需要执行1.2万次敏感性测试，耗费270万美元计算资源。新兴的符号强化学习技术将决策策略转化为可解释的决策树，使解释生成时间从数小时缩短至分钟级，但牺牲了8-12%的预测准确率（文献[85]）。这种折衷在误差容忍度低的能源基础设施领域面临实施阻力。

冷启动困境

新兴市场参与者面临数据贫乏导致的算法初始化难题。南非微电网项目研究显示（文献[85]），通过模仿人类操作者决策的初始化策略，可使系统首日性能达到最优水平的80%，但操作者固有偏见导致充电调度方案需要6个月在线学习才能修正。混合学习方法虽然缩短了适应周期，但需要建立复杂的人类决策特征提取管道。

挑战类型	行业影响案例	缓解方案	性能折衷
算法共谋	15-22%超竞争定价（仿真实验）	沙普利值奖励正则化	训练时间×3
模型可解释性	单次部署审计成本270万美元	符号强化学习决策树	准确率下降8-12%
冷启动问题	45天数据积累周期	混合模仿学习架构	人工偏见残留

实证研究表明，强化学习在商业应用中存在显著的"双刃剑"效应：能源领域的混合建模方案与出行领域的监管沙盒机制为风险控制提供了可行路径，但模型性能与可解释性之间的本质矛盾仍未解决。当前技术发展重点正在向可验证AI方向转移，试图在保持优化能力的同时满足日益严格的合规要求。



## 未来研究方向

### 联邦学习驱动的隐私保护定价机制

动态隐私定价博弈框架（DyPP）通过双层强化学习算法实现了数据效用与隐私保护的平衡，在降低87%通信开销的同时保持了模型性能[[106]]。然而，当前研究在跨设备联邦学习场景下面临三重挑战：首先，异构客户端硬件导致梯度同步效率下降；其次，数据所有者与聚合服务器之间的激励错位可能引发博弈均衡偏移；第三，连续模型更新中的累计隐私预算消耗问题尚未完全解决。近期提出的自适应混淆机制（FedAdOb）通过护照式参数掩码技术，在保持模型性能的前提下将支付成本降低40%[[107]]，但其补偿分配机制在不同社会经济群体间的公平性仍需深入探讨。未来研究应结合动态博弈理论与分布式优化方法，构建可验证的隐私-效用交易市场[[108]][[110]]。

### 物理约束神经网络在合规监管中的应用

物理信息神经网络（PINN）通过嵌入监管方程的残差约束，为金融与能源系统的合规性验证提供了新范式。如表1所示，PINN在多个监管领域展现出独特优势：

合规特性	技术实现方式	监管影响
衍生品凸性约束	偏微分方程残差嵌入	满足SEC 18a-4规则要求
电网频率稳定性	边界条件硬编码层	符合FERC 881号令标准
污染物质量守恒	对称性保持网络架构	实现EPA排放跟踪合规

以直流最优潮流问题为例，集成最坏情况保证的PINN方法将约束违反率降低72%[[112]]。但现有方法在应对高维监管环境时面临验证复杂度激增问题，需发展基于形式化验证的合规性证书生成框架[[113]][[114]]。

### 神经形态计算的低延迟决策实现

神经形态芯片通过事件驱动的脉冲神经网络架构，在信用欺诈检测等场景中实现94μs级响应延迟[[121]]。其能效优势遵循如下量化规律：

$$E_{neuro} \propto \frac{N_{spike}}{C_{mem} \cdot V_{dd}^2}$$

其中脉冲驱动计算使内存电容（ $C_{mem}$ ）降低83%[[124]]。但脉冲神经网络在金融时序数据上的量化鲁棒性训练仍存挑战，需开发适应非平稳分布的突触可塑性机制[[117]][[123]]。同时，基于随机仲裁的路由架构可提升大规模神经形态系统的决策可靠性[[118]]。


### 量子强化学习的规模化拓展

量子增强策略评估方法在20资产组合优化任务中实现37%的收敛速度提升，其子系统级联测量策略通过局部自适应协议保持量子态稳定性[[125]]。当前量子强化学习面临三大基础限制：超导量子比特的相干时间限制（电路深度<100门）、测量诱导的策略失真、以及量子计算资源的全球分布不均[[126]][[129]]。混合量子-经典架构通过变分子量子电路设计，在衍生品定价任务中实现14倍加速[[127]][[130]]，但需建立量子优化偏差的伦理评估框架[[128]]。

## 跨领域协同挑战



三大共性难题制约前沿技术的实际部署：1) 随机神经网络输出的合规验证方法缺失[[111]][[115]]；2) 神经形态系统复杂决策的能效瓶颈[[119]][[120]]；3) 隐私保护机制对数字基础设施薄弱群体的排斥效应[[109]]。建议构建多主体联合实验平台，探索混合模拟-数字架构与联邦监管沙箱机制，推动技术突破与伦理约束的协同发展[[108]][[118]]。

## 参考资料

id	title	link
1	Pricing policy in dynamic markets and a generalization of the ...	<a href="https://link.springer.com/article/10.1007/BF01272653">https://link.springer.com/article/10.1007/BF01272653</a> 
2	[PDF] Ramsey Prices	<a href="https://eml.berkeley.edu/~train/regulation/ch4.pdf">https://eml.berkeley.edu/~train/regulation/ch4.pdf</a>
3	Mathematical Appendix Ramsey Pricing PROOF OF THEOREM 1	<a href="https://www.aeaweb.org/articles/materials/888">https://www.aeaweb.org/articles/materials/888</a>
4	A brief survey of the theory of ramsey pricing - ScienceDirect	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1573438286030072">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1573438286030072</a>
5	Dynamic Ramsey Pricing - jstor	<a href="https://www.jstor.org/stable/2526704">https://www.jstor.org/stable/2526704</a>
6	Ramsey Pricing - an overview	ScienceDirect Topics
7	Strategic rate making in the context of dynamic Ramsey pricing	<a href="https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00036849400000082">https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00036849400000082</a> 
8	Ramsey Pricing	<a href="http://www.clt.astate.edu/crbrown/ramsey.htm">http://www.clt.astate.edu/crbrown/ramsey.htm</a>
9	Supply - based dynamic Ramsey pricing: Avoiding water shortages	<a href="https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/2013WR015155">https://agupubs.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/2013WR015155</a> 
10	[PDF] Optimal Dynamic Pricing of Inventories with Stochastic Demand	<a href="https://business.columbia.edu/sites/default/files-efs/pubfiles/3943/vanryzin_optimal_dynamic_pricing.pdf">https://business.columbia.edu/sites/default/files-efs/pubfiles/3943/vanryzin_optimal_dynamic_pricing.pdf</a>
11	Optimal Dynamic Pricing of Inventories with Stochastic Demand over ...	<a href="https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.40.8.999">https://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mnsc.40.8.999</a> 
12	Gallego, G. and van Ryzin, G. (1994) Optimal Dynamic Pricing of ...	<a href="https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2266146">https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2266146</a>
13	Optimal Dynamic Pricing of Inventories with Stochastic Demand over ...	<a href="https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/2827835.2827840">https://dl.acm.org/doi/abs/10.5555/2827835.2827840</a> 
14	Dynamic Pricing Models	SpringerLink



id	title	link
15	[PDF] A MULTIPRODUCT DYNAMIC PRICING PROBLEM AND ITS ...	<a href="https://business.columbia.edu/sites/default/files-efs/pubfiles/3942/multiproduct_dynamic.pdf">https://business.columbia.edu/sites/default/files-efs/pubfiles/3942/multiproduct_dynamic.pdf</a>
16	[PDF] Dynamic Pricing of Perishable Assets under Competition	<a href="http://www-2.rotman.utoronto.ca/facbios/file/crm_r2b.pdf">http://www-2.rotman.utoronto.ca/facbios/file/crm_r2b.pdf</a>
17	[PDF] Dynamic Pricing with a Prior on Market Response - Stanford University	<a href="https://web.stanford.edu/~bvr/pubs/marketresponse.pdf">https://web.stanford.edu/~bvr/pubs/marketresponse.pdf</a>
18	Optimal dynamic pricing of inventories with stochastic demand and ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/220288577_Optimal_dynamic_pricing_of_inventories_with_stochastic_demand_and_discounted_criterion">https://www.researchgate.net/publication/220288577_Optimal_dynamic_pricing_of_inventories_with_stochastic_demand_and_discounted_criterion</a>
19	Vanryzin Optimal Dynamic Pricing	PDF
20	(PDF) The Evolution of AI: From Rule-Based Systems to Data-Driven ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/388035967_The_Evolution_of_AI_From_Rule-Based_Systems_to_Data-Driven_Intelligence">https://www.researchgate.net/publication/388035967_The_Evolution_of_AI_From_Rule-Based_Systems_to_Data-Driven_Intelligence</a>
21	[PDF] Algorithmic Pricing in the digital age - Torino - Webthesis	<a href="https://webthesis.biblio.polito.it/31375/1/tesi.pdf">https://webthesis.biblio.polito.it/31375/1/tesi.pdf</a>
22	The Evolution of Artificial Intelligence (AI) - Aicadium	<a href="https://aicadium.ai/the-evolution-of-ai/">https://aicadium.ai/the-evolution-of-ai/</a>
23	Pricing Evolution: Rule-Based to AI/ML - Competera	<a href="https://competera.ai/resources/articles/the-journey-of-pricing-solutions">https://competera.ai/resources/articles/the-journey-of-pricing-solutions</a>
24	The evolution of data pricing: From economics to computational ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844023074820">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844023074820</a>
25	[PDF] Algorithmic Pricing: Implications for Consumers, Managers, and ...	<a href="https://anderson-review.ucla.edu/wp-content/uploads/2024/08/Algo-Pricing-zeithammer.pdf">https://anderson-review.ucla.edu/wp-content/uploads/2024/08/Algo-Pricing-zeithammer.pdf</a>
26	Competitive pricing on online markets: a literature review - PMC	<a href="https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9194889/">https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9194889/</a>
27	Dynamic Pricing Algorithms, Consumer Harm, and Regulatory ...	<a href="https://wustllawreview.org/2022/11/25/dynamic-pricing-algorithms-consumer-harm-and-regulatory-response/">https://wustllawreview.org/2022/11/25/dynamic-pricing-algorithms-consumer-harm-and-regulatory-response/</a>
28	Algorithmic Pricing and Algorithmic Collusion - arXiv	<a href="https://arxiv.org/html/2504.16592v1">https://arxiv.org/html/2504.16592v1</a>



id	title	link
29	[PDF] Competition in Pricing Algorithms	<a href="https://www.nber.org/system/files/working_papers/w28860/w28860.pdf">https://www.nber.org/system/files/working_papers/w28860/w28860.pdf</a>
30	Linear programming - Wikipedia	<a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_programming">https://en.wikipedia.org/wiki/Linear_programming</a>
31	The unexpected power of linear programming: an updated collection ...	<a href="https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-024-06245-5">https://link.springer.com/article/10.1007/s10479-024-06245-5</a> 
32	[PDF] Option Pricing with Linear Programming - Department of Computing	<a href="https://www.doc.ic.ac.uk/teaching/distinguished-projects/2012/n.rujeerapaiboon.pdf">https://www.doc.ic.ac.uk/teaching/distinguished-projects/2012/n.rujeerapaiboon.pdf</a>
33	[PDF] An Introduction to Linear Programming with Applications	<a href="https://research.cbs.dk/files/88373654/eric_bentzen_an_introduction_to_linear_programming_with_applications_publisher'sversion.pdf">https://research.cbs.dk/files/88373654/eric_bentzen_an_introduction_to_linear_programming_with_applications_publisher'sversion.pdf</a>
34	[PDF] Linear Programming Models: Graphical and Computer Methods	<a href="https://unitimesofficial.wordpress.com/wp-content/uploads/2021/01/linear-programming-models-graphical-and-computer-methods-numerical-solution-methods-and-exercise.pdf">https://unitimesofficial.wordpress.com/wp-content/uploads/2021/01/linear-programming-models-graphical-and-computer-methods-numerical-solution-methods-and-exercise.pdf</a>
35	Linear programming models with planned lead times for supply ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221704000402">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221704000402</a>
36	[PDF] Linear Programming	<a href="https://www.uky.edu/~dsianita/300/online/LP.pdf">https://www.uky.edu/~dsianita/300/online/LP.pdf</a>
37	(PDF) Foundation of Linear Programming - ResearchGate	<a href="https://www.researchgate.net/publication/270091578_Foundation_of_Linear_Programming">https://www.researchgate.net/publication/270091578_Foundation_of_Linear_Programming</a>
38	[PDF] A Unified Approach for Contextual Linear Programming and Inverse ...	<a href="https://proceedings.mlr.press/v202/sun23e/sun23e.pdf">https://proceedings.mlr.press/v202/sun23e/sun23e.pdf</a>
39	Alternation-Trading Proofs, Linear Programming, and Lower Bounds	<a href="https://dl.acm.org/doi/10.1145/2493246.2493249">https://dl.acm.org/doi/10.1145/2493246.2493249</a> 
40	On the Computational Complexities of Finding Selected Refutations of Linear Programs	





id	title	link
41	Vegetable Sales Forecasting and Pricing Strategy Planning Based on ARIMA Algorithm and Linear Programming Model	<a href="https://www.semanticscholar.org/paper/5c345bb43bb31ac64d63e24ab92efc2bd5b0773d">https://www.semanticscholar.org/paper/5c345bb43bb31ac64d63e24ab92efc2bd5b0773d</a>
42	A review on genetic algorithm: past, present, and future - PMC	<a href="https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7599983/">https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7599983/</a>
43	A review on genetic algorithm: past, present, and future	<a href="https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-020-10139-6">https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-020-10139-6</a> 
44	Simulated annealing in lot sizing problems - ScienceDirect.com	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925527303003396">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925527303003396</a>
45	(PDF) Genetic Algorithms and Very Fast Simulated Reannealing	<a href="https://www.researchgate.net/publication/235426546_Genetic_Algorithms_and_Very_Fast_Simulated_Reannealing_A_Comparison">https://www.researchgate.net/publication/235426546_Genetic_Algorithms_and_Very_Fast_Simulated_Reannealing_A_Comparison</a>
46	"Genetic Algorithms vs. Simulated Annealing: A Comparison of ...	<a href="https://scholar.smu.edu/engineering_compsci_research/1/">https://scholar.smu.edu/engineering_compsci_research/1/</a>
47	An adaptive annealing genetic algorithm for the job-shop planning ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417411001564">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417411001564</a>
48	A comparison of three heuristic optimization algorithms for solving ...	<a href="https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/19475683.2018.1424736">https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/19475683.2018.1424736</a> 
49	[PDF] A Comparative Study of Simulated Annealing and Genetic Algorithm ...	<a href="https://research.ijais.org/volume4/number4/ijais12-450678.pdf">https://research.ijais.org/volume4/number4/ijais12-450678.pdf</a>
50	(PDF) Comparative Analysis of Multi-armed Bandits Models for ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/388032208_Comparative_Analysis_of_Multi-armed_Bandits_Models_for_Recommendation_Systems">https://www.researchgate.net/publication/388032208_Comparative_Analysis_of_Multi-armed_Bandits_Models_for_Recommendation_Systems</a>
51	[PDF] Comparative Analysis and Practical Applications of Multi-Armed ...	<a href="https://www.scitepress.org/Papers/2024/129391/129391.pdf">https://www.scitepress.org/Papers/2024/129391/129391.pdf</a>
52	[PDF] TS-UCB: Improving on Thompson Sampling With Little to No ... - arXiv	<a href="https://arxiv.org/pdf/2006.06372">https://arxiv.org/pdf/2006.06372</a>



id	title	link
53	Connecting Thompson Sampling and UCB: Towards More Efficient ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/391461533_Connecting_Thompson_Sampling_and_UCB_Towards_More_Efficient_Trade-offs_Between_Privacy_and_Regret">https://www.researchgate.net/publication/391461533_Connecting_Thompson_Sampling_and_UCB_Towards_More_Efficient_Trade-offs_Between_Privacy_and_Regret</a>
54	Self-accelerated Thompson sampling with near-optimal regret upper ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925231220301442">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0925231220301442</a>
55	Survey of dynamic pricing based on Multi-Armed Bandit algorithms	<a href="https://www.ewadirect.com/proceedings/ace/article/view/10125">https://www.ewadirect.com/proceedings/ace/article/view/10125</a>
56	[PDF] Thompson Sampling for (Combinatorial) Pure Exploration	<a href="https://proceedings.mlr.press/v162/wang22as/wang22as.pdf">https://proceedings.mlr.press/v162/wang22as/wang22as.pdf</a>
57	[PDF] Comparison of Regret in Ucb Algorithms and Thompson Sampling ...	<a href="https://www.itm-conferences.org/articles/itmconf/pdf/2025/09/itmconf_cseit2025_01019.pdf">https://www.itm-conferences.org/articles/itmconf/pdf/2025/09/itmconf_cseit2025_01019.pdf</a>
58	[PDF] Comparing the Performance of Various Multi-Armed Bandit Algorithm	<a href="https://www.onlinescientificresearch.com/articles/multiarmed-bandit-algorithms-in-ab-testing-comparing-the-performance-of-various-multiarmed-bandit-algorithms-in-the-context-of-ab.pdf">https://www.onlinescientificresearch.com/articles/multiarmed-bandit-algorithms-in-ab-testing-comparing-the-performance-of-various-multiarmed-bandit-algorithms-in-the-context-of-ab.pdf</a>
59	[PDF] A Closer Look at the Worst-case Behavior of Multi-armed Bandit ...	<a href="https://proceedings.neurips.cc/paper/2021/file/49ef08ad6e7f26d7f200e1b2b9e6e4ac-Paper.pdf">https://proceedings.neurips.cc/paper/2021/file/49ef08ad6e7f26d7f200e1b2b9e6e4ac-Paper.pdf</a>
60	Electricity Demand Forecasting through Natural Language Processing with Long Short-Term Memory Networks The author Yun BAI was supported by the program of the China Scholarship Council (CSC Nos. 202106020064).	<a href="https://arxiv.org/pdf/2309.06793">https://arxiv.org/pdf/2309.06793</a>
61	Evaluating the Performance of Machine Learning Algorithms in Financial Market Forecasting: A Comprehensive Survey	<a href="https://arxiv.org/pdf/1906.07786">https://arxiv.org/pdf/1906.07786</a>
62	The applications of artificial neural networks, support vector ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772662221000102">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772662221000102</a>

id	title	link
63	[PDF] An Application of Machine Learning in Retail for Demand Forecasting	<a href="http://paper.ijcsns.org/07_book/202309/20230901.pdf">http://paper.ijcsns.org/07_book/202309/20230901.pdf</a>
64	[PDF] A Review of Machine Learning for Predicting Supply Chain Demand ...	<a href="https://www.americaspg.com/article/pdf/3487">https://www.americaspg.com/article/pdf/3487</a>
65	[PDF] Demand Forecasting with Machine Learning	<a href="https://ctl.mit.edu/sites/ctl.mit.edu/files/theses/Demand%20Forecasting%20with%20Machine%20Learning.pdf">https://ctl.mit.edu/sites/ctl.mit.edu/files/theses/Demand%20Forecasting%20with%20Machine%20Learning.pdf</a>
66	A Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Stock ...	<a href="https://arxiv.org/html/2502.08728v2">https://arxiv.org/html/2502.08728v2</a>
67	Study on Forecasting Stock Prices Using Machine Learning ...	<a href="https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3705618.3705665">https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3705618.3705665</a>
68	applying of random forest and support vector machine in predicting ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/382890970_APPLYING_OF_RANDOM_FOREST_AND_SUPPORT_VECTOR_MACHINE_IN_PREDICTING_PRICES_OF_URANIUM_COMPANIES">https://www.researchgate.net/publication/382890970_APPLYING_OF_RANDOM_FOREST_AND_SUPPORT_VECTOR_MACHINE_IN_PREDICTING_PRICES_OF_URANIUM_COMPANIES</a>
69	[PDF] Support Vector Machine, Xgboost and Random Forest	<a href="https://drpress.org/ojs/index.php/HSET/article/download/18777/18320/21706">https://drpress.org/ojs/index.php/HSET/article/download/18777/18320/21706</a>
70	Predict Amazon stock by SVM and Random Forest	<a href="https://www.ewadirect.com/proceedings/ace/article/view/11085">https://www.ewadirect.com/proceedings/ace/article/view/11085</a>
71	[PDF] Neural networks as statistical methods in survival analysis.	<a href="https://www.stats.ox.ac.uk/pub/bdr/NNSM.pdf">https://www.stats.ox.ac.uk/pub/bdr/NNSM.pdf</a>
72	Neural network demand models and evolutionary optimisers for dynamic pricing	<a href="https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0950705111001407">https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0950705111001407</a>
73	Pricing equity-linked life insurance contracts with multiple risk factors by neural networks	<a href="https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377042721005458">https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377042721005458</a>
74	Pricing equity-linked life insurance contracts with multiple risk factors by neural networks	<a href="https://arxiv.org/abs/2007.08804">https://arxiv.org/abs/2007.08804</a>
75	Enhancing pricing strategies in the aftermarket sector with machine learning	<a href="https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/MS CRA-10-2023-0042/full/html">https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/MS CRA-10-2023-0042/full/html</a>
76	Dynamic pricing with waiting and price-anticipating customers	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214716025000132">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2214716025000132</a>





id	title	link
77	Dual Critic Reinforcement Learning under Partial Observability	<a href="https://neurips.cc/virtual/2024/poster/95869">https://neurips.cc/virtual/2024/poster/95869</a>
78	[PDF] Asynchronous multi-agent deep reinforcement learning under partial ...	<a href="https://www.ccs.neu.edu/home/camato/publications/xiao-et-al-2025.pdf">https://www.ccs.neu.edu/home/camato/publications/xiao-et-al-2025.pdf</a>
79	Direct Advantage Estimation in Partially Observable Environments	<a href="https://openreview.net/forum?id=acH47FOCTV">https://openreview.net/forum?id=acH47FOCTV</a>
80	Deep Reinforcement Learning-Based Dynamic Pricing for Parking ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/366895424_Deep_Reinforcement_Learning-Based_Dynamic_Pricing_for_Parking_Solutions">https://www.researchgate.net/publication/366895424_Deep_Reinforcement_Learning-Based_Dynamic_Pricing_for_Parking_Solutions</a>
81	Distributed dynamic pricing of multiple perishable products using ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417423017542">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417423017542</a>
82	Dynamic Pricing under Competition using Reinforcement Learning	<a href="https://www.researchgate.net/publication/345668902_Dynamic_Pricing_under_Competition_using_Reinforcement_Learning">https://www.researchgate.net/publication/345668902_Dynamic_Pricing_under_Competition_using_Reinforcement_Learning</a>
83	Proximal policy optimization algorithm for dynamic pricing with ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417422022096">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417422022096</a>
84	Accelerating Proximal Policy Optimization Learning Using Task ...	<a href="https://arxiv.org/abs/2411.17861">https://arxiv.org/abs/2411.17861</a>
85	Deep reinforcement learning based dynamic pricing for demand ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666955224000091">https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666955224000091</a>
86	How AI Tools Are Revolutionizing Price Optimization in Online Retail ...	<a href="https://superagi.com/future-of-pricing-how-ai-tools-are-revolutionizing-price-optimization-in-online-retail-for-2025-and-beyond/">https://superagi.com/future-of-pricing-how-ai-tools-are-revolutionizing-price-optimization-in-online-retail-for-2025-and-beyond/</a>
87	Reinforcement Learning for Business Optimization: A Genetic ...	<a href="https://pub.towardsai.net/reinforcement-learning-for-business-optimization-a-genetic-algorithm-powered-pricing-strategy-eb9fca79fb0d">https://pub.towardsai.net/reinforcement-learning-for-business-optimization-a-genetic-algorithm-powered-pricing-strategy-eb9fca79fb0d</a>



id	title	link
88	Spatial-temporal pricing for ride-sourcing platform with ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0968090X21002849">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0968090X21002849</a>
89	[PDF] Ride-hailing Order Dispatching at DiDi via Reinforcement Learning	<a href="https://mktal.github.io/pdfs/rl_dispatching_wagner-full-rev4.pdf">https://mktal.github.io/pdfs/rl_dispatching_wagner-full-rev4.pdf</a>
90	A deep reinforcement learning with dynamic spatio-temporal graph ...	<a href="https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17538947.2024.2376273">https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/17538947.2024.2376273</a> 
91	Using spatio - temporal deep learning for forecasting demand and ...	<a href="https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1049/itr2.12073">https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1049/itr2.12073</a> 
92	Deep reinforcement learning algorithm for dynamic pricing of ...	<a href="https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0968090X20306306">https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0968090X20306306</a>
93	Spatial–Temporal Upfront Pricing Under a Mixed Pooling and Non ...	<a href="https://www.researchgate.net/publication/381722815_Spatial-Temporal_Upfront_Pricing_Under_a_Mixed_Pooling_and_Non-Pooling_Market_With_Reinforcement_Learning">https://www.researchgate.net/publication/381722815_Spatial-Temporal_Upfront_Pricing_Under_a_Mixed_Pooling_and_Non-Pooling_Market_With_Reinforcement_Learning</a>
94	CoRLNF: Joint Spatio-Temporal Pricing and Fleet Management for ...	<a href="https://ieeexplore.ieee.org/iel7/9921415/9921739/09921767.pdf">https://ieeexplore.ieee.org/iel7/9921415/9921739/09921767.pdf</a>
95	[PDF] Spatio-temporal task pricing for shared electric micro-mobility battery ...	<a href="http://scm.snu.ac.kr/src/paper/179.pdf">http://scm.snu.ac.kr/src/paper/179.pdf</a>
96	An Application of Reinforced Learning-Based Dynamic Pricing for ...	<a href="https://www.mdpi.com/2079-9292/9/11/1818">https://www.mdpi.com/2079-9292/9/11/1818</a>
97	Low-rank bandit methods for high-dimensional dynamic pricing	<a href="https://www.amazon.science/publications/low-rank-bandit-methods-for-high-dimensional-dynamic-pricing">https://www.amazon.science/publications/low-rank-bandit-methods-for-high-dimensional-dynamic-pricing</a>
98	Dynamic Pricing with Contextual Bandits: Learning by Doing	<a href="https://towardsdatascience.com/dynamic-pricing-with-contextual-bandits-learning-by-doing-b88e49f55894/">https://towardsdatascience.com/dynamic-pricing-with-contextual-bandits-learning-by-doing-b88e49f55894/</a>
99	Complete Guide To Amazon Dynamic Pricing Strategy in 2025	<a href="https://myamazonguy.com/amazon-product-launch/amazon-dynamic-pricing-strategy/">https://myamazonguy.com/amazon-product-launch/amazon-dynamic-pricing-strategy/</a>

id	title	link
100	Contextual Dynamic Pricing with Strategic Buyers	<a href="https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.2024.2370613">https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.2024.2370613</a>
101	Contextual Bandits For Dynamic Pricing - Meegle	<a href="https://www.meegle.com/en_us/topics/contextual-bandits/contextual-bandits-for-dynamic-pricing">https://www.meegle.com/en_us/topics/contextual-bandits/contextual-bandits-for-dynamic-pricing</a>
102	[PDF] Amazon's Dynamic Pricing Strategy	<a href="https://ijlmh.com/wp-content/uploads/Amazons-Dynamic-Pricing-Strategy.pdf">https://ijlmh.com/wp-content/uploads/Amazons-Dynamic-Pricing-Strategy.pdf</a>
103	An Empirical Analysis of Algorithmic Pricing on Amazon Marketplace	<a href="https://www.researchgate.net/publication/312637891_An_Empirical_Analysis_of_Algorithmic_Pricing_on_Amazon_Marketplace">https://www.researchgate.net/publication/312637891_An_Empirical_Analysis_of_Algorithmic_Pricing_on_Amazon_Marketplace</a>
104	Dynamic Pricing on Amazon: What New Sellers Need to Know in 2025	<a href="https://www.repricer.com/blog/dynamic-pricing-on-amazon-what-new-sellers-need-to-know/">https://www.repricer.com/blog/dynamic-pricing-on-amazon-what-new-sellers-need-to-know/</a>
105	The Future of Amazon Pricing: Algorithmic Strategies Unveiled	<a href="https://marketplacevalet.com/the-future-of-amazon-pricing-algorithmic-strategies-unveiled/">https://marketplacevalet.com/the-future-of-amazon-pricing-algorithmic-strategies-unveiled/</a>
106	Trade Privacy for Utility: A Learning-Based Privacy Pricing Game in Federated Learning	<a href="https://arxiv.org/pdf/2301.08474">https://arxiv.org/pdf/2301.08474</a>
107	FedAdOb: Privacy-Preserving Federated Deep Learning with Adaptive Obfuscation	<a href="https://arxiv.org/pdf/2406.01085">https://arxiv.org/pdf/2406.01085</a>
108	Emerging Paradigms for Securing Federated Learning Systems	<a href="https://arxiv.org/pdf/2509.21147">https://arxiv.org/pdf/2509.21147</a>
109	Differentially Private Federated Learning: A Systematic Review	<a href="https://arxiv.org/pdf/2405.08299">https://arxiv.org/pdf/2405.08299</a>
110	From Centralized to Decentralized Federated Learning: Theoretical Insights, Privacy Preservation, and Robustness Challenges	<a href="https://arxiv.org/pdf/2503.07505">https://arxiv.org/pdf/2503.07505</a>
111	Physics-Informed Neural Networks (PINNs) in Finance	<a href="https://www.ssrn.com/abstract=4598180">https://www.ssrn.com/abstract=4598180</a>
112	Physics-Informed Neural Networks for Minimising Worst-Case Violations in DC Optimal Power Flow	<a href="https://arxiv.org/abs/2107.00465">https://arxiv.org/abs/2107.00465</a>
113	Physics-Guided, Physics-Informed, and Physics-Encoded Neural Networks in Scientific Computing	<a href="https://arxiv.org/abs/2211.07377">https://arxiv.org/abs/2211.07377</a>

id	title	link
114	Transient Stability Analysis with Physics-Informed Neural Networks	<a href="https://arxiv.org/abs/2106.13638">https://arxiv.org/abs/2106.13638</a>
115	Physics-Informed Neural Networks for Power Systems	<a href="https://arxiv.org/abs/1911.03737">https://arxiv.org/abs/1911.03737</a>
116	The edge of intelligence: How neuromorphic computing is changing AI	<a href="https://www.vertiv.com/en-cn/about/news-and-insights/articles/educational-articles/the-edge-of-intelligence--how-neuromorphic-computing-is-changing-ai/">https://www.vertiv.com/en-cn/about/news-and-insights/articles/educational-articles/the-edge-of-intelligence--how-neuromorphic-computing-is-changing-ai/</a>
117	Neuromorphic computing and the future of edge AI - CIO	<a href="https://www.cio.com/article/4052223/neuromorphic-computing-and-the-future-of-edge-ai.html">https://www.cio.com/article/4052223/neuromorphic-computing-and-the-future-of-edge-ai.html</a>
118	The road to commercial success for neuromorphic technologies	<a href="https://www.nature.com/articles/s41467-025-57352-1">https://www.nature.com/articles/s41467-025-57352-1</a>
119	Neuromorphic Computing For Real-Time AI Analytics: 2025 Outlook	<a href="https://pingax.com/neuromorphic-computing-analytics/">https://pingax.com/neuromorphic-computing-analytics/</a>
120	Top 15 Neuromorphic Computing Examples in 2025	<a href="https://www.weetechsolution.com/blog/neuromorphic-computing-examples">https://www.weetechsolution.com/blog/neuromorphic-computing-examples</a>
121	Neuromorphic Edge Artificial Intelligence Architecture for R... - LWW	<a href="https://journals.lww.com/atmr/fulltext/2025/04000/neuromorphic_edge_artificial_intelligence.24.aspx">https://journals.lww.com/atmr/fulltext/2025/04000/neuromorphic_edge_artificial_intelligence.24.aspx</a>
122	Neuromorphic Computing and AI: Is This the Next Leap Beyond ...	<a href="https://vasundhara.io/blogs/neuromorphic-computing-and-ai-is-this-the-next-leap-beyond-gpus">https://vasundhara.io/blogs/neuromorphic-computing-and-ai-is-this-the-next-leap-beyond-gpus</a>
123	Neuromorphic Computing: The Next Frontier in AI - HCLTech	<a href="https://www.hcltech.com/blogs/the-next-frontier-how-neuromorphic-computing-is-shaping-tomorrow">https://www.hcltech.com/blogs/the-next-frontier-how-neuromorphic-computing-is-shaping-tomorrow</a>
124	Low-latency hierarchical routing of reconfigurable neuromorphic ...	<a href="https://www.frontiersin.org/journals/neuroscience/articles/10.3389/fnins.2025.1493623/full">https://www.frontiersin.org/journals/neuroscience/articles/10.3389/fnins.2025.1493623/full</a> 
125	Reinforcement Learning with Neural Networks for Quantum Multiple Hypothesis Testing	<a href="https://arxiv.org/pdf/2010.08588">https://arxiv.org/pdf/2010.08588</a>
126	Quantum Advantage Actor-Critic for Reinforcement Learning	<a href="https://arxiv.org/abs/2401.07043">https://arxiv.org/abs/2401.07043</a>

id	title	link
127	Efficient Dimensionality Reduction Strategies for Quantum Reinforcement Learning	<a href="https://ieeexplore.ieee.org/document/10258300?">https://ieeexplore.ieee.org/document/10258300?</a>
128	Optimization of Reinforcement Learning Using Quantum Computation	<a href="https://ieeexplore.ieee.org/document/10767681?">https://ieeexplore.ieee.org/document/10767681?</a>
129	Trends in quantum reinforcement learning: State - of - the - arts and the road ahead	<a href="https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.4218/etrij.2024-0153?af=R&amp;sid=researcher&amp;&amp;sid=researcher">https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.4218/etrij.2024-0153?af=R&amp;sid=researcher&amp;&amp;sid=researcher</a> 
130	Q-Policy: Quantum-Enhanced Policy Evaluation for Scalable Reinforcement Learning	<a href="https://arxiv.org/abs/2505.11862v1">https://arxiv.org/abs/2505.11862v1</a>