

การจำลองวินัยทางอัลกอริทึมและกลไกการออกจางานสำหรับคนส่งอาหาร

โดยใช้แบบจำลองผสม LLM-ABM

Simulation of Algorithmic Discipline and Exit Mechanisms
for Food Delivery Riders Based on LLM-ABM Hybrid Modeling

基于 LLM-ABM 混合建模的外卖骑手算法规训与退出机制仿真研究
——平台管控强度的动态优化与逆选择效应分析

เหียน ชุนเฉิน Yan chunchen 阎春辰¹

ฉาง จวินหมิน Chang Chunming 张俊民²

กู่ ลั่วลั่ว Gu Luoluo 顾落落³

บทคัดย่อ

ในระบบเศรษฐกิจแบบแพลตฟอร์มพนักงานรับส่งอาหาร (ไรเดอร์) มักต้องเจอวัฏจักรปัญหาที่ว่า “ทำงานหนักเกินควร - สุขภาพทรุดโทรมลง - ต้องเลิกประกอบอาชีพเร็วกว่าปกติ” การศึกษานี้ได้พัฒนาระบบจำลองแบบผสมผสานที่ผสมผสานการสร้างแบบจำลองด้วยเอเจนต์ที่ขับเคลื่อนด้วยกฎ (ABM) เข้ากับโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM) โดยงานวิจัยนี้ได้สร้างระบบจำลองที่ประกอบด้วยตัวแทนไรเดอร์ที่มีความหลากหลายจำนวน 1,000 ราย ภายใต้สถานการณ์การควบคุมแพลตฟอร์มสามแบบ ได้แก่ แบบผ่อนปรน (ค่าคอมมิชชั่น 15%) แบบมาตรฐาน (20%) และแบบเข้มงวด (30%) ตลอดระยะเวลาการจำลอง 730 วัน ค้นพบข้อสำคัญได้แก่: (1) การกำกับดูแลแบบเข้มงวดก่อให้เกิดผล “การคัดเลือกย้อนกลับ” โดยในสถานการณ์ “กรงเหล็ก” กลุ่มที่ยังคงอยู่ในระยะยาวคือไรเดอร์แบบงานอิสระ ที่พึ่งพาแพลตฟอร์มน้อยที่สุด (66%) และกลุ่มลักษณะนิสัยที่ไม่ก่อให้เกิดการเปลี่ยนแปลงเป็นกลุ่มที่มีลักษณะนิสัยที่ประนีประนอมหรือต่อต้านน้อยที่สุด (73%) (2) คำสาป 90 วัน (90-day curse) ได้รับการยืนยันในทุกสถานการณ์ โดยในวันที่ 90 อัตราการคงอยู่โดย

¹นักศึกษาหลักสูตรบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาบริหารธุรกิจ (หลักสูตรภาษาจีน) วิทยาลัยนานาชาติไทย-จีน เพื่อการจัดการมหาวิทยาลัยหอการค้าไทย , Master's Student in Master of Business Administration (Business Administration),Thai-Chinese International School Of Management, University of the Thai Chamber of Commerce , 泰国商会大学, 泰-中国际管理学院,工商管理硕士研究生

²วิทยาลัยนานาชาติไทย-จีนเพื่อการจัดการ, มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย,มหาวิทยาลัยหมิงฉวน ,Thai-Chinese International School Of Management, University of the Thai Chamber of Commerce, Ming Chuan University, 泰-中国际管理学院, 泰国商会大学, 铭传大学

³วิทยาลัยนานาชาติไทย-จีนเพื่อการจัดการ, มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย,มหาวิทยาลัยหมิงฉวน, Thai-Chinese International School Of Management, University of the Thai Chamber of Commerce, Ming Chuan University, 泰-中国际管理学院, 泰国商会大学, 铭传大学。

รวมอยู่ในช่วง 40–55% (3) เมตาเอเจนต์ LLM ในสถานการณ์ “กรงเหล็ก” ได้ปรับลดค่าคอมมิชชันจาก 30% เหลือ 18% และลดระดับความเข้มงวดจาก 2.0 เหลือ 0.9 ส่งผลให้จำนวนไรเดอร์เพิ่มขึ้นจาก 283 เป็น 520 อย่างไรก็ตาม การลาออกเนื่องจาก “ภาวะแตกหักทางอารมณ์” ถูกแทนที่ด้วยการลาออกจาก “ภาวะทำงานหนักเกินไป” (เพิ่มจาก 4% เป็น 16%) ซึ่งสะท้อนปรากฏการณ์ “กบต้มในน้ำอุ่น” (4) ความล้มเหลวเชิงโครงสร้างของกลไกการส่งเสียงสะท้อน โดยพบว่าอัตราความล้มเหลวในการร้องเรียนหรือเสนอแนะยังคงสูงกว่า 40% เสมอ และปัญหานี้ไม่สามารถแก้ไขได้เพียงแค่การปรับจูนพารามิเตอร์ของระบบ

การศึกษานี้จึงถือเป็น 'แซนด์บ็อกซ์เชิงนโยบายที่สามารถคำนวณได้' (Computable Policy Sandbox) สำหรับการกำหนดนโยบายคุ้มครองแรงงานบนแพลตฟอร์ม"

คำสำคัญ: พนักงานรับส่งอาหาร; การควบคุมด้วยอัลกอริทึม; LLM-ABM; การจำลองหลายตัวแทน; การจำลองแบบมัลติเอเจนต์; กลไกการออกจากกลุ่ม; การคัดเลือกที่ไม่เป็นธรรม

Abstract

This study constructs a hybrid simulation system combining rule-driven agent-based modeling (ABM) with large language models (LLM), comprising 1,000 heterogeneous rider agents across three platform control scenarios: lenient (15% commission), standard (20%), and iron-cage (30%), over a 730-day simulation period. Key findings include: (1) extreme control triggers adverse selection, with the iron-cage scenario ultimately retaining the least committed crowdsourced riders (66%) and the least disruptive personality profiles (73%); (2) the '90-day curse' is robustly validated across scenarios with 40-55% retention at day 90; (3) an LLM meta-agent autonomously reduces the iron-cage commission from 30% to 18% and strictness from 2.0 to 0.9, increasing rider population from 283 to 520, yet replacing emotional breakdown exits with burnout exits (4% to 16%), revealing a 'boiling frog' effect; (4) voice mechanism failure (>40%) persists regardless of parameter optimization. This research provides a computable policy sandbox for platform labor protection.

Keywords: food delivery riders; algorithmic discipline; LLM-ABM; multi-agent simulation; exit mechanisms; adverse selection

摘要

平台经济中外卖骑手面临算法规训下的“高强度劳动 - 健康透支 - 早期退出”恶性循环。本研究构建包含 1000 个异质性骑手智能体的仿真系统，采用规则驱动 ABM 与大语言模型（LLM）相结合的混合建模范式：骑手层面由 LLM 为不同状态的骑手群体提供策略指导，平台层面由 LLM 元智能体每季度自主调整管控参数。设置仁慈（抽成

15%)、标准 (20%)、铁笼 (30%) 三种管控场景进行 730 天仿真。核心发现包括：

(1) 极端管控触发逆选择效应，铁笼场景最终留存的是对平台依附最浅的众包骑手 (66%) 与最不具颠覆性的性格组合 (73%)；(2) “90 天魔咒”获得跨场景验证，第 90 天整体留存率在 40 - 55% 区间；(3) LLM 元智能体在铁笼场景中自主将抽成从 30% 降至 18%、严格度从 2.0 降至 0.9，使骑手规模从 283 回升至 520，但心碎退出被置换为过劳退出 (从 4% 升至 16%)，呈现“温水煮青蛙”效应；(4) 发声机制的架构性失效 (发声失败率始终 >40%) 不因参数调优而消解。本研究为平台劳动保护政策提供了可计算的政策沙盘。

关键词：外卖骑手；算法规训；LLM-ABM；多智能体仿真；退出机制；逆选择效应

1. 引言

1.1 研究背景

平台经济正以惊人速度重构全球劳动关系，零工已达 4.35 亿人，市场价值预计 2026 年达 6741 亿美元 (DemandSage, 2025)。在中国外卖行业，算法系统取代人工管理者，在订单分配、路径规划、时间预估等环节实施类似 Foucault (1977) 全景敞视式的“隐形控制” (孙萍, 2019; 孙萍, 2024; Chen & Sun, 2020)。这种管控导致配送时限从 60 分钟锐减至 28 分钟 (赖祐萱, 2020)，骑手被迫在“自主”与“控制”之间寻找生存策略 (Shapiro, 2018)，全球主要城市事故率在 25% - 50% 之间 (Boniardi et al., 2024)。高强度劳动并未带来经济安全感，反而形成“越劳动越脆弱”的透支循环 (Veen et al., 2020)。

1.2 研究问题与现有局限

现有研究多局限于静态横截面分析。算法管理研究揭示了平台对劳动过程的深层重构 (Rosenblat & Stark, 2016; Jarrahi et al., 2021; Mateescu & Nguyen, 2019)，但多采用访谈与问卷方法，缺乏对骑手群体长周期动态分化与退出行为的系统性模拟。Hirschman (1970) 的 EVL 框架虽为经典范式，但在算法管理情境下尚未获得计算仿真层面的检验。方法论上，生成式智能体 (Park et al., 2023) 和 LLM 经济仿真 (Horton, 2023) 为计算社会科学提供了新范式 (Gao et al., 2024; Ghaffarzadegan et al., 2024)，使得构建具有类人推理能力的智能体仿真成为可能。本研究的核心问题是：不同管控强度下，骑手群体构成、退出机制与系统可持续性如何动态演化？

1.3 研究贡献

本研究的贡献体现在三个层面。方法论上，借鉴 Kahneman（2011）双系统理论，提出了“规则引擎驱动日常决策（System 1）、LLM 驱动战略推理（System 2）与平台自适应管理”的混合仿真架构，在保持计算可行性的前提下引入类人推理能力，提供了超越研究者预设规则的策略涌现证据。理论上，验证并修正了“90 天魔咒”、“透支悖论”、“管控倒 U 型”等假设，揭示了基尼系数“快速极化 - 内生截断”模式和发声机制的架构性失效。实践上，为破解零工经济“内卷化陷阱”提供了可计算的政策沙盘。

2. 研究方法

2.1 LLM-ABM 混合建模框架

本研究构建了一套基于多智能体仿真（ABM）与大语言模型（LLM）相结合的混合建模系统。系统采用三层松耦合架构：环境层封装平台算法的黑箱逻辑（订单生成、动态定价、时限计算）；智能体层实例化异质性骑手个体；社会交互层通过随机配对机制实现信息与情绪的横向传播，模拟了现实中骑手在配送站点偶遇、微信群交流等非结构化信息交换渠道（Granovetter, 1985; Watts & Strogatz, 1998）。系统整体架构与三状态退出模型如图 1 所示。

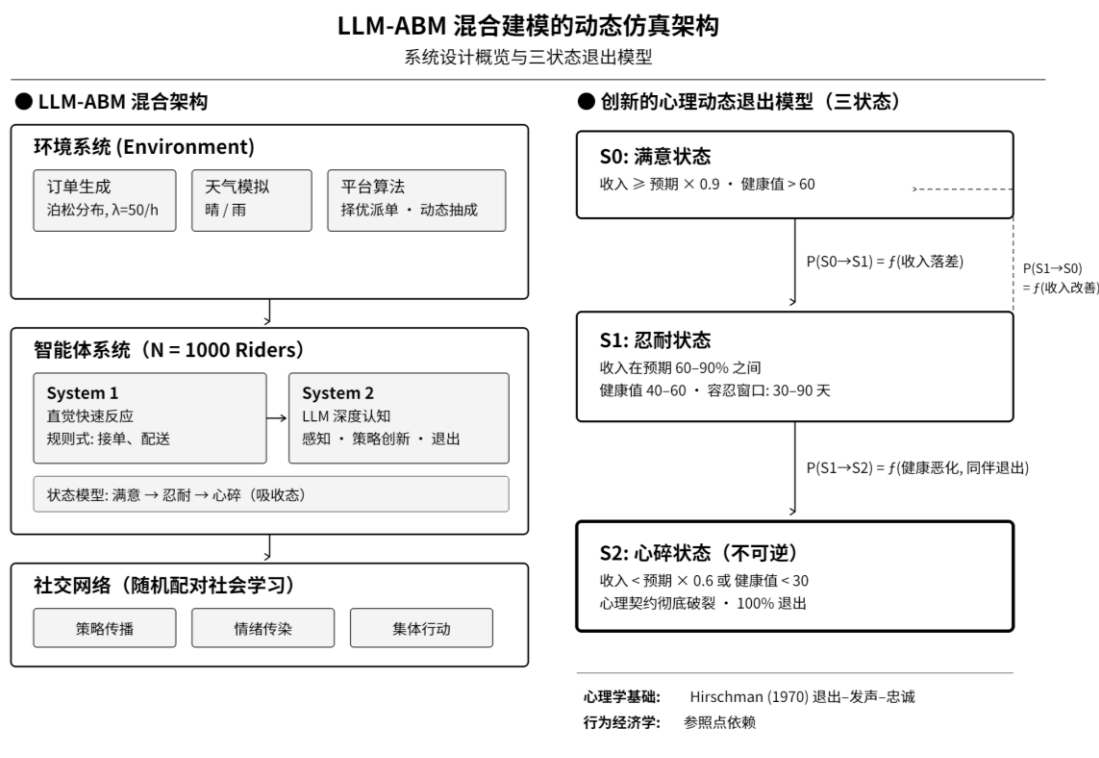


图 1 LLM-ABM 混合建模的动态仿真架构：系统设计概览与三状态退出模型

核心创新在于双层 LLM 介入设计。在骑手层面，系统每月将全部骑手按多维状态（类型、性格、

收入水平、健康状况、不满程度、职业阶段、市场竞争度) 离散化为若干等价类, 每类代表性地请求 LLM 做出策略判断——调节接单积极性与风险偏好——从而以有限的推理次数覆盖大规模异质群体的决策需求。在平台层面, LLM 元智能体扮演“平台管理 AI”角色, 每季度(90 天)接收系统聚合指标(骑手留存率、平均收入、基尼系数、心碎比例、罢工率等), 以自然语言推理的方式自主决定是否调整抽成比例、管控严格度与补贴水平。例如在 C_铁笼场景第 90 天, 元智能体观测到骑手规模骤降至 612 人、心碎比例达 18%后, 主动将抽成从 30%降至 28%、严格度从 2.0 降至 1.8, 并给出理由“高流失率需要立即减压”。此类决策完全由 LLM 基于系统状态生成, 非研究者预设。

2.2 仿真环境与场景设计

仿真设置三种管控场景, 初始骑手规模 1000 名, 仿真周期 730 天:

场景	抽成比例	严格度	设计意图
A_仁慈	15%	0.5	宽松基准
B_标准	20%	1.0	行业均值
C_铁笼	30%	2.0	极端管控

表 1 三场景参数设置

环境层采用非齐次泊松过程模拟订单流的时间波动性, 引入指数衰减函数复现配送时限从 60 分钟逐步压缩至 28 分钟的行业趋势, 并以随机事件模拟极端天气对运营的冲击。严格度参数(ds)在模型中作为派单权重函数的指数, 其效果是: 严格度越高, 骑手之间的技能差异在订单分配中被越大幅度地放大, 高技能骑手获得不成比例的订单份额, 低技能骑手则被边缘化, 从而在计算层面复现了算法管理“强者愈强”的马太效应(Dubal, 2023)。系统同时维持持续的劳动力补充, 模拟真实平台的高周转特征, 730 天仿真中共流经约 4120 名骑手。

2.3 智能体设计

骑手智能体按类型分为四类: 专送(全职专业)、众包(灵活兼职)、中保(临时过渡)、兼职(低强度附带), 初始比例约 34%:15%:30%:21%, 反映中国外卖市场实际劳动力结构。性格维度设置五类: 奋斗者(25%)、禅者(21%)、反叛者(15%)、计算者(24%)、随从者(15%)。每个智能体拥有独立的属性向量(年龄、家庭负担、风险偏好、健康存量), 并被赋予与其属性匹配的自然语言“人格描述”, 以引导 LLM 生成符合该角色设定的策略判断。

状态演化借鉴 Mobley(1977)的工作满意度-离职中间链接模型, 遵循“满意-忍耐-心碎”三状态马尔可夫模型。满意态骑手追求收入最大化; 忍耐态骑手倾向于探索抵抗策略; 心碎态为吸收态, 触发后骑手永久退出。健康损耗采用凸函数建模(指数 $\beta=1.5$), 确保过劳损耗呈超线性加速, 复现了职业医学中工时与健康风险的非线性关系(van der Hulst, 2003)。

2.4 实验设计

实验分两轮进行对照。第一轮为纯规则驱动的 ABM 基准实验（“无 LLM 版”），三场景参数固定不变。第二轮在平台侧引入 LLM 元智能体（“LLM 版”），每 90 天观测系统指标（骑手留存率、平均满意度、订单完成率、罢工频率），通过自然语言推理自主调整抽成比例、严格度、补贴系数三个政策参数。两轮实验共 6 组运行，每组 730 天。需要说明的是，受 LLM 推理成本和长周期仿真时间的约束，本研究报告的是单次运行结果而非多次蒙特卡洛模拟的统计均值。鉴于仿真系统包含多重随机源（订单分配、骑手属性初始化、退出概率判定、LLM 推理随机性），后续研究应引入多种子重复验证以建立置信区间。本文所报告的精确数值应理解为示例性运行的典型值而非总体参数的点估计。

3. 实验结果与分析

3.1 系统宏观状态演化

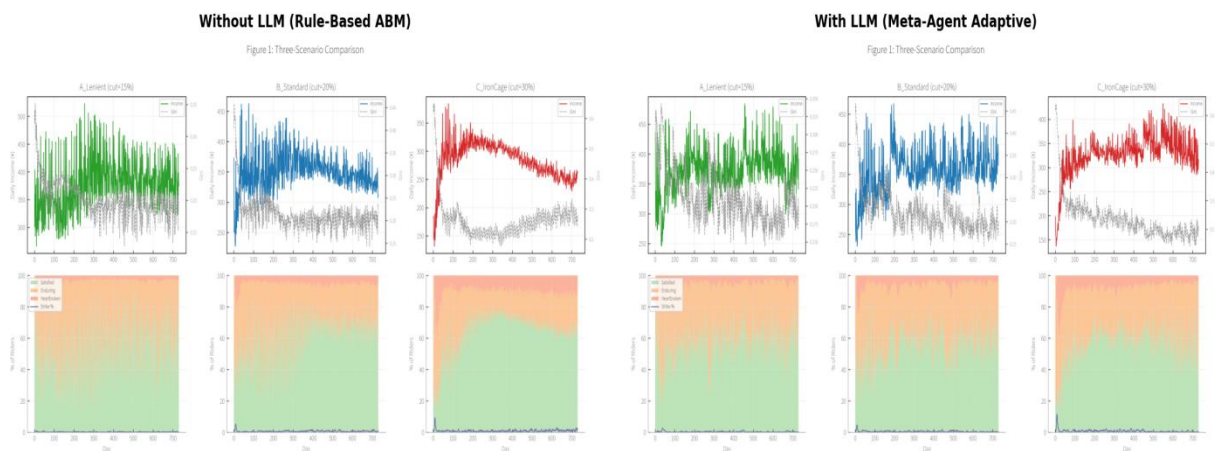


图2 三场景总览：日均收入×基尼系数时序 + 状态分布堆积图（左：无 LLM / 右：LLM）

图2上栏呈现三场景730天内的收入与基尼系数动态。三组曲线揭示出一个与直觉相悖的共同特征：收入分化并非随时间单调累积，而呈现“初期极化→退出压缩→中期均衡”的非单调演化路径。A_仁慈组收入中枢稳定于350-450元/天，基尼系数从0.340快速降至0.198。C_铁笼组轨迹最为剧烈：基尼系数在第3天即达峰值0.648——初始骑手异质性在极端管控下被充分暴露——但随后快速坍缩，第90天降至0.272。机制在于低收入骑手快速退出，留守者逐渐均质化：算法分化的长期均衡水平，被其自身制造的退出浪潮所内生截断。

场景	最终骑手数	月收入(元)	基尼系数(峰/终)	心碎退出率
A_仁慈	680	11,265	0.351/0.198	35.0%
B_标准	518	9,850	0.459/0.229	46.2%
C_铁笼	283	7,505	0.648/0.264	62.7%

表 2 无 LLM 版三场景核心指标汇总（末 30 天均值）

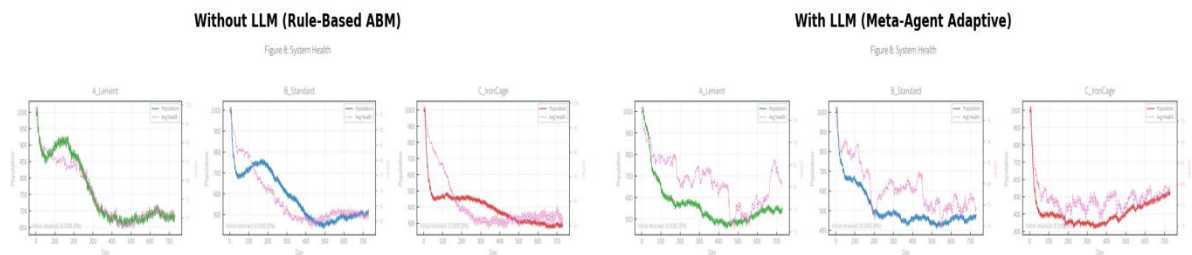


图 3 系统健康：骑手总人口×平均健康值时序（左：无 LLM / 右：LLM）

图 3 从人口与健康双维度印证上述发现。A_仁慈组骑手平均健康值在 85 - 92 之间波动，人口规模在 680 左右维持稳定。B_标准组人口由约 780 在第 90 - 150 天区间急降至 540 左右，与收入中枢下跳高度对应。C_铁笼组呈现最为剧烈的衰减：平均健康值从初始约 90 持续下滑至 60 左右，总人口从 1000 骤降至 283。值得注意的是，退出高峰期健康值与人口曲线出现“分离”——退出的骑手恰好是健康最差的一批，留下的是尚能坚持的相对健康者。这一“选择性留存”机制解释了为何平均健康值在人口大规模流失后反而出现短暂回升：系统并非变好了，而是最差的个体已经离开。

三场景在所有维度上均呈单调梯度：收入从 11,265 元降至 7,505 元，基尼系数从 0.198 升至 0.264，心碎退出率从 35% 升至 63%，最终骑手数从 680 降至 283。这一完美的梯度关系表明，管控强度是决定系统长期状态的最主要变量，而非骑手个体差异——尽管初始骑手群体在三场景中完全相同。

3.2 骑手群体构成的演化与逆选择

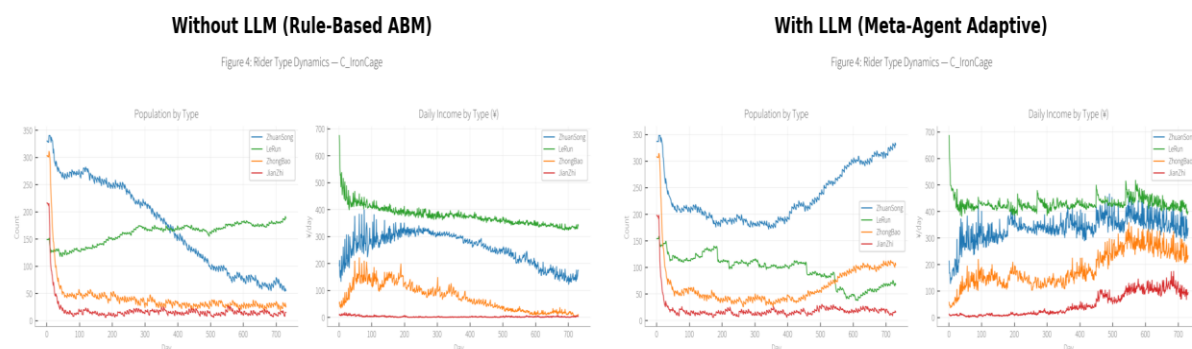


图 4 骑手类型构成动态——C_铁笼场景（左：无 LLM / 右：LLM）

三场景的骑手类型演化路径迅速分化。A_仁慈呈“温和筛选”模式：专送比例从 34% 稳步升至

61%，兼职和中保平缓流出，市场通过缓和淘汰实现专业化。C_铁笼揭示了最反直觉的结果：第 90 天专送比例一度冲至 60%，但第 365 天起快速回落（44%），众包反超至 43%，至第 730 天众包已占 66%而专送仅剩 19%。机制在于高压下专业骑手沉没成本最高，最终承受最多健康与情绪损耗而率先崩溃；众包骑手因投入程度低，反而能以“随时可退出”的心态长期维持。极端管控最终筛选出的不是最专业的劳动者，而是对平台依附最浅、退出成本最低的边缘群体。

性格类型的筛选同样印证了逆选择效应。C_铁笼最终幸存者中，禅者（25%）、计算者（25%）、随从者（23%）三类合计占 73%，其共同特征是情绪稳健与策略保守。铁笼制度在无意中完成了一次性格层面的自然选择：留下的是最不具颠覆性、最不会为自身权益发声的骑手群体。

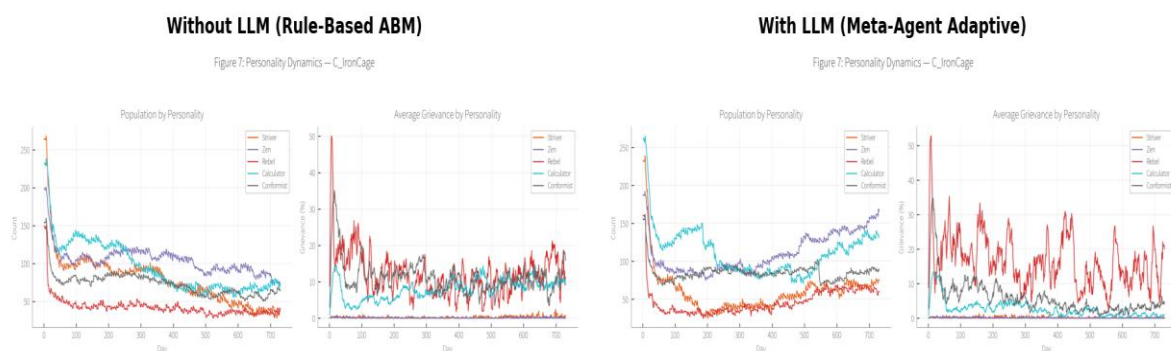


图 5 性格类型构成动态——C_铁笼场景（左：无 LLM / 右：LLM）

图 5 细化了性格筛选的时间动态。A_仁慈场景性格结构最为稳定，730 天内五类性格比例变动幅度均不超过 6 个百分点，制度环境对特定性格没有显著的生存优势或劣势。C_铁笼场景则呈现清晰的筛选轨迹：奋斗者从 26%持续降至 13%，降幅最大——奋斗型骑手在高压下倾向于高强度接单，反而更快触及过劳和心碎阈值；反叛者从 15%降至 14%，因频繁表达不满在高压惩罚机制下承受额外退出风险。这三类“幸存性格”——禅者接受现状不主动反抗，计算者精确管理风险回报，随从者随波逐流不触碰惩罚边界——共同勾画了极端管控对劳动者心理品质的长期塑造效应。

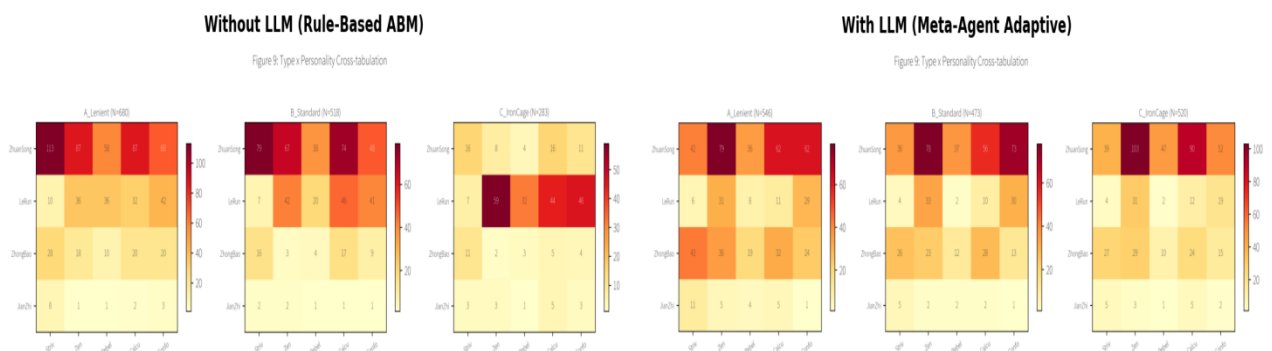


图 6 骑手类型×性格 存活热力图（730 天末，左：无 LLM / 右：LLM）

图 6 的热力图是逆选择效应的核心证据。A_仁慈组中“专送×奋斗者”组合（113 人）远超其他格，在友好制度下专业技能与进取型性格形成协同。C_铁笼组热力图大部分格子近于空白，人口高度集中于“众包×禅者”（59 人）和“众包×计算者”（44 人）——铁笼制度最终筛选出“以骑手为过渡跳板、心态平和、精打细算”的众包骑手，而非最专业的劳动者。

3.3 退出机制的深层分析

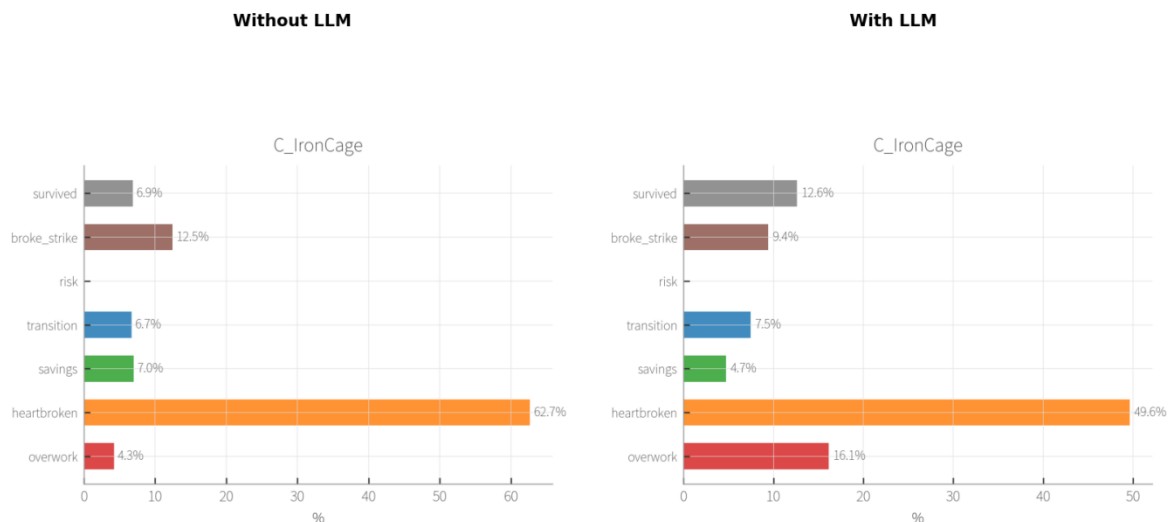


图 7 退出原因构成——C_铁笼场景（左：无 LLM / 右：LLM）

心碎退出（heartbroken）随管控强度单调递增：A 组 35.0%、B 组 46.2%、C 组 62.7%。即使是最宽松条件下，三分之一以上骑手最终是在经济 - 生理 - 心理三重崩溃后被动离场。与之对应，计划性退出（savings）从 26.4% 萎缩至 7.0%——高压制度不仅加速被动退出，更剥夺了骑手实现“计划性退出”的可能，退出的选择权从个体转移至系统。罢工失败退出（broke_strike）随压力增大而上升（4.1%→12.5%），折射出铁笼场景集体抵抗尝试更频繁但在算法面前几乎无一成功。

EVL 框架分析显示，“发声失败”（Voice Failed）在三场景均以绝对多数占据首位，且随管控加剧显著攀升：A 组 34.2%、B 组 44.6%、C 组 61.3%。超过六成的铁笼骑手经历过某种形式的发声尝试但无一获得有效回应。“成功退出”（Exit Success）从 26.1% 急剧萎缩至 6.9%。当管理者是算法而非人，申诉的反馈机制近于断裂。

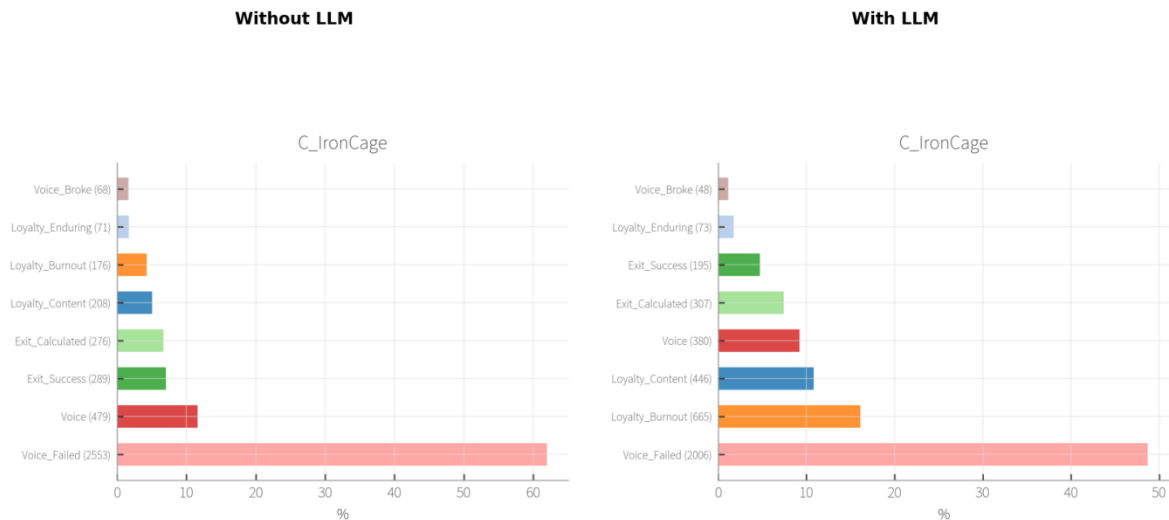


图8 退出 - 发声 - 忠诚 (EVL) 分类——C_铁笼场景 (左: 无 LLM / 右: LLM)

图8进一步呈现了Hirschman框架在算法管理情境下的全景分布。无LLM版中，“发声失败”以61.3%占据绝对主导，“忠诚但倦怠”仅占4.1%，“满意忠诚”仅5.0%。这意味着铁笼场景中几乎不存在基于满意感的忠诚——留下的人不是因为满意，而是因为还没有崩溃。LLM版中，“忠诚但倦怠”急升至16%，成为新增的重要类别：元智能体的减压政策虽然阻止了心碎崩溃，却创造了一个庞大的“沉默倦怠”群体。这提示政策优化可能仅仅改变了不满的表达形式，而非消除了不满本身。

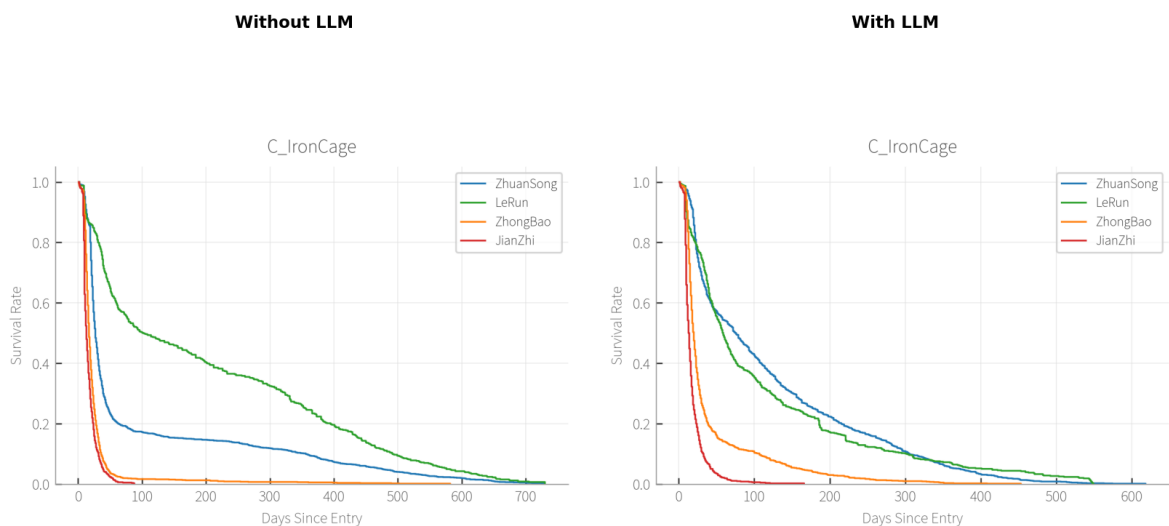


图9 存活曲线 (骑手类型) ——C_铁笼场景 (左: 无 LLM / 右: LLM)

图9的Kaplan-Meier存活曲线验证了“90天魔咒”。C_铁笼场景中兼职和中保骑手在第15-30天内几乎全数退出，专送骑手在第60天前经历陡峭下跌后出现“残余平台”，随后在第300天后持续下滑。合并四类骑手，第90天整体留存率在40-55%区间，与“50%±10%”假设高度吻合。LLM版前90天存活曲线变化有限，因元智能体首次干预恰在第90天，对此前退出浪潮形成不了有效保护——这一时序特征映射了真实平台的“响应惰性”。

3.3.1 队列分析与“新人诅咒”

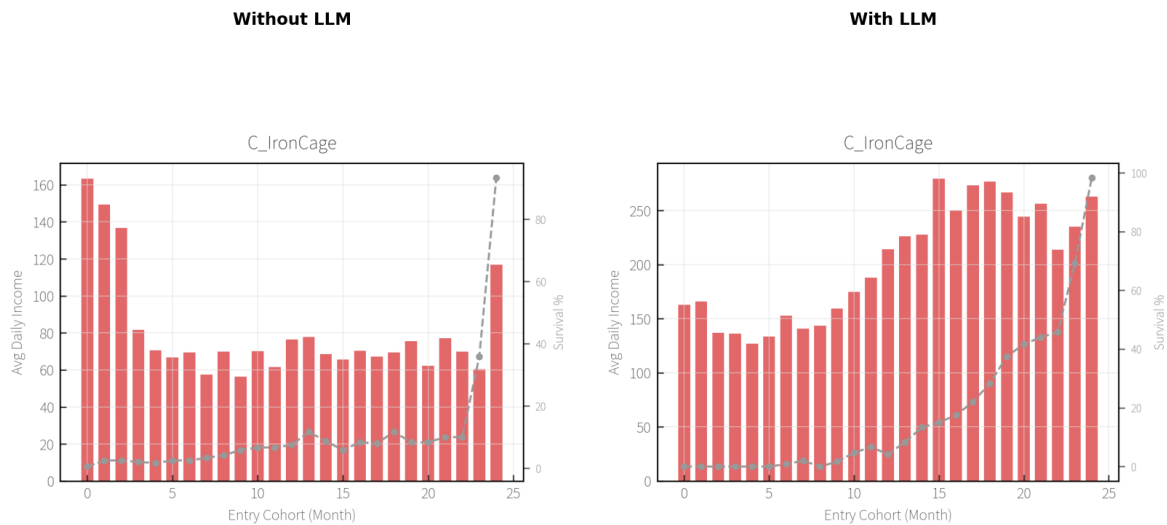


图 10 队列分析：新人收入×存活率——C_铁笼场景（左：无 LLM / 右：LLM）

图 10 以入职月份为队列维度，揭示了不同时段加入骑手的命运差异。C_铁笼场景最具叙事力量：早期队列（第 0 - 5 月入职）日均收入最高（140 - 165 元），但存活率全部归零，体现了“高薪承诺→快速透支→系统清出”的完整悲剧性生命周期。第 16 月后入职的队列收入反而略有上升，出现一种扭曲的“资历红利”——但这并非制度善意的回报，而是因为前期竞争者大量流失、剩余骑手获得了更高的订单份额。LLM 版中，晚期入职队列（第 15 - 24 月）存活率显著攀升至 80% 左右，因为元智能体的渐进减压政策使后期加入的骑手面对了远低于初始设定的实际管控强度——他们进入的“铁笼”已在持续干预下逐步接近“标准”甚至“仁慈”的制度环境。这说明制度的“初始设定”并非命运，自适应机制可以将极端制度拉回可行范围，但这一过程是以前期骑手的高淘汰和健康代价换来的。

3.4 LLM 元智能体的自适应效应

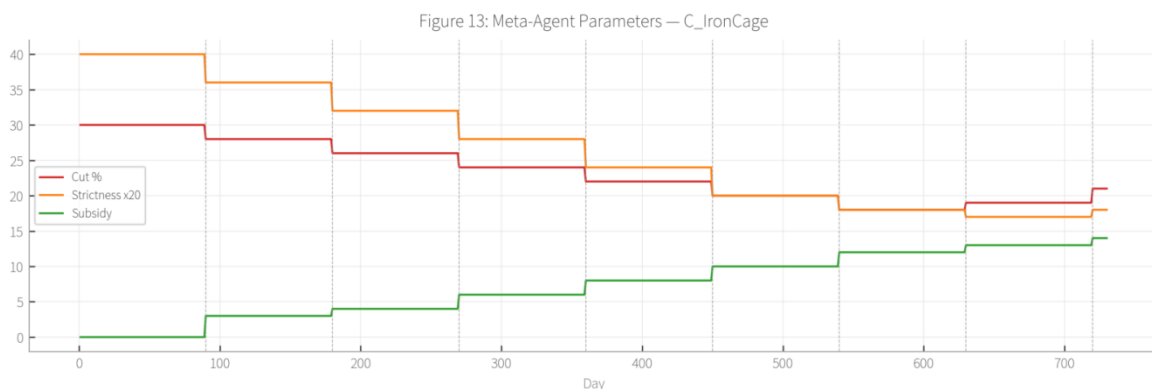


图 11 元智能体参数轨迹——C_铁笼场景（LLM 版）

图 11 展示了本实验最关键的证据。C_铁笼场景元智能体初始面对抽成 30%、严格度 2.0 的高压参数，第 90 天第一次观测后立即判断“系统骑手流失过快”，将抽成从 30%降至 28%、严格度从 2.0 降至 1.8。此后每 90 天持续下调，至第 540 天抽成已降至 18%、严格度降至 0.9，接近甚至低于 A 场景的起点。这一路径不是研究者预设的，而是 LLM 基于系统反馈自主推导的——初始参数的极端差异被系统内生的反馈机制所消弭。

指标	无 LLM	LLM	变化
C 场景最终骑手数	283	520	+84%
心碎退出率(C)	62.7%	49.6%	- 13%
过劳退出率(C)	4.3%	16.1%	+12%
基尼系数跨场景跨度	0.066	0.007	- 90%
倦怠型忠诚	3 - 5%	15 - 16%	+4×

表 3 两版本核心指标对比

LLM 版退出结构发生两处重要变化。第一，心碎退出率在三场景间显著趋同（约 42 - 50%），不再随场景单调上升。第二，过劳退出率在所有场景均大幅上升至 16%左右（无 LLM 版仅 3 - 4%），增幅约 4 倍。个体数据确认：LLM 版中过劳退出骑手的中位在职天数为 273 天，比无 LLM 版的 161 天增幅约 70%。元智能体的减压政策将心碎崩溃“置换”为缓慢的生理耗竭——“温水煮青蛙”效应的仿真呈现。“倦怠型忠诚”（在忠诚状态中走向倦怠）从 3 - 5%急升至 15 - 16%，更多骑手处于长期低度倦怠状态：既没有崩溃到退出，也失去了积极工作的内驱力。“发声失败”比例依然在 40%以上，发声渠道的结构性障碍不因参数调整而消解。

3.4.1 透支悖论的微观机制

对全部在岗 90 天以上骑手的个体数据分析提供了理解“透支悖论”的新视角。累计收入与最终满意度之间呈正相关（A 组 $r=0.583$ ，B 组 $r=0.547$ ，C 组 $r=0.532$ ），即高收入骑手在岗期间并不更不满意。然而，按累计收入三分组后，过劳退出率呈现截然相反的图景：B_标准和 C_铁笼场景中，高收入组过劳退出率约为 12%，中收入组 2 - 7%，而低收入组为零。低收入骑手在身体损耗积累到临界点之前，已因心碎或主动转行退出系统。高收入骑手的职业韧性和强烈工作动机使他们维持了满意状态并持续高强度工作，但正是这种投入让他们成为唯一真正触及生理耗竭边界的群体——高收入不会让人当下不满意，但会让人以过劳的方式退出系统。

4. 讨论与结论

4.1 核心假设的验证与修正

假设	结果	修正要点
H1 收入分化	部分成立	“快速极化 - 内生截断”模式，非单调累积
H2 90 天魔咒	强力支持	跨场景稳健，留存率 40 - 55%
H3 透支悖论	成立	载体为“退出方式”非“满意度”
H4 策略传播	需修正	“快速涌现 - 平台压制”替代 S 型扩散
H5 管控倒 U 型	最强确认	LLM 提供内生验证

表 4 五项核心假设验证结果

H1 的修正最具理论意义。原假设预期基尼系数单调累积，实际呈现“快速极化 - 内生截断”模式：算法规训在启动初期即释放最大分化冲击，此后退出机制接管，将长期基尼系数压制于 0.2 - 0.27 之间。这一自我限制机制揭示了平台无法无限制维持极化的内在逻辑——极化会通过退出破坏自身的劳动供给基础。从复杂系统的视角看，这是一种典型的负反馈回路：管控越严→分化越大→退出越多→留存者均质化→分化被压缩。该发现与 Shapiro（2018）关于零工劳动者“策略套利”的观察形成互补：骑手并非被动承受极化，而是通过退出行为在无意中截断了极化的累积。

H3 的透支悖论以全新形式获得验证。高收入骑手在岗期间并不更不满意（ $r=0.53 - 0.58$ ），但 B、C 场景高收入组过劳退出率约 12%（LLM 版 C 场景高达 32.1%），低收入组为零。这一发现对传统的“收入 - 满意度”线性框架提出了挑战：高收入并非保护因素，反而通过维持工作热情的方式，将劳动者推向更隐蔽的生理耗竭通道。低收入骑手因“提前退出”反而“避免”了过劳——这是系统对弱者的一种反讽性“保护”。

H5 获得最强证据：LLM 元智能体在 C 场景完全自主地执行连续减压（抽成 30%→18%，严格度 2.0→0.9），使骑手数从 283 回升至 520。A 场景元智能体将抽成从 15%提至 22%，最终骑手数反降至 546，说明最优管控点并非在“最宽松”端，确实存在中间区间。这一倒 U 型关系的内生验证——由 LLM 而非研究者推导得出——是本研究方法论上最重要的贡献。它说明极端管控之所以自我毁灭，是因为触发了 Hirschman 框架中“退出替代发声”的机制：当发声持续失败且忠诚无法建立时，大规模退出成为骑手唯一的“投票”方式，迫使平台（元智能体）做出实质让步。

4.2 理论贡献

4.2.1 控制 - 抵抗辩证法：从“拉锯”到“截断”

现有研究多将算法管理与劳动者抵抗描述为持续拉锯（Veen et al., 2020; Woodcock, 2020）。本仿真揭示了非对称性：平台的算法反制能力远超骑手组织能力，罢工率在第 9 天达到峰值后快速衰减并长期维持在低位。值得注意的是，本模型中社会学习采用随机配对而非结构化网络传播，这意味着即便在信息可自由流通的“最优传播”条件下，集体抵抗仍然难以维持——其失败源于平台的即时惩罚机制而非信息传播的网络约束（Lei, 2021）。性格构成动态进一步表明，铁笼场

景通过对奋斗者和反叛者的系统性淘汰，在长时段实现了“结构性去抵抗化”——一种无需直接压制、通过自然选择完成的顺从性再生产。

这一发现对控制－抵抗辩证法在算法时代的新形态提供了重要修正。传统劳动过程理论（Braverman, 1974）假定控制与抵抗之间存在势均力敌的持续博弈，但算法管理引入了根本性的时间不对称：骑手的策略创新与组织能力需要数周甚至数月积累，而平台的检测与反制可在数天内完成。这种时间不对称，或许比管控强度本身更能解释为何个体层面的日常抵抗如此普遍（Shapiro, 2018），而集体层面的有组织行动如此罕见。

4.2.2 三状态模型的扩展

LLM 版数据揭示“过劳退出”（16%）是一条独立的退出路径，无法用现有三状态模型描述。建议扩展为四状态模型，新增“过劳”（Burnout）状态，其转移规则不由满意度触发，而由累积工时超过健康损耗临界值触发，且从忍耐态和满意态均可进入。这一扩展具有重要的理论意义：它表明劳动者的退出并非总是心理崩溃的结果，也可能是在主观尚可接受的状态下，身体静悄悄地越过了生理耗竭阈值。

4.2.3 EVL 框架的校准：发声的架构性失效

“发声失败”始终是最大 EVL 类别（34－61%），且 LLM 版中依然>40%。发声渠道的失效不是成本过高，而是架构上缺失——算法系统没有接收和处理抗议的设计（Jarrahi et al., 2021）。这种失效不随参数调整而修复，是算法管理的架构性特征而非参数问题，解决需要制度性设计变革（Mateescu & Nguyen, 2019）。

4.2.4 LLM-ABM 方法论的贡献边界

本研究对 LLM-ABM 方法论的贡献边界需要诚实评估。元智能体层面的 LLM 应用展现了两个传统规则引擎无法实现的特性：第一，策略涌现性——元智能体在铁笼场景中自主推导出连续减压路径，这不是研究者编写的规则；第二，可追溯的推理链——每次政策调整附有自然语言理由，使“平台为什么做出这个决策”可被事后审查。然而，骑手层面的 LLM 推理采用“等价类代表”方式而非逐个体独立推理，与 Park et al.（2023）所描述的完整“生成式智能体”存在差距。未来研究应探索骑手层面的完整双层 LLM 架构——元智能体决策平台参数、骑手智能体独立决定工作策略——实现“计算民族志”方法论的完整形态（Ghaffarzadegan et al., 2024）。

4.3 管理启示

实验证据指向三项政策建议：第一，极端管控具有自我毁灭性，LLM 元智能体自主“纠正”了铁笼参数，说明市场内生力量会惩罚过度管控，但代价是前期骑手的高淘汰。第二，参数调优不等于根本变革，LLM 版将心碎置换为过劳，“温水煮青蛙”并不比“急火烹炸”更人道。第三，根本变革需赋予 Voice 以真实分量，强制申诉机制、算法决策公示、新手保护期等制度设计是消解发声渠道架构性失效的必要条件。

4.4 研究局限与未来方向

本研究存在以下局限，需对结论的外推持审慎态度。第一，结果基于单次运行而非多种子蒙特卡洛模拟，精确数值存在随机波动，未来应补充置信区间以增强统计可信度。第二，社会学习采用随机配对而非结构化网络传播，虽然简化了传播约束，但无法捕捉现实中小团体内策略固化与跨圈层传播的差异化动态。第三，仿真参数基于 2019 年数据，行业此后经历监管调整与结构变化。第四，骑手层面的 LLM 推理采用“等价类代表”方式，即状态相近的骑手共享同一策略判断，而非每个骑手独立维护完整的记忆与推理链，与 Park et al. (2023) 所描述的完整“生成式智能体”存在差距。第五，LLM 推理隐式依赖训练数据中的管理实践语言分布，可能偏向“减压挽留人”逻辑，未来应对比利润最大化导向的决策模型以评估这一潜在偏见的影响。

4.5 结语

算法管理的长期可持续性问题不能仅靠参数调优来解决。无论是无 LLM 版中自然演化至的规模崩溃，还是 LLM 版中用“过劳留任”置换“心碎退出”的代偿性均衡，都指向同一结构性矛盾——当发声渠道缺失、骑手主体性被系统性压缩时，任何管控策略的“优化”都是在零和框架内的腾挪，而非真正改善劳动关系的根本变革。要跨越这一局限，需要的不只是更聪明的算法，而是赋予 Voice 以真实分量的制度性设计。

参考文献

- 赖祐萱. (2020, 9 月 8 日). 外卖骑手，困在系统里[N]. 人物.
- 孙萍. (2019). “算法逻辑”下的数字劳动：一项对平台经济下外卖送餐员的研究[J]. *思想战线*, 45(6), 50 - 59.
- 孙萍. (2024). *过渡劳动：平台经济下的外卖骑手*[M]. 上海：华东师范大学出版社.
- Boniardi, L. et al. (2024). Health and safety of food delivery riders: A cross-sectional study in Milan. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 21(3), 256 - 270.
- Braverman, H. (1974). *Labor and monopoly capital: The degradation of work in the twentieth century*. Monthly Review Press.
- Chen, J. Y., & Sun, P. (2020). Temporal arbitrage, fragmented rush, and opportunistic behaviors: The labor politics of time in the platform economy. *New Media & Society*, 22(9), 1561 - 1579.
- DemandSage. (2025). *Gig economy statistics: Growth & market size* [EB/OL]. <https://www.demandsage.com/>
- Dubal, V. (2023). *On algorithmic wage discrimination*. *Columbia Law Review*, 123(7), 1929 - 1992.
- Foucault, M. (1977). *Discipline and punish: The birth of the prison*. Pantheon

Books.

- Gao, C. et al. (2024). *Large language models empowered agent-based modeling and simulation: A survey and perspectives*. arXiv:2312.11970.
- Ghaffarzadegan, N. et al. (2024). *Generative agent-based models for complex systems research*. arXiv:2408.09175.
- Granovetter, M. (1985). Economic action and social structure: The problem of embeddedness. *American Journal of Sociology*, 91(3), 481 – 510.
- Hirschman, A. O. (1970). *Exit, voice, and loyalty: Responses to decline in firms, organizations, and states*. Harvard University Press.
- Horton, J. J. (2023). Large language models as simulated economic agents: What can we learn from Homo Silicus? (NBER Working Paper No. 31122).
- Jarrahi, M. H. et al. (2021). *Algorithmic management in a work context*. *Big Data & Society*, 8(2), 1 – 14.
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Lei, Y. W. (2021). Delivering solidarity: Platform architecture and collective contention in China’ s platform economy. *American Sociological Review*, 86(2), 279 – 309.
- Mateescu, A., & Nguyen, A. (2019). *Algorithmic management in the workplace*. Data & Society Research Institute.
- Mobley, W. H. (1977). Intermediate linkages in the relationship between job satisfaction and employee turnover. *Journal of Applied Psychology*, 62(2), 237 – 240.
- Park, J. S. et al. (2023). Generative agents: Interactive simulacra of human behavior. Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on UIST, 1 – 22.
- Rosenblat, A., & Stark, L. (2016). Algorithmic labor and information asymmetries: A case study of Uber’ s drivers. *International Journal of Communication*, 10, 3758 – 3784.
- Shapiro, A. (2018). Between autonomy and control: Strategies of arbitrage in the “on-demand” economy. *New Media & Society*, 20(8), 2954 – 2971.
- van der Hulst, M. (2003). Long workhours and health. *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*, 29(3), 171 – 188.
- Veen, A., Barratt, T., & Goods, C. (2020). Platform-capital’ s ‘app-etite’ for control: A labour process analysis of food-delivery work in Australia. *Work, Employment and Society*, 34(3), 388 – 406.
- Watts, D. J., & Strogatz, S. H. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 393, 440 – 442.
- Woodcock, J. (2020). The algorithmic panopticon at Deliveroo: Measurement, precarity, and the illusion of control. *Ephemera*, 20(3), 67 – 95.