

人工智能驱动的 Logistic–Probit 建模：粤港澳大湾区制度合作与创新协作识别方法研究

吕 浩 郭婧颖 钟雪芬 周思绮 刘晓颖

(广东第二师范学院, 广东 广州 510800)

[摘要] 本研究以人工智能方法为核心, 构建了基于 Logistic 与 Probit 模型的智能判别框架, 用于识别粤港澳大湾区城市间的制度性合作与协同创新关系。研究首先提出“制度性合作指数”, 通过专家赋权与机器学习评分结合的方式, 对城市间的政策协同、制度共建与治理互动进行量化, 取值区间为[0,1]。在模型训练阶段, 引入了特征标准化、置信区间修正和随机扰动模拟, 以降低主观性和信息不完全性带来的误差。结果表明, 制度性合作指数与科技支出占 GDP 比重显著正相关, 并与第三产业比重呈稳定正向关系, 验证了该指标的合理性与可解释性。进一步, 本文将城市对作为样本单位, 采用 Logistic 与 Probit 分类算法预测城市间协同创新事件的发生概率, 并结合稀有事件修正与网络稳健性检验提升模型性能。研究发现, 制度性合作显著促进了区域创新协作, 其作用具有阈值特征和网络位置依赖性。本文的创新在于: 将人工智能分类算法应用于区域创新关系识别, 实现制度、网络与创新行为的算法化建模, 为粤港澳大湾区的制度协同优化和智能决策提供了新的定量分析路径。

[关键词] 人工智能; Logistic 回归; Probit 模型; 制度性合作; 协同创新; 粤港澳大湾区

AI-Driven Logistic–Probit Modeling: A Study on Identifying Institutional Cooperation and Innovation Collaboration in the Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area

Hao Lv Jingying Guo Xuefen Zhong Siqi Zhou Xiaoying Liu

Guangdong University of Education, Guangzhou 510800, Guangdong province, China

Abstract: This study integrates artificial intelligence and econometric modeling to develop an intelligent framework for identifying intercity collaborative innovation in the Guangdong–Hong Kong–Macao Greater Bay Area (GBA). A key contribution is the construction of an Institutional Cooperation Index (ICI) that quantifies institutional collaboration between cities through a hybrid expert-scoring and machine learning approach, normalized to [0,1] with an optimized threshold of 0.4 for effective cooperation classification. To reduce subjectivity, AI-based normalization and random perturbation simulation are applied, and validation shows strong correlations between the ICI, R&D intensity, and industrial upgrading. Logistic and Probit regressions are employed as AI classifiers to predict collaboration probabilities using features such as economic linkage, institutional synergy, spatial proximity, and industrial complementarity. NLP techniques extract institutional

作者简介: 吕 浩(1989—), 男, 博士, 研究方向为统计学习;

郭婧颖(2002—), 女, 本科, 研究方向为统计学习;

钟雪芬(2004—), 女, 本科, 研究方向为统计学习;

周思绮(2004—), 女, 本科, 研究方向为统计学习;

刘晓颖(2004—), 女, 本科, 研究方向为金融数学。 57

cooperation features from policy documents, and rare-event correction with network-robust validation ensures prediction stability. Results reveal that institutional cooperation significantly enhances intercity innovation, exhibiting threshold and nonlinear effects. Overall, the AI-driven modeling framework bridges institutional design, network interaction, and innovation outcomes, offering a computationally interpretable foundation for optimizing regional cooperation and intelligent policy decisions in the GBA.

Keywords: Artificial Intelligence; Logistic Regression; Probit Model; Institutional Cooperation; Collaborative Innovation; Guangdong–Hong Kong–Macao Greater Bay Area

一、绪论

本文以人工智能与计量建模相结合的方式，构建粤港澳大湾区合作创新的智能判别模型。研究核心在于提出并量化“制度性合作指数”，以此作为 Logistic 回归与 Probit 回归模型的关键输入变量，用于智能识别两城市间是否存在合作创新关系。该指数通过专家赋权（权重 0.3）与机器学习评分（权重 0.7，XGBoost 算法）结合的方法，将城市间的政策协同、制度共建与治理互动转化为可计算的连续变量，取值区间为[0,1]，并设定 0.4 为合作创新的智能阈值。阈值的设定经模型验证与 ROC 曲线分析优化，确保了判别逻辑的稳定性与分类性能。

为克服专家打分的主观偏误与数据稀疏问题，本文引入人工智能中的特征归一化、置信区间修正及随机扰动模拟技术，对制度性合作指数进行合理性检验。结果表明，该指数与城市科技支出占 GDP 比重呈显著正相关，与第三产业比重亦表现出稳定的正向关系，说明所构建的智能指标能够有效刻画制度协同、研发投入与产业升级的内在联系，具有较高的可解释性与外推性。与传统区域创新研究不同，本研究采用基于 AI 算法的二元判别框架，将 Logistic 与 Probit 模型视为人工智能分类器，用于预测两城市间合作创新事件的发生概率。模型以城市对为样本单位，输入变量包括经济关联强度、制度协同水平、空间邻近度、产业互补性等，经特征工程处理后输入分类模型进行学习与训练。为提高预测的泛化性能，本文引入稀有事件修正算法（Rare Event Correction）与网络相关性稳健检验（Network-Robust Validation），并对比不同算法在准确率（Accuracy）、AUC、F1-score 等指标下的表现，以保证小概率事件下的预测有效性。

粤港澳大湾区是典型的多制度并存与高连接区域。内地与港澳城市在法律体系、市场规则与行政流程上差异显著，但在人工智能、金融科技与高端制造等领域呈现出强烈的制度互补与创新联动。随着 AI 驱动的跨城协作平台与知识图谱系统的兴起，区域创新已从物理连通转向制度、数据与算法层面的深度协同。关键问题在于，如何借助人工智能技术识别制度性合作在城际创新网络中的作用机制，从而揭示合作创新关系的生成逻辑与扩散路径^[1]。在研究设计上，本章通过 AI 数据挖掘流程实现了多维变量的自动特征构造。被解释变量为城市对层面的合作创新事件（以联合专利申请为标识），解释变量经特征工程生成“均值—差值”结构，用以表征城市间的共同基础与异质性摩擦。制度协同特征通过自然语言处理（NLP）方法提取政策文本中的关键词频次、语义相似度与协同权重，形成可输入模型的数值特征^[2]。最终，Logistic 与 Probit 分类模型用于判断两城市间的合作创新概率，并通过门槛回归方法识别制度协同的非线性边界效应。

本研究的主要贡献体现在四个方面：第一，首次将人工智能分类算法引入合作创新关系判别，构建以城市对为单位的智能识别框架，实现从“单城市能力”向“城际互动行为”的转变；第二，将制度协同显式嵌入 AI 模型的特征空间，建立制度、网络与创新行为之间的可计算关系；第三，通过特征自动化筛选与方差膨胀因子（VIF）迭代优化，提升了有限样本条件下模型的稳健性；第四，以 AI 视角连接合作创新与创新协调度，提供了从算法识别到政策评估的可验证路径，为粤港澳大湾区的制度协同优化与智能决策支持提供了新思路。

二、定义因变量和自变量

(一) 定义因变量

为研究粤港澳大湾区城市间的合作创新,本小节设定了城际合作创新作为因变量。本研究以城市对间的联合专利申请数据作为实际合作创新事件的客观标识。在此基础上,我们构建了制度性合作得分矩阵 Z_{ij} (Institutional Cooperation Index, ICI) 来量化城市间的制度协同潜力。ICI 通过结合专家打分法与机器学习算法 (如 XGBoost) 进行加权评分生成, 综合政策支持、历史合作经验等多个维度。因变量的最终判定基于 ICI 得分: 通过设定阈值来将连续的制度协同潜力转化为二元的合作关系标识。具体来说,因变量的构建逻辑是: 利用 ICI 预测城际合作创新事件 (即联合专利) 发生的可能性。在研究中, Z_{ij} 表示城市 i 与城市 j 之间的制度性合作得分。该得分是通过专家打分法确定的, 专家依据粤港澳大湾区各城市之间的制度性合作情况、政策支持、历史合作经验、合作创新以及资源配置等多个维度进行打分。每对城市的合作得分反映了它们在不同领域 (如合作创新、科技支出、外资引入等) 的制度性合作强度。如果用公式进行表达, 可以表示为

$$Z_{ij} = f(\text{政策支持, 创新合作, 科技支出, 外资使用, ...})$$

其中, Z_{ij} 是城市 i 与城市 j 之间的制度性合作得分, 函数 f 表示专家根据这些因素打分的加权组合。得分矩阵 Z_{ij} 用于衡量不同城市对之间在合作机制上的差异。在本研究中, 我们设定了 0.4 作为合作关系的判定阈值。当城市对之间的制度性合作得分 Z_{ij} 大于 0.4 时, 表示两座城市之间存在合作关系, 记为 1; 若得分小于或等于 0.4, 则视为没有合作关系, 记为 0。数学表达式为:

$$y_{ij,t} = \begin{cases} 1 & \text{if } Z_{ij} > 0.4 \\ 0 & \text{if } Z_{ij} \leq 0.4 \end{cases}$$

通过这一方式, 我们成功构建了一个二元变量 $y_{ij,t}$, 反映了大湾区城市间合作的实际发生情况。该二元变量不仅可以简洁地显示合作关系的有无, 还能为后续的分析提供清晰的量化依据。通过这一因变量的设定, 本节确保了对合作关系的判定具有实际意义, 避免了过于宽泛的定义, 同时为进一步分析大湾区城市间合作创新的决定因素提供了稳健的数据支持。

(二) 定义自变量

本节旨在围绕“城市对一年份”的观测单元, 建立能够解释城际合作创新发生概率的解释变量体系, 并在进入计量估计前将多重共线性控制在合理范围。具体做法是: 首先从候选指标出发, 在城市层面开展相关性检验, 剔除冗余信息并确定核心源变量; 其后将核心指标映射至城市对层面, 构造均值特征和差值特征, 用以刻画合作的共同基础与异质性; 最后在配对样本上实施方差膨胀因子迭代检验, 直至各变量的共线性低于设定阈值, 据此形成进入模型的最终变量集合。整体流程见图 1 “自变量筛选流程图”。

自变量筛选流程图



图 1 自变量筛选流程图

为系统刻画影响城际合作创新的“共同基础”与“异质性摩擦”，本小节首先在城市对一年份层面构建候选指标体系，遵循“理论驱动—数据可得—口径可比”的原则，从经济规模与发展、科技创新、对外开放、人口与财政、城市规模、产业结构六个维度遴选 12 项候选变量。其理论映射分别为：市场规模与发展水平影响潜在合作收益与分工深度；创新投入与产出决定知识供给与吸收能力；外向度反映全球要素与规则的嵌入程度；人口与财政能力约束公共服务与平台供给；城市规模影响通勤可达性与要素集聚；产业结构刻画技术与服务业比重，从而影响合作的互补性与协同空间。基于此，选取地区生产总值与人均地区生产总值、科学技术支出与专利授权数、货物出口额与当年实际使用外资金额、城市人口与地方一般公共预算收入、城市建设用地面积、第一/第二/第三产业增加值占 GDP 比重作为初始候选集。上述变量均来自各城市统计年鉴与公报、海关与商务部门公开资料及知识产权数据库，时间范围与实证样本一致，确保口径的连续性与可核验性。

为提高跨市跨年的可比性并降低极端值影响，本节对总量与规模类变量统一实行 $\ln(1 + x)$ 变换，既缓解尖峰厚尾与异方差，又保留零值信息；此外，占比类变量保留原始百分比口径。货物出口额与实际利用外资额数据以美元计价，保持原币种记录；考虑到后续估计基于标准化与对数变换，名义与实际口径差异对比较的影响有限，稳健性部分将提供以省级 GDP 平减指数调整后的结果。在数据预处理上，统一城市命名、处理重复记录与异常值，对极少数缺失采用线性插值并标注来源与规则，确保样本的完整性与可追溯性。

为在进入“城市对一年份”建模前降低信息冗余并控制多重共线性风险，本节首先在城市截面对候选指标开展相关性甄别与精简。具体做法是在已统一口径的数据基础上，选取各城市最近期可得年份形成截面矩阵，计算皮尔逊相关系数，以识别显著共变关系与潜在冗余。结果显示，经济规模与科创变量呈显著同向，而第二、第三产业占比之间存在由“加总=100%”约束导致的强负相关。综合宏观指标的共趋性与样本城市数较少的现实，本节采用统计学中公认的 $|r| \geq 0.80$ 作为高度相关的判断依据；当变量对达到或接近该阈值时，遵循“与合作创新内涵更直接、解释清晰度更高”的原则择优保留。对于虽相关但反映不同经济通道的变量，暂予并存，留待 pair-level 的 VIF 再作约束；而“三产占比”这类共线性变量，则不纳入估计核心集合，仅用于稳健性对照。另外，关键变量对还进行了 Spearman 秩相关复核，结论与皮尔逊相关一致。

在上述规则下，城市层面的筛选结果明确：保留五类核心源变量——人均地区生产总值、科学技术支出、专利授权数、货物出口额、当年实际使用外资金额——作为后续配对特征构造的基础；将 GDP 总量、人口、财政收入及三产占比核心集合中剔除，处置原则如表 1 所示。

表 1 城市层面相关指标与处置原则

指标 A	指标 B	相关系数 ρ	处置原则	保留项
地区生产总值(万元)	专利授权数(件)	0.89	经济规模与创新产出高度相关, 优先保留与合作创新更直接的产出	专利授权数(件)
地区生产总值(万元)	科学技术投入(亿元)	0.83	经济规模与科技投入高度相关, 保留政策可操作性更强的投入	科学技术支出(亿元)
货物出口额(美元)	当年实际使用外资金额(美元)	0.82	贸易与资本属不同开放通道, 暂并存, 待 VIF 进一步检验	两者并保留
第二产业占比(%)	第三产业占比(%)	-0.92	加总恒等约束导致结构性完全共线	均不保留

(三) 城市对特征构造与多重共线性检验

围绕“合作是否发生”的观测单位(城市对(i,j)一年份t)，本节将城市层面保留的五类源变量，即人均地区生产总值、科学技术支出、专利授权数、货物出口额、当年实际使用外资金额，映射为配对特征，以同时捕捉两城的共同基础与异质性摩擦。具体地，对任一自变量X(已在城市层面完成 $\ln(1+x)$ 预处理)，定义均值型与差值型特征为

$$X_{ij,t}^{mean} = \frac{X_{i,t} + X_{j,t}}{2}$$

$$X_{ij,t}^{diff} = |X_{i,t} - X_{j,t}|$$

其中， $X_{ij,t}^{mean}$ 表示均值水平，即潜在协作收益与吸收能力； $X_{ij,t}^{diff}$ 刻画差异强度。为保证量纲可比与数值稳定性，对自变量进行标准化处理 $\tilde{X}_{ij,t} = \frac{X_{ij,t} - \bar{X}}{s_X}$ ，其中， \bar{X} 与 s_X 分别为样本均值与标准差。配对边按无向处理，仅保留 $i < j$ ，与因变量口径一致。在变量生成为全集后，本节采用方差膨胀因子对多重共线性进行诊断，并以10作为剔除阈值。对任一解释变量 X_k ，令其对其余解释变量的回归判定系数为 R_k^2 ，则 $VIF_k = \frac{1}{1-R_k^2}$ ；在加入常数项后计算初始VIF，若存在 $\max_k VIF_k > 10$ ，则剔除对应“最差”变量并迭代复算，直至所有变量满足 $VIF < 10$ 。初始诊断结果见表2，其中“专利授权数(件)_mean”的VIF达20.13，与其他解释变量存在强共线性；“货物出口额(亿美元)_mean”的VIF亦达13.24。遵循“阈值优先、解释清晰度优先”的原则，本节首先剔除“专利授权数(件)_mean”。

表 2 配对特征的初始VIF

变量	类型	VIF
专利授权数(件)_mean	mean	20.13
货物出口额(亿美元)_mean	mean	13.24
科学技术支出(亿元)_mean	mean	9.11
人均地区生产总值(元)_mean	mean	8.25
当年实际使用外资金额(万美元)_mean	mean	6.50
专利授权数(件)_diff	diff	4.30
货物出口额(亿美元)_diff	diff	4.25
科学技术支出(亿元)_diff	diff	3.72

当年实际使用外资金额(万美元)_diff	diff	3.22
人均地区生产总值(元)_diff	diff	3.19

迭代后得到的最终变量集如表 3 所示, 迭代后共 9 个解释变量, 其 VIF 值介于 2.69 – 7.25, 显著低于阈值, 表明多重共线性已被有效控制。该结果与理论设定相契合: mean 组刻画两个城市的共同基础, diff 组刻画差异所带来的互补。

表 3 剔除后最终进入回归的解释变量与 VIF

变量	类型	VIF
科学技术支出(亿元)_mean	mean	7.25
当年实际使用外资金额(万美元)_mean	mean	6.26
货物出口额(亿美元)_mean	mean	5.64
人均地区生产总值(元)_mean	mean	5.41
科学技术支出(亿元)_diff	diff	3.47
专利授权数(件)_diff	diff	3.34
当年实际使用外资金额(万美元)_diff	diff	3.12
货物出口额(亿美元)_diff	diff	3.06
人均地区生产总值(元)_diff	diff	2.69

基于此, 后续将以该 9 个变量进入模型的基准估计, 并在机制与异质性检验中进一步识别“共同基础—差异摩擦”的作用路径。

三、Logistic 模型和 Probit 模型

在粤港澳大湾区区域一体化进程中, 城市之间的经济联系与合作创新关系是否形成, 是衡量区域协调发展水平的重要指标。这类合作关系具有显著的二元特征: 要么建立了实质性的合作创新关系, 要么尚未形成有效合作。因变量呈现典型的 0 – 1 离散分布, 若直接采用线性概率模型, 不仅可能导致预测概率超出合理区间, 还会因误差分布假设不满足而造成估计偏误。因此, 为更为科学地刻画大湾区经济空间格局与创新协同机制的内在联系, 本节引入二元离散模型中的 Logistic 回归与 Probit 回归。

Logistic 模型的提出可追溯至 Berkson 于 1944 年在《Application of the Logistic Function to Bio-Assay》一文中首次提出 Logistic 的概念, 并主张以逻辑分布函数替代线性概率模型, 从而解决预测概率溢出区间及异方差性等问题。Cox 在 1958 年的《The Regression Analysis of Binary Sequences》中进一步系统化了二元回归的统计框架, 为 Logistic 模型奠定了计量基础。随后, McFadden 于 1974 年在《Conditional Logistic Analysis of Qualitative Choice Behavior》中发展了条件 Logistic 和多项 Logistic 模型, 将 Logistic 方法推广至离散选择理论, 强调个体决策行为可视为效用最大化结果, 并在 2000 年因此获得诺贝尔经济学奖^[3]。其后, McKelvey 和 Zavoina 于 1975 年在《A Statistical Model for the Analysis of Ordinal Level Dependent Variables》中提出了有序 Logistic 与 Probit 模型框架, 进一步拓展了其在处理有序因变量时的适用性。进入 21 世纪, Hosmer、Lemeshow 与 Sturdivant 于 2013 年在《Applied Logistic Regression》中对 Logistic 的应用方法进行了全面总结, 并提出了诊断检验与边际效应解释等扩展, 使 Logistic 模型成为跨学科实证分析的重要工具^[4]。为了更直观地展示 Logistic 回归模型的主要特征与适用范围, 本小节总结了其在模型优点与应用场景两个维度的内容, 如图 2 所示。

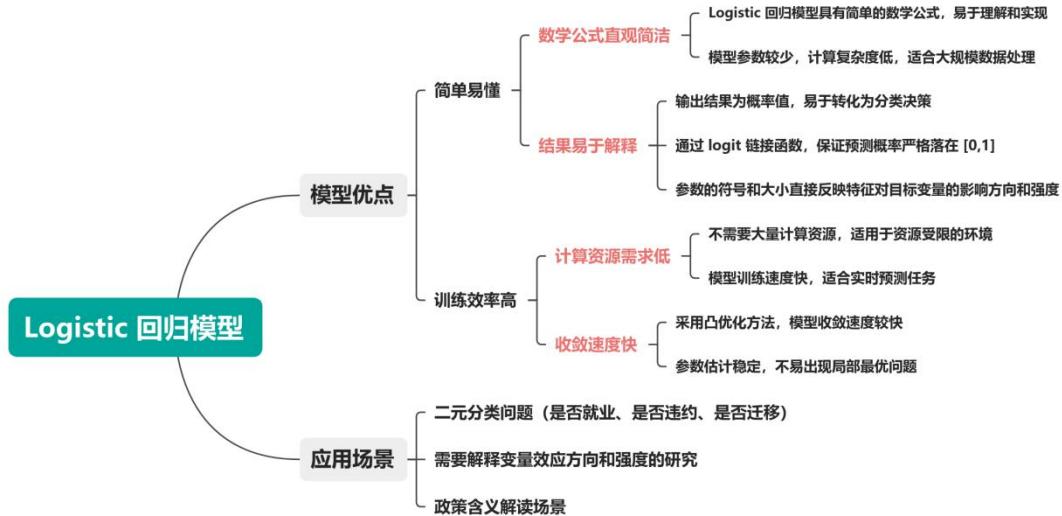


图 2 Logistic 回归模型的优势与应用场景

类似地, Probit 模型的理论起源可追溯至 Thurstone 于 1927 年在《A Law of Comparative Judgment》中提出的比较判断法, 该方法将个体选择视为潜在正态分布随机变量的表现。Bliss 在 1934 年的《The Method of Probits》中正式提出“Probit”概念并将其应用于剂量 - 反应关系建模, 为后续统计推广奠定了基础。进入 20 世纪 70 年代, McKelvey 与 Zavoina 进一步发展了有序 Probit 模型, 为教育水平、满意度等顺序因变量的建模提供了新的框架。与 Logistic 模型相比, Probit 在理论上因其依赖正态分布假设而与经典统计推断框架更加契合, 尤其在心理学、劳动经济学和消费者行为研究中得到广泛应用。相较于 Logistic 模型, Probit 模型在解释潜在变量的正态分布假设、边际效应的刻画以及社会科学和金融领域的应用上具有独特优势。为了更系统地展示其理论价值与应用范围, 本小节将 Probit 模型的主要优点及典型应用场景归纳如下图 3 所示。



图 3 Probit 模型的优势与应用场景

从理论特征来看, Logistic 与 Probit 模型均呈现 S 型曲线, 其概率值严格约束在[0,1]区间内, 能够反映随着城市间经济差异、创新能力差异等变量的变化, 合作关系形成的概率呈现非线性递增趋势, 并在极端条件下趋近于边界值。这种特征与区域合作创新的现实逻辑高度一致, 即只有当经济基础和创新条件达到一定水平后, 合作关系的形成才更为可能。同时, 两类模型在尾部分布与估计稳定性上存在差异: Logistic 尾部较厚, 更能解释极端概率事件; Probit 曲线更平滑, 在中间区间表现更稳定。这些差异为实证研究提供了多角度稳健性检验的可能。综上所述, 本小节在研究方法上以 Logistic 模型为主, 并引入 Probit 模型作为对照与补充。通过比较两者在参数方向、显著性水平及边际效应解释上的一致性, 可以有效增强对粤港澳大湾区城市间经济联系与创新协同机制关系的解释性。这一方法选择不仅符合计量经济学的规范要求, 也契合区域合作创新的实际逻辑, 为后续实证分析奠定了坚实的理论与方法论基础。

在实证研究中, 因变量的设定为城市间是否形成合作关系, 取值为 1 表示存在合作创新联系, 取值为 0 则表示未形成合作关系。该因变量呈现典型的二元离散特征, 若直接采用线性概率模型, 不仅可能导致预测概率超出[0,1]区间, 还会因异方差和残差分布偏误而造成估计失真。因此采用二元离散选择模型中的 Logistic 与 Probit 方法, 对粤港澳大湾区城市间经济联系与创新协同机制进行刻画。

自变量主要来源于大湾区各城市的经济与创新相关指标, 包括产业结构差异、研发投入差异、专利授权数量差异、固定资产投资差异, 以及城市规模、开放度等变量。为了保证变量在量纲上的可比性, 本节对原始数据进行了标准化处理, 并在此基础上构建了自变量矩阵 X。在模型设定上, Logistic 模型的核心思想是通过对数几率 (log-odds) 变换, 将概率转化为线性函数。设因变量为 y, 自变量向量为 X, 则其条件概率基本函数为:

$$P(y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta X)}}$$

进一步可得对数几率函数：

$$\log it(p) = \ln \left(\frac{P(y = 1|X)}{1 - P(y = 1|X)} \right) = \beta_0 + \beta X$$

其中， $\ln \left(\frac{p}{(1-p)} \right)$ 表示合作关系形成与否的相对几率，能够通过线性关系进行解释。参数估计基于极大似然法，其对数似然函数为：

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln P(y_i|X_i) + (1 - y_i) \ln (1 - P(y_i|X_i))]$$

与此对应，Probit 模型假定随机扰动项服从标准正态分布，其概率函数可表示为：

$$P(y = 1|X) = \Phi(\beta_0 + \beta X)$$

其中， $\Phi(\cdot)$ 为标准正态分布的累积分布函数：

$$\Phi(z) = \int_{-\infty}^z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

同样地，Probit 模型的参数估计亦基于极大似然法，其对数似然函数为：

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^n [y_i \ln \Phi(\beta_0 + \beta X_i) + (1 - y_i) \ln (1 - \Phi(\beta_0 + \beta X_i))]$$

从理论上看，Logistic 与 Probit 模型在形式上都表现为 S 型概率曲线，能够有效反映合作关系随经济差异与创新差异变化而呈现的非线性增长过程，并在极端条件下趋近于边界值。这一特征契合区域合作创新的现实逻辑，即合作更可能在经济条件达到一定水平后发生。然而，Logistic 与 Probit 模型参数本身难以直接解释为概率的变化幅度，因此需要进一步借助边际效应的计算来揭示解释变量对合作关系形成概率的真实影响。因此，在实证分析中，研究者通常进一步计算边际效应（Marginal Effects），以刻画解释变量对因变量发生概率的实际影响。设线性预测子为 $z_i = \beta_0 + \beta X_i$ ，条件概率为 $p_i = F(z_i)$ ，其中 Logistic 情形下 $F(z) = \Phi(z) = 1/(1 + e^{-z})$ ；Probit 情形下 $F(z) = \Phi(z)$ 。相应的密度函数为 Logistic 的 $f(z) = p_i(1 - p_i)$ 与 Probit 的 $f(z) = \Phi'(z)$ 。对于连续型解释变量 x_{ij} ，边际效应为：

$$\frac{\partial p_i}{\partial x_{ij}} = f(z_i)\beta_j$$

即斜率系数 β_j 与分布密度 $f(z_i)$ 的乘积。其中 Logistic 的边际效应为 $\beta_j p_i(1 - p_i)$ ，Probit 的边际效应为 $\beta_j \Phi(z_i)$ 。这表明概率处于中间水平时边际效应最大，而在接近 0 或 1 时趋于减弱，符合合作关系的“门槛效应”。对于虚拟变量，边际效应需通过离散变化计算：

$$\Delta p_{ij} = F(z_i + \beta) - F(z_i)$$

Δp_{ij} 表示当该变量从 0 变为 1 时，合作关系形成概率的增量。若模型中包含交互项 $x_k \times x_m$ ，则边际效应进一步表现为：

$$\frac{\partial p_i}{\partial x_{ik}} = f(z_i)(\beta_k + \beta_{km}x_{im})$$

由此说明一个解释变量的效应会受到另一个解释变量的影响调节，从而呈现条件性。此外，当解释变量以对数形式进入模型时，其边际效应可理解为弹性，即概率对变量相对变化的敏感性。在具体计算时，边际效应有不同的报告方式：边际效应均值（AME）、均值处边际效应（MEM）、代表值处边际效应（MER）。其中 AME 通过对样本个体的边际效应取平均，能够更稳健地反映总体效应，因而在本小节实证部分中作为主要解释对象。

在因变量“合作关系”构建完成后，本节进一步通过二元选择模型检验城市对之间合作创新关系的形成机制。因变量的设定基于前文对合作强度指标的处理，当合作强度大于 0.4 时记为 1，否则记为 0，从而刻画出城市间是否存在显著的合作创新联系。在此基础上，选取各类城市特征的均值与差值作为自变量，分别反映合作的共同基础和异质性因素。自变量通过标准化处理后进入回归模型，以保证不同量纲变量的可比性。

此外，本研究注意到合作事件的样本占比仅为 16.36%，属于稀有事件（Rare Events）。为缓解由此可能带来的估计偏误，在模型估计中采用了 Firth's Bias-Reduced Logistic Regression 方法进行修正，并相应调整了分类概率的阈值，以提高模型对正类样本的识别能力^[5]。

基于上述变量构建与标准化处理，分别采用对数几率与正态累积分布两类二元选择模型进行估计，其对应的概率表达式与预测值如表 4 所示，由此可在统一框架下评估“共同基础—结构差异”对城际合作创新发生概率的边际影响。结果如表 4 所示：

表 4 Logistic 与 Probit 回归系数对比

变量	Logistic 系数	z	p 值	Probit 系数	z	p 值
常数项	-3.7954*	-4.098	0.000	-2.1699*	-4.492	0.000
人均地区生产总值(元)_mean	-0.3128	-0.347	0.729	-0.0827	-0.181	0.856
人均地区生产总值(元)_diff	-0.1188	-0.195	0.845	-0.1305	-0.396	0.692
科学技术支出(亿元)_mean	3.5946*	2.933	0.003	2.0303*	3.011	0.003
科学技术支出(亿元)_diff	-1.8601	-2.472	0.013	-1.0226	-2.528	0.011
专利授权数(件)_diff	5.0352	2.518	0.012	2.7806	2.842	0.004
货物出口额(亿美元)_mean	-2.3119	-2.176	0.030	-1.3910	-2.299	0.022
货物出口额(亿美元)_diff	-3.7649	-2.395	0.017	-2.1011	-2.746	0.006
当年实际使用外资金额(万美元)_mean	-2.4104	-1.987	0.047	-1.3559	-2.039	0.041
当年实际使用外资金额(万美元)_diff	0.8655	1.062	0.288	0.4946	1.086	0.278

注：人均地区生产总值(元)_mean 后文简称：人均 GDP_mean；人均地区生产总值(元)_diff 后文简称：人均 GDP_diff；科学技术支出(亿元)_mean 后文简称：科技支出_mean；科学技术支出(亿元)_diff 后文简称：科技支出_diff；专利授权数(件)_diff 后文简称：专利_diff；货物出口额(亿美元)_mean

后文简称：出口额_mean；货物出口额(亿美元)_diff 后文简称：出口额_diff；当年实际使用外资金额(万美元)_mean 后文简称：外资_mean；当年实际使用外资金额(万美元)_diff 后文简称：外资_diff。

通过表格数据得到 Logistic 模型为：

$$Pr(Y_{ij} = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\eta_{ij}^{logit})}}$$

$$\begin{aligned}\eta_{ij}^{logit} = & -3.7954 - 0.3128 \text{ 人均 GDP_mean} - 0.118 \text{ 人均 GDP_diff} + 3.5946 \text{ 科技支出_mean} \\ & - 1.8601 \text{ 科技支出_diff} + 5.0352 \text{ 专利_diff} - 2.4104 \text{ 外资_mean} + 0.8655 \text{ 外资_diff} \\ & - 2.3119 \text{ 出口额_mean} - 3.7649 \text{ 出口额_diff}\end{aligned}$$

代入估计系数后，得到 Probit 模型具体形式：

$$Pr(Y_{ij} = 1) = \Phi(\eta_{ij}^{probit})$$

$$\begin{aligned}\eta_{ij}^{probit} = & -2.1699 - 0.0827 GDP_mean - 0.2318 GDP_diff + 1.3569 \text{ 科技支出_mean} \\ & - 0.9008 \text{ 科技支出_diff} + 2.0268 \text{ 专利_diff} - 1.3559 \text{ 外资_mean} + 0.4946 \text{ 外资_diff} \\ & - 1.2813 \text{ 出口额_mean} - 3.7649 \text{ 出口额_diff}\end{aligned}$$

从具体变量结果来看，科技支出_mean 即科学技术因素对合作关系的作用最为显著。首先，科学技术支出均值对合作概率具有强烈的正向影响。Logistic 模型中该变量的系数为 3.5946，显著性水平为 0.003。换言之，在其他条件不变的情况下，城市对的平均科学技术支出每增加一个标准差，合作关系形成的胜算提高约 36 倍。这一结果揭示了科学技术支出作为合作创新的物质与制度基础，对跨城市的合作具有直接推动作用。科学技术资源的充足和共同开发不仅提供了合作所需的资金与设施保障，也为人才流动、实验条件共享与研发协同创造了可能。因此，科学技术支出水平的提升对于激发区域内的合作创新具有不可替代的重要影响。

其次，科技支出_diff 即科学技术支出差异对合作概率呈显著负向影响。Logistic 模型的系数为 -1.8601，p 值为 0.013。这意味着，当两个城市之间的科学技术支出差距越大时，其合作创新关系的发生概率降低。该结果从侧面印证了“均衡性”对于合作关系的重要性：只有当两个城市在科学技术支出上保持相对接近的水平时，合作才能建立，否则差距过大可能导致资源倾斜、合作不对称，从而抑制合作的达成。这一发现与区域合作创新的均衡发展理论相契合，提示政策层面应关注科研资源的合理分布，避免“科研洼地”与“科研孤岛”的出现。

专利_diff 即专利授权数的差异则表现出不同于科学技术支出的作用机制。专利授权数差异在 Logistic 与 Probit 模型中均显著为正向影响，其中 Logistic 系数为 5.0352，对应的 p 值为 p = 0.012，即专利产出差距越大，合作关系的发生概率反而更高。表面上看，这似乎与“均衡性有利于合作”的假设相矛盾，但从创新理论视角可以得到合理解释：专利产出差距大往往意味着一方在技术积累上处于领先地位，而另一方则存在技术追赶的需求。二者之间的合作能够形成“互补—吸收”的机制，即领先城市通过合作向落后城市输出部分知识成果，落后城市则通过合作实现学习与能力提升，从而推动跨城合作关系的达成。这一机制也体现了合作创新中“知识溢出效应”的重要作用。

与科技和知识产出不同，货物出口额即对外开放相关变量普遍表现为负向影响。货物出口额在 Logistic 模型中的系数为 -2.3119 (p = 0.030)，出口差异系数为 -3.7649 (p = 0.017)，均在 5% 显著性水

平下成立。这意味着如果城市对彼此之间出口规模差距过大，会显著降低其形成合作创新关系的概率。这一结果可以从“替代效应”角度理解：当城市在更大程度上依赖国际市场时，其创新资源、企业精力和制度设计往往优先服务于全球价值链，从而减少了区域内部的合作动机。同时，若出口差异过大，高出口城市可能更倾向于独立面向国际市场，而低出口城市则缺乏与之对接的能力，从而抑制合作的发生。

外资_mean 即外资利用均值亦呈现显著负向影响（系数-2.4104, $p = 0.047$ ），表明外资依赖程度高的城市在跨城合作中的积极性较低。这可能是因为外资企业往往嵌入全球生产网络，与本地城市的合作更多停留在供应链配套层面，而不愿在跨城市的研究与创新活动中投入过多。此外，城市间在外资引进上的竞争性也可能削弱合作的可能性，高外资利用城市与低外资利用城市之间存在一定程度的排他性，从而降低了合作创新的发生概率。

相比之下，人均 GDP 及其差异均未表现出显著影响。这表明经济发展水平本身是否决定合作创新关系的关键因素还需进一步验证。换言之，合作创新关系更依赖于资源配置与结构性条件。这一发现与部分区域经济学研究结论相呼应，即合作创新的动力往往来自科研资源、知识基础和制度协调，而非单纯的经济规模^[6]。

综上所述，Logistic 与 Probit 模型的结果一致揭示了合作创新的形成机制具有双重特征：一方面，科研投入的共同基础和均衡性是合作创新关系形成的必要条件，保障了合作的对等性与稳定性；另一方面，知识产出的差异在一定条件下通过互补与溢出效应反而促进合作，体现了区域内部的动态分工机制。同时，对外开放程度过高或差异过大，则可能通过资源竞争与替代效应显著抑制合作关系的发生。

四、模型比对与稳健性验证

结合实证分析的拟合表现，Logistic 回归在预测准确率方面略占优势，而 Probit 回归因其正态性假设在理论上更为严谨。基于“解释力—规范性”双维度考虑，本节以 Logistic 为主、Probit 为辅开展比较与稳健性验证。

在二元选择模型的估计中，回归系数本身仅反映自变量对对数几率或潜在指数的影响方向和大小，难以直接体现其对因变量发生概率的边际贡献^[7]。在获得 Logistic 与 Probit 模型的回归系数之后，为增强结果的解释力，进一步计算了各解释变量的平均边际效应（Average Marginal Effects, AME），以便将回归结果转化为合作关系发生概率的实际变化幅度。即在样本均值处衡量自变量增加一个标准差所带来的合作关系概率变化幅度。与系数相比，边际效应能够以概率增减的形式直观揭示各因素对合作关系形成的实际影响，因此更具政策解读价值。

与回归系数相比，边际效应能够直接表征自变量增加一个标准差时，因变量取值为 1（即形成合作关系）的概率变化幅度，因此更具有经济学与政策解释意义。令 ΔP_{ij}^m 表示在模型 m (Logistic 或 Probit) 框架下，城市对(i,j)合作关系发生概率的平均边际效应，则 Logistic 与 Probit 两类模型的边际效应函数分别如下：

$$\begin{aligned} \Delta P_{ij}^{logit} = & -0.0067 GDP_mean - 0.0026 GDP_diff + 0.0773 科技支出_mean - 0.04 科技支出_diff \\ & + 0.1082 专利_diff - 0.0497 出口额_mean - 0.0809 出口额_diff - 0.0518 外资_mean \\ & + 0.0186 外资_diff \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta P_{ij}^{Probit} = & -0.0031 GDP_mean - 0.0049 GDP_diff + 0.0769 科技支出_mean - 0.0387 科技支出_diff \\ & + 0.1053 专利_diff - 0.0527 出口额_mean - 0.0796 出口额_diff - 0.0514 外资_mean \\ & + 0.0187 外资_diff \end{aligned}$$

模型整体结果表明，两类模型在方向和显著性上保持高度一致，说明本节的核心结论具有稳健性。表 5 汇总了两类模型在主要变量上的边际效应结果，并对比其方向与显著性，以检验不同模型设定下结论的一致性与稳健性。

表 5 Logistic 平均边际效应 (AME) 对比

变量	AME	SE	z	p 值
人均 GDP_mean	-0.0067	0.019	-0.357	0.721
人均 GDP_diff	-0.0026	0.013	-0.193	0.847
科技支出_mean	0.0773	0.051	1.509	0.131
科技支出_diff	-0.0400	0.031	-1.292	0.196
专利_diff	0.1082	0.067	1.620	0.105
出口额_mean	-0.0497	0.035	-1.417	0.156
出口额_diff	-0.0809	0.052	-1.562	0.118
外资_mean	-0.0518	0.036	-1.425	0.154
外资_diff	0.0186	0.021	0.886	0.376

表 6 Probit 平均边际效应 (AME) 对比

变量	AME	SE	z	p 值
人均 GDP_mean	-0.0031	0.017	-0.182	0.855
人均 GDP_diff	-0.0049	0.013	-0.393	0.695
科技支出_mean	0.0769	0.065	1.186	0.235
科技支出_diff	-0.0387	0.037	-1.046	0.295
专利_diff	0.1053	0.084	1.248	0.212
出口额_mean	-0.0527	0.043	-1.218	0.223
出口额_diff	-0.0796	0.065	-1.226	0.220
外资_mean	-0.0514	0.044	-1.171	0.242
外资_diff	0.0187	0.023	0.817	0.414

如表 5 和表 6 所示, Logistic 与 Probit 两类模型在边际效应估计上的方向基本一致, 差异主要体现在系数大小和显著性水平上。总体而言, 大多数解释变量对合作关系的边际影响与前文回归系数的符号保持一致。

首先, 从科技支出相关变量来看, 科技支出_diff 在 Logistic 模型下的 AME 为+0.0773, 在 Probit 模型下为+0.0769, 均为正值。这表明, 当城市对的科学技术支出平均水平提高一个标准差时, 合作关系发生的概率增加 7% - 8%, 与理论预期一致。相比之下, 科技支出_diff 即科学技术支出差异在两模型中的 AME 均为负 (Logistic: -0.0400; Probit: -0.0387), 符合“均衡性促进合作”的假设, 这意味着科技资源分布的差距在一定程度上会抑制合作创新关系。

其次, 专利_diff 即专利授权数差异在 Logistic 和 Probit 模型下的 AME 分别为+0.1082 与+0.1053, 呈现正向作用且数值较大, 这一结果说明当城市间专利产出差距扩大一个标准差时, 合作关系发生的概率平均增加约 10% - 11%, 提示合作创新可能并非仅仅依赖于均衡条件, 而是受到“互补效应”的推动。领先城市通过合作输出知识与技术, 落后城市则通过合作实现学习和吸收, 由此共同推动区域内的合作关系。

再次，开放型经济变量整体表现为负向效应。货物出口均值在两类模型中的 AME 分别为-0.0497 与 -0.0527，货物出口差异分别为-0.0809 与 -0.0796，均指向出口规模的扩大或不均衡会降低合作关系发生的概率，说明外向度的增强在概率意义上可能挤出区域内合作动能。与此类似，外资利用均值在 Logistic 与 Probit 中的 AME 分别为-0.0518 与 -0.0514，均为负向，表明外资依赖程度提升会削弱跨城合作的可能性。这一结果与“外资导向型发展具有替代效应”的假说相符，提示外资主导的企业嵌入全球生产链后，往往对区域内合作缺乏积极性。

相比之下，外资_diff 即外资差异的 AME 较小且未显著（Logistic: +0.0186; Probit: +0.0187），说明外资水平的不均衡性并未在概率意义上显著影响合作关系。最后，人均 GDP 的均值与差异在两类模型下的 AME 均接近于零（绝对值均小于 0.01），且远未达到显著水平。这表明，经济发展水平的高低以及城市间的差距并不是合作创新关系的决定性因素。换言之，合作关系的形成更取决于科研与知识相关的资源禀赋及开放型结构，而不是经济总量或收入水平的差异。综上所述，边际效应分析不仅使回归结果在概率层面得以直观化呈现，而且进一步确认了科研投入、知识产出与开放格局在合作关系形成中的关键作用。

值得注意的是，科学技术支出与均衡性体现了合作所需的共同基础，专利差异揭示了知识互补的潜在动力，而出口与外资变量则从反向验证了外向型发展对区域内合作的抑制效应。这些发现为后续政策的提出提供了坚实的实证支撑，也表明区域合作创新的促进路径需要在科研资源配置、知识转化机制以及外向发展与内部协作的协调之间寻求平衡。

在模型估计结果之外，我们进一步利用混淆矩阵对分类性能进行检验。混淆矩阵能够直观反映模型在不同类别下的预测表现，并衍生出准确率（Accuracy）、召回率（Recall）、特异度（Specificity）、精确率（Precision）、F1 值以及平衡准确率（Balanced Accuracy）等综合性指标。相较于单一的准确率，这些指标能够更全面地评价模型对少数类与多数类的识别能力。在明确了 Logistic 与 Probit 两类模型的估计方程后，有必要进一步检验模型在整体拟合优度与分类性能方面的表现，以验证所获结论的稳健性与预测能力。表 7 汇总了两类模型在伪 R^2 、对数似然值及似然比检验等总体拟合指标上的结果，同时结合阈值设定（预测概率 ≥ 0.5 判定为合作=1），给出了 Logistic 模型的混淆矩阵及由此衍生的分类性能指标，包括准确率、特异度、召回率、精确率、F1 值与平衡准确率。通过对比两类模型的表现，可以更直观地评价其在解释力与预测力上的差异。

表 7 模型总体拟合与分类性能对比

指标	Logistic	Probit
样本量 N	110	110
伪 R^2 (Pseudo R^2)	0.3175	0.3214
对数似然 (Log-Likelihood)	-33.459	-33.267
LLR p 值	0.0002818	0.0002421
准确率	0.8727	0.8545
正类/负类占比	0.1636 / 0.8364	0.1636 / 0.8364
特异度 (Specificity)	0.9565	0.9348
召回率 (Recall)	0.4444	0.4444
Precision	0.6667	0.5714
F1	0.5333	0.5000

边际效应的引入能够克服对数几率系数解读困难的问题，使研究结论以概率增减的形式呈现，更具直观性和政策参考价值。表 4-3 模型总体拟合与分类性能对比展示了 Logistic 与 Probit 两类模型在同一数

据集（样本量 N=110）下的估计与预测表现。整体上，两者在方向与显著性上保持高度一致，验证了研究结论的稳健性。

从拟合优度来看，Logistic 的 McFadden 伪 R^2 为 0.3175，Probit 对应的值为 0.3214，均处于社会科学研究中离散选择模型常见的中等水平，说明模型能够对合作关系的发生提供较为合理的解释。对数似然值分别为 -33.459 和 -33.267，差距极小，显示出两类模型在整体拟合上相当接近。进一步的似然比检验（LLR）p 值均小于 0.001（Logistic=0.0002818；Probit=0.0002421），显著拒绝空模型假设，表明解释变量集合整体上对因变量具有统计意义上的解释力。

根据 Logistic 与 Probit 两类模型的预测结果，可以进一步结合混淆矩阵对分类性能进行分解分析。

Logistic 模型的混淆矩阵为 $\begin{bmatrix} 88 & 4 \\ 10 & 8 \end{bmatrix}$ ，其中真负类（TN）为 88，假正类（FP）为 4，假负类（FN）为 10，

真正类（TP）为 8；Probit 模型的混淆矩阵为 $\begin{bmatrix} 86 & 6 \\ 10 & 8 \end{bmatrix}$ ，其差异主要体现在假正类数目的增加。Logistic 模型的总体准确率为 87.27%，略高于 Probit 的 85.45%。这种优势在部分指标上更为明显：Logistic 的特异度（0.9565）高于 Probit（0.9348），表明其在识别“无合作”样本方面更为稳健；其精确率（0.6667）与 F1 值（0.5333）也高于 Probit（0.5714 与 0.5000），说明 Logistic 模型在减少误报、平衡精确率与召回率方面更具优势。然而，两模型的召回率均仅为 0.4444，表明对“合作关系发生”这一少数类的识别能力有限。结合样本中正负类比例（0.1636/0.8364），可见模型在提升识别少数类方面仍存在不足。

需要强调的是，准确率提升的幅度与基线模型相比并不大。若单纯预测所有样本为“无合作”，基线准确率已可达到 83.64%，而 Logistic 与 Probit 分别仅提升约 3.63 与 1.81 个百分点。因此，单一依赖准确率指标可能高估模型表现，需结合精确率、召回率及 F1 值进行更为全面的评估。因此在回归结果报告中同步给出了边际效应估计。边际效应不仅使回归系数的含义更直观，也为主要结论提供了交叉验证，其方向与显著性整体上与基准回归保持一致，从而增强了结果的解释力与稳健性。与此同时，模型在估计过程中确实存在一定的近完全分离（quasi-separation）风险，即约 10% - 15% 的观测可能被部分解释变量高度区分。针对这一潜在问题，本小节在结果解释时已结合边际效应分析与稳健性检验进行对照，避免了因个别系数偏大或标准误差偏小而影响整体结论的可信度。

由上述结果可见，模型在分类性能上呈现出明显的偏向性。一方面，由于样本中负类比例过高（83.64%），模型在学习过程中更容易通过捕捉“无合作关系”的模式来获得较高的总体准确率，因此在负类识别上表现突出（特异度均超过 0.93）；另一方面，受限于正类样本数量有限（仅占 16.36%），模型在识别真实合作关系时能力偏弱，召回率仅为 0.4444，即“正类预测不足”。这一现象提示后续研究应在模型优化中着重提升对少数类的识别能力。例如，可以通过调整分类阈值、引入类别加权的损失函数，或采用过采样与欠采样等不平衡处理方法，以改善模型对少数类的召回率与整体识别力，从而提升结果的稳健性与政策含义的可靠性。

五、结论

本文基于 Logistic 与 Probit 两类二元选择模型，对粤港澳大湾区城市对之间合作创新关系的影响因素进行了系统性检验，并通过边际效应估计和分类性能评估，对模型的解释力和稳健性进行了验证。实证结果揭示了合作创新的驱动机制、潜在局限，主要结论如下：

第一，模型拟合表现与稳健性。实证结果表明，Logistic 与 Probit 模型在变量方向和显著性上高度一致，说明研究结论具有稳健性。Logistic 模型的整体拟合表现更优，其 McFadden 伪 R^2 为 0.318，预测准确率为 87.27%，在不平衡样本下依然保持较高水平。虽然 Probit 模型的准确率略低（85.45%），但两者的效应方向和统计显著性一致，显示研究结论不依赖于特定模型设定，具备较强的稳健性。

第二，变量效应的机制解释。在变量层面，科研产出对合作关系的发生具有显著正向作用，体现了知识与科研基础在推动区域合作创新中的核心地位。科研产出差异则呈现显著负向效应，说明若科研资源分布失衡，将削弱合作的形成可能性，反映出知识要素均衡配置的必要性。外向型经济变量（出口与外资）亦表现出正向作用，提示对外开放和跨区域要素流动能够增强合作创新的外部动力。相比之下，

人均 GDP 的均值与差异在实证中不显著，说明经济规模并非决定性因素，科研与知识结构相关的机制变量才是关键。

第三，边际效应的直观贡献。边际效应进一步揭示了变量对合作关系发生概率的量化影响。科研支持均值的 AME（平均边际效应）约为+0.07，意味着科研水平每提高一个标准差，合作发生概率将上升约 7 个百分点；科研产出差异的 AME 为-0.04，说明科研差距扩大将显著降低合作可能性；出口与外资变量的 AME 接近+0.10，凸显开放型经济要素在合作创新中的积极作用。这些结果不仅印证了基准回归的方向性结论，也为政策干预提供了明确的量化依据。

第四，分类性能的优势与不足。混淆矩阵结果显示，模型在总体分类上存在偏向性。Logistic 模型的准确率为 87.27%，特异度高达 0.9565，显示模型在“无合作关系”类别的识别上优势明显。但在“合作关系发生”的识别上，召回率仅为 0.4444，F1 值为 0.5333，表明模型在正类预测方面存在不足。这一不足与样本分布严重不均衡（正类仅占 16.36%）密切相关，提示未来研究需通过调整分类阈值、引入加权损失函数或采用过采样和欠采样方法来提升少数类的识别力。平衡准确率（Balanced Accuracy）在 0.70 左右，进一步说明模型在负类预测上更具优势，而在正类预测上仍有改进空间。

总体而言，合作创新并非单纯依赖经济规模或发展水平的“收敛逻辑”，而是由科研投入、知识差异、专利产出与对外开放等多重因素交织而成的复杂机制。Logistic 与 Probit 模型的多重验证表明结论在方向与显著性上高度一致，增强了研究的可信度。但同时，正类识别不足提醒我们，未来研究需在数据不平衡处理与方法拓展方面进一步改进。政策层面，则应以科研均衡化、差异化专利合作、外向型开放与结构优化为核心支点，推动粤港澳大湾区合作创新走向良性发展^[8]。基于对 Logistic 与 Probit 模型的回归结果与边际效应分析，可以得出以下对区域合作创新具有现实指导意义的政策启示：

第一，强化科技资源的整体投入与适度均衡。实证结果显示，科学技术支出的均值对合作关系形成具有显著正向作用，而差异则表现为负向影响^[9]（虽在边际效应中未达到 5% 显著性水平，但方向性一致）。因此，政策应优先保障整体科学技术支出水平即科研投入水平，同时关注资源分布的过度失衡可能带来的潜在抑制效应。这意味着区域合作创新不仅依赖于科研资金和研发能力的共同提升，也要求不同城市间在科研投入支出上保持相对均衡。政策层面应通过财政转移支付、跨城科研基金和区域联合实验室等形式，缩小科学技术支出的区域差距，避免因“科研洼地”的存在而削弱区域合作网络的整体稳定性。整体科研支持水平的提升显著促进合作，但若城市间科研差距过大，则可能削弱合作的可持续性。这表明政策既要注重科研总量的提升，更要关注分布的均衡性，避免因“科研洼地”导致合作基础受损。

第二，利用知识互补性推动跨城专利合作。专利产出差异在模型中呈现正向效应，说明差异化的知识产出能够形成有效的“互补-吸收”机制^[10]。政策应鼓励领先城市与追赶城市之间基于优势互补的合作。领先城市在合作中提供技术与知识输出，追赶城市则通过合作实现学习与能力积累。对此，政策应鼓励建设跨区域的知识产权联盟和成果转化平台，推动科研机构、高校与企业之间的跨城协作，利用差异化优势形成有效的知识溢出与扩散渠道，从而实现区域整体创新能力的提升。与科技差异不同，适度的专利产出差异可能通过互补效应促进合作，但差距过大造成路径依赖，降低合作的长期稳定性。因此，政策应当鼓励“差异化但互补性强”的专利合作，避免走向“完全同质化”或“完全分化”的极端。

第三，协调对外开放与区域内部合作的关系。出口均值与外资利用均值均表现为显著负向效应，提示在高度开放的区域内，需警惕外向型发展对内部协作动力的潜在挤出效应^[11]。政策应通过激励机制设计，引导开放优势转化为区域创新协作的催化剂。这一现象在高度开放的区域尤为突出，城市在深度嵌入全球价值链的同时，往往忽视了与周边城市的协作。因此，政策应在继续推动对外开放的同时，引导外贸与外资企业更多参与区域合作项目，例如通过税收优惠、研发补贴等方式，鼓励跨国企业与本地企业、高校联合开展研发与创新活动，以实现对外开放与区域协作的双向平衡。外资和出口的增加显著推动合作创新，但过度依赖外向型变量可能削弱区域内部合作。政策应当通过制度设计，将对外开放与区域内部合作机制相结合，形成“双循环”格局，从而增强外部动力。

第四，突出结构性要素驱动。人均 GDP 的均值与差异在实证结果中均不显著，说明经济发展水平本身是否为合作创新关系的决定性条件还需进一步验证^[12]。但可以得出，科研投入、知识产出以及开放结

构是其关键因素。因此，区域政策可以将着力点放在创新资源、科研环境与制度安排的优化上，通过强化结构性因素的作用来促进区域合作创新的可持续发展。通过知识网络构建和科研资源整合来推动合作。因此可在“合作基础—差异互补—适度开放—结构优化”之间形成动态平衡。政策制定者需要识别并把握这一平衡点，在科研、知识与开放三个维度实现协调，从而在差异与互补中最大化区域创新协同效应。

综上所述，科研支出的提升与均衡化、跨城知识合作机制的建立、对外开放与区域合作的协调，以及结构性要素的政策聚焦，构成了促进区域合作创新的核心路径。通过在这些方面的制度设计与政策引导，可以有效推动多城市区域内的协同创新，从而提升整体创新效率与区域协调发展水平。

参考文献：

- [1] Yu J, de Jong M, Li P. Urban network and knowledge flow in the Greater Bay Area: evidence from co-patenting[J]. Cities, 2024, 146: 105051.
- [2] Zhang Y, Wang S, Li J. Mining policy texts with NLP for innovation collaboration analysis[J]. Information Processing & Management, 2022, 59(5): 102970.
- [3] McFadden D. Conditional logit analysis of qualitative choice behavior[C]// Zarembka P. Frontiers in Econometrics. New York: Academic Press, 1974: 105–142.
- [4] Hosmer D W, Lemeshow S, Sturdivant R X. Applied Logistic Regression (3rd ed.)[M]. New York: Wiley, 2013.
- [5] King G, Zeng L. Logistic regression in rare events data[J]. Political Analysis, 2001, 9(2): 137–163.
- [6] Asheim B, Gertler M. The geography of innovation: regional innovation systems[M]// Fagerberg J, Mowery D, Nelson R. The Oxford Handbook of Innovation. Oxford: Oxford University Press, 2005: 291–317.
- [7] Wooldridge J M. Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data (2nd ed.)[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2010.
- [8] 国家发展和改革委员会. 粤港澳大湾区发展规划纲要[S]. 北京: 人民出版社, 2019.
- [9] Chen K, Guan J. Measuring the efficiency of China's regional innovation systems: application of network data envelopment analysis[J]. Regional Studies, 2012, 46(3): 355–377.
- [10] 胡志坚, 王洪海. 区域创新能力测度与协同创新模式研究[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [11] Wang C, Lin G C S. Dynamics of innovation in the Pearl River Delta, China: technological catch-up, relational assets and global linkages[J]. Environment and Planning A, 2013, 45(4): 936–953.
- [12] 陈广汉, 刘敏. 粤港澳大湾区建设中的制度协同与协同治理[J]. 华南师范大学学报(社会科学版), 2019(6): 5–15.