



融合多源数据与机器学习的 Smart CAPEX 无线网络规划方法

窦中兆, 周宏, 杨明帅

(中国电信国际有限公司, 北京 100010)

摘要: 如何灵活实施分期建设、如何确保网络投资落在高经济回报区域、如何以网络差异化赢得市场竞争优势, 这是新进入的运营商在绿地建网规划中面临的一系列难题。为解决这些问题, 提出一种融合多源数据和机器学习的无线网络规划方法。首先, 根据多源数据建立多维因子体系, 通过机器学习得到各因子权重, 据此建立区域综合评分体系; 然后, 引入多象限矩阵策略, 校正不同区域优先级与目标覆盖率, 确定区域优先级排序; 最后, 在实践中应用和验证。研究表明, 相较传统网络规划方法, 该方法具有更好的投资回报导向, 可有效提升网络覆盖率和投资收益率。对应3个典型时点第3年、第5年和第10年, 该方法可分别提升商用区域覆盖率14%、16%和17%, 投资收益率分别提高21%、19%和16%。

关键词: 网络规划; 多源数据; 绿地建网; 机器学习; 大数据

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2026027

Smart CAPEX wireless network planning method integrating multi-source data and machine learning

Dou Zhongzhao, Zhou Hong, Yang Mingshuai

China Telecom Global Limited, Beijing 100010, China

Abstract: How to ensure that network investment is directed to high return areas, how to achieve flexible deployment in phases, and how to quickly establish differentiated network advantages are key challenges faced by new entrants. To systematically address the issues, a wireless network planning method that integrated multi-source data and machine learning was proposed. Firstly, based on multi-source data sources, a multidimensional factor system was constructed, and the weights of each factor were optimized through machine learning model training to form a regional comprehensive scoring system. Then a multi-quadrant matrix strategy was used to adjust regional priorities and target population coverage rate, and a regional deployment priority list was generated. Finally, the method was verified and applied through actual case. It shows that this method is more ROI-oriented than traditional planning methods, which can effectively improve both network coverage rate and ROI. This method can effectively increase the commercial



area coverage rate by 14%, 16% and 17% at three typical timeline in the 3rd, 5th and 10th years respectively, and increase the investment return rate by 21%, 19% and 16% respectively.

Key words: network planning, multi-source data, greenfield deployment, machine learning, big data

0 引言

在缺乏既有网络基础设施和现有网络数据的前提下, 如何以经济高效的方式快速完成网络部署, 并构建差异化的网络竞争优势, 是新进入的运营商普遍面临的难题。绿地建网(从零开始建设网络)是一项复杂的工程, 而网络部署也不可能一蹴而就。新进入的运营商需要一套科学的规划方法, 据此灵活编制可分期分批、滚动推进的网络部署计划, 在网络性能上形成差异化竞争优势, 使网络投资落在高经济回报区域, 从而实现投资回报(return on investment, ROI)的最大化。

传统网络规划以满足容量和覆盖为主要目标, 侧重于考虑网络性能这个单一因素, 不能结合经济性和投资回报进行协同优化。近年来工业界针对传统规划方法进行了一系列改进研究, 主要基于测量报告(measurement report, MR)、数据流量等现有运营商的内部网络数据来解决如何精准进行覆盖预测和流量预测的问题。文献[1]基于MR的大数据分析, 研究如何提高站址规划的精准度; 文献[2]首次系统比较了多种机器学习和深度学习算法在5G覆盖预测中的效果; 文献[3]研究了多制式多网络的站址协同问题; 文献[4]引入大数据分析, 提出了采用收入、终端、用户、业务四维度数据分析的网络规划方法, 各维度权重采用主观性较强的层次分析(analytic hierarchy process, AHP)法, 由专家构造判断矩阵后根据经验评分。工业界关于网络规划的主流研究成果多聚焦在现有网络的扩展性规划, 在指导绿地建网规划方面明显存在3个方面的局限: (1) 新进入的运营商很难公开获取现有运营商的详细网络数据, 例如MR、各类用户及业务数据; (2) 即使获取到部分网络数据, 新进入者也不

能简单依据现有运营商的流量预测分布来进行跟随式建网, 否则难以形成自身差异化网络竞争优势; (3) 传统规划方法数据来源单一, 以现有运营商自身数据为主, 尚未充分融合人口、经济、流量、商业、竞争等多源数据, 传统规划理论难以系统指导新进入的运营商的绿地网络规划。因此, 有必要探索建立一套适合新进入的运营商的规划方法, 以解决传统规划的局限, 实现ROI导向的精细化规划。

本文提出的基于多源数据与机器学习的无线网络规划方法, 利用商业大数据及第三方平台数据, 构建多维因子体系; 通过机器学习模型训练和优化因子权重, 客观量化各因子对投资回报的贡献程度, 并设计了区域综合评分体系, 然后基于多象限矩阵策略对区域目标覆盖率和优先级进行了优化调整。本文方法以智能排序决定资本投放区域的先后, 并以提高投资回报为目的, 故命名为“Smart CAPEX”。下面详细介绍Smart CAPEX的方法体系、实验结果及实际意义。

1 方法论

Smart CAPEX网络规划体系的建立包括多维因子构建、数据采集和预处理、机器学习模型构建和交叉验证、区域综合评分设计、区域优先级及目标覆盖率调整等多个关键流程, Smart CAPEX网络规划方法关键流程如图1所示。

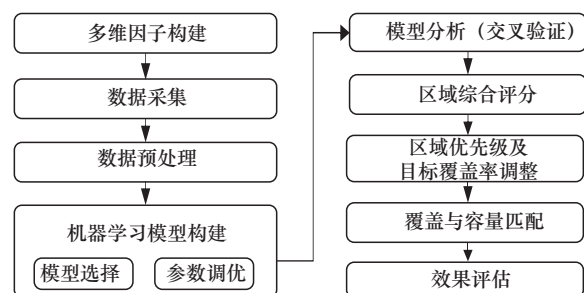


图1 Smart CAPEX网络规划方法关键流程

1.1 多维因子构建

为了实现资源投入与经济回报的最佳匹配，也就是“在最有价值的区域进行优先部署”，按照以下4个维度构建多维因子。(1) 人口：采用区域总人数、人口密度2个指标，体现基础用户的潜在数量。(2) 经济：采用酒店价格、房产均价、房产交易量、酒店评级、旅游评级5个指标，衡量该区域的支付或消费等潜在能力。(3) 商业：收集13类商业热点 (point of interest, POI) 信息，包括商场、超市、医院、银行、便利店、教堂、酒店、学校 (小学、中学、高中、大学4类)、咖啡馆、杂货店，代表所在区域商业活跃程度。(4) 网络：收集流量分布数据和覆盖数据，这些数据可根据第三方平台发布的历史流量、速率体验等数据 (例如 OpenSignal 数据样本) 进行统计计算获得。上述多源数据构建的21个因子中，数据流量可直接映射为潜在营收，因此可被视为最能直观体现投资回报的关键因子。

1.2 数据采集与数据预处理

面向公开数据源，例如政府统计局^[5]、第三方网络数据平台^[6]、开源街道地图社区 (open street map, OSM)^[7]进行采集，并使用爬虫工具对公开商业平台例如 Agoda、Booking、TripAdvisor 等旅游网站、Lamudi 房产交易网站进行了数据收集，共获得 Booking 和 Agoda 酒店价格和星级信息 8 576 条，TripAdvisor 旅游景点数量及用户评级信息 16 144 条，Lamudi 房产价格及交易数信息 80 048 条。此外，通过 OSM 等开源数据获取各类 POI 数量 85 653 条。

对于原始数据需做预处理与清洗。(1) 地理

映射：对所有数据按照地理信息聚类，使得每个因子对应的地理信息都能够精准地对应所要映射的目标城市。(2) 归一化处理：消减不同量纲影响，使因子间具有可比性。(3) 对缺失和无效的数据用线性插值方法补充完整，对无法匹配地理信息的数据进行删除。

1.3 机器学习模型构建

把网络流量作为因变量，将人口、经济以及商业等多维因素作为输入特征 (自变量)，然后选择4种常见的监督学习模型，将不同自变量对流量的影响权重分别通过以上监督学习模型训练获得。建模算法比较见表1，展示了4种算法模型的特点，其中随机森林 (random forest, RF) 和梯度提升树 (gradient boosting decision tree, GBDT) 是经典的非线性树模型，而极端梯度增强提升树 (extreme gradient boosting, XGBoost) 则是具有高性能提升技术的模型，线性回归 (linear regression, LR) 作为该实验的基线模型使用。

1.4 模型分析与验证

利用经预处理的数据，对4种模型进行了训练与自动调参，比较其对流量因子的拟合效果。决定系数 R^2 是衡量模型拟合优度的指标，其值越接近 1，表示模型拟合效果越好；平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 表示预测值与实际值之间绝对差值的平均，MAE 值越小，说明预测结果越接近真实值；均方根误差 (root mean square error, RMSE) 数值大代表模型对此特征的依赖不稳定，表示该因子可能在某些区域中重要，在其他区域中无效，该值越小代表稳定性越好。

各模型性能拟合对比结果见表2，展示了这4种

表1 建模算法比较

模型名称	模型类型	预测能力	可解释性	非线性建模能力	抗异常值能力	选用理由
LR	线性模型	中	强	弱	弱	建模基线
RF	集成树模型	高	中等	强	强	拟合非线性结构稳定，适用于特征维度较多的情景
GBDT	提升树模型	高	中等	强	一般	表现稳定，理论成熟，作为XGBoost的对比模型
XGBoost	提升树模型	很高	中等	强	中等	高精度、强泛化能力，适合结构化大数据



表2 各模型性能拟合对比结果

模型	R ²	MAE	RMSE	最佳参数 (简要)	拟合能力
LR	0.639 0	312.41	1 097.87	默认参数	明显欠拟合
RF	0.948 0	86.29	416.82	n_estimators=200, max_features='sqrt'	良好, 稍高误差
XGBoost	0.979 4	84.09	262.27	n_estimators=200, learning_rate=0.05	准确性高, 稳定性强
GBDT	0.999 9	14.32	18.48	n_estimators=100, learning_rate=0.05	接近完美预测, 极低误差

模型各自的性能对比情况。在4个模型中, GBDT的 R^2 达0.999 9, 拟合度最高。同时, GBDT的MAE为14.32, RMSE为18.48, 说明GBDT的预测结果精确度和稳定程度都很高。而线性回归模型的 R^2 仅为0.639 0, MAE与RMSE均在300以上, 分别是312.41、1 097.87, 说明线性回归的预测效果较差。XGBoost和随机森林模型的拟合度比较好, 但是误差控制相对一般。参数取定方面, XGBoost与GBDT都用0.05的学习率, 稳定性不错。n_estimators等效于弱学习的数量, 类似于逻辑回归模型的系数大小。GBDT中n_estimators数目越大, 表明GBDT越具有泛化能力, 在训练集上的精度也越高, 但是过于精准会欠拟合, 容易过拟合。GBDT在n_estimators等于100时已达到最优性能, 进一步说明其对于数据具有较好的适用性。从上述模型比较结果可以看出, 最后选用性能最优的GBDT、XGBoost这两个模型, 采用加权平均的方式输出最终结果。

为了进一步验证模型的泛化能力, 对GBDT及XGBoost两个模型分别进行了 K 折交叉验证。将数据集平均分成 K 份 ($K=5$), 每次用 $K-1$ 份训练, 1份验证, 重复 K 次。交叉验证结果对比(平均特征重要性±标准差)见表3, 显示了权重排前5名因子的结果, 数值为: 平均特征重要性±标准差。平均特征重要性反映自变量因子对预测目标“流量因子”的整体贡献, 权重高表示该因子对预测目标“流量因子”的重要性大; 标准差反映平均重要性在不同训练集下的波动程度, 该值越小表明模型提取的因子权重越稳定。数据显示, 房产交易量对于两个模型都是最关键的特征

(GBDT: 0.315 ± 0.054 ; XGBoost: 0.294 ± 0.059), 次要特征包括便利店数量和人口密度, 二者在两个模型中的重要性相近。此外, 加油站数量、TripAdvisor的旅游评级、商场数量等在两个模型中均保持较高权重, 且标准差均小于因子权重, 表明两个模型提取的因子权重具备较强的稳定性与一致性。利用泊松相关系数计算得到两个模型的相关系数为0.952, 也说明两个模型在不同训练集下特征重要性表现的一致性非常高。数据集中唯一存在因子权重 $<1\%$ 且标准差 >0.01 的变量是酒店评级因子, 对此变量数据做了剔除处理。

表3 交叉验证结果对比(平均特征重要性±标准差)

序号	TOP5的因子	GBDT模型	XGBoost模型
1	房产交易量 (lamudi#)	0.315 ± 0.054	0.294 ± 0.059
2	便利店数量 (POI_7-Eleven#)	0.097 ± 0.077	0.104 ± 0.033
3	人口密度 (Pop_dense)	0.078 ± 0.040	0.078 ± 0.030
4	加油站数量 (POI_petrol station#)	0.048 ± 0.036	0.061 ± 0.055
5	旅游评级 (Tripadvisor_avg_class)	0.039 ± 0.021	0.050 ± 0.020

1.5 基于多象限矩阵策略的区域优先级和目标覆盖率调整

用加权归一化的计算方法来给区域综合评分, 如式(1)所示:

$$\text{Score} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i^{\text{norm}} \times w_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (1)$$

其中, x_i^{norm} 表示第 i 个因子的归一化值, w_i 表示第 i 个因子的权重。权重代表了第 i 个因子对流量的影响大小, 因此对于固定的单位流量成本与收

益，评分越高说明该地区的ROI越高。

除考虑流量因素外，还要考虑网络性能差异对投资回报率的影响。文献[8]提出：运营商可通过改善网络质量来实现用户感知差异化，在竞争比较充分的电信市场同样也能起到提高投资回报的作用。基于罗兰贝格对全球近150家新进入者的调查^[9]发现，若新进入者选择在未被其他运营商充分覆盖的区域部署较为激进的覆盖策略，则有利于新进入者实现高用户增量、高边际收益以及较短的投资回收期。结合上述研究结果，采用多象限矩阵策略对区域优先级排序规则进行再度优化调整，其中，将横坐标设置为现有运营商网络覆盖率，纵坐标设置为区域综合评分值。

(1) 以 Tier1、Tier2、Tier3 为代表的 3 类城市，在排序上依次按照 Tier1 > Tier2 > Tier3 来区分；具体分类情况由所在国的经济发展状况、人口数量、财政收入等综合条件决定。

(2) 对应于每种类型的城市，1 条横轴划分线采用此城市类型覆盖率的中位数，2 条纵轴划分线采用此类型区域评分的三分位线，在整个平面内划分出 6 个象限。象限的优先级从高到低排序为 P2nd > P1st > P3rd > P4th > P5th > P6th，并针对不同城市类别以及不同象限来确定该区域的目标覆盖率来满足网络差异化要求。区域目标覆盖率取定见表 4，依据不同分类、不同象限、不同区域设定不同目标覆盖率。

对于归属第二、第三象限的区域，区域综合评分较高且现有运营商的网络覆盖率低，上调归

属这两个象限相应区域的优先级。新进入的运营商在第二、第三象限的区域采取更积极的覆盖策略，以形成网络差异化优势。因此相应区域目标覆盖率取 $\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$ ，其中 Cov_{Comp} 为该区域现有运营商的覆盖率； Cov_{T2} 为现有运营商在该类城市中的网络覆盖率三等分的上分位点。落入第一、第四象限的区域，代表区域综合评分高但现有运营商的网络覆盖率也好，这些区域虽有高的经济回报，但竞争对手网络性能已达较高水平，新进入的运营商在有限时间内形成网络差异化优势有难度，故这些区域目标覆盖率设定为与目标运营商持平，取 $\text{Cov}_{\text{Median}}$ ，为现有运营商在该类城市中的覆盖率中位数。通过对不同象限的区域设定不同的目标覆盖率，以实现在竞争对手网络不佳的第一、第三、第六象限对应的区域实现网络领先，在第二、第四、第五象限的区域保持总体与之可比。在每个象限内按照相应的区域综合评分顺序排序后，结合每个区域的覆盖率和容量目标，可进一步测算出每个区域的网络规模，测算依据与传统规划方法^[10-11]一致，在此不赘述。

2 试验与结果分析

将 Smart CAPEX 规划方法应用于菲律宾全国 1 634 个城镇的网络规划实例当中，并以覆盖效果和投资回报为对比因素，在经过相关试验后对比分析了 Smart CAPEX 规划方法与传统规划方法的优劣。为了保证两个方法对比的公平性及客观

表 4 区域目标覆盖率取定

象限	第一类 (Tier1)	第二类 (Tier2)	第三类 (Tier3)
第一象限 (P1st)	$\text{Cov}_{\text{Median}}$	$\text{Cov}_{\text{Median}}$	$\text{Cov}_{\text{Median}}$
第二象限 (P2nd)	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$
第三象限 (P3rd)	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$
第四象限 (P4th)	$\text{Cov}_{\text{Median}}$	$\text{Cov}_{\text{Median}}$	$\text{Cov}_{\text{Median}}$
第五象限 (P5th)	$\text{Cov}_{\text{Median}}$	$\text{Cov}_{\text{Median}}$	$\text{Cov}_{\text{Median}}$
第六象限 (P6th)	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$	$\max(\text{Cov}_{\text{Comp}}, \text{Cov}_{T2})$



性，在分析传统规划方法和 Smart CAPEX 规划方法二者效果的时候，特做如下假设。

(1) 地理与时间范围：两套方法同时作用于同一范围（全菲 1 634 个乡镇），并且在同一评价时间段内执行（即第 1 年~第 10 年），最后的效果展示选择了 3 个典型时点（分别是第 3 年、第 5 年和第 10 年）。

(2) 数据来源保持一致：人口、流量、POI、经济、网络等数据均采用统一的数据来源，版本保持一致。

(3) 采用统一的单站成本模型和收入模型：统一设定相同的每年部署的站点数量，使用统一的 CAPEX 和 OPEX 单站成本模型，收入测算采用相同的 ARPU 值，对商用区域采用相同的市场占有率。

(4) 对比指标：以年化复合投资收益率（年化 ROI）来衡量规划效果的投资效益，通过求解式（2）这个方程的 r 得到：

$$\sum_{i=1}^n \frac{C_i}{(1+r)^{(d_i-d_0)/365}} = 0 \quad (2)$$

其中， C_i 为第 i 笔现金流， d_i 为第 i 笔现金流的日

期， d_0 为第 1 笔现金流的初始日期， r 为年化复合投资收益率。以总体人口覆盖率与商用区域人口覆盖率来衡量网络覆盖效率。两个指标的区别在于，总体人口覆盖率包含的覆盖人口中同时包括了商用区域的覆盖人口以及未商用区域的覆盖人口；而商用区域人口覆盖率只包含商用区域的覆盖人口。对于新进入的运营商来说，为了保证一定的网络服务质量，推出网络商用时要求网络达到一定的标准，如式（3）所示：

$$\text{Cov}_{\text{Target}} \geq (\text{Cov}_{\text{Median}} - 5\%) \text{ or } \text{Cov}_{\text{Target}} \geq \text{Cov}_{\text{Comp}} \quad (3)$$

其中， $\text{Cov}_{\text{Target}}$ 为某区域完成规划部署后达到的网络覆盖率； $\text{Cov}_{\text{Median}}$ 为现有运营商在该类区域中网络覆盖率的中位数； Cov_{Comp} 为现有运营商的网络覆盖率。

2.1 试验结果

排名 1~146 的区域覆盖率调整情况如图 3 所示，排名 147~1 634 的区域覆盖率调整情况如图 4 所示，可以看到 Smart CAPEX 对各个区域覆盖率的影响结果。从图 3 可以发现，排序编号为 [1,

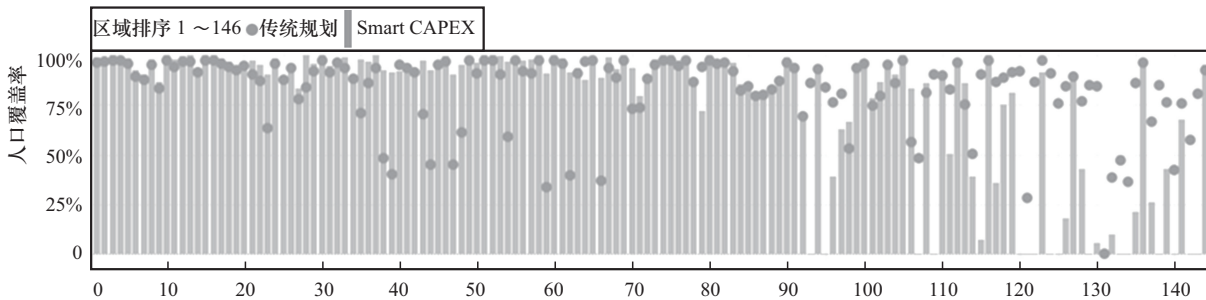


图3 排名 1~146 的区域覆盖率调整情况

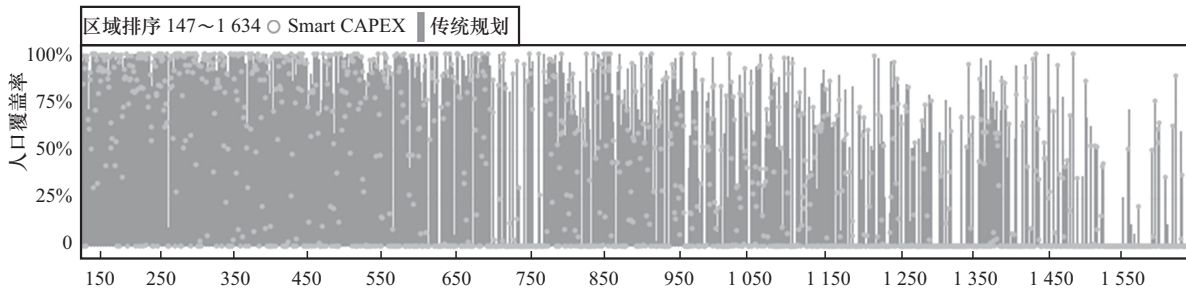


图4 排名 147~1 634 的区域覆盖率调整情况

146]区域有部分区域被 Smart CAPEX 调整幅度很大, 比如: 编号为 23、35、39、40、44、45、47、48、54 等区域, 原覆盖范围为 25%~75%, 现提升至 85% 以上。图 4 对应编号为[147, 1 634]的区域覆盖率调整情况, 横轴附近的是 Smart CAPEX 将该部分区域的覆盖率做了很大程度下调。通过观察, 可以看出排序编号为[201, 1 634]范围内的区域有很大的调整幅度, 共有 419 个区域有调整, 其中有 118 个区域原来为较高值的覆盖率修改为 0, 即不在规划期内布署。由此可知, Smart CAPEX 除了为每个区域制定优先级, 还能按照区域综合评分高低与多象限矩阵的方法给每个区域目标覆盖值进行合理安排, 从而实现差异化部署。

2.2 效果分析

人口覆盖率对比如图 5 所示, 从两种规划方法下的总体人口覆盖率相比可以看出, 无论是第 3 年, 还是第 5 年及第 10 年年底, Smart CAPEX 都要比传统规划多出 5%~8%, 但是在商用区域, Smart CAPEX 要比传统规划分别多出 14%、16% 和 17%, 证明了 Smart CAPEX 可以识别人口多的城市, 并且具有差异化的部署思路, 在短期内形成商用能力。

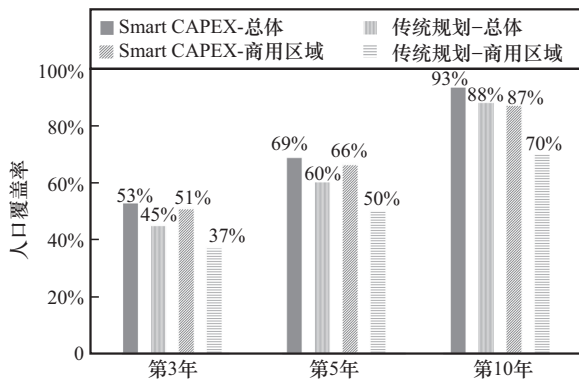


图 5 人口覆盖率对比

年化投资收益率对比如图 6 所示, 对于两者而言, 传统规划的第 3 年和第 5 年的投资收益率均低于 0, 第 10 年也只有 12%; Smart CAPEX

第 5 年的年化收益率就已经达到 12%, 到了第 10 年更达到 28%。从结果上来看, Smart CAPEX 能够有效缩短投资回报周期、提高投资回报率。但是当网络规模不断加大之后, 边际效益开始递减, 所带来经济效益也逐步减少, 在此情况下二者投资收益率的差距逐渐缩小, 到第 3 年年末时, 二者相差 21%, 但后续这两个数值均有所回落, 到第 5 年年末降为 19%, 第 10 年年末进一步减少到 16%。这说明对于新进入的运营商来说, 在采用 Smart CAPEX 进行网络建设之初即可获得较好收益, 在最初几年当中能够带来不错的投资回报率。

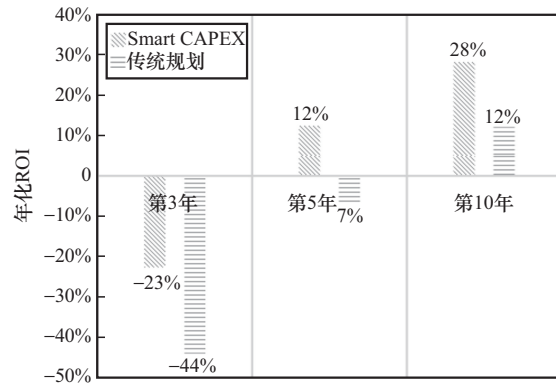


图 6 年化投资收益率对比

3 结束语

综上所述, Smart CAPEX 无线网络规划方法对多源数据 (包括人口、经济、商业和网络等), 采用机器学习模型提取因子权重, 并根据权重建立区域评分体系和分级方法, 将高价值区域区分开来, 制订基于阶段性有重点地开展分区域差异化建设方案; 同时由于数据来源于开源平台, 更加贴近于实际业务场景, 方案本身也有明确的 ROI 导向, 能有效提升覆盖率, 提高投资回报, 可用于新进入的运营商的绿地网络规划与成熟运营商存量无线网络的滚动发展规划中。随着更多用



户行为数据、体验数据不断丰富，Smart CAPEX有望更好地满足精细化和精准化场景下的运营商规划需求，使网络规划逐步从经验艺术向数据科学转变，在激烈的市场竞争环境中为运营商占领先机。

参考文献：

- [1] 陈宇,陈晓冬,刘悦. 移动无线网大数据规划模型研究[J]. 电信科学, 2019, 35(12): 112-121.
Chen Y, Chen X D, Liu Y. Research on the big data planning model of mobile wireless network[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(12): 112-121.
- [2] Yuliana H, Iskandar, Hendrawan. Comparative analysis of machine learning algorithms for 5G coverage prediction: identification of dominant feature parameters and prediction accuracy[J]. IEEE Access, 2024, 12: 18939-18956.
- [3] 陆南昌, 刘吉宁, 黄海晖. 5G无线网络智能规划技术的探索与实践[J]. 移动通信, 2020, 44(5): 61-67.
Lu N C, Liu J N, Huang H H. Exploration and practice of intelligent planning technology for 5G wireless networks[J]. Mobile Communications, 2020, 44(5): 61-67.
- [4] 李梅, 杜翠凤, 沈文明. 基于大数据分析的移动通信网络规划方法[J]. 移动通信, 2015, 39(10): 22-27.
Li M, Du C F, Shen W M. Mobile communication network planning based on big data analysis[J]. Mobile Communications, 2015, 39(10): 22-27.
- [5] Philippine Statistics Authority. City-level population and GDP open dataset[EB]. 2020.
- [6] OpenSignal. User experience dataset[EB]. 2025.
- [7] Open Street Map. Geographical dataset[EB]. 2025.
- [8] Chakravorti A, Chaugule S. Quality differentiation and entry deterrence in telecommunications[J]. Telecom Policy Journal, 2005.
- [9] Roland Berger Strategy Consultants. Succeeding as a telecom challenger: how to win facing strong competitors[J]. Think Act, 2015.
- [10] 张斌. TD-LTE无线网络规划关键技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2012.
Zhang B. Research on key technologies of TD-LTE wireless network planning[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2012.
- [11] 钱权智. 面向5G与LTE混合组网的无线网络规划研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
Qian Q Z. Research on wireless network planning for 5G and LTE hybrid network[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[作者简介]



窆中兆（1978-），男，博士，中国电信国际有限公司高级工程师，菲律宾DITO公司代理首席技术咨询官，主要研究方向为无线通信关键技术、无线网络规划与优化等。



周宏（1980-），男，现就职于中国电信国际有限公司，菲律宾DITO公司技术创新中心主任，主要研究方向为网络规划、AI及机器学习在移动通信中的应用等。



杨明帅（1979-），男，现就职于中国电信国际有限公司，菲律宾DITO公司无线网络优化中心主任，主要研究方向为无线网络规划、网络感知优化以及大数据分析应用等。