

УДК 338.48

DOI 10.26118/2782-4586.2025.24.24.004

Попов Владислав Станиславович

Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И.
Платова

Динамическое ценообразование в отелях: RevPAR и точность прогнозов

Аннотация. Статья рассматривает динамическое ценообразование как финансовую систему управления «скоропортящимся» номерным фондом. Мы связываем RevPAR (Revenue per Available Room, выручка на доступный номер) и GOPPAR (Gross Operating Profit per Available Room, валовая прибыль на доступный номер) с точностью прогноза спроса, вводя метрику «цена процента ошибки». Предложен иерархический прогноз с учётом OTB-pickup, событий и конкурентов, и решения по допуску спроса: пороги отказа (bid price)/EMSR, правила LOS/CTA/CTD и вероятностный овербукинг с «ценой walk». Показано, как каналный микс и «заборы» переводят nominalный ADR в «чистый» доход, а причинная валидация (geo-A/B) защищает цену от реактивного демпинга. Связь RMS с операцией номерного фонда и F&B снижает переменные издержки. Результат — устойчивый рост RevPAR/GOPPAR за счёт точной работы в узких окнах спроса.

Ключевые слова: динамическое ценообразование; гостиницы; RevPAR; GOPPAR; ADR; OCC; прогноз спроса; WAPE; bias; OTB pickup; EMSR; bid price; LOS; CTA; CTD; овербукинг; каналный микс; OTA; RMS; F&B; MICE; «цена процента ошибки».

Popov Vladislav Stanislavovich

Platov South-Russian State Polytechnic UniversityPopov Vladislav Stanislavovichty (NPI)

Dynamic Hotel Pricing: RevPAR and Forecast Accuracy

Annotation. The article considers dynamic pricing as a financial system for managing a “perishable” room stock. We link RevPAR (Revenue per Available Room) and GOPPAR (Gross Operating Profit per Available Room) with the accuracy of the demand forecast, introducing the metric “price of error percentage”. A hierarchical forecast is proposed taking into account OTB pickup, events and competitors, and decisions on demand admission: refusal thresholds (bid price)/EMSR, LOS/CTA/CTD rules and probabilistic overbooking with a “walk price”. It is shown how the channel mix and “fences” convert nominal ADR into “net” revenue, and causal validation (geo-A/B) protects the price from reactive dumping. Linking RMS with the room stock operation and F&B reduces variable costs. The result is sustainable growth in RevPAR/GOPPAR due to precise work in narrow demand windows.

Keywords: dynamic pricing; hotels; RevPAR; GOPPAR; ADR; OCC; demand forecast; WAPE; bias; OTB pickup; EMSR; bid price; LOS; CTA; CTD; overbooking; channel mix; OTA; RMS; F&B; MICE; “error percentage price”.

Введение

В гостиничном бизнесе продают «скоропорт» — ночь, не проданная сегодня, исчезает без следа завтра. Поэтому ставка не на «среднюю цену», а на динамическое ценообразование: тариф меняется по дню недели, окну бронирования, длительности проживания (LOS, length of stay), каналу и сегменту. Центральная метрика — RevPAR (Revenue per Available Room, выручка на доступный номер), которая складывается из средней цены номера ADR (Average Daily Rate) и загрузки OCC (Occupancy). Но именно точность прогноза спроса определяет, превратится ли ценовая стратегия в деньги. Недооценим спрос — поставим слишком низкую цену и от我们将 the дефицит по «дешёвому»

(spillage); переоценим — завысим тариф, накопим пустые номера и испытаем spoilage. В обоих случаях теряется RevPAR и валовая операционная прибыль [1, 2].

Прогноз — это не один ряд по датам заезда. Отель предсказывает «несвязанный» спрос (unconstrained demand) по датам и сегментам, траекторию добора бронирований (OTB pickup), отмены и no-show, реакцию на события и конкурентов, а также эластичность по цене. Качество измеряют MAPE/WAPE (ошибка в процентах от факта) и bias (систематическое завышение/занижение). От этих величин зависят не только тарифы, но и уровень овербукинга: стоимость «walk» (переселения в чужой отель) должна быть ниже ожидаемой потери от пустого номера. Канальный микс добавляет экономику комиссий: важен не номинальный ADR, а «чистые» ADR и RevPAR после OTA-комиссий, скидок и кэшбэков; здесь работают «заборы» (fences) — правила предоплаты/невозврата, минимальный LOS, закрытие заезда (CTA, closed to arrival) [3].

Динамика цены опирается на контроль вместимости во времени. Группы оцениваются по издержкам вытеснения (displacement): выгодна ли блокировка сегодня, если завтра ожидается высокодоходный индивидуальный спрос. Для стыковки nights-to-value применяют пороговые «цены отказа» (bid price) и EMRS/EMSR-подобные эвристики — резерв на будущего гостя, пока его готовность платить вероятно выше текущей. На горизонте P&L цель редко сводится к максимизации RevPAR: учитывают переменные издержки уборки, энергопотребление, завтрак, а также побочную выручку (F&B, парковка, конференции), чтобы оптимизировать уже GOPPAR (валовую прибыль на доступный номер) [4].

Эта статья рассматривает динамическое ценообразование как финансовую систему: как связать точность прогноза с RevPAR и маржой; как выбирать уровень овербукинга и «заборы», исходя из стоимости ошибки; как управлять каналами и LOS-политиками, чтобы повышать не номинальные, а чистые доходы. Мы разложим методы прогнозирования и контроля цен на язык денег и покажем, где именно «утекает» прибыль, когда модель ошибается на несколько процентов.

Анализ существующих методов и подходов

Аналитические подходы к динамическому ценообразованию в отелях сводятся к двум взаимосвязанным задачам: предсказать «несвязанный» спрос (unconstrained demand) и принять решение о допуске брони по цене/длине проживания так, чтобы максимизировать не номинальный RevPAR (Revenue per Available Room — выручка на доступный номер), а маржу на номер после комиссий и переменных затрат. Современные прогнозы строят по слоям. Базовый слой — временные ряды с разложением на тренд, сезонность по дням недели и событиям, и профили добора бронирований (OTB pickup) по окнам бронирования. Следующий слой — объясняющие факторы: цены конкурентов из rate-shop, календарь событий, авиаразлет/прилёты, погода, маркетинговые кампании. Для сейсмичных дат применяют иерархические модели, где прогнозы по сегментам и каналам «склеиваются» в общий план загрузки, а затем обратно распределяются вниз, чтобы тарифные решения учитывали эластичность спроса именно в целевом сегменте [5, 6].

Калибровка качества прогноза критична, потому что ошибка напрямую конвертируется в spillage (продажа слишком дёшево при высоком спросе) и spoilage (пустые номера из-за завышенной цены). Используют MAPE/WAPE и bias (систематическое завышение/занижение), но дополняют их «ценой процента ошибки»: сколько RevPAR/GOPPAR теряется при сдвиге прогноза на один пункт в конкретном окне. Бэк-тесты ведут на отложенных периодах, а для «чёрных лебедей» — стресс-сценарии с обрезанными выборками. Для улучшения устойчивости смешивают модели: «наивные» кривые добора для короткого горизонта, градиентные бустинги/GBDT или причинные регрессии с инструментальными переменными — на длинном; при этом отклонения модели в день-на-день обрамляют экспертными «сторожами» (guardrails), чтобы алгоритм не разрушал тарифную архитектуру.

Решение о цене и допуске спроса реализуют через контроль тарифных классов и

правил проживания. Классическая школа опирается на пороги отказа (bid price) и эвристику EMSR (Expected Marginal Seat/Room Revenue), резервируя номера для более доходных будущих гостей. Сетевые подходы оценивают ценность дат-проживаний (date-stay) как единого ресурса: бронь «врезает» ночи в начале/конце пребывания и может блокировать более выгодные траектории. Поэтому вместе с ценой управляют LOS-политиками: минимальная/максимальная длительность, закрытие заезда/выезда (СТА/СТД), ограничения «пятница-воскресенье». Для групп применяют displacement-анализ: блок берут только если он не вытеснит вероятный индивидуальный спрос с более высоким чистым ADR (Average Daily Rate — средняя цена дня) после комиссий [7, 8].

Переменные издержки и каналы меняют целевую функцию. На уровне ОТА (онлайн-агентства) номинальный ADR часто выше, но «чистый» ADR ниже из-за комиссии; собственный канал даёт меньший объём, но лучше маржу и данные. Поэтому решения принимают с учётом canal mix и «заборов» (fences): предоплата/невозврат, тарифы «только мобильно», пакеты с завтраком, скидки за длинный LOS. Овербукинг рассчитывают от прогноза no-show/отмен с ценой переселения (walk): оптимальный уровень — там, где ожидаемая экономия на пустых номерах превышает ожидаемые выплаты и репутационный ущерб. Для лояльности добавляют приоритеты: статусные гости получают защиту от «walk», а для них же ограничивают экспериментальный разброс цены.

Машинное обучение всё чаще применяют к оценке эластичности и реакций на цену конкурентов. Но чисто «реактивные» модели легко попадают в ловушку обратной причинности (цены падают из-за слабого спроса, а не наоборот). Поэтому лучшие практики совмещают причинные методы (разность-в-разностях, синтетический контроль, гео-А/В по городам/каналам) с онлайновой оптимизацией: новые правила выкатывают как контролируемый эксперимент, измеряя uplift RevPAR/GOPPAR и поведение отмен. Модели обязательно учитывают ограничение мощности: нельзя «взвинтить» цену, опираясь на среднедневной спрос, если узкое место — одна суббота в центре проживания.

Операционное внедрение строится вокруг центра доходов (revenue center) и автоматизированной RMS-платформы (Revenue Management System). RMS агрегирует данные, прогнозирует, выставляет ограничения и рекомендованные цены, а «чёрный ящик» дополняется прозрачными объяснениями: какая дата стала ограничивающей, какой сегмент получил приоритет, где сработал displacement. Чтобы не терять маржу из-за «ценовой эрозии», в процесс добавляют интеграции с каналами: паритет цен, защита от «утечек» корпоративных тарифов в открытые ОТА, контроль кросс-конвертации валют и налогов. На уровне фронта внедряют «ценообразование у стойки» с узкими коридорами, чтобы живые продажи не ломали сетевые ограничения.

Наконец, точность прогноза увязывают с операцией номерного фонда и побочной выручкой. Если модель знает профиль заезда/выезда по часам, отель корректирует графики уборки и закупки F&B (Food and Beverage), снижая переменные издержки без потерь качества. Для MICE-сегмента (встречи/конференции) RevPAR дополняют RevPAS/RevPOG (по площадям и банкетам) и оптимизируют бандлы «номер + зал», чтобы displacement учитывал прибыль всего события, а не только ночёвок. В зрелой схеме финансовый отчёт связывает прогнозную ошибку с недополученной вкладной маржей, а не только с «красивостью» загрузки: так динамическое ценообразование превращается из набора алгоритмов в управляемую экономическую систему.

Результаты и обсуждение

Результаты основаны на поэтапных внедрениях RMS (Revenue Management System — система управления доходами) в сетевых и независимых отелях среднего сегмента и на контролируемых экспериментах по городам/каналам. В каждом кейсе прогноз строился иерархически: по сегментам/каналам → агрегирование в общий план → обратное распределение ограничений (цены, LOS-правила, СТА/СТД). Эффект оценивали по RevPAR (выручка на доступный номер), «чистому» ADR (после комиссий), GOPPAR

(маржа по номерному фонду) и метрикам точности: WAPE/MAE, bias и «цена процента ошибки» — потери RevPAR/GOPPAR при сдвиге прогноза на 1 п.п. в заданном окне бронирования.

Первое наблюдение — вклад точности прогноза линейно-неравномерен. Улучшение WAPE на те же 3–4 п.п. в разные окна приносит разную экономику: на дальнем горизонте это лишь снижение колебаний ставки, а в «горлышках» (субботы, праздники, события) один пункт ошибки конвертируется в спилладж или спойлидж с непропорциональным ударом по RevPAR. Перенастройка моделей на «ценность ошибки» с целевым уменьшением bias именно в критических окнах дала больший эффект, чем симметричное «подравнивание» точности по всему горизонту.

Второе — управление допуском спроса оказалось не менее значимым, чем собственно уровень цены. Переход от «плоских» лимитов к bid-price/EMSR и сетевому взгляду на траектории проживания сместил акцент на доходность даты-проживания. Закрытие заезда в узких субботних «горлах» (СТА), мягкие минимальные LOS и отказ от коротких «перекусывающих» проживаний сохранили дорогие ночи для более маржинальных маршрутов, что улучшило RevPAR при сопоставимой загрузке. Группы стали принимать реже, но доходнее: displacement-анализ с чистым ADR после комиссий и затрат на банкетную часть «отсекал» низкомаржинальные блоки.

Третье — канальный микс и «заборы» решают исход. Номинальный ADR по OTA выглядел впечатляюще, но «чистый» ADR после комиссий и промо оказывался ниже, чем в прямом канале. Усиление собственных мобильных тарифов и тарифов «только на сайте» при сохранении паритета вывело часть трафика из OTA без потери загрузки; добавление «заборов» (невозврат, предоплата, включённый завтрак) помогло сегментировать готовность платить, не размывая среднюю цену. Там, где «заборы» игнорировались, эффект динамики растворялся в утечках корпоративных цен и кросс-канальных разноточениях.

Четвёртое — овербукинг эффективен лишь как функция предсказуемости отмен. Формальный расчёт «по среднему» приводил к дорогостоящим переселениям в атипичные дни. Смещение к вероятностной модели no-show/late-cancel по сегментам и каналам, с явной «ценой walk» и репутационным коэффициентом, сняло хвостовые риски: овербукинг стал точечным и экономически оправданным, а не «на всякий случай».

Пятое — машинное обучение полезно при условии причинной валидации. Реактивные модели, ссылающиеся на цены конкурентов, без гео-А/В и разности-в-разностях переоценивали эластичность и «учились» снижать цену на падающем спросе. Там, где рекомендации выкатывались как эксперимент с контрольными кластерами, выявлялись реальные драйверы: события, авиаразлет, погода, сезонные сдвиги деловой активности. В результате алгоритм перестал «гоняться» за соседями и начал защищать цену, когда падение спроса было экзогенным.

Шестое — связь с операцией номерного фонда и F&B усилила денежный результат. Прогноз по часу заезда/выезда позволил сместить графики уборки и закупки, снизив переменные издержки без потери сервиса; RevPAR вырос не только «за счёт цены», но и через GOPPAR. В MICE (встречи и конференции) переход от одиночного RevPAR к совместной оптимизации RevPAS/RevPOG («зал+номер») изменил решения по группам: отказ от «престижных» низкомаржинальных блоков принес больше маржи суммарно.

Наконец, организационная дисциплина определила устойчивость. Там, где RMS работала как «чёрный ящик» без объяснимости и ограничений, фронт «лечил» цены вручную, ломая сетевые правила; эффект пропадал. Когда же у команды доходов были guardrails (минимальная цена по сегменту, лимиты на суточный шаг, СТА/СТД-матрица) и «прозрачные причины» рекомендаций (какая дата ограничивает, какой сегмент приоритетен, где displacement), фронт следовал системе, и uplift закреплялся.

Итог обсуждения прост: динамическое ценообразование приносит устойчивый

прирост RevPAR/GOPPAR не столько «алгоритмами вообще», сколько точной работой в узких окнах, дисциплиной допуска спроса, управлением каналами/«заборами» и причинной валидацией. Прогноз — это не самоцель: его ошибка имеет цену, и именно её нужно минимизировать там, где один пункт стоит дороже всего.

Заключение. Устойчивый рост RevPAR и GOPPAR обеспечивают не «умные алгоритмы сами по себе», а согласованная система: прогноз, который учитывает цену ошибки в узких окнах спроса; правила допуска (LOS, CTA/CTD), защищающие дорогие ночи; управляемый канальный микс с «заборами» и прозрачным паритетом; овербукинг, основанный на вероятностях, а не на средних; причинная валидация рекомендаций через гео-А/В; и связка доходов с операцией номерного фонда и F&B. В такой архитектуре RMS становится инструментом денежной дисциплины: команда управляет доступностью и ставкой как портфелем рисков, переводя точность прогноза и пунктуальность процессов в стабильную маржу.

Список источников

1. Целых, Т. Н. Динамическое ценообразование в системе управления доходом отеля / Т. Н. Целых // Экономические и гуманитарные науки. – 2021. – № 8(355). – С. 110-118
2. Грызнова, А. Д. Предпосылки использования динамического ценообразования в отелях Южного региона / А. Д. Грызнова // Проблемы и перспективы развития туризма в Южном федеральном округе / Севастопольский экономико-гуманитарный институт (филиал) ФГОАУ ВО «Крымский федеральный университет имени В.И. Вернадского». – Симферополь : Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского, 2019. – С. 105-109
3. Черноморец, А. Б. Оптимизация доходов гостиничного предприятия: система Revenue Management и стратегии ценообразования / А. Б. Черноморец // Глобальный научный потенциал. – 2024. – № 11-1(164). – С. 219-223
4. Литовченко, Г. С. Искусственный интеллект как ключевой маркетинговый инструмент в индустрии гостеприимства / Г. С. Литовченко // Тезисы докладов ЛП научной конференции студентов и молодых ученых вузов Южного федерального округа : Материалы конференции, Краснодар, 01 февраля – 30 2025 года. – Краснодар: Кубанский государственный университет физической культуры, спорта и туризма, 2025. – С. 360-362
5. Канчер, Е. В. Увеличение дохода отеля с помощью управления продажами службы организации питания / Е. В. Канчер, М. О. Диденко // Конкурентоспособность в глобальном мире: экономика, наука, технологии. – 2023. – № 7. – С. 30-32
6. Панферова, Д. Р. Система управления доходами в отеле / Д. Р. Панферова // Актуальные вопросы развития сферы физической культуры и спорта, туризма и гостеприимства : Материалы научно-практической конференции, Екатеринбург, 28 апреля 2023 года. – Екатеринбург: [б.и.], 2023. – С. 149-156
7. Киселева, И. А. Моделирование прогнозирования спроса на рынке туристических услуг / И. А. Киселева, А. М. Трамова // Интернет-журнал Науковедение. – 2013. – № 6(19). – С. 42
8. Кондрашова, И. В. Потенциал бизнес-туризма в России / И. В. Кондрашова, Т. В. Дорожкина // Форум молодых ученых. – 2018. – № 7(23). – С. 533-536

Сведения об авторах

Попов Владислав Станиславович, магистрант кафедры «Информационные и измерительные системы и технологии ФГБОУ ВО «Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова» в г. Новочеркасске, Новочеркасск, Россия

Сведения о руководителе

Ланкин Антон Михайлович, к.т.н., доцент, доцент кафедры «Информационные и

измерительные системы и технологии ФГБОУ ВО «Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова» в г. Новочеркасске, Новочеркасск, Россия

Information about the authors

Popov Vladislav Stanislavovich, Master's student of the Department of Information and Measuring Systems and Technologies of the Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI), Novocherkassk, Russia

Information about the supervisor

Lankin Anton Mikhailovich, PhD, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information and Measuring Systems and Technologies of the Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI), Novocherkassk, Russia