ТЕХНИКАЛЫҚ ҒЫЛЫМДАР
ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ
TECHNICAL SCIENCE

CENTRAL ASIAN SCIENTIFIC JOURNAL
ISSN 3135-3061
2026. №4 (32), Том 2. С. 522–532
DOI: https://doi.org/10.5281/zenodo.24367191
Сайт журнала: https://cajournal.kz

УДК 338.5:640.4

ВЫБОР МЕТОДА ДИНАМИЧЕСКОГО ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ ДЛЯ ГОСТИНИЦЫ: СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ И ИМИТАЦИОННЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ

Б.Ә. Әлдебай
Казахский национальный исследовательский технический университет имени К.И. Сатпаева (КазНИТУ), Алматы, Казахстан

Әлдебай Бақытжан Әбдраимұлы — студент 4 курса образовательной программы «Информационные системы», Казахский национальный исследовательский технический университет имени К.И. Сатпаева (КазНИТУ), Алматы, Казахстан.

© Б.Ә. Әлдебай, 2026

Аннотация: Номер гостиницы, не проданный на ночь, потерян навсегда, поэтому цену меняют по ходу продаж, но методы такого ценообразования редко сравнивают при одинаковых допущениях. В статье пять методов (фиксированный и сезонный тарифы, пороговое правило по загрузке, выборка Томпсона и динамическое программирование, ДП) оценены по шести критериям и сопоставлены в имитационной модели отеля на 50 номеров; её параметры, кроме эластичности спроса, оценены по 78 999 бронированиям City Hotel из набора Hotel Booking Demand. В пяти сценариях спроса по 30 прогонов ДП, знающее спрос, повысило доход на доступный номер (RevPAR) на 4,3–10,6% по сравнению с фиксированным тарифом, пороговое правило — на 1,9–5,2%, выборка Томпсона в принятой настройке — от −2,7 до +2,2%. Если ДП занижает эластичность на 30% при истинном значении 1,0, оно уступает фиксированному тарифу (−5,5%). Для информационной системы малого отеля разумно начать с порогового правила; результаты получены на имитации и требуют проверки на реальных ценах.

Ключевые слова: динамическое ценообразование, управление доходом гостиницы, имитационное моделирование, выборка Томпсона, динамическое программирование, RevPAR, эластичность спроса.

Введение

Номер гостиницы, не проданный на ночь, потерян безвозвратно, а часть забронированных номеров освобождается из-за отмен. Поэтому отели меняют цену одной и той же ночи в зависимости от загрузки и срока до заезда; это отдельная задача управления доходом [1]. Остаётся вопрос, каким методом её решать.

Ценовые решения отеля делят на стратегические (уровень тарифов на сезон) и тактические (изменение цены по ходу продаж) [2]. Для тактической части существует несколько подходов разной сложности: фиксированный и сезонный тарифы, правила по загрузке номеров, обучающиеся алгоритмы (выборка Томпсона) и динамическое программирование. Они требуют разного объёма знаний о спросе: динамическое программирование опирается на заданную функцию спроса, обучающиеся методы подбирают цену в ходе продаж.

Сравнивать такие методы при одинаковых условиях трудно: работы обычно описывают один метод со своими допущениями. Для небольшого отеля без модели спроса и

аналитика практичный вопрос другой: какой метод заложить в модуль ценообразования информационной системы и что он потеряет, если допущения о спросе окажутся неверными. В казахстанских работах, которые нам удалось найти, цены отелей анализируют статистически, а стратегии ценообразования не сравниваются [3].

Цель статьи — сравнить пять подходов к ценообразованию номеров (фиксированный и сезонный тарифы, пороговое правило по загрузке, выборку Томпсона и динамическое программирование) по доходу на доступный номер и устойчивости к изменению спроса и дать рекомендацию для информационной системы малого отеля. Исследовательские вопросы: (1) насколько каждый динамический метод повышает доход по сравнению с фиксированным и сезонным тарифом; (2) как это меняется при росте и падении спроса, при более чувствительных к цене гостях и при шоке спроса; (3) сколько дохода теряет динамическое программирование, если его оценка эластичности неверна; (4) сколько времени нужно выборке Томпсона, чтобы перестать терять доход на обучении.

Для ответа построена имитационная модель отеля, параметры которой, кроме эластичности спроса, оценены по реальным бронированиям; методы сравниваются на одинаковых потоках заявок, устойчивость выводов проверена к ошибке в эластичности и на втором отеле. Эластичность из данных не оценивалась, она задана допущением.

Материалы и методы

Сравнительный анализ по критериям

Методы оценены по шести критериям на шкале 0–2 (0 — нет, 1 — частично, 2 — полностью), затем рассчитан взвешенный балл (таблица 1). Критерии К1–К4 оценены по устройству метода, К5 и К6 — по результатам эксперимента; пороги оценок К5 и К6 заданы до расчётов. Веса выбраны для малого отеля без собственной аналитики. Наибольший вес (по 0,25) получили независимость от знания эластичности и способность реагировать на изменение спроса: от них зависит, будет ли метод работать на реальных данных. Интерпретируемость и простота внедрения важны менеджеру и разработчику (по 0,15). Устойчивость к ошибке модели и вычислительная нагрузка получили по 0,10: первую частично отражают К1 и К2, а вторая для одного отеля, по нашему предположению, несущественна.

Таблица 1 – Критерии сравнения методов и веса

Критерий	Вес	Что оценивается
К1. Не требует знания эластичности спроса	0,25	2 — работает без модели спроса; 0 — требует её
К2. Адаптация к смене спроса	0,25	2 — обновляет оценки спроса по ходу продаж; 1 — реагирует на загрузку или сезон при фиксированных параметрах; 0 — не реагирует
К3. Интерпретируемость	0,15	2 — менеджер объяснит цену по правилу; 1 — нужны пояснения; 0 — не объясняется
К4. Простота внедрения	0,15	Объём кода и число настраиваемых параметров: 2 — минимум; 0 — требует модели спроса и расчётной таблицы
К5. Устойчивость к ошибке модели	0,10	Наибольшая потеря RevPAR относительно лучшего метода по сценариям S1–S5: ≤3% — 2; ≤8% — 1; иначе 0
К6. Вычислительная нагрузка	0,10	Время расчёта цены на одну заявку: ≤10 мкс — 2; ≤100 мкс — 1; иначе 0

Данные и калибровка

Использован набор Hotel Booking Demand [4]: 119 390 бронирований двух отелей Португалии, City Hotel (79 330) и Resort Hotel (40 060), даты заезда с июля 2015 по август 2017 года. Основной отель — City Hotel; Resort Hotel использован для проверки переноса выводов. В расчёт взяты бронирования с хотя бы одной ночью (78 999 для City Hotel и 39 676 для Resort Hotel). Поле deposit_type не использовано: оно вычисляется по платежам и не отражает политику отеля. Цены из набора для оценки эластичности не годятся: их назначает сам отель с учётом спроса, поэтому причинная оценка некорректна. Эластичность задана допущением.

По данным City Hotel оценены: распределение срока до заезда в окне 0–60 дней (средний срок 22,4 дня; 55,8% бронирований сделаны раньше, чем за 60 дней, и в модель не входят); распределение срока проживания (среднее 2,98 ночи, не более 14 ночей); доля отмен по группам срока до заезда (38,8% за 31–60 дней, 31,0% за 8–30 дней, 12,3% за 0–7 дней); сезонность и дни недели по числу заездов в 2016 году (сглаживание за 7 дней). Сезон — 90 ночей с 1 сентября по 29 ноября, перед ним 14 дней прогрева для заполнения запаса номеров. Масштаб интенсивности спроса подобран так, чтобы при фиксированном тарифе средняя загрузка в базовом сценарии составляла 75%. Сравнение модели с данными: средний срок проживания 2,98 против 2,98 ночи, средний срок до заезда 22,3 против 22,4 дня, доля отмен 26,9% против 28,0% в окне (таблица 2).

Таблица 2 – Параметры модели и их источники

Параметр	Значение	Источник
Число номеров C; цена p_0	50; 1 (условные деньги)	допущение
Горизонт; окно бронирования	90 ночей; 60 дней	допущение
Распределение срока до заезда	среднее 22,4 дня	данные
Срок проживания	среднее 2,98 ночи	данные
Доля отмен по группам срока	38,8; 31,0; 12,3%	данные
Сезонность, дни недели	профиль 2016 г.	данные
Масштаб интенсивности Λ	29,5	подбор: загрузка 75% при p_0
Эластичность ε	1,5 (S4: 2,5)	допущение
Доля готовых купить по p_0, q_0	0,6	допущение
Сетка цен, доли p_0	0,8; 0,9; 1,0; 1,15; 1,3; 1,5	допущение
Переменные издержки на занятую ночь	0,2 p_0	допущение

Модель отеля

Для каждой даты заезда a и каждого числа дней до заезда k заявки приходят пуассоновским потоком с интенсивностью

$$\lambda(a,k)=\Lambda\cdot\mu\cdot s(a)\cdot w(a)\cdot f(k) \qquad (1)$$

где Λ — масштаб, μ — множитель сценария, s(a) — сезонный профиль, w(a) — множитель дня недели, f(k) — распределение срока до заезда. Каждая заявка содержит срок проживания L из эмпирического распределения. Заявка принимается, если на все L ночей есть свободный номер; тогда метод назначает цену p, и гость покупает с вероятностью. Пуассоновский поток заявок и экспоненциальная зависимость вероятности покупки от цены — типичная форма модели динамического ценообразования при ограниченном запасе [5]

$$q(p)=min\left\{1;q_0\cdot\exp\left[-\varepsilon\left(\frac{p}{p_0}-1\right)\right]\right\} \qquad (2)$$

Купленная бронь отменяется с вероятностью, зависящей от группы срока до заезда, в случайный момент до заезда, и номер освобождается для продажи. Доход получают только за неотменённые ночи сезона. Овербукинг не используется. Метрики — доход на доступный номер RevPAR, средняя цена занятого номера ADR, загрузка, прибыль (доход за вычетом переменных издержек) и доля проданных ночей с ценой ниже p_0:

$$RevPAR=\frac{\sum_i p_i n_i}{C\cdot H} \qquad (3)$$

где p_i — цена i-й брони, n_i — число её ночей внутри сезона, H = 90. Схема модели показана на рисунке 1.

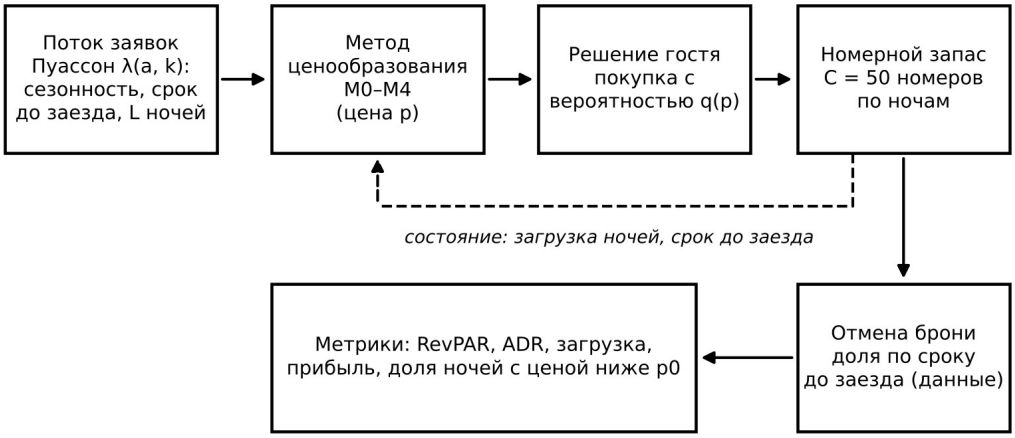


Рисунок 1 - Схема имитационной модели

Методы ценообразования

Цена выбирается из сетки в долях p_0 (таблица 2). M0 — фиксированный тариф p_0. M1 — сезонный тариф: недельные множители по сглаженному профилю заездов (0,9 при профиле ниже 0,9 от среднего, 1,15 при профиле от 1,10, 1,3 от 1,25, иначе 1,0), заданные заранее и не зависящие от загрузки; по классификации [2] это стратегическое решение, а M2–M4 тактические. M2 — пороговое правило: четыре ступени цены (0,9; 1,0; 1,15; 1,3) по доле занятых номеров на ночи проживания, с отдельными тремя порогами для групп срока до заезда 31–60, 8–30 и 0–7 дней (девять параметров).

M3 — выборка Томпсона. Выборка Томпсона [6] в формулировке с бета-распределениями, как её излагает [7], применена к выбору цены. Рычаги — шесть ценовых уровней, контекст — группа срока до заезда и одна из четырёх полос загрузки (до 50%, 50–75%, 75–90%, от 90%). Для каждой пары «контекст, уровень» ведётся бета-распределение вероятности покупки с начальными значениями (1; 1), обновляемое по каждому сделанному предложению. Цена выбирается максимизацией $(p - \gamma \cdot p_0 \cdot u) \cdot \tilde{q}$, где $\tilde{q}$ — выборка из апостериорного распределения, u — центр полосы загрузки, γ — параметр альтернативной стоимости номера: он нужен, потому что награда за одно предложение иначе не учитывает, что номер можно продать позже дороже. Значение γ = 0,25 выбрано на обучающих прогонах из сетки 0; 0,25; …; 1,5.

M4 — динамическое программирование. Метод строится по схеме динамического программирования для ограниченного запаса и конечного срока продаж [5]. Для каждой ночи d решается задача с состоянием «число свободных номеров x, число подшагов τ до ночи» (четыре подшага в сутки). Спрос на ночь d — все заявки, срок проживания которых покрывает эту ночь, с поправкой на долю отмен. Значение запаса

$$V_\tau(x) = V_{\tau-1}(x) + \lambda_\tau \cdot \max\left\{0;\ \max_p q(p)\left[p - \Delta V_{\tau-1}(x)\right]\right\} \qquad (4)$$

где $\Delta V(x) = V(x) - V(x-1)$. Цена заявки на L ночей, пришедшей за k дней до заезда, находится из условия

$$p^* \in \arg\max_p q(p)\left[L \cdot p - \sum_j \Delta V_j\right] \qquad (5)$$

где ΔV_j — предельная ценность номера на j-ю ночь проживания. Многосуточные заявки учитываются, как в [8], но в упрощённом виде. Приближение состоит в том, что ночи считаются независимыми. ДП знает интенсивность спроса сценария (включая шок в S5) и долю отмен: это информированный ориентир, верхняя граница для методов без такой информации. Эластичность в M4 равна истинной; в вариантах M4− и M4+ она занижена и завышена на 30%.

Пороги M2 и параметр γ в M3 подбирались на обучающих прогонах (по 8 прогонов на сценарий, начальные значения генератора 10 000–10 007; пороги — случайный поиск из 150 вариантов и 120 локальных уточнений). Итоговые результаты считались на других прогонах (начальные значения 0–29), поэтому подгонки под тестовые данные нет. Найденные пороги M2 (доли загрузки): за 31–60 дней 0,21; 0,58; 0,81, за 8–30 дней 0,52; 0,58; 0,66, за 0–7 дней 0,78; 0,83; 0,85.

Сценарии, метрики и статистика

Эксперимент включает пять сценариев: S1 — базовый (ε = 1,5), S2 — спрос выше на 30%, S3 — спрос ниже на 30%, S4 — гости, более чувствительные к цене (ε = 2,5), S5 — шок спроса (с 40-го по 55-й день заезда спрос выше на 60%). В каждом сценарии выполнено по 30 прогонов, в одном прогоне все методы получают одинаковый поток заявок (общие случайные числа, снижающие дисперсию разностей методов [9]); число прогонов 30 задано заранее, а достаточность проверена по формуле объёма выборки $N \geq t^2\sigma^2/\varepsilon^2$ [10, с. 73–74]: полуширина 95%-го интервала RevPAR в таблице 4 не превышает 1,4% среднего. Результаты даны как среднее и 95%-й t-интервал. Для парных сравнений по разностям RevPAR применён парный t-критерий, если по критерию Шапиро — Уилка [11] разности не отклоняют нормальность ($p > 0,05$), иначе критерий Уилкоксона [12]; в 42 из 45 сравнений использован t-критерий, в 3 — Уилкоксона. На все 45 сравнений введена поправка Холма [13]. Размер эффекта — разность в процентах от среднего RevPAR фиксированного тарифа. Чувствительность оценена по 20 прогонам: эластичность 1,0–3,0 и ошибка эластичности в ДП от −30% до +30%, число номеров (30, 50, 100 при пропорциональной интенсивности), ширина ценовой сетки (×0,5 и ×1,5 от отклонений от p_0), число предыдущих сезонов, на которых бандит накопил апостериорные распределения (0, 1, 3, 6). Проверка на Resort Hotel выполнена в тех же пяти сценариях по 30 прогонов с параметрами M2 и M3, перенесёнными без перенастройки. Код проверен тестами: при ε = 0 доход растёт с ценой, при нулевом спросе доход равен нулю, число занятых номеров не превышает C ни в одну ночь, поток заявок не зависит от метода.

Результаты и обсуждение

Сравнение по критериям

Оценки по критериям и взвешенные баллы приведены в таблице 3 и на рисунке 2. Наибольший балл у сезонного тарифа (77,5), у порогового правила и выборки Томпсона по 75,0, у фиксированного тарифа 65,0, у ДП — 35,0. Рейтинг по критериям не совпадает с рейтингом по доходу: ДП, лучшее по доходу, получает наименьший балл, потому что требует знания эластичности (K1 = 0) и самое трудоёмкое во внедрении (K4 = 0; 43 строк кода против 10 у M2). Критерий K6 методы не различает: цена рассчитывается за 0,03–10,0 мкс, а таблицу ДП на сезон строят за 0,03 с. По K5 наименьшую потерю дохода относительно лучшего метода имеет M2 (5,1%), затем M4 с учётом вариантов с ошибкой эластичности (6,5%).

Таблица 3 – Оценки методов по критериям и взвешенный балл

Метод	K1	K2	K3	K4	K5 (потеря)	K6 (время)	Балл из 100
M0 фиксированный	2	0	2	2	0 (9,8%)	2 (0,0 мкс)	65,0
M1 сезонный	2	1	2	2	0 (13,9%)	2 (0,0 мкс)	77,5
M2 пороги	2	1	2	1	1 (5,1%)	2 (0,9 мкс)	75,0
M3 Томпсон	2	2	1	1	0 (8,4%)	2 (9,1 мкс)	75,0
M4 ДП	0	1	1	0	1 (6,5%)	2 (10,0 мкс)	35,0

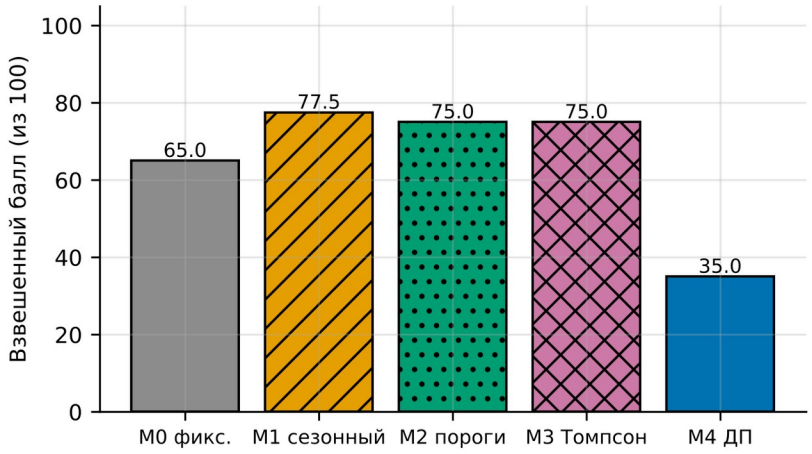


Рисунок 2 - Взвешенные баллы методов по таблице 3

Доход по сценариям

Результаты по сценариям приведены в таблице 4 и на рисунке 3. При фиксированном тарифе RevPAR составляет от 0,549 (S3) до 0,879 (S2) при средней загрузке в S1 75,7%. ДП с верной эластичностью превышает фиксированный тариф во всех сценариях: на 4,3–10,6% (от +4,3% в S1 до +10,6% в S4). Пороговое правило даёт 1,9–5,2%, сезонный тариф — от −4,5 до +2,2%, выборка Томпсона — от −2,7 до +2,2%; положительный результат у M3 только в S4, где гости чувствительнее к цене.

Таблица 4 – Результаты по сценариям, среднее по 30 прогонам и 95%-й интервал для RevPAR

Сценарий	Метод	RevPAR [интервал]	ADR	Загрузка, %	Прибыль на номер
S1	M0 фиксированный	0,757 [0,749; 0,765]	1,00	75,7	0,606
	M1 сезонный	0,751 [0,741; 0,761]	1,04	72,4	0,606
	M2 пороги	0,772 [0,765; 0,779]	0,95	81,0	0,610
	M3 Томпсон	0,745 [0,737; 0,753]	0,97	76,7	0,592
	M4 ДП	0,790 [0,783; 0,797]	0,91	87,1	0,616
S2	M0 фиксированный	0,879 [0,873; 0,885]	1,00	87,9	0,703
	M1 сезонный	0,898 [0,891; 0,905]	1,04	86,6	0,725
	M2 пороги	0,905 [0,899; 0,912]	1,01	89,2	0,727
	M3 Томпсон	0,855 [0,848; 0,862]	0,96	88,9	0,677
	M4 ДП	0,934 [0,926; 0,941]	1,03	91,0	0,752
S3	M0 фиксированный	0,549 [0,542; 0,556]	1,00	54,9	0,439
	M1 сезонный	0,532 [0,525; 0,539]	1,04	51,3	0,430
	M2 пороги	0,571 [0,565; 0,578]	0,91	62,8	0,446
	M3 Томпсон	0,538 [0,531; 0,545]	0,96	55,8	0,427
	M4 ДП	0,587 [0,580; 0,594]	0,81	72,4	0,442
S4	M0 фиксированный	0,757 [0,749; 0,765]	1,00	75,7	0,606
	M1 сезонный	0,723 [0,713; 0,733]	1,03	70,3	0,582
	M2 пороги	0,797 [0,791; 0,802]	0,95	83,5	0,630
	M3 Томпсон	0,774 [0,770; 0,778]	0,84	92,0	0,590
	M4 ДП	0,837 [0,833; 0,842]	0,91	92,4	0,653
S5	M0 фиксированный	0,781 [0,774; 0,787]	1,00	78,1	0,625
	M1 сезонный	0,788 [0,780; 0,796]	1,04	75,8	0,636
	M2 пороги	0,805 [0,799; 0,811]	0,98	82,4	0,640
	M3 Томпсон	0,767 [0,760; 0,774]	0,97	78,8	0,609
	M4 ДП	0,835 [0,827; 0,842]	0,96	87,2	0,660

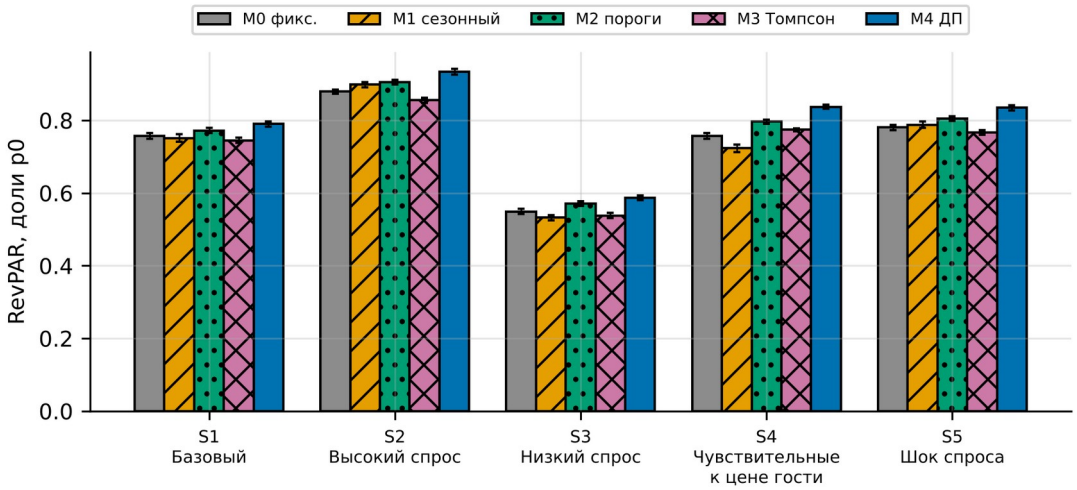


Рисунок 3 - RevPAR по сценариям (среднее и 95%-й интервал, 30 прогонов)

Выигрыш ДП получен прежде всего за счёт объёма, а не средней цены. В S1 загрузка выросла с 75,7% до 87,1%, средняя цена упала с 1,00 до 0,91 p_0, а 66,8% ночей проданы дешевле p_0. Причина в форме спроса: при $q(p) \propto \exp(-\varepsilon p/p_0)$ цена, максимизирующая выручку без ограничения ёмкости, равна $p_0/\varepsilon = 0{,}67\ p_0$ и лежит ниже сетки, поэтому выгодно снижать цену там, где номера остаются свободными, и повышать там, где они заканчиваются. Пороги M2 устроены так же: поздние заявки (0–7 дней) дорожают уже при загрузке около 78%, ранние дешевеют при загрузке ниже 21%. Пример на рисунке 4 показывает, как для одной даты заезда ДП и M2 поднимают цену по мере роста загрузки, а выборка Томпсона меняет цену скачками, пока оценки не накоплены.

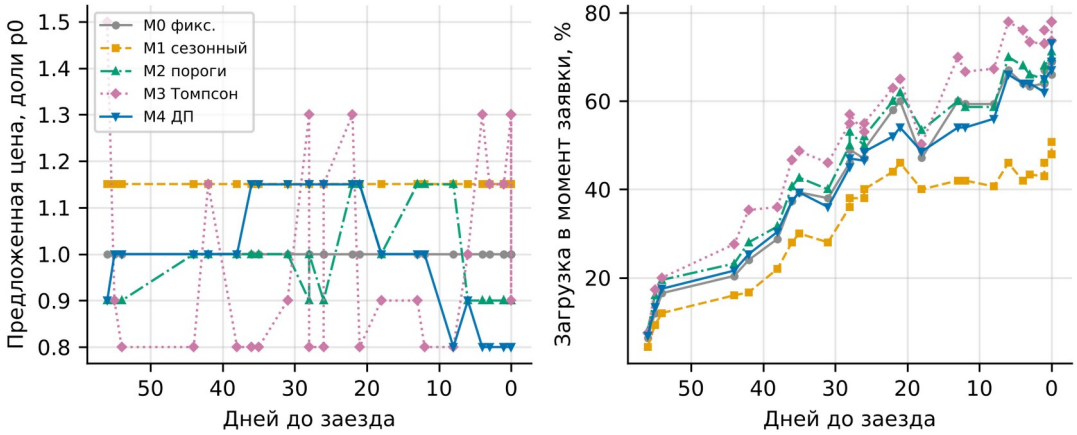


Рисунок 4 - Цена и загрузка для одной даты заезда (день 45 сезона, S1, прогон 0)

Парные сравнения

Парные сравнения приведены в таблице 5. Все различия M2, M3 и M4 с фиксированным тарифом значимы после поправки Холма ($p < 0{,}001$); ДП превосходит M3 во всех 30 прогонах каждого сценария и превосходит M2 в 28–30 прогонах из 30 (на 2,4–5,4% от M0). M2 превосходит M3 во всех сценариях: разность M3 − M2 от −6,0 до −3,0% от M0, $p < 0{,}001$ (полный список сравнений — в файле table4_pairs.csv репозитория). Размеры эффекта небольшие: самый большой — ДП в S4 (+10,6% от M0). Различия M1 с фиксированным тарифом по знаку зависят от сценария (от −4,5 до +2,2%).

Таблица 5 – Парные сравнения RevPAR (разность средних, эффект в % от M0, p с поправкой Холма, число прогонов из 30 с положительной разностью)

Сценарий	Сравнение	Разность	Эффект, %	p (Холм)	Побед
S1	M2 − M0	0,014	+1,9	<0,001	28

Сценарий	Сравнение	Разность	Эффект, %	p (Холм)	Побед
	M3 − M0	−0,012	−1,6	<0,001	5
	M4 − M0	0,033	+4,3	<0,001	30
	M4 − M3	0,045	+5,9	<0,001	30
S2	M2 − M0	0,026	+3,0	<0,001	30
	M3 − M0	−0,024	−2,7	<0,001	0
	M4 − M0	0,055	+6,2	<0,001	30
	M4 − M3	0,079	+8,9	<0,001	30
S3	M2 − M0	0,023	+4,1	<0,001	30
	M3 − M0	−0,010	−1,9	<0,001	4
	M4 − M0	0,038	+7,0	<0,001	30
	M4 − M3	0,049	+8,9	<0,001	30
S4	M2 − M0	0,039	+5,2	<0,001	30
	M3 − M0	0,017	+2,2	<0,001	25
	M4 − M0	0,080	+10,6	<0,001	30
	M4 − M3	0,064	+8,4	<0,001	30
S5	M2 − M0	0,025	+3,1	<0,001	30
	M3 − M0	−0,014	−1,7	<0,001	2
	M4 − M0	0,054	+6,9	<0,001	30
	M4 − M3	0,068	+8,7	<0,001	30

Обучение выборки Томпсона

Накопленные потери M3 относительно лучшего фиксированного уровня (в S1 им оказался p_0, то есть M0) показаны на рисунке 5. В первые 30 ночей M3 теряет в среднем 0,020 p_0 на номер в сутки, в ночи 31–60 — 0,017, в ночи 61–90 потери прекращаются (−0,000). За сезон потеряно 1,08 p_0 на номер, то есть около 1,6% RevPAR. Бандиту нужно примерно 60 суток, и это две трети сезона. Потери на обучение при неизвестном спросе — ожидаемое свойство таких методов [14]; обзор подходов к ценообразованию с обучением дан в [15]. Накопление апостериорных распределений за предыдущие сезоны этого не исправляет: RevPAR при 0, 1, 3 и 6 предыдущих сезонах равен 0,748; 0,750; 0,752; 0,747 против 0,760 у M0. Значит, причина слабого результата не в короткой истории, а, вероятно, в устройстве метода: награда за одно предложение не отражает потерю будущего дохода от номера, проданного дёшево, а параметр γ компенсирует это только грубо. Вывод относится к принятой реализации, другие схемы бандита (с наградой по дате заезда или с параметрической моделью спроса) могут вести себя иначе.

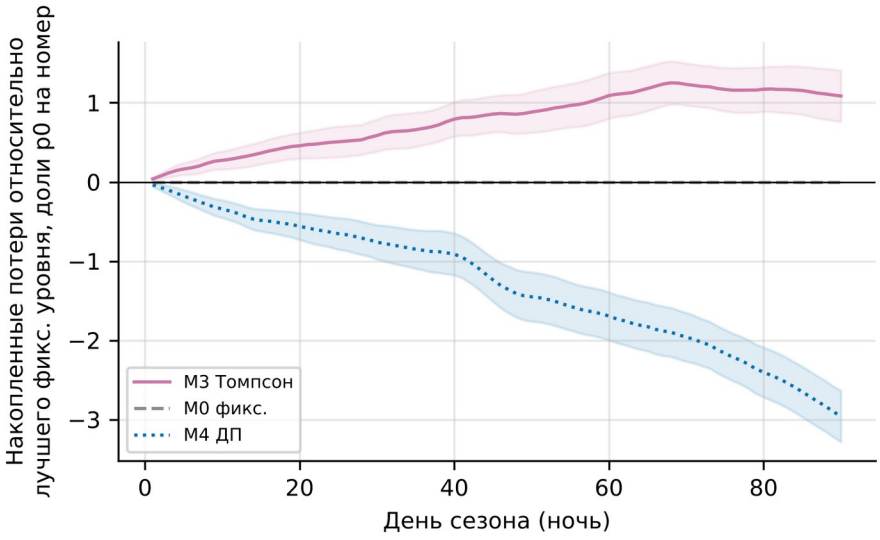


Рисунок 5 - Накопленные потери относительно лучшего фиксированного уровня, S1, 30 прогонов (полоса — 95%-й интервал)

Ошибка эластичности и чувствительность

Рисунок 6 показывает разность RevPAR(M4) − RevPAR(M3) в процентах от M0 при разной истинной эластичности и разной ошибке эластичности в ДП. Завышение эластичности на 30% мало меняет результат: потеря относительно ДП с верным значением от 0,2 до 1,4%. Занижение опасно при низкой истинной эластичности: при ε = 1,0 RevPAR падает на 7,4% (до 0,718 при 0,760 у M0, то есть на 5,5% ниже фиксированного тарифа), при ε = 1,5 — на 3,2%, при ε ≥ 2,0 потерь нет. Ошибка в одну сторону поэтому опаснее, чем в другую: заниженная эластичность заставляет ДП держать цену слишком высокой. В S1–S5 это видно по M4−: оно уступает ДП с верным значением в S1 (+0,8% против +4,3% к M0), S2, S3 и S5 и не отличается от неё в S4.

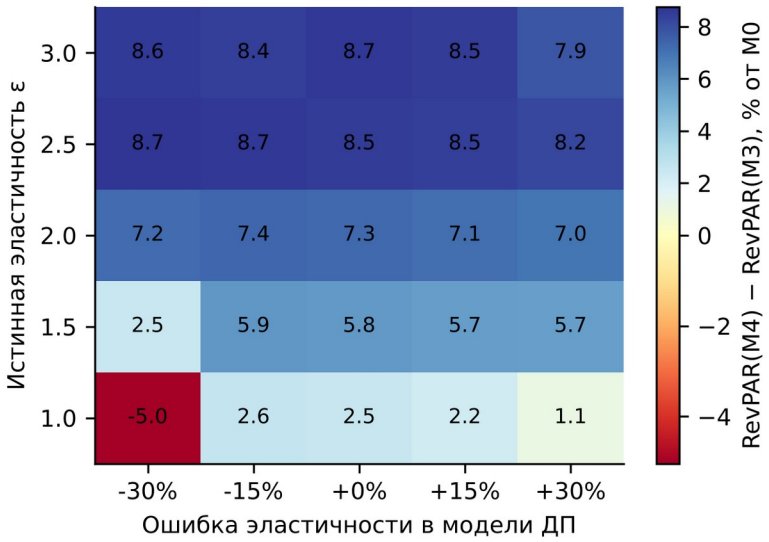


Рисунок 6 - Разность RevPAR (M4 − M3), % от M0, в зависимости от истинной эластичности и ошибки эластичности в ДП (S1, 20 прогонов)

Число номеров мало влияет на выводы: выигрыш ДП над фиксированным тарифом +3,5% при C = 30, +4,3% при C = 50 и +4,1% при C = 100; у M2 +1,8; +1,9; +2,1%. Расширение ценовой сетки вдвое по отклонениям от p_0 вредит M3 (−3,9% против −1,1% при суженной) и M1 (−1,9%), но почти не меняет M2 и M4 (+4,2% у M4).

Второй отель и издержки

На Resort Hotel (средний срок проживания 4,30 ночи, отмен меньше) порядок сохраняется: ДП лучше фиксированного тарифа во всех сценариях (+3,2…+9,6%), пороговое правило даёт от −0,1 до +6,1% (в S2 различие с M0 незначимо, p = 0,70 после поправки), выборка Томпсона — от −3,2 до +1,4%. Пороги M2 при этом не перенастраивались.

Выводы по доходу не переносятся на прибыль автоматически. При переменных издержках 0,2 p_0 на занятую ночь ДП даёт прибыль выше M0 на +0,7…+7,7%, но при 0,4 p_0 ДП проигрывает фиксированному тарифу в S1 (−2,7%) и S3 (−9,7%), а M2 — в S1 (−1,5%) и S3 (−2,7%): методы, которые продают больше ночей по сниженной цене, невыгодны, когда занятый номер дорог в обслуживании.

Что это значит для информационной системы

В принятых допущениях разумная последовательность для модуля ценообразования малого отеля выглядит так. Первым шагом подходит пороговое правило: оно не требует модели спроса, пишется за 10 строк, понятно менеджеру и даёт 1,9–5,2% к RevPAR. ДП оправдано, когда отель умеет оценивать интенсивность и эластичность спроса и знает, что эластичность не ниже 1,5; тогда выигрыш в нашей модели больше (4,3–10,6%), но при заниженной эластичности он исчезает. Сезонный тариф без реакции на загрузку нельзя считать безопасной заменой фиксированному: в S3 и S4 он дал потери. Выборку Томпсона в принятой реализации выбирать не следует. Для сопоставления масштаба: в полевом

эксперименте онлайн-ритейлера система оптимизации цен повысила доход тестовой группы примерно на 9,7% [16]; это другая отрасль, и прямому сравнению с нашими цифрами оно не подлежит.

Ограничения. Спрос и реакция на цену синтетические: эластичность и доля q_0 заданы допущением, а не оценены, поэтому абсолютные цифры нельзя переносить на реальный отель. В модель входит только окно 60 дней, а 55,8% бронирований City Hotel сделаны раньше. ДП информировано о спросе сценария, включая шок в S5, и показывает верхнюю границу, а не то, что достижимо при оценённом спросе: прогнозирование спроса, которому в гостиничном менеджменте посвящена отдельная литература [17], в модели не моделировалось. Пороги M2 и параметр γ настроены на обучающих прогонах той же модели, на реальных данных выигрыш M2 будет меньше. Отель имеет один тип номеров, овербукинг не используется, издержки заданы допущением. Набор данных описывает два отеля Португалии в 2015–2017 годах, данных по Казахстану нет. Проверка на реальных ценах отеля — следующий шаг.

Заключение

В имитационной модели отеля на 50 номеров ДП с известным спросом повышает RevPAR по сравнению с фиксированным тарифом на 4,3–10,6%, пороговое правило — на 1,9–5,2%, а выборка Томпсона в принятой настройке даёт от −2,7 до +2,2% (таблицы 4 и 5). Выигрыш ДП исчезает при занижении эластичности на 30%, если истинная эластичность не выше 1,5 (рисунок 6). По критериям таблицы 3 лучший балл у сезонного тарифа (77,5), ДП получает 35,0. Для малого отеля без модели спроса разумно начать с порогового правила и перейти к ДП после оценки спроса.

Список литературы:

1. Talluri K.T., van Ryzin G.J. The Theory and Practice of Revenue Management. – New York: Springer, 2004. – 713 p. – DOI: 10.1007/b139000.

2. Abrate G., Viglia G. Strategic and tactical price decisions in hotel revenue management // Tourism Management. – 2016. – Vol. 55. – P. 123–132. – DOI: 10.1016/j.tourman.2016.02.006.

3. Abdirazakov N.M., Kushebayev Z.T., Numanova F.A., Orynbet P.Z., Myltykbayeva G.E. Understanding the relationships between hotel variables in Almaty, Kazakhstan: an investigation using booking.com data // Buketov Business Review. – 2023. – Vol. 112, No. 4. – P. 7–18. – DOI: 10.31489/2023ec4/7-18.

4. António N., de Almeida A., Nunes L. Hotel booking demand datasets // Data in Brief. – 2019. – Vol. 22. – P. 41–49. – DOI: 10.1016/j.dib.2018.11.126.

5. Gallego G., van Ryzin G. Optimal Dynamic Pricing of Inventories with Stochastic Demand over Finite Horizons // Management Science. – 1994. – Vol. 40, No. 8. – P. 999–1020. – DOI: 10.1287/mnsc.40.8.999.

6. Thompson W.R. On the likelihood that one unknown probability exceeds another in view of the evidence of two samples // Biometrika. – 1933. – Vol. 25, No. 3/4. – P. 285–294. – DOI: 10.2307/2332286.

7. Russo D.J., Van Roy B., Kazerouni A., Osband I., Wen Z. A Tutorial on Thompson Sampling // Foundations and Trends in Machine Learning. – 2018. – Vol. 11, No. 1. – P. 1–96. – DOI: 10.1561/2200000070.

8. Bitran G.R., Mondschein S.V. An Application of Yield Management to the Hotel Industry Considering Multiple Day Stays // Operations Research. – 1995. – Vol. 43, No. 3. – P. 427–443. – DOI: 10.1287/opre.43.3.427.

9. Glasserman P., Yao D.D. Some Guidelines and Guarantees for Common Random Numbers // Management Science. – 1992. – Vol. 38, No. 6. – P. 884–908. – DOI: 10.1287/mnsc.38.6.884.

10. Шукаев Д.Н. Компьютерное моделирование: учебник. – Алматы: КазНИТУ, 2017. – 200 с.

11. Shapiro S.S., Wilk M.B. An analysis of variance test for normality (complete samples) // Biometrika. – 1965. – Vol. 52, No. 3–4. – P. 591–611. – DOI: 10.1093/biomet/52.3-4.591.

12. Wilcoxon F. Individual Comparisons by Ranking Methods // Biometrics Bulletin. – 1945. – Vol. 1, No. 6. – P. 80–83. – DOI: 10.2307/3001968.

13. Holm S. A Simple Sequentially Rejective Multiple Test Procedure // Scandinavian Journal of Statistics. – 1979. – Vol. 6, No. 2. – P. 65–70.

14. Besbes O., Zeevi A. Dynamic Pricing Without Knowing the Demand Function: Risk Bounds and Near-Optimal Algorithms // Operations Research. – 2009. – Vol. 57, No. 6. – P. 1407–1420. – DOI: 10.1287/opre.1080.0640.

15. den Boer A.V. Dynamic pricing and learning: Historical origins, current research, and new directions // Surveys in Operations Research and Management Science. – 2015. – Vol. 20, No. 1. – P. 1–18. – DOI: 10.1016/j.sorms.2015.03.001.

16. Ferreira K.J., Lee B.H.A., Simchi-Levi D. Analytics for an Online Retailer: Demand Forecasting and Price Optimization // Manufacturing & Service Operations Management. – 2016. – Vol. 18, No. 1. – P. 69–88. – DOI: 10.1287/msom.2015.0561.

17. Weatherford L.R., Kimes S.E. A comparison of forecasting methods for hotel revenue management // International Journal of Forecasting. – 2003. – Vol. 19, No. 3. – P. 401–415. – DOI: 10.1016/S0169-2070(02)00011-0.

© Central Asian Scientific Journal, 2026