

СЕКЦІЯ 8 МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ

DOI: 10.32999/ksu2307-8030/2020-38-18

УДК 338.5:640.4:004

Кобець В.М.

*доктор економічних наук,
професор кафедри інформатики, програмної інженерії
та економічної кібернетики
Херсонського державного університету
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4386-4103>
E-mail: kobetz@ukr.net*

Іванов В.В.

*студент
Херсонського державного університету*

Михайлова В.О.

*кандидат економічних наук,
доцент кафедри інформатики, програмної інженерії
та економічної кібернетики
Херсонського державного університету
ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2224-1561>*

ФОРМУВАННЯ ПОЛІТИКИ ЦІНОУТВОРЕННЯ ДЛЯ ГОТЕЛЬНО-РЕСТОРАННИХ КОМПЛЕКСІВ ЗАСОБАМИ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

У статті досліджується інструментарій інформаційних систем розподілу подорожей для прийняття рішень щодо ціноутворення готельно-ресторанного комплексу (ГРК), метою якого є використання відкритих даних для формування оптимальної ціни готельних номерів. Під час розроблення програми туру враховується множина чинників (маршрут подорожі, перелік туристичних компаній-партнерів, перелік та склад послуг, що надаються під час туру, діапазон розважальних заходів тощо), розроблених для туристів за допомогою інформаційних систем Sabre, AMADEUS, Galileo, Worldspan. Змодельовавши ціноутворення за допомогою програмного інструменту RStudio для готельно-ресторанних комплексів із використанням відкритих даних системи Booking і g.port, було одержано, що якісніший прогноз щодо ціноутворення для ГРК Залізного Порту дає змогу виконати ресурс g.port, який користується більшою популярністю в даному сегменті ринку за рахунок привабливіших фінансових умов для власників ГРК. Велика диференціація цін на Booking погіршує якість прогнозу ціни. Коефіцієнт детермінації під час формування ціни на Booking дорівнює 33%, тоді як на g.port – 71%. Серед основних чинників впливу, що є статистично значимими, виявлено відстань до моря, зручності в номері і наявність басейну. Спрогнозовано середню ціну номеру з кухнею і без кухні та довірчий інтервал для прогнозованої ціни на основі відкритих даних для Booking і g.port. Підготовлено рекомендації щодо формування ціноутворення з урахуванням статистично значущих чинників впливу.

Ключові слова: готельно-ресторанний комплекс, інформаційна система, множинна регресія, дескриптивна статистика.

Кобець В.М., Иванов В.В., Михайлова В.О. ФОРМИРОВАНИЕ ПОЛИТИКИ ЦЕНООБРАЗОВАНИЯ ДЛЯ ГОСТИНИЧНО-РЕСТОРАННЫХ КОМПЛЕКСОВ СРЕДСТВАМИ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

В статье исследуется инструментальный информационный систем распределения путевок для принятия решений по ценообразованию готельно-ресторанного комплекса (ОРК), целью которого является использование открытых данных для формирования оптимальной цены гостиничных номеров. При разработке программы тура учитывается множество факторов (маршрут путешествия, перечень туристических компаний-партнеров, перечень и состав услуг во время тура, диапазон развлекательных мероприятий и т. п.), разработанных для туристов с помощью информационных систем Sabre, AMADEUS, Galileo, Worldspan. Смоделировав ценообразование с помощью программного инструмента RStudio для гостинично-ресторанных комплексов с использованием открытых данных системы Booking и g.port, получено, что качественный прогноз по ценообразованию для ОРК Железного Порты позволяет выполнить ресурс g.port, который пользуется большей популярностью в данном сегменте рынка за счет привлекательных финансовых условий для владельцев ОРК. Большая дифференциация цен на Booking ухудшает качество прогноза цены. Коэффициент детерминации при формировании цены на Booking равен 33%, тогда как на g.port – 71%. Среди статистически значимых факторов влияния определены расстояние к морю, удобства в номере и наличие бассейна. Спрогнозирована средняя цена номера с кухней и без кухни и доверительный интервал для прогнозной цены на основе открытых данных для Booking и g.port. Подготовлены рекомендации по формированию ценообразования с учетом статистически значимых факторов влияния.

Ключевые слова: гостинично-ресторанный комплекс, информационная система, множественная регрессия, дескриптивная статистика.

Kobets Vitaliy, Ivanov Vsevolod, Myhaylova Valentyna. PRICE POLICY FORMATION FOR HOTEL AND RESTAURANT COMPLEXES USING INFORMATION TECHNOLOGY

The paper explores the tools of travel distribution information systems for decision-making concerning pricing of hotel and restaurant complex (HRC), the purpose of which is to use open data to form the optimal price of hotel rooms. The development of the tour program takes into account many factors (travel route, list of partner travel companies, list and composition of services provided during the tour,

range of entertainment activities, etc.) developed for tourists using such information as systems Saber, AMADEUS, Galileo, Worldspan. By modeling pricing through the means of RStudio software tool for hotel and restaurant complexes using the open data of the Booking and g.port system, it was obtained that a better pricing forecast for the Zaliznyy Port HRC allows the resource g.port, which is more popular in this market segment due to more attractive financial conditions for the owners of HRC. Substantial price differentiation on Booking worsens the quality of the price forecasting. The coefficient of determination for pricing model on Booking is 33%, while on g.port is 71%. Among the main influencing factors that are statistically significant are the distance to the sea, the comfort of the room and the availability of a swimming pool. Estimated average room price with and without kitchen and confidence interval for the forecast price based on open data for Booking and g.port. Prepared recommendations for the formation of pricing taking into account statistically significant factors. Price of vacation package will decrease on 1,34 UAH if at the distance to the sea increase on 1 meter. Price of vacation package will increase on 1641 UAH if there are conditions in the room. Dummy variable (the presence of a swimming pool) will increase on about 966 UAH if hotel includes swimming pool. Average room price will be 9,537 UAH for a room with a kitchen and 6,228 UAH for a room without a kitchen. With a probability of 95% price confidence interval will vary from 7750 UAH up to 11636 UAH for g.port for a room with a kitchen and from 4979 UAH up to 7792 UAH for a room without a kitchen. Using Booking.com Analytics or other open data, we can access big data that reflect sales level in the hotel. This data can help to form the optimal price per room.

Keywords: hotel and restaurant complex, information system, multiple regression, descriptive statistics.

Постановка проблеми. У сучасних умовах ринкової економіки все актуальнішою стає проблема інформаційного забезпечення, особливо для підприємств готельно-ресторанного бізнесу. В останні роки на ринку готельних послуг можна спостерігати високий рівень конкуренції, розмаїття видів основних і додаткових послуг та підвищення рівня обслуговування. Зростання складності управління, необхідність уведення контролю над усіма видами діяльності підприємств готельно-ресторанного бізнесу зумовлюють необхідність впровадження інформаційних систем, за допомогою яких здійснюються фінансово-облікова і господарська діяльність, прискорюється процес продажу пакетів послуг споживачам. Незалежно від розміру підприємства готельно-ресторанного бізнесу, його категорії, кількості місць, його номерного фонду та місця розташування процес автоматизації та інформатизації стає питанням збереження конкурентоспроможності ГРК. Організувати роботу ГРК як складної системи організації та управління відповідно до сучасних умов розвитку господарства та до світових вимог можна за допомогою впровадження та використання сучасних інформаційних систем [1].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Можливості, які дає застосування і впровадження інформаційних комп'ютерних систем і технологій, допомагають менеджерам знизити ризики і невизначеність у їхній роботі та відіграють головну роль у бізнесі.

Щоб досягти цієї мети, необхідно збудувати інформаційну систему за такими ознаками [2]:

- доступність системи для кожного споживача з будь-якого місця у будь-який час;
- доступність будь-якого об'єкта інформації для необмеженої кількості споживачів одночасно;
- гнучкість та масштабованість програм для здійснення переходу до інформаційної мереживної архітектури.

Готельно-ресторанні комплекси використовують не тільки традиційні інформаційні системи (Global Distribution System), а й системи автоматизованого управління готелями.

Успішність та ефективність роботи провідних світових готельно-ресторанних комплексів, їх прагнення підвищити стандарти якості обслуговування, урізноманітнювати й оновлювати перелік послуг, знизити вартість і собівартість послуг, інтегрувати зусилля персоналу зумовлені насамперед впровадженням новітніх комп'ютерних інформаційних систем і технологій [3].

Таким чином, за допомогою Booking.com Analytics ми можемо отримати доступ до великих даних, що відображають стан продажу в готелі. Використання цих даних може допомогти у формуванні оптимальної ціни для кімнати [4].

Систематичний аналіз діяльності ГРК, проведений із використанням інформаційних систем із технологій, дає змогу якісно, швидко і персоналізовано аналізувати результати діяльності окремих підрозділів або підприємства у цілому [5].

Реклама, зокрема в Інтернет-сегменті, сприяє розширенню цільової аудиторії ГРК, тому з кожним днем з'являється все більше сайтів, які рекламують готелі і через які можна забронювати місця, але не всі вони надають правдиву інформацію, а існують і такі, що створені для шахрайства. Але серед них є й багато якісних і надійних сервісів, які полегшують потенційним клієнтам вибір місць для відпочинку, бізнес-справ або для ночівлі. Серед цих сервісів потужні позиції займає Booking.com.

У Booking.com є дуже корисний інструмент для готельєрів – Booking.com Analytics [6], який був запущений у 2016 р., щоб допомогти менеджерам готелю проаналізувати статистику бронювання і продажів. Система підтримує мультимовний інтерфейс.

Booking.com Analytics включає у себе такі розділи:

– **Analytics Dashboard** – об'єднує дані для перевірки продуктивності включно з кількістю ночей бронювання за категоріями номерів, доходами номерів (загальна сума, що сплачується гостями) і середньодобовою.

– **Pace Report** – дає змогу порівнювати обсяги продажів у Booking.com з однаковими періодами минулого року, а також порівнювати власні продажі з множинами даних конкурентів.

– **Sales Statistics** – забезпечує фрагмент обсягів продажів за будь-який період минулого року.

– **Booker Insights** – містить інформацію про гостей готелю, включаючи країну, пристрій, що використовується для бронювання, і мету поїздки.

– **Cancelation Characteristics** – містить інформацію про відсоток скасованих бронювань.

– **Guest Review Score** – містить дані про готель, відгуки про готелі та рейтинги готелів за 10-бальною оцінкою, виставленою гостями.

– **Manage Competitive Set** – дає змогу вибрати до десяти готелів у вашому регіоні для порівняння власних ключових показників ефективності (Key Performance Indicator, KPI) з найближчими KPI конкурентів.

– **Genius Report** – показує відсоток бронювань, виконаних згідно з програмою Genius (знижки для постійних мандрівників як елемент цінової дискримінації).

– **Ranking Dashboard** – демонструє, наскільки ефективний продаж готелів, коли гості шукають житло у цьому регіоні.

Для аналізу даних можуть бути вибрані діапазони дат – 7, 14, 30, 60, 90 або 365 днів. Окрім того,

існують додаткові можливості для аналізу даних, порівнюючи:

- результати минулого року;
- власні результати з аналогічними у конкурентів, у тому числі до десяти готелів, призначених за власним вибором;

- власні результати з ринковими показниками, які включають у себе всі об'єкти в готелі [6].

Під час розроблення програми туру враховується множина чинників (маршрут подорожі, перелік туристичних компаній-партнерів, період обслуговування кожного підприємства – постачальника послуг, перелік та склад послуг, що надаються під час туру, діапазон розважальних заходів та анімаційних програм, час перебування туристів у кожній точці маршруту тощо) завдяки системам пошуку інформації, розробленим як для туристів, так і для професіоналів туристичного бізнесу. Ці системи дають змогу здійснювати розширений пошук та бронювання турів у режимі он-лайн, а також пошук електронного атласу світу, динамічних таблиць ринку тощо. Найпоширеніші системи, їхні переваги та недоліки показано в табл. 1.

Мета статті – формування ціноутворення для готельно-ресторанних комплексів за допомогою інформаційно-комунікаційних технологій.

Виклад матеріалу дослідження та його основні результати. Дані для обґрунтування ціноутворення готельно-ресторанними комплексами отримано з відкритих Інтернет-джерел. Сформовано вибірку із 40 готелів на ресурсі Booking (www.booking.com) та 80 готелів із локального сайту (<https://gport.com.ua/search>) у с. Залізний Порт (Херсонщина). По кожному готелю визначена ціна за 10 днів на двох дорос-

лих (Y), що користується найбільшим попитом серед відвідувачів, а факторами впливу на неї є такі пояснюючі змінні: відстань до моря (x1), кухня (x2), харчування (x3), зручності в номері (x4), відгуки (x5), парковка (x6), басейн (x7) (рис. 1).

Визначимо параметри для такої множинної регресії:

$$Y = b_0 + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + b_3 \cdot x_3 + b_4 \cdot x_4 + b_5 \cdot x_5 + b_6 \cdot x_6 + b_7 \cdot x_7 \quad (1)$$

За допомогою електронних таблиць MS Excel здійснено побудову регресійної моделі ціни на основі відкритих даних для обох зазначених вище сайтів. Для кожної з лінійних моделей були визначені коефіцієнти детермінації, що відображають адекватність регресійної моделі.

На рис. 2 показано результат обчислення параметрів для ресурсу Booking, де коефіцієнт детермінації становить 33%, що показує низьку якість прогнозу, оскільки R^2 менше 50%:

$$Y = -1605,33 - 5,19 \cdot x_1 + 2199,17 \cdot x_2 + 5357,76 \cdot x_3 + 1194,14 \cdot x_4 + 1341,18 \cdot x_5 - 2361,14 \cdot x_6 + 1875,6 \cdot x_7 \quad (2)$$

Причиною низької адекватності регресії є те, що на Booking мало готелів у Залізному Порті, які співпрацюють із цим сервісом, та велика диференціація цін на кімнати. Наведемо інтерпретацію коефіцієнтів, обчислених в MS Excel і зазначених у рівнянні (1.2):

$b_1 = -5,188343$ показує, на скільки гривень зменшиться ціна путівки за збільшення відстані до моря на 1 м;

$b_2 = 2199,17$ представляє, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності кухні і, відповідно, на скільки зменшується ціна путівки, якщо кухня відсутня;

Таблиця 1

Системи подорожей глобального розподілу

Індекси	Системи			
	Sabre	AMADEUS	Galileo	Worldspan
Кількість працівників	9000	3654	Немає даних	3200
Поширення	Більше 59 000 туристичних агентств	54405 туристичних агентств у 198 країнах	52000 туристичних агентств у 116 країнах	20210 туристичних агентств у 60 країнах
Доходи	2,5 млрд доларів США	1,6 млрд євро	1,6 млрд. доларів США	Немає даних
Кількість бронювань	467,1 млн	393,9 млн	345,1 млн	Немає даних
Постачальники	450 авіакомпаній 53 000 готелів 54 компанії з прокату автомобілів	480 авіакомпаній 54 641 готель 47 компаній із прокату автомобілів	425 авіакомпаній 60 000 готелів 23 компанії з прокату автомобілів 430 туроператорів	533 авіакомпанії 47 000 готелів 45 компаній із прокату автомобілів
Переваги	Спрощений пошук низьких цін на рейс. Упровадження нової програми бронювання місць на залізницях, автобусах та пасажирських судах	Активно виходить на український ринок туристичних послуг; забезпечує зберігання, обчислення та збирання даних для всіх видів послуг; забезпечує управління комісійними при бронюванні номерів готелів	Забезпечує доступ до бази даних туроператора та надає агентам можливість пошуку та бронювання готелів, вілл, квартир, турів, екскурсій, організації трансферів у 112 країнах світу	Бронювання здійснюється переважно на авіаперевезеннях, у театрах, екскурсійних бюро, культурних підприємствах; надає довідкову інформацію, пов'язану з туризмом; клієнт може самостійно вибрати рейс, готель і здійснити бронювання
Недоліки	1. Більшість турфірм надають клієнтам неповну інформацію на сайтах про готелі чи пансіонати, а інформація про вартість послуг часто застаріла і неточна. 2. Недостатня кваліфікація персоналу. Переважна більшість працівників туризму має гуманітарну освіту, що спричиняє певні труднощі в роботі з комп'ютерами та Інтернетом. Навчання працівників або набору фахівців вимагає додаткового фінансування. 3. Відсутність у системі бронювання номерів готелів. Розподіл підтримувався системою бронювання, коли турист орендує готельний номер відповідно до ціни, але не знає назви цього готелю до його прибуття. Ця система викликається у різних операторів по-різному: ROULETTE, TEZ-EXPRESS. Багато операторів віддають перевагу такій системі, оскільки вона дає змогу заощадити бюджет на поїздку та проживання в хорошому готелі, але часто результат не виправдовує сподівань туриста.			

Джерело: розроблено на основі [7; 8]

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1			Y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7			Залізний порт					
2	1	Жемини	4000	1500	1	0	1	8,2	1	0			у-ціна за 10 днів					
3	2	Мирний Уголок	4400	1500	1	0	1	7,3	1	0			x1-Відстань до моря					
4	3	Зелений оазис	3000	2000	1	1	0	6,4	1	0			x2-Мушля					
5	4	Петрово подворье	3400	1800	1	1	1	7,8	1	0			x3-Харчування					
6	5	Зелений двор	2400	1500	1	0	0	7,1	0	0			x4-Зручності в номері(кондиціонер,туалет,душ,телевізор,Wi-Fi)					
7	6	SUNSHINE	3000	1200	1	1	0	6,3	0	1			x5-Відгук					
8	7	Афродита	4000	1500	1	1	1	8	1	0			x6-парковка					
9	8	Иван да Мария	3800	700	1	0	0	7	0	1			x7-басейн					
10	9	АЛИРА	2400	1300	1	0	0	6,5	0	0								

Рис. 1. Дані для побудови регресійної моделі ціноутворення

Бсі								
b7	b6	b5	b4	b3	b2	b1	b0	
1875,6002	-2361,1406	1341,183	1194,142	5357,759	2199,17	-5,188343	-1605,133	
2619,8005	2875,21816	1033,561	3936,909	2739,672	3251,779	2,304446	8556,53	
33%	6496,74339	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д
2,2603259		32	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д
667821695	1350645589	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д
0,7159324	0,82120399	1,297632	0,30332	1,95562	0,676298	2,251449	0,187592	

Рис. 2. Дескриптивна статистика для множинної регресії ціни за даними Booking

$b_2 = 5357,759$ демонструє, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності харчування;

$b_1 = 1194,142$ показує, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності зручностей у номері;

$b_4 = 1341,142$ визначає, на скільки гривень буде збільшуватися ціна путівки, якщо оцінка відвідувачів готелю на Booking стане більше на одиницю;

$b_6 = -2361,1406$ демонструє, на скільки гривень зменшиться ціна путівки за наявності парковки;

$b_7 = 1875,6002$ зазначає, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності басейну.

На рис. 3 показано результат обчислення параметрів для ресурсу g.port, де коефіцієнт детермінації становить 71%, що показує високу якість прогнозу регресії, оскільки R^2 більше 50%.

Для локального Інтернет-ресурсу отримаємо таке рівняння множинної регресії:

$$Y = 4778,13 - 1,35 \cdot x_1 + 140,22 \cdot x_2 + 279,27 \cdot x_3 + 1641,05 \cdot x_4 - 53,29 \cdot x_5 + 168,64 \cdot x_6 + 965,98 \cdot x_7 \quad (3)$$

$b_1 = -1,346031$ показує, на скільки гривень зменшиться ціна путівки за збільшення відстані до моря на 1 м;

$b_2 = 140,222$ демонструє, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності кухні;

$b_3 = 279,2735$ визначає, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності харчування;

$b_4 = 1641,051$ описує, на скільки грн збільшиться ціна путівки при наявності умов в номері;

$b_5 = -53,29$ презентує, на скільки гривень зменшиться ціна путівки, якщо загальний відгук відвідувачів стане на одиницю більше;

$b_6 = 168,6358$ показує, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності парковки;

$b_7 = 965,9825977$ зазначає, на скільки гривень збільшиться ціна путівки за наявності басейну.

За критерієм Стюдента одержимо критичне значення в MS Excel за допомогою функції СТЬЮДРАСПОБР(5%;80-8)=1.99, а тому x_1 , x_4 та x_7 є статистично значимими, оскільки фактичні значення критерію Стюдента вище за критичне.

Наступним етапом прогнозування ціни за допомогою відкритого інтегрованого середовища розробки RStudio. Для визначеності на рисунках наводиться інформація для Booking. Були використані аналогічні дані, як і в MS Excel для Booking і g.port (рис. 4).

b7	b6	b5	b4	b3	b2	b1	b0
965,9825977	168,6358	-53,28526	1641,051	279,2735	140,222	-1,346031	4778,129
272,0123186	203,9111	108,2172	240,4769	222,9101	303,484	0,20366	877,8641
71%	842,0896	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д
25,60520345	72	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д
127099224.8	51056275	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д	#Н/Д

Рис. 3. Дескриптивна статистика для множинної регресії ціни за даними g.port


```

> # завантаження даних по вартості проживання на букінг
> # попередньо потрібно встановити робочу папку
> # Session --- Set working directory --- To source file location
> f <- read.csv("book.txt", sep="\t", header=TRUE, dec=".")
> glimpse(f) # короткий вміст таблицьки f
Rows: 40
Columns: 8
$ Y <int> 9180, 27000, 6750, 7650, 7038, 7200, 16200, 11250, 10800, 4950, 7110, 27000, 7380, 25650, 10800, 11700, 7...
$ x1 <int> 200, 50, 50, 300, 1500, 700, 200, 500, 900, 1100, 1200, 50, 800, 300, 1500, 100, 2000, 800, 200, 50, 200,...
$ x2 <int> 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, ...
$ x3 <int> 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, ...
$ x4 <int> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, ...
$ x5 <fct> "9,3", "9,9", "8,6", "8", "8,6", "9,6", "10", "9,4", "9,5", "9,3", "7", "10", "9", "6,9", "9,2", "8,8", "...
$ x6 <int> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, ...
$ x7 <int> 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1, ...

```

Рис. 4. Дані для розрахунку Booking

Наступна діаграма відображає обернену залежність між відсотковими змінами ціни і відстанню до моря для Booking і g.port (рис. 5).

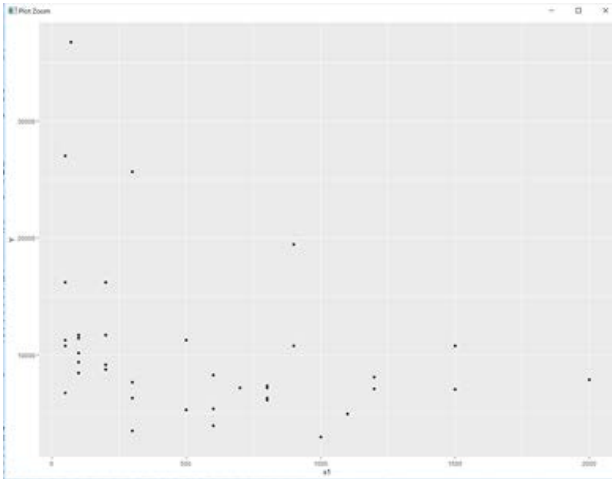


Рис. 5. Діаграма розсіяння Booking (x1 – відсоток зміни відстані до моря, Y – відсоток зміни ціни)

Черговий графік показує, що клієнтам, які шукають номера з усіма зручностями, у 70% випадках потрібна і кухня, а для 30% – не потрібна (рис. 6).

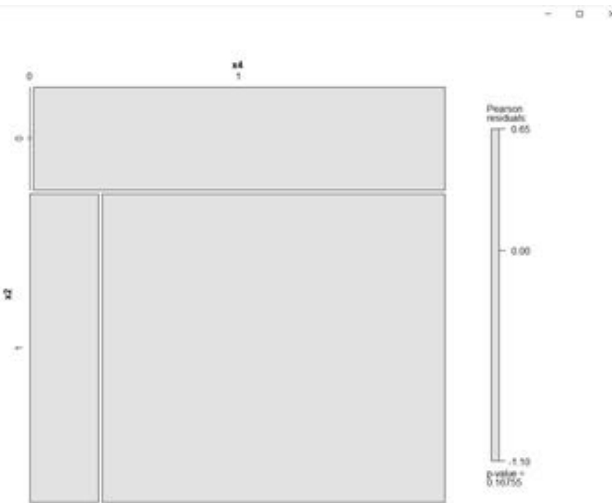


Рис. 6. Мозаїчний графік Booking (x2 – наявність кухні, x4 – наявність усіх зручностей)

Наступна гістограма показує щільність розподілу ціни, що відповідає у цілому нормальному розподілу для ресурсів Booking і g.port відповідно (рис. 7).

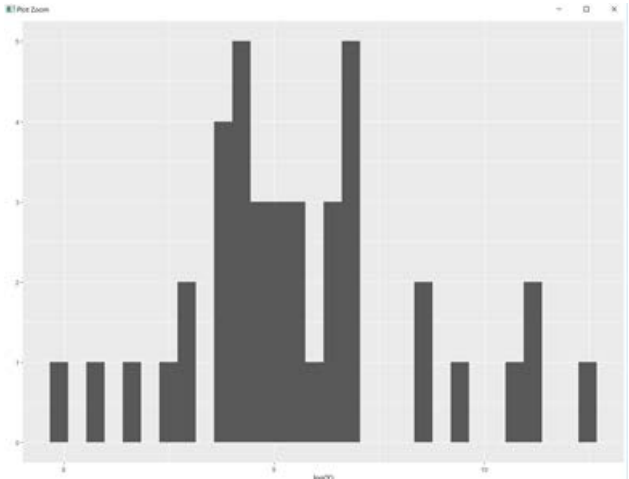


Рис. 7. Гістограма щільності розподілу ціни Booking

Гістограма на рис. 8 для ресурсів Booking (g.port) демонструє розподіл цін для номерів з усіма зручностями і без зручностей. Помаранчевий колір відображає розподіл цін для номерів без зручностей, а блакитний – зі зручностями. Так, за даними Booking, швидкість зростання цін для номерів зі зручностями зростає на 9–11%, тоді як для номерів без зручностей не перевищуватиме 8,5%.

Наступна діаграма показує оцінені функції щільності ціни, де помаранчевий колір відображає розподіл цін за номери без зручностей, а блакитний – зі зручностями для Booking (g.port) (рис. 9). Функція розподілу щільності ціни зі зручностями знаходиться вище аналогічного графіку без зручностей, починаючи з приросту цін у 9,5%.

Далі оцінимо три регресійні моделі, які оцінюють абсолютний і відсотковий вплив зміни факторів на абсолютну (рис. 10, рис. 12) і відсоткову зміну ціни (рис. 11, рис. 13) для Booking і g.port відповідно. Як правило, перехід до відносних показників дає змогу отримати більш якісний прогноз ціни.

Для статистично значимих параметрів одержимо, що в моделі з абсолютними показниками збільшення відстані до моря (x1), наприклад на 100 м, зумовлює скорочення ціни путівки на 427 грн, а наявність зручностей (x4) збільшує ціну номеру для двох осіб за 10 днів на 4 891 грн,

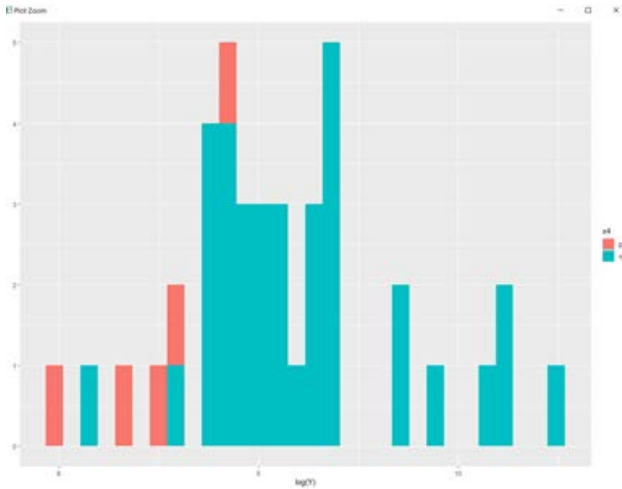


Рис. 8. Гістограма щільності розподілу ціни за наявності зручностей (блакитний колір) і без зручностей (помаранчевий колір) для Booking

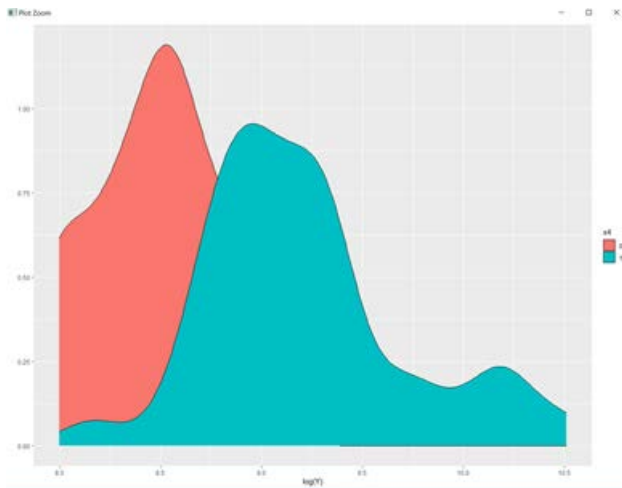


Рис. 9. Оцінені функції щільності ціни в Booking

```
> # оцінимо три моделі
> model_0 <- lm(data=f, log(Y)~log(x1))
> model_1 <- lm(data=f, log(Y)~log(x1)+x2)
> model_2 <- lm(data=f, log(Y)~log(x1)+x2+x2:log(x1))
> # двокрапка у формулі моделі в R --- добуток регресорів
> model_01 <- lm(data=f, Y~x1+x4)
> summary(model_01)

Call:
lm(formula = Y ~ x1 + x4, data = f)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-8831  -3813  -1952   1474   23407

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  8721.490  3644.849   2.393  0.0219 *
x1           -4.271     2.298  -1.859  0.0711 .
x4          4890.738  3353.039   1.459  0.1531

---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6711 on 37 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1744, Adjusted R-squared:  0.1298
F-statistic: 3.907 on 2 and 37 DF, p-value: 0.02887
```

Рис. 10. Дескриптивні статистики для регресійних моделей в абсолютних показниках для Booking

```
> mtable(model_0, model_1,model_2)

Calls:
model_0: lm(formula = log(Y) ~ log(x1), data = f)
model_1: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2, data = f)
model_2: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2 + x2:log(x1), data = f)

-----
              model_0  model_1  model_2
-----
(Intercept) 10.493*** 10.578*** 10.096***
             (0.387)  (0.397)  (0.682)
log(x1)     -0.239*** -0.232** -0.144
             (0.066)  (0.067)  (0.121)
x2: 1/0      -0.174     0.532
             (0.177)  (0.831)
log(x1) x x2 -0.126
             (0.145)

-----
R-squared    0.256     0.275     0.290
N            40       40       40
-----
Significance: *** = p < 0.001; ** = p < 0.01;
* = p < 0.05
```

Рис. 11. Дескриптивні статистики для регресійних моделей у відносних показниках для Booking

```
> # оцінимо три моделі
> model_0 <- lm(data=f, log(Y)~log(x1))
> model_1 <- lm(data=f, log(Y)~log(x1)+x2)
> model_2 <- lm(data=f, log(Y)~log(x1)+x2+x2:log(x1))
> # двокрапка у формулі моделі в R --- добуток регресорів
> model_01 <- lm(data=f, Y~x1+x4)
> summary(model_01)

Call:
lm(formula = Y ~ x1 + x4, data = f)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2030.97  -530.57  -60.86   678.73  2179.35

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 4919.6615  235.6325  20.879 < 2e-16 ***
x1          -1.4145    0.1964  -7.204 3.41e-10 ***
x4          1677.0867  214.8023   7.808 2.39e-11 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 905.9 on 77 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6453, Adjusted R-squared:  0.6361
F-statistic: 70.05 on 2 and 77 DF, p-value: < 2.2e-16
```

Рис. 12. Дескриптивні статистики для регресійних моделей в абсолютних показниках для g.port

```
> mtable(model_2) # альтернативний варіант звіту

Calls:
model_2: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2 + x2:log(x1), data = f)

-----
              (Intercept)  9.416***
                   (0.371)
log(x1)           -0.166*
                   (0.067)
x2: 1/0            0.987*
                   (0.463)
log(x1) x x2: 1/0 -0.137
                   (0.080)

-----
R-squared    0.427
N            80
-----
Significance:
*** = p < 0.001;
**  = p < 0.01;
*   = p < 0.05
```

Рис. 13. Дескриптивні статистики для регресійних моделей у відносних показниках для g.port

```
> mtable(model_0, model_1, model_2)

Calls:
model_0: lm(formula = log(Y) ~ log(x1), data = f)
model_1: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2, data = f)
model_2: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2 + x2:log(x1), data = f)

-----
              model_0  model_1  model_2
-----
(Intercept)  10.493***  10.578***  10.096***
              (0.387)   (0.397)   (0.682)
log(x1)      -0.239***  -0.232**  -0.144
              (0.066)   (0.067)   (0.121)
x2: 1/0      -0.174
              (0.177)   (0.831)
log(x1) x x2  -0.126
              (0.145)

-----
R-squared    0.256    0.275    0.290
N            40      40      40
-----
Significance: *** = p < 0.001; ** = p < 0.01;
* = p < 0.05
```

Рис. 14. Порівняння прогнозної якості трьох регресійних моделей для Booking

```
> # точковий прогноз логарифма ціни
> predict(model_2, newdata=nw)
      1      2
9.521680 9.507046
> # переходимо від логарифма до ціни
> exp(predict(model_2, newdata=nw))
      1      2
13652.52 13454.19
> # довірчий інтервал для середнього значення Y
> predict(model_2, newdata=nw, interval="confidence") # для логарифма
      fit      lwr      upr
1 9.521680 9.189918 9.853441
2 9.507046 9.044793 9.969299
> exp(predict(model_2, newdata=nw, interval="confidence")) # для вихідних змінних
      fit      lwr      upr
1 13652.52 9797.849 19023.70
2 13454.19 8474.294 21360.51
> # предиктивний інтервал для конкретного значення Y
> predict(model_2, newdata=nw, interval="prediction")
      fit      lwr      upr
1 9.521680 8.488760 10.55460
2 9.507046 8.425133 10.58896
> exp(predict(model_2, newdata=nw, interval="prediction"))
      fit      lwr      upr
1 13652.52 4859.836 38353.42
2 13454.19 4560.252 39694.14
```

Рис. 16. Прогнозування ціни для ГРК для Booking

```
> # точковий прогноз логарифма ціни
> predict(model_2, newdata=nw)
      1      2
9.162953 8.736858
> # переходимо від логарифма до ціни
> exp(predict(model_2, newdata=nw))
      1      2
9537.181 6228.294
> # довірчий інтервал для середнього значення Y
> predict(model_2, newdata=nw, interval="confidence") # для логарифма
      fit      lwr      upr
1 9.162953 8.955507 9.370399
2 8.736858 8.512904 8.960811
> exp(predict(model_2, newdata=nw, interval="confidence")) # для вихідної змінної
      fit      lwr      upr
1 9537.181 7750.458 11735.800
2 6228.294 4978.601 7791.677
> # предиктивний інтервал для конкретного значення Y
> predict(model_2, newdata=nw, interval="prediction")
      fit      lwr      upr
1 9.162953 8.631093 9.694814
2 8.736858 8.198344 9.275372
> exp(predict(model_2, newdata=nw, interval="prediction"))
      fit      lwr      upr
1 9537.181 5603.197 16233.20
2 6228.294 3634.926 10671.92
>
```

Рис. 17. Прогнозування ціни для ГРК для g.port

```
> # порівняємо три моделі в одній таблиці:
> mtable(model_0, model_1, model_2)

Calls:
model_0: lm(formula = log(Y) ~ log(x1), data = f)
model_1: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2, data = f)
model_2: lm(formula = log(Y) ~ log(x1) + x2 + x2:log(x1), data = f)

-----
              model_0  model_1  model_2
-----
(Intercept)  9.867***  9.946***  9.416***
              (0.215)   (0.210)   (0.371)
log(x1)      -0.224***  -0.263***  -0.166*
              (0.034)   (0.037)   (0.067)
x2: 1/0      0.201*
              (0.081)   (0.463)
log(x1) x x2  -0.137
              (0.080)

-----
R-squared    0.357    0.405    0.427
N            80      80      80
-----
Significance: *** = p < 0.001; ** = p < 0.01;
* = p < 0.05
```

Рис. 15. Порівняння прогнозної якості трьох регресійних моделей для g.port

причому статистично значимим є лише відстань до моря (Booking).

Для відносних показників збільшення на 1% відстані до моря (x1) скорочує ціну номера на 0,144%, наявність кухні (x2) зумовлює збільшення ціни номера на 0,532%. За умови наявності кухні за збільшення відстані до моря на 1% ціна номера скорочується на 0,126% (Booking).

Для статистично значимих параметрів одержимо, що в моделі з абсолютними показниками збільшення відстані до моря (x1), наприклад на 100 м, зумовлює скорочення ціни путівки на 141 грн, а наявність зручностей (x4) збільшує ціну номеру для двох осіб за 10 днів на 1 677 грн (g.port).

Для відносних показників збільшення на 1% відстані до моря (x1) скорочує ціну номера на 0,166%, наявність кухні (x2) зумовлює збільшення ціни номера на 0,987%. За умови наявності кухні за збільшення відстані до моря на 1% ціна номера скорочується на 0,137% (g.port).

На рис. 14 продемонстровано, що найвищу прогнозу якість має регресійна модель 3 із трьома пояснюючими змінними, описаними вище, проти моделей 1 і 2 з одним і двома регресорами відповідно (коefficient детермінації становить 29% проти 25,6% і 27,5% відповідно).

Розрахунки на рис. 15 продемонстрували, що найвищу прогнозу якість має регресійна модель 3 із трьома пояснюючими змінними, описаними вище, проти моделей 1 і 2 з одним і двома регресорами відповідно (коefficient детермінації становить 42,7% проти 35,7% і 40,5% відповідно).

На основі моделі 3 для Booking спрогнозуємо ціну номера з урахуванням статистично значимих факторів. Одержимо, що середня ціна

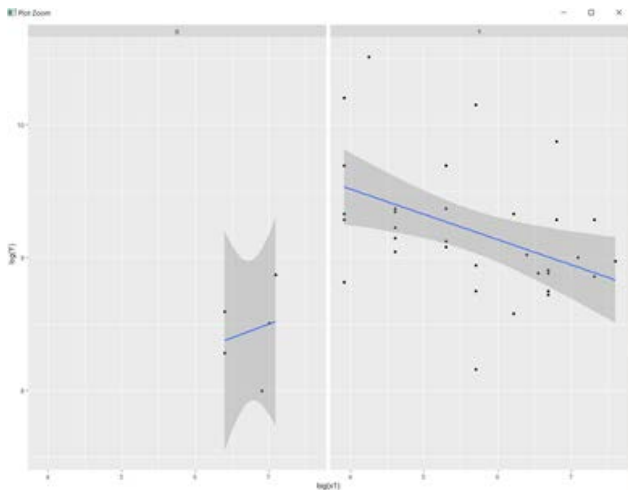


Рис. 18. Лінія регресії на діаграмі розсіяння за відсутності і наявності умов для Booking

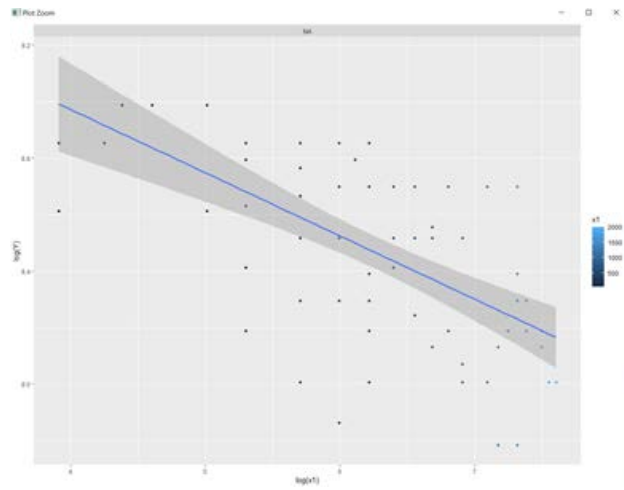


Рис. 19. Лінія регресії на діаграмі розсіяння за наявності умов g.port

номеру буде дорівнювати 13 652 грн для номера з кухнею і 13 454 грн – без кухні. Причому з імовірністю 95% довірчий інтервал ціни буде варіювати від 9797 грн до 19 023 грн для Booking для номера з кухнею і від 8 474 грн до 21 360 грн – без кухні (рис. 16).

А на основі моделі 3 для g.port спрогнозуємо ціну номера з урахуванням статистично значимих факторів. Одержимо, що середня ціна номера буде дорівнювати 9 537 грн для номера з кухнею і 6 228 грн – без кухні. Причому з імовірністю 95% довірчий інтервал ціни буде варіювати від 7 750 грн до 11 636 грн для g.port для номера з кухнею і від 4 979 грн до 7 792 грн – без кухні (рис. 17).

Цікавою особливістю є те, що на рис. 18 ліворуч зображене зростання ціни на номери без зручностей навіть за зростання відстані до моря в проміжку від 6,5% до 7%. Праворуч продемонстровано, що для номерів зі зручностями відстань до моря завжди скорочує ціну на номери.

На рис. 19 продемонстровано, що для номерів зі зручностями відстань до моря завжди скорочує ціну на номери.

Висновки. Порівнюючи обидва сайти, одержано такі результати:

1) сайт g.port користується більшою популярністю в даному сегменті ринку за рахунок більш вигідних умов для власників ГРК. За весь сезон на g.port треба заплатити 1 100 грн, а на Booking треба платити 15% від кожного клієнта;

2) велика диференціація цін на Booking призводить до широких довірчих інтервалів і пов'язаних із цим складнощів для якісного прогнозу. Коефіцієнт детермінації для множинної регресії ціни на Booking дорівнює 33%, а на g.port – 71%;

3) серед основних чинників впливу, що є статистично значимими, виявлено відстань до моря, зручності в номері і наявність басейну.

БІБЛОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Вендров А. Проектирование программного обеспечения экономических и информационных систем. Москва : Финансы и статистика, 2006. 544 с.
2. Agafonova, L., Agafonova, O. Tourism, hotel and restaurant business: pricing, competition, state regulation. Kiev : Znannya, 2002. 351 p.
3. Assaf A. George, Tsionas Mike G. Bayesian dynamic panel models for tourism research. *Tourism Management*. 2019. Vol. 75. P. 582–594.

4. Kun Z., Ye C., Chunlin L. Discovering the tourists' behaviors and perceptions in a tourism destination by analyzing photos' visual content with a computer deep learning model: The case of Beijing. *Tourism Management*. 2019. Vol. 75. P. 595–608.
5. Kuleshova N., Polyakova O. Marketing strategy of a tourism enterprise: models of formation and evaluation: a monograph. Kharkiv : Publishing house KNUE S. Kuznets, 2015. 220 p.
6. Офіційний сайт Букінгу. URL: <https://partner.booking.com/en-gb/ayuda/analytics-and-reports-your-property> (дата звернення: 07.05.2020).
7. Innovations in the restaurant business. URL: <http://prohotelia.com.ua/2013/02/restaurantinnovation/> (дата звернення: 25.04.2020).
8. Booking.com's Analytics and Opportunity Centre. URL: <https://news.booking.com/bookingcoms-analytics-and-opportunity-centre> (дата звернення: 07.05.2020).
9. Kramar O. Breaking through the asphalt. What's happen with Ukraine's exports? *The Ukrainian week*. 2018. Vol. 6(124), pp. 24–25.
10. Xie X. Economic Integration and Economic Growth with Science-Pushed Industrial Innovation. *Review of International Economics*. 2018. Vol. 7, pp. 613–624.

REFERENCES:

1. Vendrov A. (2006). Software Design of Economic and Information Systems. Moscow: Finance and statistics, 544 p.
2. Agafonova L., Agafonova O. (2002). Tourism, hotel and restaurant business: pricing, competition, state regulation. Kiev: Znannya, 351 p.
3. Assaf A. George, Tsionas Mike G. (2019). Bayesian dynamic panel models for tourism research. *Tourism Management*, vol. 75, pp. 582–594
4. Kun Z., Ye C., Chunlin L. (2019). Discovering the tourists' behaviors and perceptions in a tourism destination by analyzing photos' visual content with a computer deep learning model: The case of Beijing. *Tourism Management*, vol. 75, pp. 595–608.
5. Kuleshova N., Polyakova, O. (2015). Marketing strategy of a tourism enterprise: models of formation and evaluation: a monograph. Kharkiv, Publishing house KNUE S. Kuznets, 220 p.
6. Official web page of Booking. URL: <https://partner.booking.com/en-gb/ayuda/analytics-and-reports-your-property> (last accessed 07.05.2020).
7. Innovations in the restaurant business. URL: <http://prohotelia.com.ua/2013/02/restaurantinnovation/> (last accessed 25.04.2019).
8. Booking.com's Analytics and Opportunity Centre. URL: <https://news.booking.com/bookingcoms-analytics-and-opportunity-centre/> (last accessed 07.05.2020).
9. Kramar O. (2018). Breaking through the asphalt. What's happen with Ukraine's exports? *The Ukrainian week*, vol. 6(124), pp. 24–25.
10. Xie X. (2018). Economic Integration and Economic Growth with Science-Pushed Industrial Innovation. *Review of International Economics*, vol. 7, pp. 613–624.

Стаття надійшла до редакції 07.05.2020.
The article was received 07 May 2020.