

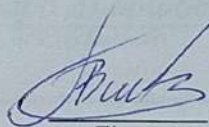
ДИПЛОМНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Вплив короткострокової аренди на стан індустрії на базі
аналітичного підходу

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-18-2



Підпис

В.А. Панчук

Ініціали, прізвище

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КНІТ



Підпис

Е.А. Манзюк

Ініціали, прізвище

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КНІТ



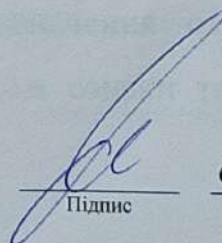
Підпис

Р.О. Багрій

Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КНІТ, д.т.н., професор



Підпис

О.В. Бармак

Ініціали, прізвище

7 12 2020 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет програмування та комп'ютерних і телекомунікаційних систем

Кафедра комп'ютерних наук та інформаційних технологій

Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій

(підпис)

д.т.н., професор О.В. Бармак

« 7 » 9 2020 року

**ЗАВДАННЯ
НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема дипломної роботи магістра: «Вплив короткострокової аренди на стан індустрії на базі аналітичного підходу»
2. Завдання видано студенту Панчук Владислав Анатолійович
(прізвище, ім'я, по батькові)
3. Керівник роботи к.т.н., доцент Манзюк Едуард Андрійович.
(прізвище, ім'я, по батькові)
4. Затверджені наказом університету від « 9 » 9 2020 р. № 92
5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – проведення дослідження з метою розробки методів визначення впливу короткострокової аренди на стан індустрії та знаходження факторів впливу з прогностичними оцінками ефективності сервісу. Об'єктом дослідження є порівняння методів машинного навчання для встановлення прогностичної оцінки та аналітичні підходи визначення ознак. Предметом дослідження є дані про діяльність галузі, а також ознаки та класифікатори, використовувані в задачах прогнозування.

Реферат

Дипломна робота магістра присвячена дослідженню впливу короткострокової аренди на стан індустрії на базі аналітичного підходу.

Актуальність теми. В магістерській проведенні дослідження впливу короткострокової аренди на стан індустрії рентування житла та проведено порівняння з такими класичними сервісами як готельні послуги. В роботі розроблено та реалізовано аналітичний підхід з використанням засобі машинного навчання по аналізу прогнозованості завантаження приватних житлових сервісів та проведено аналіз впливу на індустрію адміністративних факторів. За адміністративні фактори прийнято обмеження та регулювання місцевої влади в сфері адміністрування сервісу послуг зі здачі приватного житла в короткостроковий найм.

Метою дослідження є проведення дослідження з метою розробки методів визначення впливу короткострокової аренди на стан індустрії та знаходження факторів впливу з прогностичними оцінками ефективності сервісу.

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні **задачі**:

- провести дослідження факторів впливу на ефективність діяльності короткострокової аренди;
- провести порівняння застосованих методів прогнозування заповненості житлового сервісу.
- провести аналіз зональності розташування пропонованого сервісу.

При цьому передбачається розв'язок таких **підзадач**, як

- попередня обробка даних;
- визначення факторів впливу на цільову функцію;
- розробка моделей прогностичної оцінки;
- вибір моделей, виділення ознак і застосування методів машинного навчання для отримання інформації про відповідні параметри;
- тестування методів та підходів;

– програмна реалізація пропонованих методик дослідження.

Об'єктом дослідження є порівняння методів машинного навчання для встановлення прогностичної оцінки та аналітичні підходи визначення ознак.

Предметом дослідження є дані про діяльність галузі, а також ознаки та класифікатори, використовувані в задачах прогнозування.

Визначення та аналіз факторів впливу на предметну область а саме на індустрію є важливим етапом в процесі дослідження ефективності діяльності. Тому цьому аспекту приділяється значна увага, оскільки він є ключовим фактором та обґрунтовує саму мету проведення подібних досліджень. Також визначено та проаналізовано подібні та дуже близькі за змістовною частиною дослідницькі роботи і встановлено головні фактори впливу та розроблено порівняльні методи аналізу ефективності діяльності індустрії.

Достовірність результатів забезпечується проведенням досліджень з порівнянням альтернативних моделей розробки та аналізу отриманих результатів.

Регулювання конкуренції через державну політику, яка контролює входження в галузь або коригує частку ринку, може призвести до негативних наслідків. В галузі, де конкуренція сильно регулюється, фірми будуть менше перейматися ринком і більш зайняті справою з регуляторами, що робить галузь менш динамічною. На ринку обмеженої конкуренції профіцит клієнтів може бути зменшений, тоді як надлишок виробників може бути нарощений. Наприклад, готельні фірми можуть отримати відкладену вигоду в якості іншого наявності іншого виробника на цьому ринку.

Основною метою нашого проекту було вивчити методи дослідження рентабельності інвестицій оренди нерухомості, в короткостроковій і довгостроковій перспективі, з використанням методів машинного навчання. Після цього тривалого дослідження, мета буладо сягнута. Однак, необхідно удосконалити методологію до розробки та впровадження інструменту.

Модель Airbnb представляє дуже низький R^2 0.41. Основною причиною може бути відсутність офіційних і надійних даних, наданих Airbnb щодо доходів і заповнюваності своїх користувачів. Це збільшило складність розробки моделі для майбутніх списків, без використання найвпливовіших аспектів даних і тільки з використанням атрибутів даних. Другорядна мета полягала в тому, щоб зрозуміти, як і які змінні впливають на ціни оренди нерухомості. Насправді, коли проаналізували графік змінної важливості на етапі моделювання, могли чітко бачити, який з них був найбільш актуальним, тому що вони, як правило, повторюються в кожній моделі. Однак, коли аналізували дані, на Power BI і досліджували поведінку цих змінних, щоб знайти шаблон, не змогли знайти чіткого зв'язку між даними і тим, що кращою угодою була надана Airbnb або Idealista. Разом з тим, кращі моделі залучали поєднання складних моделей, є необхідність інструменту підтримки окремих моделей щодо процесу прийняття рішень, модель оренди яких є найбільш підходящою для кожного будинку.

Практична значимість дослідження полягає в тому, що проведені дослідження та результати можуть бути застосовні для різних регіональних конфігурації подібних сервісів та змінюватися в залежності від набору значимих даних.

В цілому, як задокументувала Всесвітня рада з подорожей та туризму, туризм та туристична галузь несе відповідальність за близько 10 відсотків світового ВВП та робочих місць, а сегмент короткострокової оренди являє собою швидко зростаючу частку цього ринку. Це величезні економічні галузі, і зміни, які вони зазнають, є впливовими на всю економіку. Особи, компанії та уряди, які адаптуються до них, можуть використати їх переваги, посилюючи економіку і життя.

За допомогою цього дослідження також прагнули надати рекомендації, щоб зрозуміти швидко зростаючий ринок оренди житла і, можливо, допомогти прийняттю рішень з позитивним соціальним впливом. З огляду на це, бажано також провели дослідження, де могли б порівняти прогнози моделі з

фактичними властивостями Airbnb. В нашому аналізі, тільки 10% наявних будинків мали кращу угоду з допомогою Airbnb. Це приводить до припущення, що власники нерухомості в Airbnb, можуть заробляти більше, повертаючись до традиційної моделі оренди. З цією інформацією, необхідно створити, наприклад, стимули для власників нерухомості Airbnb в сферах житлових питань через оренду Airbnb.

Апробація дипломної роботи

Основні положення і результати роботи опубліковані в збірнику наукових праць – Панчук В. А. Аналітична система рекомендацій закладів харчування на основі відгуків та рейтингу / В. А. Панчук, Т. К. Скрипник // Збірник наукових праць за матеріалами Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук - 2020» Хмельницький, 2020, – С.300-302.

Структура та обсяг роботи. Дипломна робота магістра складається з завдання, реферату, змісту, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 49 найменувань та додатків. Загальний обсяг дипломної роботи магістра становить 75 сторінок, з них 68 сторінок основного тексту та 2 сторінки додатків. в роботі наведено 20 рисунків та 3 таблиці.

Ключові слова: визначення ознак, класифікація, аналіз даних.

Зміст

Вступ.....	9
Розділ 1	13
Аналіз сфери послуг з надання ренти	13
1.1 Опис предметної області	13
1.2 Зростання сфери послуг	16
1.3 Тенденції розвитку	19
1.4 Розвиток бізнес-моделі	21
1.5 Постановка задачі.....	25
Висновок до розділу 1.....	25
Розділ 2	27
Визначення структурних показників та формування даних.....	27
2.1 Визначення основних факторів впливу	27
2.1 Структура показників	29
2.3 Методологія порівняння регулювання.....	32
2.4 Оцінка моделі	34
Висновки до розділу 2	42
Розділ 3	43
Розробка системи прогнозування заповнюваності.....	43
3.1 Дослідження прогнозованого рівня заповнюваності житла	43
3.1.1 Нейронні мережі.....	43
3.1.2 Випадковий ліс і баггінг	48
3.1.3 Підвищення градієнта	50
3.1.4 К-найближчих сусідів	52
3.2 Оцінка моделей	53
Висновки до розділу 2	56

Розділ 4	58
Дослідження ефективності системи прогнозування	58
4.1 Візуалізація та аналітика даних.....	58
4.2 Візуалізація довгострокової оренди та даних про житло	62
4.3 Теплова карта	64
Висновки до розділу 4	66
Загальні висновки.....	67
Перелік посилань	69
Додатки	

Вступ

Актуальність теми. В магістерській проведенні дослідження впливу короткострокової аренди на стан індустрії рентування житла та проведено порівняння з такими класичними сервісами як готельні послуги. В роботі розроблено та реалізовано аналітичний підхід з використанням засобі машинного навчання по аналізу прогнозованості завантаження приватних житлових сервісів та проведено аналіз впливу на індустрію адміністративних факторів. За адміністративні фактори прийнято обмеження та регулювання місцевої влади в сфері адміністрування сервісу послуг зі здачі приватного житла в короткостроковий найм.

Метою дослідження є проведення дослідження з метою розробки методів визначення впливу короткострокової аренди на стан індустрії та знаходження факторів впливу з прогностичними оцінками ефективності сервісу.

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні задачі:

- провести дослідження факторів впливу на ефективність діяльності короткострокової аренди;
- провести порівняння застосованих методів прогнозування заповненості житлового сервісу.
- провести аналіз зональності розташування пропонованого сервісу.

При цьому передбачається розв'язок таких підзадач, як

- попередня обробка даних;
- визначення факторів впливу на цільову функцію;
- розробка моделей прогностичної оцінки;
- вибір моделей, виділення ознак і застосування методів машинного навчання для отримання інформації про відповідні параметри;
- тестування методів та підходів;
- програмна реалізація пропонованих методик дослідження.

Об'єктом дослідження є порівняння методів машинного навчання для встановлення прогностичної оцінки та аналітичні підходи визначення ознак.

Предметом дослідження є дані про діяльність галузі, а також ознаки та класифікатори, використовувані в задачах прогнозування.

Визначення та аналіз факторів впливу на предметну область а саме на індустрію є важливим етапом в процесі дослідження ефективності діяльності. Тому цьому аспекту приділяється значна увага, оскільки він є ключовим фактором та обґрунтовує саму мету проведення подібних досліджень. Також визначено та проаналізовано подібні та дуже близькі за змістовною частиною дослідницькі роботи і встановлено головні фактори впливу та розроблено порівняльні методи аналізу ефективності діяльності індустрії.

Достовірність результатів забезпечується проведенням досліджень з порівнянням альтернативних моделей розробки та аналізу отриманих результатів.

Регулювання конкуренції через державну політику, яка контролює входження в галузь або коригує частку ринку, може призвести до негативних наслідків. В галузі, де конкуренція сильно регулюється, фірми будуть менше перейматися ринком і більш зайняті справою з регуляторами, що робить галузь менш динамічною. На ринку обмеженої конкуренції профіцит клієнтів може бути зменшений, тоді як надлишок виробників може бути нарощений. Наприклад, готельні фірми можуть отримати відкладену вигоду в якості іншого наявності іншого виробника на цьому ринку.

Основною метою нашого проекту було вивчити методи дослідження рентабельності інвестицій оренди нерухомості, в короткостроковій і довгостроковій перспективі, з використанням методів машинного навчання. Після цього тривалого дослідження, мета була досягнута. Однак, необхідно удосконалити методологію до розробки та впровадження інструменту.

Модель Airbnb представляє дуже низький R^2 0.41. Основною причиною може бути відсутність офіційних і надійних даних, наданих Airbnb щодо доходів і заповнюваності своїх користувачів. Це збільшило складність розробки моделі для майбутніх списків, без використання найвпливовіших аспектів даних і тільки з використанням атрибутів даних. Другорядна мета полягала в тому, щоб зрозуміти, як і які змінні впливають на ціни оренди нерухомості. Насправді, коли проаналізували графік змінної важливості на етапі моделювання, могли чітко бачити, який з них був найбільш актуальним, тому що вони, як правило, повторюються в кожній моделі. Однак, коли аналізували дані, на Power BI і досліджували поведінку цих змінних, щоб знайти шаблон, не змогли знайти чіткого зв'язку між даними і тим, що кращою угодою була надана Airbnb або Idealista. Разом з тим, кращі моделі залучали поєднання складних моделей, є необхідність інструменту підтримки окремих моделей щодо процесу прийняття рішень, модель оренди яких є найбільш підходящою для кожного будинку.

Практична значимість дослідження полягає в тому, що проведені дослідження можуть бути застосовні для різних регіональних конфігурації подібних сервісів та змінюватися в залежності від набору значимих даних.

В цілому, як задокументувала Всесвітня рада з подорожей та туризму, туризм та туристична галузь несе відповідальність за близько 10 відсотків світового ВВП та робочих місць, а сегмент короткострокової оренди являє собою швидко зростаючу частку цього ринку. Це величезні економічні галузі, і зміни, які вони зазнають, є впливовими на всю економіку. Особи, компанії та уряди, які адаптуються до них, можуть використати їх переваги, посилюючи економіку і життя.

За допомогою цього дослідження також прагнули надати рекомендації, щоб зрозуміти швидко зростаючий ринок оренди житла і, можливо, допомогти прийняттю рішень з позитивним соціальним впливом. З огляду на це, бажано також провели дослідження, де могли б порівняти прогнози моделі з

фактичними властивостями Airbnb. В нашому аналізі, тільки 10% наявних будинків мали кращу угоду з допомогою Airbnb. Це приводить до припущення, що власники нерухомості в Airbnb, можуть заробляти більше, повертаючись до традиційної моделі оренди. З цією інформацією, необхідно створити, наприклад, стимули для власників нерухомості Airbnb в сферах житлових питань через оренду Airbnb.

Розділ 1

Аналіз сфери послуг з надання ренти

1.1 Опис предметної області

Поява Airbnb, безсумнівно, є однією з найбільш значущих і трансформативних останніх подій у світовому туристичному секторі. Незважаючи на те, що Airbnb існує лише приблизно 10 років, зробивши революцію в віковій практиці однорангового житла з новою технологічною платформою дистрибуції, компанія створила своєчасне нововведення, яке виросло швидше, ніж практично будь-хто очікував. Airbnb тепер розширився до того, що це впливає на деякі традиційні будинки туризму, перетворюючи незліченну кількість людей в мікро-підприємців по наданню житла та роблячи розміщення туризму основним питанням політики в містах по всьому світу. Незважаючи на те, що Airbnb далеко не єдина компанія, присвячена короткостроковій оренді, завдяки своїм величезним розмірам і величезним впливам, більшість погодиться з тим, що Airbnb є найважливішою компанією свого типу, і вона стала плакатом так званої "спільної економіки". Отже, академічні дослідження короткострокової оренди в певних країнах часто не дивилися на Airbnb, однак ця область досліджень значно зросла в останні роки. Ця робота являє собою дослідження, спеціально орієнтоване на Airbnb.

Airbnb - це онлайн-платформа, через яку фізичні особи можуть орендувати свої помешкання як розміщення туристів. Ці помешкання, як правило, тягнуть за собою або "все місце" (будинок, кондомініум і т.д.) або "приватну кімнату" в резиденції, де господар також присутній. Різноманітна інвентаризація Airbnb додатково включає в себе деякі досить екзотичні помешкання (замки, іглу, будиночки на деревах тощо), а списки Airbnb варіюються від досить скромних до надзвичайно розкішних.

Для "гостей" процес пошуку та бронювання житла Airbnb відносно схожий на використання онлайн-туристичного агентства (наприклад, Expedia), хоча процес бронювання може вимагати деякого особистого спілкування з "хостом". Для хостів, які володіють та / або керують списками Airbnb, платформа Airbnb пропонує можливість вільно і майже без зусиль стати постачальником туристичного житла - розміщуючи описи та фотографії свого житла, спілкуючись з потенційними гостями та приймаючи бронювання та платежі з усього світу [2].

На відміну від чистих платформ ренти, таких як Craigslist або дистриб'юторні платформи, такі як Expedia, Airbnb бере участь у численних аспектах транзакцій, які він полегшує. Найочевидніше, Airbnb обробляє платежі від гостей до хостів і заробляє гроші, стягуючи "сервісний збір" (тобто комісійний відсоток) від обох сторін.

Важливо що Airbnb також закликає як гостей, так і господарів публічно переглядати один одного, що допомагає сприяти довірі, необхідної для процвітання такої послуги. Airbnb також сприяє довірі та безпеці, пропонуючи різні заходи з перевірки особи, безкоштовний захист від пошкодження майна ("Гарантія хоста"), безкоштовне страхування відповідальності ("Страхування захисту хостів") та "Політику повернення відгуків", яка захищає від таких питань, як неточні описи лістингу. Крім того, Airbnb представив різні нововведення для подальшого вдосконалення та розширення своїх послуг.

Деякі з його більш примітних нововведень включали функцію "Миттєве бронювання", яка дозволяє негайно розміщувати деякі бронювання, без явного схвалення хоста; значок статусу «Суперхост» для особливо активних і добре розглянутих господарів; фільтр "Для робочих поїздок", який виділяє списки, відповідні для ділових поїздок; і значок статусу "Airbnb Plus" для високоякісних списків, які були особисто перевірені представником Airbnb [3]. Крім того, Airbnb співпрацює з кількома компаніями з управління подорожами з метою

полегшення корпоративних подорожей, а останнім часом навіть співпрацює з забудовником з нерухомості для будівництва житлових комплексів, призначених для оренди Airbnb. Airbnb також поширився за межі житла в туризмі, і тепер додатково обробляє бронювання ресторанів і пропонує "Досвід", які передбачають екскурсії або інші екскурсії на чолі з місцевими гідами.

З огляду на різноманітний продуктивний портфель Airbnb і величезну популярність, можна не врахувати той факт, що компанія була заснована зовсім недавно, в 2008 році. Використання Airbnb було обмежене, але, починаючи з 2011 року, компанія почала дуже швидко зростати [4].

Світ короткострокової оренди, Airbnb верхівка айсберга, коли справа доходить до того, як швидко масштабні зміни приходять до нерухомості та готельних підприємств через спільну економіку. Замість того, щоб купувати або підписувати оренду для конкретного місця проживання або офісу, люди одного дня будуть мати варіанти членства з компаніями, які гарантують житлову аренду в будь-якому зі своїх об'єктів по всьому світу.

Поява і швидке розширення спільної економіки змінюють галузь житла. Аватаром цієї зміни, звичайно, є підйом Airbnb, який виріс з справи Сан-Франциско під назвою "Airbed and Breakfast" в глобального гравця - але зміна набагато ширша. Ряд основних короткострокових гравців оренди в даний час пропонують більше мільйона списків кожен, і інвестиції вливаються. Готельна індустрія почала впроваджувати інновації та адаптуватися у відповідь. Десятки, і, ймовірно, сотні допоміжних компаній з'являються (а іноді з'являються знову), пропонуючи господарям і гостям нові послуги і нові способи подорожувати. Кілька компаній експериментують з тим, що співзасновник Homelike Дастін Фігдз назвав "життя як послуга". Ці розробки створюють можливості (нові бізнес-моделі, нові компанії, нові робочі місця), труднощі («творче знищення») і виклики (як уряди управляють, регулюють, оподатковують і витягують вигоди від житла, які альтернативи житлу і комерції) [5].

Деякі підхоплюють ці події, інші роблять все можливе, щоб ігнорувати їх або змусити їх піти. Але, як зазначає Френсіс С. С. Йео, професорський науковий співробітник з підприємництва в Школі обчислювальної техніки Національного університету Сінгапуру, «Це велика хвиля – цунамі – ось і наближається, і ви повинні визнати і керувати нею. Марно намагатися боротися». Раджеєв Менон, генеральний директор Marriott в Азіатсько-Тихоокеанському регіоні (за винятком Китаю), погоджується: "Це бізнес-модель, яку потрібно використовувати, щоб залишитися" [7].

Оскільки ці зміни тривають – і навіть прискорюються – питання, яке багато людей ставлять: "Як виглядатиме майбутнє".

Одна точка зору: сектор буде продовжувати зростати, набагато швидше, ніж традиційна економіка оренди. Деякі з найкращих районів будуть Азія, ділові поїздки і тисячолітні видатні місця. Бізнес-моделі зміняться, з готелями та короткостроковими розміщеннями, щоб навчатись один від одного; типи подорожей будуть розмиті. Допоміжні галузі будуть розширюватися, щоб заповнити екосистему, і з ними зайнятість буде продовжувати змінюватися. І уряди, які дивляться вперед і адаптуються до цих подій, отримують значні вигоди для своїх економік і своїх громад.

1.2 Зростання сфери послуг

Спільна економіка, включаючи короткострокові аренли, швидко зростає. Вже зараз, Booking Homes (входить до групи Booking Holdings) має понад 5,6 млн листингів у 227 країнах, в середньому 1,5 млн ночей проживання заброньованих щодня; Airbnb має понад 5 мільйонів списків у 191 країні, з 400 мільйонами сукупних гостей; HomeAway більше 2 мільйонів списків в 190 країнах; Agoda (також входить до складу Booking Holdings) має понад 1,1 млн

об'єктів нерухомості; і Tujia має більше 1 мільйона списків в 300 китайських містах і глобальних місцях.

Експерти туристичної індустрії Skift прогнозували в 2017 році, що загальний світовий дохід від місцевого сектору приймаючої промисловості досягне 169 млрд доларів США до кінця 2018 року [8]. А керівники щорічного саміту HomeAway у 2017 році підраховали, що загальний місцевий ринок хостів зростає в два-чотири рази швидше, ніж світова економіка. Це зростання буде продовжуватися: HomeAway також виявив, що 82% поточних користувачів планували знову залишитися в місцевій оренди хоста.

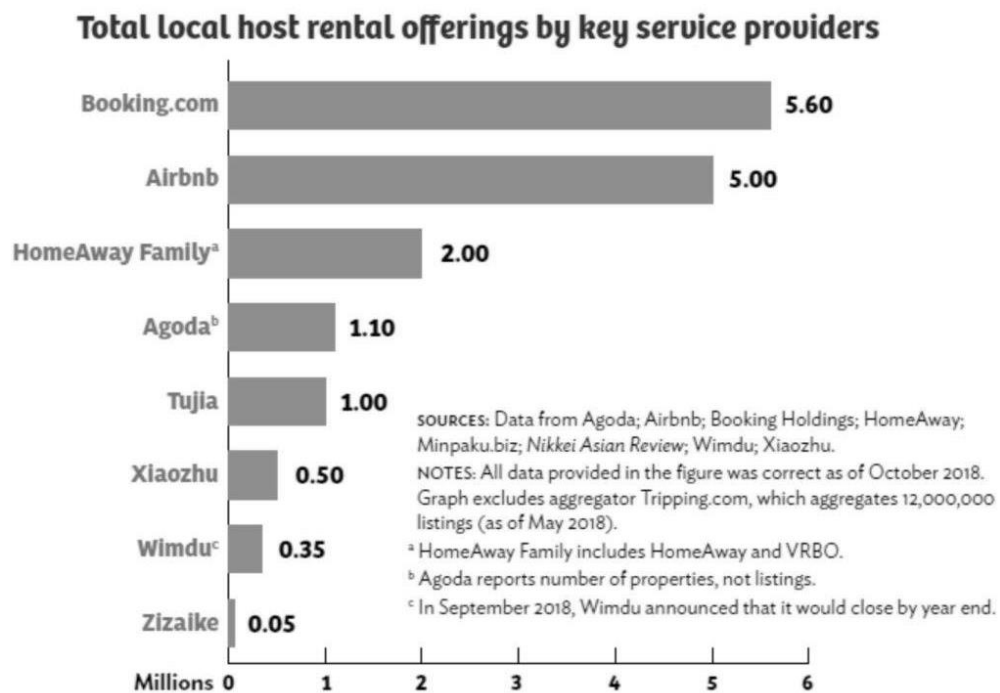


Рисунок 1.1 – Загальна пропозиція сервісу ренти [9]

З огляду на таке прискорення, навряд чи дивно, що інвестори стікаються в сектор короткострокової оренди; Дійсно, Ендрю Макконнелл, генеральний директор ринку управління Rented.com, описав ринок як "золоту лихоманку". Тільки в 2017 році китайські гравці Туцзя і Сяожу разом залучили понад \$ 500 млн нового фінансування від таких інвесторів, як Ctrip.com International Ltd.,

Morningside Ventures і Capital Today. Brookfield Property Partners поклала \$ 200 млн в спільне підприємство Airbnb з девелопером нерухомості Niido для запуску "Niido Powered by Airbnb", розробок, в яких орендарі можуть орендувати свої підрозділи до 180 днів на рік. Короткострокові можливості, іншими словами, утворюються на довгостроковому ринку нерухомості [10].

Азія є епіцентром спільної економіки. Дослідження Nielsen показало, що жителі Азіатсько-Тихоокеанського регіону були найбільш охочими в світі брати участь в обміні, з 81% готові орендувати або ділитися активами інших і 78% готові орендувати або ділитися своїми власними (проти глобальних показників 66% і 68%), а з топ-10 країн, швидше за все, це зробити, чотири знаходяться в Азії: Китай, Філіппіни, Таїланд та Індія. І з 135 мільйонів мандрівників (Всесвітня туристична організація ООН), Китай добре позиціонується, щоб вплинути на глобальні тенденції.

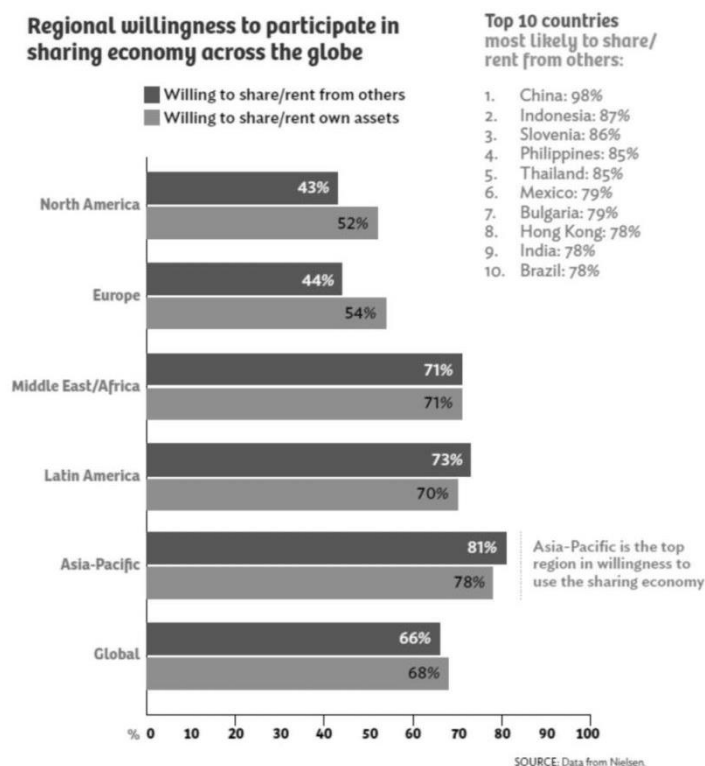


Рисунок 1.2 - Регіональна готовність брати участь у спільній економіці по всьому світу [6]

1.3 Тенденції розвитку

Бізнес-мандрівники витратили \$1,3 трлн в 2016 році, розширившись з 6% до 7% щорічно, за даними Глобальної асоціації ділових подорожей. Хоча ділові поїздки в місцевій оренді хостів "все ще знаходяться в зародковому стані", тенденція зростає, за словами Джеффри Манхаймера, співзасновника короткострокового агрегатора оренди Tripping.com. Як Booking.com, так і Airbnb тепер пропонують варіанти, спрямовані на ділові поїздки (з такими функціями, як Wi-Fi, самостійна реєстрація заїзду та більш гнучка політика скасування), а American Express Global Business Travel вже співпрацює з Airbnb для полегшення витрат. Все більше і більше людей поєднують ділові та туристичні подорожі, практика, яка добре підходить для короткострокової оренди.

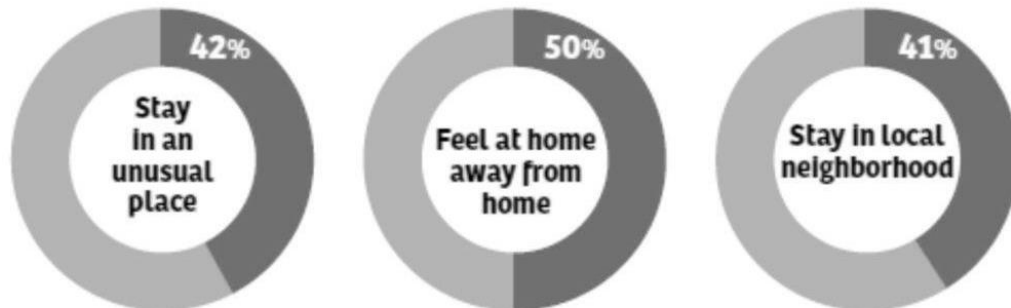
Ця тенденція та інші особливо помітні серед швидкозростаючого сегменту мандрівників. Сім з 10 бізнес-мандрівників хочуть залишитися в місцевій оренді хостів через досвід, який вони отримали, відповідно до Condé Nast Traveler.

Ключовим фактором цієї зміни насправді можуть бути молоді люди. "Є 1,2 мільярда з них по всьому світу, більше половини з яких знаходяться в Азії", сказав Турохас Фуад, керуючий директор WeWork Південно-Східної Азії. "Молоді люди роблять щось по-іншому" [4]. Дійсно, опитування Hipmunk показало, що 44% мандрівників віддають перевагу місцевій оренді хостів готелям, а опитування Expedia зазначило, що 62% молодих людей були готові продовжити свої подорожі після відрядження, щоб випробувати місцеве життя. Подорожі також диференційовані іншими способами: за даними BCG, молоді люди планують наперед і подорожують на більш тривалі періоди, ніж літні споживачі; вони дивляться на агрегатори, онлайн туристичні агентства та

метапошукові двигуни для угод; і вони значною мірою покладаються на рекомендації та відгуки однолітків.

Seven in 10 millennial business travelers want to stay in local host rentals.

These are the reasons why:



SOURCE: Data from Condé Nast Traveler.

Рисунок 1.3 - Сім з десяти мандрівників хочуть зупинитися на оренді місцевих власників [3]

Для компаній, які хочуть захопити тисячолітній ринок, інновації - це основа розвитку. Цей ринок не малий: тільки в Китаї проживає 400 мільйонів молодих людей, а в доповіді Forbes за 2018 рік цитується дослідження, що оцінює світовий ринок подорожей на суму понад \$200 млрд [6].

Навколишнє середовище теж має значення. Посилаючись на дослідження поведінки споживачів компанії «Делойт», Credit Suisse заявила, що молоді люди є «найбільш стійким поколінням». На них сильно впливають такі тенденції, як перехід до "обміну замість споживання" через однорангові економіки. В опитуванні TripAdvisor 2017 року, яке цитує Chicago Tribune, також зазначалося, що "майже дві третини мандрівників планують зробити більш екологічно обґрунтований вибір протягом наступного року". Спільні номери можуть бути кращими, ніж готелі, оскільки як гості, так і господарі, як правило, зберігають ресурси більше в домашній обстановці, ніж у готелях; тому що обмін досвідом

дозволяє отримати більше користі з існуючих активів; також перебування в житлових районах балансує навантаження навколо міст більше, ніж перебування гостей в готелях.

1.4 Розвиток бізнес-моделі

В природі бізнес-моделей змінюватись. Спільне розміщення (ліжко і сніданок) далеко не нове, але сектор виріс дуже швидко за останні пару десятиліть з двох основних причин. Однією з них є зростання і зміна попиту, прив'язана до високою вартістю готелів на міських ринках, необхідність додаткової пропозиції, створеної спеціальними заходами, потребами в сімейних подорожах (особливо пральні та кухні). А інша, звичайно ж, технологія – подорожчання онлайн-подорожей.

"У міру розвитку ринку короткострокова оренда і готелі починають нагадувати один одного". Цікаво, що в міру розвитку ринку короткострокова оренда і готелі починають нагадувати один одного. Оскільки послуги короткострокової оренди розширюються, попит клієнтів штовхає їх до готелів, з більшою стандартизацією, легкою реєстрацією заїзду та більш повною орендою (на відміну від спалень у будинку власника). Еррол Кук, глобальний віцепрезидент Agoda з партнерських послуг, зазначив: "В кінцевому підсумку це може бути кілька великих, глобальних брендів, які контролюють простір - особливо ті, які працюють в цьому напрямку, маркетингу та додаткових потоків доходів, таких як готелі, консьерж-сервіс та спільноти". Короткостроковий ринок комерціалізується [7].

І навпаки, готелі вже стають все більш локально сфокусовані. Генеральний директор Hyatt Hotels Марк Хопламазян врахував такі тенденції, як Airbnb, щоб зробити бренд Hyatt сильнішим. "Airbnb продемонстрував, що люди дійсно піклуються про міжособистісний людський обмін досвідом", - сказав він.

Airbnb має "фактично розширені можливості подорожі, і вони надихнули думати про те, як зробити бізнес". Hilton розробляє "локальні куратори" готелів; У готелі Singapore можна замовити реєстрацію заїзду на самообслуговуванні і комунальні робочі місця та місця для відпочинку. Яннік Менард, віце-президент Assog Hotels з продажу, маркетингу та дистрибуції для Верхньої Південно-Східної Азії зазначає: "Є новий бренд під назвою JO & JOE, який допомагає мандрівникам орендувати невеликий простір, який є дуже доступним і стосується зустрічі та зв'язку з місцевими жителями". Конкуренція стимулює інновації; кожна сторона вчиться з іншого боку.

Оренда не може конкурувати з п'ятизірковими готелями в кожній області, але з'являється екосистема допоміжних послуг якв повторює, а в деяких випадках навіть розширюється, модель-готель. Деякі з найбільш важливих нових послуг включають LuggageHero, послуги зберігання багажу; Clean (хімчистка і пральня); Drizly, додаток для доставки пива, вина та спиртних напоїв; Zeel (масаж в той же день і спа-процедури); Glamsquad (косметичні послуги); Palmster (веломаршрути та зустрічі з місцевими тренерами); і Helpr, який надає скринінг постачальників послуг догляду за дітьми протягом трьох годин повідомлення. І хоча ці послуги, можливо, були розроблені з оренди, вони працюють на готелі, теж. У деяких випадках вони можуть витіснити існуючі пропозиції (наприклад, додатки доставки їжі, що замінюють обслуговування номерів), але вони дозволяють готелям пропонувати аутсорсингові послуги, які вони могли б в іншому випадку не надавати взагалі. Модель-готель і надалі буде розвиватись і перенастроюватись.

Концепція спільного простору змінюється як і інші частини життя. Корея має "офіснители" (міські будівлі як з функціями "офісу", так і "готельного" з середини 1980-х років, але ця концепція розширюється на набагато більш швидкому просторі через виняткове зростання WeWork. Запущений в 2010 році для забезпечення гнучких офісних приміщень з функціями (наприклад,

комунальні простори; безкоштовне пиво і кава), WeWork швидко зростає по всьому світу, і сама розвивається. Їх новий продукт WeLive, наприклад, пропонує будівлі, жителі яких можуть брати участь у спільному харчування, кіноночах і заняттях йогою - а також доступ до Інтернету і кабелю, а також щомісячні послуги прибирання. У травні 2017 року компанія оголосила WeWork Wellness, з комунальними заняттями в тренажерному залі. Через півроку з'явилися новини про WeGrow – класні школи в будівлях WeWork, з поєднанням традиційних навчальних та бізнес-орієнтованих тем. "Продукти змінюються і потребують змін", - говорить Фуад, в тому, що може бути мантрою для спільної економіки в цілому. "Ми заповнюємо порожнечу того, що люди шукають" [8].

"Медичні виплати та пенсійні плани, як правило, не призначені для економіки, і відповідь не може бути, щоб змусити працівників жити без них". Однією з проблемних особливостей про нерухомість, як це традиційно вдалося, є те, що вона «містка» – і місткість досить велика. Оренда житлових приміщень працює мінімум на рік, комерційна оренда на три-п'ять років або навіть більше. З огляду на те, що підприємства, як правило, ростуть і скорочуються, видатки на оренду часто досить погано підходить, при цьому компанії змушені платити за простір, який їм не потрібен в моменті, і втиснулися в площі до інших компаній. Більш гнучка модель спільного використання економіки набагато краще підходить для потоку ділового світу. Зважаючи на цю закономірність, З'являється стартап та намагається зарекомендувати себе як "Airbnb для роздрібною торгівлі".

Очікується побачити більше такого роду гнучкості, як вдома, так і на роботі, (хоча ці терміни більше не можуть бути протилежними). Замість того, щоб купувати або підписувати оренду для конкретного місця проживання або офісу, люди одного дня швидше виберуть варіанти членства з компаніями, які гарантують простір в будь-якому зі своїх об'єктів по всьому світу - це головне для двадцять першого століття. Спільне життя розшириться за межі нових

вікових середовищ, пропонуючи можливість жителям створити свої власні бізнеси на інформаційних технологіях. Так само, як і з bike-sharing і ride-sharing, концепція власності може все більше по можливості розширена - як запропонувала Boston Consulting Group - концепції "все як послуга" - життя, в якому активи стають функціями. Ринок нерухомості змінюється від своєї нинішньої жорсткої структури, щоб стати все більш схожим на життя, все більш органічним.

Як вже зазначалися, ці зміни не приходять без зривів. Іншою стороною спільної економіки є "гіга економіка", в якій постійні, повний робочий день замінені - повністю або частково - випадковими або серійними тимчасовими ролями. Такі робочі місця надають великі переваги людям на певних етапах їх професійного життя, але можуть бути дуже важкими для інших, оскільки вони драматичні, зокрема, зникнення і падіння таких послуг, як Uber, який мав протистояння з профспілками таксі та трудовим законодавством у містах як у США, так і в Азії. Медичні виплати та плани виходу на пенсію, як правило, не призначені для економіки, і важко змусити працівників жити без них.

Аналогічним чином, правила, призначені для готелів, офісів і квартир, не застосовуються легко і до короткострокової оренди. Пенсіонер, який орендує запасну спальню, не може очікувати, щоб відповідати тим же вимогам ліцензування та реєстрації, які будуть виконувати 500-кімнатний готель. Але альтернативи (забороняти здавати простір в оренду, щоб доповнити скромний дохід - і позбавляючи спільноту податкових і ділових доходів - або змушуючи працювати на землі, без ліцензування або перевірок безпеки) просто не працюють. Ліцензійні та регуляторні схеми потрібно пристосовувати до нової реальності - і вони повинні продовжувати бути гнучкими, якістю, не завжди пов'язаною з майновим законодавством.

1.5 Постановка задачі

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні задачі:

- провести дослідження факторів впливу на ефективність діяльності короткострокової аренди;
- провести порівняння застосованих методів прогнозування заповненості житлового сервісу.
- провести аналіз зональності розташування пропонованого сервісу.

При цьому передбачається розв'язок таких підзадач, як

- попередня обробка даних;
- визначення факторів впливу на цільову функцію;
- розробка моделей прогностичної оцінки;
- вибір моделей, виділення ознак і застосування методів машинного навчання для отримання інформації про відповідні параметри;
- тестування методів та підходів;
- програмна реалізація пропонованих методик дослідження.

Висновок до розділу 1

В цілому, як задокументувала Всесвітня рада з подорожей та туризму, туристична галузь несе відповідальність за близько 10 відсотків світового ВВП та робочих місць, а сегмент короткострокових аренд являє собою швидко зростаючу частку цього ринку. Це величезні економічні домени, і зміни, які вони зазнають, є потужними. Особи, компанії та уряди, які адаптуються до них, отримають значні вигоди, посилюючи економіку і життя.

Як і у випадках глобалізації, зміни, внесені спільною економікою, є новими, складними і часто непередбачуваними. Будуть переможці та переможені; і буде величезна потреба в коригувальних даних, які потрібно

обробляти. Але зміни, які відзначили в розвитку цього напрямку, в інших аспектах нерухомості, і в тому, як життя визначаються інформаційними технологіями, дуже реальні.

Розділ 2

Визначення структурних показників та формування даних

2.1 Визначення основних факторів впливу

За останнє десятиліття ставлення клієнтів до споживання перейшло до більш ресурсозберігаючої та ефективної культури споживання. Стратегії «Використання, а не володіння», такі як обмін продуктами, мають потенціал для використання та збереження ресурсів, а також зниження його ризику та його фіксованої вартості. Коортан сформував термін «спільна економіка» «будь-яким ринком, який використовує Інтернет для об'єднання розподілених мереж фізичних осіб для обміну або обміну активами, що недооцінюються іншим чином». Спільна економіка стала світовим явищем, змінивши традиційні способи того, як люди споживають послуги.

Зі зростанням спільної економіки, різні види нового бізнесу знову з'явилися, починаючи з обміну велосипедами, автомобілями та орендою квартир на замовлення, і споживачі з ентузіазмом прийняли послуги, пропоновані такими компаніями, як Airbnb, Uber та Zipcar. Наприклад, використовуючи окрему бізнес-платформу, Airbnb звернувся до клієнтів з унікальними атрибутами, конкурентоспроможною ціною, а також справжніми номерами та досвідом подорожей. У контексті індустрії гостинності та туризму, заснованої на концепції спільної економіки, зростає тенденція до відпрацьованої індустрії гостинності, впроваджуючи концепцію «запрошення незнайомих до себе додому» в модель для отримання прибутку про що оримано в попередньому розділі.

Однак, хоча мережевий бізнес аренди має багато переваг і стає новою тенденцією, він також має притаманні можливості для спаду. Однією з ключових причин спаду галузі є Airbnb який став провідним сектором розміщення і успішною альтернативою відпочинку готелю. У порівнянні з іншими

одноранговими платформами розміщення (наприклад, HomeAway і VRBO), які пропонують виключно висококласні списки розміщення або зосереджуються головним чином на будинках відпочинку замість первинних резиденцій, Airbnb є найбільш відомою компанією в своїй конкретній прикладній області, і вона являє собою частину більш загальної моделі компанії, яка дозволяє звичайним людям пропонувати розміщення туризму. Тому, беручи до уваги, що Airbnb є лідером ринку і найбільш задокументованим випадком в однорангових приміщеннях, поточне дослідження розглядає справу Airbnb як відображення феномену гостинності в мережі в цілому і має великі набори даних.

Зростання Airbnb впливає на індустрію гостинності як позитивними, так і негативними чинниками. Незважаючи на те, що він пропонує жителям можливість отримувати додатковий дохід, орендуючи свої об'єкти нерухомості, скарги на підвищення орендної плати, занепокоєння з приводу змін сусідства та питання безпеки були порушені. Це все частіше стосується короткострокової оренди, керованою комерційними інвесторами, які зацікавлені в платформі комерційної нерухомості. Замість того, щоб пропонувати туристам автентичні номери, комерційні оператори звертаються до туристів, які зацікавлені в пошуку недорогого житла.

Ці оператори купують житлову нерухомість, перетворюючи їх на постійні житла Airbnb. Крім того, такі списки, якими керують комерційні оператори, викликали проблеми, пов'язані з доступністю житла, доступністю житла, якістю житла, небезпечними туристичними помешканнями і навіть недобросовісною конкуренцією з традиційними готелями. Щоб впоратися з цими проблемами, вводять обмеження короткострокової оренди, яка була спрямована на зменшення списків. У своїй роботі зосереджуємося на впливі проходження цього регламенту на продуктивність Airbnb. Численні попередні дослідження щодо Airbnb розглянули його вплив на готельні індустрії, аналіз питань довіри, пошук бізнес-моделей і мотивів для обміну даними, а також вимірювання впливу

технологій на індустрію. Тим не менш, є відносно мало даних, які емпірично вивчили вплив урядових правил на продуктивність Airbnb, незважаючи на те, що зростає увага до регулювання цих видів платформ спільної економіки. Тому проаналізували списки Airbnb в Нью-Йорк і Вашингтоні після прийняття нового регламенту і представляємо нові емпіричні докази щодо впливу регулювання на продуктивність Airbnb в Нью-Йорк. Вибрали ці дані тому що вони є доступними для аналізу та мають достатній обсяг для досліджень.

Порівняння щомісячного доходу окремих об'єктів нерухомості в Нью-Йорк і постійному потоці до і після проходження регламенту пропонується адекватний підхід до оцінки впливу нового регулювання. На додаток до порівняння властивостей у двох столичних районах, цей аналіз включає в себе порівняння властивостей в Нью-Йорк, які підпадають під регулювання, оцінку впливу нового регулювання в більш комплексний спосіб.

Використовуючи різницю в різницях (DID difference in differences) оцінки, яка покращує можливість виявлення причинно-наслідкового ефекту, вивчаючи різницю між до- і пострегулюванням, це дослідження намагається більш ретельно вивчити вплив короткострокового регулювання оренди на Airbnb і тим самим, як очікується, збагатить досліджувану область.

На основі наших результатів робимо висновки і пояснюємо вплив на практику з аналізом та пропозиціями для майбутніх досліджень.

2.1 Структура показників

Спільна економіка стає новою тенденцією, що підживлюється розвитком інформаційно-комунікаційних технологій. Результати аналізу привернули зацікавленість в даних та розвивали галузь, а також соціальну комерцію та обмін. Поняття обміну та співпраці в онлайн-платформах базується на довірі між різними групами. Дослідження показали, що розробка систем аналізу, разом зі

зростанням Web 2.0, випуск онлайн-платформ, які сприяють створеному користувачами контенту, обміну та співпраці є основою ринку. З цим розвитком з'явилися і розповсюдилися різні послуги, пов'язані з туризмом, особливо в індустрії гостинності. Наприклад, попереднє однорангове розміщення було обмежене труднощами, з якими стикаються господарі, щоб зробити їх властивості відомими потенційним гостям і проблемою встановлення довіри між господарями та потенційними гостями. Однак платформи спільного використання, включаючи Airbnb, змогли подолати ці перешкоди, використовуючи технології Web 2.0, що робить його можливим для полегшення прямого зв'язку між виробниками та споживачами. Через цей канал користувачі генерують контент, опублікований на веб-сайтах, і розробляють механізми встановлення довіри між хостами та гостями. Крім того, інноваційні інформаційні технології спростили процес виходу на ринок для постачальників, полегшили пошукові списки для споживачів, а також зберегли низькі непрямі витрати на транзакції.

З цими новими перевагами, за останнє десятиліття, спільна економіка вплинула на багато індустрій. Зокрема, зростання спільної економіки створило нову конкуренцію в декількох галузях промисловості, і деякі найбільш потужні технологій конкуренції застосувались в готельній індустрії. Airbnb, головний приклад спільного бізнесу з оренди житла на основі економіки, зазнав величезного зростання через збільшення попиту з боку туристів. Airbnb тепер надає доступ до більш ніж 5 мільйонів місць розміщення в більш ніж 81 000 містах в 191 країні. Airbnb пропонує більше варіантів розміщення для клієнтів, які хочуть місцевий, домашній затишок, які роблять місця особливими для досвіду, а також створив нішевий ринок у сфері розміщення для клієнтів, які дивляться на ціну. Airbnb задовільняє потреби туристів, такі як більш низькі цінові варіанти в помешканнях, можливості взаємодії з місцевою громадою, а також зручність перебування за межами туристичного ядра. За останні кілька

років, оскільки Airbnb і конкуруючі платформи спільної економіки зросли в популярності, короткостроковий ринок оренди привернув значну увагу в містах по всьому світу. З часом, коли ринок короткострокової оренди розвивався, Airbnb залучив більшу кількість клієнтів і став основним постачальником житла в індустрії гостинності.

Оренду Airbnb можна розділити на дві категорії: на заїзд або розміщення. На відміну від розміщеної оренди, оренда без розміщення - це тип житла, за якого весь житловий блок залишається вакантним для короткострокових гостей. 28,5% доходів були отримані від заїзду штатних операторів (хостів, які орендували свої підрозділи протягом 360 днів на рік). 39% доходів було отримано від багатофункціональних операторів (хостів, які одночасно експлуатували більше двох одиниць). Цей тип оператора можна класифікувати як комерційний хост Airbnb. Шнайдерман (2014), в дослідженні, що розглядає дані Airbnb в Нью-Йорк з 2010 по 2014 рік, виявив, що короткострокові ринки оренди значно зростають, і більшість списків на ринках порушили закон штату про багаторазове житло (MDL), який містить пункт про те, що господарі не можуть орендувати свої об'єкти менш ніж за 30 днів у багатоквартирному будинку, якщо орендаря немає [10]. Надавно емпіричні докази з ринків Нью-Йорка про те, що багатофункціональні хости заробили значно більше доходів, ніж хости одного підрозділу.

MDL, який був введений в дію в 1929 році, застосовується до міст штату Каліфорнія з 325 000 жителів і встановив стандарти для всіх будівель, що містять три або більше житлових приміщень. Закон забороняє незаселену оренду менше 30 днів у декількох житлових приміщеннях класу А, в основному багатоквартирних будинках, зайнятих трьома або більше сім'ями, які проживають самостійно з метою постійного проживання. Це означає, що кілька житлових приміщень класу А повинні бути зайняті принаймні 30 і більше днів тією ж особою або її сім'єю, які можуть бути визнані "постійним жителем". Цей

постійний житель повинен бути "фізичною особою", тобто закон усуває корпоративних господарів. З моменту перегляду MDL був виданий закон в 2010 році, Нью-Йорк накладає штрафи до 2500 на день за порушення.

2.3 Методологія порівняння регулювання

Починаючи зі штату Каліфорнія, багато муніципальних урядів намагаються нав'язати регуляції на цих нових ринках без особливих роздумів про ефективність, і без зайвого розгляду переваг і недоліків, породжених цими новими послугами. Крім того, такі дебати навряд чи обговорювалися в академічній сфері. прагнемо заповнити цю прогалину, виконавши аналіз короткострокового регулювання оренди в Нью-Йорк. робимо це, порівнюючи списки Airbnb у штаті Нью-Йорк з тими, хто з Вашингтона, , на які не впливає це законодавство.

Прагнучи проаналізувати вплив регулювання в Нью-Йорк, вибрали Вашингтон, округ Колумбія (округ Колумбія). DC був обраний, тому що він був одним з топ-10 короткострокових ринків оренди в США з відносно стабільними темпами зростання (Airbnb, 2018), і це географічно близько до Нью-Йорка, який може ідентифікувати DC як правильно порівнянний регіон (тобто контрольну групу) для Нью-Йорка, але той, який не залежить від короткострокового проходження регулювання в 2016 році. Крім того, рисунок 2.1 показує, що макроекономічна динаміка з плином часу по відношенню до рівня безробіття Нью-Йорка відповідає приблизно показнику постійного потоку.

Для емпіричного аналізу використали дані, надані AirDNA, компанією з аналітики даних, що спеціалізується на даних Airbnb. дослідили, які властивості класифікуються як короткострокові списки.

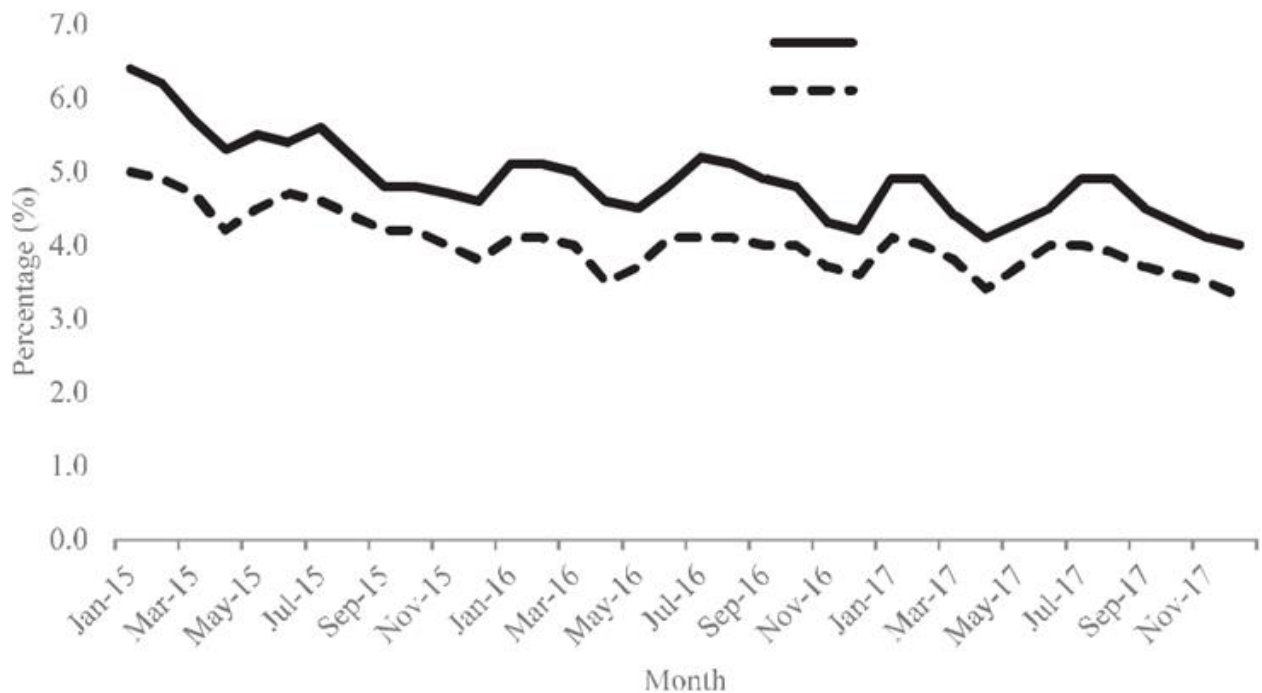


Рисунок 2.1 - Рівень безробіття [4]

Для перевірки ефекту регулювання використовували модель DID, яка широко використовувалася в прикладних економічних дослідженнях. Для того, щоб порівняти ці два міста з оцінкою DID, поточне дослідження провело статистичний тест на припущення паралельних шляхів, який вимагає, щоб, за відсутності обмежень (тобто короткострокове регулювання оренди в поточному дослідженні), середня зміна результату для облікової групи (Нью-Йорк в поточному дослідженні) дорівнює спостережуваній середній зміні результату для контрольної групи (DC). Це припущення позначає, що різні тенти між двома групами без обмежень вважаються інваріантними у часі. Нульова гіпотеза для паралельних шляхів, і результат свідчить про те, що нульова гіпотеза паралельних шляхів не може бути відхилена, підтримуючи дійсність припущення паралельних шляхів (p -значення = 0,6333). Тобто результат тесту рівних динамічних ефектів підтверджує, що оброблена група (Нью-Йорк) і контрольна група (DC) мають загальну динаміку попереднього обмеження.

Зміну впливу закону з боку держави можна порівняти, оцінюючи зміни до- і пост-права в різних групах. Оскільки мета поточного дослідження –

проаналізувати вплив нового регламенту, сконструювали дві різні часові рамки аналізу. Перший кадр аналізу базується на даних за листопад і грудень 2014 року, і в той же період часу в 2015 році, базовий період до того, як вплив регулювання став очевидним. Другий кадр аналізу базується на даних листопада та грудня 2016 року, через місяць після того, як було прийнято нове регулювання.

Прагнучи оцінити проходження нового регламенту в, розділили списки Airbnb на дві підгрупи, в залежності від типу. Оскільки нове регулювання поширюється лише на житло класу А, які включають більшість списків квартирної типу, розділили дані Airbnb на квартирний та будинковий тип. Рисунок 2.3 показує щомісячний дохід від операційних списків Airbnb в Нью-Йорк з серпня 2014 року по липень 2017 року. За винятком невеликих коливань, загальна продуктивність лістингу Airbnb в Нью-Йорк постійно знижується з 2014 року. Це можна пояснити важкими правилами щодо Airbnb в Нью-Йорк, але не можемо виключити інші можливі фактори, які вплинули на зниження.

2.4 Оцінка моделі

Це дослідження було в напрямку проблеми про те, як регулювання Нью-Йорка вплинуло на форму Airbnb. 21 жовтня 2016 року положення було прийнято і прийнято в дію. Тим часом, списки Airbnb в DC залишилися незмінними новим регламентом. Базовим налаштуванням для аналізу DID де результати спостерігаються для двох різних груп протягом двох різних періодів часу.

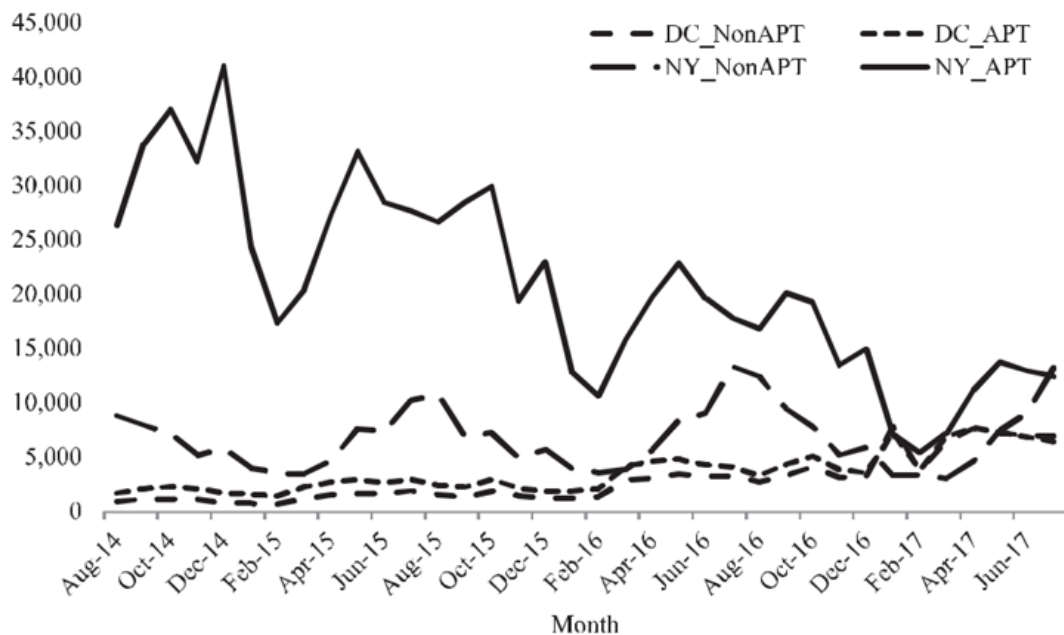


Рисунок 2.3 - Щомісячні доходи від операційних списків [5]

Очікується, що нова регуляризація регулюватиме короткострокові списки та hostів, які орендують всю свою нерухомість, але насправді не проживають у властивостях, класифікованих як кілька житлових приміщень класу А, які в основному є списками квартирної типу. Таким чином, сортували як базову групу hostів NYC Airbnb, які коли-небудь здавали в оренду свої помешкання типу А менш ніж за 30 днів або які коли-небудь здавали в оренду свої помешкання, і не жили у помешканні постійно. Всі інші списки в Нью-Йорк виключені з групи обмежень і списки в DC складають контрольна група для поточного аналізу ефектів регулювання. Для вимірювання фінансових показників Airbnb, в цьому дослідженні використовуються щомісячні доходи від списків Airbnb.

Методика оцінки ефектів за відсутності справжнього експериментального дизайну за допомогою природного експерименту широко проводилася в емпіричних дослідженнях в галузі фінансів, економіки та інших галузях прикладної науки. У зв'язку з цим часто проводяться квазі-експериментальні дослідження там, де існують відповідні умови; це допомагає подолати

обмеження експериментального підходу і дозволяє дослідникам проводити дослідження в природних умовах. Аналіз DID є одним з квазі-експериментальних методів для вивчення впливу втручання. Попередні дослідження показали, що оцінка DID є однією з найбільш відповідних оцінок прикладного аналізу даних для оцінки наслідків змін параметрів. Крім того, ця методологія перевершує простий аналіз часового ряду, оскільки порівнює регіон, який не мав змін у законі, з регіоном, який це зробив. Привабливість DID базується на його простоті і його схильності обходити потенційні проблеми однорідності. Однак такий підхід може призвести до упереджених оцінок, якщо між цими двома регіонами існують інші відмінності, які вплинули як на проходження державного регулювання, так і на зміну їх результатів з плином часу. Щоб певною мірою впоратися з цими потенційними змінами, використали аналіз різниці в різниці в різницях (DDD difference in difference in differences), один із способів оцінити, як регулювання вплинуло на групи обмежень та контролю з плином часу. Об'єднавши дані, сконструювали оцінку ефекту втручання «потрійної різниці». DDD-аналіз є більш надійним аналізом, ніж аналіз DID, і може бути реалізований за допомогою як іншого регіону, так і контрольної групи в регіоні обчислення. Аналіз DDD в цьому дослідженні показує середнє значення щомісячного доходу кожної групи обмежень і кожної контрольної групи в регіонах з законом і без нього, до- і пострегулювання. Простіше кажучи, додавши постійний параметер як регіон порівняння, ця методологія була змінена на DDD і, можливо, до певної міри набула гладкості в регулюванні. Таким чином, в DDD існувала б одна або кілька груп «обмежень» і одна або кілька «контрольних груп» (ті, на які не впливає закон). Методології DID і DDD можуть бути застосовані до більш ніж двох періодів часу. Встановлюємо різні періоди часу для проходження регламенту, щоб визначити, як регулювання ефективно усунуло діючі списки Airbnb. Потім окреслили предмети поточного дослідження від AirDNA: файл, який відстежує фіксовану

групу списків після проходження регламенту, і серію щомісячних повторних перетинів з 2014 по 2017 рік.

DDD оцінює стандартні помилки, отримані від використання звичайних найменших квадратів в даних панелі на списках Airbnb в базових і контрольних групах до і після впровадження регулювання. Позначаємо два періоди часу як 1 і 2, і нехай змінна відповіді, y_{it} , буде змінною для окремої власності та списків Airbnb, t (місяць). $State_i$, $Time_{it}$ і $Reg.Type_i$ є даними для того, чи вплинуло регулювання на списки Airbnb в часі t (місяць). Зокрема, для вимірювання пропорційних відповідей на змінну інтересу використовуємо лінійну модель, яку також називають напівлогічною регресією. У моделі *loglinear* коефіцієнт β значить наступне, що збільшення на 1 одиницю незалежної змінної дасть очікуване збільшення журналу y у β одиниць. Напівлогічна регресія, використовуючи природний логарифм змінної інтересу, широко використовується в прикладному аналізі даних та інших галузях. Коли справа доходить до аналізу заробітної плати, ціни або доходу, напівлогічний підхід став стандартом. При наступному підході бачимо коефіцієнти з наступних лінійних моделей регресії, які узагальнені методології DID і DDD. Конкретні моделі, які використовуємо, мають таких вигляд:

$$y_{it} = \alpha + \beta_1 State_i + \beta_2 Time_{it} + \gamma_1 State_i * Time_{it} + \xi X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2.1)$$

$$y_{it} = \alpha + \beta_1 State_i + \beta_2 Time_{it} + \beta_3 Reg.Type_i + \gamma_1 State_i * Time_{it} + \gamma_2 Time_{it} * Reg.Type_i + \gamma_3 Reg.Type_i * State_i + \delta State_i * Time_{it} * Reg.Type_i + \xi X_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2.2)$$

де, y_{it} являє собою результат інтересу.

$State_i$ являє собою фіктивну змінну, призначену із значенням 1 для одного регіону як групу обмежень та 0 для недосліджуваного регіону (тобто постійного потоку) як контрольну групу.

$Time_i$ являє собою змінну часу, призначену зі значенням 1 листопада і грудня 2016 року (після проходження регламенту) і 0 для листопада і грудня 2014 і 2015 років (до проходження регламенту);

$Reg.Type_i$ являє собою тип фактивної змінної, призначеної із значенням 1 для одного типу (тобто властивості типу квартири, де орендаря немає) як базова група і 0 для недосліджуваного типу контрольної групи;

X_{it} - вектор контрольних змінних, які впливають на залежну змінну;

ϵ_{it} - значення помилки.

У моделі β_1 вказує на фіксований вплив стану, β_2 вказує на фіксований ефект року, а β_3 вказує на фіксований груповий ефект. Контроль фіксованих ефектів для інваріантних характеристик і постійного потоку (β_1), зміни часових тенденцій доходу (β_2) і часов-інваріантні характеристики групи обмежень (β_3). Контроль взаємодії другого рівня для зміни часових тенденцій в (γ_1), зміни часових тенденцій для групи обмежень та контрольна група (γ_2) і інваріантні характеристики двох різних груп у (γ_3).

Взаємодія третього рівня (δ), коефіцієнт відсотків, дорівнює оцінці DDD, коли не включені додаткові коваріації. Оцінка DDD фіксує зміни в кількості списків і щомісячний дохід для списків Airbnb (відносно незадіяних списків Airbnb повторення появи даних) в періоди після регулювання (відносно до регулювання). Розрахунковий ефект регулювання по суті такий же, як і в порівнянні щомісячного доходу або кількості лістингів, що не дивно, оскільки не було незвичайних середньодобових змін при проходженні регламенту. Оцінка δ виражена наступним чином:

$$\delta = [(\bar{Y}_{NY,R,1} - \bar{Y}_{NY,R,0}) - (\bar{Y}_{NY,NR,1} - \bar{Y}_{NY,NR,0})] - [(\bar{Y}_{DC,R,1} - \bar{Y}_{DC,R,0}) - (\bar{Y}_{DC,NR,1} - \bar{Y}_{DC,NR,0})] \quad (2.3)$$

Таблиця 2.1 - Різниця в загальних доходах від загальних списків Airbnb

	Залежна змінна = журнал (загальний щомісячний дохід Airbnb)	
	DID ефект	DDD ефект
Час	.016 (.012)	.045**(0.015)
State	.148** (.008)	-.053**(0.011)
Reg.Type	-.043** (.012)	.245**(0.015)
Час штату		.012(0.016)
Час типу регуляції		-.031(0.022)
Регуляція штату		.425**(0.016)
Час штату регуляції		-.040*(0.023)
Доступні дні	-.086**	-.081**
Заблоковані дні	-.088**	-.090**
R ²	.520	.596
Без нагляду	177,424	177,424

* і ** позначають рівень значущості 5% і 1% відповідно. Перша колонка, позначено такі параметри: $\beta_2; \beta_1; \gamma_1$; друга колонка, позначено такі параметри: $\beta_2; \beta_1; \beta_3; \gamma_1; \gamma_2; \gamma_3; \delta$; стандартні помилки відмічаються в дужках.

Основною метою поточного дослідження було вивчення впливу нового державного регулювання на Airbnb, що вимірюється змінами кількості списків та щомісячного доходу. Для досягнення цієї мети виконали методику DDD для оцінки ефекту регулювання з плином часу. Поточний аналіз є однією з перших спроб надати емпіричні докази регулювання Airbnb через застосування підходу DID та потрійної різниці (DDD) у тестуванні значного зв'язку між регуляторним проходженням та фінансовими показниками списків Airbnb. Результати свідчать про суттєву різницю між до- та пострегуляційною. Зокрема, емпіричні результати

визначили, що загальний щомісячний дохід airbnb відчув значне зниження після проходження нового регламенту. Проаналізували дані для більш ніж 170 000 списків Airbnb. Що стосується продуктивності Airbnb, то в цілому висновки дали негативний ефект від регулювання. Згідно з висновками, щомісячний дохід airbnb, які підлягали регулюванню, скоротився до деякої міри після проходження регламенту.

Поточне дослідження сприяє розширенню зростання спільної економіки, оскільки такі фірми, як Airbnb, можуть розглядатися як надання нової платформи, яка полегшує прямий зв'язок між виробниками та споживачами. Однак більша частина роботи була зосереджена на намірах і досвіді клієнтів. На відміну від цих робіт, дослідження зумовлюють вплив з точки зору ринків. Робота також сприяє зростаючому дослідженню впливу нормативно-правових актів на спільну економіку в індустрії туризму. Проведено ряд досліджень, які розглянули дію нормативно-правових актів щодо обміну в інших галузях. Поточне дослідження розширює сферу аналізу, що впливає на регулювання в індустрії туризму. Інші дослідження не вимірювало вплив обмежувальних показників на Airbnb. Це дослідження є доказами впливу показників за допомогою аналітичного підходу, які підкріплюють обґрунтування регулювання короткострокових помешкань з Airbnb, а також демонструють ефективність регулювання.

Незважаючи на те, що результати дослідження продемонстрували вплив регулювання з точки зору Airbnb, все ще суперечливо, чи було регулювання ефективним з точки зору соціального забезпечення. Регулювання конкуренції через державну політику, яка контролює входження в галузь або довільно коригує частку ринку, може призвести до негативних наслідків. В галузі, де конкуренція сильно регулюється, фірми будуть менше стурбовані ринком і більш зайняті справою з регуляторами, що робить галузь менш динамічною. На ринку обмеженої конкуренції профіцит клієнтів може бути зменшений, тоді як

надлишок виробників може бути присутній. Наприклад, готельні фірми можуть отримати вигоду при зменшенні конкуренції на цьому ринку.

На відміну від негативного впливу регулювання на конкуренцію, це може мати деякі позитивні ефекти з точки зору орієнтації ринку. Положення про фірми спочатку можуть бути руйнівними, але в кінцевому підсумку заохочуватимуть фірми підвищувати свої мотивації і спонукати їх стати більш відповідальними до ринку. Це означає, що регулювання може виробляти кращі продукти і привести компанії до підвищення задоволеності клієнтів. Крім того, з точки зору перспективи хостів Airbnb, короткострокові обмеження оренди можуть збільшити вартість нерухомості, змушуючи власників дотримуватися підтримки розміщення. Тобто в довгостроковій перспективі власник здатний полегшити тягар володіння, уникнути відстрочки витрат на утримання, а також зменшити тягар звернення стягнення. Таким чином, адекватність нового регламенту повинна бути поліпшена проти різних витрат, в тому числі тих, які не оцінюються в цій роботі.

Хоча це дослідження поглиблює знання про галузь, тим не менш, має певні обмеження. По-перше, поточне дослідження розглянуло лише роки 2014, 2015 та 2016 років, що означає, що результат може не повністю контролювати довгострокову тенденцію на Airbnb з моменту заснування компанії в 2009 році. Збільшення даних часового ряду на Airbnb підвищить статистичну значимість узагальненості. По-друге, наданий набір даних, який використовувався в цьому дослідженні, був незбалансований. Деякі списки Airbnb в 2014 і 2015 були видалені, в порівнянні з даними, встановленими в 2016 році. Припускаємо, що ці видалені списки могли вийти з бізнесу. Незбалансовані дані можуть стати проблематичними, коли рівень конкуренції високий. По-третє, поточне дослідження розглянуло лише вплив регулювання на Airbnb, незважаючи на те, чого очікуємо, що може бути ефектом зміни попиту, що означає, що Airbnb певною мірою замінив попит на готелі. Для цього дослідники повинні порівняти

продуктивність в готелях за специфікацію в той же період, щоб підтримати ефект зміни попиту.

Висновки до розділу 2

Регулювання конкуренції через державну політику, яка контролює входження в галузь або доволіно коригує частку ринку, може призвести до негативних наслідків. В галузі, де конкуренція сильно регулюється, фірми будуть менше стурбовані ринком і більш зайняті справою з регуляторами, що робить галузь менш динамічною. На ринку обмеженої конкуренції профіцит клієнтів може бути зменшений, тоді як надлишок виробників може бути вирощений. Наприклад, готельні фірми можуть отримати відбиту вигоду в якості іншого виробника на цьому ринку.

Регламент може мати відложений ефект таким чином, що існує відкладена реакція регламенту на зміну залежної змінної. Однак через те, що набір даних містить інформацію обмежену, не змогли включити ефект розширені дані. Однак потенційний ефект часу відставання, пов'язаний із впровадженням регулювання, може існувати. Крім того, наші результати поширюються на обмежене коло, і повинно поширюватися на інші регіони.

Розділ 3

Розробка системи прогнозування заповнюваності

3.1 Дослідження прогнозованого рівня заповнюваності житла

Як спосіб збільшити і підтримати модель Airbnb, зробили коротке дослідження з тим же набором даних, щоб зрозуміти поведінку заповнюваності Airbnb. Прагнули передбачити, чи буде будинок часто зайнятий чи ні. Цільова змінна, `occu_bi`, є булевою змінною, яка буде 1 для високо зайнятих будинків і 0 в іншому випадку. Ця змінна була розрахована виходячи з показника заповнюваності кожної властивості, вона йде від 1% до 70%. Високо зайняті будинки представляють більш ніж 50% заповнюваності на рік. визначили цей діапазон, щоб отримати рівну і значущу частоту для обох категорій. навчили чотири різних типи моделей, використовуючи базовий набір даних для цього дослідження. Вибрали 20 найважливіших змінних з попередньої моделі.

3.1.1 Нейронні мережі

Навчили моделі з 5,10,15,20 і 25 одиниць як для алгоритмів `Levmar`, так і `backpropagation`. Для цього використали макроси, в класах машинного навчання `Portela (2019) Variar` і `neuralbinariabasica`, в яких використовуються тільки дані потоків.

```
%macro variar (seminicio=,semifin=,inicionodos=,finalnodos=,inrenodos=);
title '';
data union;run;
%do semilla=%seminicio %to %semifin;
%do nodos=%inicionodos %to %finalnodos %by %inrenodos;
  %neuralbinariabasica (archivo=airbnb,
    listconti=extra_people minimum_nights,
    listclass=Has_license Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
      cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
      availability_rate4 latitude2 longitude2
      minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
      neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea10,vardep=Occu_BI,nodos=%nodos,corte=50,semilla=%semilla,porcen=0.80,algo=levmar);
  data estadisticos;set estadisticos;nodos=%nodos;semilla=%semilla;run;
  data union;set union estadisticos;run;
%end;
%end;
proc sort data=union;by nodos;run;
proc boxplot data=union;plot (porcenVN porcenFN porcenVP porcenFP
sensi especific tasafallos tasaciertos precision F_M)*nodos;run;
%mend;

%variar (seminicio=12345,semifin=12355,inicionodos=5,finalnodos=25,inrenodos=5);
```

Можемо побачити точність кожного з режимів Левмара. Кращий мав 10 прихованих шарів.

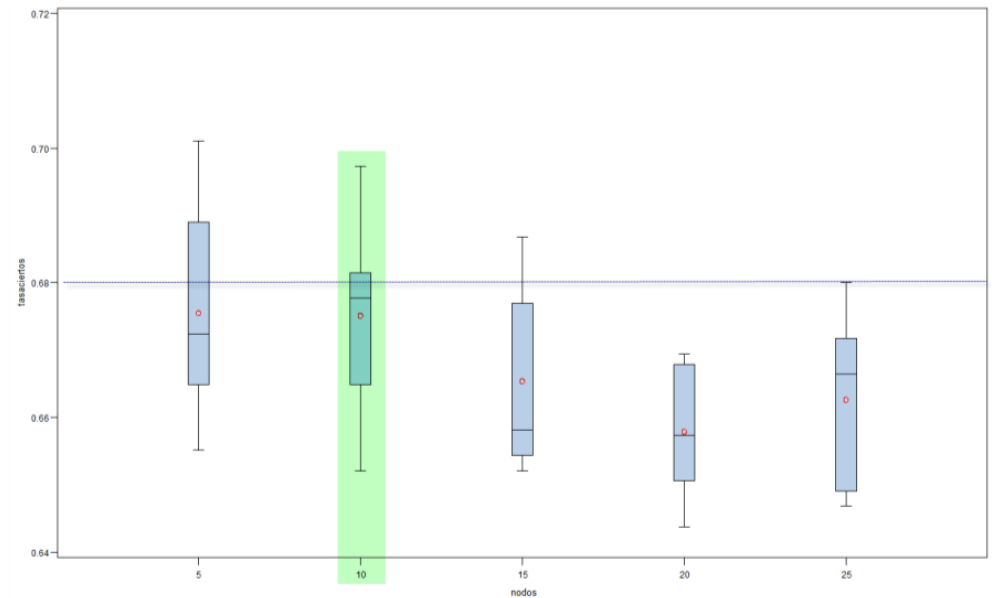


Рисунок 3.1 - Заповнюваність NN Левмар (точність)

Потім навчили модель оптимізації Backprop, з імпульсом = 0.2, рівень навчання = 0.1 і функція Tanh.

```
%macro variar(semicolon=, semifin=, inicio_nodos=, final_nodos=, incre_nodos=);
title '';
data union;run;
%do semilla=&semicolon %to &semifin;
%do nodos=&inicio_nodos %to &final_nodos %by &incre_nodos;
  %neuralbinariabasica(archivo=airbnb,
  listconti=extra_people minimum_nights,
  listclass=Has_license Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
  cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
  availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
  minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
  neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clean10, vardep=Occu_BI, nodos=&nodos, corte=50,
  data estadisticos;set estadisticos;nodos=&nodos;semilla=&semilla;run;
  data union;set union estadisticos;run;
%end;
%end;
proc sort data=union;by nodos;run;
proc boxplot data=union;plot (porcenVN porcenFN porcenVP porcenFP
sensi especific tasafallos tasaciertos precision F_M)*nodos;run;
%mend;

%variar(semicolon=12345, semifin=12355, inicio_nodos=5, final_nodos=25, incre_nodos=5);
```

Ці моделі з алгоритмом Backprop і 10 і 15 прихованих шарів виконані краще, ніж попередній алгоритм оптимізації, як бачимо на рисунку 3.2.

Заповнюваність NN 10 прихованих одиниць ранньої зупинки

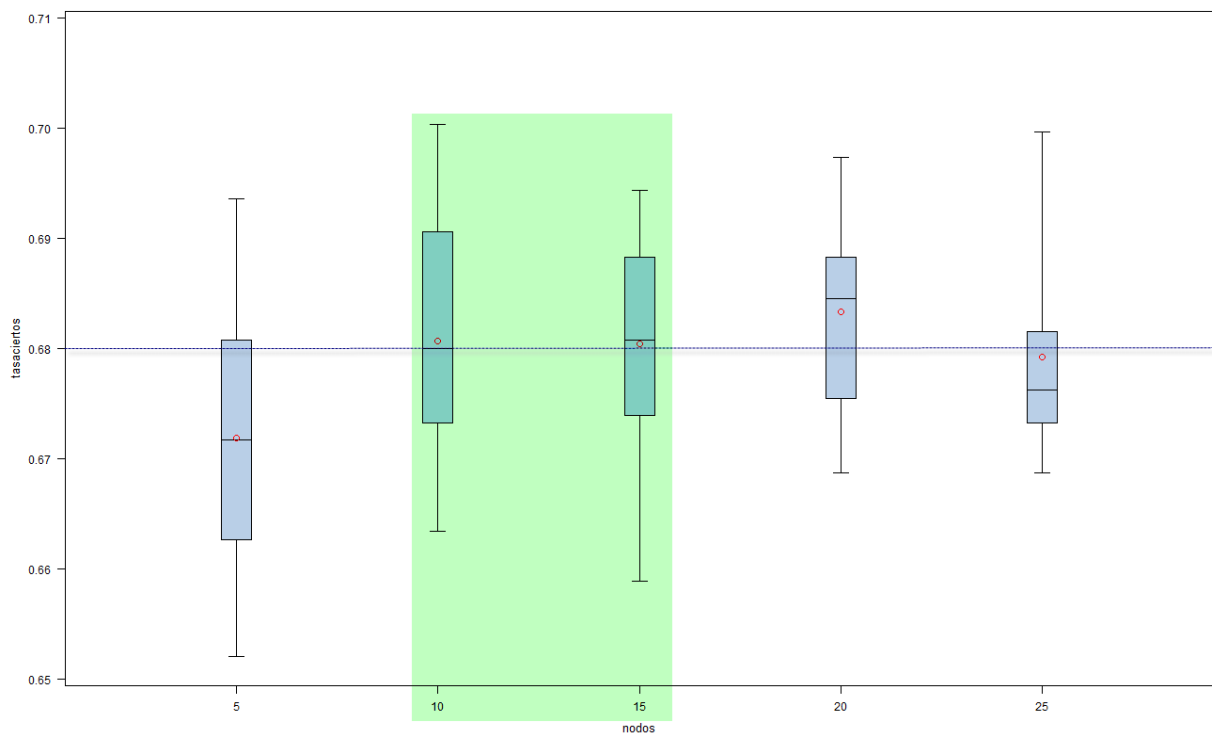


Рисунок 3.2 - Заповнюваність NN моделі backprop (точність)

Вирішили зберегти моделі і дотримуватися необхідності ранньої зупинки для цієї моделі за допомогою макроданих.

```
%redneuralbinaria(archivo=airbnb,listclass=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea10,
listconti=extra_people minimum_nights,
vardep=Occu_BI,porcen=0.80,semilla=442711,ocultos=10,meto=bprop mom=0.2 learn=0.1,acti=TANH);

%redneuralbinaria(archivo=airbnb,listclass=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea10,
listconti=extra_people minimum_nights,
vardep=Occu_BI,porcen=0.80,semilla=442711,ocultos=15,meto=bprop mom=0.2 learn=0.1,acti=TANH);
```

У випадку моделі з 10 прихованими одиницями (рисунок 3.3), макрос рекомендував зупинитися на 30, тим часом, для 15 прихованих одиниць

(рисунок 3.3) рекомендується зупинитися на 32. Однак, коли дивимося на обидві діаграми, здається, що в жодному з випадків рання зупинка не потрібна.

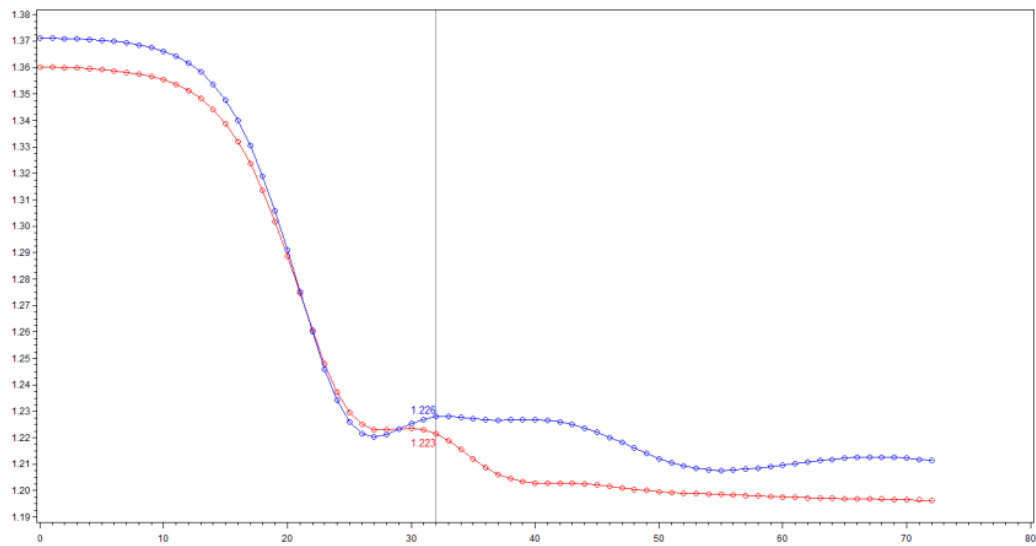


Рисунок 3.3 - Заповнюваність NN 10 прихованих одиниць ранньої зупинки

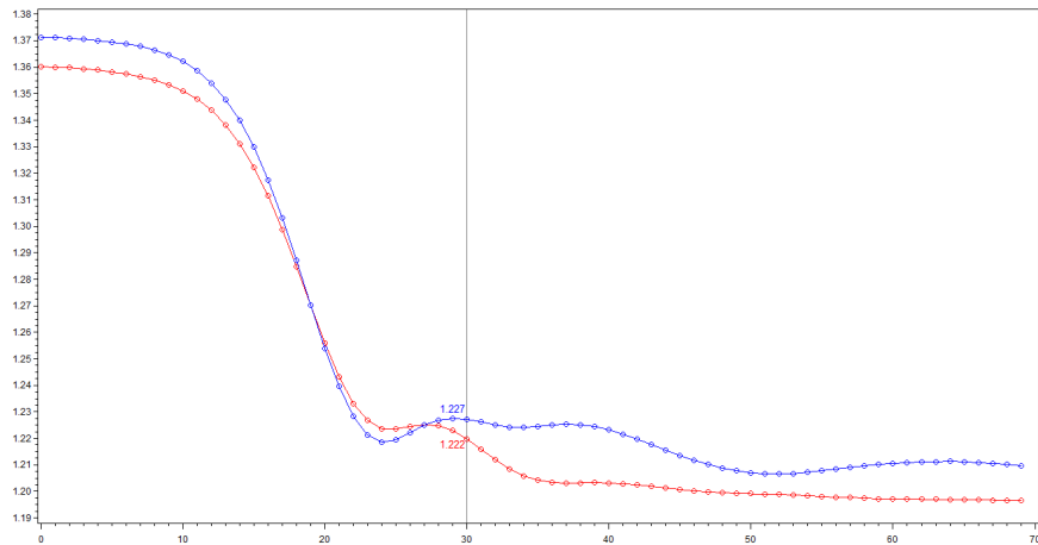


Рисунок 3.4 - Заповнюваність NN 15 прихованих одиниць ранньої зупинки

Тим не менш, вирішили уважніше подивитися на це, взявши ці моделі на перехресний тест з 10 різними даними і 4 групами.

```
%cruzadabinarianeural(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea0,
ngrupos=4,sinicio=12345,sfinal=12350,nodos=15,algo=bprop mom=0.8 learn=0.1);
data finall01;set final;modelo=101;
```

```
%cruzadabinarianeural(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea0,
ngrupos=4,sinicio=12345,sfinal=12350,nodos=10,algo=bprop mom=0.2 learn=0.1);
data finall02;set final;modelo=102;
```

```
%cruzadabinarianeural(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea0,
ngrupos=4,sinicio=12345,sfinal=12350,nodos=15,early=30,algo=bprop mom=0.8 learn=0.1);
data finall03;set final;modelo=103;
```

```
%cruzadabinarianeural(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea0,
ngrupos=4,sinicio=12345,sfinal=12350,nodos=10,early=32,algo=bprop mom=0.8 learn=0.2);
data finall04;set final;modelo=104;
```

На рисунку 3.4 показано значення для цих моделей Нейронної мережі. З моделлю 102 (10 одиниць, медіана = 0.8) отримали неправильний рівень класифікації нижче 0,34.

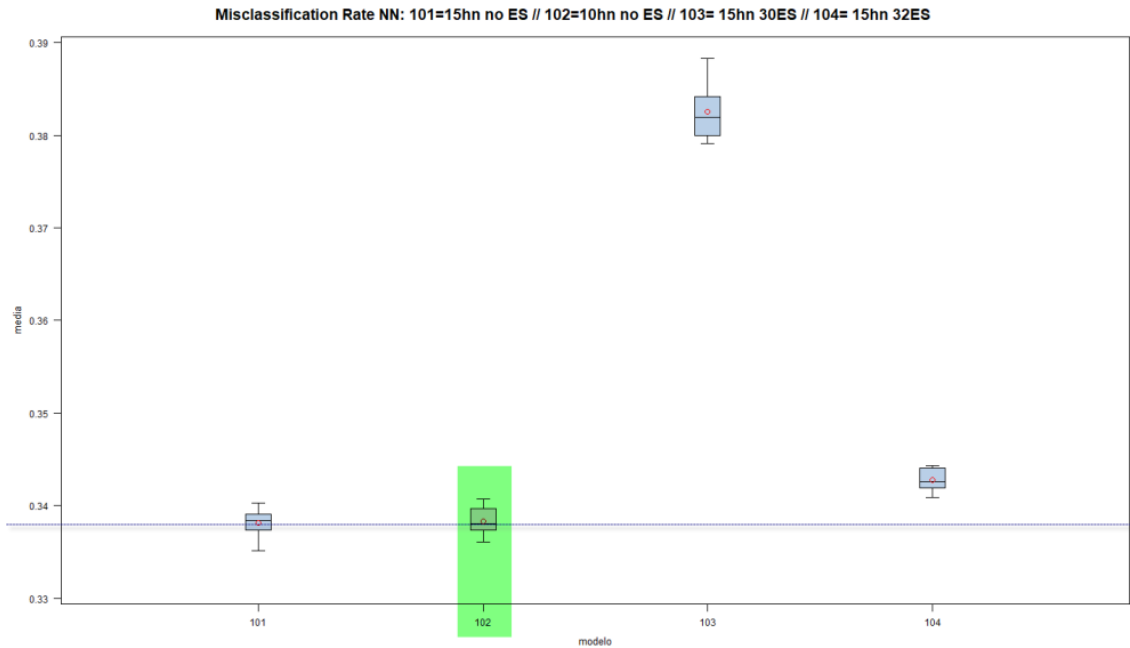


Рисунок 3.4 - Рівень заповнюваність NN моделі Backprop (неправильний рівень класифікації)

3.1.2 Випадковий ліс і баггінг

Продовжуючи моделі Random Forest, навчили 6 моделей конфігурації.

Таблиця 3.1 - Рівень заповнюваності RF і баггінг

Дерево	Max дерев	seed	% помилок/приклад	Max глибина	Змінних на вітку	Значимість рівня	min. прикладів/node	модель
201	100	12345	0,6	10	15	0,1	30	Random Forest
202	1000	12346	1	10	5	0,1	20	Random Forest
203	1000	12347	1	10	5	0,05	20	Random Forest
204	200	12348	0,6	10	40	0,05	30	Random Forest
205	100	12345	0,6	10	20	0,1	30	Bagging
206	1000	12346	1	10	20	0,1	20	Bagging

На рисунку 3.5 можемо побачити середню точність кожної моделі. Більшість з них були близько 0,55 і 0,57.

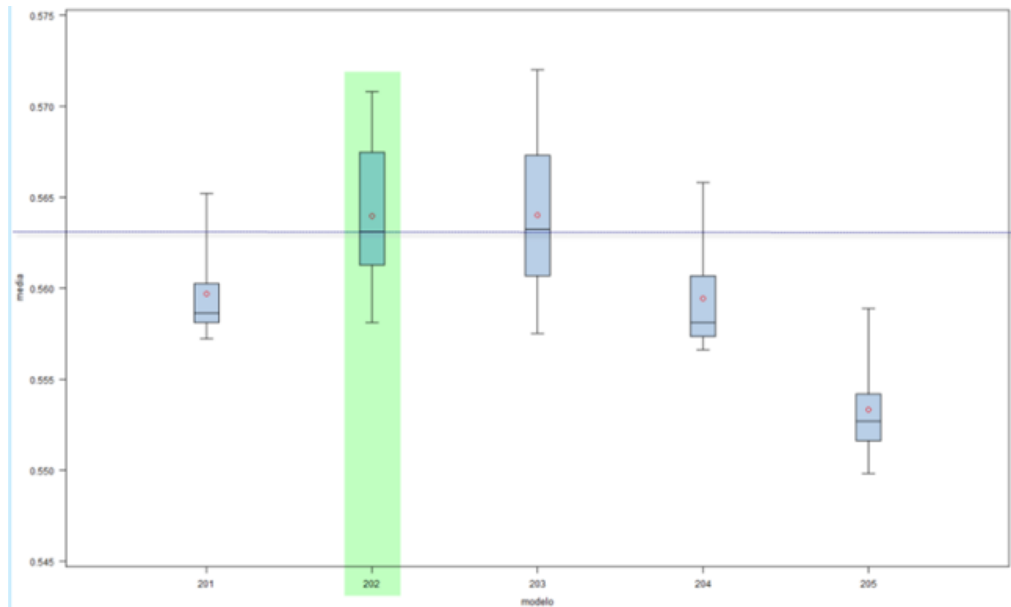


Рисунок 3.5 - Рівень заповнюваності RF початкової моделі (рівень точності)

Для того, щоб поліпшити їх (за рахунок зменшення дисперсії), збільшили кількість спостережень на вітку, зменшили максимальну глибину і р-значення, як бачимо нижче.

```
%cruzadarandomforestbin(
archivo=airbnb,vardep=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
      cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
      availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
      minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
      neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea10,
maxtrees=1000,variables=5,porcenbag=1,maxbranch=4,tamhoja=30,maxdepth=5,pvalor=0.1,
ngrupos=4,sinicio=13345,sfinal=13345,objetivo=tasafallos);
data final206;set final;modelo=206;
```

Ці параметри зменшили дисперсію і підвищили точність. Тому вважаємо це найкращою моделлю RF.

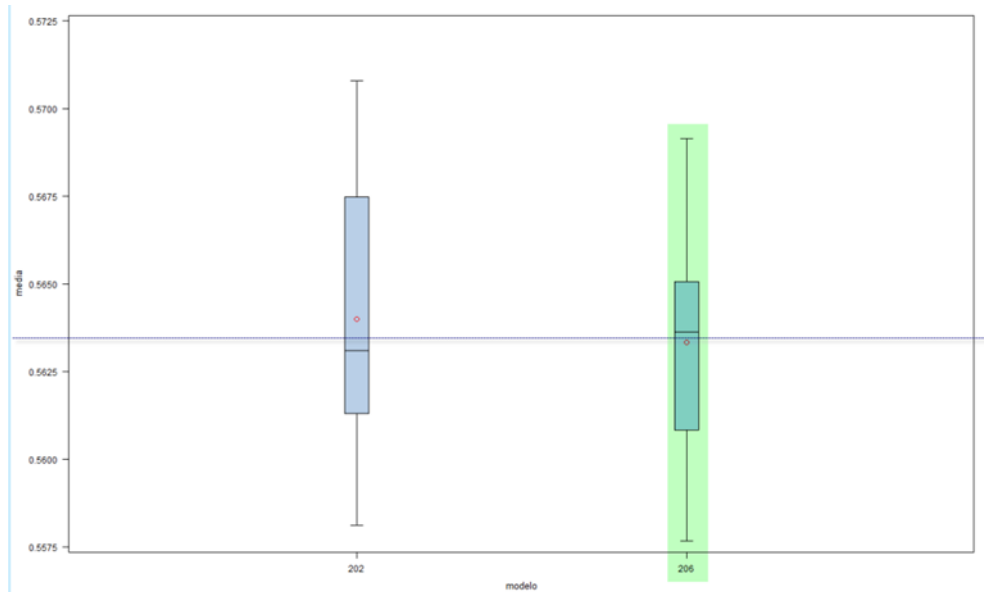


Рисунок 3.6 - Рівень заповнюваності RF остаточні моделі (точність)

3.1.3 Підвищення градієнта

Для моделей Gradient Boosting вперше навчили 3 моделі (301, 302 і 303).

Параметри, встановлені для кожного з них, описані в рядках коду

```
%cruzadatreeboostbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleaned46
neighbourhood_cleaned107 neighbourhood_group_clea10,
leafsize=20,iteraciones=300,shrink=0.1,maxbranch=2,maxdepth=5,mincatsize=20,minobs=20,
ngrupos=4,sinicio=13345,sfinal=13350,objetivo=tasaciertos);
|data final301;set final;modelo=301;

%cruzadatreeboostbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleaned46
neighbourhood_cleaned107 neighbourhood_group_clea10,
leafsize=20,iteraciones=2000,shrink=0.2,maxbranch=2,maxdepth=2,mincatsize=20,minobs=30,
ngrupos=4,sinicio=13345,sfinal=13350,objetivo=tasaciertos);
|data final302;set final;modelo=302;

%cruzadatreeboostbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleaned46
neighbourhood_cleaned107 neighbourhood_group_clea10,
leafsize=20,iteraciones=2000,shrink=0.2,maxbranch=2,maxdepth=10,mincatsize=20,minobs=30,
ngrupos=4,sinicio=13345,sfinal=13350,objetivo=tasaciertos);
|data final303;set final;modelo=303;
```

За допомогою цього алгоритму отримали кращі результати, як можемо бачити на рисунку 3.7. Переможцем стала модель 301 з показником неправильної класифікації 0,302 і точністю 0,69. 302 мав точність 0,68.

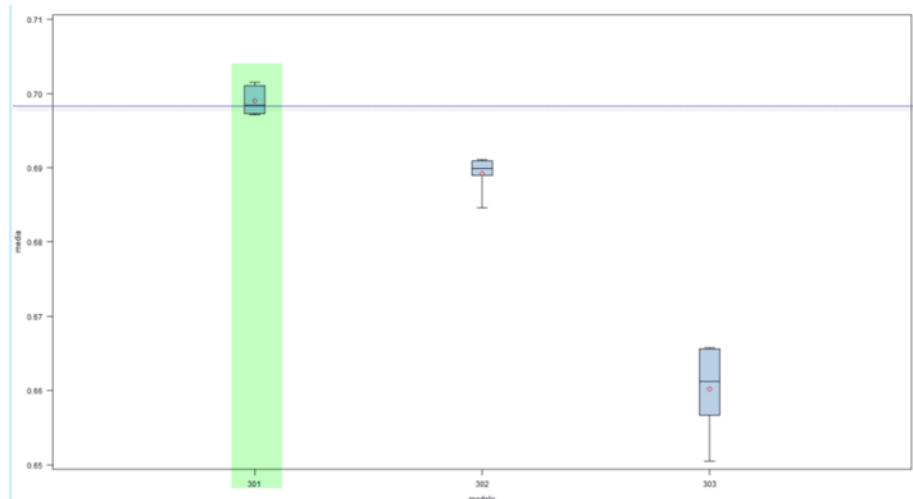


Рисунок 3.7 - Заповнюваності рівень GBM початкові моделі

Намагалися поліпшити цю модель, маніпулюючи усадкою і максимальною глибиною в двох різних моделях, 304 ($\text{shrink} = 0.05$, $\text{leafsize}/\text{mincatsize}/\text{minobs} = 30$) і 305 ($\text{shrink} = 0.1$, $\text{leafsize}/\text{mincatsize}/\text{minobs} = 30$).

```
%cruzadatreboostbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
      cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
      availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
      minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
      neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea10,
leafsize=30,iteraciones=300,shrink=0.05,maxbranch=2,maxdepth=5,mincatsize=30,minobs=30,
ngrupos=4,sinicio=13345,sfinal=13350,objetivo=tasaciertos);
data final304;set final;modelo=304;

%cruzadatreboostbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,
conti=extra_people minimum_nights ,
categor=Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
      cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2
      availability_rate4 latitude2 latitude4 longitude2
      minimum_nights2 cancellation_policy2 neighbourhood_cleansed46
      neighbourhood_cleansed107 neighbourhood_group_clea10,
leafsize=30,iteraciones=300,shrink=0.1,maxbranch=2,maxdepth=5,mincatsize=30,minobs=30,
ngrupos=4,sinicio=13345,sfinal=13350,objetivo=tasaciertos);
data final305;set final;modelo=305;
```

Насправді, отримали ще кращі результати. Всі показники точності були більшими, ніж 0,7. Найкращою моделлю стала 304 з р-значенням, встановленим на 0,05.

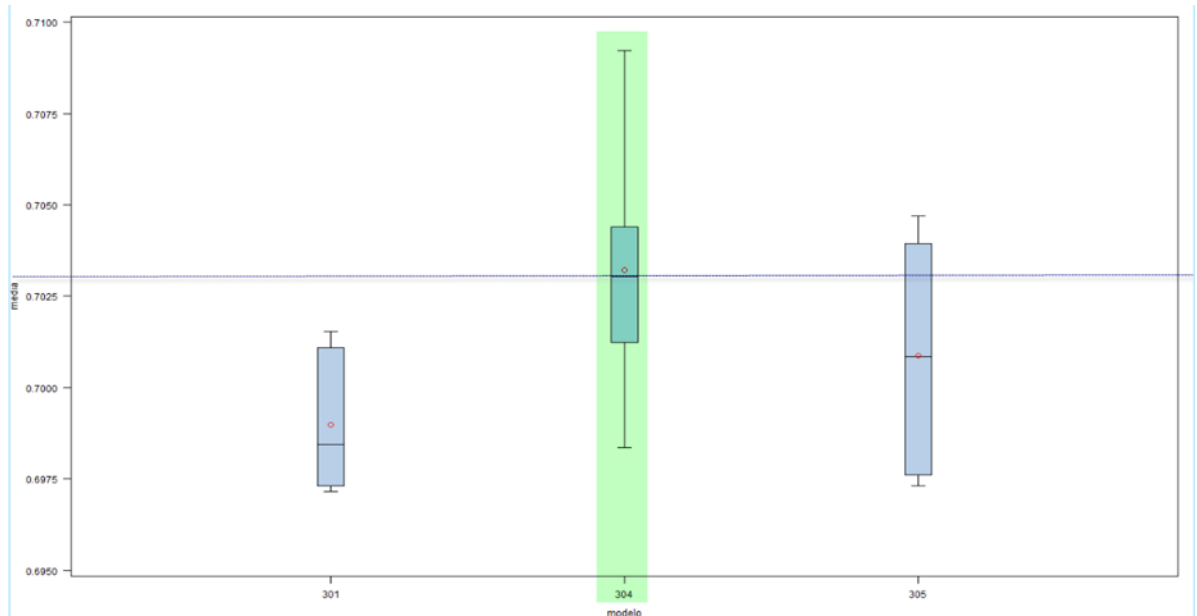


Рисунок 3.8 - Заповнюваності Рівень GBM остаточні моделі

3.1.4 К-найближчих сусідів

Щоб закінчити цей розділ моделювання, навчили новий алгоритм, К-найближчий сусід (K-NN), варіювали К від 1 до 4.

```
%cruzadakNNbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,listoconti=extra_people minimum_nights Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2,ngrupos=4,seminicio=12345,semifinal=12350,k=1);
data final501;set final;modelo=501;

%cruzadakNNbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,listoconti=extra_people minimum_nights Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2,ngrupos=4,seminicio=12345,semifinal=12350,k=2);
data final502;set final;modelo=502;

%cruzadakNNbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,listoconti=extra_people minimum_nights Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2,ngrupos=4,seminicio=12345,semifinal=12350,k=3);
data final503;set final;modelo=503;

%cruzadakNNbin(archivo=airbnb,vardepen=Occu_BI,listoconti=extra_people minimum_nights Has_License Shampoo Host_greets_you host_response_til cleaning_fee2
cleaning_fee4 security_deposit1 maximum_nights2 availability_rate2,ngrupos=4,seminicio=12345,semifinal=12350,k=4);
data final504;set final;modelo=504;
```

На рисунку 3.9 бачимо результати для кожного з них. Найкраща модель мала К=3, і вона отримала 0,34 рівня неправильної класифікації.

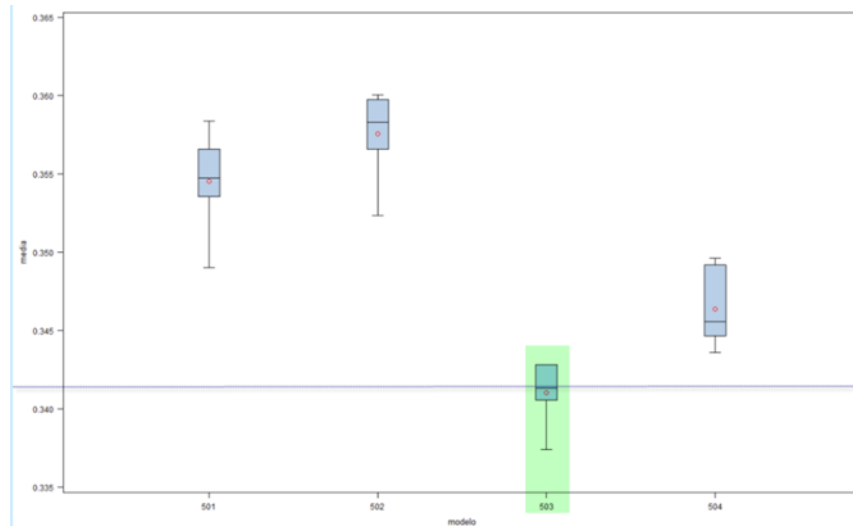


Рисунок 3.9 - Заповнюваність рівень K-NN остаточні моделі (Неправильна класифікація)

3.2 Оцінка моделей

Нарешті, запускаємо повторний тест перехресної перевірки з нашими переможцями 5. Для цього використали 11 початкових значень і 4 групи CV.

На рисунку 3.10 маємо точність. Модель переможця є Gradient Boosting, будучи єдиною з точністю вище 0,7.

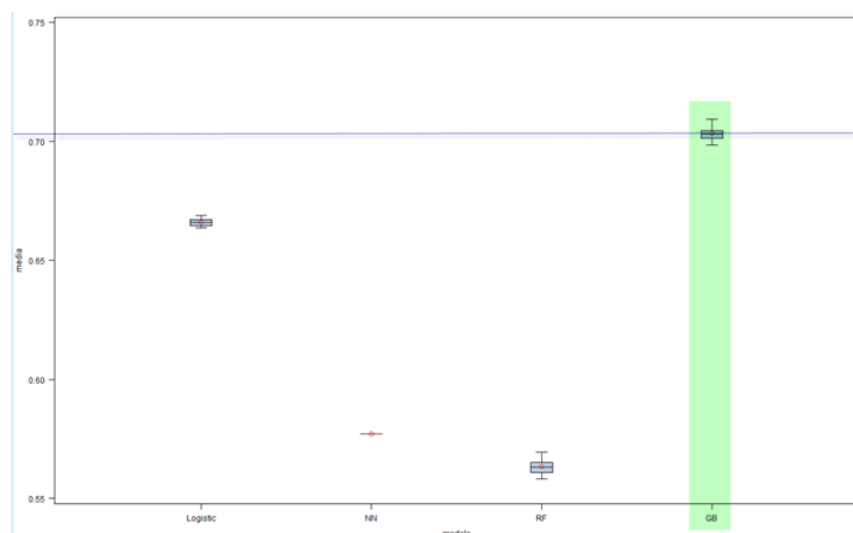


Рисунок 3.10 - Оцінка моделей заповнюваності

Щоб завершити дослідження про рівень заповнюваності, взяли модель Gradient Boosting і застосували в тих же даних прогнози, які робили з Airbnb.

Опишемо гіперпараметри кожної моделі. У випадку побудови двох окремих нейронних мереж у кожній мережі на вхідному шарі розташовувалися 14 перцептронів, рівних кількості вихідних ознак після проведення dummy-кодування. Далі застосовано схований шар, у якому була реалізована активаційна функція гіперболічного тангенса, і наприкінці – вихідний шар, що представляє із себе один перцептрон, що прогнозує один з показників: для першої нейронної мережі – ціну (у балах), а для другий – зміну (відсотках). Для реалізації нейронних мереж використовувалася бібліотека нейронних мереж з відкритим вихідним кодом, написана мовою Python. Параметрами нейронних мереж були наступні: кількість нейронів у схованому шарі, функція активації, цільова функція, алгоритм оптимізації параметрів, кількість епох навчання нейронної мережі.

Для реалізації другого випадку – коли задача категоріальної регресії вирішувалася за допомогою однієї нейронної мережі з одночасним прогнозуванням обох показників – використовувався аналогічний підхід, однак замість одного вихідного нейрона використовувалося два – для кожної із прогнозованих ознак.

При реалізації третього способу використовувався метод градієнтного бустинга з бібліотеки Catboost, що ефективно працює з категоріальними ознаками і використовує дерева розв'язків. Функцією помилки в даній моделі була середня абсолютна помилка прогнозування. Параметрами даної моделі були встановлені максимальна кількість ітерацій і глибина дерев. При цьому велике значення мав коефіцієнт швидкості навчання – параметр градієнтних алгоритмів, що дозволяє управляти величиною корекції ваг на кожній ітерації.

Результати обчислювальних експериментів. Використовуючи наведені вище моделі, були проведені серії експериментів по прогнозуванню успішності й

строку задачі запланованих оцінних засобів. Отримані результати показали, що запропоновані алгоритми мали високу ефективність за критерієм середня абсолютна помилка. Дана обставина була важливою при виконанні подальшого проектування інтелектуальної системи платформи, здатної формувати індивідуальні освітні траєкторії для підвищення успішності прогнозування оптимальності тимчасового планування процесу навчання.

Експериментальні результати, отримані на різних реальних наборах даних, показали високу ефективність запропонованих моделей.

Таблиця 3.1 – Середня абсолютна помилка (балів) прогнозування оцінки на 11-ти наборах даних

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Дві окремі нейронні мережі	9,579	8,870	7,808	7,151	7,717	5,255	7,190	6,750	6,019	7,043	6,785
Одна нейронна мережа з 2-ма виходами	9,600	8,827	7,760	7,087	7,619	5,325	7,165	6,749	6,048	7,187	6,787
Catboost - градиентный бустинг	9,516	8,636	7,685	6,783	7,556	4,957	6,993	6,591	5,868	7,033	6,725

Таблиця 3.2 – Середня абсолютна помилка (днів) прогнозування строку здачі завдання на 11-ти наборах даних

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Дві окремі нейронні мережі	1,981	3,552	2,520	2,647	4,141	2,507	2,322	1,938	1,342	1,099	2,482
Одна нейронна мережа з 2-ма виходами	1,904	3,310	2,497	2,874	4,783	2,592	2,510	1,131	1,599	1,455	2,398
Catboost - градієнтний бустинг	1,430	2,698	2,134	2,298	5,404	2,075	2,073	1,057	1,979	1,820	2,880

Висновки до розділу 3

Як показали результати, розглянуті моделі адекватно вирішували поставлену задачу прогнозування успішності навчання. На основі 11-ти проведених експериментів були отримані задовільні результати середньої абсолютної помилки.

Для того, щоб чітко вивчити ефект короткострокового регулювання оренди, в майбутніх дослідженнях рекомендується використовувати різні пари для більшої порівняння. У зв'язку з цим, щоб всебічно вивчити ефективність регулювання і допомогти розумінню регуляторного контролю в економіці оренди житла, майбутні дослідження з більш розширеним набором даних

повинні бути в змозі надати більш підтверджуючу картину наслідків регулювання, розглянутих в поточному дослідженні.

Розділ 4

Дослідження ефективності системи прогнозування

4.1 Візуалізація та аналітика даних

Як завершальний етап нашого проекту, побудували панель в Microsoft Power, з трьома прогнозами, інтегрованими в набір даних про 296 об'єктів нерухомості, що здаються в Сан Франціско. За допомогою цієї картини хочемо імітувати можливу аналітику та створювати візуалізацію даних, яку могли б мати в додатку.

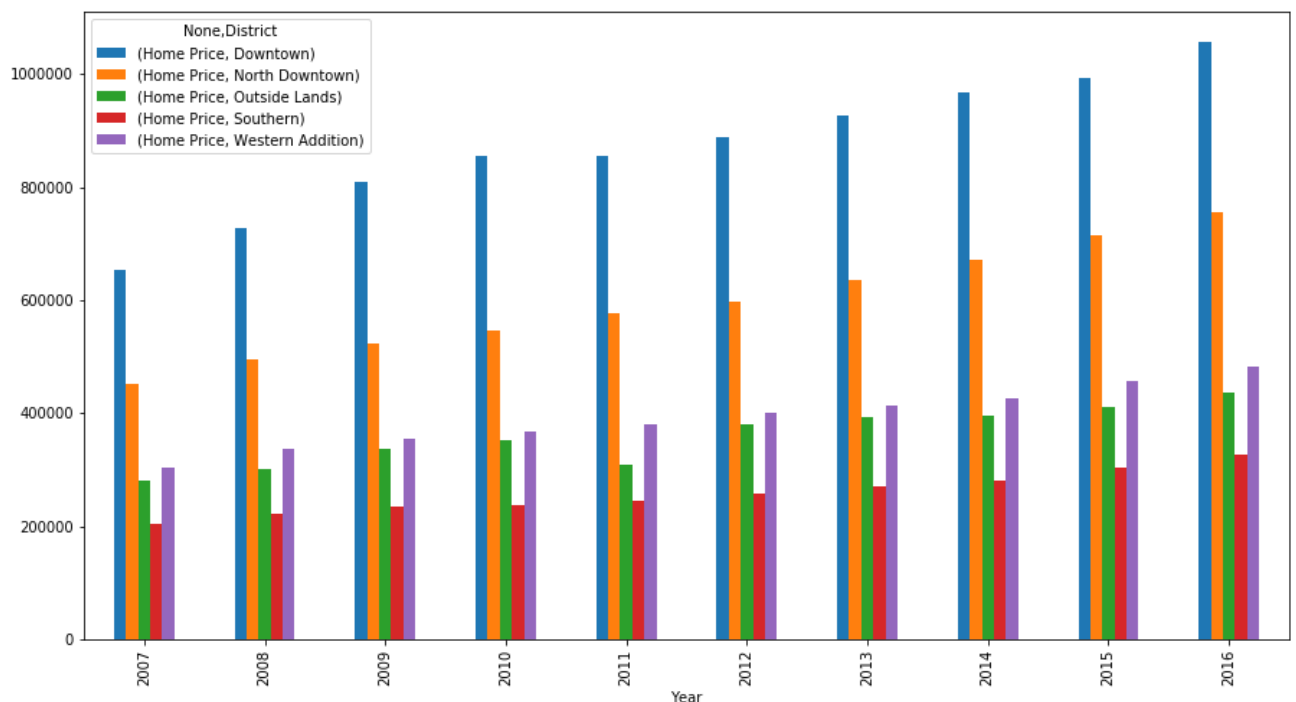


Рисунок 4.1 – Розподіл ціни будинків

Маємо індекс оренди, з орієнтовними прогнозами від наших моделей, ROIC (Рентабельність інвестицій у готівку) та ROIM (Рентабельність інвестицій з іпотекою), середня ціна нерухомості та попит Airbnb. Розрахували попит Airbnb, використовуючи прогнози дослідження Occursure Rate, де будинки,

прогнозовані з високим рівнем заповнюваності, вважалися дуже затребуваними (вище 50%) і будинки з показником заповнюваності нижче 50% вважалися низьким попитом. З правого боку, у є карта, яка показує нам, який канал оренди є більш вигідним для цього будинку. Кольори відносяться до оренди каналу: зелений відноситься до Idealista і рожевий до Airbnb. Розмір зони являє собою відсоток рентабельності інвестицій, найбільшою зона, тим вище орендна плата. У нижній частині маємо діаграму, яка аналізує рентабельність інвестицій за округом.



Рисунок 4.2 – Теплова карта ціни оренди

Значення можна вважати середнім ринком. Наша середня рентабельність інвестицій Idealista становить 6%, що близько до 5,1% від повідомлень Idealista (Idealista, 2019b). Така різниця між Idealista's і Retalbilty може бути обумовлена

методологією витрат і розрахунків. Така схожість між обома платформами підсилює надійність моделі.

Середній річний дохід, який маємо з моделлю оренди Airbnb, становить 10.6К. На домашній сторінці Airbnb вони припускають, що в Сан Франціско господар може заробити близько 12к - 18к з платформою (Airbnb, 2019р), в залежності від будинку, однак, вони не пояснюють, що знаходиться всередині їх формули.



Рисунок 4.3 – Теплова карта ціни аренди

Як бачимо, тільки 10% мають більш високу рентабельність інвестицій з короткостроковою орендою, ніж у довгостроковій перспективі. На перший погляд, це може здатися дивним, однак, це було очікувано. В середньому оренда вигідніша лише традиційна, коли показник заповнюваності перевищує 70%, що в той же час важко домогтися, так як не пропонують послугу гостинності. Пояснення цього питання полягає в тому, що з п'ятниці по понеділок рівень

заповненості високий, але з вівторка по четвер він значно нижче, так як в ті часи профіль клієнта відрізняється і віддає перевагу готелю, який надає послуги. Той факт, що обмежили наші оцінки заповнюваності до 70%, щоб отримати більш консервативну модель, також може вплинути на цей низький відсоток кращих угод з оренди відпустки.

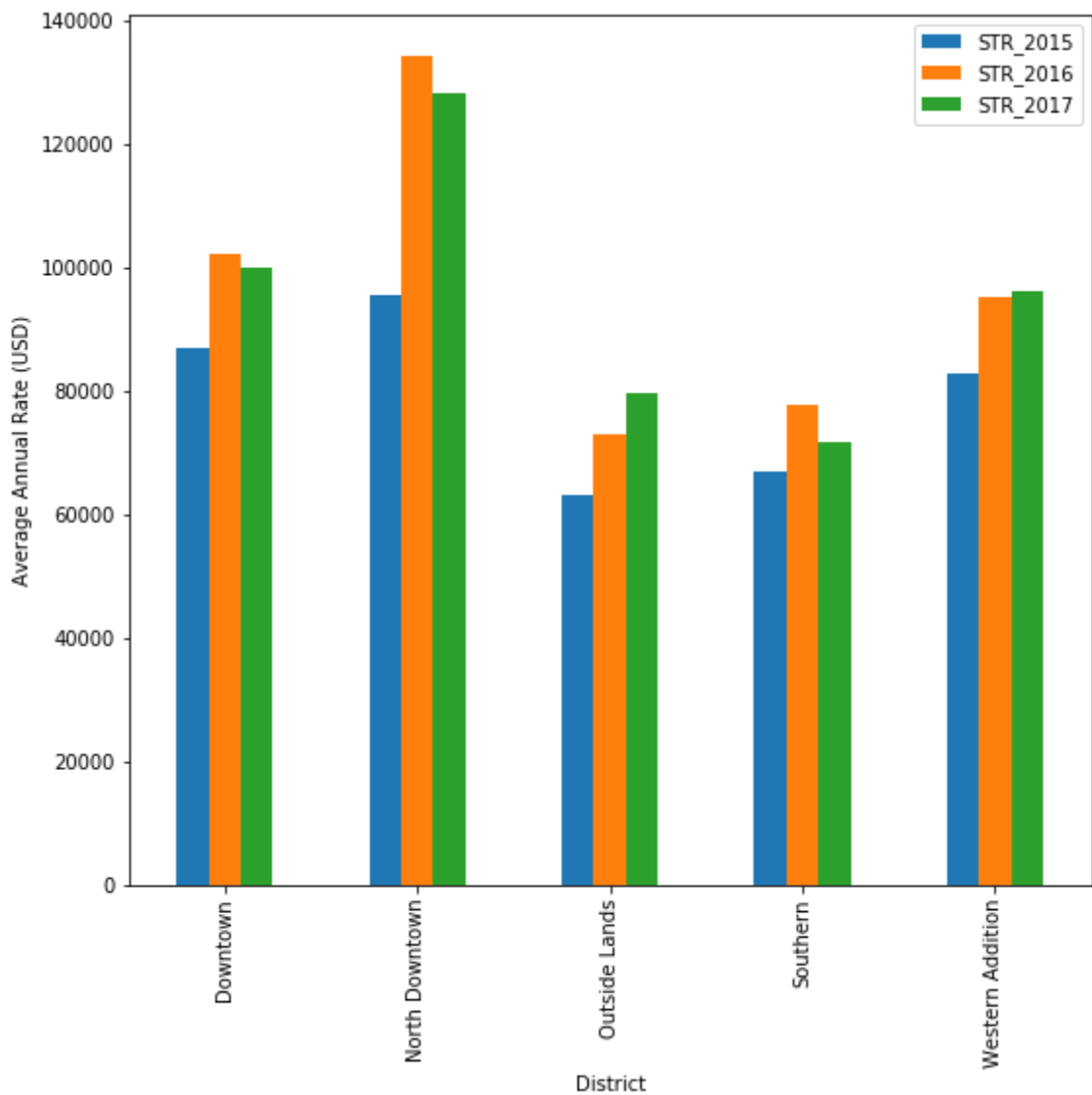


Рисунок 4.4 – Середньорічний рейт

Коли аналізуємо діаграму житло для відпочинку зосереджене не тільки в центрі міста. Це має два наслідки: один з них полягає в тому, що цей вид оренди не є виключно прибутковим у центрі Сан Франціско, а другий полягає в тому,

що він може мати деякі властивості, які використовуються як житло для відпочинку, які можуть заробляти більше рентабельності з традиційною оренду.

В середньому ROIC з Airbnb майже 3% і з Idealista 4%. Тим не менш, найкраща угода буде залежати від аспектів власності. З п'яти властивостей, які маємо на нашій базі даних в центру, чотири мають вищу ROIC з довгостроковою моделлю оренди.

Нарешті, з цих аналізів можна зробити висновок, що коли мова йде про інвестиції в нерухомість, рішення якої стратегії оренди не однозначне, тому аналіз може бути дійсно корисним інструментом інвесторів.

4.2 Візуалізація довгострокової оренди та даних про житло

Дані за 2011 та 2016 роки вибираються з dataframe для створення діаграм, які представляють перший рік доступних даних і останній рік.`yearly_price_change`

Барні графіки, що показують річну оренду та ціну на житло за околиці, накреслені на 2011 рік і збережені в папці "Зображення". Код змінено для створення барних графіків для 2016.

```
#
plot2 = plt.subplots(figsize=(16, 8))
sns.barplot(x = "Neighborhood", y = "Home Price",
            data=yearly_price_change.loc[yearly_price_change["Year"] == 2011],
            palette="rocket")
plt.title("Home Prices (USD) for 2011")
plt.xticks(rotation=90)
plt.ylabel("Home Price (USD)")
plt.xlabel ("Neighbourhood")
plt.tight_layout()

#
```

```

plot2 = plt.subplots(figsize=(16, 8))
sns.barplot(x = "Neighborhood", y = "Annual Rent",
            data= yearly_price_change.loc[yearly_price_change["Year"] == 2011],
            palette = "rocket")

plt.title("Long-Term Rental Rates (USD) for 2011")
plt.xticks(rotation=90)
plt.ylabel("Long-Term Rental Rate (USD)")
plt.xlabel ("Neighbourhood")
plt.tight_layout()

```

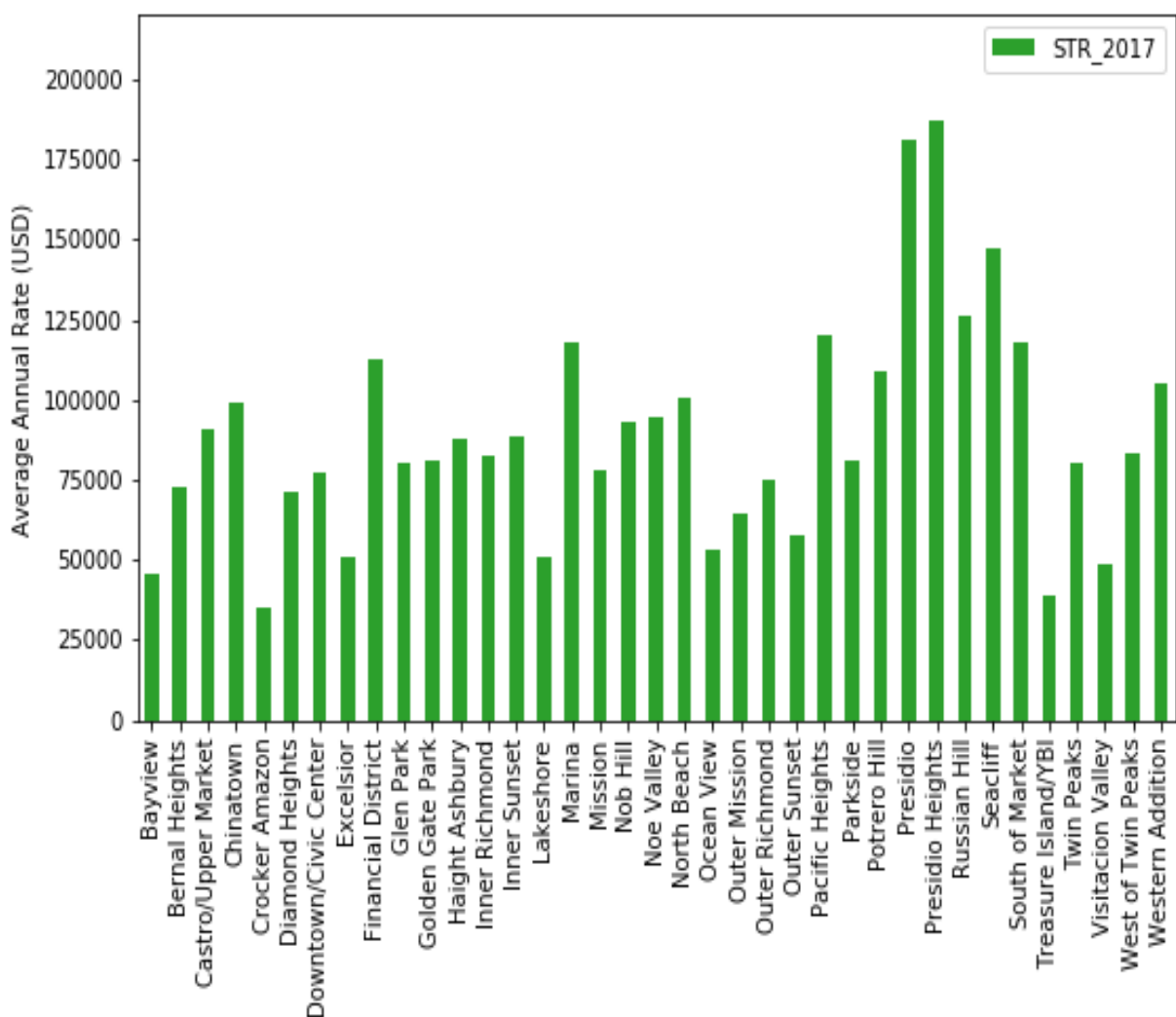


Рисунок 4.5 – Середньорічний рейт по районам

Pointplot генерується, щоб проілюструвати, як змінюються річні ставки орендної плати протягом багатьох років. Використовуючи аналогічний код, можна генерувати ще один pointplot для цін на житло.

```

# Creating a graph
fig, ax = plt.subplots(figsize=(7, 7))

ax = sns.pointplot(x = "Year", y = "Annual Rent", data = yearly_price_change,
                  marker = 'D', linewidth = 2, color = "purple")

plt.title("Yearly Rent Price Change", fontsize=15)
plt.ylabel("Annual Rent (USD)")

```

4.3 Теплова карта

Теплова карта для околиць орендні ставки була створені, щоб показати райони з найвищою ціною оренди.

```

#Creating a HeatMap
fig = gmaps.figure()
fig = gmaps.figure(map_type="SATELLITE")
locations = yearly_price_change[["Lat", "Lng"]]
weights2 = yearly_price_change["Yearly Rent Price"]
heat_layer = gmaps.heatmap_layer(locations, weights=weights2,
point_radius = 25, opacity = 0.7)
fig.add_layer(heat_layer)
fig

```

Теплові карти також генеруються, щоб забезпечити географічну орієнтацію на околиці та їх витрати в Сан-Франциско. Ця теплова карта використовує ціни на житло як вагу.

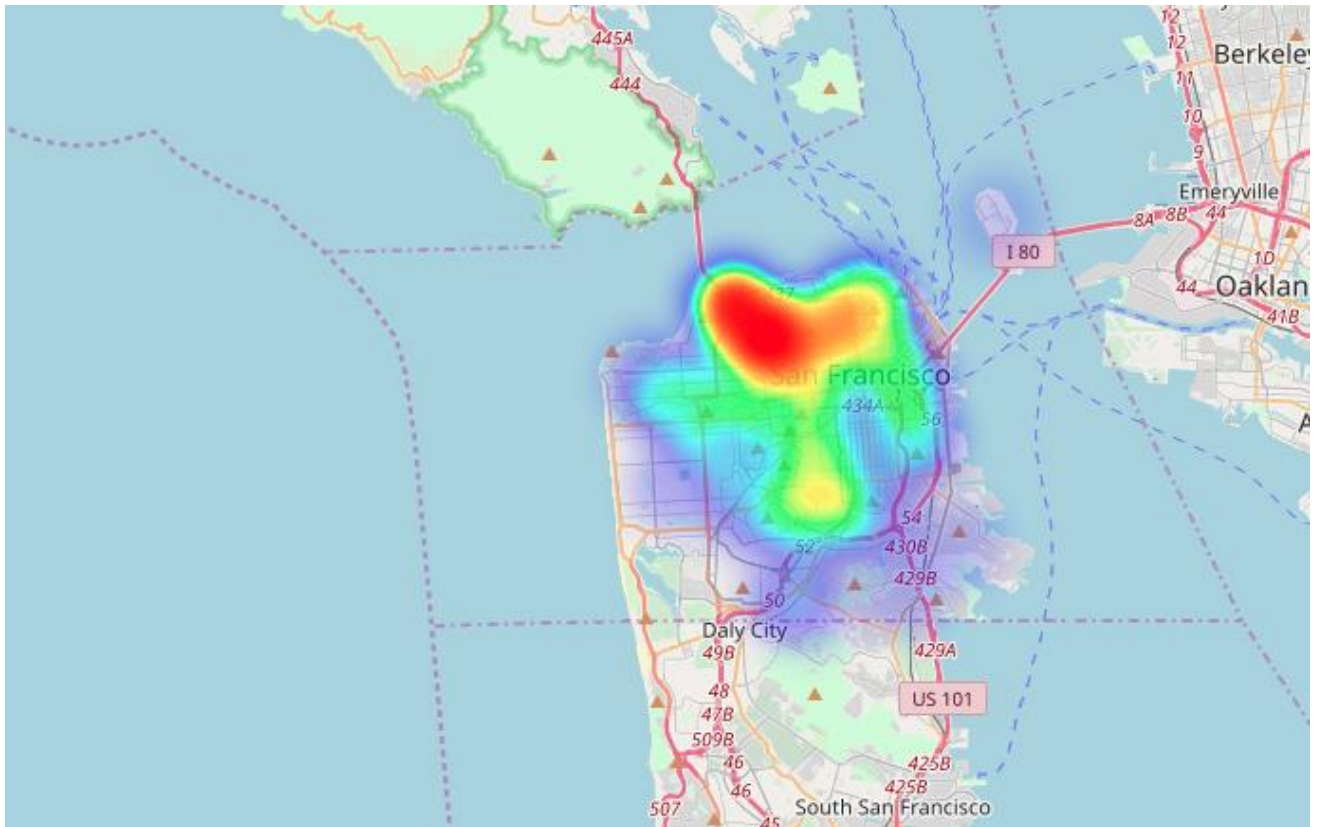


Рисунок 4.6 - Середньорічна орендна плата на мікрорайон

Код може бути змінений на ділянку річних орендних ставок як ваги на карті міста.

```
#Creating a HeatMap
fig = gmaps.figure()
fig = gmaps.figure(map_type="SATELLITE")
locations = yearly_price_change[["Lat", "Lng"]]
weights = yearly_price_change["Home Price"]
heat_layer1 = gmaps.heatmap_layer(locations, weights=weights, point_radius = 25,
opacity = 0.7)
fig.add_layer(heat_layer1)
fig
```

Висновки до розділу 4

Таким чином, вважаємо, що низький R^2 обумовлений розрахунками та оцінками, які потрібно було розробити для цільової змінної. Одним з можливих рішень для цієї проблеми було б повторно запустити модель, але з оригінальною змінною щоденної ціни в якості цілі, і застосовувати лише розрахунок для отримання річного прибутку після цього. Іншим можливим рішенням було б порівняти наші оцінки з іншими компаніями, які надають дослідження ринку Airbnb. Іншим аспектом, який можна виділити в порівнянні між нашими двома моделями, є те, що ринок Airbnb є більш мінливим. Це пов'язано з короткостроковим відношенням бізнес-моделі Airbnb.

Загальні висновки

Основною метою нашого проекту було вивчення і запропонувати методологію аналізу оренди нерухомості, в короткостроковій і довгостроковій перспективі, з використанням методів машинного навчання. Після цього тривалого дослідження, вважаємо, що досягли цієї мети. Тим не менш, необхідно переглянути методологію до розробки та впровадження інструменту.

Модель Airbnb представляє дуже низький R^2 0.41. Основною причиною може бути відсутність офіційних і надійних даних, наданих Airbnb щодо доходів і заповнюваності своїх користувачів. Це збільшило складність розробки моделі для майбутніх списків, без використання найвпливовіших аспектів вже перерахованого будинку і тільки з використанням атрибутів майна. Наша другорядна мета полягала в тому, щоб зрозуміти, як і які змінні впливають на ціни оренди нерухомості. Насправді, коли проаналізували графік змінної важливості на етапі моделювання, могли чітко бачити, який з них був найбільш актуальним, тому що вони, як правило, повторюються в кожній моделі. Однак, коли аналізували дані, і досліджували поведінку цих змінних, щоб знайти шаблон, не змогли знайти чіткого зв'язку між даними і тим, що кращі угоди були на Airbnb. Разом з тим, наші кращі моделі залучали поєднання складних моделей, доказом є необхідність інструменту підтримки окремих інвесторів щодо процесу прийняття рішень, модель оренди яких є найбільш підходящою для кожного будинку.

За допомогою цього дослідження також прагнули надати методику аналізу, щоб зрозуміти швидко зростаючий ринок оренди житла і, можливо, допомогти розвитку рішень з позитивним соціальним впливом. З огляду на це, бачимо ефект дослідження, де могли б порівняти прогнози моделі з фактичними властивостями Airbnb. Як бачили в нашому аналізі, тільки 10% наявних будинків

мали кращу угоду з Airbnb. Це приводить до припущення, що власники нерухомості в Airbnb, можуть заробляти більше, повертаючись до традиційної моделі оренди. З цією інформацією, необхідно створити, наприклад, стимули для власників нерухомості Airbnb в сферах житлових питань через надмірну оренду Airbnb, щоб повернутися до традиційної оренди.

Щоб зробити висновок, щодо наступних кроків і майбутньої роботи для цього проекту, після перегляду моделі Airbnb, будемо розгортати моделі за допомогою програми. Також необхідно додати дані в реальному часі з більшої кількості порталів.

Перелік посилань

1. Abadie, A. (2005). Semiparametric difference-in-differences estimators. *The Review of Economic Studies*, 72(1), 1–19.
2. Angrist, J. D., & Krueger, A. B. (1999). Empirical strategies in labor economics. In O. Ashenfelter & D. Card (Eds.), *Handbook of labor economics* (Vol. 3, pp. 1277–1366). Amsterdam: Elsevier.
3. Belk, R. (2014). Sharing versus pseudo-sharing in web 2.0. *The Anthropologist*, 18(1), 7–23. <https://doi.org/10.1080/09720073.2014.11891518>
4. Benner, K. (2017). Inside the hotel industry's plan to combat Airbnb. *The New York Times*, 16.
5. Cheng, M. (2016). Sharing economy: A review and agenda for future research. *International Journal of Hospitality Management*, 57, 60–70.
6. Cohen, B., & Keitzmann, J. (2014). Ride on! Mobility business models for the sharing economy. *Organization & Environment*, 27(3), 279–296.
7. Coles, P. A., Egesdal, M., Ellen, I. G., Li, X., & Sundararajan, A. (2018). Airbnb usage across New York City neighborhoods: Geographic patterns and regulatory implications. In N. Davidson, M. Finck, & J. Infranca (Eds.), *Cambridge handbook on the law of the sharing economy* (pp. 108–128). Cambridge University Press.
8. Coyle, D., & Yeung, T. (2017). Understanding Airbnb in fourteen European cities. Manchester: The Jean-Jacques Laffont Digital Chair.
9. Dolnicar, S. (2018). Peer-to-peer accommodation networks: Pushing the boundaries. Oxford: Goodfellow Publishers. Dzieza, J. (2015). Airbnb comes under fire in New York City.
10. Edelman, B. G., & Geradin, D. (2016). Efficiencies and regulatory shortcuts: How should we regulate companies like Airbnb and Uber? *Stanford Technology Law Review*, 19(2), 293–328.

11. Ert, E., Fleischer, A., & Magen, N. (2016). Trust and reputation in the sharing economy: The role of personal photos in Airbnb. *Tourism Management*, 55, 62–73.
12. Espinosa, T. P. (2016). The cost of sharing and the common law: How to address the negative externalities of home-sharing. *Chapman Law Review*, 19, 597.
13. Gerrit, V., & Olivia, Z. (2018). New York City will force Airbnb to disclose information on hosts. *Bloomberg*.
14. Grimshaw, J., Campbell, M., Eccles, M., & Steen, N. (2000). Experimental and quasi-experimental designs for evaluating guideline implementation strategies. *Family Practice*, 17(1), S11–S16.
15. Gurran, N., & Phibbs, P. (2017). When tourists move in: How should urban planners respond to Airbnb? *Journal of the American Planning Association*, 83(1), 80–92.
16. Guttentag, D. (2015). Airbnb: Disruptive innovation and the rise of an informal tourism accommodation sector. *Current Issues in Tourism*, 18(12), 1192–1217.
17. Guttentag, D., Smith, S., Potwarka, L., & Havitz, M. (2018). Why tourists choose Airbnb: A motivation-based segmentation study. *Journal of Travel Research*, 57(3), 342–359.
18. Hajibaba, H., & Dolnicar, S. (2018). Chapter 11—Regulatory reactions around the world. In S. Dolnicar (Ed.), *Peer-to-Peer Accommodation Networks* (pp. 120–136). Oxford: Goodfellow.
19. Hamari, J., Sjöklint, M., & Ukkonen, A. (2016). The sharing economy: Why people participate in collaborative consumption. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 67(9), 2047–2059.

21. Jefferson-Jones, J. (2014). Airbnb and the housing segment of the modern sharing economy: Are short-term rental restrictions an unconstitutional taking. *Hastings Constitutional Law Quarterly*, 42, 557.
22. Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of social media. *Business Horizons*, 53(1), 59–68.
23. Koopman, C., Mitchell, M. D., & Thierer, A. D. (2015). The sharing economy: Issues facing platforms, participants, and regulators. *Journal of Business Entrepreneurship and The Law*, 8(2), 529–546.
24. Kwok, L., & Xie, K. L. (2019). Pricing strategies on Airbnb: Are multi-unit hosts revenue pros? *International Journal of Hospitality Management*, 82, 252–259.
25. Lee, D. (2016). How Airbnb short-term rentals exacerbate Los Angeles’s affordable housing crisis: Analysis and policy recommendations. *Harvard Law & Policy Review*, 10, 229.
26. Lee, Y., Jang, S., & Kim, J. (2020). Tourism clusters and peer-to-peer accommodation. *Annals of Tourism Research*, 83, 102960.
27. Leismann, K., Schmitt, M., Rohn, H., & Baedeker, C. (2013). Collaborative consumption: Towards a resource-saving consumption culture. *Resources*, 2(3), 184–203.
28. Leshinsky, R., & Schatz, L. (2018). “I don’t think my landlord will find out.” Airbnb and the challenges of enforcement. *Urban Policy and Research*, 36(4), 417–428.
29. Li, J., Moreno, A., & Zhang, D. J. (2019). Agent pricing in the sharing economy: Evidence from Airbnb. In M. Hu (Ed.), *Sharing economy* (Vol. 6, pp. 485–503). Springer, Cham.

30. Liang, L. J., Choi, H. C., & Joppe, M. (2018). Understanding repurchase intention of Airbnb consumers: Perceived authenticity, electronic word-of-mouth, and price sensitivity. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 35(1), 73–89.
31. Manning, W. G. (1998). The logged dependent variable, heteroscedasticity, and the retransformation problem. *Journal of Health Economics*, 17(3), 283–295.
32. Meyer, B. D. (1995). Natural and quasi-experiments in economics. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(2), 151–161.
33. Miller, S. R. (2016). First principles for regulating the sharing economy. *Harv. J. on Legis*, 53, 147.
34. Mora, R., & Reggio, I. (2014). A command for treatment effect estimation under alternative assumptions. Universidad Carlos III de Madrid (UC3M) Working Paper, 7–14.
35. Nieuwland, S., & Van Melik, R. (2020). Regulating Airbnb: How cities deal with perceived negative externalities of short-term rentals. *Current Issues in Tourism*, 23(7), 811–825.
36. O'Neill, J. W., & Ouyang, Y. (2016). From air mattresses to unregulated business: An analysis of the other side of Airbnb. Penn State School of Hospitality Management.
37. Oskam, J., & Boswijk, A. (2016). Airbnb: The future of networked hospitality businesses. *Journal of Tourism Futures*, 2(1), 22–42.
38. Parigi, P., & Cook, K. (2015). Trust and relationship in the sharing economy. *Contexts: Understanding People in Their Social Worlds*, 14(1), 18–19.
39. Phua, V. C. (2019). Perceiving Airbnb as sharing economy: The issue of trust in using Airbnb. *Current Issues in Tourism*, 22 (17), 2051–2055.
40. Porter, M. E. (1990). The competitive advantage of nations. *Harvard Business Review*, 68(2), 73–93.

41. Qu, R., Ennew, C., & Sinclair, M. T. (2005). The impact of regulation and ownership structure on market orientation in the tourism industry in China. *Tourism Management*, 26(6), 939–950.
42. Rauch, D. E., & Schleicher, D. (2015). Like Uber, but for local government law: The future of local regulation of the sharing economy. *Ohio State Law Journal*, 76, 901.
43. Sheppard, S., & Udell, A. (2016). Do Airbnb properties affect house prices. *Williams College Department of Economics Working Papers*, 3(1), 43.
44. Shortt, D. R. (2011). No dwelling left behind: Expanding New York's uniform housing statutes to single and two-family dwellings. *Pace Law Review*, 31, 721.
45. Stevenson, H. H. (1983). A perspective on entrepreneurship. *Harvard Business School Working Paper*, 9, 384–431. Waldfoegel, J. (1999). The impact of the family and medical leave act. *Journal of Policy Analysis and Management*, 18, 281–302.
46. Xu, Y. H., Pennington-Gray, L., & Kim, J. (2019). The sharing economy: A geographically weighted regression approach to examine crime and the shared lodging sector. *Journal of Travel Research*, 58(7), 1193–1208.
47. Yeon, J., Song, H. J., & Lee, S. (2020). Impact of short-term rental regulation on hotel industry: A difference-in-differences approach. *Annals of Tourism Research*, 83, 102939.
48. Zervas, G., Proserpio, D., & Byers, J. W. (2017). The rise of the sharing economy: Estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of Marketing Research*, 54(5), 687–705.
49. Zhu, Y., Cheng, M., Wang, J., Ma, L., & Jiang, R. (2019). The construction of home feeling by Airbnb guests in the sharing economy: A semantics perspective. *Annals of Tourism Research*, 75, 308–321.

Додатки

```
plot2 = plt.subplots(figsize=(16, 8))
sns.barplot(x = "Neighborhood", y = "Home Price",
            data=yearly_price_change.loc[yearly_price_change["Year"] == 2011],
            palette="rocket")
plt.title("Home Prices (USD) for 2011")
plt.xticks(rotation=90)
plt.ylabel("Home Price (USD)")
plt.xlabel ("Neighbourhood")
plt.tight_layout()

# Create a bargraph for rental rates in 2011
plot2 = plt.subplots(figsize=(16, 8))
sns.barplot(x = "Neighborhood", y = "Annual Rent",
            data= yearly_price_change.loc[yearly_price_change["Year"] == 2011],
            palette = "rocket")
plt.title("Long-Term Rental Rates (USD) for 2011")
plt.xticks(rotation=90)
plt.ylabel("Long-Term Rental Rate (USD)")
plt.xlabel ("Neighbourhood")
plt.tight_layout()
```

УДК 004.4

Панчук В. А., Скрипник Т. К.

Хмельницький національний університет

ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ КОРОТКОСТРОКОВОЇ АРЕНДИ НА СТАН ІНДУСТРІЇ НА БАЗІ АНАЛІТИЧНОГО ПІДХОДУ

Проведенні дослідження впливу короткострокової аренди на стан індустрії рентування житла та проведено порівняння з такими класичними сервісами як готельні послуги. В роботі розроблені та реалізовані аналітичний підхід з використанням засоби машинного навчання по аналізу прогнозованості завантаження приватних житлових сервісів та проведено аналіз впливу на індустрію адміністративних факторів. За адміністративні фактори прийнято обмеження та регулювання місцевої влади в сфері адміністрування сервісу послуг зі здачі приватного житла в короткостроковий найм.

A study of the impact of short-term rent on the state of the rental industry and a comparison with such classic services as hotel services. The paper develops and implements an analytical approach using machine learning tools to analyze the predictability of the load of private housing services and analyzes the impact on the industry of administrative factors. Restrictions and regulation of local authorities in the field of administration of short-term rental housing services have been adopted as administrative factors.

Поява Airbnb, безсумнівно, є одним з найбільш значущих і трансформативних останніх подій у світовому туристичному секторі. Незважаючи на те, що Airbnb існує лише приблизно 10 років, зробивши революцію в віковій практиці однорангового житла з новою технологічною платформою дистрибуції, компанія створила своєчасне нововведення, яке виросло швидше, ніж практично будь-хто очікував.

Методика оцінки ефектів за відсутності справжнього експериментального підходу за допомогою природного експерименту широко проводилася в емпіричних дослідженнях в галузі фінансів, економіки та інших галузях соціальної науки. У зв'язку з цим часто проводяться квазі-експериментальні дослідження там, де існують відповідні умови; це допомагає подолати обмеження експериментального підходу та дозволяє дослідникам проводити дослідження в природних умовах.

Числовий ефект регулювання вартості по суті такий же, як і в порівнянні щомісячного доходу або кількості лістингів, що не дивно, оскільки не було незвичайних середньодобових змін курсу при проходженні регламенту. Оцінка OLS δ виражена наступним чином:

$$\delta = [(\bar{Y}_{NY,R,1} - \bar{Y}_{NY,R,0}) - (\bar{Y}_{NY,NR,1} - \bar{Y}_{NY,NR,0})] - [(\bar{Y}_{DC,R,1} - \bar{Y}_{DC,R,0}) - (\bar{Y}_{DC,NR,1} - \bar{Y}_{DC,NR,0})] \quad (1)$$

Основною метою поточного дослідження було вивчення впливу нового регулювання на Airbnb, що вимірюється змінами кількості списків та щомісячного доходу.

На відміну від негативного впливу регулювання на конкуренцію, це може мати деякі позитивні ефекти з точки зору орієнтації ринку. Положення про фірми спочатку можуть бути руйнівними, але в кінцевому підсумку заохочуватимуть фірми підвищувати свої мотивації і спонукати їх стати більш відповідними ринку. Це означає, що регулювання може виробляти кращі продукти і привести компанії до підвищення задоволеності клієнтів.

Також метою дослідження було проведення аналізу впливу Airbnb на сектор аренди житла на базі зібраних даних. Проведений аналіз впливу особливостей (features) показав що тільки 10% наявних будинків мали кращу угоду з допомогою Airbnb. Тобто викирстання сервісу Airbnb в незначній мірі дозволяє підвищити ефективність аренди. Це дозволяє припустити, що власники нерухомості в Airbnb можуть заробляти більше, повертаючись до традиційної моделі оренди. З цією інформацією, наприклад, можна формувати стимули для власників нерухомості Airbnb в сферах житлових питань через оренду Airbnb, щоб повернутися до традиційної оренди. Однак це залежить від традицій оренди в тій чи іншій області.

Перелік посилань

1. Coyle, D., & Yeung, T. (2017). Understanding Airbnb in fourteen European cities. Manchester: The Jean-Jacques Laffont Digital Chair.
2. Dolnicar, S. (2018). Peer-to-peer accommodation networks: Pushing the boundaries. Oxford: Goodfellow Publishers. Dzieza, J. (2015). Airbnb comes under fire in New York City.
3. Edelman, B. G., & Geradin, D. (2016). Efficiencies and regulatory shortcuts: How should we regulate companies like Airbnb and Uber? *Stanford Technology Law Review*, 19(2), 293–328.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ДИПЛОМНА РОБОТА
МАГІСТРА

Вплив короткострокової аренди
на стан індустрії на базі аналітичного підходу

Розробив
ст. гр. КНм-19-1: Панчук В.А.

Хмельницький - 2020

В магістерській проведенні дослідження впливу короткострокової аренди на стан індустрії рентування житла та проведено порівняння з такими класичними сервісами як готельні послуги. В роботі розроблено та реалізовано аналітичний підхід з використанням засобі машинного навчання по аналізу прогнозованості завантаження приватних житлових сервісів та проведено аналіз впливу на індустрію адміністративних факторів. За адміністративні фактори прийнято обмеження та регулювання місцевої влади в сфері адміністрування сервісу послуг зі здачі приватного житла в короткостроковий найм.

Метою дослідження є проведення дослідження з метою розробки методів визначення впливу короткострокової аренди на стан індустрії та знаходження факторів впливу з прогностичними оцінками ефективності сервісу.

Для досягнення зазначеної мети поставлені наступні задачі:

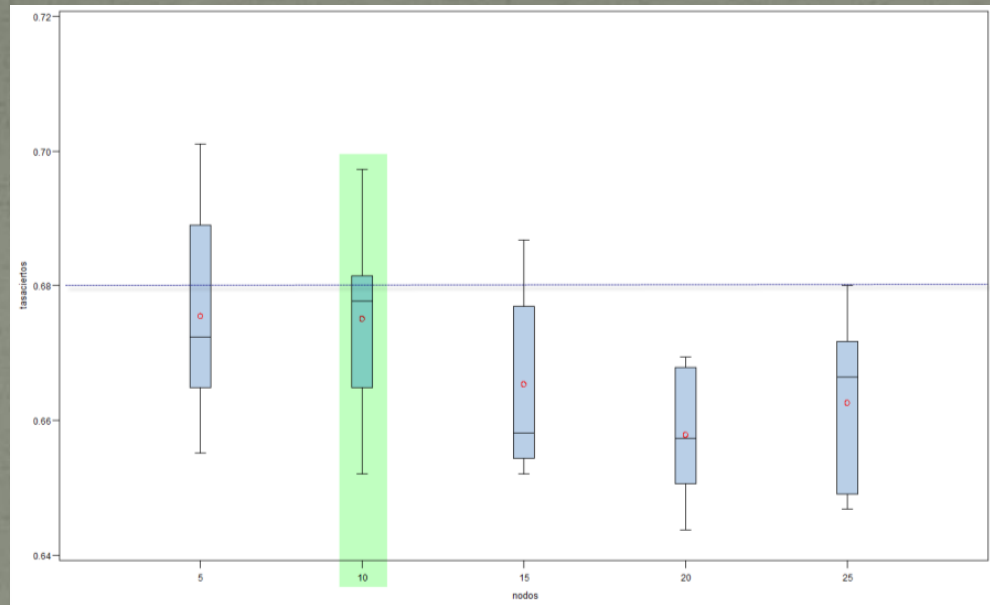
- провести дослідження факторів впливу на ефективність діяльності короткострокової аренди;
- провести порівняння застосованих методів прогнозування заповненості житлового сервісу.
- провести аналіз зональності розташування пропонованого сервісу.

Об'єктом дослідження є порівняння методів машинного навчання для встановлення прогностичної оцінки та аналітичні підходи визначення ознак.

Предметом дослідження є дані про діяльність галузі, а також ознаки та класифікатори, використовувані в задачах прогнозування.

Визначення та аналіз факторів впливу на предметну область а саме на індустрію є важливим етапом в процесі дослідження ефективності діяльності. Тому цьому аспекту приділяється значна увага, оскільки він є ключовим фактором та обґрунтовує саму мету проведення подібних досліджень. Також визначено та проаналізовано подібні та дуже близькі за змістовною частиною дослідницькі роботи і встановлено головні фактори впливу та розроблено порівняльні методи аналізу ефективності діяльності індустрії.

Основною метою нашого проекту було вивчити методи дослідження рентабельності інвестицій оренди нерухомості, в короткостроковій і довгостроковій перспективі, з використанням методів машинного навчання. Після цього тривалого дослідження, мета була досягнута. Однак, необхідно удосконалити методологію до розробки та впровадження інструменту.



Заповнюваність NN Левмар (точність)

Висновки

Модель Airbnb представляє дуже низький R^2 0.41. Основною причиною може бути відсутність офіційних і надійних даних, наданих Airbnb щодо доходів і заповнюваності своїх користувачів. Це збільшило складність розробки моделі для майбутніх списків, без використання найвпливовіших аспектів і тільки з використанням атрибутів житла. Наша другорядна мета полягала в тому, щоб зрозуміти, як і які змінні впливають на ціни оренди нерухомості. Насправді, коли проаналізували графік змінної важливості на етапі моделювання, могли чітко бачити, який з них були найбільш актуальним, тому що вони, як правило, повторюються в кожній моделі. Однак, коли аналізували дані, і досліджували поведінку цих змінних, щоб знайти шаблон, не змогли знайти чіткого зв'язку між даними і тим, що кращі угоди були зроблені з допомогою сервісу Airbnb.

Дякую за увагу

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилоч в документах: 8%**

ID: 81686 Назва: Вплив короткострокової аренди на стан індустрії на базі аналітичного підходу Додано в БД: 2020-11-30 Автора: Панчук Владислав Анатолійович Керівники: Манзюк Е.А. Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	66489	469	788 (1%)	7 (1%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

**РІШЕННЯ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: **Вплив короткострокової аренди на стан індустрії на базі аналітичного підходу**

Автор: **Панчук В. А.**

Спеціальність: **122 Комп'ютерні науки**

Науковий керівник: **к.т.н. доцент Манзюк Е.А.**

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	-
3	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	-
4	Інше:	-

Підтвердження: Виявленні запозичення не є плагіатом так як є широко вживаними поняттями предметної області і складають 0.2%.

01.11.2020

Дата



Підпис керівника



Підпис завідувача кафедри

ВІДГУК ОПОНЕНТА
на дипломну роботу магістра

Магістра гр. КНМ-19-1 Панчука Владислава Анатолійовича

На тему: Вплив короткострокової аренди на стан індустрії на базі аналітичного підходу.

1. Актуальність і значення теми

В магістерській проведенні дослідження впливу короткострокової аренди на стан індустрії рентування житла та проведено порівняння ефективності використання засобів аналізу. Завдяки дослідженню впливу короткострокової аренди на стан індустрії рентування житла та порівняння з готельними послугами встановлено що досить незначний відсоток рентування був більш ефективний у порівнянні з традиційними підходами. Однак слід відмітити зростаючий попит на такі послуги, що говорить про необхідність застосовування новітніх підходів.

2. Оцінка якості та достовірності проведених досліджень.

Отримані результати добре співвідносяться з результатами, наведеними в наукових роботах і довідниках.

3. Оцінка запропонованих заходів та пропозицій, практичної цінності та ефективності.

Проведені дослідження мають належний рівень, є ефективним дослідженням в галузі нерухомості, їх можна використати з метою підвищення доходу від аренди житла та прогнозування тенденцій в галузі.

4. Загальний висновок та оцінка

Робота виконана в повному обсязі. Досліджені та проаналізовані дані за допомогою комплексу входять в рамки допустимих відхилень. Пояснювальна записка оформлена в відповідності з нормами. Відмічені недоліки не знижують цінності дипломної роботи. За своєю структурою, практичними цінностями, поставленій меті та вирішеними задачами робота відповідає вимогам вищої школи і вимогам, що пред'являються до освітньо-кваліфікаційного рівня «магістр», а її автор Панчук В.А. заслуговує присвоєння кваліфікації магістра з комп'ютерних наук та інформаційних технологій.

Робота заслуговує на оцінку «задовільно».

Опонент

Мягчишин В.В., з.б.и, проф.