

Як проводити аналітичні дослідження?



16/10/2025

Вікторія Стрілець

Analytics Team Lead,
Howly

- Howly**
Analytics Team Lead
- WIX**
Senior Product Analyst
- Brainstack_**
Senior Data/Product Analyst



Адженда



(1)



Що досліджають
аналітики в
продуктовому IT?

(2)



Як підійти до
дослідження?

(3)



Приклади
досліджень

(4)



Як презентувати
результат?

(5)



Чому першокласні
аналітики стають CEO?

(6)



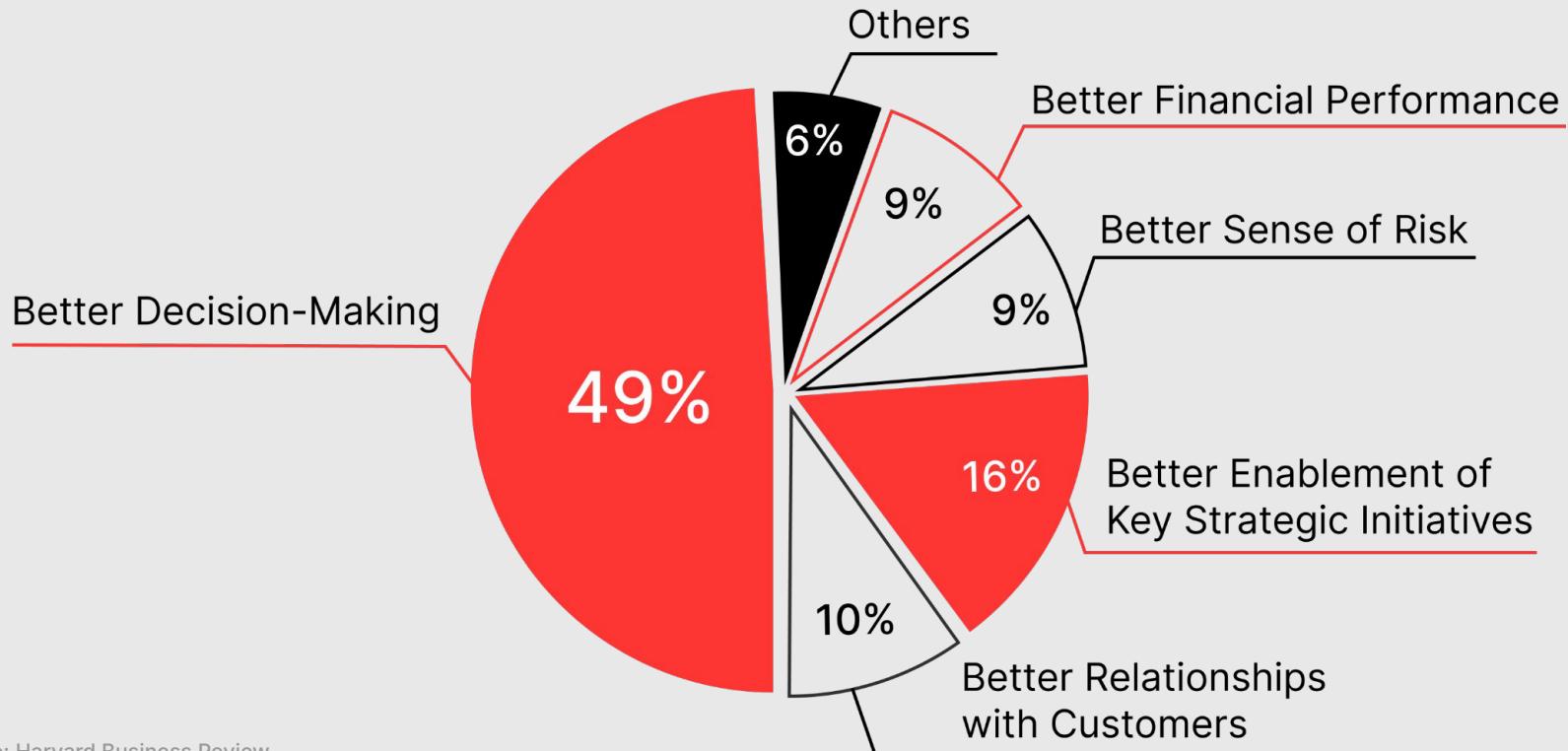
Q&A





Що досліджують аналітики в продуктовому ІТ?

Чому компанії так цінують аналітику?



Досліджувати метрики?



Ні, метрики без бізнес-контексту не дають можливості зробити висновки

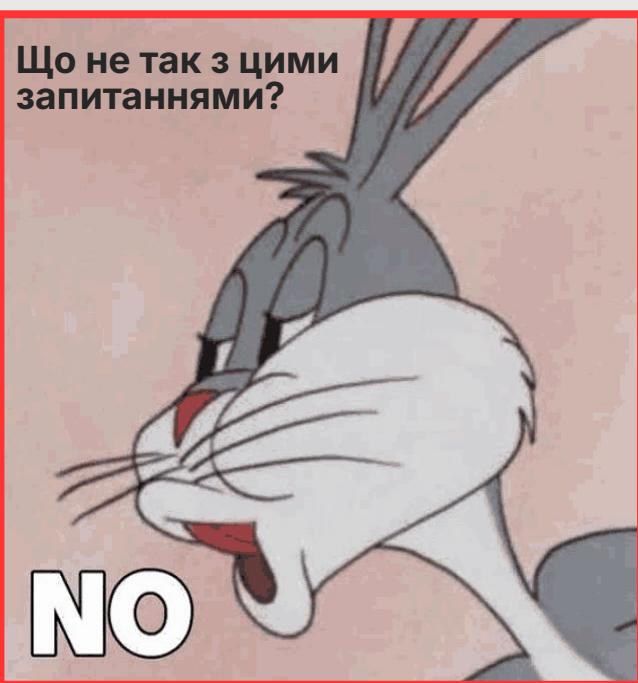


Аналітики шукають причинно-наслідкові зв'язки та формують рекомендації

Типові запитання до аналітиків



- Поведінковий аналіз: Як знизився ретеншен 7-го дня на нашому продукті?
- Юніт-економіка: яке LTV має наш середній користувач?
- Динаміка KPI: знизилася конверсія на вебсайті хх, давайте глянемо що відбулось з воронкою?



Як краще?



Поведінковий аналіз: Давайте розберемось, що спричинює просідання ретеншену 7го дня, і чи дійсно це є проблемою?

Юніт-економіка: Враховуючи попередній досвід продуктових експериментів, яким для нас є оптимальний сетап воронок та монетизаційної моделі з точки зору ROI?

Динаміка KPI: чи є проблемою зниження конверсії на нашому продукті, і якщо так, яка першопричина?



Типові задачі продуктової аналітики



Тренди: чому та як змінюються ключові метрики?



User journey: чому та як юзери користуються продуктом?



Атрибуція: чому та з яких маркетингових каналів приєднуються нові юзери?



Когортний аналіз: чому, як та скільки виручки приносить бізнесу середній користувач?



Retention: чому та як юзери залишаються користуватись продуктом, і чому вони повертаються до нас?



Як підійти до дослідження?



**70% успіху -
подумати**

**30% успіху -
виконати**

70% успіху - подумати, 30% - виконати



Поставити ціль -
яку проблему ми вирішуємо?



Сформулювати гіпотези та структуру аналізу - враховуючи наявні знання про бізнес, на які фактори потрібно дивитись в першу чергу?



Зібрати дані - Виходячи з п.1 та п.2, зібрати лише необхідні дані. Зазвичай найбільш трудомістка частина аналізу, займає близько 2/3 загального часу



Проаналізувати - Дослідити взаємозв'язки між наявними даними, перевірити гіпотези сформовані в п.2, а також ті гіпотези, які могли виникнути в самому процесі аналізу

70% успіху - подумати, 30% - виконати



Інтерпретувати - підвести підсумок аналізу. Визначити, чи змогли ми ідентифікувати ключові причинно-наслідкові зв'язки, чи не залишилось "великих каменів, під які ще тече вода"

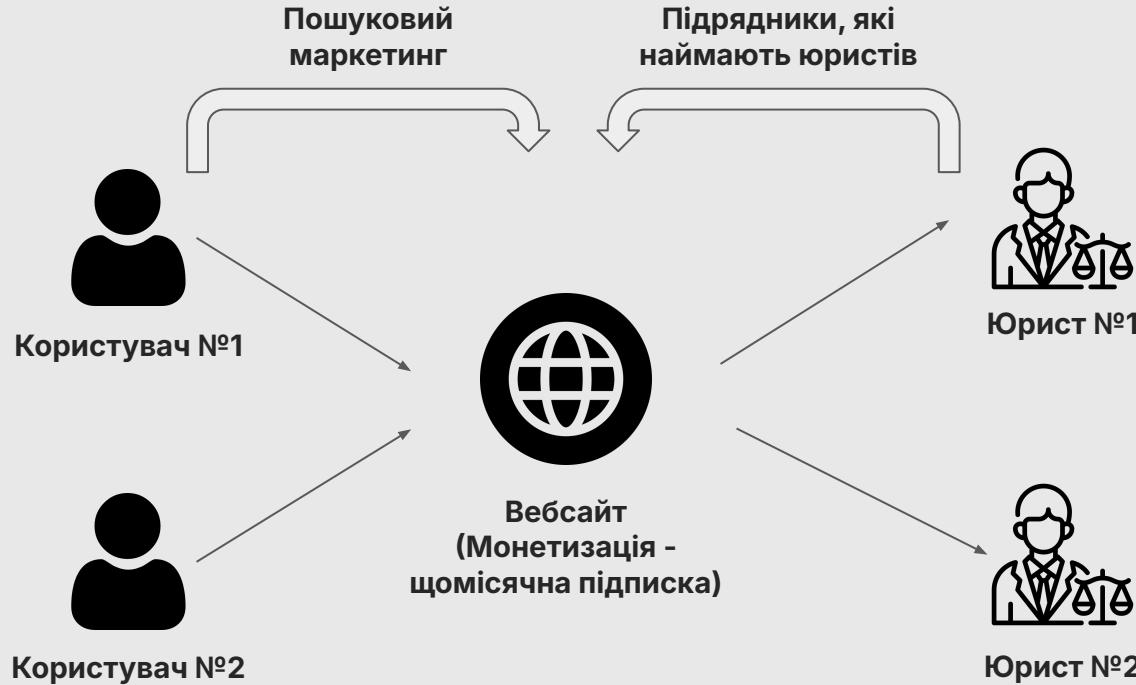


Впровадити рекомендації - донести висновки аналізу до ключових стейкхолдерів, впевнитись що на основі аналізу були прийняті необхідні рішення. Або, як мінімум, - зроблені висновки на майбутнє



Приклади досліджень

Маркетплейс юридичних консультацій



Проблема №1, тренди: зниження конверсії



Місяць	Конверсія з перегляду сайту в оплату першого місяця підписки
Лютий'25	7.00%
Березень'25	6.00%
Зміна, %	-14%

Конверсія не змінюється в жодному сегменті...



Місяць	Країна	Платформа	Перегляди сайту	Кількість конверсій	Конверсія, %
Лютий'25	USA	Desktop	1500	120	8.0%
Лютий'25	USA	Mobile	2000	160	8.0%
Лютий'25	UK	Desktop	700	40	5.7%
Лютий'25	UK	Mobile	1000	44	4.4%
Березень'25	USA	Desktop	2000	160	8.0%
Березень'25	USA	Mobile	2500	200	8.0%
Березень'25	UK	Desktop	2500	143	5.7%
Березень'25	UK	Mobile	5200	229	4.4%

Але вага сегментів змінилась...



Вага сегментів	Вага у кількості переглядів сайту, %		Вага у конверсіях на сайті, %	
	Лютий'25	Березень'25	Лютий'25	Березень'25
USA-Desktop	29%	16%	33%	22%
USA-Mobile	38%	20%	44%	27%
UK-Desktop	13%	20%	11%	20%
UK-Mobile	19%	43%	12%	31%

Висновок - конверсія в рамках норми, у нас на сайті зросла активність в UK

Проблема №2, тренди: справжнє зниження конверсії



Місяць	Конверсія з перегляду сайту в оплату першого місяця підписки
Лютий'25	7.30%
Березень'25	6.70%
Зміна, в.п.	-0.6 в.п.

..ПОДИВИМОСЬ на сегменти



Місяць	Країна	Перегляди сайту	Кількість конверсій	Конверсія, %	Вага сегмента
Лютий'25	USA	1500	120	8.0%	68%
Лютий'25	UK	700	40	5.7%	32%
Березень'25	USA	2000	160	8.0%	57%
Березень'25	UK	1500	75	5.0%	43%

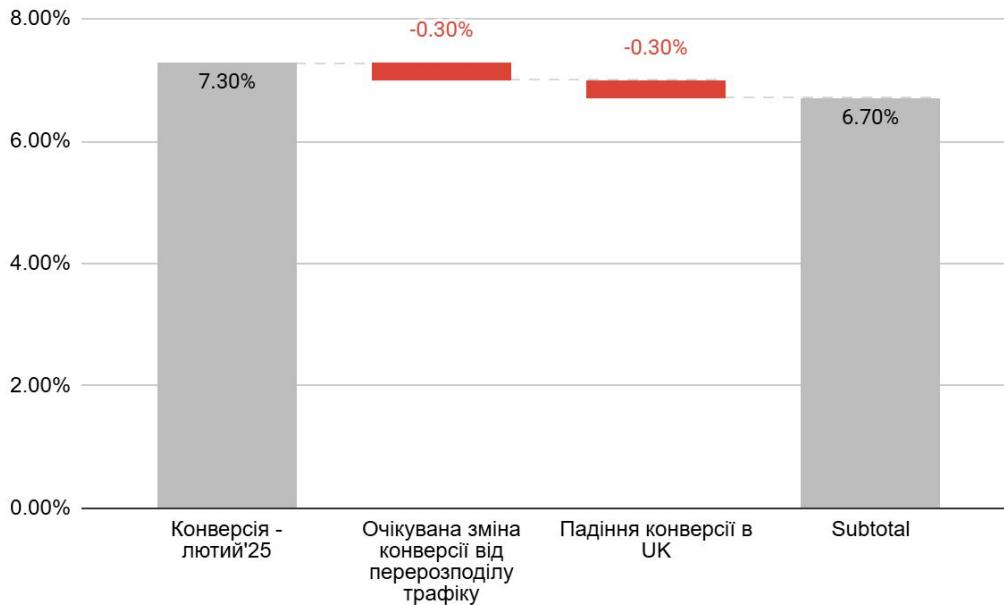
В UK знизилась конверсія, але чи єдиний це ефект?



Місяць	Країна	Конверсія, %	Вага сегмента
Лютий'25	USA	8.0%	68%
Лютий'25	UK	5.7%	32%
Березень'25	USA	8.0%	57%
Березень'25	UK	5.7%	43%

Фактична конверсія за лютий	7.3%
Очікувана конверсія за березень	7.0%
Очікувана зміна конверсії	-0.3 в.п.

Зміна конверсії в UK дала половину загального ефекту зниження



Наступні кроки



Генеруємо подальші гіпотези:

- Чи були маркетингові зміни?
- Чи були зміни на воронці?
- Чи були зміни ціни продукту?

Перевіряємо гіпотези, бачимо що в березні на UK змінювали ціни. Передивляємось продукт, помічаємо що випадково поставили USD цінник замість GBP

Чому сегментація – це важливо?



Майже будь-яку продуктову метрику можна розкласти на компоненти за допомогою факторного аналізу



Це завжди потрібно робити, щоб не упустити неочевидні зміни, які важко втримати в голові



Чим якісніше зроблений факторний аналіз, тим менший ризик когнітивних викривлень у висновках



Проблема №3, user journey: CSAT drop



CSAT - customer satisfaction rating, від 1 до 5

Ця метрика відображає рівень задоволеності юзера сервісом

Збираємо метрику після кожного спілкування юзера з юридичними експертами



Гіпотези щодо зниження CSAT



Маркетинг. У лютому додали категорію консультацій за кримінальним правом.

Гіпотеза: оцінка юриста, який покриває запити по кримінальному праву, просіла



Воронка

Нічого не змінювалось



Продукт. Змінювали скрипт відправки запиту на оцінку експерта в січні, але в кінці лютого повернули старий.

Гіпотеза: користувачам частіше відправляли запит на оцінку експерта до фіналізації консультації



Supply (експерти)

Нічого не змінювалось

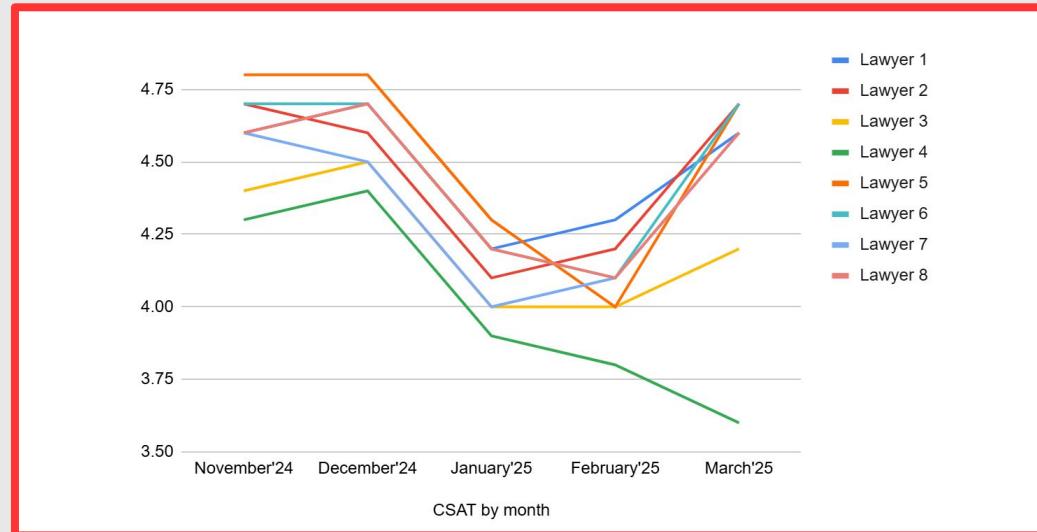
Обидві гіпотези швидко підтверджуються



Помітне зниження CSAT одразу після впровадження нового скрипта оцінки в січні

Після повернення попереднього скрипта оцінки юриста, більшість рейтингів повернулись на нормальній рівень

В березні досі виділяється низький рейтинг Юриста №3 і №4 - вірогідно, що вони займаються питаннями кримінального права



Criminal Law questions by Lawyer	November'24	December'24	January'25	February'25	March'25
Lawyer 3	0	35	46	47	42
Lawyer 4	0	38	68	92	103
Other lawyers	0	0	0	0	0

Висновки



Формулювання гіпотез і збір продуктової інформації перед аналізом значно економить час на пошук проблеми



Наявне знання **продуктового контексту** допомагає швидко розібратись в задачі



Деякі проблеми лежать на поверхні, тому що на них ніхто не дивиться - потрібно бути впевненим, що всі ключові метрики та їх сегментації проактивно перевіряються - наприклад за допомогою моніторингу дашбордів



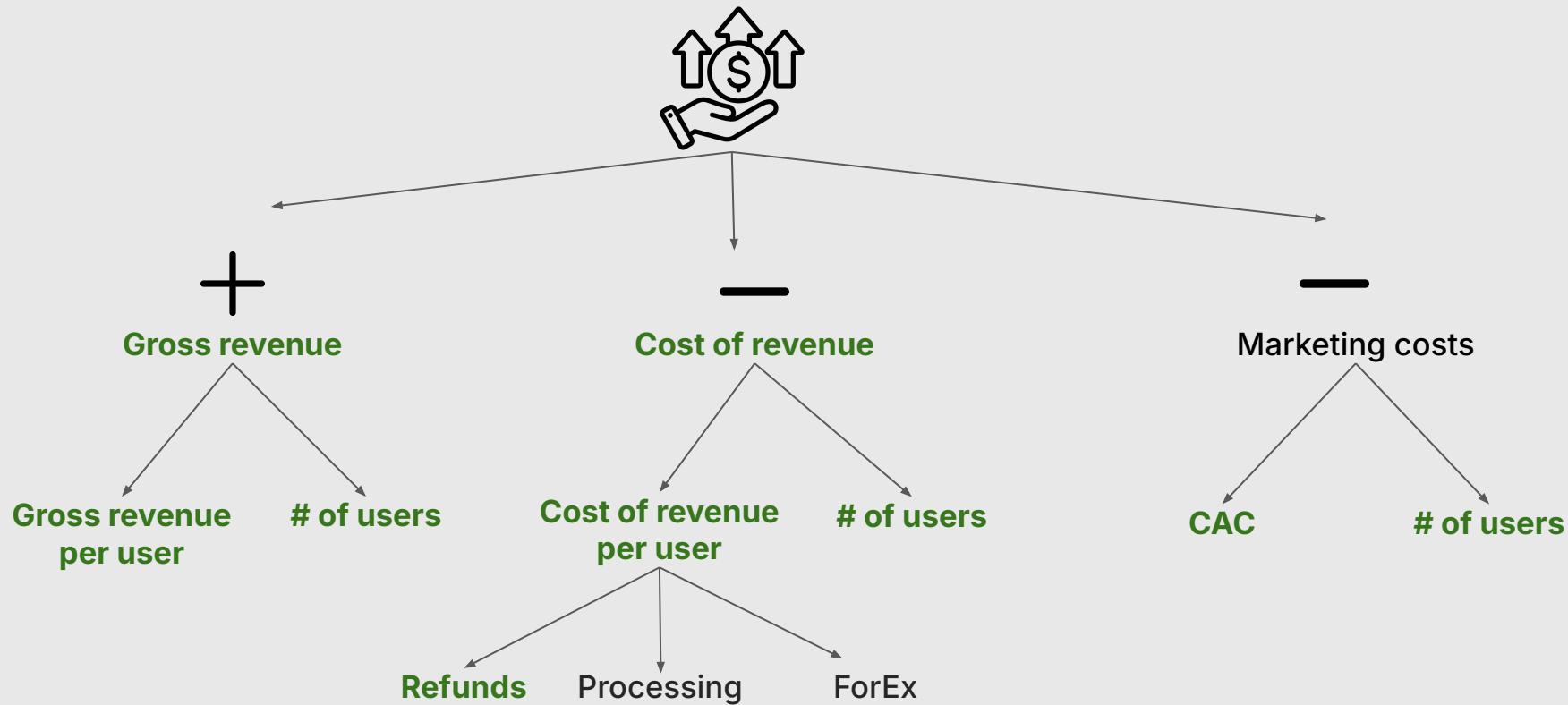
Проблема №4, когортний аналіз: зміна ціни на продукті



Група	Ціна підписки на місяць, \$
Контрольна	24.95\$
Тестова	19.95\$

Питання: яка ціна краще? Цільова метрика - gross profit

Розкладемо gross profit



Переходимо до юніт-економіки



	24.95\$	19.95\$
Gross revenue per user	??	??
Returns per user	??	??
# of users	??	??

Gross revenue per user



- Рахуємо економіку за 12 місяців життя юзерів
- Дані є тільки за 5 місяців

	Month #				
Rebill rate, %	1	2	3	4	5
24.95\$	100%	65%	49%	39%	32%
19.95\$	100%	68%	52%	42%	35%

Потрібно спрогнозувати життя після 5-го місяця



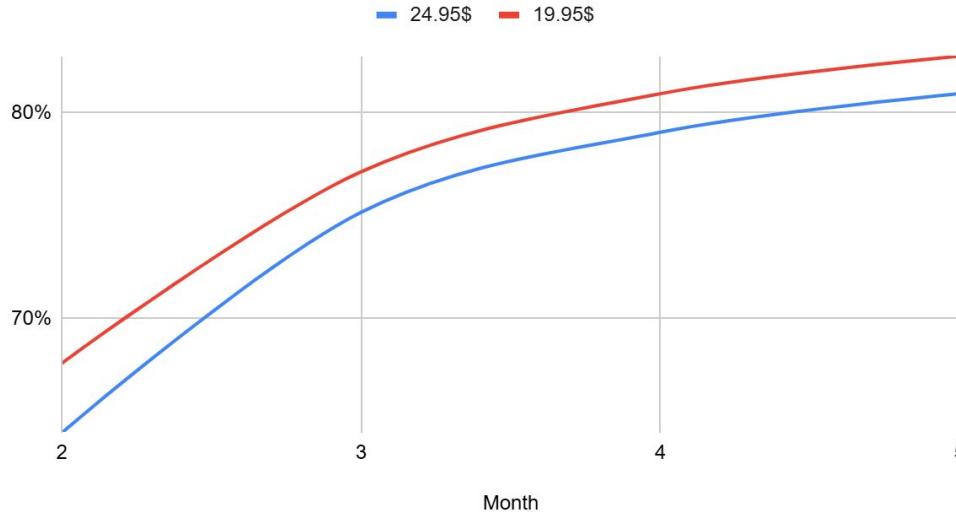
Використовуємо ланцюгові коефіцієнти переходу в наступний місяць підписки

	Month #				
	1	2	3	4	5
Rebill rate, 24.95\$	100%	65%	49%	39%	31%
Rebill chain coeff., 24.95\$	n/a	65%	75%	79%	81%
Rebill rate, 19.95\$	100%	68%	52%	42%	35%
Rebill chain coeff., 19.95\$	n/a	68%	77%	81%	83%



Функція коефіцієнтів переходу майже завжди логарифмічна

24.95\$ and 19.95\$





Отримуємо прогноз коефіцієнтів переходу

- Прогноз log-функції просто зробити в Google Sheets / Excel за допомогою функції GROWTH...
- ...або використати бібліотеку sklearn.linear_model в python

Month	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
24.95\$	65%	75%	79%	81%	84%	84%	85%	86%	86%	86%	86%
19.95\$	68%	77%	81%	83%	85%	86%	86%	87%	87%	87%	87%

sklearn.linear_model



HelloWorld.py

+

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 from sklearn.linear_model import LinearRegression
4
5 x_known = np.array([1, 2, 3, 4, 5])
6 y_known = np.array([2.5, 3.5, 5.0, 7.1, 10.0])
7
8 df = pd.DataFrame({'X': x_known, 'Y': y_known})
9 log_y = np.log(df['Y'])
10
11 # Fit a linear regression model to  $\log(Y) = \log(b) + x * \log(m)$ 
12 model = LinearRegression()
13 model.fit(df[['X']], log_y)
14 log_b = model.intercept_
15 log_m = model.coef_[0]
16
17 b = np.exp(log_b)
18 m = np.exp(log_m)
19 print(f"b = {b:.4f}, m = {m:.4f}")
20
21 # Predict Y for new X values
22 x_new = np.array([6, 7, 8]) # or any new x values
23 y_predicted = b * (m ** x_new)
24 print("Predicted Y values:", y_predicted)
```

Використовуємо прогнозні значення для оцінки rebill rate%



Rebill rate, %	Month #												TOTAL
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
24.95\$	100%	65%	49%	39%	31%	26%	22%	19%	16%	14%	12%	10%	401%
19.95\$	100%	68%	52%	42%	35%	30%	26%	22%	19%	17%	15%	13%	439%

	12M LT - rebills per user	Gross revenue per user
24.95\$	4.01	100.16\$
19.95\$	4.39	87.58\$

Refunds per user and net revenue



Refund rate, %	Month #												
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	TOTAL
24.95\$	4.2%	3.5%	3.0%	2.7%	2.4%	2.1%	1.8%	1.6%	1.5%	1.5%	1.4%	1.3%	2.9%
19.95\$	2.6%	2.2%	1.9%	1.7%	1.5%	1.3%	1.1%	1.0%	1.0%	0.9%	0.9%	0.8%	1.8%

		12M LT - rebills per user	12M LT Gross revenue per user	12M LT Net revenue per user
24.95\$		4.01	100.16\$	97.24\$
19.95\$		4.39	87.58\$	86.04\$

Marketing performance



Результат - ціна 19.95\$ перемагає за рахунок:

- кращої конверсії в першу оплату (більше юзерів за ті ж маркетингові витрати)
- кращого ребілл рейтсу за 12 місяців
- нижчого рівня рефандів

	Marketing spend, \$	Users, #	CAC, \$	Net revenue per user	Gross profit, \$
24.95\$	\$10,000	200	\$50	97.24\$	19,447\$
19.95\$	\$10,000	240	\$42	86.04\$	20,649\$

Висновки



Якщо відбулись зміни на воронці, когортний аналіз має включати **повний флоу юзера** - від реєстрації до останніх наявних даних по ретеншену / ребілах



В бізнесі **ніколи не чекають повних даних для аналізу** - якісне прогнозування допомагає набагато швидше прийняти рішення



Базова математика та статистика - важливі для якісної роботи аналітика. Технічну сторону (SQL, python, та інші навички) **швидко можна вивчити**





Як презентувати
результат?

Залежить від аудиторії



(1)

Цільова аудиторія:
C-level

- Формат: короткий пост, імейл або презентація
- Підхід: зверху-вниз (спочатку висновки, потім деталі)
- Впевненість в результатах: 99%

(2)

Цільова аудиторія:
менеджер або команда

- Формат: детальний пост, імейл, файл з розрахунками
- Підхід: знизу-вверх (спочатку підхід до аналізу, розрахунки, потім - висновки)
- Впевненість в результатах: 90%

Поширені типи візуалізації



KPIs



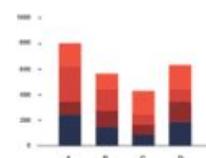
Можна додавати як елемент дашборду, аби підсвітити поточне значення 1-4 основних показників.

Tables

	A	B	C
X	\$40	240	48
Y	\$50	200	59
Z	\$60	310	79

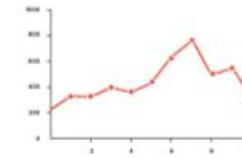
Коли треба показати дані у розрізі декількох сегментацій одночасно (наприклад, періоди + категорії)

Bar charts



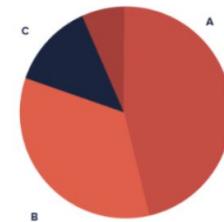
Для порівняння категорій або демонстрації структурних змін.

Line charts



Коли необхідно показати тренд / динаміку певного показника з плином часу.

Pie Chart

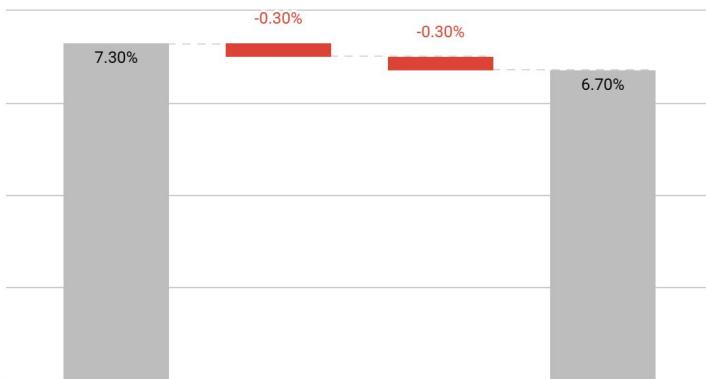


Для демонстрації структури та визначення долі кожного сегмента в рамках цілого (рекомендовано не більше 7 груп)

Поширені типи візуалізації

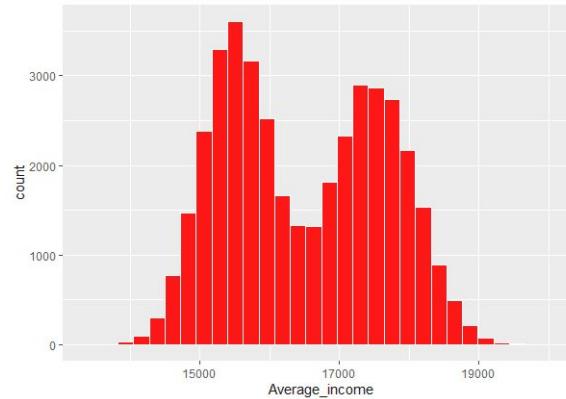


Waterfall



Для демонстрації впливів кожного з факторів на загальну зміну показника

Histogram



Щоб показати розподіл числових показників, та підкреслити частоту повторюванності кожного значення (інтервалу)

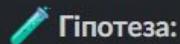
Якісні висновки — прості висновки



Всім привіт,

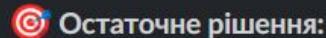
Проаналізували тест

на payment page.



Гіпотеза:

Якщо юзери будуть бачити свій CVV — зможуть його перевірити і тим самим ми покращимо прохідність trial'ів



Остаточне рішення:

Вважаємо тест програшним, бо гіпотеза не підтвердилається. Не викатуємо



Висновки:

Гіпотеза про те, що користувачі бачитимуть CVV і це підвищить прохідність, не підтвердилася, а навпаки, CR у success rate знизився на 1.4% (20% vs 19.7%).

Також, як було 1.5% помилок 2.06 - Invalid CVV2 code, так і залишилось



Більш детально описано в [документі](#).

Якщо у Вас є коментарі або уточнення, я буду радий їх почути.



Чому першокласні
аналітики стають CEO?

Аналітика найбільше наближена до прийняття рішень



Аналітик бачить бізнес в цифрах. З досвідом бізнес розкладається в голові на компоненти та синтезується в єдине ціле



Всі ключові рішення бізнесів в SKELAR приймаються на даних



Пріоритети розвитку продукту майже завжди можна визначити відповідно до цільових метрик. Це означає, що аналітик вміє добре пріоритизувати



Аналітика формує структуру мислення. **Структурність** - це ще й зміння якісно комунікувати власні думки, цілі та рішення



Q&A



Connect with me on LinkedIn:



Victoria Strilets
Analytics Team Lead - Howly

