

СТУДЕНТСЬКІ СТУДІЇ

DOI: [10.26565/2311-2379-2021-101-14](https://doi.org/10.26565/2311-2379-2021-101-14)

УДК 364.1:51-77

Д. Е. КОСІАШВІЛІ

студент кафедри економічної кібернетики та прикладної економіки

Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна

майдан Свободи, 4, м. Харків, 61022, Україна

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0528-0745>, e-mail: danyakibernetik@gmail.com

ЙМОВІРНІСТЬ БІДНОСТІ: АНАЛІЗ PPI ЗАСОБАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Останнім часом бідність усвідомлюється як глобальна проблема. Poverty Probability Index (PPI) – один із інструментів її вимірювання. Спираючись на результати опитування про характеристики домогосподарства та володіння активами, PPI розраховує ймовірність того, що домогосподарство живе за межею бідності. В даний час PPI використовується більш ніж у 400 організаціях та підприємствах по всьому світу – міжнародними НУО, соціальними службами, донорами, інвесторами, транснаціональними корпораціями, урядовими та іншими організаціями у різних секторах, включаючи сільське господарство, охорону здоров'я, освіту, енергетику та фінанси. До найвідоміших проєктів, заснованих на значеннях PPI, відносяться проєкти «Голод» та «Електронний склад», стратегія «Starbucks» щодо колумбійських фермерів. Однак базова модель з двома класами (бідний - багатий), яка лежить в основі індексу, не виділяє в окремий клас більшість населення із середнім рівнем заробітку, яке має шанси як розбагатіти, так і потрапити до класу незаможних з часом і під впливом різних екзогенних факторів. Тому в роботі запропонована модель кластеризації, на основі якої вдалося виявити 3 категорії населення: крім бідних та багатих у ній розглянуті також люди із середнім заробітком. 1) До класу бідних потрапили люди середнього та літнього віку, які проживають у селах. У більшості випадків це заміжні жінки з низьким рівнем грамотності, які не мають ні власного бізнесу, ні банківського рахунку, а часто й телефону. 2) Людина із середнім заробітком – це найчастіше молодий одружений чоловік, із непоганою освітою. У більшості випадків він не є ні інвестором, ні власником бізнесу, у нього немає житла, яке здавалося б в оренду. При цьому зазвичай він є власником мінімум 2 телефонів. 3) До класу багатих потрапили люди обох статей, як самотні, так і сімейні. Це високоосвічені люди, які з великою ймовірністю мають приватний бізнес, інвестиції, квартири в оренді. Запропонована модель допоможе розробляти більш точні інструменти як боротьби з бідністю, так її запобігання.

Ключові слова: **бідність, PPI, машинне навчання, кластеризація, Python.**

JEL Classification: C38, C55, I32.

Постановка проблеми. Одна з характерних особливостей сучасного світу – загострення глобальних проблем, які виходять за рамки інтересів різних класів і суспільних систем. Глобальними є проблеми, які набувають всесвітній характер, охоплюючи всі основні регіони Землі та створюють реальну загрозу для майбутнього людства.

Останнім часом бідність усвідомлюється як глобальна проблема. Poverty Probability Index (PPI) – один із інструментів її вимірювання. Спираючись на результати опитування про характеристики домогосподарства та володіння активами, PPI розраховує ймовірність того, що домогосподарство живе за межею бідності (Povertyindex, 2021).

У результаті опитування розробники індексу оцінили межу бідності у приблизно 2,5 долара на день. Тобто, якщо домогосподарство заробляє менші гроші, то з великою ймовірністю його можна віднести до класу бідних.

Сьогодні PPI використовується більш ніж у 400 організаціях та підприємствах по всьому світу – міжнародними НУО, соціальними службами, донорами, інвесторами, транснаціональними корпораціями, урядовими та іншими організаціями у різних секторах, включаючи сільське господарство, охорону здоров'я, освіту, енергетику та фінанси. Ці організації започаткувати новий підхід до подолання глобальних проблем, який отримав назву концепція сталого розвитку (sustainable development) (Povertyindex, 2021).

Сталий розвиток – загальна концепція направлена на встановлення балансу між задоволенням сучасних потреб людства і захистом інтересів майбутніх поколінь, включаючи їх потребу в безпечному і здоровому довкіллі. Узгодження різних поглядів та їх переклад на мову конкретних заходів, які є засобами досягнення сталого розвитку — завдання величезної складності, оскільки всі елементи повинні розглядатися збалансовано.

Важливі також і механізми взаємодії концепцій. Економічний і соціальний елементи породжують такі нові завдання, як досягнення справедливості всередині одного покоління (наприклад, щодо розподілу доходів) та надання цілеспрямованої допомоги бідним верствам населення (Вікіпедія, 2021).

Аналіз останніх досліджень. До найвідоміших проектів, заснованих на значеннях PPI, відносяться проекти «Голод» та «Електронний склад», стратегія «Starbucks» щодо кolumбійських фермерів.

Компанія Starbucks, що прагне етичного та відповідального підбору кави, була однією з перших компаній, що використала PPI у своїй діяльності. Починаючи з 2012р. за допомогою індексу компанія виявила, що більше 30% кolumбійських фермерів, які брали участь у програмі, жили за межею бідності. «Якщо фермери живуть у такій глибокій бідності, що не можуть дозволити собі насіння чи добрива, ланцюжок поставок перебуває під загрозою порушення. Фермери, які не мають засобів для існування, також не можуть дотримуватися етичних та стійких методів роботи. Тому вивести фермерів зі злиднів – це завдання як із соціальної, так і з ділової точки зору», – сказав директор з оцінки прогресу у боротьбі з бідністю. Низька віддача від вирощування какао відлякує наступне покоління фермерів, що може вплинути на майбутній ланцюжок поставок. Зрозуміло, що зростаючий споживчий попит на конкретний продукт у розвинених країнах повинен принести користь тим, хто вирощує або збирає інгредієнти та сировину для цього продукту. За підтримки компанії кількість бідних фермерів на сьогоднішній день знизилася до 10% (PPI Blog, 2017).

Проект «Голод» спрямований на викорінення голоду та бідності. Програми в Африці, Південній Азії та Латинській Америці засновані на новаторському підході, який дає можливість жінкам та чоловікам, що живуть у селах, досягти сталого прогресу у подоланні голоду та бідності. За допомогою індексу були виявлені респонденти, які живуть за межею бідності (встановлений у всьому світі показник 2,5 доларів знизили до 1,25 через критичну ситуацію). PPI був впроваджений у 10 країнах, охоплюючи понад 20 000 домашніх господарств у громадах з передбачуваним населенням понад 2 мільйони людей (PPI Blog, 2017).

Проект «Електронний склад» стрімко розвивається та впроваджується по всьому світу. Багато дрібних фермерів перебувають у не вигідному становищі, продаючи свій урожай на ринку. Вони, як правило, не мають достатнього сховища для врожаю. Через це бідні фермери часто продають свій урожай під час збору, щоб отримати хоча б якісь кошти. Фермерів, які хочуть найскоріше продати свій урожай, відлякує дорожня зберігання – на комерційних складах є достатнє сховище, але орендна плата надто висока. «Електронний склад» забезпечує навчання з післязбиральної обробки врожаю, а також надає доступ до агрономічної інформації та позики під урожай. Перед тим, як прийняли участь в проекті, 75% респондентів жили за межею бідності. Після впровадження програми 42% фермерів зберегли свій урожай у перший місяць і одержали за нього значний прибуток надалі (PPI Blog, 2017).

Проте Європейський союз, хоча і має певні успіхи у скороченні бідності, але не зміг досягти власної мети: до 2020 року визволити зі злиднів 20 млн. осіб (UN News, 2021). Зростання показників злиднів спостерігається вперше за двадцять років, і пов'язане це насамперед із пандемією, боротьба з якою негативно позначилася на економіках країн. За результатами наради ООН було виявлено, що у 2019 році кожен п'ятий житель Євросоюзу, тобто 21,1 % населення, або 92,4 млн. осіб, жили на порозі бідності. Причому 20,4 млн. з них – це люди, у яких є робота. У злиднях проводять дитинство 23,1 %, або 19,4 млн. дітей (UN News, 2021).

Таким чином, бідність залишається глобальною проблемою, що потребує подальших досліджень та розробки більш деталізованих (не бінарних – бідний / багатий) моделей.

Мета роботи. Базова модель з двома класами, яка лежить в основі індексу PPI, не виділяє в окремий клас більшість населення із середнім рівнем заробітку, яке має шанси як розбагатіти, так і потрапити до класу незаможних з часом і під впливом різних екзогенних факторів. Метою роботи є розробка моделі кластеризації, на основі якої можна виявити та

описати не лише класи найбідніших і найбагатших верств населення, а й людей із середнім заробітком.

Обробку даних та побудову моделей виконано з використанням мови програмування Python.

Основні результати дослідження. Для побудови моделі було використано базу даних індексу PPI, що створена на основі результатів опитування європейського населення з різних верств суспільства та з різним матеріальним станом (Kaggle, 2019). Вона містить 8400 респондентів з країн Європи та включає різні показники щодо рівня життя людини (рис. 1):

	country	is_urban	age	female	married	religion	relationship_to_hh_head	education_level	can_calc_percents	employment_type_last_year	...	borrowed_for_daily_expenses_last_year
0	G	False	57	True	True	PRS	Father/Mother	3.0	True	salaried	...	False
1	F	False	40	False	True	AGN	Head	0.0	False	salaried	...	False
2	IS	False	35	True	True	CAT	Spouse	1.0	False	not_working	...	True
3	IS	True	19	True	False	CAT	Son/Daughter	3.0	False	salaried	...	False
4	GB	False	61	True	True	CAT	Father/Mother	0.0	False	not_working	...	True
5	GB	True	16	True	False	CAT	Son/Daughter	2.0	False	not_working	...	True
6	G	False	40	False	True	CAT	Head	0.0	False	self_employed	...	False
7	F	False	27	True	True	AGN	Spouse	0.0	False	not_working	...	False
8	GB	True	35	False	True	CAT	Head	3.0	True	salaried	...	False
9	P	False	72	True	False	PRS	Head	1.0	False	self_employed	...	False

10 rows x 28 columns

Рис. 1. Вхідні дані, фрагмент

Джерело: авторська розробка за даними (Kaggle, 2019)

На першому етапі дослідження було виконано підготовку даних: виявлено та оброблено відсутні значення; виявлено та видалено викиди; категоріальні значення закодовано; проведено шкалювання даних (рис. 2).

```
In [29]: # Outliers
age = []
for ag in dfm['age']:
    if ag > round(dfm['age'].mean() + 3*dfm['age'].std()):
        ag = round(dfm['age'].mean() + 3*dfm['age'].std())
        age.append(ag)
dfm['age'] = age

In [30]: dfm['age'].describe()

Out[30]: count    8400.000000
mean       36.459405
std        15.165940
min        15.000000
25%        25.000000
50%        33.000000
75%        45.000000
max         82.000000
Name: age, dtype: float64
```

Рис. 2. Підготовка даних, фрагмент

Джерело: авторська розробка

На наступному етапі на основі методів агломеративної кластеризації та методу k-середніх було побудовано низку моделей кластеризації з різними комбінаціями змінних (рис. 3).

Під час експериментування виявилось, що рекомендована кількість кластерів за методами ліктя та силуету дорівнює трьом (рис. 4).

Крім того, було показано, що не всі змінні є значущими. Найкращі результати показала модель, побудована на наступних змінних (рис. 5): country, is_urban, age, female, married, can_calc_percents, income_own_business_last_year, active_bank_user, cash_property_savings, can_call, can_make_transaction, phone_ownership, literacy, has_investment, formal_savings.



Рис. 3. Моделі кластеризації на різних змінних, фрагмент

Джерело: авторська розробка

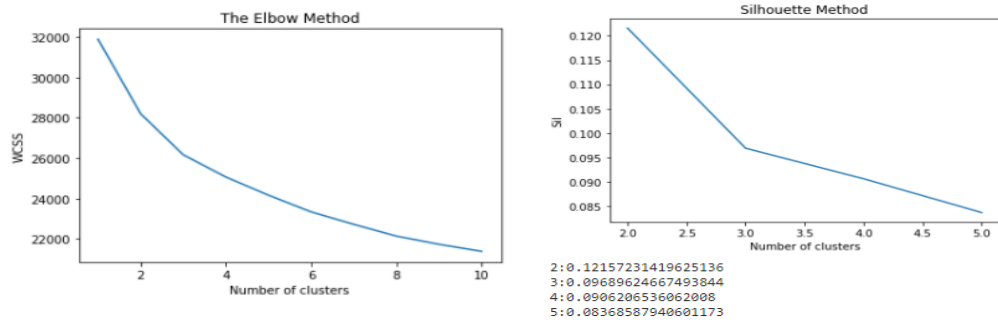


Рис. 4. Оцінка кількості кластерів

Джерело: авторська розробка

	country	is_urban	age	female	married	can_calc_percents	income_own_business_last_year	active_bank_user	cash_property_savings	can_call	can_make_transaction	phone_ownership	literacy	has_investment	formal_savings (Y)
0	0.4005	0.1823	0.3272	0.7705	0.6751	0.2767	0.1673	0.0542	0.3523	0.4557	0.0512	0.1693	0.2620	0.1506	0.0666
1	0.0718	0.3697	0.1563	0.3356	0.7307	0.4454	0.2323	0.3259	0.2755	0.9016	0.1290	0.9181	0.7664	0.2381	0.2736
2	0.9023	0.4719	0.1273	0.5598	0.5066	0.4938	0.5504	0.2465	0.5517	0.9507	0.7801	0.8860	0.8474	0.5795	0.6502

Рис. 5. Результати кластеризації

Джерело: авторська розробка

З використанням цієї моделі вдалося виявити 3 категорії населення: крім бідних та багатих у ній розглянуті також люди із середнім заробітком. Розглянемо отримані кластери детальніше.

До кластеру бідних потрапили люди середнього та літнього віку, які проживають у селах, що за географічною ознакою ймовірно знаходяться у Німеччині, Франції, Іспанії або Великобританії.

У більшості випадків це заміжні жінки з низьким рівнем грамотності. За даними статті Euronews (Euronews, 2021) жінки у Європі отримують майже на 15% менше, ніж чоловіки – часто за ту саму роботу. На кожен євро, зароблений чоловіком у середньому, жінка отримує 86 центів. Щоб було ще наочніше: жінці потрібно відпрацювати додатково 51 день на рік, щоб зрівнятися за доходами із колегами-чоловіками. Одна з головних причин того, що жінки заробляють у середньому менше, ніж чоловіки, полягає в тому, що вони беруть на себе більшу частину догляду за дітьми. Пандемія посилила ситуацію, оскільки навантаження на жінок під час карантину зросло – 30% жінок працюють неповний робочий день (серед чоловіків цей показник значно менший – 8%). Тому серед заміжніх жінок з дитиною ймовірність бути з межею бідності значно вища (Euronews, 2021).

Також люди, що потрапили до цього класу не мають ні власного бізнесу, ні банківського рахунку, а часто й телефону. Крім того, вони не мають заощаджень.

У другий кластер потрапили люди із середнім заробітком. Найчастіше це молоді одружені чоловіки із непоганою освітою.

Співробітники інституту прикладних економічних досліджень у Тюбінгені (IAW, 2021) проаналізували інформацію про кар'єрне зростання та зарплату декілька тисяч осіб з різним рівнем освіти. Використані ними дані охоплюють період майже чотири десятиліття.

З'ясувалося, що європейці, які здобули вищу освіту, в середньому заробляють за своє трудове життя 1,4 млн євро. Ті робітники та службовці, які крім школи, ніде більше не вчилися, заробляють набагато менше – 800 тисяч євро.

Несподіваним виявилось те, що до досягнення 35 років кваліфіковані робітники, що отримали професію в середньому спеціальному навчальному закладі, отримують більше за бакалаврів та магістрів. За загальною сумою заробленого обидві категорії зрівнюються лише у 60-річному віці (IAW, 2021).

Цікавим також є вік людини. За результатами дослідження виявлено, що у більш молодого населення більша ймовірність розбагатіти. Молодь менше боїться залишитись без роботи: серед опитаних у віці від 18 до 30 років 51 % впевнені, що зможуть знайти нову роботу за два тижні, а ось серед людей старших 55 років таких лише 35 %. Також було виявлено, що працівники із солідним стажем майже не отримували віддачі від накопиченого досвіду. Зниження заробітків літніх працівників викликано об'єктивними факторами, у тому числі зменшенням їхньої здатності до отримання нових навичок, освоєння сучасних технологій, погіршенням здоров'я та небажанням ризикувати. Таким чином, людина виходить на свою максимальну заробітну плату в середньому до 30 років, а наступне перебування на роботі дає невеликий приріст грошей (HSE, 2021).

Додатково слід зазначити, що людина, яка потрапила до цього класу у більшості випадків не є ні інвестором, ані власником бізнесу, у неї немає житла, яке здавалося б в оренду. При цьому зазвичай вона є власником мінімум 2 телефонів. З появою eSIM та другого слота для картки у смартфонах необхідність мати другий телефон, здавалося б, зовсім зникла. Проте власники айфонів не відразу змогли насолодитися цими функціями. Багато людей мають два номери телефону – робочий та особистий: для власних потреб людина може дозволити собі дорогий телефон, який не підтримує два номери, для робочих цілей використовує більш дешевий аналог.

До кластеру багатих потрапили люди обох статей, як самотні, так і сімейні, що можуть проживати, як в селі, так і в місті. Більш вірогідно, що географічно будуть з Польщі, Італії чи Австрії.

Це високоосвічені люди, які з великою ймовірністю мають приватний бізнес, інвестиції, квартири в оренді.

Висновки. В роботі запропонована модель кластеризації, на основі якої описано 3 категорії населення: крім бідних та багатих у ній розглянуті також люди із середнім заробітком. До класу бідних потрапили люди середнього та літнього віку, які проживають у селах. У більшості випадків це заміжні жінки з низьким рівнем грамотності, які не мають ні власного бізнесу, ні банківського рахунку, а часто й телефону. Людина із середнім заробітком – це найчастіше молоді одружені чоловіки із непоганою освітою. У більшості випадків вони не є ні інвестором, ані власниками бізнесу, не мають житла, яке здавалося б в оренду. До класу багатих потрапили люди обох статей, як самотні, так і сімейні. Це високоосвічені люди, які з великою ймовірністю мають приватний бізнес, інвестиції, квартири в оренді. Запропонована

модель допоможе розробляти більш точні інструменти як для боротьби з бідністю, так і для її запобігання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. About the PPI: A Poverty Measurement Tool. *Povertyindex* : веб-сайт. URL: <https://www.povertyindex.org/about-ppi>.
2. Сталый розвиток. *Вікіпедія* : веб-сайт. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Сталый_розвиток.
3. PPI Blog. URL: <https://www.povertyindex.org/blog/all>.
4. Европа должна всерьез бороться с бедностью. *UN News* : веб-сайт. URL: <https://news.un.org/ru/story/2021/01/1395412>.
5. Your Machine Learning and Data Science Community. *Kaggle* : веб-сайт. URL: <https://www.kaggle.com/johnnyiu/predicting-poverty>.
6. Почему в Европе мужчинам платят больше, чем женщинам? *Euronews* : веб-сайт. URL: <https://ru.euronews.com/next/2021/02/24/real-economy-gender-pay-gap-crash-course>.
7. Educational Research. *Institute for Applied Economic Research at the University of Tübingen (IAW)* : веб-сайт. URL: <https://www.iaw.edu/educational-research.html>.
8. XXIII Апрельская международная научная конференция по проблемам развития экономики и общества. Демография и рынки труд. *Высшая школа экономики* : веб-сайт. URL: <https://conf.hse.ru/2022/#test-content3>.

Стаття надійшла до редакції 01.10.2021

Стаття рекомендована до друку 22.11.2021

REFERENCES

1. Povertyindex. (2021). About the PPI: A Poverty Measurement Tool. Retrieved from <https://www.povertyindex.org/about-ppi>.
2. Wikipedia. (2021). Sustainable development. Retrieved from https://en.wikipedia.org/wiki/Sustainable_development.
3. PPI Blog. (2017). Retrieved from <https://www.povertyindex.org/blog/all>.
4. UN News. (2021). Europe must seriously fight poverty. Retrieved from <https://news.un.org/ru/story/2021/01/1395412>.
5. Kaggle. (2019). Your Machine Learning and Data Science Community. Retrieved from <https://www.kaggle.com/johnnyiu/predicting-poverty>.
6. Euronews. (2021). Why are men paid more than women in Europe? Retrieved from <https://ru.euronews.com/next/2021/02/24/real-economy-gender-pay-gap-crash-course>.
7. Institute for Applied Economic Research at the University of Tübingen (IAW). (2021). Educational Research. Retrieved from <https://www.iaw.edu/educational-research.html>.
8. National Research University Higher School of Economics (HSE). (2021). XXIII Yasin International Academic Conference on Economic and Social Development. Demography and Labour Markets. Retrieved from <https://conf.hse.ru/2022/#test-content3>.

The article was received by the editors 01.10.2021

The article is recommended for printing 22.11.2021

D. KOSIASHVILI, Student of the Department of Economic Cybernetics and Applied Economics,
V.N. Karazin Kharkiv National University
4 Svobody Sq., Kharkiv, 61022, Ukraine
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0528-0745>, e-mail: danyakibernetik@gmail.com

PROBABILITY OF POVERTY: PPI ANALYSIS BY MACHINE LEARNING

Recently, poverty has been recognized as a global problem. Poverty Probability Index (PPI) is one of the tools to measure it. Based on the survey results on household characteristics and asset ownership, the PPI calculates the likelihood that a household lives below the poverty line. PPI is currently used by more than 400 organizations around the world – international NGOs, social services, donors, investors, multinational corporations, government and other organizations in various sectors including agriculture, health, education, energy and finance. The most famous PPI-based projects include the “Hunger” and “Electronic Warehouse” projects, Starbucks' strategy for Colombian farmers. However, the basic model with two classes (poor-rich), which

underlies the index, does not classify the majority of the population with an average level of income, which has a chance of both getting rich and falling into the poor class over time and under the influence of various exogenous factors. Therefore, the work suggests a clustering model, which allows to identify 3 categories of the population: in addition to the poor and the rich, it also considers people with average earnings. 1) The class of the poor includes people of both sexes, both single and with a family. These are highly educated people who most likely have a business, investments, apartments for rent. The proposed model will help to develop more accurate tools for both poverty alleviation and prevention.

Keywords: **poverty, PPI, machine learning, clustering, Python.**

JEL Classification: C38, C55, I32.

Д. Э. КОСИАШВИЛИ, студент кафедры экономической кибернетики и прикладной экономики,
Харьковский национальный университет имени В. Н. Каразина
пл. Свободы, 4, г. Харьков, 61022, Украина
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-0528-0745>, e-mail: danyakibernetik@gmail.com

ВЕРОЯТНОСТЬ БЕДНОСТИ: АНАЛИЗ PPI СРЕДСТВАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

В последнее время бедность осознается как глобальная проблема. Poverty Probability Index (PPI) – один из инструментов ее измерения. Основываясь на результатах опроса о характеристиках домохозяйства и владении активами, PPI рассчитывает вероятность того, что домохозяйство живет за чертой бедности. В настоящее время PPI используется более чем в 400 организациях и предприятиях по всему миру – международными НПО, социальными службами, донорами, инвесторами, транснациональными корпорациями, правительственными и другими организациями в различных секторах, включая сельское хозяйство, здравоохранение, образование, энергетику и финансы. К наиболее известным проектам, основанным на значениях PPI, относятся проекты «Голод» и «Электронный склад», стратегия «Starbucks» относительно колумбийских фермеров. Однако базовая модель с двумя классами (бедный - богатый), которая лежит в основе индекса, не выделяет в отдельный класс большинство населения со средним уровнем заработка, которое имеет шансы как разбогатеть, так и попасть в класс малоимущих с течением времени и под влиянием различных экзогенных факторов. Поэтому в работе предложена модель кластеризации, на основе которой удалось выявить 3 категории населения: помимо бедных и богатых в ней рассмотрены также люди со средним заработком. 1) В класс бедных попали люди среднего и пожилого возраста проживающие в селах. В большинстве случаев это замужние женщины с низким уровнем грамотности, у которых нет ни собственного бизнеса, ни банковского счета, а зачастую и телефона. 2) Человек со средним заработком – зачастую молодой женатый мужчина, с неплохим образованием. В большинстве случаев он не является ни инвестором, ни владельцем бизнеса, у него нет жилья, которое сдавалось бы в аренду. При этом обычно он является обладателем минимум 2 телефонов. 3) В класс богатых попали люди обоих полов, как одинокие, так имеющие семью. Это высокообразованные люди, у которых с большой вероятностью есть частный бизнес, инвестиции, квартиры в аренде. Предложенная модель поможет разрабатывать более точные инструменты как для борьбы с бедностью, так и для ее предотвращения.

Ключевые слова: **бедность, PPI, машинное обучение, кластеризация, Python.**

JEL Classification: C38, C55, I32.

Як цитувати: Косиашвілі Д. (2021). Ймовірність бідності: аналіз PPI засобами машинного навчання. *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна серія «Економічна»*, (101), 141-147. <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2021-101-14>.

In cites: Kosiashvili, D. (2021). Probability of poverty: PPI analysis by machine learning. *Bulletin of V. N. Karazin Kharkiv National University Economic Series*, (101), 141-147. <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2021-101-14>. (in Ukrainian)
