

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-55-52>

УДК 330.5(477)

## ОЦІНКА ВПЛИВУ COVID-19 НА МОНЕТАРНУ БІДНІСТЬ: ОГЛЯД ОКРЕМИХ ПРАКТИК

### ASSESSING THE IMPACT OF COVID-19 ON MONETARY POVERTY: A REVIEW OF INDIVIDUAL PRACTICES

**Реут Анна Георгіївна**

кандидат економічних наук, старший науковий співробітник,  
Інститут демографії та соціальних досліджень  
ім. М. В. Птухи НАН України  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9623-9248>

**Заяць В'ячеслав Сергійович**

кандидат економічних наук, старший науковий співробітник,  
Інститут демографії та соціальних досліджень  
ім. М. В. Птухи НАН України  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5757-9613>

**Клименко Юлія Анатоліївна**

кандидат економічних наук, старший науковий співробітник,  
Інститут демографії та соціальних досліджень  
ім. М. В. Птухи НАН України  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0086-2933>

**Reut Anna, Zaiats Viacheslav, Klymenko Yuliia**

Ptoukha Institute for Demography and Social Studies of the NAS of Ukraine

Стаття присвячена аналізу методів оцінки бідності під час пандемії COVID-19. Безпрецедентність пандемії COVID-19 спричинила різноманітні довгострокові наслідки для економіки та суспільства, очевидним є прямий вплив COVID на зростання бідності. Найбільші ризики кумулює в собі саме категорія бідного населення, на яку непропорційно сильно діють економічні наслідки коронавірусу, саме тому важливо ідентифікувати успішні практики оцінки впливу пандемії COVID на рівень бідності. Монетарний підхід домінує в оцінці бідності, адже точне вимірювання є передумовою для формування та реалізації урядової цільової політики подолання бідності. Використання тільки одного критерію бідності для не дає змоги коректно оцінити масштаби, рівень та глибину такого багатовимірного явища. Тільки використання цілої системи критеріїв дозволить оцінити вплив різних процесів, в т.ч. і криз, на масштаби, рівень, глибину, профілі бідності.

**Ключові слова:** бідність, пандемія COVID-19, методи оцінки бідності, підхід nowcasting, суб'єктивна бідність.

The article is dedicated to the analysis of poverty assessment methods during the COVID-19 pandemic. The social and economic challenges and transformations resulting from the COVID-19 pandemic had wide-ranging negative economic consequences and a global impact on the standard of living for the population. The unprecedented nature of the COVID-19 pandemic has resulted in various long-term consequences for the economy and society, with the direct impact of COVID on the rise in poverty being evident. The category most at risk accumulates the population living in poverty, which is disproportionately affected by the economic consequences of the coronavirus. The poor have a lower level of social and economic resilience, meaning they have less ability to cope with the consequences of natural disasters and recover from them independently. Therefore, it is important to identify successful practices for assessing the impact of the COVID pandemic on the poverty level. An objective understanding of the vulnerability of impoverished individuals in non-standard, shock situations that arise suddenly requires the establishment of somewhat different mechanisms for rapid response and the provision of social support. However, first and foremost, there is a need for the operational assessment of the consequences of non-standard situations on the welfare and living conditions of the poor. Rapidly assessing the social vulnerability and poverty of the population as a result of epidemics is often a challenging task, as there is a lack of systematic and official information about

the social and economic status of the population. The monetary approach dominates in poverty assessment because precise measurement is a prerequisite for the formation and implementation of government policies to reduce poverty. Using only one poverty criterion does not allow for a correct assessment of the scale, level, and depth of such a multidimensional phenomenon. Only the use of a whole system of criteria will allow for an assessment of the impact of different processes, including crises, on the scale, level, depth, and profiles of poverty. The combination of multiple methods for determining poverty provides critically important information for assessing the impact of various crisis situations on the well-being of the poor.

**Keywords:** poverty, COVID-19, assessment methods, nowcasting methods, subjective poverty.

**Постановка проблеми.** Пандемія COVID-19 і карантинні заходи, запроваджені з метою запобігання її поширенню, призвели до серйозного падіння світової економіки. За даними Міжнародного валютного фонду, пандемія COVID-19 призвела до глобальної рецесії, зростання безробіття та бідності в кожній країні. Через прийняття різноманітних нормативних актів, спрямованих на обмеження розповсюдження COVID-19 або спроби розірвати ланцюжок його поширення, багато господарських операцій згорнулися, припинилося виробництво та надання послуг населенню.

І хоча прояви кризи в різних країнах світу були ідентичними, проте кожна держава мала індивідуальні методи боротьби з впливом її наслідків на всі сфери життя населення, а також самостійно шукала шляхи оперативного і якомога точніше оцінити зміни в рівні добробуту та умов проживання. Тому, важливим є дослідження міжнародного досвіду оцінки впливу COVID на монетарну бідність та споживання.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Дослідження проблематики пандемії COVID-19 та підходів до оцінки бідності під час пандемії знайшло своє відображення у таких вчених та працях, як: Denisa M. Sologon [1], Mike Brewer [2], Cathal O'Donoghue, John McHale [3; 4], Figari Francesco [5], Diego Collado [6] та інших.

**Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.** Не дивлячись на значні досягнення в дослідженні актуальної тематики дещо поза увагою залишається проблема систематизації міжнародного досвіду щодо основних методів оцінки впливу COVID на бідність.

**Формулювання цілей статті (постановка завдання).** Основними цілями статті є дослідження та систематизація міжнародних підходів до дослідження бідності, в т.ч. під впливом криз та нестандартних ситуацій, а також виокремити певні закономірності зі збору та використання джерел інформації.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Традиційні вимірювання рівня бід-

ності часто спираються на дані, які можуть мати значні затримки, такі як офіційні дані перепису населення, які можуть збиратися лише раз на кілька років. Однак у швидкозмінному економічному та соціальному середовищі політикам і дослідникам потрібна більш актуальна інформація про бідність, щоб приймати обґрунтовані рішення та втручатися. Детальна інформація про домогосподарство рідко доступна оперативно, враховуючи, що більшість обстежень домогосподарств збираються щорічно (або рідше) через значні витрати. Таким чином, може існувати незначна різниця між поточною чисельністю населення і тією, яка відображена в зібраних даних. Така невідповідність обмежує можливість аналізу раптових подій, включаючи поширення COVID-19.

Щоб подолати цей розрив, все більша кількість досліджень вдається до адаптації підходу *nowcasting* («передбачення сьогодення в режимі реального часу») для представлення статистики щодо сучасного стану, недавнього минулого та найближчого майбутнього шляхом оновлення останніх зібраних даних за допомогою сучасної зовнішньої статистики або засобів контролю. Хоча ідея виникла в метеорології, економісти адаптували методіку для оцінки своєчасних економічних показників, а зовсім недавно методи нинішнього кастингу були застосовані для створення поточних оцінок бідності та нерівності доходів. Ця функція стала більш актуальною в контексті пандемії COVID-19, оскільки дозволила дослідникам побудувати вибірку домогосподарств майже в режимі реального часу для аналізу доходу [1]. Зокрема, даний підхід використали науковці досліджуючи ситуацію в Ірландії, Італії, Великобританії, Люксембурзі [2; 3; 4; 5; 6].

Основними методами збору інформації в рамках підходу оцінки впливів в режимі реального часу (*nowcasting*), зокрема в період пандемії COVID-19 стали:

1) *аналіз даних мобільних телефонів або детальний звіт про дзвінки (call detail record або CDR)*. Стрімке розширення вико-

ристання мобільних телефонів у країнах, що розвиваються, призвело до появи багатого та значною мірою невикористаного джерела інформації про характеристики особи, громади, регіону. Програми для смартфонів і дані про використання мобільних телефонів можуть дати цінну інформацію про економічну діяльність і моделі мобільності, які можна співставити з рівнем бідності. Зокрема, аналізуючи мобільні грошові операції можна отримати інформацію про економічну діяльність і моделі мобільності, економічний добробут і тенденції бідності.

Так, CDR є швидким і відносно недорогим методом і може бути виконаний невеликою групою дослідників досить оперативно. Записи подробиць дзвінків (CDR), отримані з мобільних телефонів, надають дуже детальні дані в реальному часі, які можна використовувати для оцінки соціально-економічної поведінки, включаючи споживання, мобільність і соціальні моделі. Оператори мобільних операторів записують і зберігають дані про використання телефонів своїх клієнтів, головним чином для виставлення рахунків. На додаток до запису споживання стільникових даних оператори мобільних операторів збирають інформацію про кожен дзвінок і текстове повідомлення. Збережені дані зазвичай не відображають вміст дзвінка чи повідомлення. Замість цього вони записують непрямі деталі, такі як час і тривалість дзвінка, розмір повідомлення, особи залучених сторін і їх мережева інформація. У телекомунікаційній галузі ці дані називають CDR. На додаток до CDR, оператори мобільних операторів часто зберігають певні особисті дані про своїх клієнтів, включаючи їх імена та домашню адресу, а в деяких випадках їх стать, вік або інші характеристики. Для клієнтів передоплати, які дуже поширені в країнах з низьким і середнім рівнем доходу, мобільні оператори зазвичай ведуть облік поповнень кредиту або «поповнення».

2) *аналіз даних Google trends* – даний підхід базується на аналізі структури з фокусом на ключових словах, які найчастіше шукають окремі особи, і є одним з найефективніших інструментів аналізу тенденцій для визначення поведінки в пошуковому запиті в Інтернеті. Це інструмент відкритого доступу, який використовується для відстеження обсягів запитів у вибраній географічній області за певний період і дозволяє дослідникам вивчати тенденції та структури пошукових запитів Google [7].

Цифрова трансформація є однією з цілей ЄС під час та після пандемії COVID-19 поряд із зеленою економікою. Очікування зайнятості в секторах, що стосуються цифрових компетенцій, збільшується. Так, під час епідемії прискорилося оцифрування економіки, а також просування та продажі товарів через онлайн-мережі. За даними Microsoft, кількість людей, які використовують програмне забезпечення компанії для отримання онлайн-послуг, зросла на 40% лише за тиждень [8], тож дані служби Google Trends також стали цінним джерелом інформації для вивчення інтересів і поведінки людей в Інтернеті під час пандемії, зокрема щодо продовольчої безпеки та харчової поведінки населення США та окремих країн Центральної та Південної Африки, Китаю, Азії, Близького Сходу [9], рівня безробіття в США [10] та Індонезії [11] та інших країнах.

3) *геопросторовий аналіз, дані супутникових зображень та географічні інформаційні системи (ГІС)* – даний підхід дозволяє візуалізувати просторовий розподіл бідності та відстежувати зміни з часом. Наприклад, для моніторингу змін у житлових умовах, розвитку інфраструктури та сільськогосподарської діяльності, які можуть бути пов'язані з динамікою бідності. Кілька ініціатив вивчали використання супутникових зображень і даних дистанційного зондування для моніторингу змін у житлових умовах та інфраструктурі в бідних районах.

Багато досліджень бідності, засновані на географічних даних, аналізують доступність і поверхневе охоплення для вивчення розподілу регіональної бідності. Дані геоінформаційних систем про фізичні властивості, такі як кількість опадів, температура та рослинність, фіксують інформацію, пов'язану з продуктивністю сільського господарства, тоді як дорожні карти та відстань до доріг та міст відображає доступ до ринків та інформації. Географічні дані в основному включають зображення нічного світла (яскравість може безпосередньо відображати рівень економічного розвитку), земного покриття та дані дорожньої мережі (доступність доріг та міст пов'язана з бідністю, оскільки громади у віддалених місцях від доріг та розвинених регіонів часто мають поганий доступ до інфраструктури та послуг, таких як освіта, медичні установи, транспорт) в деяких суміжних спеціальних районах нетрів у Китаї [12]. Однак обмеженням даного методу оцінки бідності є те, що кожен тип даних здатний надати інформацію лише про певний аспект

бідності, а не представити комплексну оцінку бідності.

Також в рамках оцінки впливів на бідність в режимі реального часу, зокрема впливів двох хвиль пандемії в світі, були застосовані наступні методи:

1. Poverty-growth elasticity (PE) – основна концепція методу полягає в обчисленні еластичності бідності до ВВП на душу населення в попередні періоди та використанні цієї еластичності для оцінки бідності в поточному періоді (часто використовується Світовим банком для прогнозування бідності);

2. Neutral Distribution Growth (NDG) – його відмінність від PE полягає в тому, що останній використовує мікродані на рівні домогосподарств відображені в індексі, тоді як перший використовує агрегований ВВП на душу населення та показник бідності. Точність оцінки рівня бідності з використанням підходу NDG залежить від якості оцінки ВВП на душу населення та рівня подібності зростання доходів домогосподарств;

3. Quantile Growth Contribution (QGC) – основною її особливістю є можливість фіксації неоднорідностей серед домогосподарств, призначаючи різні темпи зростання вздовж розподілу доходу. В процесі оцінки доходи домогосподарств сортуються та групуються в квінтилі. Застосовується в разі високої нерівності в країні [13].

4. Machine Learning або алгоритми машинного навчання [14] та обчислювальна модель загальної рівноваги [15] – застосовують для підвищення точності отриманих оцінок щодо впливу кризових ситуацій на бідність. Так, аналіз міжнародних практик щодо використання моделі машинного навчання дозволяє виокремити наступні найбільш поширені методи реалізації цього підходу:

– Neutral Distribution Growth (NDG) та аналіз сценаріїв – оцінка впливу здійснюється за допомогою обчислювального інструменту PovcalNet – дозволяє користувачам оцінювати рівень бідності в регіонах, групах країн або окремих країнах з плином часу та за будь-якою межею бідності, на основі даних Світового банку [16; 17].

– World Economic Forecasting Model (WEFM) Організації Об'єднаних Націй [18].

– Побудови моделей на основі MIRAGRODEP CEG – глобальна обчислювальна модель загальної рівноваги Computable General Equilibrium або CGE) на основі моделювання міжнародних відносин з прикладної загальної рівноваги (Modelling

International Relations under Applied General Equilibrium або Mirage) [19].

На відміну від моделі CGE для однієї країни, модель CGE Multi-Country дозволяє детально та послідовно представити країни решти світу спираючись на показники щодо міжнародних економічних зв'язків, які охоплюють міжнародну торгівлю товарами, а також через рух людей та капіталу, особливо через прямі іноземні інвестиції. Як глобальний CGE, MIRAGRODEP надає багатий набір показників для кожного регіону, що дозволяє вимірювати вплив будь-яких змін політики як на макроекономічні агрегати, так і на показники нерівності. Такі показники включають: зміни у виробництві, виробничі коефіцієнти використання, реальна заробітна плата, додана вартість, реальний ВВП, реальний дохід, експорт, імпорт, умови торгівлі, зміни землекористування, споживання калорій, виробництво на душу населення та рівень бідності. Можна використовувати різні “набори” припущень, що забезпечує легке пристосування підходу до особливостей конкретної проблеми (наприклад, ідеальної та недосконалої конкуренції, динамічного або статичного підходу, недосконалої на ринках праці або альтернативних макроекономічних варіантів). Модель MIRAGRODEP CEG передбачає використання POVANA – веб ресурсу, на якому знаходяться у відкритому доступі набори даних щодо обстеження 285 000 вибіркового домогосподарств окремих країн світу (з яких 65% злиденні) [20; 21].

На окреме вивчення заслуговують практики оцінювання впливу криз, насамперед COVID-19, в окремих країнах з високим, середнім та низьким рівнем доходів населення.

Досить часто науковці використовують при оцінці впливів *метод кластерного аналізу* – метод групування об'єктів даних на основі подібних змінних або характеристик. Даний метод є актуальним не тільки в рамках оцінювання впливів криз на доходи та умови життя населення, а й в рамках мінімізації їх наслідків, зокрема розробляти програми та рекомендації для уряду, адаптовані до характеристик кожного кластера на основі результатів аналізу. Крім того, він найкраще підходить у разі, коли необхідно оцінити вплив якогось процесу на сукупності, різні за своїми характеристиками (регіони в межах однієї країни та ін.).

Пандемія COVID-19 також сформувала нові виклики для економічної та споживчої поведінки населення з рефлексіями на



нестабільність і невизначеність. Адаптація споживчого ринку до вимог пандемії призвела до низки концептуальних змін щодо умов сталого соціально-економічного розвитку, діяльності суб'єктів господарювання та купівельної спроможності населення. Відтак, багато дослідників звернулися до оцінювання впливу COVID-19 на бідність через споживчу поведінку, доступність продуктів харчування, послуг, зокрема медичних та освітніх, харчову безпеку та ін. аспекти по всьому світу. При цьому було застосовано різні методологічні підходи, серед яких на особливу увагу заслуговує використання *лінійної регресії* (нагадаємо, що це метод моделювання залежності між скалярною змінною  $y$  та векторною змінною  $x$ ). Застосування даного методу дозволяє допомогти у розробці конкретних надзвичайних соціальних програм або у перегляді існуючих схем соціального захисту, наприклад, для надання екстрених грошових трансфертів для вразливих груп, які, можливо, не бідні, але ризикують зазнати значного падіння споживання через несподівані шоки, такі як пандемія COVID-19.

Досить прогресивним підходом в частині оцінювання впливу пандемії COVID-19 на споживання домогосподарств стала побудова *регресійної моделі на даних високочастотних транзакцій*. На основі карткових транзакцій вдалося задокументувати та кількісно визначити безпосередній вплив COVID-19 на сукупне споживання, в тому числі зміни абсолютні (за типом і категоріями споживання), визначити наскільки стійким є вплив і як швидко почалося відновлення; а також модель впливу на споживання в просторі та в часі відповідно до тяжкості епідемічного спада. На відміну від використання макроекономічних показників, які вирізняються своєю «сповільненістю реакцій» цей підхід за рахунок використання «високочастотних даних» на рівні домогосподарств дозволив спостерігати зміни у споживанні (зокрема їх швидкість) відповідно до щоденних змін в епідемії.

*Суб'єктивна бідність та особливості її вимірювання*

Суб'єктивна концепція бідності ґрунтується на переконанні, що індивід має найкращі можливості для оцінки нагальності своїх потреб та ієрархізації свого задоволення в даній соціальній референтній системі. У цьому контексті індивід оцінює свою життєву ситуацію як несприятливу порівняно з життєвою ситуацією інших референтних груп або осіб у межах однієї референтної групи.

Доволі новим підходом до вимірювання суб'єктивної бідності є «техніка порядку переваги за подібністю до ідеального рішення» (Technique for Order Preference by Likelihood to an Ideal Solution або TOPSIS). Це багатокритеріальний метод аналізу рішень, який використовується для ранжування набору альтернатив на основі їх подібності до ідеального рішення. Запропонована процедура вимірювання враховує агрегацію факторів, що описують минуле, сьогодення і майбутнє, тим самим спрощуючи ідентифікацію почуття позбавлення [22].

Хоча TOPSIS зазвичай використовується для об'єктивних кількісних даних, його можна адаптувати для вимірювання суб'єктивної бідності шляхом включення суб'єктивних оцінок або уявлень про добробут. Ось спрощена адаптація TOPSIS для вимірювання суб'єктивної бідності:

1) на першому етапі визначають критерії суб'єктивної бідності, які мають охоплювати різні виміри рівня життя, такі як дохід, доступ до основних послуг, тощо;

2) на другому етапі нормалізують дані через шкалювання діапазону (наприклад, від 0 до 1). Для кожного критерію визначають ідеальне рішення (максимальний бал) та анти-ідеальне рішення (мінімальний бал) на основі агрегованих даних. Ідеальне рішення представляє найкращий можливий добробут, тоді як анти-ідеальне рішення представляє найгірше;

3) обчислюється бал TOPSIS для кожної альтернативи – оцінка TOPSIS вимірює відносну близькість кожної альтернативи до ідеального рішення. Альтернативи ранжуються на основі їх балів TOPSIS у порядку спадання. Вважається, що альтернатива з найвищим балом TOPSIS має найнижчий рівень суб'єктивної бідності.

Варто зазначити, що більшість методів вимірювання самооцінки бідності поділяють респондентів лише на бідних та небідних. Перевага методології TOPSIS полягає в тому, що можливо визначити різні ступені бідності. Цей підхід може не забезпечити точних чи об'єктивних вимірювань, але може запропонувати цінну інформацію про те, як люди сприймають свій добробут і статус бідності. Використання цього підходу для оцінки суб'єктивної бідності дозволяє визначити її рівень точніше, ніж використовуючи класичні методи (наприклад, такі як узагальнена міра відстані).

**Висновки.** Отже, аналіз міжнародних підходів до досліджень бідності та нерівності, в

т.ч. під впливом криз, дозволяє виокремити певні закономірності зі збору та використання джерел інформації:

1) для отримання прямих оперативних оцінок бідності зазвичай використовують прогнозний підхід на основі мікроданих;

2) для підвищення надійності оцінок бідності на основі мікроданих використовують інформацію з різних джерел, в т.ч. онлайн ресурсів або дані “в режимі реального часу”. Особливої актуальності ця тенденція набула під час двох хвиль всесвітньої пандемії та запроваджених карантинів;

3) частіше проводяться оперативні оцінки впливу криз на монетарну бідність, ніж на бідність за депривацією чи нерівністю;

4) непрямі оцінки бідності та нерівності під впливом шоків ситуацій зазвичай про-

водять на основі інформації з різних джерел; це може бути як одне джерело (соціологічне опитування, онлайн дані та ін.), так і їх поєднання;

5) донедавна основним джерелом збору оперативних даних під час кризових ситуацій були соціологічні опитування, але діджиталізація багатьох сфер життя відкрила можливості отримувати дані “в режимі реального часу”, що значно пришвидшує процес оцінювання змін у ситуації з бідністю;

6) нетрадиційні джерела даних – так звані великі дані – виявилися корисними для надання операційно цінної інформації, які можуть бути використані самостійно чи в компіляції із мікроданими, зазвичай в рамках непрямих оцінок впливу на нерівність та немонетарну бідність.

#### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Jinjing Li, Yogi Vidyattama, Hai Anh La, Riyana Miranti, Denisa M. Sologon (2021) Estimating the Impact of Covid-19 and Policy Responses on Australian Income Distribution Using Incomplete Data. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11205-021-02826-0#Sec4>

2. Mike Brewer, Iva Tasseva (2020) Did the UK Policy Response to COVID-19 Protect Household Incomes? URL: [https://www.researchgate.net/publication/346120762\\_Did\\_the\\_UK\\_Policy\\_Response\\_to\\_COVID-19\\_Protect\\_Household\\_Incomes](https://www.researchgate.net/publication/346120762_Did_the_UK_Policy_Response_to_COVID-19_Protect_Household_Incomes)

3. Cathal O'Donoghue, Denisa M. Sologon, Iryna Kyzyma, John McHale (2020) Modelling the Distributional Impact of the COVID-19 Crisis. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7323411/>

4. Cathal O'Donoghue, Denisa M. Sologon, Iryna Kyzyma, John McHale (2021) A Microsimulation Analysis of the Distributional Impact over the Three Waves of the COVID-19 Crisis in Ireland. URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2103/2103.08398.pdf>

5. Figari, Francesco, V. Fiorio, Carlo Welfare resilience in the immediate aftermath of the COVID-19 outbreak in Italy. URL: <https://ideas.repec.org/p/ese/emodwp/em6-20.html>

6. Patryk Bronka, Diego Collado and Matteo Richiardi (2020) The Covid-19 Crisis Response Helps the Poor: The Distributional and Budgetary Consequences of the UK lock-down. URL: <https://www.inet.ox.ac.uk/files/Bronka-et-al-COVID-Crisis-Response-Consequences-UK.pdf>

7. Seung-Pyo Jun, Hyoung Sun Yoo, San Choi (2018) Ten years of research change using Google Trends: From the perspective of big data utilizations and applications. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162517315536>

8. Coronavirus reveals need to bridge the digital divide. URL: <https://unctad.org/en/pages/newsdetails.aspx?OriginalVersionID=2322>.

9. N. Rohmah Mayasari, Dang Khanh Ngan Ho, David J. Lundy and others (2020) Impacts of the COVID-19 Pandemic on Food Security and Diet-Related Lifestyle Behaviors: An Analytical Study of Google Trends-Based Query Volumes. URL: <https://www.mdpi.com/2072-6643/12/10/3103>

10. Francesco D'Amuri, Juri Marcucci (2017) The predictive power of Google searches in forecasting US unemployment. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169207017300389>

11. M. Fajar, O. Rizky Prasetyo (2020) Forecasting Unemployment Rate in the Time of COVID-19 Pandemic Using Google Trends Data (Case of Indonesia). URL: [https://www.researchgate.net/publication/346525612\\_Forecasting\\_Unemployment\\_Rate\\_in\\_the\\_Time\\_of\\_COVID-19\\_Pandemic\\_Using\\_Google\\_Trends\\_Data\\_Case\\_of\\_Indonesia](https://www.researchgate.net/publication/346525612_Forecasting_Unemployment_Rate_in_the_Time_of_COVID-19_Pandemic_Using_Google_Trends_Data_Case_of_Indonesia)

12. Yongming Xu, Yaping Mo, Shanyou Zhu (2021) Poverty Mapping in the Dian-Gui-Qian Contiguous Extremely Poor Area of Southwest China Based on Multi-Source Geospatial Data. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/16/8717>

13. Yusuke Tateno, Zakaria Zoundi (2021) Estimating the Short-term Impact of the COVID-19 Pandemic on Poverty in Asia-Pacific LDCs. URL: [https://www.unescap.org/sites/default/d8files/2021-03/Technical%20note\\_Estimating%20COVID%20impact%20on%20poverty%20in%20APLDCs\\_final.pdf](https://www.unescap.org/sites/default/d8files/2021-03/Technical%20note_Estimating%20COVID%20impact%20on%20poverty%20in%20APLDCs_final.pdf)

14. Christoph Lakner, Daniel Gerszon Mahler, Espen Beer Prydz Mario Negre (2022) How much does reducing inequality matters for global poverty? URL: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1007/s10888-021-09510-w.pdf>
15. D.Laborde, W. Martin, R. Vos (2020) Estimating the Poverty Impact of COVID-19 The MIRAGRODEP and POVANA frameworks. URL: <http://surl.li/mlzen>
16. Data from PovcalNet can be accessed at URL: <http://iresearch.worldbank.org/PovcalNet/home.aspx> or directly through Stata or R (Castaneda et al., 2019a).
17. M.Haziq Adli Zamzuri, N. Sofian, R. Hassan (2023) The Forecasting of Poverty using the Ensemble Learning Classification Methods.URL: <https://journals.iium.edu.my/kict/index.php/IJPCC/article/view/326>
18. C. Altshuler, D. Holland, P. Hong, Hung-Yi Li (2016) The World Economic Forecasting Model at the United Nations. URL: [https://www.un.org/development/desa/dpad/wp-content/uploads/sites/45/publication/2016\\_Apr\\_WorldEconomicForecastingModel.pdf](https://www.un.org/development/desa/dpad/wp-content/uploads/sites/45/publication/2016_Apr_WorldEconomicForecastingModel.pdf)
19. The MIRAGRODEP Model by International Food Policy Research Institute (IFPRI). URL: <https://www.ifpri.org/publication/miragrodep-model>
20. Household Surveys in POVANA dataset by David Laborde. URL: [https://public.tableau.com/app/profile/laborde6680/viz/POVANA\\_Surveys/POVANA](https://public.tableau.com/app/profile/laborde6680/viz/POVANA_Surveys/POVANA)
21. N. Rohmah Mayasari, Dang Khanh Ngan Ho, David J. Lundy and others (2020) Impacts of the COVID-19 Pandemic on Food Security and Diet-Related Lifestyle Behaviors: An Analytical Study of Google Trends-Based Query Volumes. URL: <https://www.mdpi.com/2072-6643/12/10/3103>
22. Aleksandra Łuczak, Sławomir Kalinowski (2023) The Measurement of Subjective Household Poverty: Concepts and Application. URL: <https://www.researchsquare.com/article/rs-3159844/v1.pdf?c=1690984384000>