

Технічні науки

УДК 004.8:005

Євсюкова Валерія

*незалежна дослідниця у сфері управлінської аналітики
та оптимізації бізнесу на основі даних*

Yevsiukova Valeriia

*Independent Researcher in Management Analytics
and Data-Driven Business Optimization*

**ОПТИМІЗАЦІЯ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З
УРАХУВАННЯМ РЕСУРСНИХ ОБМЕЖЕНЬ ДЛЯ МАЛОГО ТА
СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ: МЕТОДОЛОГІЧНА РАМКА VALUE-YIELD
OPTIMIZATION (VYO)
ARTIFICIAL INTELLIGENCE–DRIVEN RESOURCE-CONSTRAINED
OPTIMIZATION FOR SMALL AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES: A
VALUE-YIELD OPTIMIZATION (VYO) METHODOLOGICAL
FRAMEWORK**

***Анотація.** Штучний інтелект (ШІ) став ключовим інструментом операційної оптимізації у великих компаніях [1; 2]. Проте методології, що лежать в основі цієї трансформації, спираються на передумови - великі обсяги якісних даних, наявність команд фахівців з обробки даних, зрілу технологічну інфраструктуру та значний капітал, - яких малий і середній бізнес (МСБ) переважно не має. Через це пряме перенесення «корпоративних» підходів у середовище МСБ закономірно призводить до провалів: зупинених проєктів, безповоротних витрат і втрати довіри всередині організації.*

У цій роботі запропоновано рамку Value-Yield Optimization (VYO) - методологію, яка від самого початку враховує обмеженість ресурсів і перебудовує процес III-оптимізації, відштовхуючись від реального ресурсного профілю МСБ. Центральним теоретичним внеском є функція зважування обмежень (CW-ROI), що ранжує можливості оптимізації за віддачею, досяжною в межах фактичних капітальних, кадрових і технічних можливостей підприємства, а не за теоретичним максимумом. Методологію реалізовано у вигляді п'яти послідовних етапів, що утворюють замкнений цикл, у якому ефект оптимізації накопичується з часом, а не виходить на плато. Крім застосування як консалтингова методологія, рамка є генеративною: завдяки модульній і платформно-незалежній логіці її можна закодувати в програмне забезпечення. Роботу завершують шестиметрична модель оцінювання та ілюстративний кейс на прикладі фірми професійних послуг зі штатом 18 осіб, де індекс готовності даних зріс із 0,32 до 0,61 за три цикли, а сукупна віддача покращилася на 34 % відносно базового рівня за дванадцять місяців. Кейс подано як демонстрацію життєздатності підходу, а не як підтверджувальну валідацію.

Ключові слова: штучний інтелект, операційна оптимізація, малий і середній бізнес, прийняття рішень в умовах обмежень, управлінська аналітика, цифрова трансформація, оптимізація за умов дефіциту ресурсів.

Summary. Artificial intelligence (AI) has become a key instrument for operational optimization in large enterprises [1; 2]. However, the methodologies underpinning this transformation rely on prerequisites—large volumes of high-quality data, dedicated data science teams, mature technological infrastructure, and substantial financial resources—that small and medium-sized enterprises (SMEs) generally lack. As a result, the direct transfer of "corporate" AI approaches into the

SME environment frequently leads to unsuccessful implementations, including abandoned projects, irreversible investments, and a loss of organizational trust.

This study proposes the Value-Yield Optimization (VYO) framework, a methodology that explicitly incorporates resource constraints from the outset and restructures the AI optimization process around the actual resource profile of SMEs. Its central theoretical contribution is the Constraint-Weighted Return on Investment (CW-ROI) function, which prioritizes optimization opportunities according to the value that can realistically be achieved within an enterprise's existing financial, human, and technological capacities, rather than according to their theoretical maximum potential. The methodology is implemented as a five-stage iterative cycle in which optimization benefits accumulate over time instead of reaching an early performance plateau. In addition to serving as a consulting methodology, the framework is inherently generative: its modular, platform-independent architecture enables implementation as software. The paper concludes with a six-metric evaluation model and an illustrative case study involving a professional services firm with 18 employees. Over three implementation cycles, the firm's data readiness index increased from 0.32 to 0.61, while cumulative performance improved by 34% relative to the baseline over a twelve-month period. The case study is presented as a demonstration of the framework's feasibility rather than as confirmatory validation.

Key words: *artificial intelligence, operational optimization, small and medium-sized enterprises (SMEs), decision-making under constraints, management analytics, digital transformation, resource-constrained optimization.*

Вступ. Протягом останнього десятиліття штучний інтелект перейшов з експериментальної у робочу стадію у великих організаціях, забезпечивши вимірювані покращення в прогнозуванні попиту, ціноутворенні, управлінні запасами та автоматизації процесів [1; 3]. Однак методологічна база й

практичні «сценарії», що супроводжують цей перехід, формувалися майже виключно в середовищі великого бізнесу й для нього [2].

Малий і середній бізнес становить переважну більшість підприємств у кожній розвиненій економіці й забезпечує найбільшу частку робочих місць [6]. Попри цю економічну вагу, МСБ систематично залишається поза увагою методологій ШІ-оптимізації [5; 6]. Причина має структурний, а не випадковий характер: панівні методи припускають наявність чотирьох передумов -(1) великих обсягів якісних історичних даних; (2) власної команди аналітиків даних; (3) зрілої технологічної інфраструктури; (4) значного та гнучкого капіталу, -жодної з яких типове мале підприємство зазвичай не має.

Коли корпоративні методи переносять у середовище МСБ, вони зазнають невдачі характерним чином (табл. 1). Наприклад, розріджені й фрагментовані дані не дають змоги навчити надійні моделі; відсутність аналітичної функції унеможливорює супровід систем після впровадження; вартість інтеграції перевищує цінність самої ініціативи; а необхідний капітал перевищує те, що бізнес готовий вкласти.

Таблиця 1

Передумови корпоративних методів, реальність МСБ і типовий сценарій провалу

Передумова	Реальність МСБ	Типовий провал
Великі обсяги якісних даних	Розріджені, розкидані по різних інструментах записи	Даних замало для навчання; результатам не довіряють після першої ж помилки
Власна команда аналітиків	Немає аналітика; нагляд лягає на власника чи оператора за сумісництвом	Систему нікому обслуговувати після передачі
Зріла інфраструктура	Таблиці плюс типові облікові/касові інструменти	Вартість інтеграції перевищує цінність проекту
Значний гнучкий капітал	Малий дискреційний бюджет, коротка окупність	Проект зупиняється на середині впровадження

Основна теза цієї роботи: розв'язок полягає не у спрощенні корпоративних методів, а в переосмисленні ІІІ-оптимізації з нуля, відштовхуючись від ресурсного профілю МСБ. Так виникає нова методологічна категорія, яку авторка називає оптимізацією з урахуванням обмежень (constraint-native optimization), де дефіцит ресурсів трактується не як перешкода, яку слід подолати, а як основний проєктний параметр, навколо якого будується послідовність оптимізації.

Робота містить чотири внески: (1) формальну функцію пріоритизації (CW-ROI); (2) п'ятиетапну операційну методологію у формі замкненого циклу; (3) властивість генеративності, що дозволяє втілити рамку в ПЗ; (4) шестиметричну модель оцінювання з дизайном подальшого багатокейсового дослідження.

Огляд літератури та дослідницька прогалина. 2.1. Корпоративна ІІІ-оптимізація. Значний масив праць охоплює прогнозування попиту, динамічне ціноутворення, прогнозоване технічне обслуговування та автоматизацію процесів [1; 3]. Ця традиція послідовно припускає достаток даних і організаційну спроможність як базові умови, а її метрики -переважно «сира» рентабельність інвестицій і точність моделі -вимірюють розмір потенційного виграшу, а не здатність підприємства його отримати [2].

ІІІ та цифрова трансформація МСБ. Наростаючий масив праць описує бар'єри впровадження ІІІ в МСБ -дефіцит даних, вартість, брак кваліфікації [5; 6]. Проте ця література є переважно діагностичною: вона фіксує бар'єри, але не пропонує систематичної, відтворюваної методології оптимізації за таких обмежень [4].

Прийняття рішень в умовах обмежень. Дослідження операцій пропонують багату традицію оптимізації з обмеженнями [10], а управлінська наука визнає ресурсні обмеження центральними для стратегічних рішень -чи

то як «вузьке місце», що визначає пропускну здатність системи [7], чи то як обмежену раціональність [8], чи то як ресурсну базу конкурентної переваги [9]. Проте ці традиції досі не інтегровано в методологію ІІІ-оптимізації для МСБ на рівні пріоритизації можливостей.

Людиноцентричне та інтерпретоване машинне навчання. Окремий напрям утверджує інтерпретованість і калібровану довіру як проєктні цілі [11; 12], [13]. Однак ці внески діють на рівні моделі та інтерфейсу й не приписують, як підприємству з жорсткими обмеженнями впорядкувати свій портфель оптимізації.

Прогалина. Разом узяті, ці напрями виявляють чітку прогалину: немає усталеної методології, яка трактувала б ресурсні обмеження МСБ як основний вхідний параметр для пріоритизації ІІІ-оптимізації й робила б це у відтворюваній, генеративній формі. Рамку VYO запропоновано, щоб заповнити цю прогалину.

Теоретичне підґрунтя. Від «спершу можливість» до «спершу обмеження». Класична оптимізація є «можливість-орієнтованою»: спершу визначають найцінніші можливості, а здійсненність застосовують як фільтр наприкінці [10]. Рамка VYO є «обмеження-орієнтованою»: реальні обмеження підприємства вбудовано безпосередньо в розрахунок рейтингу, тож цінність і здійсненність оцінюють як єдине судження [7].

Функція зважування обмежень. Центральний внесок -коригування «сирої» віддачі можливості на реальні обмеження підприємства:

$$CW-ROI_j = Raw\ ROI_j \times (Ca_j \times La_j \times Ta_j) \quad (1)$$

де для кожної можливості j :

- Ca_j -фактор доступності капіталу [0, 1];
- La_j -фактор доступності кваліфікованої праці [0, 1];
- Ta_j -фактор технічної спроможності [0, 1].

Оскільки кожен фактор обмежено одиничним інтервалом, функція монотонно знижує пріоритет можливостей, що перевищують ресурси підприємства, і підвищує пріоритет тих, які відповідають його спроможностям.

Мультиплікативну форму обрано свідомо. Якщо будь-який фактор наближається до нуля (тобто підприємство категорично не може забезпечити цей ресурс), скоригована віддача теж прямує до нуля. Це коректно відображає те, що фатальне обмеження в одному вимірі робить ініціативу нежиттєздатною незалежно від її теоретичної цінності [7]. Адитивна чи усереднена форма дозволила б силі у двох вимірах замаскувати абсолютний дефіцит у третьому - а саме ця помилка й породжує зупинені проєкти в МСБ.

Рівень вимірювання. Фактори у формулі (1) визначено відносно вимог кожної окремої можливості, а не як три фіксовані властивості фірми. Це принципово: якби до всіх можливостей застосовувався єдиний фірмовий набір значень, множник діяв би як спільний масштаб і рейтинг CW-ROI лише повторив би рейтинг за «сирою» ROI. Розрізнявальна здатність рамки виникає саме тому, що дві можливості в одній фірмі висувають різні вимоги до капіталу, праці й технологій.

Досяжний фронт. Ранжування за CW-ROI дає досяжний фронт - підмножину можливостей, здійснених у межах поточних обмежень. Формально, для порогу τ , встановленого мінімально прийнятною віддачею:

$$A = \{ j : CW-ROI_j \geq \tau \} \quad (2)$$

Саме досяжний фронт, а не повний набір можливостей, становить практичний простір дій підприємства.

Методологія VYU: п'ятиетапна система. Рамку реалізовано як п'ять послідовних етапів, що утворюють замкнений цикл.

Таблиця 2

П'ять етапів методології VYO

Етап	Мета	Метод	Результат і метрика
1. Діагностична картографія даних	Перетворити фрагментовані дані МСБ на єдиний шар рішень	Інвентаризація джерел, оцінка якості й вартості доступу	Єдиний шар рішень; базовий Індекс готовності даних (DRI)
2. Моделювання можливостей зважування обмежень	Ранжувати із досяжною, а не теоретичною віддачею	Оцінка Ca, La, Ta; застосування формули (1) і порогу τ	Дорожня карта; досяжний фронт; коефіцієнт досяжності
3. Полегшене впровадження моделей	Давати робочі рішення на наявних інструментах	Правильно масштабовані, інтерпретовані моделі	Впроваджені засоби; вартісна ефективність
4. Калібрування «людина в контурі»	Здобути довіру оператора й скоригувати дрейф на малих даних	Обмежене й валідації розв'язанням розбіжностей	Відкалібрована з модель; рівень узгодженості «людина-III»
5. Накопичувальної оптимізації	Цикл Забезпечити накопичення, а не плато	Повернення результатів у шар рішень і повторне ранжування з кожним циклом	Зростання DRI; темп накопичувальної оптимізації

Порядок не є довільним. Етап 1 передуює етапу 2, бо фактори обмежень неможливо достовірно оцінити, не знаючи, які дані існують і скільки коштують доступ до них. Етап 4 передуює будь-якому розширенню автоматизації, бо на малих даних рання помітна помилка шкідливіша для довіри, ніж відкладена вигода [13]. Етап 5 відрізняє рамку від разового проєкту: він трактує DRI як актив, який сам акт оптимізації збільшує.

Рамка як генеративна система. Відмінна властивість VYO -це не лише консалтингова методологія, а генеративна рамка, яку можна закодувати в ПЗ. Оскільки МСБ різних секторів мають спільний ресурсний профіль, єдина логіка може лежати в основі платформ, що різняться галуззю, але є тотожними за логікою: система управління запасами для виробництва (вузьке місце -

капітал), механізм ціноутворення для роздрібу (вузьке місце -технічна інтеграція), планувальник завантаження для професійних послуг (вузьке місце -кваліфікована праця).

Модель оцінювання. Для емпіричної валідації запропоновано шість метрик: Індекс готовності даних (DRI); коефіцієнт досяжності; вартісна ефективність впровадження; рівень узгодженості «людина–ШІ»; темп накопичувальної оптимізації; сукупна ROI відносно базового рівня. Рекомендовано перспективний багатокейсовий дизайн у різних секторах для перевірки міжсекторної узагальнюваності.

Ілюстративний кейс. Умови. Методологію застосовано в невеликій фірмі бухгалтерських і податкових послуг зі штатом 18 осіб і річним доходом 2–3 млн дол. США. Проєкт тривав дванадцять місяців і стосувався планування завантаження персоналу в пікові періоди подання звітності.

Оцінка факторів для провідної можливості: $C_a = 0,40$; $L_a = 0,55$; $T_a = 0,35$. Застосування формули (1) до можливості із «сирою» $ROI = 100$ умовних одиниць:

$$CW-ROI = 100 \times (0,40 \times 0,55 \times 0,35) = 7,7 \text{ умовної одиниці}$$

Це показує, як приваблива за «сирою» ROI можливість різко дисконтнується після врахування реальних обмежень.

Результати:

Метрика	Базовий рівень	Результат
Індекс готовності даних (DRI)	0,32	0,61 (до 3-го циклу)
Коефіцієнт досяжності	—	0,28
Вартісна ефективність	—	3,4×
Узгодженість «людина–ШІ»	71 %	92 %
Темп накопичувальної оптимізації	—	+6–9 % за період
Сукупна ROI відносно бази	—	+34 % за 12 місяців

Обмеження кейсу. Це одиничний доказовий приклад, а не підтверджувальна валідація. Як один кейс в одному секторі, він не встановлює міжсекторної узагальнюваності й не має рандомізованого порівняння з класичною пріоритизацією за ROI; контрфактом є власний доекспериментальний рівень фірми. Фактори обмежень оцінювала команда проєкту експертно, що допускає ефект «прив'язки».

Обговорення та перспективи. Рамка VYO дає методологію з урахуванням обмежень і формальну функцію пріоритизації для галузі, яка досі не мала жодного з цих інструментів. Головним обмеженням є потреба в емпіричній валідації на різномірній вибірці МСБ. Подальша робота має: (1) перевірити функцію CW-ROI на фактичній віддачі в різних секторах; (2) розробити стандартизовані інструменти оцінки факторів C_a , L_a , T_a й встановити їхню надійність; (3) порівняти мультиплікативну специфікацію з альтернативними формами; (4) перевірити генеративну властивість через незалежні програмні реалізації.

Висновки. Малий і середній бізнес досі оптимізували інструментами, створеними для організацій, на які він ніколи не буде схожим. Рамка Value-Yield Optimization змінює це, роблячи ресурсні обмеження відправною точкою III-оптимізації, а не запізнілою думкою. Через функцію зважування обмежень і п'ятиетапну операційну систему рамка пропонує відтворюваний, генеративний метод для отримання накопичувальних, досяжних результатів у ресурсно-обмеженому середовищі, де працює більшість підприємств світу. Тим самим вона утверджує оптимізацію з урахуванням обмежень як окрему методологічну категорію та основу для подальших досліджень і практики.

Література

1. Brynjolfsson E., McAfee A. The Business of Artificial Intelligence. Harvard Business Review. 2017. Vol. 7. P. 1–20.
2. Davenport T. H., Ronanki R. Artificial Intelligence for the Real World. Harvard Business Review. 2018. Vol. 96, No. 1. P. 108–116.
3. Choi T.-M., Wallace S. W., Wang Y. Big Data Analytics in Operations Management. Production and Operations Management. 2018. Vol. 27, No. 10. P. 1868–1883.
4. Bharadwaj A., El Sawy O. A., Pavlou P. A., Venkatraman N. Digital Business Strategy: Toward a Next Generation of Insights. MIS Quarterly. 2013. Vol. 37, No. 2. P. 471–482.
5. Vial G. Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda. Journal of Strategic Information Systems. 2019. Vol. 28, No. 2. P. 118–144.
6. OECD. The Digital Transformation of SMEs. OECD Studies on SMEs and Entrepreneurship. Paris: OECD Publishing, 2021.
7. Goldratt E. M., Cox J. The Goal: A Process of Ongoing Improvement. Great Barrington: North River Press, 1984.
8. Simon H. A. A Behavioral Model of Rational Choice. Quarterly Journal of Economics. 1955. Vol. 69, No. 1. P. 99–118.
9. Barney J. Firm Resources and Sustained Competitive Advantage. Journal of Management. 1991. Vol. 17, No. 1. P. 99–120.
10. Hillier F. S., Lieberman G. J. Introduction to Operations Research. 10th ed. New York: McGraw-Hill, 2015.
11. Doshi-Velez F., Kim B. Towards a Rigorous Science of Interpretable Machine Learning. arXiv:1702.08608, 2017.

12. Rudin C. Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High-Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead. *Nature Machine Intelligence*. 2019. Vol. 1, No. 5. P. 206–215.

13. Amershi S. et al. Guidelines for Human–AI Interaction. *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2019. P. 1–13.