

ЗМІСТ

1	Вступ	5
1.1	Варіаційна нерівність	5
1.2	Зв'язок із задачами оптимізації	6
1.3	Зв'язок із сідловими точками	7
1.4	Ерроу та Гурвіц	8
1.5	Сильно опуклі функції	10
1.6	Монотонні оператори	11
1.7	Регуляризація	13
1.8	Зв'язок із мережевими іграми і рівновагою Неша	14
1.9	Зв'язок із транспортними мережами	16
1.10	Подальші припущення	19
2	Алгоритми	20
2.1	Класичні алгоритми	20
2.2	Адаптивні алгоритми	22
2.3	Алгоритм Маліцького—Там'а	24
3	Задачі	25
3.1	Перша задача	25
3.2	Друга задача	26
3.3	Третя задача	27
3.4	Четверта задача	28
4	Результати	29
4.1	Перша задача, неадаптивні алгоритми	29
4.2	Перша задача, адаптивні алгоритми	31
4.3	Перша задача із розрідженими матрицями, неадаптивні алгоритми	33
4.4	Перша задача із розрідженими матрицями, адаптивні алгоритми	35
4.5	Друга задача, неадаптивні алгоритми	37
4.6	Друга задача, адаптивні алгоритми	39
4.7	Четверта задача, адаптивні алгоритми	41
4.8	Четверта задача із розрідженими матрицями, адаптивні алгоритми	43

5	Реалізація	45
5.1	Класичні алгоритми	46
5.2	Адаптивні алгоритми	51
5.3	Алгоритм Маліцького—Там'а	57
6	TODO	61

1 Вступ

1.1 Варіаційна нерівність

Розглянемо абстрактний (тобто поки що не накладаємо на нього ніяких обмежень і не вимагаємо від нього ніяких властивостей) оператор A який діє на підмножині C гільбертового простору H .

Визначення (варіаційної нерівності). Кажуть, що для точки $x \in C$ виконується *варіаційна нерівність* якщо

$$\langle A(x), y - x \rangle \geq 0, \quad \forall y \in C. \quad (1.1)$$

Твердження 1. У випадку $C = H$ виконання варіаційної нерівності для точки x рівносильне виконанню рівності $A(x) = 0$.

Доведення. Справді, у випадку $C = H$ точка y пробігає увесь простір H . Тому для довільної фіксованої точки x точка $y - x$ також пробігає увесь простір H . Візьмемо y такий, що $y - x = -A(x)$, тоді

$$\langle A(x), y - x \rangle = \langle A(x), -A(x) \rangle = -\|A(x)\|^2 \leq 0, \quad (1.2)$$

причому рівність можлива лише якщо $A(x) = 0$. Отже, варіаційна нерівність може виконуватися тоді і тільки тоді, коли $A(x) = 0$. \square

1.2 Зв'язок із задачами оптимізації

Прояснимо зв'язок варіаційної нерівності із задачами оптимізації.

Твердження 2. Для задачі

$$f \rightarrow \min_C \quad (1.3)$$

у випадку опуклості як f так і C критерієм того, що точка x є розв'язком є виконання нерівності

$$\langle f'(x), y - x \rangle \geq 0, \quad \forall y \in C. \quad (1.4)$$

Доведення. Запишемо лінійну апроксимацію f :

$$f(y) = f(x) + \langle f'(x), y - x \rangle + o(\|y - x\|). \quad (1.5)$$

Припустимо тепер, що другий доданок менше нуля для якогось $y = x + z$, тоді

$$f(x + z) - f(x) = \langle f'(x), z \rangle + o(\|z\|). \quad (1.6)$$

Розглянемо (з опуклості C випливає, що $x + \varepsilon z \in C$, а отже можемо підставляти таке y) тепер $y = x + \varepsilon z$, отримаємо

$$f(x + \varepsilon z) - f(x) = \langle f'(x), \varepsilon z \rangle + o(\|\varepsilon z\|). \quad (1.7)$$

З визначення $o(\cdot)$ зрозуміло, що при $\varepsilon \rightarrow +0$ знак правої частини визначає перший доданок.

Тобто, права частина буде від'ємною для якогось достатньо малого ε . Але тоді від'ємною буде і ліва частина, $f(x + \varepsilon z) - f(x) < 0$. Але це означає, що $f(x + \varepsilon z) < f(x)$. Отже, x не є точкою мінімуму f на C . Отримане протиріччя завершує доведення. \square

Зауваження. У випадку відсутності опуклості або f або C або і того і того, цей критерій перетворюється на необхідну умову.

1.3 Зв'язок із сідловими точками

Розглянемо тепер оптимізацію з обмеженнями, тобто задачу

$$f(x) \xrightarrow[g_i(x) \leq 0, \quad i=1 \dots n]{} \min. \quad (1.8)$$

Для цієї задачі можна побудувати функцію Лагранжа,

$$L(x, y) = f + \sum_{i=1}^n y_i g_i(x), \quad (1.9)$$

де y_i — множники Лагранжа.

Постає задача пошуку сідлової точки (справді, якщо у f мінімум в \bar{x} , то у L в (\bar{x}, \bar{y}) буде мінімум по x і максимум по y , і навпаки) функції L .

Визначення (сідлової точки). Точка (\bar{x}, \bar{y}) називається *сідловою точкою* функції L якщо

$$L(\bar{x}, y) \leq L(\bar{x}, \bar{y}) \leq L(x, \bar{y}) \quad \forall x \quad \forall y \quad (1.10)$$

тобто по x маємо мінімум в \bar{x} , а по y — максимум в \bar{y} .

Можемо записати ці умови наступним чином:

$$\begin{cases} \langle \nabla_1 L(\bar{x}, \bar{y}), x - \bar{x} \rangle \geq 0 & \forall x \in C_1 \subseteq H_1, \\ \langle -\nabla_2 L(\bar{x}, \bar{y}), y - \bar{y} \rangle \geq 0 & \forall y \in C_2 \subseteq H_2, \end{cases} \quad (1.11)$$

Зауваження. Ці нерівності можна об'єднати в одну:

$$\langle \nabla_1 L(\bar{x}, y), x - \bar{x} \rangle + \langle -\nabla_2 L(\bar{x}, \bar{y}), y - \bar{y} \rangle \geq 0. \quad (1.12)$$

1.4 Ерроу та Гурвіц

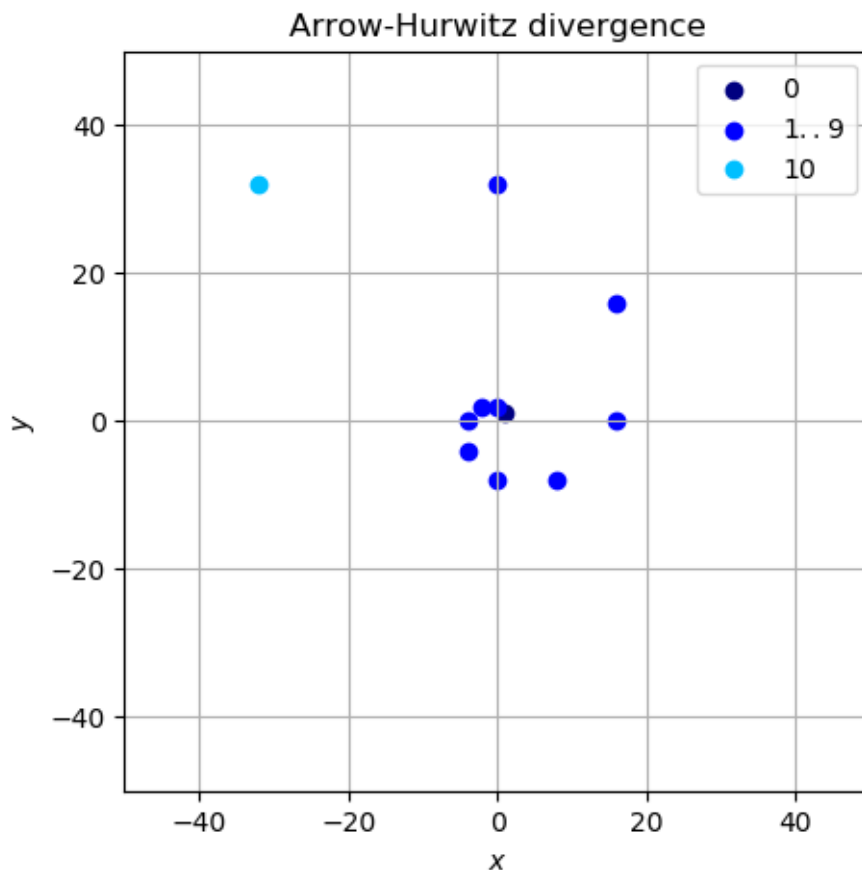
Приклад. Розглянемо тепер цілком конкретну функцію $L(x, y) = x \cdot y$ і спробуємо знайти її сідлову точку.

Розв'язок. Розглянемо алгоритм

$$\begin{aligned} x_{k+1} &:= x_k - \rho_k \nabla_1 L(x_k, y_k) = x_k - \rho_k y_k, \\ y_{k+1} &:= y_k + \rho_k \nabla_2 L(x_k, y_k) = y_k + \rho_k x_k, \end{aligned} \quad (1.13)$$

який називається *методом Ерроу-Гурвіца*.

Покладемо $(x_0, y_0) = (1, 1)$, $\rho_k \equiv 1$ і побачимо наступні ітерації:



Вони, очевидно, розбігаються, хоча здавалося що ми рухаємося у напрямку правильних градієнтів по кожній з компонент.

Зауваження. Для цієї задачі змінний розмір кроку нас не врятує, його зменшення тільки згладить спіраль по якій точки розбігаються.

Окрім емпіричних спостережень, ми можемо явно довести розбіжність, розглянемо для цього $|x_{k+1}|^2 + |y_{k+1}|^2$:

$$\begin{aligned} |x_{k+1}|^2 + |y_{k+1}|^2 &= |x_k - \rho_k y_k|^2 + |y_k + \rho_k x_k|^2 = \\ &= |x_k|^2 + \rho_k^2 (|x_k|^2 + |y_k|^2) + |y_k|^2 > |x_k|^2 + |y_k|^2, \quad (1.14) \end{aligned}$$

у той час як сідловою точкою, очевидно, є $(0, 0)$. □

Зауваження. Не зважаючи на розбіжність методу Ерроу-Гурвіца на такій простій задачі, Ерроу свого часу був удостоєний Нобелівської премії з економіки, за задачі які цим методом можна розв'язати.

Виникає закономірне запитання а що ж це за задачі такі.

1.5 Сильно опуклі функції

Для відповіді на це питання нам доведеться ввести

Визначення (сильно опуклої функції). Функція $f = f(x)$ називається μ -сильно опуклою для деякого $\mu > 0$ якщо

$$f(\alpha \cdot x + (1 - \alpha) \cdot y) \leq \alpha \cdot f(x) + (1 - \alpha) \cdot f(y) - \mu \cdot \alpha \cdot (1 - \alpha) \cdot \|x - y\|^2. \quad (1.15)$$

Про всяк введемо також трохи більш узагальнене

Визначення (сильно опуклої функції). Функція $f = f(x)$ називається g -сильно опуклою для деякої g якщо

$$f(\alpha \cdot x + (1 - \alpha) \cdot y) \leq \alpha \cdot f(x) + (1 - \alpha) \cdot f(y) - \alpha \cdot (1 - \alpha) \cdot g(\|x - y\|). \quad (1.16)$$

Можемо записати також альтернативне визначення μ -сильно опуклості:

$$f(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle + \mu \cdot \|x - y\|^2. \quad (1.17)$$

Так от виявляється, що для задач із сильно опуклою функцією f метод Ерроу-Гурвіца збігається. Доведення наводиться нижче у більш загальному випадку, а поки що останнє

Зауваження. Існують певні ергодичні теореми, які стверджують збіжність середнього значення

$$(\tilde{x}_n, \tilde{y}_n) = \left(\frac{x_0 + \dots + x_n}{n + 1}, \frac{y_0 + \dots + y_n}{n + 1} \right) \quad (1.18)$$

до якоїсь сідлової точки (\bar{x}, \bar{y}) , але подібні усереднені методи не є практичними, адже вони збігаються дуже повільно, а у задачі вище вже за тисячу ітерацій числа стають настільки великі що машинні похибки “переважають” усю теорію.

1.6 Монотонні оператори

Нагадаємо, що ми намагаємося знайти точку $x \in C$ яка задовольняє варіаційній нерівності

$$\langle Ax, y - x \rangle \geq 0 \quad \forall y \in C, \quad (1.19)$$

де оператор A , взагалі кажучи, не нерозтягуючий.

Подивимось на цю задачу як на задачу знаходження нерухомої точки оператора

$$T : x \mapsto P_C (x - \rho Ax), \quad (1.20)$$

де $\rho > 0$. Одразу зауважимо, що ці міркування приводять нас до наступного алгоритму

$$x_{k+1} := P_C (x_k - \rho_k Ax_k), \quad (1.21)$$

збіжність якого ми зараз і проаналізуємо.

Взагалі хотілося б (відомо багато теорем щодо збіжності описаного алгоритму за таких умов) щоб оператор T був нерозтягуючим. Маємо:

$$\begin{aligned} \|Tx - Ty\|^2 &\leq \|x - y - \rho(Ax - Ay)\|^2 \leq \\ &\leq \|x - y\|^2 - 2\rho \langle Ax - Ay, x - y \rangle + \rho^2 \|Ax - Ay\|^2. \end{aligned} \quad (1.22)$$

Для подальших оцінок нам знадобиться поняття монотонного оператора.

Визначення (монотонного оператора). Оператор $A: H \rightarrow H$ називається *монотонним* якщо

$$\langle Ax - Ay, x - y \rangle \geq 0 \quad \forall x \forall y. \quad (1.23)$$

Поняття монотонності для операторів відіграє схожу роль з поняттям монотонності функцій.

Приклад. Оператор A називається *опуклим* якщо його градієнт ∇A монотонний.

Аналогічно до μ -сильно опуклих функцій існують μ -сильно опуклі оператори, для визначення яких вводиться

Визначення (сильно монотонного оператора). Оператор $A: H \rightarrow H$ називається μ -сильно монотонним зі сталою $\mu > 0$ якщо

$$\langle Ax - Ay, x - y \rangle \geq \mu \cdot \|x - y\|^2 \quad \forall x \forall y. \quad (1.24)$$

Якщо оператор A — μ -сильно монотонний то можемо продовжити ланцюжок оцінок:

$$\begin{aligned} \|x - y\|^2 - 2\rho \langle Ax - Ay, x - y \rangle + \rho^2 \|Ax - Ay\|^2 &\leq \\ &\leq \|x - y\|^2 - 2\rho\mu \|x - y\|^2 + \rho^2 \|Ax - Ay\|^2. \end{aligned} \quad (1.25)$$

Якщо ж при цьому оператор A ще й L -ліпшицеви (ліпшицевий з константою L , тобто $\|Ax - Ay\| \leq L \cdot \|x - y\|$), то можемо продовжити ще:

$$\begin{aligned} \|x - y\|^2 - 2\rho\mu \|x - y\|^2 + \rho^2 \|Ax - Ay\|^2 &\leq \\ &\leq \|x - y\|^2 - 2\rho\mu \|x - y\|^2 + \rho^2 L^2 \|x - y\|^2 = \\ &= (1 - 2\rho\mu + \rho^2 L^2) \|x - y\|^2 = \kappa(\rho) \cdot \|x - y\|^2. \end{aligned} \quad (1.26)$$

тобто достатньо обрати ρ так, щоб $\kappa(\rho) \in (0, 1)$.

Розв'язуючи отриману квадратну нерівність знаходимо:

$$\rho \in \left(0, \frac{2\mu}{L^2}\right), \quad (1.27)$$

тобто знайшли цілий інтервал значень ρ для яких наш алгоритм буде збіжним.

Здавалося б все добре, але подивимося, у якій точці досягається мінімум $\kappa(\rho)$:

$$\tilde{\rho} = \frac{\mu}{L^2}, \quad (1.28)$$

і чому він дорівнює:

$$\kappa(\tilde{\rho}) = 1 - 2\rho\mu + \rho^2 L^2 = 1 - 2\frac{\mu}{L^2}\mu + \left(\frac{\mu}{L^2}\right)^2 L^2 = 1 - \frac{\mu^2}{L^2}. \quad (1.29)$$

Зауваження. На жаль, правда життя така, що μ зазвичай доволі мале, а L навпаки — доволі велике, тому $\rho < 1$ але зовсім трохи. А це у свою чергу означає повільну збіжність.

1.7 Регуляризація

У той же час майже довільну опуклу функцію f можна замінити (цей процес називається регуляризацією) на ε -сильно опуклу функцію $f_\varepsilon = f + \varepsilon \|x\|^2$, тому може здатися, що всі наші проблеми розв'язані.

Так, у загальному випадку для монотонного оператора A можна розглянути оператор $A_\varepsilon = A + \varepsilon \mathbf{1}$, де $\mathbf{1}, x \mapsto x$ — *одичний (тотожний) оператор*. Тоді можемо записати

$$\langle A_\varepsilon x - A_\varepsilon y, x - y \rangle = \underbrace{\langle Ax - Ay, x - y \rangle}_{\leq 0} + \varepsilon \cdot \|x - y\|^2 \geq \varepsilon \cdot \|x - y\|^2, \quad (1.30)$$

тобто оператор A_ε є ε -сильно опуклим.

Це наштовхує на думки про побудову алгоритму з ітераціями вигляду

$$x_{k+1} := P_C(x_k - \rho_k A_{\varepsilon_k} x_k), \quad (1.31)$$

але тоді постає ще ряд запитань, наприклад які умови мають задовольняти $\{\rho_k\}_{k=1}^\infty$ і $\{\varepsilon_k\}_{k=1}^\infty$ для збіжності цього алгоритму. Поки що ці запитання лишаємо без відповіді.

1.8 Зв'язок із мережевими іграми і рівновагою Неша

Цей розділ взято з доповіді [Asu Özdaglar, 2018].

У багатьох соціальних та економічних задачах, рішення окремих індивідів (агентів) залежать лише від дій їхніх друзів, колег, однолітків чи суперників. Як приклади можна навести:

- Поширення інновацій, стилю життя.
- Формування громадських думок і соціальне навчання.
- Суперництво між конкурентними фірмами.
- Забезпечення суспільних благ.

Такі взаємодії можна промодельовувати мережевою грою, що означає виконання наступних припущень:

- Агенти взаємодіють по ребрам мережі, представленій графом.
- Виграш кожного гравця залежить від його власних дій і від *агрегованого* значення дій агентів у його околі.

Формальніше, модель мережевої гри наступна: n агентів взаємодіють по мережі $G \in \mathbb{R}^{n \times n}$:

$$\begin{cases} G_{i,j} > 0 & \text{вплив } j \text{ на } i, \\ G_{i,i} = 0 & \text{без петель.} \end{cases} \quad (1.32)$$

У кожного агента $i \in$:

- стратегія $x^i \in \mathcal{X}^i$, де $\mathcal{X}^i \subset \mathbb{R}^n$ — допустима множина стратегій ;
- цільова функція $J^i(x^i, z^i(x)) : \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, де $z^i(x) := \sum_{j=1}^n G_{i,j} x^j$ — агрегатор.

Кожен агент намагається навчитися обчислювати свою оптимальну відповідь:

$$x_{\text{br}}^i(z^i) := \operatorname{argmin}_{x^i \in \mathcal{X}^i} J^i(x^i, z^i). \quad (1.33)$$

Нагадаємо

Визначення (рівноваги за Нешем). Множина стратегій $\{\bar{x}_i\}_{i=1}^n$ називається *рівновагою за Нешем* якщо для кожного гравця i , $\bar{x}^i \in \mathcal{X}^i$:

$$J^i \left(\bar{x}^i, \sum_{j=1}^n G_{i,j} \bar{x}^j \right) \leq J^i \left(x^i, \sum_{j=1}^n G_{i,j} \bar{x}^j \right), \quad \forall x^i \in \mathcal{X}^i. \quad (1.34)$$

Можна показати, що при виконанні наступних припущень:

- $\mathcal{X}^i \subset \mathbb{R}^n$ — замкнені, опуклі та обмежені;
- $J^i(x^i, z^i(x))$ опукла по x^i , для кожного вектора доповнюючих стратегій $x^{-i} \in \mathcal{X}^{-i}$;
- $J^i(x^i, z^i) \in C^2$ по x^i і z^i .

справджується наступне

Твердження 3. \bar{x} є рівновагою за Нешем $\iff \bar{x}$ є розв'язком варіаційної нерівності із допустимою множиною \mathcal{X} і функцією F визначеними наступним чином:

$$\mathcal{X} := \mathcal{X}^1 \times \dots \times \mathcal{X}^n; \quad (1.35)$$

$$F(x) := [F^i(x)]_{i=1}^n := \begin{bmatrix} \nabla_{x^1} J^1(x^1, z^1(x)) \\ \vdots \\ \nabla_{x^n} J^n(x^n, z^n(x)) \end{bmatrix} \quad (1.36)$$

Твердження 4 (Facchinei та Pang, 2003). Якщо окрім цього, яacobіан гри F строго монотонний, то рівновага за Нешем існує та єдина.

1.9 Зв'язок із транспортними мережами

Цей розділ взято з книги А. В. Гасникова, «Введение в математическое моделирование транспортных потоков».

Розглянемо один із підходів до моделювання і дослідження транспортних потоків, що базується на теорії конкурентної безкоаліційної рівноваги, яка дозволяє описати доволі адекватних механізм функціонування автомобільних вулично-дорожніх мереж (ВДМ).

Моделі, яки ми розглянемо, застосовуються для отримання прогностичних оцінок завантаженості елементів транспортної мережі. Подібні задачі цікаві, зокрема, тим, що є одним із інструментів об'єктивної оцінки ефективності проектів з модифікації ВДМ з точки зору розвантаження найбільш завантажених і проблемних ділянок доріг.

Моделювання транспортних потоків як задача прийняття рішень

Для визначення обсягів завантаження ВДМ у першу чергу необхідно з'ясувати, чим керуються водії, обираючи той чи інший маршрут. Поведінкові принципи користувачів транспортної мережі були остаточно сформульовані Вардропом у [J. Wardrop, Some Theoretical Aspects of Road Traffic Research, 1952], де він наводить дві можливі ситуації:

1. користувачі мережі незалежно один від одного обирають маршрути з мінімальними затратами; (user optimization)
2. користувачі мережі обирають маршрути з мінімальними сумарними затратами. (system optimization)

Визначення. Ці принципи називаються, відповідно, *першим і другим принципами Вардропу*.

Перший принцип Вардропу відповідає конкурентній безколіаційній рівновазі (жоден окремий користувач не може знизити свої витрати відхилившись від свого поточного маршруту). Цей принцип передбачає ідеальну інформованість окремих користувачів про витрати на усіх шляхах (сьогодні це досягається за допомогою розумних навігаторів), а також відсутність суттєвого впливу на витрати на шляхах зі сторони одного конкретного користувача (не виконується для вантажних автомобілів а також аварійних ситуацій, але здебільшого виконується). Ре-

зуюючи, перший принцип Вардропа сьогодні доволі точно описує поведінкові принципи користувачів ВДМ, а не є якоюсь надміру ідеалізованою абстракцією.

Формалізація задачі

Виходячи з наведених міркувань, побудуємо економіко-математичну моделі розподілу транспортних потоків у ВДМ. Транспортну мережу опишемо у вигляді орієнтованого графу $G(V, E)$, де V — множина вершин (перехресть), E — множина орієнтованих дуг мережі (доріг між сусідніми перехрестями).

При дослідженні потокоформуючих факторів у множині вершин розглянемо дві підмножини. Перше, $S \subset V$, містить пункти, що породжують потоки; елементи множини S (sources) назвемо джерелами/витокami. Друге, $D \subset V$, містить пункти, що поглинають потоки; елементи множини D (destinations) назвемо стоками. Для задачі моделювання трудових міграцій (для ранкових годин пік), джерелами будуть спальні райони міста, а стоками — ділові райони міста (для вечірніх годин ситуація рівно протилежна).

Через $P_{s,d}$ будемо позначати множину шляхів з витоку s у стік d . Окремі шляхи із витоку s у стік d будемо позначати $p_{s,d}$, або просто p якщо витік і стік несуттєві. Через f_p позначимо потік на шляху p , через $c_p(F)$ — маргинальні затрати на шляху p якщо загальна матриця потоків на шляхах дорівнює F (природними прикладами колм затрати на одному шляху залежать від завантаженості інших є перехрестя головних і другорядних доріг, або ж паралельні дороги). Зрозуміло, що умова рівноваги має наступний вигляд:

$$\text{якщо } f_{p_{s,d}} > 0, \text{ то } c_p(F) = \min_{p' \in P_{s,d}} c_{p'}(F). \quad (1.37)$$

Окрім цього, для кожної пари (s, d) існує певний сталий (у випадку трудових міграцій) попит на транспорт, який будемо позначати $\rho_{s,d}$. Зрозуміло, що оптимальний рівноважний потік також має задовольняти наступним консервативним умовам:

$$\sum_{p \in P(s,d)} f_p = \rho_{s,d}. \quad (1.38)$$

Твердження 5. За таких умов допустима множина транспортних потоків \mathcal{F} володіє гарними властивостями, а саме вона замкнута, опукла, і непорожня.

Зведення до варіаційної нерівності

Якщо залежність транспортних витрати від обсягів завантаження ВДМ є монотонною і неперечною, то пошук рівноважних потоків може бути зведений до розв'язання варіаційної нерівності.

Теорема 1. Потік $F^* \in \mathcal{F}$ задовольняє умову рівноваги (1.37) тоді і лише тоді, коли він є розв'язком варіаційної нерівності

$$\langle C(F^*), F - F^* \rangle \geq 0, \quad \forall F \in \mathcal{F}, \quad (1.39)$$

де у матрицю C зібрані маргинальні транспортні витрати на усіх шляхах.

1.10 Подальші припущення

Надалі будемо розв'язувати наступну задачу:

$$\text{знайти } x \in C : \quad \langle Ax, y - x \rangle \geq 0, \quad \forall y \in C. \quad (1.40)$$

Також будемо вважати, що виконані наступні умови:

- множина $C \subseteq H$ — опукла і замкнена;
- оператор $A : H \rightarrow H$ — монотонний і ліпшицевий (із константою L);
- множина розв'язків (1.40) непорожня.

2 Алгоритми

2.1 Класичні алгоритми

Серед численних алгоритмів розв’язування (1.40) розглянемо три базових:

Алгоритм 1 (Корпелевич). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи $x_1, \lambda \in (0, \frac{1}{L})$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$y_n = P_C(x_n - \lambda A x_n). \quad (2.1)$$

Якщо $x_n = y_n$ то зупиняємося і x_n — розв’язок, інакше переходимо на

Крок 2. Обчислюємо

$$x_{n+1} = P_C(x_n - \lambda A y_n), \quad (2.2)$$

покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

Алгоритм 2 (P. Tseng). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи $x_1, \lambda \in (0, \frac{1}{L})$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$y_n = P_C(x_n - \lambda A x_n). \quad (2.3)$$

Якщо $x_n = y_n$ то зупиняємося і x_n — розв’язок, інакше переходимо на

Крок 2. Обчислюємо

$$x_{n+1} = y_n - \lambda(A y_n - A x_n), \quad (2.4)$$

покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

Алгоритм 3 (Попов). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи $x_1, y_0, \lambda \in (0, \frac{1}{3L})$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$y_n = P_C(x_n - \lambda A y_{n-1}). \quad (2.5)$$

Крок 2. Обчислюємо

$$x_{n+1} = P_C(x_n - \lambda Ay_n). \quad (2.6)$$

Якщо $x_{n+1} = x_n = y_n$ то зупиняємо алгоритм і x_n — розв’язок, інакше покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

Зауваження. У наведеному вище вигляді алгоритми Tseng’а і Попова обчислюють оператор A тричі і двічі на кожну ітерацію відповідно. На цьому можна заощадити якщо кешувати обчислення оператора A . У випадку алгоритма Tseng’а спосіб кешування очевидний: один раз обчислюємо Ax_n і двічі використовуємо його (для y_n та x_{n+1}). У випадку алгоритма Попова кешування допомагає за рахунок того, що значення Ay_n використовується один раз на ітерації n для обчислення x_{n+1} , і ще раз на ітерації $n + 1$ для обчислення значення y_{n+1} .

В теорії, у випадку коли P_C обчислювати дешево (наприклад, коли це можливо аналітично), а A обчислювати дорого, такий трюк допомагає пришвидшити алгоритм Tseng’а у 1.5, а алгоритм Попова — у 2 рази.

2.2 Адаптивні алгоритми

Не так давно з'явилися адаптивні алгоритми, тобто такі, що не вимагають знання константи Ліпшиця. Наведемо адаптивні версії розглянутих раніше алгоритмів:

Алгоритм 4 (Адаптивний Корпелевич). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи x_1 , $\tau \in (0, 1)$, $\lambda \in (0, +\infty)$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$y_n = P_C(x_n - \lambda Ax_n). \quad (2.7)$$

Якщо $x_n = y_n$ то зупиняємося і x_n — розв'язок, інакше переходимо на

Крок 2. Обчислюємо

$$x_{n+1} = P_C(x_n - \lambda Ay_n). \quad (2.8)$$

Крок 3. Обчислюємо

$$\lambda_{n+1} = \begin{cases} \lambda_n, & \text{якщо } \langle Ax_n - Ay_n, x_{n+1} - y_n \rangle \leq 0, \\ \min \left\{ \lambda_n, \frac{\tau \|x_n - y_n\|^2 + \|x_{n+1} - y_n\|^2}{2 \langle Ax_n - Ay_n, x_{n+1} - y_n \rangle} \right\}, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.9)$$

покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

Зауваження. У алгоритмі 4 можна робити і так:

$$\lambda_{n+1} = \begin{cases} \lambda_n, & \text{якщо } Ax_n - Ay_n = 0, \\ \min \left\{ \lambda_n, \tau \frac{\|x_n - y_n\|}{\|Ax_n - Ay_n\|} \right\}, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.10)$$

Алгоритм 5 (Адаптивний Tseng). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи x_1 , $\tau \in (0, 1)$, $\lambda \in (0, +\infty)$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$y_n = P_C(x_n - \lambda Ax_n). \quad (2.11)$$

Якщо $x_n = y_n$ то зупиняємося і x_n — розв'язок, інакше переходимо на

Крок 2. Обчислюємо

$$x_{n+1} = y_n - \lambda(Ay_n - Ax_n), \quad (2.12)$$

Крок 3. Обчислюємо

$$\lambda_{n+1} = \begin{cases} \lambda_n, & \text{якщо } Ax_n - Ay_n = 0, \\ \min \left\{ \lambda_n, \tau \frac{\|x_n - y_n\|}{\|Ax_n - Ay_n\|} \right\}, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.13)$$

покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

Алгоритм 6 (Адаптивний Попов). Ініціалізація. Вибираємо елементи $x_1, y_0, \tau \in (0, \frac{1}{3})$, $\lambda \in (0, +\infty)$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$y_n = P_C(x_n - \lambda Ay_{n-1}). \quad (2.14)$$

Крок 2. Обчислюємо

$$x_{n+1} = P_C(x_n - \lambda Ay_n). \quad (2.15)$$

Якщо $x_{n+1} = x_n = y_n$ то зупиняємо алгоритм і x_n — розв'язок, інакше переходимо на

Крок 3. Обчислюємо

$$\lambda_{n+1} = \begin{cases} \lambda_n, & \text{якщо } \langle Ay_{n-1} - Ay_n, x_{n+1} - y_n \rangle \leq 0, \\ \min \left\{ \lambda_n, \frac{\tau \|y_{n-1} - y_n\|^2 + \|x_{n+1} - y_n\|^2}{2 \langle Ay_{n-1} - Ay_n, x_{n+1} - y_n \rangle} \right\}, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.16)$$

покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

Зауваження. У алгоритмі 6 можна робити і так:

$$\lambda_{n+1} = \begin{cases} \lambda_n, & \text{якщо } Ay_{n-1} - Ay_n = 0, \\ \min \left\{ \lambda_n, \tau \frac{\|y_{n-1} - y_n\|}{\|Ay_{n-1} - Ay_n\|} \right\}, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (2.17)$$

2.3 Алгоритм Маліцького—Там’а

Зовсім нещодавно (у 2015-ому році) Юра Маліцький запропонував наступну схему:

Алгоритм 7 (Маліцький—Там). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи $x_1, x_0 \in H$, $\lambda \in (0, \frac{1}{2L})$. Покладаємо $n = 1$.

Крок. Обчислюємо

$$x_{n+1} = P_C(x_n - \lambda Ax_n - \lambda(Ax_n - Ax_{n-1})). \quad (2.18)$$

Якщо $x_{n+1} = x_n = x_{n-1}$ то зупиняємо алгоритм і x_n — розв’язок, інакше покладаємо $n := n + 1$, і повторюємо

Алгоритм 8 (Адаптивний Маліцький—Там). **Ініціалізація.** Вибираємо елементи $x_1, x_0 \in H$, $\lambda_1, \lambda_0 > 0$, $\tau \in (0, \frac{1}{2})$. Покладаємо $n = 1$.

Крок 1. Обчислюємо

$$x_{n+1} = P_C(x_n - \lambda Ax_n - \lambda(Ax_n - Ax_{n-1})). \quad (2.19)$$

Якщо $x_{n+1} = x_n = x_{n-1}$ то зупиняємо алгоритм і x_n — розв’язок, інакше переходимо на

Крок 2. Обчислюємо

$$\lambda_{n+1} = \min \left\{ \lambda_n, \tau \frac{\|x_{n+1} - x_n\|}{\|Ax_{n+1} - Ax_n\|} \right\}, \quad (2.20)$$

покладаємо $n := n + 1$ і переходимо на **Крок 1**.

3 Задачі

Для порівняння алгоритмів нам знадобляться тестові задачі різної складності та різних розмірів. У якості таких задачі розглянемо:

3.1 Перша задача

Класичний приклад. Допустимою множиною є увесь простір: $C = \mathbb{R}^m$, а $F(x) = Ax$, де A — квадратна $m \times m$ матриця, елементи якої визначаються наступним чином:

$$a_{i,j} = \begin{cases} -1, & j = m - 1 - i > i, \\ 1, & j = m - 1 - i < i, \\ 0, & \text{інакше.} \end{cases} \quad (3.1)$$

Зауваження. Тут і надалі нумерація рядків/стовпчиків матриць, а також елементів масивів починається з нуля. Якщо у вашій мові програмування нумерація починається з одиниці то у виразах вище замість $m - 1$ має бути $m + 1$.

Це визначає матрицю, чия бічна діагональ складається з половини одиниць і половини мінус одиниць, а решта елементів якої нульові. Для наглядності наведемо декілька преших матриць, для $m = 2, 4, 6$:

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

Для парних m нульовий вектор є розв'язком відповідної варіаційної нерівності (1.40).

Зауваження. Для цієї задачі $P_C = \text{Id}$, а тому алгоритми Корпелевич і Tseng'а еквівалентні. Втім, некешована версія алгоритму Tseng'а буде працювати повільніше, що ми скоро і побачимо.

3.2 Друга задача

Візьмемо $F(x) = Mx + q$, де матриця M генерується наступний чином:

$$M = AA^T + B + D, \quad (3.3)$$

де всі елементи $m \times m$ матриці A і $m \times m$ кососиметричної матриці B обираються рівномірно випадково з $(-5, 5)$, а усі елементи діагональної матриці D вибираються рівномірно випадково з $(0, 0.3)$ (як наслідок, матриця M додатно визначена), а кожен елемент q обирається рівномірно випадково з $(-500, 0)$. Допустимою множиною є

$$C = \{x \in \mathbb{R}_+^m | x_1 + x_2 + \dots + x_m = m\}, \quad (3.4)$$

а за початкове наближення береться $x_1 = (1, \dots, 1)$. Для цієї задачі $L = \|M\|$, $\varepsilon = 10^{-3}$.

Допустима множина цієї задачі — так званий *probability simplex* (з точністю до константи m). Для проектування \vec{y} на нього ми використовували наступний явний

Алгоритм 9.

Крок 1. Відсортувати елементи \vec{y} і зберегти в \vec{u} : $u_1 \geq \dots \geq u_m$.

Крок 2. Знайти $k = \max j: u_j + \frac{1}{j} \left(m - \sum_{i=1}^j u_i \right) > 0$.

Крок 3. Видати вектор з елементами $x_i = \max\{y_i + \lambda, 0\}$, $\lambda = \frac{1}{k} \left(m - \sum_{i=1}^k u_i \right)$.

Цей алгоритм взято із статті [J. Duchi, Sh. Shalev-Shwartz, Y. Singer, T. Chandra, 2008].

3.3 Третя задача

Розглянемо підмножину інтегровних з квадратом на $[0, 1]$ функцій з нормою не більше ніж 2, тобто

$$C := \left\{ u \in L^2([0, 1]) : \|u\| = \sqrt{\int_0^1 u^2(x) \, dx} \leq 2 \right\}. \quad (3.5)$$

Визначимо $F : C \rightarrow L^2([0, 1])$ наступним чином:

$$F(u)(t) = \frac{1}{1 + \|u\|^2} \int_0^t u(s) \, ds, \quad \forall u \in L^2([0, 1]), \quad t \in [0, 1]. \quad (3.6)$$

Це ніщо інше як нормований на $g(u) := \frac{1}{1 + \|u\|^2}$ інтегральний оператор Вольтерра,

$$A(u)(t) = \int_0^t u(s) \, ds. \quad (3.7)$$

Як відомо, A — лінійний, обмежений, і монотонний оператор (вправа 20.12 з [Н. Bauschke, P. Combettes, Convex analysis and monotone operator theory in hilbert spaces, 2011]), а $\|A\| = \frac{2}{\pi}$. Враховуючи, що g ліпшицева із константою $\frac{16}{25}$ і набуває значень від $\frac{1}{5}$ до 1, можна показати, що F — псевдомонотонний ліпшицевий оператор з константою $\frac{82}{\pi}$.

У якості початкового наближення візьмемо $u_0(t) = \sin(2\pi t^2)$. Зауважимо, що вже $A(u_0)(t) = S(t)$, тобто інтегральний синус (також відомий як інтеграл Френеля), тобто функція не аналітична. Це означає, що нам доведеться якось представляти такі функції. Пропонується користатися координатною системою функцій $\{1, \sin t, \cos t, \sin 2t, \cos 2t, \dots, \sin mt, \cos mt\}$.

3.4 Четверта задача

$$\begin{aligned}
 F(x) &= F_1(x) + F_2(x), \\
 F_1(x) &= (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)), \\
 F_2(x) &= Dx + c, \\
 f_i(x) &= x_{i-1}^2 + x_i^2 + x_{i-1}x_i + x_ix_{i+1}, \quad m = 1, 2, \dots, m, \\
 x_0 &= x_{m+1} = 0,
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

де D — квадратна $m \times m$ матриця з наступними елементами:

$$d_{i,j} = \begin{cases} 1, & j = i - 1, \\ 4, & j = i, \\ -2, & j = i + 1, \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases} \tag{3.9}$$

$c = (-1, -1, \dots, -1)$. Допустимою множиною є $C = \mathbb{R}_+^m$, а початкова точка $x_1 = (0, 0, \dots, 0)$.

Для кращого розуміння наведемо матрицю D для кількох перших $m = 3, 4, 5$:

$$\begin{pmatrix} 4 & -2 & 0 \\ 1 & 4 & -2 \\ 0 & 1 & 4 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 4 & -2 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 4 & -2 \\ 0 & 0 & 1 & 4 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 4 & -2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 4 & -2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 4 & -2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 4 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 4 \end{pmatrix} \tag{3.10}$$

Зауваження. Матриця тридіагональна, ми цим скористаємося.

4 Результати

Тестування відбувалося на машині із процесором Intel Core i7-8550U 1.99GHz під 64-бітною версією операційної системи Windows.

4.1 Перша задача, неадаптивні алгоритми

Для усіх алгоритмів у якості початкового наближення ми брали $x_1 = (1, \dots, 1)$, $\varepsilon = 10^{-3}$, $\lambda = 0.4$ (константа Ліпшиця цієї задачі дорівнює одиниці: $L = 1$).

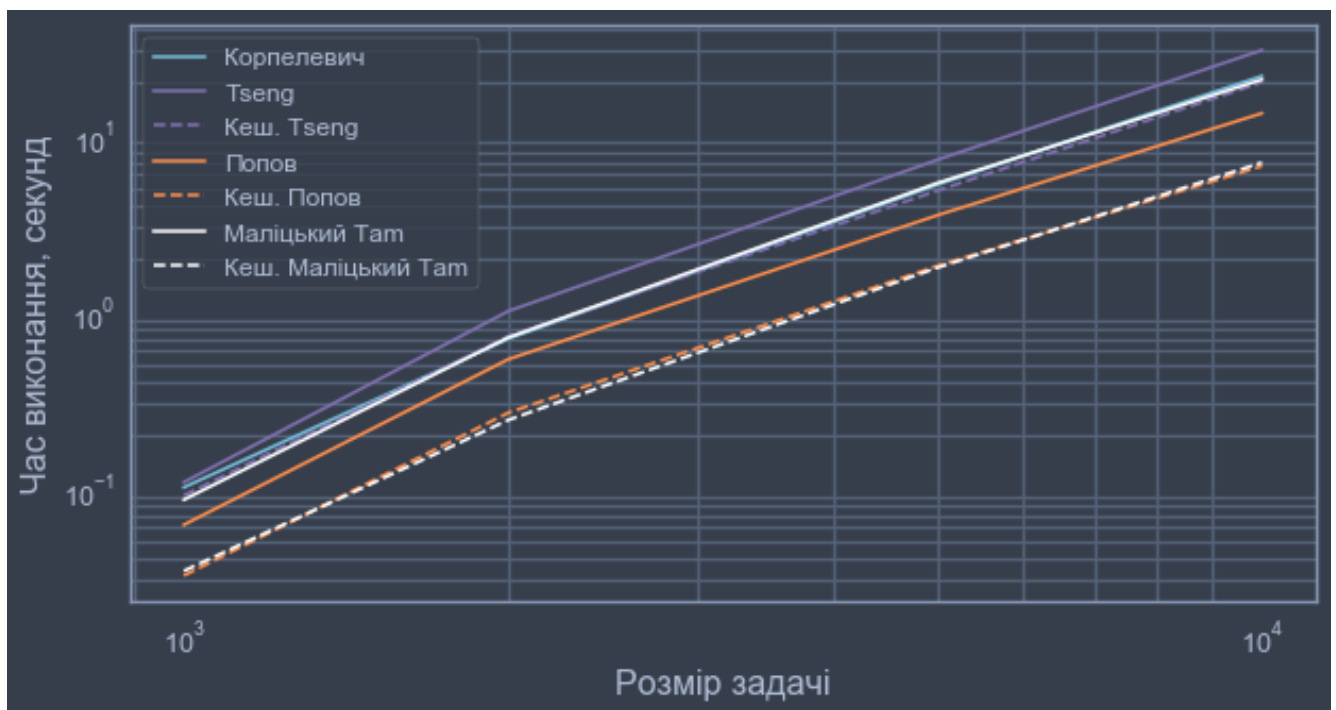


Рис. 4.1: Результати неадаптивних алгоритмів на першій задачі

І справді, бачимо що алгоритм Корпелевич і кешований алгоритм Tseng'а справді показують майже однакові результати, а також обидві некешовані версії програють кешованим. Та сама інформація у таблиці, для зручності:

Розмір задачі	1000	2000	5000	10000
Корпелевич	0.10	0.70	5.23	21.51
Tseng	0.11	1.01	7.22	30.14
Кеш. Tseng	0.09	0.72	4.83	19.82
Попов	0.06	0.54	3.51	13.24
Кеш. Попов	0.03	0.27	1.81	6.66
Маліцький Tam	0.09	0.71	5.34	20.53
Кеш. Маліцький Tam	0.03	0.24	1.77	6.96

Таблиця 4.1: Час виконання, секунд

Розмір задачі	1000	2000	5000	10000
Корпелевич	132	137	144	148
Tseng	132	137	144	148
Попов	89	92	96	99
Маліцький Tam	91	94	98	101

Таблиця 4.2: Число ітерацій

4.2 Перша задача, адаптивні алгоритми

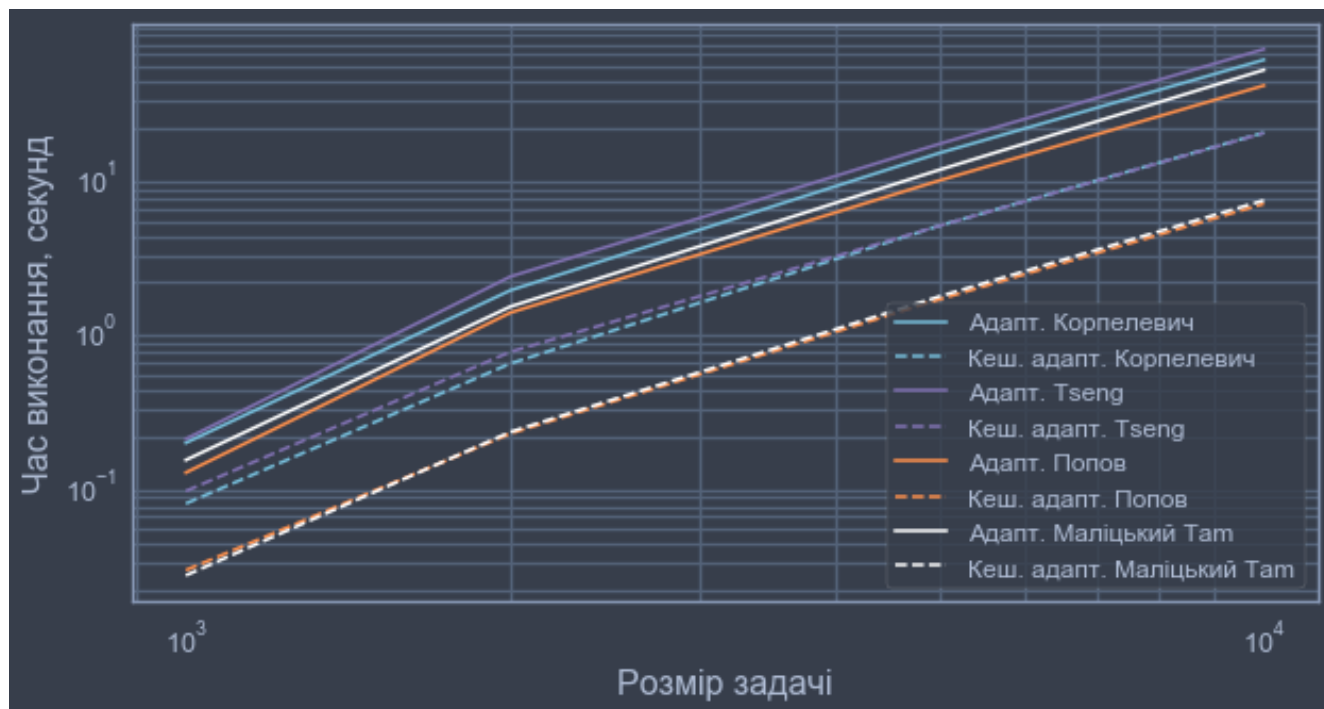


Рис. 4.2: Результати адаптивних алгоритмів на першій задачі

Та сама інформація у таблиці, для зручності:

Розмір задачі	1000	2000	5000	10000
Корпелевич	0.10	0.70	5.23	21.51
Tseng	0.11	1.01	7.22	30.14
Кеш. Tseng	0.09	0.72	4.83	19.82
Попов	0.06	0.54	3.51	13.24
Кеш. Попов	0.03	0.27	1.81	6.66
Маліцький Tam	0.09	0.71	5.34	20.53
Кеш. Маліцький Tam	0.03	0.24	1.77	6.96
Адапт. Корпелевич	0.18	1.77	13.79	55.54
Кеш. адапт. Корпелевич	0.07	0.59	4.65	18.70
Адапт. Tseng	0.19	2.18	15.81	65.10
Кеш. адапт. Tseng	0.09	0.71	4.65	18.61
Адапт. Попов	0.12	1.27	9.15	37.82
Кеш. адапт. Попов	0.03	0.21	1.55	6.46
Адапт. Маліцький Tam	0.14	1.39	10.73	47.74
Кеш. адапт. Маліцький Tam	0.03	0.21	1.62	6.80

Таблиця 4.3: Час виконання, секунд

Алгоритм Попова програє своїй неадаптивній версії.

Щодо кількості ітерацій ситуація схожа:

Розмір задачі	1000	2000	5000	10000
Корпелевич	132	137	144	148
Tseng	132	137	144	148
Попов	89	92	96	99
Маліцький Tam	91	94	98	101
Адапт. Корпелевич	133	138	145	149
Адапт. Tseng	133	138	145	149
Адапт. Попов	90	93	97	100
Адапт. Маліцький Tam	92	95	99	102

Таблиця 4.4: Число ітерацій

4.3 Перша задача із розрідженими матрицями, неадаптивні алгоритми

Нескладно помітити, що матриця A дуже розріджена, що наводить на ідею скористатися модулем `scipy.sparse` для ефективної роботи з розрідженими матрицями. Це дозволить нам розв'язувати задачу для значно більших m .

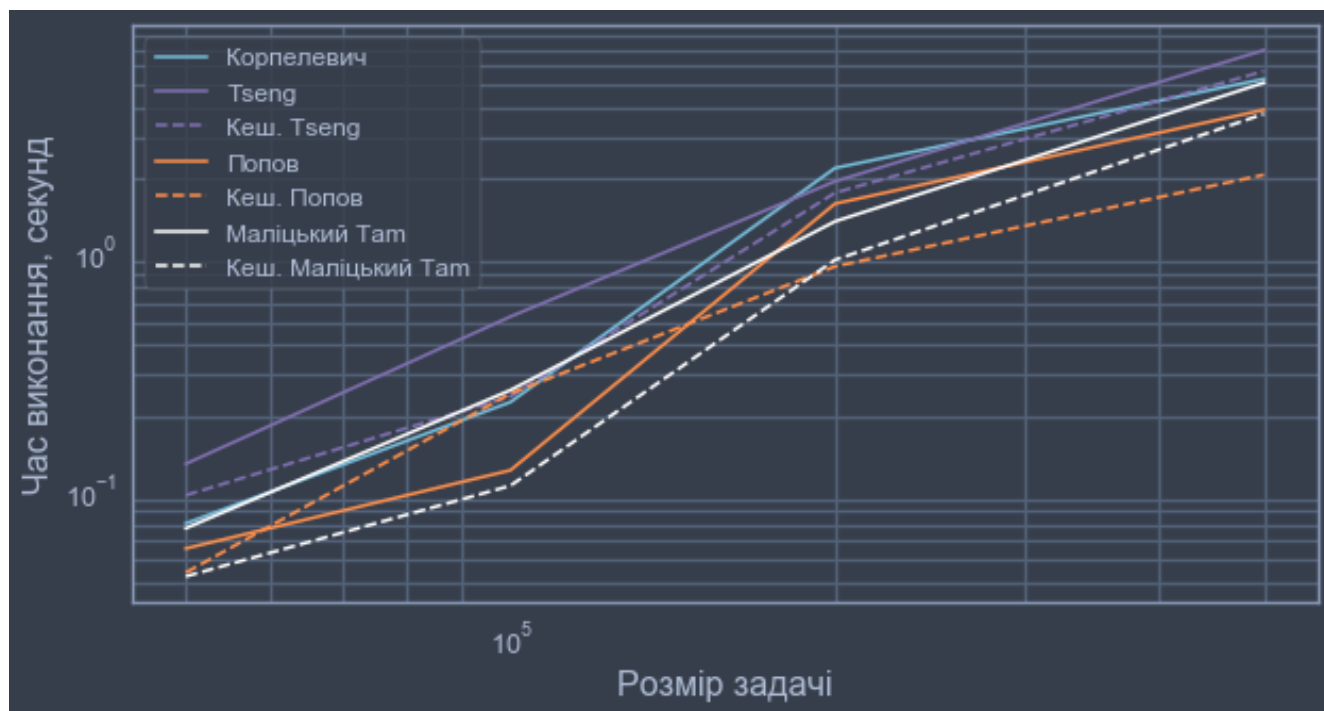


Рис. 4.3: Результати неадаптивних алгоритмів на першій задачі із розрідженими матрицями

Та сама інформація у таблиці, для зручності:

Розмір задачі	50000	100000	200000	500000
Корпелевич	0.07	0.23	2.23	5.28
Tseng	0.13	0.53	1.96	6.97
Кеш. Tseng	0.09	0.24	1.75	5.69
Попов	0.06	0.12	1.58	3.91
Кеш. Попов	0.04	0.25	0.86	2.09
Малицький Tam	0.07	0.26	1.33	5.09
Кеш. Малицький Tam	0.04	0.10	0.91	3.76

Таблиця 4.5: Час виконання, секунд

Розмір задачі	50000	100000	200000	500000
Корпелевич	159	164	169	175
Tseng	159	164	169	175
Попов	106	109	112	117
Маліцький Tam	108	111	114	119

Таблиця 4.6: Число ітерацій

Зауваження. Тут перевага кешування вже не така очевидна, адже ми значно здешевили обчислення оператора A , хоча все ще присутня.

4.4 Перша задача із розрідженими матрицями, адаптивні алгоритми

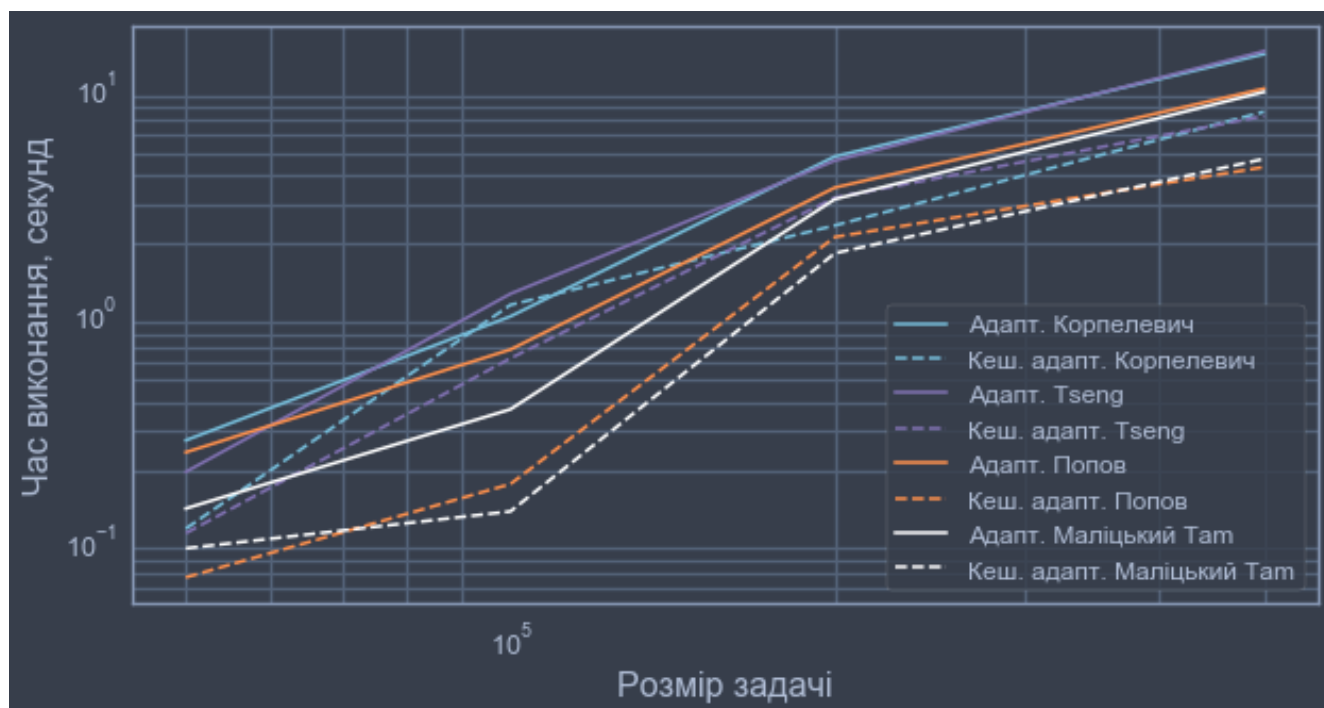


Рис. 4.4: Результати адаптивних алгоритмів на першій задачі із розрідженими матрицями

Та сама інформація у таблиці:

Розмір задачі	50000	100000	200000	500000
Корпелевич	0.07	0.23	2.23	5.28
Tseng	0.13	0.53	1.96	6.97
Кеш. Tseng	0.09	0.24	1.75	5.69
Попов	0.06	0.12	1.58	3.91
Кеш. Попов	0.04	0.25	0.86	2.09
Маліцький Tam	0.07	0.26	1.33	5.09
Кеш. Маліцький Tam	0.04	0.10	0.91	3.76
Адапт. Корпелевич	0.27	0.95	4.85	13.73
Кеш. адапт. Корпелевич	0.11	1.07	2.41	7.64
Адапт. Tseng	0.20	1.20	4.65	14.15
Кеш. адапт. Tseng	0.11	0.62	3.19	7.31
Адапт. Попов	0.24	0.68	3.54	9.67
Кеш. адапт. Попов	0.07	0.17	2.14	4.35
Адапт. Маліцький Tam	0.14	0.37	3.14	9.35
Кеш. адапт. Маліцький Tam	0.09	0.13	1.81	4.73

Таблиця 4.7: Час виконання, секунд

Розмір задачі	50000	100000	200000	500000
Корпелевич	159	164	169	175
Tseng	159	164	169	175
Попов	106	109	112	117
Маліцький Tam	108	111	114	119
Адапт. Корпелевич	160	165	170	176
Адапт. Tseng	160	165	170	176
Адапт. Попов	108	111	114	118
Адапт. Маліцький Tam	110	113	116	120

Таблиця 4.8: Число ітерацій

Ситуація доволі схожа на попередню, за виключення того що алгоритм Попова тепер не так суттєво програє неадаптивній версії.

4.5 Друга задача, неадаптивні алгоритми

Для кожного алгоритму і кожного розміру задачі було проведено 5 запусків (із різними матрицями), у таблиці і на графіку наведені середні значення та середньоквадратичні відхилення.

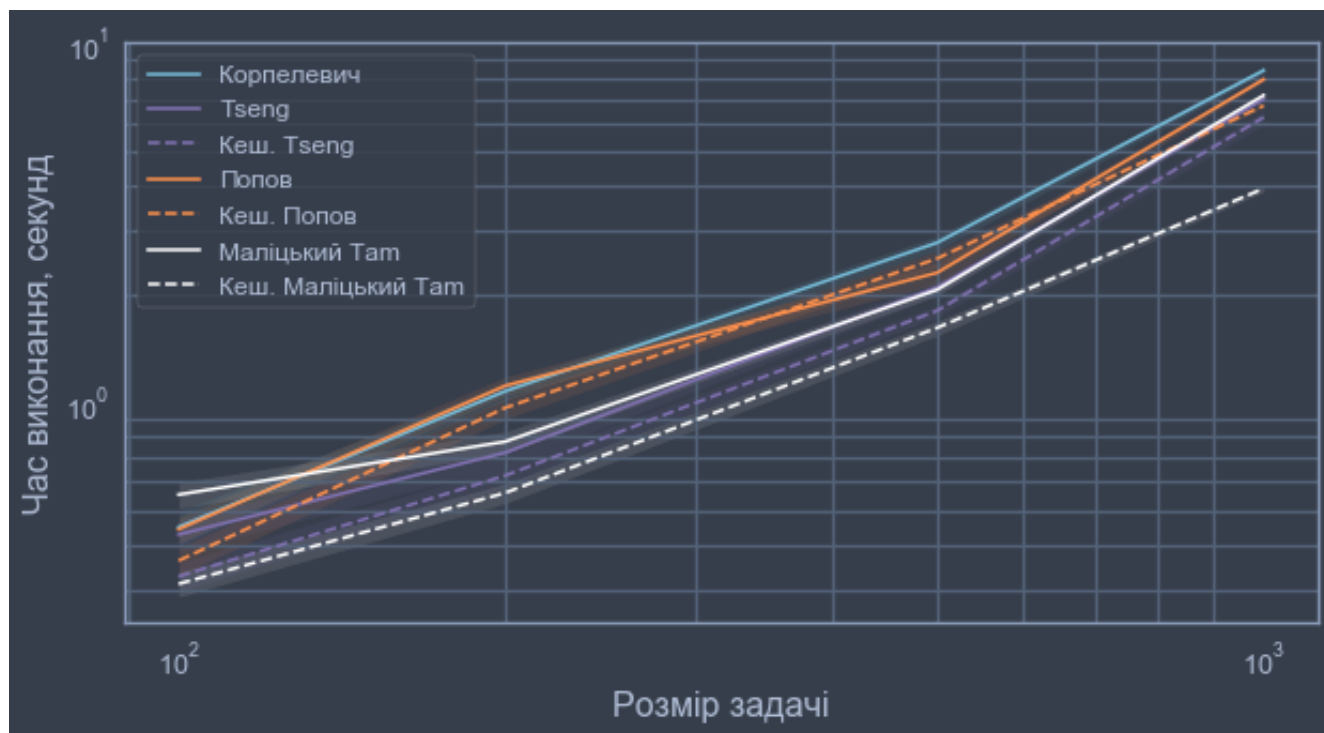


Рис. 4.5: Результати неадаптивних алгоритмів на другій задачі

Та сама інформація у таблиці, для зручності:

Розмір задачі	100	200	500	1000
Корпелевич	0.45 ± 0.24	1.07 ± 0.28	2.78 ± 0.64	8.42 ± 0.77
Tseng	0.43 ± 0.23	0.72 ± 0.30	2.09 ± 0.50	6.99 ± 0.20
Кеш. Tseng	0.33 ± 0.15	0.62 ± 0.21	1.80 ± 0.34	6.23 ± 1.36
Попов	0.44 ± 0.18	1.11 ± 0.33	2.30 ± 0.75	7.94 ± 0.43
Кеш. Попов	0.36 ± 0.16	0.97 ± 0.31	2.51 ± 0.64	6.71 ± 0.29
Малицький Там	0.55 ± 0.23	0.78 ± 0.26	2.06 ± 0.31	7.17 ± 0.60
Кеш. Малицький Там	0.31 ± 0.12	0.56 ± 0.17	1.61 ± 0.36	3.94 ± 0.36

Таблиця 4.9: Час виконання, секунд

У цій задачі основна складність все ще у обчисленні оператора A , хоча обчислення проєкції вже більш складне, тому алгоритм Tseng'а має певну перевагу над алгоритмом Попова, який у свою чергу випереджає алгоритм Корпелевич. Щодо кількості ітерацій то усі три алгоритми демонструють практично ідентичні результати.

Розмір задачі	100	200	500	1000
Корпелевич	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Tseng	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Попов	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Маліцький Tam	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191

Таблиця 4.10: Число ітерацій

Знову ж таки, кешування дає перевагу на великих задачах, хоча вона вже не у 1.5–2 рази.

Зауваження. Можна додати якийсь із матрчиних розкладів M для пришвидшення множення Mx .

4.6 Друга задача, адаптивні алгоритми

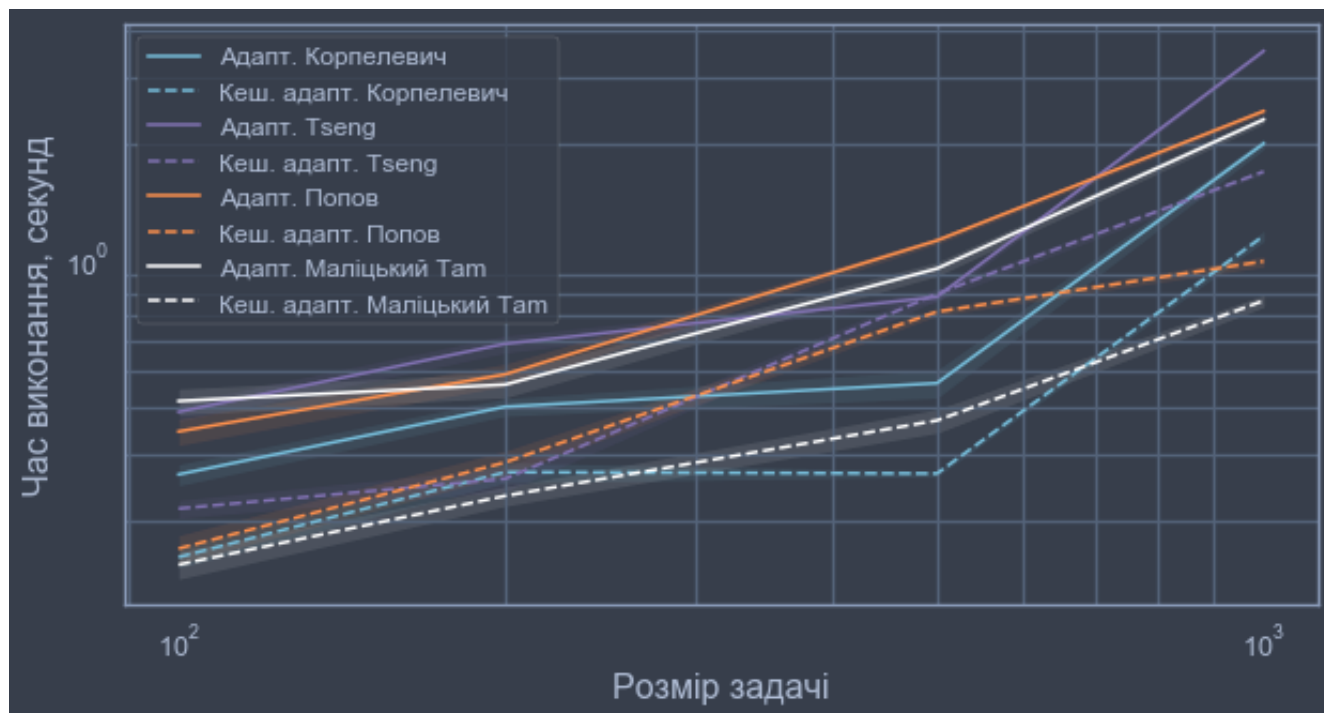


Рис. 4.6: Результати адаптивних алгоритмів на другій задачі

Та сама інформація у таблиці:

Розмір задачі	100	200	500	1000
Корпелевич	0.45 ± 0.24	1.07 ± 0.28	2.78 ± 0.64	8.42 ± 0.77
Tseng	0.43 ± 0.23	0.72 ± 0.30	2.09 ± 0.50	6.99 ± 0.20
Кеш. Tseng	0.33 ± 0.15	0.62 ± 0.21	1.80 ± 0.34	6.23 ± 1.36
Попов	0.44 ± 0.18	1.11 ± 0.33	2.30 ± 0.75	7.94 ± 0.43
Кеш. Попов	0.36 ± 0.16	0.97 ± 0.31	2.51 ± 0.64	6.71 ± 0.29
Маліцький Tam	0.55 ± 0.23	0.78 ± 0.26	2.06 ± 0.31	7.17 ± 0.60
Кеш. Маліцький Tam	0.31 ± 0.12	0.56 ± 0.17	1.61 ± 0.36	3.94 ± 0.36
Адапт. Корпелевич	0.27 ± 0.08	0.40 ± 0.11	0.46 ± 0.19	2.00 ± 0.31
Кеш. адапт. Корпелевич	0.16 ± 0.05	0.27 ± 0.08	0.27 ± 0.02	1.14 ± 0.17
Адапт. Tseng	0.39 ± 0.11	0.59 ± 0.15	0.78 ± 0.11	3.51 ± 0.17
Кеш. адапт. Tseng	0.22 ± 0.06	0.26 ± 0.09	0.80 ± 0.15	1.68 ± 0.11
Адапт. Попов	0.35 ± 0.13	0.49 ± 0.16	1.11 ± 0.11	2.43 ± 0.19
Кеш. адапт. Попов	0.17 ± 0.07	0.29 ± 0.10	0.72 ± 0.08	0.97 ± 0.15
Адапт. Маліцький Tam	0.42 ± 0.16	0.46 ± 0.17	0.93 ± 0.19	2.31 ± 0.26
Кеш. адапт. Маліцький Tam	0.15 ± 0.06	0.23 ± 0.07	0.37 ± 0.13	0.77 ± 0.13

Таблиця 4.11: Час виконання, секунд

Адаптивні версії суттєво випереджають неадаптивні, причому за числом ітерацій також:

Розмір задачі	100	200	500	1000
Корпелевич	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Tseng	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Попов	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Маліцький Tam	1176 ± 162	1743 ± 87	2694 ± 139	3681 ± 191
Адапт. Корпелевич	317 ± 66	359 ± 42	410 ± 34	451 ± 46
Адапт. Tseng	504 ± 50	684 ± 38	872 ± 73	994 ± 68
Адапт. Попов	430 ± 93	507 ± 64	551 ± 48	606 ± 57
Адапт. Маліцький Tam	540 ± 93	599 ± 70	633 ± 52	647 ± 42

Таблиця 4.12: Число ітерацій

4.7 Четверта задача, адаптивні алгоритми

А цій задачі константа Ліпшиця мені невідома, тому тут наводяться результати лише адаптивних алгоритмів.

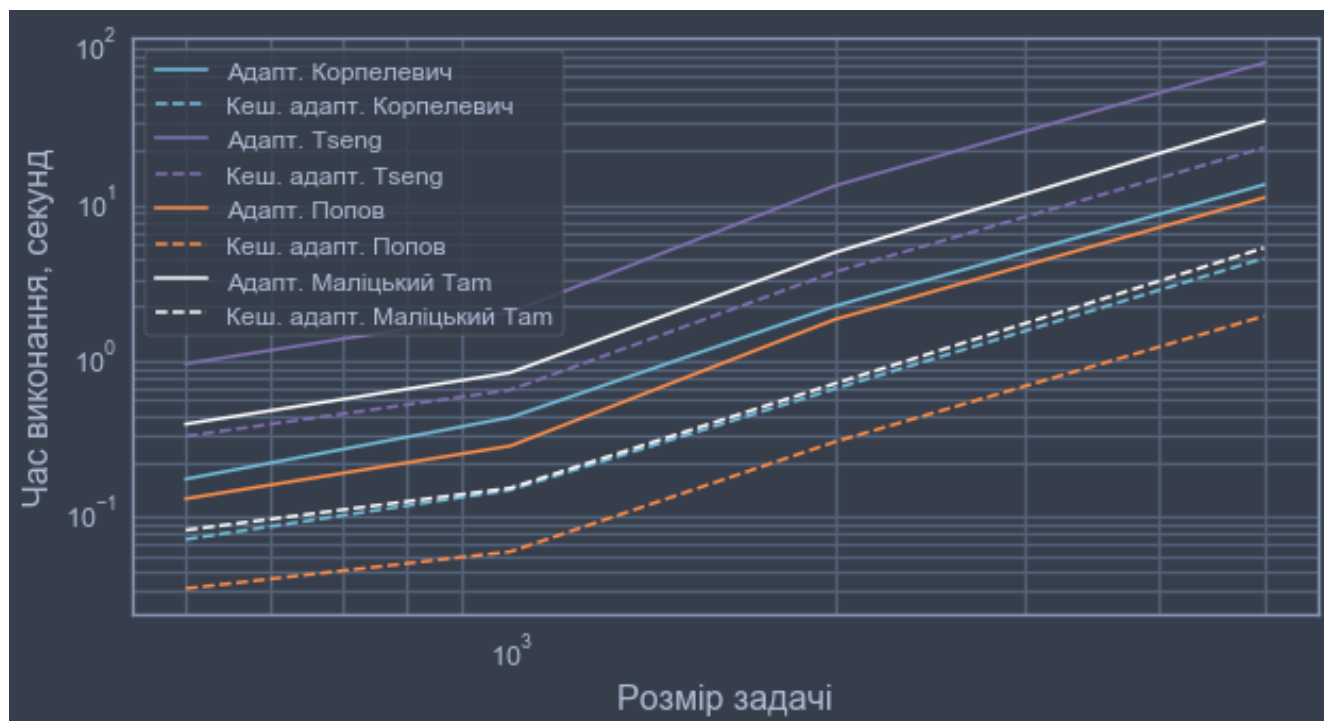


Рис. 4.7: Результати адаптивних алгоритмів на четвертій задачі

Та сама інформація у таблиці:

Розмір задачі	500	1000	2000	5000
Адапт. Корпелевич	0.16	0.39	2.02	12.15
Кеш. адапт. Корпелевич	0.06	0.13	0.59	4.09
Адапт. Tseng	0.86	1.84	11.96	73.60
Кеш. адапт. Tseng	0.29	0.58	3.35	20.98
Адапт. Попов	0.12	0.25	1.66	10.02
Кеш. адапт. Попов	0.03	0.05	0.27	1.74
Адапт. Маліцький Tam	0.35	0.75	4.45	31.00
Кеш. адапт. Маліцький Tam	0.07	0.14	0.64	4.77

Таблиця 4.13: Час виконання, секунд

Розмір задачі	500	1000	2000	5000
Адапт. Корпелевич	111	113	116	119
Адапт. Tseng	558	572	587	605
Адапт. Попов	87	89	91	94
Адапт. Маліцький Tam	232	238	243	251

Таблиця 4.14: Число ітерацій

4.8 Четверта задача із розрідженими матрицями, адаптивні алгоритми

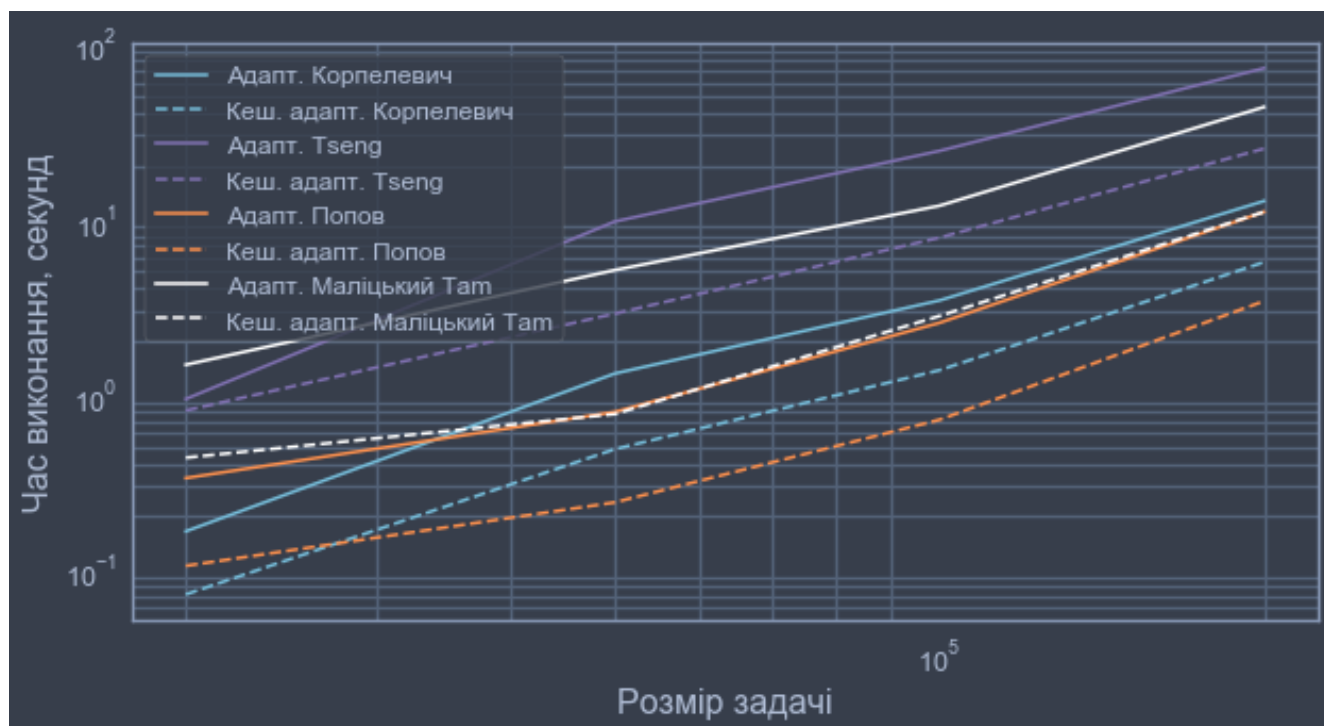


Рис. 4.8: Результати адаптивних алгоритмів на четвертій задачі із розрідженими матрицями

Та сама інформація у таблиці:

Розмір задачі	20000	50000	100000	200000
Адапт. Корпелевич	0.16	1.31	3.41	12.61
Кеш. адапт. Корпелевич	0.07	0.48	1.36	5.64
Адапт. Tseng	0.93	9.64	24.38	72.29
Кеш. адапт. Tseng	0.80	2.87	7.79	25.10
Адапт. Попов	0.33	0.79	2.54	10.93
Кеш. адапт. Попов	0.10	0.24	0.71	3.38
Адапт. Малицький Там	1.47	5.09	11.85	43.38
Кеш. адапт. Малицький Там	0.43	0.77	2.78	10.93

Таблиця 4.15: Час виконання, секунд

Розмір задачі	20000	50000	100000	200000
Адапт. Корпелевич	74	76	77	79
Адапт. Tseng	388	399	408	416
Адапт. Попов	71	73	74	76
Адапт. Маліцький Tam	262	269	275	280

Таблиця 4.16: Число ітерацій

5 Реалізація

Наведемо реалізацію усіх згаданих алгоритмів на мові програмування python.

Зауваження. Ми обрали дизайн згідно з яким власне алгоритм знає мінімальний контекст задачі. Це означає, що для використання алгоритму користувач має визначити дві функції, одна з яких відповідатиме за обчислення оператора A , а друга — за обчислення оператора P_C . Це надає користувачеві гнучкість у плані вибору способу обчислення операторів, яка буде помітна вже з перших тестових запусків.

Загальний вигляд (за модулем назви і деяких параметрів) запуску алгоритма наступний:

```
1 solution, iteration_n, duration = korpelevich(
2     x_initial=np.ones(size), lambda_=0.4,
3     A=lambda x: a.dot(x), ProjectionOntoC=lambda x: x,
4     tolerance=1e-3, max_iterations=1e4, debug=True)
```

Як бачимо, визначення способу обчислення операторів A і P_C лягає на плечі користувача. У багатьох випадках це доволі просто, хоча у деяких користувачеві доведеться написати більше коду і знадобиться користуватися `scipy.optimize` або аналогічним модулем для обчислення проекції.

Ось, наприклад, клієнтський код для другої задачі:

```
1 def ProjectionOntoProbabilitySimplex(x: np.array) -> np.array:
2     dimensionality = x.shape[0]
3     x /= dimensionality
4     sorted_x = np.flip(np.sort(x))
5     prefix_sum = np.cumsum(sorted_x)
6     to_compare = sorted_x + (1 - prefix_sum) / np.arange(1, dimensionality + 1)
7     k = 0
8     for j in range(1, dimensionality): if to_compare[j] > 0: k = j
9     return dimensionality * np.maximum(np.zeros(dimensionality), x + (to_compare[k] - sorted_x[k]))
10
11 solution, iteration_n, duration = korpelevich(...)
12     A=lambda x: M.dot(x) + q,
13     ProjectionOntoC=ProjectionOntoProbabilitySimplex, ...)
```

5.1 Класичні алгоритми

Корпелевич

```

8  def korpelevich(x_initial: T,
9      lambda_: float,
10     A: Callable[[T], T],
11     ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
12     tolerance: float = 1e-5,
13     max_iterations: int = 1e4,
14     debug: bool = False) -> T:
15     start = time.time()
16
17     # initialization
18     iteration_n = 1
19     x_current = x_initial
20
21     while True:
22         # step 1
23         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A(x_current))
24
25         # stopping criterion
26         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
27             iteration_n == max_iterations):
28             if debug:
29                 end = time.time()
30                 duration = end - start
31                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
32                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
33             return x_current, iteration_n, duration
34         return x_current
35
36         # step 2
37         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A(y_current))
38
39         # next iteration
40         iteration_n += 1
41         x_current, x_next = x_next, None
42         y_current = None

```

Tseng

```

8  def tseng(x_initial: T,
9          lambda_: float,
10         A: Callable[[T], T],
11         ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
12         tolerance: float = 1e-5,
13         max_iterations: int = 1e4,
14         debug: bool = False) -> T:
15     start = time.time()
16
17     # initialization
18     iteration_n = 1
19     x_current = x_initial
20
21     while True:
22         # step 1
23         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A(x_current))
24
25         # stopping criterion
26         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
27             iteration_n == max_iterations):
28             if debug:
29                 end = time.time()
30                 duration = end - start
31                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
32                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
33             return x_current, iteration_n, duration
34         return x_current
35
36         # step 2
37         x_next = y_current - lambda_ * (A(y_current) - A(x_current))
38
39         # next iteration
40         iteration_n += 1
41         x_current, x_next = x_next, None
42         y_current = None

```

Кешований Tseng

```

45 def cached_tseng(x_initial: T,
46                 lambda_: float,
47                 A: Callable[[T], T],
48                 ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
49                 tolerance: float = 1e-5,
50                 max_iterations: int = 1e4,
51                 debug: bool = False) -> T:
52     start = time.time()
53
54     # initialization
55     iteration_n = 1
56     x_current = x_initial
57
58     while True:
59         # step 1
60         A_x_current = A(x_current)
61         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A_x_current)
62
63         # stopping criterion
64         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
65             iteration_n == max_iterations):
66             if debug:
67                 end = time.time()
68                 duration = end - start
69                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
70                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
71             return x_current, iteration_n, duration
72             return x_current
73
74         # step 2
75         x_next = y_current - lambda_ * (A(y_current) - A_x_current)
76
77         # next iteration
78         iteration_n += 1
79         x_current, x_next = x_next, None
80         y_current = None

```

Попов

```

8  def popov(x_initial: T,
9           y_initial: T,
10          lambda_: float,
11          A: Callable[[T], T],
12          ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
13          tolerance: float = 1e-5,
14          max_iterations: int = 1e4,
15          debug: bool = False) -> T:
16      start = time.time()
17
18      # initialization
19      iteration_n = 1
20      x_current = x_initial
21      y_previous = y_initial
22
23      while True:
24          # step 1
25          y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A(y_previous))
26
27          # step 2
28          x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A(y_current))
29
30          # stopping criterion
31          if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance and
32              np.linalg.norm(x_next - y_current) < tolerance or
33              iteration_n == max_iterations):
34              if debug:
35                  end = time.time()
36                  duration = end - start
37                  print(f'Took {iteration_n} iterations '
38                      f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
39              return x_current, iteration_n, duration
40              return x_current
41
42          # next iteration
43          iteration_n += 1
44          x_current, x_next = x_next, None
45          y_previous, y_current = y_current, None

```

Кешований Попов

```

48 def cached_popov(x_initial: T,
49                 y_initial: T,
50                 lambda_: float,
51                 A: Callable[[T], T],
52                 ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
53                 tolerance: float = 1e-5,
54                 max_iterations: int = 1e4,
55                 debug: bool = False) -> T:
56     start = time.time()
57
58     # initialization
59     iteration_n = 1
60     x_current = x_initial
61     y_previous = y_initial
62     A_y_previous, A_y_current = A(y_previous), None
63
64     while True:
65         # step 1
66         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A_y_previous)
67
68         # step 2
69         A_y_current = A(y_current)
70         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A_y_current)
71
72         # stopping criterion
73         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance and
74             np.linalg.norm(x_next - y_current) < tolerance or
75             iteration_n == max_iterations):
76             if debug:
77                 end = time.time()
78                 duration = end - start
79                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
80                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
81             return x_current, iteration_n, duration
82         return x_current
83
84     # next iteration
85     iteration_n += 1
86     x_current, x_next = x_next, None
87     y_previous, y_current = y_current, None
88     A_y_previous, A_y_current = A_y_current, None

```


5.2 Адаптивні алгоритми

Адаптивний Корпелевич

```

8  def adaptive_korpelevich(x_initial: T,
9                             tau: float,
10                            lambda_initial: float,
11                            A: Callable[[T], T],
12                            ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
13                            tolerance: float = 1e-5,
14                            max_iterations: int = 1e4,
15                            debug: bool = False) -> T:
16      start = time.time()
17
18      # initialization
19      iteration_n = 1
20      x_current = x_initial
21      lambda_current = lambda_initial
22
23      while True:
24          # step 1
25          y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A(x_current))
26
27          # stopping criterion
28          if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
29              iteration_n == max_iterations):
30              if debug:
31                  end = time.time()
32                  duration = end - start
33                  print(f'Took {iteration_n} iterations '
34                      f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
35              return x_current, iteration_n, duration
36              return x_current
37
38          # step 2
39          x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A(y_current))
40
41          # step 3
42          if (A(x_current) - A(y_current)).dot(x_next - y_current) <= 0:
43              lambda_next = lambda_current
44          else:
45              lambda_next = min(lambda_current, tau / 2 *
46                              (np.linalg.norm(x_current - y_current) ** 2 +
47                               np.linalg.norm(x_next - y_current) ** 2) /
48                               (A(x_current) - A(y_current)).dot(x_next - y_current))
49
50          # next iteration
51          iteration_n += 1
52          x_current, x_next = x_next, None
53          y_current = None
54          lambda_current, lambda_next = lambda_next, None

```

Кешований адаптивний Корпелевич

```

57 def cached_adaptive_korpelevich(x_initial: T,
58                                tau: float,
59                                lambda_initial: float,
60                                A: Callable[[T], T],
61                                ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
62                                tolerance: float = 1e-5,
63                                max_iterations: int = 1e4,
64                                debug: bool = False) -> T:
65     start = time.time()
66
67     # initialization
68     iteration_n = 1
69     x_current = x_initial
70     lambda_current = lambda_initial
71     A_x_current, A_y_current = None, None
72
73     while True:
74         # step 1
75         A_x_current = A(x_current)
76         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A_x_current)
77
78         # stopping criterion
79         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
80             iteration_n == max_iterations):
81             if debug:
82                 end = time.time()
83                 duration = end - start
84                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
85                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
86             return x_current, iteration_n, duration
87         return x_current
88
89         # step 2
90         A_y_current = A(y_current)
91         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A_y_current)
92
93         # step 3
94         product = (A_x_current - A_y_current).dot(x_next - y_current)
95         if product <= 0:
96             lambda_next = lambda_current
97         else:
98             lambda_next = min(lambda_current, tau / 2 *
99                             (np.linalg.norm(x_current - y_current) ** 2 +
100                              np.linalg.norm(x_next - y_current) ** 2) / product)
101
102         # next iteration
103         iteration_n += 1
104         x_current, x_next = x_next, None
105         y_current = None
106         lambda_current, lambda_next = lambda_next, None
107         A_x_current, A_y_current = None, None

```

Адаптивний Tseng

```

8  def adaptive_tseng(x_initial: T,
9                      tau: float,
10                     lambda_initial: float,
11                     A: Callable[[T], T],
12                     ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
13                     tolerance: float = 1e-5,
14                     max_iterations: int = 1e4,
15                     debug: bool = False) -> T:
16      start = time.time()
17
18      # initialization
19      iteration_n = 1
20      x_current = x_initial
21      lambda_current = lambda_initial
22
23      while True:
24          # step 1
25          y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A(x_current))
26
27          # stopping criterion
28          if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
29              iteration_n == max_iterations):
30              if debug:
31                  end = time.time()
32                  duration = end - start
33                  print(f'Took {iteration_n} iterations '
34                      f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
35              return x_current, iteration_n, duration
36              return x_current
37
38          # step 2
39          x_next = y_current - lambda_current * (A(y_current) - A(x_current))
40
41          # step 3
42          if np.linalg.norm(A(x_current) - A(y_current)) < tolerance:
43              lambda_next = lambda_current
44          else:
45              lambda_next = min(lambda_current, tau *
46                              np.linalg.norm(x_current - y_current) /
47                              np.linalg.norm(A(x_current) - A(y_current)))
48
49          # next iteration
50          iteration_n += 1
51          x_current, x_next = x_next, None
52          y_current = None
53          lambda_current, lambda_next = lambda_next, None

```

Кешований адаптивний Tseng

```

56 def cached_adaptive_tseng(x_initial: T,
57                             tau: float,
58                             lambda_initial: float,
59                             A: Callable[[T], T],
60                             ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
61                             tolerance: float = 1e-5,
62                             max_iterations: int = 1e4,
63                             debug: bool = False) -> T:
64     start = time.time()
65
66     # initialization
67     iteration_n = 1
68     x_current = x_initial
69     lambda_current = lambda_initial
70     A_x_current = None
71     A_y_current = None
72
73     while True:
74         # step 1
75         A_x_current = A(x_current)
76         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A_x_current)
77
78         # stopping criterion
79         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance or
80             iteration_n == max_iterations):
81             if debug:
82                 end = time.time()
83                 duration = end - start
84                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
85                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
86             return x_current, iteration_n, duration
87         return x_current
88
89         # step 2
90         A_y_current = A(y_current)
91         x_next = y_current - lambda_current * (A_y_current - A_x_current)
92
93         # step 3
94         if np.linalg.norm(A_x_current - A_y_current) < tolerance:
95             lambda_next = lambda_current
96         else:
97             lambda_next = min(lambda_current, tau *
98                             np.linalg.norm(x_current - y_current) /
99                             np.linalg.norm(A_x_current - A_y_current))
100
101         # next iteration
102         iteration_n += 1
103         x_current, x_next = x_next, None
104         y_current = None
105         lambda_current, lambda_next = lambda_next, None
106         A_x_current, A_y_current = None, None

```

Адаптивный Попов

```

8  def adaptive_popov(x_initial: T,
9                      y_initial: T,
10                     tau: float,
11                     lambda_initial: float,
12                     A: Callable[[T], T],
13                     ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
14                     tolerance: float = 1e-5,
15                     max_iterations: int = 1e4,
16                     debug: bool = False) -> T:
17     start = time.time()
18
19     # initialization
20     iteration_n = 1
21     x_current = x_initial
22     y_previous = y_initial
23     lambda_current = lambda_initial
24
25     while True:
26         # step 1
27         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A(y_previous))
28
29         # step 2
30         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A(y_current))
31
32         # stopping criterion
33         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance and
34             np.linalg.norm(x_next - y_current) < tolerance or
35             iteration_n == max_iterations):
36             if debug:
37                 end = time.time()
38                 duration = end - start
39                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
40                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
41             return x_current, iteration_n, duration
42         return x_current
43
44         # step 3
45         if (A(y_previous) - A(y_current)).dot(x_next - y_current) <= 0:
46             lambda_next = lambda_current
47         else:
48             lambda_next = min(lambda_current, tau / 2 *
49                               (np.linalg.norm(y_previous - y_current) ** 2 +
50                                np.linalg.norm(x_next - y_current) ** 2) /
51                               (A(y_previous) - A(y_current)).dot(x_next - y_current))
52
53         # next iteration
54         iteration_n += 1
55         x_current, x_next = x_next, None
56         y_previous, y_current = y_current, None
57         lambda_current, lambda_next = lambda_next, None

```

Кешований адаптивний Попов

```

60 def cached_adaptive_popov(x_initial: T,
61                             y_initial: T,
62                             tau: float,
63                             lambda_initial: float,
64                             A: Callable[[T], T],
65                             ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
66                             tolerance: float = 1e-5,
67                             max_iterations: int = 1e4,
68                             debug: bool = False) -> T:
69     start = time.time()
70
71     # initialization
72     iteration_n = 1
73     x_current = x_initial
74     y_previous = y_initial
75     lambda_current = lambda_initial
76     A_y_previous, A_y_current = A(y_previous), None
77
78     while True:
79         # step 1
80         y_current = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A_y_previous)
81
82         # step 2
83         A_y_current = A(y_current)
84         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A_y_current)
85
86         # stopping criterion
87         if (np.linalg.norm(x_current - y_current) < tolerance and
88             np.linalg.norm(x_next - y_current) < tolerance or
89             iteration_n == max_iterations):
90             if debug:
91                 end = time.time()
92                 duration = end - start
93                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
94                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
95             return x_current, iteration_n, duration
96         return x_current
97
98         # step 3
99         product = (A_y_previous - A_y_current).dot(x_next - y_current)
100         if product <= 0:
101             lambda_next = lambda_current
102         else:
103             lambda_next = min(lambda_current, tau / 2 *
104                               (np.linalg.norm(y_previous - y_current) ** 2 +
105                                np.linalg.norm(x_next - y_current) ** 2) / product)
106
107         # next iteration
108         iteration_n += 1
109         x_current, x_next = x_next, None
110         y_previous, y_current = y_current, None
111         lambda_current, lambda_next = lambda_next, None
112         A_y_previous, A_y_current = A_y_current, None

```

5.3 Алгоритм Маліцького—Там’а

Маліцький—Там

```

8  def malitskyi_tam(x0_initial: T,
9                    x1_initial: T,
10                   lambda_: float,
11                   A: Callable[[T], T],
12                   ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
13                   tolerance: float = 1e-5,
14                   max_iterations: int = 1e4,
15                   debug: bool = False) -> T:
16      start = time.time()
17
18      # initialization
19      iteration_n = 1
20      x_previous, x_current, x_next = x0_initial, x1_initial, None
21
22      while True:
23          # step
24          x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A(x_current) -
25                                 lambda_ * (A(x_current) - A(x_previous)))
26
27          # stopping criterion
28          if (np.linalg.norm(x_current - x_previous) < tolerance and
29              np.linalg.norm(x_next - x_current) < tolerance or
30              iteration_n == max_iterations):
31              if debug:
32                  end = time.time()
33                  duration = end - start
34                  print(f'Took {iteration_n} iterations '
35                        f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
36              return x_current, iteration_n, duration
37              return x_current
38
39          # next iteration
40          iteration_n += 1
41          x_previous, x_current, x_next = x_current, x_next, None

```

Кешований Маліцький—Tam

```

44 def cached_malitskyi_tam(x0_initial: T,
45                          x1_initial: T,
46                          lambda_: float,
47                          A: Callable[[T], T],
48                          ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
49                          tolerance: float = 1e-5,
50                          max_iterations: int = 1e4,
51                          debug: bool = False) -> T:
52     start = time.time()
53
54     # initialization
55     iteration_n = 1
56     x_previous, x_current, x_next = x0_initial, x1_initial, None
57     A_x_previous, A_x_current, A_x_next = A(x_previous), A(x_current), None
58
59     while True:
60         # step
61         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_ * A_x_current -
62                                lambda_ * (A_x_current - A_x_previous))
63
64         # stopping criterion
65         if (np.linalg.norm(x_current - x_previous) < tolerance and
66             np.linalg.norm(x_next - x_current) < tolerance or
67             iteration_n == max_iterations):
68             if debug:
69                 end = time.time()
70                 duration = end - start
71                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
72                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
73             return x_current, iteration_n, duration
74         return x_current
75
76     # next iteration
77     iteration_n += 1
78     A_x_previous, A_x_current, A_x_next = A_x_current, A(x_next), None
79     x_previous, x_current, x_next = x_current, x_next, None

```


Адаптивний Малицький—Tam

```

8  def adaptive_malitskyi_tam(x0_initial: T,
9                             x1_initial: T,
10                            tau: float,
11                            lambda0_initial: float,
12                            lambda1_initial: float,
13                            A: Callable[[T], T],
14                            ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
15                            tolerance: float = 1e-5,
16                            max_iterations: int = 1e4,
17                            debug: bool = False) -> T:
18
19     start = time.time()
20
21     # initialization
22     iteration_n = 1
23     x_previous, x_current, x_next = x0_initial, x1_initial, None
24     lambda_previous, lambda_current, lambda_next = lambda0_initial, lambda1_initial, None
25
26     while True:
27         # step 1
28         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A(x_current) -
29                                 lambda_previous * (A(x_current) - A(x_previous)))
30
31         # stopping criterion
32         if (np.linalg.norm(x_current - x_previous) < tolerance and
33             np.linalg.norm(x_next - x_current) < tolerance or
34             iteration_n == max_iterations):
35             if debug:
36                 end = time.time()
37                 duration = end - start
38                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
39                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
40             return x_current, iteration_n, duration
41             return x_current
42
43         # step 2
44         if np.linalg.norm(A(x_next) - A(x_current)) < tolerance:
45             lambda_next = lambda_current
46         else:
47             lambda_next = min(lambda_current, tau *
48                               np.linalg.norm(x_next - x_current) /
49                               np.linalg.norm(A(x_next) - A(x_current)))
50
51         # next iteration
52         iteration_n += 1
53         x_previous, x_current, x_next = x_current, x_next, None
54         lambda_previous, lambda_current, lambda_next = lambda_current, lambda_next, None

```

Кешований адаптивний Маліцький—Там

```

56 def cached_adaptive_malitskyi_tam(x0_initial: T,
57                                   x1_initial: T,
58                                   tau: float,
59                                   lambda0_initial: float,
60                                   lambda1_initial: float,
61                                   A: Callable[[T], T],
62                                   ProjectionOntoC: Callable[[T], T],
63                                   tolerance: float = 1e-5,
64                                   max_iterations: int = 1e4,
65                                   debug: bool = False) -> T:
66     start = time.time()
67
68     # initialization
69     iteration_n = 1
70     x_previous, x_current, x_next = x0_initial, x1_initial, None
71     lambda_previous, lambda_current, lambda_next = lambda0_initial, lambda1_initial, None
72     A_x_previous, A_x_current, A_x_next = A(x_previous), A(x_current), None
73
74     while True:
75         # step 1
76         x_next = ProjectionOntoC(x_current - lambda_current * A_x_current -
77                                 lambda_previous * (A_x_current - A_x_previous))
78
79         # stopping criterion
80         if (np.linalg.norm(x_current - x_previous) < tolerance and
81             np.linalg.norm(x_next - x_current) < tolerance or
82             iteration_n == max_iterations):
83             if debug:
84                 end = time.time()
85                 duration = end - start
86                 print(f'Took {iteration_n} iterations '
87                     f'and {duration:.2f} seconds to converge.')
88             return x_current, iteration_n, duration
89         return x_current
90
91         # step 2
92         A_x_next = A(x_next)
93         if np.linalg.norm(A_x_next - A_x_current) < tolerance:
94             lambda_next = lambda_current
95         else:
96             lambda_next = min(lambda_current, tau *
97                               np.linalg.norm(x_next - x_current) /
98                               np.linalg.norm(A_x_next - A_x_current))
99
100         # next iteration
101         iteration_n += 1
102         x_previous, x_current, x_next = x_current, x_next, None
103         lambda_previous, lambda_current, lambda_next = lambda_current, lambda_next, None
104         A_x_previous, A_x_current, A_x_next = A_x_current, A_x_next, None

```