експлуатації через коефіцієнт прискорення AF (формули 4–5). Це робить модель ключовим інструментом нормативних методик оцінювання теплової витривалості кабельних матеріалів (зокрема, за IEC 60216), водночас вимагаючи контролю незмінності механізму старіння в усьому діапазоні температур випробування як умови коректності екстраполяції отриманих результатів на реальний термін експлуатації.

Список використаних джерел

1. The Lifetime Prediction and Insulation Failure Mechanism of XLPE for High-Voltage Cable. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation. 2023. Vol. 30, no. 2. P. 761–768. DOI: 10.1109/TDEI.2022.3215605.

2. Conductivity properties of XLPE insulation used for HVDC cable after accelerated thermal ageing. In: 2018 12th International Conference on the Properties and Applications of Dielectric Materials (ICPADM). Xi'an, 2018. DOI: 10.1109/ICPADM.2018.8401037.

3. Modelling of Insulation Thermal Ageing: Historical Evolution from Fundamental Chemistry Towards Becoming an Electrical Machine Design Tool. Energies. 2025. Vol. 18, no. 23. Art. 6087.

4. Overview of Monitoring, Diagnostics, Aging Analysis, and Maintenance Strategies in High-Voltage AC/DC XLPE Cable Systems. Sensors. 2025. Vol. 25, no. 22. Art. 7096.

УДК 004.9:519.854

ОПТИМІЗАЦІЯ МАРШРУТІВ ВІДВІДУВАННЯ ЗАКЛАДІВ ВІДПОЧИНКУ З УРАХУВАННЯМ БЮДЖЕТНИХ ТА ЧАСОВИХ ОБМЕЖЕНЬ

Дмитро Мица, Володимир Безкоровайний

Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна

Планування відпочинкових маршрутів є популярною задачею як для туристів, так і для мешканців сучасних міст. Існуючі картографічні сервіси будують маршрут між уже обраними користувачем закладами, але не обирають самі заклади. Туристичні путівники та агрегатори відгуків пропонують готові добірки закладів, проте не враховують індивідуальний бюджет, доступний час і графіки роботи конкретного дня. Сервіси планування подорожей формують маршрути за шаблонними сценаріями й не дають змоги кількісно задати пріоритетність власних критеріїв вибору.

Метою роботи є підвищення ефективності процесів планування маршрутів відвідування закладів відпочинку в містах за рахунок розроблення методу, який дозволить обирати множину локацій і порядок їх відвідування з максимальною сумарною корисністю за дотримання обмежень бюджету, часових вікон та графіків роботи закладів.

Запропонований метод реалізується в два етапи. На першому етапі вподобання користувача перетворюються на числові оцінки привабливості кожного закладу, на другому – розв’язується комбінаторна задача вибору підмножини закладів і порядку їх обходу.

Для оцінювання привабливості використано метод зваженої суми (SAW) [1]. Користувач задає бали важливості b_j для кожного з критеріїв, за якими обчислюються вагові коефіцієнти:

$$w_j = b_j / \sum_{j=1}^{m} b_j, \quad j = 1, \dots, m_j, \text{ де } m \text{ – кількість критеріїв.}$$

Приклад системи критеріїв і спосіб обчислення часткових оцінок наведено в табл. 1.

Таблиця 1 – Критерії відповідності закладу вподобанням користувача

Критерій	Що порівнюється	Часткова оцінка
s_1 Категорія	Пріоритет категорії закладу	$s_1 = \text{пріоритет} / 5$
s_2 Кухня	Кухня закладу та бажані кухні	1 при збігу, інакше 0
s_3 Ціна	Рівень закладу p і бажаний p^*	$s_3 = 1 - \lvert p - p* \rvert / 3$
s_4 Атмосфера	Теги закладу T і бажані T^*	$s_4 = \lvert T \cap T* \rvert / \lvert T* \rvert$

Критерій	Що порівнюється	Часткова оцінка
s_5 Рейтинг	Рейтинг r і мінімальний r_{min}	$s_5 = (r - r_{min}) / (5 - r_{min})$
s_6 Віддаленість	Відстань від точки старту d, радіус пошуку R	$s_6 = 1 - d / R$

Корисність закладу i для конкретного користувача обчислюється як зважена згортка часткових оцінок, приведених до шкали [0; 1]:

$$U(i) = \sum_{j=1}^{m} w_j \, s_j(i).$$

Другий етап формалізовано як задачу орієнтування з часовими вікнами (Orienteering Problem with Time Windows) [2, 3]. Задано множину закладів-кандидатів $V = \{1, \dots, n\}$, точку старту 0, вартості c_i, тривалості перебування d_i, часові вікна $[a_i; b_i]$, матрицю часу переміщення t_{ij}, бюджет B і часове вікно прогулянки [$T_{\text{п}}$; $\text{T}_{\text{к}}$]. Потрібно знайти послідовність $P = (p_1, \dots, p_k)$, для якої $\Sigma\, U(p_l) \to max$ за обмежень:

$$\Sigma\, c(p_l) \le B\,, \qquad (1)$$

$$\tau(p_l + 1) = max\{\, \tau(p_l) + d(p_l) + t(p_l, p_l + 1)\,;\, a(p_l + 1)\,\}\,, \qquad (2)$$

$$\tau(p_l) + d(p_l) \le b(p_l)\,,\ \ \tau(p_l) \ge T\text{п}\,,\ \ \tau(pk) + d(pk) \le\ T\text{к}\,, \qquad (3)$$

де $\tau(p_l)$ – час прибуття до закладу p_l. Співвідношення (2) означає, що в разі раннього прибуття користувач очікує на відкриття закладу. Задача узагальнює задачу комівояжера і є NP-складною.

Для отримання точного розв'язку застосовано динамічне програмування з бітовими масками (адаптація методу Гелда–Карпа) [4]. Множина відвіданих закладів кодується маскою mask, стан dp[mask][i] визначає найраніший час завершення маршруту, який обходить заклади з mask і закінчується в закладі i. Ключовою властивістю, що дає змогу не включати бюджет до стану, є незалежність сумарної вартості та сумарної корисності множини закладів від порядку обходу: для кожної маски ці величини обчислюються один раз, а маски з вартістю понад B відкидаються без розгляду. Складність алгоритму становить $O(2^{\text{n}}\, n^2)$ за часом і $O(2^{\text{n}}\, n)$ за пам'яттю (табл. 2).

Таблиця 2 – Оцінка обчислювальної складності точного алгоритму

Кількість кандидатів n	Кількість станів $2^{\text{n}}\, n$	Кількість переходів $2^{\text{n}}\, n^2$
10	$1{,}0 \cdot 10^4$	$1{,}0 \cdot 10^5$
15	$4{,}9 \cdot 10^5$	$7{,}4 \cdot 10^6$
20	$2{,}1 \cdot 10^7$	$4{,}2 \cdot 10^8$
25	$8{,}4 \cdot 10^8$	$2{,}1 \cdot 10^{10}$

Як видно з табл. 2, точний алгоритм придатний для $n \le 15–20$, тому множина кандидатів попередньо обмежується закладами з найбільшими значеннями $U(i)$. Для більшої кількості закладів застосовано евристичний алгоритм: початковий маршрут будується методом найближчого сусіда, доповнюється жадібним вставленням за максимальним відношенням $U(i)$ до приросту часу, після чого покращується процедурою 2-opt зі складністю $O(n^2)$ на ітерацію. Подібні підходи показали прийнятну якість для задач планування туристичних маршрутів [5].

Запропонований метод реалізується у веб-застосунку: серверна частина на платформі Node.js, клієнтська частина з картографічною візуалізацією, СУБД PostgreSQL, наповнення бази закладів і розрахунок матриці часу переміщення через зовнішні джерела геоданих (Google Places API, OpenStreetMap).

Наукова новизна полягає в поєднанні моделі кількісного оцінювання індивідуальних вподобань користувача з моделлю задачі орієнтування з часовими вікнами, що дає змогу враховувати суб'єктивні критерії вибору закладів безпосередньо в цільовій функції задачі маршрутизації. Практичне значення полягає в можливості для користувача отримувати готовий план дня з часовим розкладом і його підсумковою вартістю.

Подальші дослідження спрямовано на експериментальне порівняння точного та евристичного алгоритмів за якістю розв'язку й часом виконання на наборах даних різної розмірності, а також на розширення моделі для багатоденного планування.

Список використаних джерел

1. Bezkorovainyi V., Kolesnyk L., Gopejenko V., Kosenko V. The method of ranking effective project solutions in conditions of incomplete certainty. Advanced Information Systems, 2024. Vol. 8. No. 2. P. 27–38.

2. Vansteenwegen P., Souffriau W., Van Oudheusden D. The orienteering problem: A survey. European Journal of Operational Research. 2011. Vol. 209, № 1. P. 1–10.

3. Gunawan A., Lau H. C., Vansteenwegen P. Orienteering Problem: A survey of recent variants, solution approaches and applications. European Journal of Operational Research. 2016. Vol. 255, № 2. P. 315–332.

4. Righini G. Efficient optimization of the Held–Karp lower bound. Open Journal of Mathematical Optimization, 2021. Vol. 2. No. 9. URL: https://ojmo.centre-mersenne.org/item/10.5802/ojmo.11.pdf (дата звернення: 09.10.2026).

5. Gavalas D., Konstantopoulos C., Mastakas K., Pantziou G. A survey on algorithmic approaches for solving tourist trip design problems. Journal of Heuristics. 2014. Vol. 20, № 3. P. 291–328.

УДК 004.89: 338.27

СИСТЕМНИЙ ПІДХІД ДО ПРОГНОЗУВАННЯ ВОЛАТИЛЬНОСТІ ФОНДОВИХ РИНКІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Кирило Уваров, Володимир Безкоровайний

Харківський університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна,

Волатильність фондового ринку є ключовою характеристикою динаміки цін фінансових активів і основним кількісним вимірником ринкового ризику. Від точності її прогнозування залежить якість оцінювання вартості під ризиком, ціноутворення похідних інструментів та формування інвестиційних портфелів. Попри тривалу історію досліджень, задача залишається відкритою: фінансові часові ряди характеризуються низьким співвідношенням сигнал/шум, кластеризацією волатильності, ефектом важеля, «важкими хвостами» розподілу дохідностей і структурними зсувами, спричиненими кризовими подіями [1–3]. Традиційно задачу розв'язують у межах двох окремих дослідницьких традицій. Моделі сімейства ARCH/GARCH описують умовну дисперсію як параметричну функцію попередніх шоків і власних лагових значень, що добре відтворює персистентність волатильності, але обмежує клас допустимих залежностей [2]. Моделі машинного навчання, навпаки, здатні апроксимувати складні нелінійні відображення, проте не спираються на економетричну структуру процесу й потребують ретельної інженерії ознак [1] (табл. 1).

Таблиця 1 - Порівняння класів моделей прогнозування волатильності

Клас моделей	Сильні сторони	Обмеження
Економетричні (ARCH/GARCH, EGARCH)	Інтерпретовність параметрів; відтворення кластеризації та персистентності; стійкість на коротких вибірках	Жорстко задана параметрична форма; обмежене врахування нелінійних взаємодій ознак і структурних зсувів
Ансамблі дерев (випадковий ліс, XGBoost)	Апроксимація нелінійностей; робота з великим простором різнорідних ознак; оцінювання важливості ознак	Відсутність механізму врахування часової структури; потреба в інженерії лагових ознак; ризик перенавчання
Рекурентні мережі	Явне моделювання	Висока вимогливість до обсягу даних;