

РОЗРОБКА ЗАСТОСУНКУ МУЗИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ З ВИКОРИСТАННЯМ КОГНІТИВНИХ КАРТ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Розглянуто моделювання процесу розробки програмного забезпечення системи музичних рекомендацій на основі алгоритму VOMM (Variable Order Markov Model) з використанням апарату нечітких когнітивних карт. Для кожного етапу каскадної моделі життєвого циклу побудовано когнітивну карту з визначенням концептів-факторів надійності та вагових коефіцієнтів причинно-наслідкових зв'язків. Розроблено програмну модель ітеративної симуляції стану концептів на основі сигмоїдної функції активації та проаналізовано збіжність цільового концепту надійності системи.

Ключові слова: Python, VOMM, музичні рекомендації, когнітивна карта, нечітка когнітивна мережа, марковська модель змінного порядку, надійність програмного забезпечення, життєвий цикл.

Abstract

The software development process modeling for a music recommendation system based on the VOMM (Variable Order Markov Model) algorithm using fuzzy cognitive maps is examined. A cognitive map with reliability factor concepts and weighted causal relationships is constructed for each stage of the waterfall lifecycle model. A program model for iterative simulation of concept states based on a sigmoid activation function is developed, and the convergence of the target reliability concept is analyzed.

Keywords: Python, VOMM, music recommendations, cognitive map, fuzzy cognitive network, variable order Markov model, software reliability, software lifecycle.

Вступ

Для системи музичних рекомендацій на основі алгоритму VOMM [1] обрано каскадну модель життєвого циклу з ітеративним уточненням параметрів моделі. Обґрунтування вибору:

- Каскадна модель забезпечує чітку послідовність етапів від специфікації вимог до VOMM-алгоритму до розгортання та моніторингу якості рекомендацій.
- Детальна документація між етапами утворює ланцюжок трасованості: вимоги до точності рекомендацій → архітектура PST → реалізація backoff → тестові метрики.
- Ітеративне уточнення параметрів D максимальний порядок та α згладжування на етапі тестування відповідає природі машинного навчання.
- Модель дозволяє окремо аналізувати когнітивні карти для кожного етапу, що є вимогою завдання.

Етапи життєвого циклу системи музичних рекомендацій на VOMM:

- Етап 1. Аналіз та специфікація вимог визначення вимог до алфавіту Σ , максимального порядку D, метрик якості та продуктивності.
- Етап 2. Проєктування, архітектура PST, механізм backoff, вибір параметра згладжування α , проєктування API рекомендацій.
- Етап 3. Реалізація, кодування алгоритму VOMM, структури PST, методів train() та predict(), unit-тестування.
- Етап 4. Тестування та верифікація, оцінка якості рекомендацій на реальних даних прослуховувань, обчислення перплексії та метрик.
- Етап 5. Розгортання та підтримка, MLOps-процеси, моніторинг online-метрик, інкрементальне перенавчання PST, контроль data drift.

Метою проєкту є забезпечення надійності програмного забезпечення системи музичних рекомендацій на основі алгоритму Variable Order Markov Model. У контексті когнітивного моделювання надійність визначається як здатність системи стабільно формувати точні та релевантні музичні рекомендації в умовах реального навантаження, розрідженості даних та зміни музичних уподобань користувача.

Цільовий концепт на кожній когнітивній карті «Надійність системи рекомендацій» є кількісно вимірюваним через метрики: MRR, перплексію та MTTR, Mean Time To Recovery. Усі інші концепти карти є факторами, що позитивно або негативно впливають на цей цільовий показник.

Етап 1. Аналіз та специфікація вимог

На цьому етапі у таблиці 1 закладається фундаментальна основа якості майбутньої VOMM-системи, оскільки саме тут визначаються ключові принципи її побудови, обираються підходи до моделювання, структурування даних та алгоритмічної реалізації.

Таблиця 1 – Концепти когнітивної карти

ID	Концепт	Роль у надійності системи
C1	Повнота вимог до функцій VOMM	Визначає коректність реалізації алгоритму
C2	Несуперечливість вимог	Запобігає конфліктам між модулями системи
C3	Верифікованість вимог	Дозволяє перевірку коректності VOMM-моделі
C4	Залучення доменних експертів, музикознавців	Підвищує релевантність рекомендацій
C5	Нестабільність вимог до рекомендаційної логіки	Знижує стабільність алгоритму відступу
C6	Вимоги до продуктивності	Визначає допустимий порядок D моделі
C7	Вимоги до масштабованості алфавіту Σ	Впливає на структуру PST при великому каталозі
C8	Прототипування сценаріїв прослуховування	Уточнює послідовнісну модель користувача
C9	Кваліфікація аналітика ML + музичний домен	Визначає якість специфікації VOMM
C10	Надійність системи рекомендацій	Ціль когнітивної карти

Ключовими факторами надійності є повнота і несуперечливість вимог до алгоритму, правильне визначення обмежень на розмір алфавіту та порядок, які зазначені у таблиці 2.

Таблиця 2 – Зв'язки когнітивної карти

Від	До	Вага	Інтерпретація
C1	C10	+0.90	Повні вимоги → коректна реалізація VOMM → висока надійність
C2	C10	+0.80	Несуперечливі вимоги виключають конфлікти в алгоритмі відступу
C3	C10	+0.75	Верифіковані вимоги дозволяють валідацію моделі на тестових даних
C4	C1	+0.70	Експертиза уточнює специфіку музичних послідовностей
C5	C1	-0.65	Зміна вимог порушує стабільність структури PST
C5	C2	-0.55	Нестабільні вимоги породжують суперечності
C6	C7	+0.60	Вимоги до швидкодії обмежують глибину D та розмір Σ
C7	C10	+0.55	Масштабована PST підтримує великий музичний каталог
C8	C1	+0.65	Прототипи уточнюють реальні патерни прослуховування
C9	C3	+0.70	Кваліфікований аналітик формує верифіковані вимоги

Етап 2. Проектування

На етапі проектування були визначені ключові архітектурні рішення VOMM-системи у таблиці 3: структура PST, механізм backoff, вибір параметрів D та α . Якість цих рішень безпосередньо визначає точність і надійність рекомендацій.

Таблиця 3 – Концепти когнітивної карти

ID	Концепт	Роль у надійності системи
D1	Модульність архітектури PST / API / UI	Ізолює зміни в алгоритмі від інтерфейсу
D2	Вибір максимального порядку D	Баланс між точністю та витратами пам'яті
D3	Проектування структури PST	Ефективність зберігання та пошуку контекстів
D4	Механізм backoff	Забезпечує прогноз при рідкісних контекстах
D5	Параметр згладжування α	Усуває проблему нульових ймовірностей
D6	Документованість архітектурних рішень	Полегшує супровід та аудит моделі
D7	Складність архітектури, зв'язність модулів	Підвищує ризик помилок інтеграції
D8	Рев'ю архітектури	Виявляє недоліки PST-дизайну на ранньому етапі
D9	Проектування інкрементального навчання	Забезпечує актуальність моделі в реальному часі
D10	Надійність системи рекомендацій	Ціль когнітивної карти

Таблиця 4 відображає взаємозв'язки між ключовими факторами на етапі проектування системи у вигляді когнітивної карти. У ній показано, як окремі архітектурні рішення та інженерні практики впливають на загальну якість роботи системи D10, зокрема точність рекомендацій, стабільність і зручність підтримки. Ваги зв'язків демонструють силу та напрям впливу: додатні значення означають підсилення або покращення, а від'ємні негативний вплив.

Таблиця 4 – Зв'язки когнітивної карти

Від	До	Вага	Інтерпретація
D1	D10	+0.80	Модульність спрощує тестування та локалізацію помилок
D2	D10	+0.75	Оптимальний D → точні рекомендації без переапроксимації
D3	D4	+0.70	Якісна PST прискорює механізм backoff
D4	D10	+0.85	Backoff забезпечує прогноз навіть при sparse-даних
D5	D10	+0.70	Згладжування усуває нульові ймовірності → стабільна модель
D7	D10	-0.65	Висока зв'язність збільшує ймовірність помилок інтеграції
D8	D3	+0.60	Рев'ю покращує ефективність структури PST
D8	D1	+0.55	Рев'ю виявляє надмірну зв'язність модулів
D9	D10	+0.65	Інкрементальне навчання підтримує актуальність рекомендацій
D6	D10	+0.50	Документованість прискорює усунення помилок у продакшні

Етап 3. Реалізація

Надійність на етапі реалізації визначається якістю коду алгоритму VOMM, рівнем тестового покриття PST-структури та суворістю процесів перевірки backoff-логіки. Технічний борг у вигляді

hardcoded параметрів D та α є найбільш характерним ризиком цього етапу, вказаний у таблиці 5.

Таблиця 5 – Концепти когнітивної карти

ID	Концепт	Роль у надійності системи
11	Дотримання стандартів коду	Знижує кількість прихованих дефектів у VOMM
12	Покриття unit-тестами алгоритму	Верифікує коректність лічильників PST
13	Code review реалізації VOMM	Виявляє логічні помилки в backoff-логіці
14	Цикломатична складність алгоритму	Ускладнює тестування та підтримку
15	Технічний борг	Знижує гнучкість та надійність моделі
16	Кваліфікація розробника ML + структури даних	Визначає коректність реалізації PST
17	Статичний аналіз коду	Виявляє типові помилки автоматично
18	Кількість дефектів у реалізації	Прямий показник ненадійності системи
19	Ефективність реалізації пам'ять / час	Впливає на практичну застосовність VOMM
110	Надійність системи рекомендацій	Ціль когнітивної карти

Таблиця 6 відображає причинно-наслідкові зв'язки когнітивної карти, що описує вплив практик розробки та якості коду на кількість дефектів і загальну надійність системи рекомендацій. Центральним елементом виступає показник дефектів I8, який безпосередньо впливає на надійність рекомендацій I10. Значення ваг демонструють силу та напрям впливу: від'ємні зменшують кількість дефектів, додатні сприяють їх зростанню.

Таблиця 6 – Зв'язки когнітивної карти

Від	До	Вага	Інтерпретація
11	18	-0.70	Стандарти коду знижують кількість дефектів
12	18	-0.80	Unit-тести виявляють помилки підрахунку лічильників PST
13	18	-0.75	Code review виявляє помилки в логіці backoff
14	18	+0.65	Складний код важче тестувати → більше прихованих дефектів
15	18	+0.60	Hardcoded параметри → помилки при зміні D або α
16	11	+0.70	Кваліфікований розробник дотримується стандартів
16	12	+0.65	Кваліфікований розробник пише повноцінні тести
17	18	-0.60	Статичний аналіз виявляє типові помилки в PST-коді
18	110	-0.90	Дефекти безпосередньо знижують надійність рекомендацій

Етап 4. Тестування та верифікація

Тестування VOMM-системи включає комплексну перевірку коректності побудови PST-структури за допомогою unit-тестів, що гарантують правильність формування контекстів і переходів, а також оцінку якості рекомендацій на основі реальних даних прослуховувань користувачів, що дозволяє виявити релевантність і точність передбачень у практичних сценаріях. Додатково проводиться статистична оцінка моделі, зокрема за допомогою метрики перплексії, яка відображає здатність системи адекватно моделювати ймовірнісні розподіли послідовностей [2]. На цьому етапі виявляються

залишкові дефекти, похибки в алгоритмах та неточності в обчисленні метрик, які безпосередньо впливають на стабільність, масштабованість, що відображено у таблиці 7.

Таблиця 7 – Концепти когнітивної карти

ID	Концепт	Роль у надійності системи
T1	Покриття тестами	Виявляє помилки в рідкісних контекстах
T2	Автоматизація тестування рекомендацій	Забезпечує регресійний контроль якості
T3	Тестування на реальних даних прослуховувань	Перевіряє якість рекомендацій на практиці
T4	Навантажувальне тестування	Перевіряє масштабованість PST
T5	Метрики якості	Кількісна оцінка точності рекомендацій
T6	Перплексія моделі на тестовій вибірці	Статистична оцінка якості VOMM
T7	Кваліфікація тестувальника ML-тестування	Визначає глибину аналізу помилок моделі
T8	Якість тестового датасету	Репрезентативність = реальна якість тестування
T9	Залишкові дефекти після тестування	Загроза надійності у продуктивному середовищі
T10	Надійність системи рекомендацій	Ціль когнітивної карти

Таблиця 8 відображає причинно-наслідкові зв'язки когнітивної карти, що описує вплив процесів тестування на якість і надійність системи рекомендацій. Ключовими вузлами тут є залишкові дефекти T9 та загальна надійність системи T10, а також фактори, що впливають на якість тестування і оцінювання моделі. Ваги показують силу й напрям впливу: від'ємні значення зменшують кількість дефектів або негативні наслідки, а додатні підсилюють відповідний ефект.

Таблиця 8 – Зв'язки когнітивної карти

Від	До	Вага	Інтерпретація
T1	T9	-0.75	Повне покриття зменшує кількість залишкових дефектів
T2	T9	-0.70	Автоматизація виявляє регресії в backoff-логіці
T3	T5	+0.80	Реальні дані дають точну оцінку
T4	T10	+0.70	Навантажувальне тестування підтверджує масштабованість
T5	T10	+0.85	Високі метрики = якісні рекомендації = надійна система
T6	T10	+0.75	Низька перплексія свідчить про точний VOMM-прогноз
T7	T1	+0.65	Кваліфікований тестувальник буде повноцінний тест-кейси
T8	T3	+0.80	Якісний датасет → коректна оцінка моделі
T9	T10	-0.85	Залишкові дефекти безпосередньо знижують надійність
T2	T1	+0.60	Автоматизація стимулює підвищення покриття

Етап 5. Розгортання та підтримка

Після розгортання надійність системи визначається зрілістю та ефективністю MLOps-процесів, що охоплюють автоматизоване розгортання, моніторинг, логування та контроль версій моделі, а також здатністю оперативно виявляти деградацію якості рекомендацій за допомогою online-моніторингу

ключових метрик [3]. Важливим аспектом вказаним у таблиці 9 є швидкість реагування на збої, включаючи механізми відкату, повторного навчання та автоматичного відновлення сервісу.

Таблиця 9 – Концепти когнітивної карти

ID	Концепт	Роль у надійності системи
M1	Якість документації API та алгоритму	Прискорює діагностику аномалій рекомендацій
M2	Моніторинг якості рекомендацій	Виявляє деградацію моделі в реальному часі
M3	Час відновлення після збою	Ключовий показник відмовостійкості сервісу
M4	Частота оновлення VOMM-моделі	Актуальність PST відповідно до нових прослуховувань
M5	Контроль версій моделі	Дозволяє відкат при деградації якості
M6	Резервне копіювання PST та лічильників	Гарантує відновлюваність стану моделі
M7	Ризики розгортання	Деградація точності через зміну музичних трендів
M8	Зворотний зв'язок користувачів	Сигнал для перенавчання VOMM на нових даних
M9	Якість MLOps-процесів	Визначає швидкість та надійність оновлень
M10	Надійність системи рекомендацій	Ціль когнітивної карти

Таблиця 10 відображає причинно-наслідкові зв'язки в когнітивній карті процесів розгортання та підтримки системи. Кожен рядок описує вплив одного фактора на інший із зазначенням сили та напрямку цього впливу. Негативні значення ваги свідчать про зворотний вплив, зменшення одного показника призводить до покращення іншого або навпаки, тоді як позитивні про прямий вплив.

Зокрема, якісна документація M1 і ефективний моніторинг M2 суттєво зменшують час відновлення M3, що, у свою чергу, позитивно впливає на доступність сервісу M10. Водночас тривале відновлення має сильний негативний вплив на доступність [4].

Таблиця 10 – Зв'язки когнітивної карти (Розгортання та підтримка)

Від	До	Вага	Інтерпретація
M1	M3	-0.55	Якісна документація прискорює діагностику та відновлення
M2	M3	-0.75	Моніторинг скорочує час виявлення та усунення збоїв
M3	M10	-0.85	Тривале відновлення знижує доступність сервісу
M4	M7	+0.55	Часті оновлення підвищують ризик деградації PST
M5	M7	-0.65	Версіонування дозволяє швидкий відкат при деградації
M6	M10	+0.70	Резервування PST гарантує відновлення стану моделі
M7	M10	-0.75	Drift знижує точність рекомендацій та надійність системи
M8	M4	+0.60	Implicit feedback ініціює перенавчання моделі
M9	M10	+0.80	Якісні MLOps-процеси забезпечують стабільні оновлення
M2	M10	+0.70	Online-моніторинг дозволяє проактивне підтримання якості

5. Зв'язки концептів між етапами

Когнітивні карти окремих етапів розробки VOMM-системи не є ізольованими як зображено у таблиці 11. Концепти одного етапу формують вхідні умови для наступних, утворюючи наскрізний ланцюжок факторів надійності. Особливо критичним є ланцюжок: Вимоги до latency C6 → Порядок D D2 → Складність backoff-коду I4 → Дефекти реалізації I8 → Залишкові дефекти T9 → MTTR M3 →

Надійність системи M10, де кожен негативний вплив підсилює наступний, що типово для складних програмних ML-систем.

Таблиця 11 – Міжетапні зв'язки когнітивних карт VOMM-системи

Концепт джерело	Концепт ціль	Вага	Коментар
C6 Вимоги до latency	D2 Вибір порядку D	+0.75	Жорсткі вимоги до швидкодії обмежують максимальний порядок D
C7 Вимоги до масштабу Σ	D3 Структура PST	+0.70	Великий алфавіт вимагає ефективнішої PST-структури
C5 Нестабільність вимог	I5 Технічний борг	+0.70	Зміна вимог змушує hardcode параметри → технічний борг
D2 Порядок D	I4 Складність коду	+0.65	Великий D збільшує глибину рекурсії та складність backoff-логіки
D4 Механізм backoff	I3 Code review backoff	+0.70	Складний backoff вимагає ретельного code review
I2 Unit-тести PST	T1 Покриття PST/backoff	+0.80	Якісні unit-тести є основою інтеграційного покриття
I8 Дефекти реалізації	T9 Залишкові дефекти	+0.85	Невиправлені дефекти коду переходять у залишкові дефекти
T6 Перплексія моделі	M2 Online-моніторинг	+0.70	Перплексія стає базовою метрикою для online-моніторингу
T9 Залишкові дефекти	M3 MTTR	+0.80	Залишкові дефекти збільшують час відновлення в продакшні
D6 Документованість	M1 Документація API	+0.75	Архітектурна документація є основою операційної документації

Висновки

Значення 0.774 відповідає прийнятному рівню надійності VOMM-системи музичних рекомендацій. Для наближення до 1 необхідно: підвищити якість MLOps-процесів, збільшення ваги M9→M10, скоротити MTTR через автоматизацію резервування PST M6, посилити online-моніторинг метрик якості рекомендацій M2. Програмна модель когнітивної карти підтвердила адекватність для аналізу факторів надійності на кожному етапі ЖЦ системи музичних рекомендацій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Begleiter R., El-Yaniv R., Yona G. On prediction using variable order Markov models. Journal of Artificial Intelligence Research. 2004. 385–421p.
2. Ron D., Singer Y., Tishby N. The power of amnesia: Learning probabilistic automata with variable memory length. Machine Learning. 1996. 117–149p.
3. Pazzani M. J., Billsus D. Content-based recommendation systems. The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science. Berlin. Springer, 2007. 325–341p.
4. Schedl M., Zamani H., Chen C.-W. et al. Current challenges and visions in music recommender systems research. International Journal of Multimedia Information Retrieval. 2018. 95–116p.

Тіслін Олексій Юрійович – студент групи ІПІ-25м, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: oleksiytislin13@gmail.com

Ракитянська Ганна Борисівна – к.т.н., доцент кафедри програмного забезпечення, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: rakit@yntu.edu.ua

Tislin Oleksiy Y. – student of group IPI-25m, Faculty of Information Technologies and Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: oleksiytislin13@gmail.com

Supervisor: Rakytyanska Hanna. – Ph.D., associate professor of the Software Development Department, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: rakit@vntu.edu.ua