

ПЕРЕВАГИ ТА НЕДОЛІКИ VOMM АЛГОРИТМУ ПРИ СТВОРЕННІ РЕКОМЕНДАЦІЙ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Запропоновано метод створення музичних рекомендацій на основі алгоритму VOMM (Variable Order Markov Model, Марковська модель змінного порядку), що базується на контекстних деревах суфіксів. Розглянуто принципи побудови моделі та оцінено переваги і недоліки її застосування в застосунку для музичних рекомендацій.

Ключові слова: Python, VOMM, музичні рекомендації, марковська модель змінного порядку, контекстне дерево, суфіксне дерево.

Abstract

The method for creating music recommendations based on the VOMM (Variable Order Markov Model) algorithm using probabilistic suffix trees is proposed. The principles of model construction are examined, and the advantages and disadvantages of applying the algorithm in a music recommendation application are evaluated.

Keywords: Python, VOMM, music recommendations, variable order Markov model, context tree, suffix tree.

Вступ

Рекомендаційні системи відіграють ключову роль у персоналізації музичного контенту. У цій статті розглядається алгоритм музичних рекомендацій VOMM [1] (Variable Order Markov Model, Марковська модель змінного порядку). На відміну від класичних марковських ланцюгів фіксованого порядку, VOMM враховує контекст різної глибини залежно від накопичених даних. Це дозволяє точніше моделювати послідовності прослуховування музики. Модель будує дерево суфіксів, контекстне дерево, в якому кожен вузол відповідає певному контексту та зберігає ймовірності переходу до наступного треку. Алгоритм широко застосовується у задачах передбачення послідовностей та є природним розширенням звичайних ланцюгів Маркова.

Формула (1) визначає послідовність S , що описує впорядкований набір треків, які були прослухані користувачем у часі. Кожен елемент s_t відповідає об'єкту рекомендації, наприклад, музичному треку, у момент часу t . Параметр T визначає довжину історії взаємодії користувача з системою. Саме ця послідовність є основою для побудови стохастичної моделі переходів:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_T\}, \quad (1)$$

де S – послідовність прослуханих треків;

s_t – трек у момент часу t ;

T – довжина послідовності.

Формула (2) визначає умовну ймовірність переходу від треку s_{t-1} до треку s_t . Ймовірність переходу обчислюється як відношення кількості спостережених переходів між цими треками до загальної кількості появ попереднього треку [2]:

$$P(s_t | s_{t-1}) = \frac{C(s_{t-1}, s_t)}{C(s_{t-1})}, \quad (2)$$

де $P(s(t) | s(t-1))$ – ймовірність переходу;

$C(s_{t-1}, s_t)$ – кількість переходів;

$C(s_{t-1})$ – кількість появ треку s_{t-1} .

Формула (3) визначає умовну ймовірність появи треку s_t після контексту H_k . Чисельник представляє кількість разів, коли після конкретного контексту спостерігався трек s_t , а знаменник

позначає загальну кількість появ цього контексту. Таким чином оцінюється емпіричний розподіл ймовірностей для ланцюга Маркова змінного порядку [3]:

$$P(s_t | H_k) = \frac{C(H_k, s_t)}{C(H_k)}, \quad (3)$$

де $C(H_k, s_t)$ – кількість появ треку s_t після контексту H_k ;
 $C(H_k)$ – кількість появ контексту.

Формула (4) визначає часову складність $T_{\text{train}} = O(N \cdot k_{\text{max}})$, де час навчання алгоритму зростає лінійно з кількістю елементів N та максимальною кількістю операцій k_{max} , які потрібно виконати для кожного елемента. Якщо збільшити N або k_{max} , час роботи зростає пропорційно їх добутку:

$$O(k_{\text{max}} \cdot |S|), \quad (4)$$

де $O(\cdot)$ – порядок складності;
 $|S|$ – кількість треків.

Час навчання алгоритму зростає пропорційно до глибини дерева суфіксів та довжини навчальної послідовності, оскільки для кожного нового прослуховування модель оновлює лічильники всіх суфіксів поточного контексту.

Порівняльний аналіз із класичними марковськими моделями

Переваги VOMM алгоритму. По-перше, ключовою перевагою є адаптивна глибина контексту [4]. На відміну від марковських ланцюгів фіксованого порядку, VOMM автоматично обирає оптимальну глибину контексту для кожного передбачення. Якщо для певної послідовності треків зібрано багату статистику, модель використовує довгий контекст і забезпечує більш точну рекомендацію. Якщо ж даних мало, алгоритм відкочується до коротших контекстів, запобігаючи перенавчанню.

По-друге, структура суфіксного дерева є значно компактнішою, ніж повна матриця переходів марковського ланцюга вищого порядку. Повна матриця переходів порядку k для n треків має розмірність n^{k+1} , тоді як VOMM зберігає лише ті контексти, які реально зустрічались у даних, що суттєво скорочує витрати пам'яті та прискорює роботу системи.

По-третє, VOMM є онлайн-алгоритмом. Нові дані прослуховувань можна додавати інкрементально без повного перебудовування моделі. Це робить його зручним для застосунків з безперервним потоком нових даних про поведінку користувачів.

По-четверте, алгоритм ефективно обробляє ситуацію недостатності даних для довгих контекстів завдяки механізму відкочування backoff. Навіть при малому обсязі даних про конкретну послідовність модель завжди здатна надати осмислену рекомендацію, використовуючи статистику менш специфічного контексту.

Недоліки VOMM алгоритму. Серед недоліків слід виділити складність реалізації та налаштування. На відміну від простого марковського ланцюга першого порядку, VOMM вимагає реалізації суфіксного дерева, логіки пошуку контексту та механізму відкочування, що значно ускладнює код та підвищує поріг входження для розробників.

Також суттєвим недоліком є залежність якості рекомендацій від обсягу даних. Для того щоб VOMM міг ефективно використовувати глибокі контексти, необхідна значна кількість записів про прослуховування. При малому обсязі даних модель постійно відкочується до коротких контекстів і фактично поводить як марковський ланцюг першого порядку, не реалізуючи своїх переваг.

Висновки

Встановлено, що алгоритм VOMM є перспективним інструментом для побудови музичних рекомендаційних застосунків завдяки адаптивному вибору глибини контексту та компактному представленню статистики у вигляді суфіксного дерева. Порівняно з класичними марковськими ланцюгами фіксованого порядку, VOMM забезпечує вищу точність рекомендацій при наявності достатнього обсягу даних про прослуховування. Водночас складність реалізації та залежність від обсягу навчальних даних є факторами, які необхідно враховувати при проектуванні системи.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Теоретичні відомості про VOMM алгоритм та його визначення. URL: <https://www.hellenicaworld.com/Science/Mathematics/en/VariableorderMarkovmodel.html>
2. Теорія ймовірності. URL: <https://ela.kpi.ua/server/api/core/bitstreams/5cc27c24-d09a-4670-a994-f082f7ba5d9a/content>
3. Ланцюги Маркова. URL: [https://ukrayinska.libretexts.org/Математика/Прикладна_математика/Прикладна_скінченна_математика_\(Sekhon_i_Bloom\)/10%3A_Ланцюги_Маркова](https://ukrayinska.libretexts.org/Математика/Прикладна_математика/Прикладна_скінченна_математика_(Sekhon_i_Bloom)/10%3A_Ланцюги_Маркова)
4. Begleiter R., El-Yaniv R., Yona G. On Prediction Using Variable Order Markov Models. Journal of Artificial Intelligence Research, Vol. 22 (2004) 385-421. URL: <https://www.jair.org/index.php/jair/article/view/10394/24895>

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

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

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

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