УДК 004.032.26 + 004.942

В. В. Півошенко, магістрант; Ю. Ю. Іванов, к.т.н., доц.; В. В. Присяжнюк, ст. викл.

ГІБРИДНИЙ МЕТОД ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ НА ОСНОВІ МАТРИЧНОЇ ФАКТОРИЗАЦІЇ ТА НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

В епоху швидкого інформаційного розвитку рекомендаційні системи відіграють важливу роль у зменшенні інформаційного навантаження на користувача та широко використовуються як складова компонента комерційних сервісів (*e-commerce*), соціальних мереж, навігаційних систем. Важливим фактором систем персоналізованих рекомендацій є моделювання потреб користувачів на основі їх минулого досвіду та взаємодій [1]. На сьогодні існує багато методів формування рекомендаційних систем: колаборативна фільтрація на основі асоціативної пам'яті (*memory based collaborative filtering*), кластеризація на основі вмісту (*content based clustering*), матрична факторизація (МФ, *matrix factorization*) тощо. Останній метод відображає об'єкти в загальний прихований простір ознак (*latent space*), використовуючи вектор ознак кожного об'єкта (наприклад, вектори користувачів U та товарів P), а моделювання взаємодії об'єктів відбувається шляхом матричного добутку їх векторів. МФ показує високу ефективність та легкість інтеграції із іншими методами, але її швидкодія обмежена методом оптимізації [2]. Враховуючи поширеність у сучасному інформаційному просторі, дослідження роботи рекомендаційних систем є **актуальним**.

Постановка задачі. Необхідно розробити метод формування рекомендаційної системи на основі методу МФ, зменшивши обчислювальну складність (час оптимізації) та підвищивши ефективність роботи з різними вхідними даними.

Для **розв'язання** поставленої задачі запропоновано застосувати гібридизацію нейронної мережі (*DNN, dense neural network*) та методу матричної факторизації (*GMF, gradient matrix factorization*), оптимізованого з використанням адаптивної оцінки моментів (*ADAM, adaptive moment estimation*), для додаткової корекції вихідного сигналу (рис. 1).

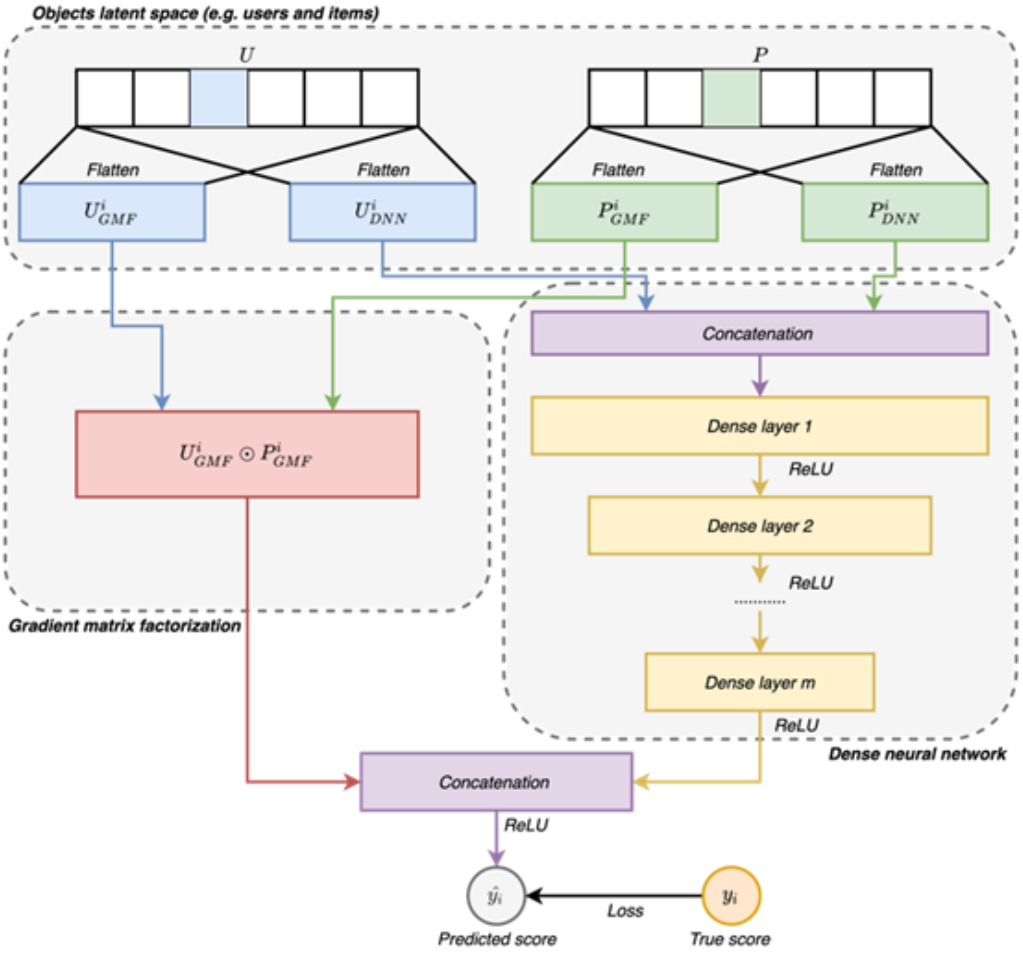

Рисунок 1 – Схема моделі запропонованого методу

В якості функції втрат використовується оцінка на основі середньоквадратичної похибки; для формування вихідного сигналу пропонується застосовувати передавальну функцію *ReLU* замість класичних функцій бінарної та категоріальної перехресної ентропії. Крім того, щоб забезпечити більшу гнучкість моделі, частини *GMF* та *DNN* навчаються окремо, використовуючи та формуючи різні простори ознак об'єктів ϕ, а відповідний вихідний сигнал y_i формується шляхом поєднання їх останніх шарів:

$$y_i = \sigma(h^T[\phi^{GMF}, \phi^{DNN}]), \tag{1}$$

$$\begin{cases} \phi^{GMF} = U_i^{GMF} \circ P_i^{GMF}; \\ \phi^{DNN} = a_m(W_m^T(a_{m-1}(\ldots a_2(W_2^T[U_i^{DNN}, P_i^{DNN}] + b_2)\ldots)) + b_m), \end{cases} \tag{2}$$

де a_m, σ – передавальні функції *ReLU* *m*-го шару; W_m, b_m – матриці ваг та зміщень *m*-го шару; $U_i^{GMF}, P_i^{GMF}, U_i^{DNN}, P_i^{DNN}$ – векторне представлення відповідних об'єктів для частин *GMF* та *DNN*; $\circ$ – поелементний добуток матриць; T – операція транспонування матриць.

Висновки. У даній роботі розглянуто використання гібридизації нейромережі та методу МФ з оптимізатором *ADAM*, що дозволяє підвищити ефективність роботи рекомендаційної системи.

Література

1. Alhijawi B., Kilani Y. A Collaborative Filtering Recommender System Using Genetic Algorithm // Information Processing & Management. 2020. Vol. 57, № 6. 21 p.
2. Jakomin M., Bosnić Z., Curk T. Simultaneous Incremental Matrix Factorization for Streaming Recommender Systems // Expert Systems with Applications. 2020. Vol. 160. 29 p.