
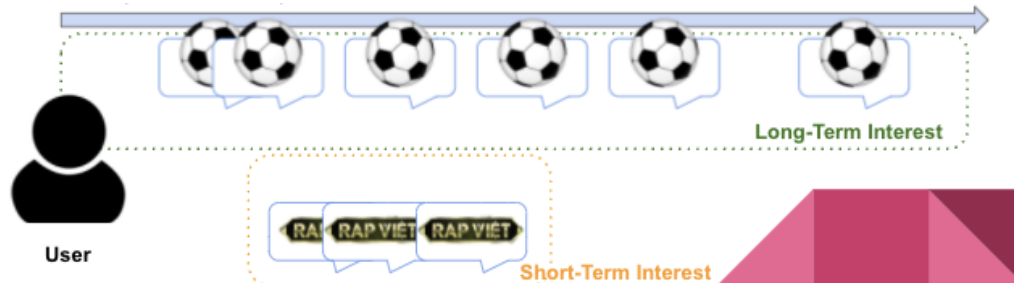


Họ và tên (IN HOA)	TRẦN HÀM DƯƠNG - MSHV: CH2001026
Ảnh	
Số buổi vắng	0
Bonus	22
Tên đề tài (VN)	KHUYẾN NGHỊ TIN TỨC CÁ NHÂN HOÁ DỰA TRÊN BIỂU DIỄN NGƯỜI DÙNG NGẮN HẠN VÀ DÀI HẠN CHO LƯỢNG NGƯỜI DÙNG LỚN
Tên đề tài (EN)	PERSONALIZED NEWS RECOMMENDATION SYSTEM USING LONG AND SHORT-TERM USER REPRESENTATION FOR MASSIVE USERS
Giới thiệu	<p>1. Bài toán/vấn đề mà đề tài muốn giải quyết</p> <ul style="list-style-type: none"> - Xây dựng hệ thống khuyến nghị tin tức mang tính chất cá nhân hoá, tức là mỗi người dùng của hệ thống được hồ sơ hoá và qua đó, nhận danh sách tin tức phù hợp với mỗi cá nhân theo sở thích, nhu cầu, mối quan tâm. - Điểm hạn chế của các mô hình khuyến nghị truyền thống chính là bỏ qua yếu tố thời gian của người đọc tin. Mối quan tâm của người dùng đã

được chứng minh là có bị chi phối theo thời gian, cũng như có yếu tố quan tâm ngắn hạn và dài hạn [1]. Việc đưa yếu tố thời gian vào bài toán khuyến nghị tin tức đóng góp vào việc biểu diễn người dùng tốt hơn, từ đó cải thiện chất lượng của thuật toán khuyến nghị.



VD: Một người dùng có thể hai mối quan tâm: ngắn hạn và dài hạn, ở hình minh họa trên: người dùng này có mối quan tâm thường xuyên là bóng đá, và cũng có mối quan tâm ngắn hạn hơn là gameshow “Rap Việt”. Qua đó, việc phân phối tin tức cho người dùng này cần thoả mãn cả hai mối quan tâm ngắn hạn - dài hạn này theo một mức độ phù hợp.


2. Lý do chọn đề tài, khả năng ứng dụng thực tế, tính thời sự

- Bài toán khuyến nghị tin tức, đặc biệt là khuyến nghị tin tức cá nhân hoá luôn là bài toán nhận được nhiều sự chú ý trên các nền tảng mạng xã hội, nền tảng phân phối tin tức khác nhau. Trong đó, có thể kể đến:
 - + Hệ thống phân phối và xếp hạng bài viết của các diễn đàn Reddit, HackerNews,... dựa trên điểm tương tác và thời gian.
 - + Hệ thống phân phối tin tức cá nhân hoá của Microsoft News, Bing hay Yahoo News,... sử dụng nội dung tin tức và lịch sử đọc tin của người dùng...
- Các ứng dụng và giá trị của một hệ thống khuyến nghị tin tức cá nhân hoá tốt mang lại:
- Về phía người dùng:

- + Tăng trải nghiệm người dùng trên trang - giữ chân người dùng đọc nội dung và tăng lượng bài đọc, tăng thời gian duy trì của người dùng trên trang website (thể hiện qua các chỉ số TimeOnSite, TimeOnPage, TimeOnRead hay PPS - Page-Per-Session).
- Về phía đơn vị phân phối tin tức:
 - + Qua việc cung cấp nội dung phù hợp sẽ tăng tỉ lệ giữ chân người dùng cũ (trở thành người dùng trung thành), đồng thời tăng tỉ lệ hấp dẫn người dùng mới. (Giá trị này phản ánh thông qua chỉ số Daily Active User).
 - + Tăng mạnh hiệu quả phân phối tin tức đến người dùng phù hợp, cụ thể là phân phối nội dung và quảng cáo đến nhóm người dùng tương thích và tiềm năng hiệu quả trong thời gian ngắn. (Thể hiện qua chỉ số CTR - Click Through Rate)
 - + Tăng lượng tiếp cận và truy cập quảng cáo và nội dung trên trang, mang lại giá trị kinh tế cao (hợp đồng quảng cáo, chi phí treo banner quảng cáo, ...).

3. *Mô tả input và output*

- *Input:* ID của người dùng và danh sách tin tức cần khuyến nghị.
- *Output:* Danh sách tin tức đã được xếp hạng giảm dần theo mức độ phù hợp với mỗi cá nhân người dùng.

	<div><p>Problem</p><p>Personalized News Recommendation</p><p>Use Social My "Social Behavior"</p><p>Understand "Me"</p><p>Learn Me over "Time"</p><p>Recommend news that "Interest" Me!</p><p>INFORMATION OVERLOAD</p></div> <p>Hình minh hoạ các yêu cầu của hệ thống khuyến nghị tin tức cá nhân hoá, nguồn: TopDev</p>
Mục tiêu	<ul style="list-style-type: none">- Xây dựng hệ thống khuyến nghị tin tức mang tính chất cá nhân hoá, mỗi người dùng với lịch sử đọc tin tức khác nhau sẽ nhận được danh sách tin tức phù hợp với sở thích và đặc trưng phong cách cá nhân. (Đánh giá qua độ đo AUC, MRR, nDCG)- Hệ thống khuyến nghị cá nhân hoá tận dụng được mối quan tâm dài hạn và ngắn hạn của người dùng. (Đánh giá qua độ đo AUC, MRR, nDCG)- Hệ thống khuyến nghị cá nhân đáp ứng đảm bảo chịu tải một lượng lớn người dùng truy cập thường xuyên (từ 2000 truy cập / giây).
Nội dung và phương pháp thực hiện	<ul style="list-style-type: none">- Xây dựng bộ dữ liệu khuyến nghị tin tức dựa trên hành vi của người dùng thực tế trên trang tin tức mô phỏng theo định dạng của bộ dữ liệu MIND [2].<ul style="list-style-type: none">+ Bước 1: Truy cập dữ liệu logging hành vi người dùng từ cụm HDFS bằng Spark.

- + Bước 2: Lọc và tiền xử lý dữ liệu để định dạng dữ liệu logging theo format yêu cầu.
- + Bước 3: Xây dựng dataset và gán nhãn cho hành vi người dùng.
- + Nếu người dùng xem tin tức mà không đọc: gán nhãn 0.
- + Nếu người dùng xem tin tức mà đọc: gán nhãn 1.
- Xây dựng mô hình khuyến nghị tin tức cá nhân hoá dựa trên cơ sở sử dụng biểu diễn người dùng ngắn hạn và dài hạn.
 - + Bước 1: Xây dựng khối News Encoder (1): dựa trên các khối thành phần gồm Title Embedding, Topic và Sub-Topic Embedding. Mục đích của block News Encoder là biểu diễn một bài tin tức thành vector.

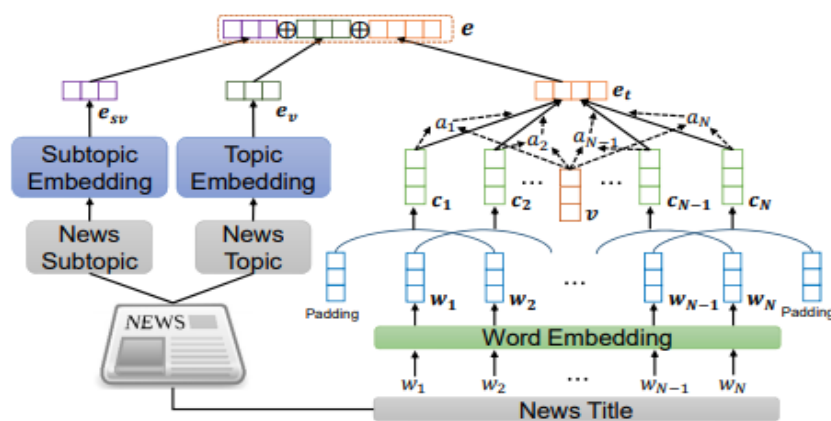
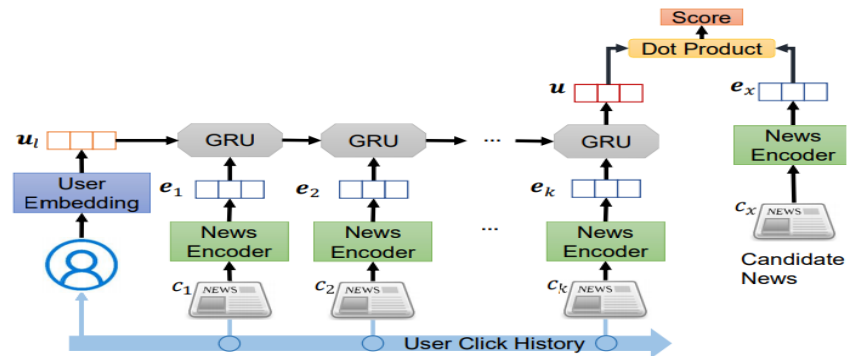


Figure 2: The framework of the news encoder.

- + Bước 2: Xây dựng khối User Encoder (Short-Term) (2) thông qua một chuỗi các khối GRU[5] xếp liên kè, nhằm mục đích biểu diễn mối quan tâm ngắn hạn của người dùng.
- + Bước 3: Xây dựng khối User Encoder (Long-Term)(3) thông qua việc khởi tạo tự nhiên và được cập nhật liên tục trong quá trình huấn luyện.

- + Bước 4: Xây dựng kiến trúc tổng quát, kết hợp các khối thành phần (1), (2), (3) hợp thành kiến trúc hệ thống tổng quát. Thông qua việc sử dụng phép dot product giữa hai vector: vector biểu diễn người dùng và vector biểu diễn tin tức khuyến nghị sẽ tính ra được điểm số quan tâm của người dùng.



(a) LSTUR-ini.

- + Bước 5: Tiến hành huấn luyện mô hình khuyến nghị. Sau khi huấn luyện, lưu lại mô hình và biểu diễn long-term của người dùng.
- + Bước 6: Dựa trên kiến trúc đã xây dựng, kết hợp với các thành phần khác như Database, Kafka Queue tạo thành pipeline khuyến nghị real-time có khả năng áp dụng vào hệ thống.
- + Bước 7: Tối ưu hoá hệ thống để đáp ứng yêu cầu tải (từ 2000 truy cập / giây trở lên). Xử lý các vấn đề liên quan như Cold-Start user,...

Kết quả dự kiến

1. Phần mềm ứng dụng

- Hiện thực pipeline hệ thống khuyến nghị với đầy đủ các giai đoạn: tiếp nhận, xử lý khuyến nghị, lưu trữ, phản hồi,... và đáp ứng độ chịu tải cao.

2. Thuật toán

- Cài đặt thuật toán khuyến nghị tin tức cá nhân hoá sử dụng yếu tố biểu diễn mối quan tâm của người dùng ngắn hạn và dài hạn.

	<p>3. So sánh giữa các phương pháp</p> <ul style="list-style-type: none"> - Thực hiện đánh giá dựa trên các độ đo AUC, nDCG và MRR đối với các phương pháp khuyến nghị cá nhân hoá khác: NAML[3], LSTUR[1] và NRMS[4]. - Nếu có thể, thực hiện đánh giá A/B Testing giữa hai thời điểm: khi có thuật toán khuyến nghị và khi không có để đánh giá hiệu quả phân phối tin đã cải thiện trên thực tế. <p>4. Bộ dữ liệu</p> <ul style="list-style-type: none"> - Xây dựng bộ dữ liệu khuyến nghị tin tức dựa trên hành vi tương tác thực tế của người dùng - theo định dạng dataset MIND [2].
Tài liệu tham khảo	<p>[1] An Mingxiao, Fangzhao Wu, Chuhan Wu, Kun Zhang, Zhuang Liu, and Xing Xie. “Neural News Recommendation with Long- and Short-term User Representations.”, in Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 336-345.</p> <p>[2] Wu Fangzhao, Ying Qiao, Jiun-Hung Chen, Chuhan Wu, Tao Qi, Jianxun Lian, Danyang Liu, Xing Xie, Jianfeng Gao, Winnie Wu and M. Zhou. “MIND: A Large-scale Dataset for News Recommendation.”, in Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 3597-3606.</p> <p>[3] C. Wu, F. Wu, S. Ge, T. Qi, Y. Huang, and X. Xie, “Neural news recommendation with multi-head self-attention”, in Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). Hong Kong, China: Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 6389–6394.</p>

[4] C. Wu, F. Wu, M. An, J. Huang, Y. Huang, and X. Xie, “Neural news recommendation with attentive multi-view learning”, in Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI-19. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2019, pp. 3863–3869.

[5] Cho Kyunghyun, Bart van Merriënboer, Çağlar Gülçehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk and Yoshua Bengio. “Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation”, in Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP), 2014, pp. 1724-1734.