

MẪU BÁO CÁO CỦA MỐI HV

Họ và tên (IN HOA)	LÊ VÕ BẢO TRÂN MSHV: CH2002020
Ảnh	
Số buổi vắng	0
Bonus	17
Tên đề tài (VN)	HỌC CÁCH XẾP HẠNG SẢN PHẨM DỰA TRÊN CÁC BÀI ĐÁNH GIÁ SẢN PHẨM TRỰC TUYẾN BẰNG CÁCH SỬ DỤNG MẠNG NƠRON SÂU PHÂN CẤP
Tên đề tài (EN)	LEARNING TO RANK PRODUCTS BASED ON ONLINE PRODUCT REVIEWS USING A HIERARCHICAL DEEP NEURAL NETWORK
Giới thiệu	<ul style="list-style-type: none"> <u>Bài toán/vấn đề mà đề tài muốn giải quyết</u> Áp dụng các mô hình mạng lưới phân cấp (HAN) để dự đoán xếp hạng bán hàng dựa trên các bài đánh giá sản phẩm trực tuyến. <u>Lí do chọn đề tài, khả năng ứng dụng thực tế, tính thời sự</u> Với những tính năng hữu ích, ngày nay Internet đã trở thành nguồn thông tin chính cho một số lượng lớn các khách hàng sử dụng trong quá trình ra quyết định mua sản phẩm. Việc sử dụng các ứng dụng của Internet đã làm thay đổi đáng kể hành vi tiêu dùng của khách hàng. Internet cho phép khách hàng chia sẻ ý kiến của họ về kinh nghiệm và những trải nghiệm về các sản phẩm và dịch vụ với vô số người tiêu dùng khác. Đánh giá của người tiêu dùng trực tuyến sẽ được sử dụng bởi những khách hàng tiềm năng khi hiện nay họ đã bắt đầu quan tâm đến việc thu thập thêm thông

	<p>tin từ những khách hàng đã có kinh nghiệm sử dụng sản phẩm. Thuật ngữ “đánh giá trực tuyến” ngày càng được nhắc đến nhiều hơn và là một kênh thông tin quan trọng hỗ trợ cho khách hàng trong hoạt động tìm kiếm và ra quyết định lựa chọn. Những bài đánh giá trực tuyến được coi là một tiếp thị truyền miệng thông qua Internet (e-WOM) và được xem là hiệu quả nhất trong các phương pháp truyền thống. Nhờ e-VOM các thông tin được truyền tai nhau một cách nhanh chóng trong cộng đồng. Tuy nhiên, các nghiên cứu trước đây đã tìm cách giảm thời gian khách hàng bỏ ra để đọc các đánh giá để xếp hạng các đánh giá sản phẩm trực tuyến dựa trên chất lượng và các tuỳ chọn giúp đỡ. Những cách này không thuận tiện cho khách hàng, những người muốn đưa ra quyết định mua hàng bằng cách so sánh các sản phẩm. Chính vì vậy, nghiên cứu này sẽ đề xuất một cách tiếp cận mới để học xếp hạng sản phẩm dựa trên các bài đánh giá trực tuyến.</p> <ul style="list-style-type: none"> • <u>Mô tả input và output, nên có hình minh họa</u> <pre> graph LR A[Thu thập dữ liệu từ Amazon và mã hoá bằng spaCy6] --> B[Phân tích dữ liệu bằng các thuật toán học sâu và HAN mở rộng] B --> C[Đánh giá và xác nhận tính hiệu quả thuật toán HAN để dự đoán xếp hạng] </pre>
Mục tiêu	<ul style="list-style-type: none"> Mục tiêu của việc nghiên cứu này đề xuất một cách tiếp cận mới để học cách xếp hạng sản phẩm dựa trên các bài đánh giá sản phẩm trực tuyến. Kỹ thuật học tập để xếp hạng (The learning to rank) được chọn để kết hợp nhiều tính năng liên quan của các bài đánh giá khác nhau vào một mô hình xếp hạng được xây dựng tự động cho một danh mục nhất định. Chứng minh rằng mạng lưới phân cấp (HAN) làm tốt hơn các phương pháp hiện có trong dự đoán xếp hạng bán hàng dựa trên các bài đánh giá sản phẩm trực tuyến [1].
Nội dung và phương pháp thực hiện	<ul style="list-style-type: none"> Xây dựng hệ khuyến nghị sử dụng HAN mở rộng và cá nhân hóa dữ liệu dựa trên hành vi người dùng. Ngoài việc đề xuất sản phẩm dựa theo việc phân tích các đánh giá của phân loại sản phẩm, thì chúng ta còn sẽ quan tâm đến những sản phẩm mà người dùng thực hiện click để chọn vào xem sản phẩm, từ đó lấy ra bộ đánh giá sản phẩm, tiếp tục sử dụng HAN mở rộng để đề xuất sản phẩm theo cá nhân.

- Sử dụng HAN mở rộng để phân tích đánh giá các bài viết giới thiệu sản phẩm trên các trang thương mại điện tử. Từ đó sẽ giúp những người làm nội dung cho sản phẩm sẽ xác thực hơn và thu hút người dùng bằng những từ khoá được chọn lọc trích xuất.

Kết quả dự kiến

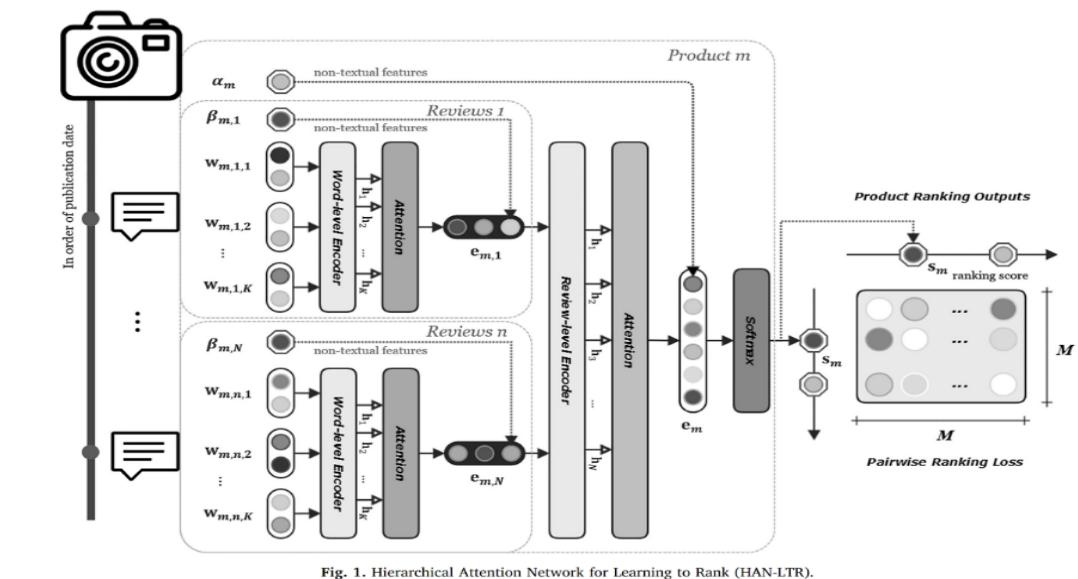
1. Mô hình / Thuật toán

- Sử dụng các kỹ thuật học sâu (deep-learning) để trích xuất biểu diễn đánh giá tiềm ẩn cấp độ cao (high-level) chứa thông tin ngữ nghĩa trong quá trình học.
 - Đối với cách tiếp cận này, họ mở rộng mạng phân cấp (hierarchical attention network) được đề xuất gần đây để hoạt động trong miền xếp hạng (ranking domain). Mạng này phân cấp tìm hiểu các đại diện tính năng tối ưu của các sản phẩm và đánh giá của chúng thông qua việc sử dụng các bộ mã hóa dựa trên hai cấp (two-level attention-based encoders).
 - Để xây dựng mô hình xếp hạng nâng cao hơn, một số tính năng đã được thêm vào để cung cấp đầy đủ thông tin về sở thích tương đối của người dùng, và hai chức năng xếp hạng đại diện là RankNet và ListNet đã được áp dụng

1.1 Mang lưới phân cấp (HAN) sử dụng cho học cách xếp hàng

H.-C. Lee, et al.

Electronic Commerce Research and Applications 36 (2019) 100874



Mô hình mạng phân cấp cho học cách xếp hạng (HAN-LTR model)

1.2 Bô mă hóá (Attention-based encoder)

- Long short-term memory networks (LSTMs), là một loại mạng nơ-ron lặp (recurrent neural network), gần đây đã thể hiện hiệu suất hiện đại (state-of-the-art) về các vấn

đề phức tạp liên tiếp như gắn thẻ trình tự (sequence tagging). Để lập mô hình chuỗi vectơ x ở mỗi cấp trong cấu trúc phân cấp, ở đây nhóm tác giả dựa vào chuyển đổi ẩn sang ẩn (hidden-to-hidden) của biến thể chuẩn hóa hàng loạt của LSTM (BN-LSTM).

- Đơn vị BN-LSTM tính toán trạng thái ẩn hiện tại \mathbf{h}_t dựa trên đầu vào x_t và trạng thái ẩn trước đó \mathbf{h}_{t-1} dưới dạng tập hợp các vectơ trong \mathbb{R}^d như sau:

$$\begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{i}}_t \\ \tilde{\mathbf{f}}_t \\ \tilde{\mathbf{o}}_t \\ \tilde{\mathbf{g}}_t \end{pmatrix} = BN \begin{pmatrix} \mathbf{W}_h \mathbf{h}_{t-1}; \lambda_h \end{pmatrix} + BN \begin{pmatrix} \mathbf{W}_x \mathbf{x}_t; \lambda_x \end{pmatrix} + \mathbf{b},$$

$$\mathbf{c}_t = \sigma(\tilde{\mathbf{o}}_t) \odot \tanh(\tilde{\mathbf{f}}_t) + \sigma(\tilde{\mathbf{f}}_t) \odot \mathbf{c}_{t-1},$$

$$\mathbf{h}_t = \sigma(\tilde{\mathbf{o}}_t) \odot \tanh(BN(\mathbf{c}_t; \gamma_c)),$$

Trong đó: \mathbf{i}_t , \mathbf{f}_t , \mathbf{o}_t , \mathbf{c}_t and \mathbf{h}_t bao gồm input, forget, output, memory và các trạng thái ẩn của BN-LSTM tương ứng. $\mathbf{W}_h \in \mathbb{R}^{4d \times dh}$ và $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{4d}$ là các ma trận trọng số và sai số (biases) đã được học. Hàm σ là hàm logistic sigmoid và toán tử \odot biểu thị sản phẩm Hadamard.

1.3 Xếp hạng hàm mất mát

- RankNet, một phương pháp theo cặp, tập trung vào thứ tự tương đối giữa hai phần tử. Do đó, nó coi các cặp sản phẩm làm cá thể và gán nhãn thẻ hiện mức độ liên quan tương đối giữa chúng. Song et al. (2014) cho thấy rằng chức năng này có thể được áp dụng thành công cho một ứng dụng sâu hơn. Nhóm tác giả xác định hàm mất mát này như sau:

$$L_p = \sum_{i,j} \frac{1}{2} \left(1 - R_{ij} \right) \left(s_i - s_j \right) + \log \left(1 + e^{s_i - s_j} \right),$$

Trong đó, $R_{ij} \in \{0, \pm 1\}$ được định nghĩa tương quan giữa các tiêu chuẩn vàng (gold-standard). Nó có giá trị là 1 nếu $r_i > r_j$, -1 nếu $r_i < r_j$ và 0 nếu $r_i = r_j$.

- ListNet, một trong những phương pháp listwise sớm nhất, biến đổi cả điểm số được chỉ định bởi một chức năng xếp hạng và các nhãn liên quan do con người đưa ra vào

các phân phối xác suất, chẳng hạn như phân phối Plackett-Luce (PL). Phân phối PL xác định phân phối xác suất trên các hoán vị của các phần tử. Gọi σ biểu thị một hoán vị có thể được xem như một phép tách từ một tập hợp các phần tử và $\sigma - 1$ (i) phần tử xếp thứ i trong σ . Xác suất của hoán vị σ có thể được tính dựa trên điểm đầu ra S bằng

$$PL\left(\sigma \middle| \mathbf{s}\right) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(\mathbf{s}_{\sigma^{-1}(i)})}{\sum_{j=i}^n \exp(\mathbf{s}_{\sigma^{-1}(j)})}.$$

2. Tập dữ liệu:

- Sử dụng Dữ liệu sản phẩm của Amazon, một trong những bộ dữ liệu quy mô lớn tự do có sẵn trực tuyến theo yêu cầu.
- Tập dữ liệu này chứa khoảng 9,4 triệu sản phẩm duy nhất và đánh giá của họ (khoảng 82,83 triệu) từ tháng 5 năm 1996 đến tháng 7 năm 2014. Nó cũng cung cấp siêu dữ liệu sản phẩm

3. Mô phỏng:

- Để xử lý trước tất cả các bài đánh giá, bằng cách sử dụng spaCy6 để mã hóa và bổ sung tất cả các bài đánh giá trong Dữ liệu sản phẩm của Amazon và xây dựng vốn từ vựng V trong số 100.000 từ có nội dung thường gặp nhất. Nội dung mỗi từ được thay thế bằng một mã đặc biệt (token) "UNK"
- Tất cả các siêu tham số cho các mô hình được khởi tạo từ phân phối ngẫu nhiên Gaussian với giá trị trung bình bằng 0 và độ lệch chuẩn là 0,01. Đối với mỗi danh mục, nhóm tác giả lấy các siêu tham số đạt được hiệu suất tốt nhất trong tập hợp phát triển thông qua tìm kiếm trên lưới nhỏ như sau: thứ nguyên của nhúng từ (e) = 200, số lượng tất cả các đơn vị lặp lại (d) = 80, đầu ra kích thước của tất cả các lớp chú ý (v) = 100 và kích thước của vectơ ngũ cành (uw) trong tất cả các lớp chú ý = 100

4. Kết quả

- Kết quả này cho thấy khung đào tạo end-to-end của nhóm tác giả thể hiện cải thiện hiệu suất tổng thể đáng kể so với tất cả các phương pháp cơ sở.

Contribution of additional features to the performance of ranking products in five categories in Amazon Product Data. α denotes use of product-level features α_m , * denotes use of review-level features $\beta_{m,n}$, and α^* denotes use of product- and review-level features. Significant differences were indicated by \dagger , \ddagger with #review, and $\#review^*$ at $p < 0.05$.

Categories	Action Figures & Statues		Camera & Photo		Cell Phones		Kitchen & Dining		Skin Care		Average	
	Methods	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$	Methods	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$	Methods	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$	Methods	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$
#review	0.463	0.599	0.587	0.574	0.763	0.781	0.227	0.289	0.412	0.450	0.490	0.539
#review*	0.501	0.631	0.630	0.490	0.785	0.806	0.317	0.258	0.388	0.420	0.440	0.520
CNN	0.377	0.465	0.330	0.392	0.689	0.722	0.248	0.317	0.446	0.486	0.418	0.476
CNN [*]	0.463	0.594	0.458	0.426	0.801	0.793	0.256	0.318	0.481	0.503	0.492	0.527
Ours	0.510	0.575	0.443	0.468	0.810	0.840	0.365	0.352	0.496	0.454	0.505 [*]	0.538
Ours [*]	0.542	0.629	0.434	0.471	0.855	0.866	0.315	0.325	0.529	0.531	0.535 [*]	0.564 [‡]
Ours [†]	0.602	0.691	0.465	0.516	0.868	0.895	0.294	0.388	0.535	0.553	0.553 [*]	0.609 [‡]
Ours ^{**}	0.724	0.789	0.637	0.624	0.877	0.914	0.149	0.227	0.664	0.695	0.610 [‡]	0.650 [‡]

- Mặc dù chi phí thấp, #review vẫn cung cấp một đường cơ sở mạnh mẽ như một chỉ báo về mức độ phổ biến của sản phẩm. Tuy nhiên, vì nó không đề cập đến nội dung của bài đánh giá, nên tất cả các bài đánh giá đều được đối xử như nhau bất kể khuynh hướng tình cảm trong các bài đánh giá.
- Sự cải thiện trong mỗi danh mục được thể hiện trong bảng bên dưới cho hai mạng nơron sâu có chức năng xếp hạng theo danh sách. #review và #review* là các đường cơ sở dựa trên kinh nghiệm cho biết hiệu suất từ việc sử dụng từng tính năng bổ sung. Nếu không có các tính năng bổ sung, của nhóm tác giả thường hoạt động tốt hơn #review, trong khi CNN đạt được hiệu suất tương đương hoặc thấp hơn.

Comparisons with baseline methods in five categories in Amazon Product Data. Evaluation metrics are Kendall's τ and a normalized discounted cumulative gain ($NDCG$). Best result is in bold. A significance test was performed as a result of the pairwise t-test between the CNN, our approach, and the existing approaches. Significant differences were indicated by *, †, ‡ with #review, Zhang, and Bashir at $p < 0.05$.

Categories	Action Figures & Statues		Camera & Photo		Cell Phones		Kitchen & Dining		Skin Care		Average	
	Methods	τ	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$	Methods	τ	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$	Methods	τ	$NDCG_{10}$	$NDCG_{30}$
#review	0.353	0.463	0.599	0.291	0.587	0.574	0.377	0.763	0.781	0.377	0.227	0.289
Zhang	0.314	0.473	0.542	0.262	0.486	0.467	0.369	0.727	0.764	0.378	0.186	0.271
Bashir	0.323	0.665	0.649	0.328	0.532	0.542	0.363	0.768	0.821	0.376	0.245	0.380
CNN _{andor}	0.356	0.463	0.594	0.290	0.587	0.574	0.381	0.763	0.781	0.410	0.227	0.289
CNN _{ourset}	0.358	0.468	0.591	0.278	0.458	0.426	0.392	0.801	0.793	0.403	0.256	0.318
Ours _{andor}	0.360	0.724	0.789	0.305	0.526	0.603	0.410	0.869	0.896	0.362	0.407	0.543
Ours _{ourset}	0.362	0.730	0.725	0.303	0.637	0.624	0.399	0.877	0.914	0.441	0.149	0.277
Ours _{dataset}											0.476	0.664

Tài liệu tham khảo

- [1] Ho-Chang Lee, Hae-Chang Rim, Do-Gil Lee: Learning to rank products based on online product reviews using hierarchical deep neural network. Electron. Commer. Res. Appl. 36 (2019).
- [2] Shang Gao: RNN Review & Hierarchical Attention Network, <http://web.eecs.utk.edu/~hqi/deeplearning/lecture17-rnn-han.pdf>
- [3] Saumya, S., Singh, J.P., Baabdullah, A.M., Rana, N.P., Dwivedi, Y.K., 2018. Ranking online consumer reviews. Electron. Commer. Res. Appl. 29, 78–89. [https://doi.org/10.1016/j.elrap.2018.03.008..](https://doi.org/10.1016/j.elrap.2018.03.008) URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1567422318300358>.
- [4] Zhu, F., Zhang, X.M., 2010. Impact of online consumer reviews on sales: The moderating role of product and consumer characteristics. J. Marketing 74, 133–148. <https://doi.org/10.1509/jmkg.74.2.133>. DOI: 10.1509/jmkg.74.2.133.