Empowering News Recommendation with Pre-trained Language Models

呉忠芳[1]，呉芳浩[2]，¤Gy文文[1]，黄永峰^{1}
清華大学電子工学部・BNRist学科 〒100084 北京市清華大学電子工学部 〒100080 中国 北京市清華町1-1-1 {wuchuhan15,wufangzhao,taoqi.qt}@gmail.com,yfhuang@tsinghua.edu.cn

ABSTRACT

パーソナライズされたニュース推薦は、オンラインニュースサービスにとって不可欠な技術である。ニュース記事には通常、豊富なテキストコンテンツが含まれており、パーソナライズされたニュース推薦には正確なニュースモデリングが重要である。既存のニュース推薦手法は、主に従来のテキストモデリング手法に基づいてニューステキストをモデル化しているが、ニューステキストの深い意味情報をマイニングするためには最適とは言えない。事前に学習された言語モデル(PLM)は自然言語理解に有効であり、より良いニュースモデリングの可能性を秘めている。しかし、PLMがニュース推薦に適用されたことを示す公開報告はない。本論文では、ニュース推薦に力を与えるために、事前に学習させた言語モデルを利用した我々の研究成果を報告する。単言語および多言語ニュース推薦データセットを用いたオフライン実験の結果、ニュースモデリングにPLMを活用することで、ニュース推薦の性能を効果的に向上させることができることが示された。また,PLM を搭載したニュース推薦モデルは Microsoft News プラットフォームに導入され,英語圏と世界各国でクリックビューとページビューの両方で大きな利益を達成した.

CCS CONCEPTS

- 情報システム → 推薦システム; - 計算方法論 → 自然言語処理。

KEYWORDS

ニュース推薦、事前学習済み言語モデル

ACMリファレンスフォーマット Chuhan Wu[1], Fangzhao Wu[2], Tao Qi[1], Yongfeng Huang[1]. 2021. 事前学習済み言語モデルによるニュース推薦の強化. 第44回情報検索における研究開発に関する国際ACM SIGIR会議(SIGIR 2021)、Jennifer B. Sartor、Theo D'Hondt、Wolfgang De Meuter(編)にて。ACM, New York, NY, USA, Article 4, 5 pages. https://doi.org/10.475/123_4

1 INTRODUCTION

ニュース推薦技術は、多くのオンラインニュースプラットフォームにおいて、ユーザーの情報過多を軽減するために重要な役割を担っている[15]。ニュースモデリングは、コンテンツを理解するためのコアな技術であるため、ニュース推薦の重要なステップである。また、クリックされたニュースからユーザの興味を推測するための前提条件となる。ニュース記事は通常、豊富なテキスト情報を持っているため、ニューステキストのモデリングは、ニュース推薦のためのニュースコンテンツを理解するための鍵である。既存のニュース推薦手法は、通常、従来の自然言語処理モデルに基づいてニューステキストをモデル化する[15, 19, 20, 22, 23, 25, 26]。例えば、Wangら[20]は、知識認識型CNNネットワークを用いて、ニュースタイトルの単語と実体の埋め込みからニュース表現を学習することを提案した。Wuら[23]は、マルチヘッド自己アテンションネットワークを用いて、ニュースタイトルからニュース表現を学習することを提案した。しかし、これらの浅いモデルでは、ニューステキスト中の深い意味情報を理解することが困難である[18]。また、彼らのモデルはニュース推薦タスクの教師からしか学習しておらず、意味情報を捉えるのに最適でない可能性がある。事前学習された言語モデル(PLM)は、テキストモデリングにおいて強力な能力を持つため、自然言語処理において大きな成功を収めている[2, 5, 6, 11, 12, 14, 28]。PLMは、特定のタスクにおいてラベル付けされたデータを用いて直接学習される従来のモデルとは異なり、通常、まず、ラベル付けされていない大規模なコーパスに対して、普遍的なテキスト情報を符号化するための自己教師を介して事前学習される[5]。そのため、PLMは通常、下流のタスクでより良い微調整の初期点を提供することができる[16]。さらに、浅いモデルを用いた多くの従来のNLP手法[9, 10, 24, 29]とは異なり、PLMは通常、膨大な数のパラメータでより深くなる。例えば、BERT-Baseモデルは12のTransformer層と最大109Mのパラメータを含んでいます[5]。このように、PLMはニューステキストの複雑な文脈情報をモデル化する能力が高く、ニュース推薦のためのニューステキストモデリングを改善する可能性を持っている。本論文では、事前に学習した言語モデルを用いて大規模なニュース推薦を行うための研究成果を紹介する。実世界の英語と多言語のニュース推薦データセットを用いたオフライン実験により、ニュースモデリングにPLMを組み込むことで、ニュース推薦の性能を一貫して向上させることができることが検証された。また、PLMを搭載したニュース推薦モデルは、Microsoft Newsプラットフォームに導入されている。 ^{2} 我々の知る限り、これは大規模なニュース推薦システムにPLMを搭載した最初の研究報告である。オンラインフライト実験の結果、PLMを搭載したニュース推薦モデルは、英語圏の市場で8.53%のクリックと2.63%のページビューの向上を達成し、他の43のグローバル市場でも10.68%のクリックと6.04%のページビューの向上を達成した。

SIGIR 2021, July 2021, Online

ACM ISBN 123-4567-24-567/08/06.
https://doi.org/10.475/123_4

[1]Source コードは https://github.com/wuch15/PLM4NewsRec で公開される予定です。
[2]https://microsoftnews.msn.com

Empowering News Recommendation with Pre-trained Language Models

Chuhan Wu[1], Fangzhao Wu[2], Tao Qi[1], Yongfeng Huang[1]
[1]Department of Electronic Engineering & BNRist, Tsinghua University, Beijing 100084
[2]Microsoft Research Asia, Beijing 100080, China
{wuchuhan15,wufangzhao,taoqi.qt}@gmail.com,yfhuang@tsinghua.edu.cn

ABSTRACT

Personalized news recommendation is an essential technique for online news services. News articles usually contain rich textual content, and accurate news modeling is important for personalized news recommendation. Existing news recommendation methods mainly model news texts based on traditional text modeling methods, which is not optimal for mining the deep semantic information in news texts. Pre-trained language models (PLMs) are powerful for natural language understanding, which has the potential for better news modeling. However, there is no public report that show PLMs have been applied to news recommendation. In this paper, we report our work on exploiting pre-trained language models to empower news recommendation. Offline experimental results on both monolingual and multilingual news recommendation datasets show that leveraging PLMs for news modeling can effectively improve the performance of news recommendation. Our PLM-empowered news recommendation models have been deployed to the Microsoft News platform, and achieved significant gains in terms of both click and pageview in both English-speaking and global markets.

CCS CONCEPTS

• **Information systems** → **Recommender systems**; • **Computing methodologies** → **Natural language processing**;

KEYWORDS

News recommendation, pre-trained language model

ACM Reference Format:
Chuhan Wu[1], Fangzhao Wu[2], Tao Qi[1], Yongfeng Huang[1]. 2021. Empowering News Recommendation with Pre-trained Language Models. In *Proceedings of The 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR 2021),* Jennifer B. Sartor, Theo D'Hondt, and Wolfgang De Meuter (Eds.). ACM, New York, NY, USA, Article 4, 5 pages. https://doi.org/10.475/123_4

1 INTRODUCTION

News recommendation techniques have played critical roles in many online news platforms to alleviate the information overload of users [15]. News modeling is an important step in news recommendation, because it is a core technique to understand the content of candidate news and a prerequisite for inferring user interests from clicked news. Since news articles usually have rich textual information, news texts modeling is the key for understanding news content for news recommendation. Existing news recommendation methods usually model news texts based on traditional NLP models [15, 19, 20, 22, 23, 25, 26]. For example, Wang et al. [20] proposed to use a knowledge-aware CNN network to learn news representations from embeddings of words and entities in news title. Wu et al. [23] proposed to use multi-head self-attention network to learn news representations from news titles. However, it is difficult for these shallow models to understand the deep semantic information in news texts [18]. In addition, their models are only learned from the supervisions in the news recommendation task, which may not be optimal for capturing the semantic information.

Pre-trained language models (PLMs) have achieved great success in NLP due to their strong ability in text modeling [2, 5, 6, 11, 12, 14, 28]. Different from traditional models that are usually directly trained with labeled data in specific tasks, PLMs are usually first pre-trained on a large unlabeled corpus via self-supervision to encode universal text information [5]. Thus, PLMs can usually provide better initial point for finetuning in downstream tasks [16]. In addition, different from many traditional NLP methods with shallow models [9, 10, 24, 29], PLMs are usually much deeper with a huge number of parameters. For example, the BERT-Base model contains 12 Transformer layers and up to 109M parameters [5]. Thus, PLMs may have greater ability in modeling the complicated contextual information in news text, which have the potentials to improve news text modeling for news recommendation.

In this paper, we present our work on empowering large-scale news recommendation with pre-trained language models.[1] Different from existing news recommendation methods that use shallow NLP models for news modeling, we explore to model news with pre-trained language models and finetune them with the news recommendation task. Offline experiments on real-world English and multilingual news recommendation datasets validate that incorporating PLMs into news modeling can consistently improve the news recommendation performance. In addition, our PLM-empowered news recommendation models have been deployed to the Microsoft News platform.[2] To our best knowledge, this is the first reported effort to empower large-scale news recommender systems with PLMs. The online flight experiments show that our PLM-empowered news recommendation models achieved 8.53% click and 2.63% pageview gains in English-speaking markets, and 10.68% click and 6.04% pageview gains in other 43 global markets.

SIGIR 2021, July 2021, Online

ACM ISBN 123-4567-24-567/08/06.
https://doi.org/10.475/123_4

[1]Source codes will be available at https://github.com/wuch15/PLM4NewsRec.
[2]https://microsoftnews.msn.com

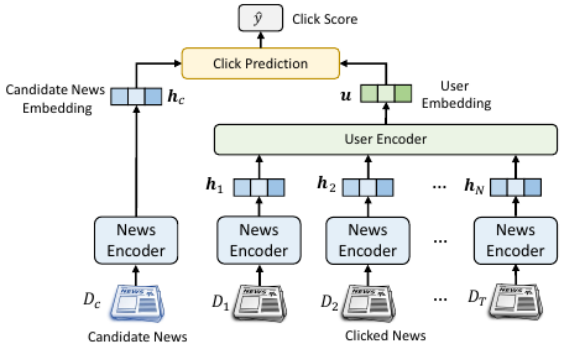


図1:ニュース推薦の一般的なフレームワーク

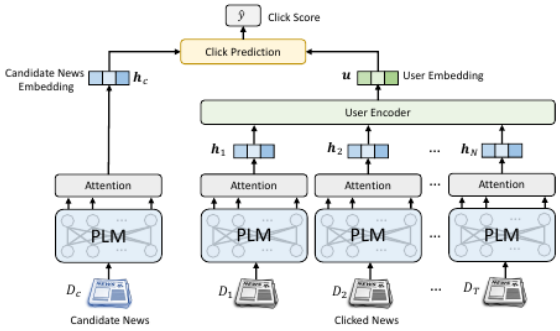


図2:PLMが力を与えたニュース推薦のフレームワーク

2 METHODOLOGY

本節では、PLM を用いたニュース推薦の詳細について紹介する。まず、一般的なニュース推薦モデルのフレームワークを紹介し、次に、このフレームワークにPLMを組み込んでニュースモデリングに力を与える方法を紹介する。

2.1 General News Recommendation Framework

多くの既存手法[1, 15, 21, 23]で用いられているニュース推薦の一般的なフレームワークを図 1 に示す。このフレームワークの中核となるコンポーネントは、テキストからニュースの埋め込みを学習することを目的としたニュースエンコーダ、クリックされたニュースの埋め込みからユーザーの埋め込みを学習するユーザーエンコーダ、ユーザー埋め込みと候補ニュース埋め込みの関連性に基づいてニュースランキングのパーソナライズクリックスコアを計算するクリック予測モジュールである。ユーザはT個の歴史的なクリックされたニュースを持っていると仮定し、これを[D 1, D 2, --, D_T]と表記する。ニュースエンコーダは、ユーザのこれらのクリックされたニュースと各候補ニュースD_cを処理して、それらの埋め込みを得る。これは、CNN [10]や自己アテンション [18]などの様々なNLPモデルによって実装することができる。ユーザエンコーダは、クリックされたニュースの埋め込み列を入力として受け取り、ユーザの興味情報を要約したユーザ埋め込みuを出力する。また、[15]で用いたGRUネットワーク、[21]で用いた注意ネットワーク、[23]で用いた多頭自己注意と加法的注意ネットワークの組み合わせなど、様々なモデルで実装することが可能である。クリック予測モジュールは、ユーザ埋め込みuとh_cを入力とし、その関連性を評価することでクリックスコアy*を計算する。また、内積[15]、ニューラルネットワーク[20]、因数分解マシン[7]などの様々な手法で実装することができる。

2.2 PLM Empowered News Recommendation

次に、図 2 に示すように、PLM で強化されたニュース推薦のフレームワークを紹介する。ニュースエンコーダを、ニュースステキストの深い文脈を捉えるための事前学習済み言語モデルと、PLMの出力をプールするための注意ネットワークでインスタンス化する。M個のトークンを持つ入力ニューステキストを[w 1, w 2,..., w_M]と表記する。PLMは各トークンをその埋め込みに変換し、いくつかのTransformer [18]層を通して単語の隠れ表現を学習する。

隠れトークン表現列を[r 1, r 2,..., r_M]と表記する。注目ネットワーク[29]を用いて、隠れトークン表現を統一的なニュース埋め込みにまとめる。PLMとアテンションネットワークによって学習されたニュース埋め込みは、さらにユーザモデリングとマッチング候補に利用される。

2.3 Model Training

22, 23]に従い、ネガティブサンプリング技術を用いて生のニュースインプレッションログからラベル付けされたサンプルを構築し、クロスエントロピーの損失関数をモデル学習に用い、どの候補ニュースがクリックされたかを分類する。バックワードプロパゲーションにより損失関数を最適化することで、推薦モデルやPLMのパラメータをニュース推薦タスクのためにチューニングすることができる。

3 EXPERIMENTS

3.1 Datasets and Experimental Settings

我々のオフライン実験は、2つの実世界データセットで実施した。1つ目はMIND[27]であり、単言語ニュース推薦のための英語データセットである。これは、6週間におけるMicrosoft News上の100万人のユーザーのニュースクリックログを含んでいる。[3] 2つ目は、2020年12月1日から2021年1月14日まで、MSN Newsプラットフォーム上で独自に収集した多言語ニュース推薦データセット(Multilingualと表記)である。言語使用量の異なる7カ国のユーザーを含み、市場言語コードはそれぞれEN-US、DE-DE、FR-FR、IT-IT、JA-JP、ES-ES、KO-KRである。各市場で無作為に20万件のインプレッションログを抽出する。最後の1週間のログをテストに、残りを学習と検証に用いる(9:1分割)。2つのデータセットの詳細な統計量を表1に示す。

'表1: 2つのデータセットの詳細統計量。

	MIND	Multilingual
# Users	1,000,000	1,392,531
# News	161,013	4,378,487
# Impressions	15,777,377	1,400,000
# Click Behaviors	24,155,470	1,814,927

[3]More details are on https://msnews.github.io/.

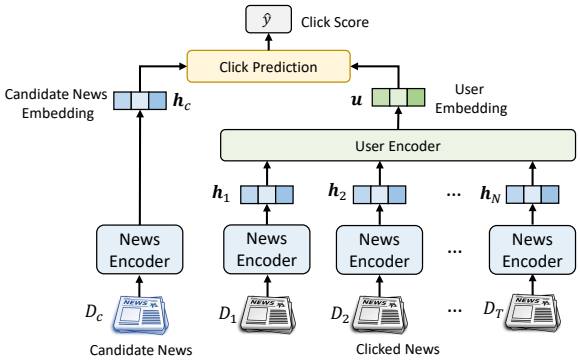


Figure 1: A common framework of news recommendation.

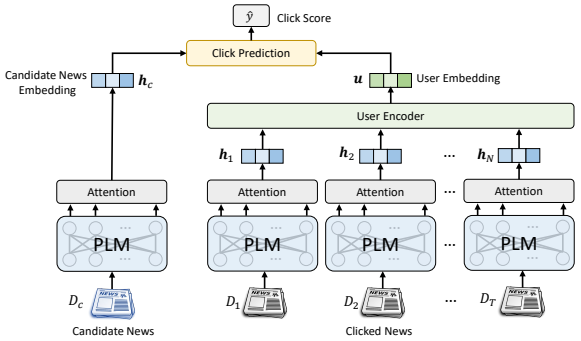


Figure 2: The framework of PLM empowered news recommendation.

2 METHODOLOGY

In this section, we introduce the details of PLM-empowered news recommendation. We first introduce the general news recommendation model framework, and then introduce how to incorporate PLMs into this framework to empower news modeling.

2.1 General News Recommendation Framework

The general framework of news recommendation used in many existing methods [1, 15, 21, 23] is shown in Fig. 1. The core components in this framework include a news encoder that aims to learn the embeddings of news from their texts, a user encoder that learns user embedding from the embeddings of clicked news, and a click prediction module that computes personalized click score for news ranking based on the relevance between user embedding and candidate news embedding. We assume a user has T historical clicked news, which are denoted as $[D_1, D_2, ..., D_T]$. The news encoder processes these clicked news of a user and each candidate news D_c to obtain their embeddings, which are denoted as $[\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, ..., \mathbf{h}_T]$ and $\mathbf{h}_c$, respectively. It can be implemented by various NLP models, such as CNN [10] and self-attention [18]. The user encoder receives the sequence of clicked news embeddings as input, and outputs a user embedding $\mathbf{u}$ that summarizes user interest information. It can also be implemented by various models, such as the GRU network used in [15], the attention network used in [21] and the combination of multi-head self-attention and additive attention networks used in [23]. The click prediction module takes the user embedding $\mathbf{u}$ and $\mathbf{h}_c$ as inputs, and compute the click score $\hat{y}$ by evaluating their relevance. It can also be implemented by various methods such as inner product [15], neural network [20] and factorization machine [7].

2.2 PLM Empowered News Recommendation

Next, we introduce the framework of PLM empowered news recommendation, as shown in Fig. 2. We instantiate the news encoder with a pre-trained language model to capture the deep contexts in news texts and an attention network to pool the output of PLM. We denote an input news text with M tokens as $[w_1, w_2, ..., w_M]$. The PLM converts each token into its embedding, and then learns the hidden representations of words through several Transformer [18] layers. We denote the hidden token representation sequence as $[\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, ..., \mathbf{r}_M]$. We use an attention [29] network to summarize the hidden token representations into a unified news embedding. The news embeddings learned by the PLM and attention network are further used for user modeling and candidate matching.

2.3 Model Training

Following [22, 23], we also use negative sampling techniques to build labeled samples from raw news impression logs, and we use the cross-entropy loss function for model training by classifying which candidate news is clicked. By optimizing the loss function via backward-propagation, the parameters in the recommendation model and PLMs can be tuned for the news recommendation task.

3 EXPERIMENTS

3.1 Datasets and Experimental Settings

Our offline experiments are conducted on two real-world datasets. The first one is MIND [27], which is an English dataset for monolingual news recommendation. It contains the news click logs of 1 million users on Microsoft News in six weeks.[3] The second one is a multilingual news recommendation dataset (denoted as *Multilingual*) collected by ourselves on MSN News platform from Dec. 1, 2020 to Jan. 14, 2021. It contains users from 7 countries with different language usage, and their market language codes are EN-US, DE-DE, FR-FR, IT-IT, JA-JP, ES-ES and KO-KR, respectively. We randomly sample 200,000 impression logs in each market. The logs in the last week are used for test and the rest are used for training and validation (9:1 split). The detailed statistics of the two datasets are shown in Table 1.

Table 1: Detailed statistics of the two datasets.

	MIND	Multilingual
# Users	1,000,000	1,392,531
# News	161,013	4,378,487
# Impressions	15,777,377	1,400,000
# Click Behaviors	24,155,470	1,814,927

[3] More details are on https://msnews.github.io/.

我々の実験では、特に言及がない限り、異なる事前学習済み言語モデルの「Base」バージョンを使用した。最後の2つのTransformer層は、全層と最後の2層の間の性能差が非常に小さいことが分かったため、微調整を行った。27]に従い、ニュースのタイトルをニュースモデリングに使用した。最適化アルゴリズムとしてAdam[3]を用い、学習率は1e-5であった。バッチサイズは128.[4]であり、これらのハイパーパラメータは検証セットで開発されたものである。性能指標として、全インプレッションの平均AUC、MRR、nDCG@5、nDCG@10を使用した。各実験を独立に5回繰り返し、平均性能を報告した。

3.2 Offline Performance Evaluation

まず、単言語ニュース推薦におけるPLMベースのモデルの有効性を検証するために、MINDデータセットにおけるいくつかの手法の性能を比較する。EBNR [15], NAML [21], NPA [22], LSTUR [1], NRMS [23] などの最近のニュース推薦手法と、BERT [5], RoBERTa [14], UniLM [2] などの異なる事前学習済み言語モデルによって強化されたそれらの変種を比較検討した。その結果を表2に示す。この表を参照すると、事前に学習した言語モデルを取り入れることで、基本モデルの性能が一貫して向上することがわかる。[5] これは、ニュース推薦において、事前に学習した言語モデルが、ゼロから学習した浅いモデルよりも強いテキストモデリング能力を持つためである。また、RoBERTaに基づくモデルは、BERTに基づくモデルよりも優れていることがわかる。これは、RoBERTaがBERTよりも優れたハイパーパラメータ設定を持ち、より大きなコーパスでより長い時間事前学習を行うためと思われる。また、UniLMに基づくモデルが最も良い性能を達成している。これは、UniLMがテキスト理解と生成の両タスクにおいて自己監視情報を利用することができ、より質の高いPLMの学習に役立つためと思われる。さらに、多言語ニュース推薦におけるPLMの有効性を検証するために、多言語データセットで実験を行った。EBNR、NAML、NPA、LSTUR、NRMSの性能を、以下のような異なる多言語テキストモデリング手法と比較する。(1) 教師なしセンス埋め込みをモジュール化したMUSE [13]、(2) 言語横断的自己監視タスクで事前学習したユニバーサル言語エンコーダーUnicoder、(3) 情報理論的枠組みに基づいて対比的に事前学習した言語間言語モデルInfoXLM [4] 、である。これらの手法では、[8]に従い、学習データを異なる言語で混合する。さらに、各市場のMUSEに基づき独立に学習した単言語モデルの性能も比較する(Singleと表記)。AUCの観点からの異なる手法の結果を表3に示す。多言語モデルは、通常、独自に学習した単言語モデルよりも性能が高いことが分かる。これは、異なる言語には通常何らかの固有の関連性があり、異なる国のユーザーも同様の関心を持っている可能性があるためと思われる。したがって、多言語データとモデルを共同で学習することで、より正確な推薦モデルの学習に役立てることができる。また、統一的な推薦モデルを用いて、多様な言語使用国(例えば、インド欧やアルタイック)のユーザーにサービスを提供する可能性もあり、これにより計算量を大幅に削減することができる。

[4]Wは 4GPU を並列に使用し,それぞれバッチサイズは 32 であった.t
[5]T検定の結果,有意な改善が見られた($p < 0.001$).

表 2: MIND における各手法の性能。

Methods	AUC	MRR	nDCG@5	nDCG@10
EBNR	66.54	32.43	35.38	40.09
EBNR-BERT	69.56	34.77	38.04	43.72
EBNR-RoBERTa	69.70	34.84	38.21	43.88
EBNR-UniLM	70.56	35.31	38.65	44.32
NAML	67.78	33.24	36.19	41.95
NAML-BERT	69.42	34.66	37.91	43.65
NAML-RoBERTa	69.60	34.78	38.13	43.79
NAML-UniLM	70.50	35.26	38.60	44.27
NPA	67.87	33.20	36.26	42.03
NPA-BERT	69.50	34.72	37.96	43.72
NPA-RoBERTa	69.64	34.81	38.14	43.82
NPA-UniLM	70.52	35.29	38.63	44.29
LSTUR	68.04	33.31	36.28	42.10
LSTUR-BERT	69.49	34.72	37.97	43.70
LSTUR-RoBERTa	69.62	34.80	38.15	43.79
LSTUR-UniLM	70.56	35.29	38.67	44.31
NRMS	68.18	33.29	36.31	42.20
NRMS-BERT	69.50	34.75	37.99	43.72
NRMS-RoBERTa	69.56	34.81	38.05	43.79
NRMS-UniLM	**70.64**	**35.39**	**38.71**	**44.38**

表 3: 多言語における各手法の性能.

Methods	EN-US	DE-DE	FR-FR	IT-IT	JA-JP	ES-ES	KO-KR
EBNR-Single	62.08	59.94	61.66	60.27	61.57	58.30	63.53
EBNR-MUSE	62.26	60.19	61.75	60.44	61.74	57.53	63.78
EBNR-Unicoder	63.35	61.44	62.34	61.18	62.76	58.70	64.80
EBNR-InfoXLM	64.29	62.03	62.97	61.98	63.34	59.33	65.58
NAML-Single	62.05	59.89	61.56	60.21	61.54	58.21	63.5
NAML-MUSE	62.17	60.17	61.71	60.4	61.69	57.46	63.73
NAML-Unicoder	63.3	61.37	62.32	61.16	62.74	58.61	64.77
NAML-InfoXLM	64.27	61.98	62.94	61.91	63.29	59.33	65.49
NPA-Single	62.09	59.90	61.56	60.24	61.57	58.24	63.56
NPA-MUSE	62.23	60.21	61.78	60.44	61.75	57.47	63.71
NPA-Unicoder	63.32	61.41	62.35	61.20	62.77	58.64	64.80
NPA-InfoXLM	64.29	62.00	62.93	61.94	63.31	59.37	65.50
LSTUR-Single	62.09	59.95	61.58	60.22	61.58	58.22	63.57
LSTUR-MUSE	62.21	60.21	61.79	60.44	61.73	57.49	63.75
LSTUR-Unicoder	63.34	61.40	62.36	61.20	62.77	58.65	64.80
LSTUR-InfoXLM	64.31	62.03	62.96	61.95	63.32	59.38	65.54
NRMS-Single	62.11	59.94	61.62	60.28	61.57	58.30	63.64
NRMS-MUSE	62.33	60.29	61.86	60.54	61.90	57.62	63.93
NRMS-Unicoder	63.41	61.50	62.46	61.22	62.81	58.84	64.79
NRMS-InfoXLM	**64.34**	**62.05**	**63.04**	**61.98**	**63.40**	**59.44**	**65.58**

とオンライン配信のメモリコストがかかる。また、多言語PLMを用いた性能手法は、MUSE埋め込みを用いた手法よりも優れている。これは、複雑な多言語意味情報を捉える上で、PLMが単語埋め込みよりも強いためと思われる。また、InfoXLMはUnicoderよりも多言語ニュース推薦に力を与えることができる。これは、InfoXLMがUnicoderよりも優れた対照的な事前学習戦略を用いて、より正確なモデルの学習を支援するためと思われる。

3.3 Influence of Model Size

次に、PLM サイズが推薦性能に与える影響について検討する。BERT-Base (12層), BERT-Medium (8層), BERTSmall (4層), BERT-Tiny (2層) の2つの代表的な手法(すなわち、

In our experiments, we used the "Base" version of different pre-trained language models if not specially mentioned. We finetuned the last two Transformer layers because we find there is only a very small performance difference between finetuning all layers and the last two layers. Following [27], we used the titles of news for news modeling. We used Adam [3] as the optimization algorithm and the learning rate was 1e-5. The batch size was 128.[4] These hyperparameters are developed on the validation sets. We used average AUC, MRR, nDCG@5 and nDCG@10 over all impressions as the performance metrics. We repeated each experiment 5 times independently and reported the average performance.

3.2 Offline Performance Evaluation

We first compare the performance of several methods on the *MIND* dataset to validate the effectiveness of PLM-based models in monolingual news recommendation. We compared several recent news recommendation methods including EBNR [15], NAML [21], NPA [22], LSTUR [1], NRMS [23] and their variants empowered by different pre-trained language models, including BERT [5], RoBERTa [14] and UniLM [2]. The results are shown in Table 2. Referring to this table, we find that incorporating pre-trained language models can consistently improve the performance of basic models.[5] This is because pre-trained language models have stronger text modeling ability than the shallow models learned from scratch in the news recommendation. In addition, we find that the models based on RoBERTa are better than those based on BERT. This may be because RoBERTa has better hyperparameter settings than BERT and is pre-trained on larger corpus for a longer time. Besides, the models based on UniLM achieve the best performance. This may be due to UniLM can exploit the self-supervision information in both text understanding and generation tasks, which can help learn a higher-quality PLM.

In addition, we conduct experiments on the *Multilingual* dataset to validate the effectiveness of PLMs in multilingual news recommendation. We compare the performance of EBNR, NAML, NPA, LSTUR and NRMS with different multilingual text modeling methods, including: (1) MUSE [13], using modularizing unsupervised sense embeddings; (2) Unicoder [8], a universal language encoder pre-trained by cross-lingual self-supervision tasks; and (3) InfoXLM [4], a contrastively pre-trained cross-lingual language model based on information-theoretic framework. In these methods, following [8] we mix up the training data in different languages. In addition, we also compare the performance of independently learned monolingual models based on MUSE for each market (denoted as Single). The results of different methods in terms of AUC are shown in Table 3. We find that multilingual models usually outperform the independently learned monolingual models. This may be because different languages usually have some inherent relatedness and users in different countries may also have some similar interests. Thus, jointly training models with multilingual data can help learn a more accurate recommendation model. It also provides the potential to use a unified recommendation model to serve users in different countries with diverse language usage (e.g., Indo-European and Altaic), which can greatly reduce the computation and memory cost of online serving. In addition, the performance methods based on multilingual PLMs are better than those based on MUSE embeddings. This may be because PLMs are also stronger than word embeddings in capturing the complicated multilingual semantic information. In addition, InfoXLM can better empower multilingual news recommendation than Unicoder. This may be because InfoXLM uses better contrastive pre-training strategies than Unicoder to help learn more accurate models.

[4]We used 4 GPUs in parallel and the batch size on each of them was 32.

[5]The results of t-test show the improvements are significant ($p < 0.001$).

Table 2: Performance of different methods on *MIND*.

Methods	AUC	MRR	nDCG@5	nDCG@10
EBNR	66.54	32.43	35.38	40.09
EBNR-BERT	69.56	34.77	38.04	43.72
EBNR-RoBERTa	69.70	34.84	38.21	43.88
EBNR-UniLM	70.56	35.31	38.65	44.32
NAML	67.78	33.24	36.19	41.95
NAML-BERT	69.42	34.66	37.91	43.65
NAML-RoBERTa	69.60	34.78	38.13	43.79
NAML-UniLM	70.50	35.26	38.60	44.27
NPA	67.87	33.20	36.26	42.03
NPA-BERT	69.50	34.72	37.96	43.72
NPA-RoBERTa	69.64	34.81	38.14	43.82
NPA-UniLM	70.52	35.29	38.63	44.29
LSTUR	68.04	33.31	36.28	42.10
LSTUR-BERT	69.49	34.72	37.97	43.70
LSTUR-RoBERTa	69.62	34.80	38.15	43.79
LSTUR-UniLM	70.56	35.29	38.67	44.31
NRMS	68.18	33.29	36.31	42.20
NRMS-BERT	69.50	34.75	37.99	43.72
NRMS-RoBERTa	69.56	34.81	38.05	43.79
NRMS-UniLM	**70.64**	**35.39**	**38.71**	**44.38**

Table 3: Performance of different methods on *Multilingual*.

Methods	EN-US	DE-DE	FR-FR	IT-IT	JA-JP	ES-ES	KO-KR
EBNR-Single	62.08	59.94	61.66	60.27	61.57	58.30	63.53
EBNR-MUSE	62.26	60.19	61.75	60.44	61.74	57.53	63.78
EBNR-Unicoder	63.35	61.44	62.34	61.18	62.76	58.70	64.80
EBNR-InfoXLM	64.29	62.03	62.97	61.98	63.34	59.33	65.58
NAML-Single	62.05	59.89	61.56	60.21	61.54	58.21	63.5
NAML-MUSE	62.17	60.17	61.71	60.4	61.69	57.46	63.73
NAML-Unicoder	63.3	61.37	62.32	61.16	62.74	58.61	64.77
NAML-InfoXLM	64.27	61.98	62.94	61.91	63.29	59.33	65.49
NPA-Single	62.09	59.90	61.56	60.24	61.57	58.24	63.56
NPA-MUSE	62.23	60.21	61.78	60.44	61.75	57.47	63.71
NPA-Unicoder	63.32	61.41	62.35	61.20	62.77	58.64	64.80
NPA-InfoXLM	64.29	62.00	62.93	61.94	63.31	59.37	65.50
LSTUR-Single	62.09	59.95	61.58	60.22	61.58	58.22	63.57
LSTUR-MUSE	62.21	60.21	61.79	60.44	61.73	57.49	63.75
LSTUR-Unicoder	63.34	61.40	62.36	61.20	62.77	58.65	64.80
LSTUR-InfoXLM	64.31	62.03	62.96	61.95	63.32	59.38	65.54
NRMS-Single	62.11	59.94	61.62	60.28	61.57	58.30	63.64
NRMS-MUSE	62.33	60.29	61.86	60.54	61.90	57.62	63.93
NRMS-Unicoder	63.41	61.50	62.46	61.22	62.81	58.84	64.79
NRMS-InfoXLM	**64.34**	**62.05**	**63.04**	**61.98**	**63.40**	**59.44**	**65.58**

3.3 Influence of Model Size

Next, we explore the influence of PLM size on the recommendation performance. We compare the performance of two representative

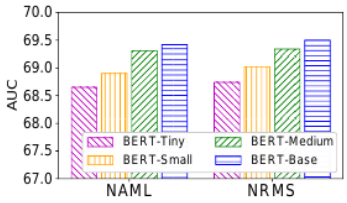


図3:PLMの大きさの影響

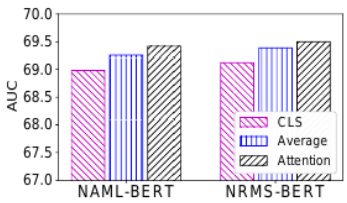


図4:プーリング手法の影響

NAMLとNRMS)と異なるバージョンのBERTの性能を比較する。MINDに関する結果を図3に示す。パラメータ数が多い大きなPLMを用いると、通常、より良い推薦性能が得られることが分かる。これは、通常、大きなPLMはニュースの深い意味情報を捉える能力が高く、巨大なPLM(例えば、BERT-Large)を組み込むと、さらに性能が向上する可能性があるためと思われます。しかし、巨大なPLMはオンラインアプリケーションには面倒なので、我々は基本バージョンのPLMを好んで使用しています。

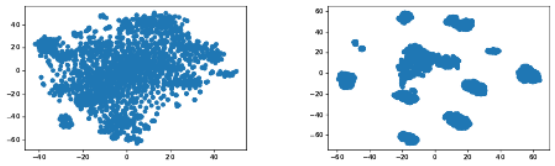
3.4 プーリング方法の違いによる影響

また、PLMの隠れ状態からニュース埋め込みを学習するために、様々なプーリング手法を用いることも検討した。(1) CLSは「[CLS]」トークンの表現をニュース埋め込みとして用い、文埋め込みを得る方法として広く用いられている、(2) AverageはPLMの隠れ状態の平均を用いる、(3) Attentionは隠れ状態からニュース埋め込みを学習するアテンション、の3手法を比較検討した。MINDにおけるNAML-BERTとNRMS-BERTの結果を図4.[6]に示すが、CLS法が最も悪い性能をもたらすことは非常に興味深い。これは、PLMのすべての出力隠れ状態を利用することができないためと思われる。また、AttentionはAverageを凌駕している。これは、アテンションネットワークが隠れ状態の情報量を区別し、より正確なニュース表現の学習に役立つためと思われる。そこで、アテンション機構をプーリング手法として選択した。

3.5 Visualization of News Embedding

また、浅いモデルとPLMを用いたモデルで学習したニュース埋め込みの違いについても検討した。NRMSとNRMSUniLMで学習したニュース埋め込みをt-SNE[17]で可視化し、その結果を図5に示す。NRMS-UniLMで学習したニュース埋め込みはNRMSよりも識別性が高いという興味深い現象が見られる。これは、NRMS-UniLMが

[6]We 他のPLMベースの手法でも同様の現象が観察される。



(a) NRMS. (b) NRMS-UniLM.

図5:NRMSとNRMS-UniLMで学習したニュース埋め込みの可視化。

NRMS の浅い自己アテンションネットワークは、ニューステキストの意味情報を効果的にモデル化することができない。また、クリックされたニュースの埋め込みからユーザの興味も推測されるため、NRMSが非識別的なニュース表現からユーザの興味を正確にモデル化することは困難である。また、NRMS-UniLMで学習したニュース埋め込みは、いくつかの明確なクラスタを形成していることが確認された。これは、PLMを用いたモデルが、異なる種類のニュースを分離し、より良いユーザインタレストモデリングとニュースマッチングを実現できるためと考えられる。これらの結果は、深層PLMが識別可能なテキスト表現を学習する際に、浅いNLPモデルよりも大きな能力を持つことを示しており、通常、正確なニュース推薦に有益であることを示している。

3.6 Online Flight Experiments

我々は、PLM を搭載したニュース推薦モデルを Microsoft News プラットフォームに導入した。NAML-UniLMモデルは、EN-US、EN-GB、EN-AU、EN-CA、EN-INなどの英語圏のユーザーへのサービスに使用された。オンラインフライトの実験結果では、事前に学習した言語モデルを用いない場合、従来のニュース推薦モデルに対して、クリックで8.53%、ページビューで2.63%の利得を得ることができました。また、NAML-InfoXLMモデルを用いて、他の43の市場のユーザーに異なる言語でサービスを提供することができました。オンラインフライトの結果、クリックで10.68%、ページビューで6.04%の改善が見られました。これらの結果は、事前に学習した言語モデルをニュース推薦に取り入れることで、オンラインニュースサービスの推薦性能とユーザーエクスペリエンスを効果的に向上させることができることを検証している。

4 CONCLUSION

本論文では、事前に学習させた言語モデルを用いて、パーソナライズされたニュース推薦に力を与えるための我々の研究成果を紹介する。英語と多言語のニュース推薦データセットに対して広範なオフライン実験を行い、事前学習した言語モデルを取り入れることで、ニュース推薦のためのニュースモデリングを効果的に改善できることを示す結果である。さらに、我々のPLMで強化されたニュース推薦モデルは、PLMで実世界の大規模ニュース推薦システムを強化する初めての公開された取り組みである市販のニュースプラットフォームに展開されました。オンラインフライトの結果、異なる言語の多数の市場において、クリックビューとページビューの両方で大幅な改善が見られた。

ACKNOWLEDGMENTS

この研究は、中国国家自然科学基金(助成番号 U1936216 および U1936208)の支援を受けて行われた。

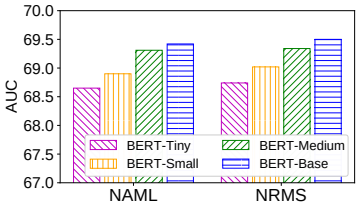


Figure 3: Influence of the size of PLMs.

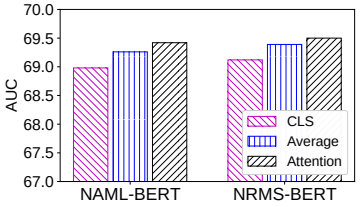


Figure 4: Influence of the pooling methods.

methods (i.e., NAML and NRMS) with different versions of BERT, including BERT-Base (12 layers), BERT-Medium (8 layers), BERT-Small (4 layers) and BERT-Tiny (2 layers). The results on *MIND* are shown in Fig. 3. We find that using larger PLMs with more parameters usually yields better recommendation performance. This may be because larger PLMs usually have stronger abilities in capturing the deep semantic information of news, and the performance may be further improved if more giant PLMs (e.g., BERT-Large) are incorporated. However, since huge PLMs are too cumbersome for online applications, we prefer the base version of PLMs.

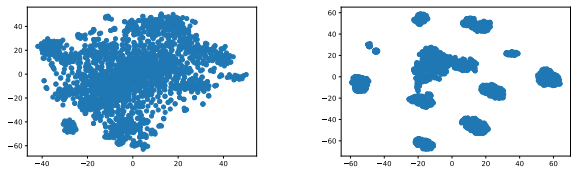
3.4 Influence of Different Pooling Methods

We also explore using different pooling methods for learning news embeddings from the hidden states of PLMs. We compare three methods, including: (1) *CLS*, using the representation of the "[CLS]" token as news embedding, which is a widely used method for obtaining sentence embedding; (2) *Average*, using the average of hidden states of PLM; (3) *Attention*, using an attention network to learn news embeddings from hidden states. The results of NAML-BERT and NRMS-BERT on *MIND* are shown in Fig. 4.[6] We find it is very interesting that the *CLS* method yields the worst performance. This may be because it cannot exploit all output hidden states of the PLM. In addition, *Attention* outperforms *Average*. This may be because attention networks can distinguish the informativeness of hidden states, which can help learn more accurate news representations. Thus, we choose attention mechanism as the pooling method.

3.5 Visualization of News Embedding

We also study the differences between the news embeddings learned by shallow models and PLM-empowered models. We use t-SNE [17] to visualize the news embeddings learned by NRMS and NRMS-UniLM, and the results are shown in Fig. 5. We find an interesting phenomenon that the news embeddings learned by NRMS-UniLM are much more discriminative than NRMS. This may be because the

[6]We observe similar phenomenons in other PLM-based methods.



(a) NRMS. (b) NRMS-UniLM.

Figure 5: Visualization of news embeddings learned by NRMS and NRMS-UniLM.

shallow self-attention network in NRMS cannot effectively model the semantic information in news texts. Since user interests are also inferred from embeddings of clicked news, it is difficult for NRMS to accurately model user interests from non-discriminative news representations. In addition, we observe that the news embeddings learned by NRMS-UniLM form several clear clusters. This may be because the PLM-empowered model can disentangle different kinds of news for better user interest modeling and news matching. These results demonstrate that deep PLMs have greater ability than shallow NLP models in learning discriminative text representations, which is usually beneficial for accurate news recommendation.

3.6 Online Flight Experiments

We have deployed our PLM-empowered news recommendation models into the Microsoft News platform. Our NAML-UniLM model was used to serve users in English-speaking markets, including EN-US, EN-GB, EN-AU, EN-CA and EN-IN. The online flight experimental results have shown a gain of 8.53% in click and 2.63% in pageview against the previous news recommendation model without pre-trained language model. In addition, our NAML-InfoXLM model was used to serve users in other 43 markets with different languages. The online flight results show an improvement of 10.68% in click and 6.04% in pageview. These results validate that incorporating pre-trained language models into news recommendation can effectively improve the recommendation performance and user experience of online news services.

4 CONCLUSION

In this paper, we present our work on empowering personalized news recommendation with pre-trained language models. We conduct extensive offline experiments on both English and multilingual news recommendation datasets, and the results show incorporating pre-trained language models can effectively improve news modeling for news recommendation. In addition, our PLM-empowered news recommendation models have been deployed to a commercial news platform, which is the first public reported effort to empower real-world large-scale news recommender systems with PLMs. The online flight results show significant improvement in both click and pageview in a large number of markets with different languages.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant numbers U1936216 and U1936208.

REFERENCES

[1] Mingxiao An, Fangzhao Wu, Chuhan Wu, Kun Zhang, Zheng Liu, and Xing Xie. 2019. Neural News Recommendation with Long-and Short-term User Representations. In *ACL*. 336–345.

[2] Hangbo Bao, Li Dong, Furu Wei, Wenhui Wang, Nan Yang, Xiaodong Liu, Yu Wang, Jianfeng Gao, Songhao Piao, Ming Zhou, et al. 2020. Unilmv2: Pseudo-masked language models for unified language model pre-training. In *ICML*. PMLR, 642–652.

[3] Yoshua Bengio and Yann LeCun. 2015. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In *ICLR*.

[4] Zewen Chi, Li Dong, Furu Wei, Nan Yang, Saksham Singhal, Wenhui Wang, Xia Song, Xian-Ling Mao, Heyan Huang, and Ming Zhou. 2020. Infoxlm: An information-theoretic framework for cross-lingual language model pre-training. arXiv preprint arXiv:2007.07834 (2020). [5] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. 2019. BERT: 言語理解のための深い双方向変換器の事前学習. で
NAACL-HLT. 4171–4186.

[6] Li Dong, Nan Yang, Wenhui Wang, Furu Wei, Xiaodong Liu, Yu Wang, Jianfeng Gao, Ming Zhou, and Hsiao-Wuen Hon. 2019. Unified Language Model Pre-training for Natural Language Understanding and Generation. In *NeurIPS*. 13042–13054.

[7] Huifeng Guo, Ruiming Tang, Yunming Ye, Zhenguo Li, and Xiuqiang He. 2017. DeepFM: a factorization-machine based neural network for CTR prediction. In *AAAI*. 1725–1731.

[8] Haoyang Huang, Yaobo Liang, Nan Duan, Ming Gong, Linjun Shou, Daxin Jiang, and Ming Zhou. 2019. Unicoder: A Universal Language Encoder by Pre-training with Multiple Cross-lingual Tasks. In *EMNLP-IJCNLP*. 2485–2494.

[9] Armand Joulin, Édouard Grave, Piotr Bojanowski, and Tomáš Mikolov. 2017. Bag of Tricks for Efficient Text Classification. In *EACL*. 427–431.

[10] Yoon Kim. 2014. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. In *EMNLP*. 1746–1751.

[11] Guillaume Lample and Alexis Conneau. 2019. Cross-lingual language model pretraining. *arXiv preprint arXiv:1901.07291* (2019).

[12] Zhenzhong Lan, Mingda Chen, Sebastian Goodman, Kevin Gimpel, Piyush Sharma, and Radu Soricut. 2019. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations. In *ICLR*.

[13] Guang-He Lee and Yun-Nung Chen. 2017. MUSE: Modularizing Unsupervised Sense Embeddings. In *EMNLP*. 327–337.

[14] Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, and Veselin Stoyanov. 2019. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692* (2019).

[15] Shumpei Okura, Yukihiro Tagami, Shingo Ono, and Akira Tajima. 2017. Embedding-based news recommendation for millions of users. In *KDD*. ACM, 1933–1942.

[16] Xipeng Qiu, Tianxiang Sun, Yige Xu, Yunfan Shao, Ning Dai, and Xuanjing Huang. 2020. Pre-trained models for natural language processing: A survey. *Science China Technological Sciences* (2020), 1–26.

[17] Laurens Van der Maaten and Geoffrey Hinton. 2008. Visualizing data using t-SNE. *JMLR* 9, 11 (2008).

[18] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2017. Attention is all you need. In *NIPS*. 5998–6008.

[19] Heyuan Wang, Fangzhao Wu, Zheng Liu, and Xing Xie. 2020. Fine-grained Interest Matching for Neural News Recommendation. In *ACL*. 836–845.

[20] Hongwei Wang, Fuzheng Zhang, Xing Xie, and Minyi Guo. 2018. DKN: Deep Knowledge-Aware Network for News Recommendation. In *WWW*. 1835–1844.

[21] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Mingxiao An, Jianqiang Huang, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2019. Neural News Recommendation with Attentive Multi-View Learning. In *IJCAI*. 3863–3869.

[22] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Mingxiao An, Jianqiang Huang, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2019. Npa: Neural news recommendation with personalized attention. In *KDD*. 2576–2584.

[23] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Suyu Ge, Tao Qi, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2019. Neural News Recommendation with Multi-Head Self-Attention. In *EMNLP*. 6390–6395.

[24] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Junxin Liu, Sixing Wu, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2018. Detecting tweets mentioning drug name and adverse drug reaction with hierarchical tweet representation and multi-head self-attention. In *SMM4H*. 34–37.

[25] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Tao Qi, and Yongfeng Huang. 2020. SentiRec: Sentiment Diversity-aware Neural News Recommendation. In *AACL*. 44–53.

[26] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Tao Qi, and Yongfeng Huang. 2020. User Modeling with Click Preference and Reading Satisfaction for News Recommendation. In *IJCAI*. 3023–3029.

[27] Fangzhao Wu, Ying Qiao, Jiun-Hung Chen, Chuhan Wu, Tao Qi, Jianxun Lian, Danyang Liu, Xing Xie, Jianfeng Gao, Winnie Wu, et al. 2020. MIND: A Large-scale Dataset for News Recommendation. In *ACL*. 3597–3606.

[28] Zhilin Yang, Zihang Dai, Yiming Yang, Jaime Carbonell, Russ R Salakhutdinov, and Quoc V Le. 2019. XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding. *NeurIPS* 32 (2019), 5753–5763.

[29] Zichao Yang, Diyi Yang, Chris Dyer, Xiaodong He, Alex Smola, and Eduard Hovy. 2016. Hierarchical attention networks for document classification. In *NAACL-HLT*. 1480–1489.

REFERENCES

[1] Mingxiao An, Fangzhao Wu, Chuhan Wu, Kun Zhang, Zheng Liu, and Xing Xie. 2019. Neural News Recommendation with Long-and Short-term User Representations. In *ACL*. 336–345.

[2] Hangbo Bao, Li Dong, Furu Wei, Wenhui Wang, Nan Yang, Xiaodong Liu, Yu Wang, Jianfeng Gao, Songhao Piao, Ming Zhou, et al. 2020. Unilmv2: Pseudo-masked language models for unified language model pre-training. In *ICML*. PMLR, 642–652.

[3] Yoshua Bengio and Yann LeCun. 2015. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In *ICLR*.

[4] Zewen Chi, Li Dong, Furu Wei, Nan Yang, Saksham Singhal, Wenhui Wang, Xia Song, Xian-Ling Mao, Heyan Huang, and Ming Zhou. 2020. Infoxlm: An information-theoretic framework for cross-lingual language model pre-training. *arXiv preprint arXiv:2007.07834* (2020).

[5] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. 2019. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *NAACL-HLT*. 4171–4186.

[6] Li Dong, Nan Yang, Wenhui Wang, Furu Wei, Xiaodong Liu, Yu Wang, Jianfeng Gao, Ming Zhou, and Hsiao-Wuen Hon. 2019. Unified Language Model Pre-training for Natural Language Understanding and Generation. In *NeurIPS*. 13042–13054.

[7] Huifeng Guo, Ruiming Tang, Yunming Ye, Zhenguo Li, and Xiuqiang He. 2017. DeepFM: a factorization-machine based neural network for CTR prediction. In *AAAI*. 1725–1731.

[8] Haoyang Huang, Yaobo Liang, Nan Duan, Ming Gong, Linjun Shou, Daxin Jiang, and Ming Zhou. 2019. Unicoder: A Universal Language Encoder by Pre-training with Multiple Cross-lingual Tasks. In *EMNLP-IJCNLP*. 2485–2494.

[9] Armand Joulin, Édouard Grave, Piotr Bojanowski, and Tomáš Mikolov. 2017. Bag of Tricks for Efficient Text Classification. In *EACL*. 427–431.

[10] Yoon Kim. 2014. Convolutional Neural Networks for Sentence Classification. In *EMNLP*. 1746–1751.

[11] Guillaume Lample and Alexis Conneau. 2019. Cross-lingual language model pretraining. *arXiv preprint arXiv:1901.07291* (2019).

[12] Zhenzhong Lan, Mingda Chen, Sebastian Goodman, Kevin Gimpel, Piyush Sharma, and Radu Soricut. 2019. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations. In *ICLR*.

[13] Guang-He Lee and Yun-Nung Chen. 2017. MUSE: Modularizing Unsupervised Sense Embeddings. In *EMNLP*. 327–337.

[14] Yinhan Liu, Myle Ott, Naman Goyal, Jingfei Du, Mandar Joshi, Danqi Chen, Omer Levy, Mike Lewis, Luke Zettlemoyer, and Veselin Stoyanov. 2019. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach. *arXiv preprint arXiv:1907.11692* (2019).

[15] Shumpei Okura, Yukihiro Tagami, Shingo Ono, and Akira Tajima. 2017. Embedding-based news recommendation for millions of users. In *KDD*. ACM, 1933–1942.

[16] Xipeng Qiu, Tianxiang Sun, Yige Xu, Yunfan Shao, Ning Dai, and Xuanjing Huang. 2020. Pre-trained models for natural language processing: A survey. *Science China Technological Sciences* (2020), 1–26.

[17] Laurens Van der Maaten and Geoffrey Hinton. 2008. Visualizing data using t-SNE. *JMLR* 9, 11 (2008).

[18] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2017. Attention is all you need. In *NIPS*. 5998–6008.

[19] Heyuan Wang, Fangzhao Wu, Zheng Liu, and Xing Xie. 2020. Fine-grained Interest Matching for Neural News Recommendation. In *ACL*. 836–845.

[20] Hongwei Wang, Fuzheng Zhang, Xing Xie, and Minyi Guo. 2018. DKN: Deep Knowledge-Aware Network for News Recommendation. In *WWW*. 1835–1844.

[21] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Mingxiao An, Jianqiang Huang, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2019. Neural News Recommendation with Attentive Multi-View Learning. In *IJCAI*. 3863–3869.

[22] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Mingxiao An, Jianqiang Huang, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2019. Npa: Neural news recommendation with personalized attention. In *KDD*. 2576–2584.

[23] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Suyu Ge, Tao Qi, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2019. Neural News Recommendation with Multi-Head Self-Attention. In *EMNLP*. 6390–6395.

[24] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Junxin Liu, Sixing Wu, Yongfeng Huang, and Xing Xie. 2018. Detecting tweets mentioning drug name and adverse drug reaction with hierarchical tweet representation and multi-head self-attention. In *SMM4H*. 34–37.

[25] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Tao Qi, and Yongfeng Huang. 2020. SentiRec: Sentiment Diversity-aware Neural News Recommendation. In *AACL*. 44–53.

[26] Chuhan Wu, Fangzhao Wu, Tao Qi, and Yongfeng Huang. 2020. User Modeling with Click Preference and Reading Satisfaction for News Recommendation. In *IJCAI*. 3023–3029.

[27] Fangzhao Wu, Ying Qiao, Jiun-Hung Chen, Chuhan Wu, Tao Qi, Jianxun Lian, Danyang Liu, Xing Xie, Jianfeng Gao, Winnie Wu, et al. 2020. MIND: A Large-scale Dataset for News Recommendation. In *ACL*. 3597–3606.

[28] Zhilin Yang, Zihang Dai, Yiming Yang, Jaime Carbonell, Russ R Salakhutdinov, and Quoc V Le. 2019. XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding. *NeurIPS* 32 (2019), 5753–5763.

[29] Zichao Yang, Diyi Yang, Chris Dyer, Xiaodong He, Alex Smola, and Eduard Hovy. 2016. Hierarchical attention networks for document classification. In *NAACL-HLT*. 1480–1489.