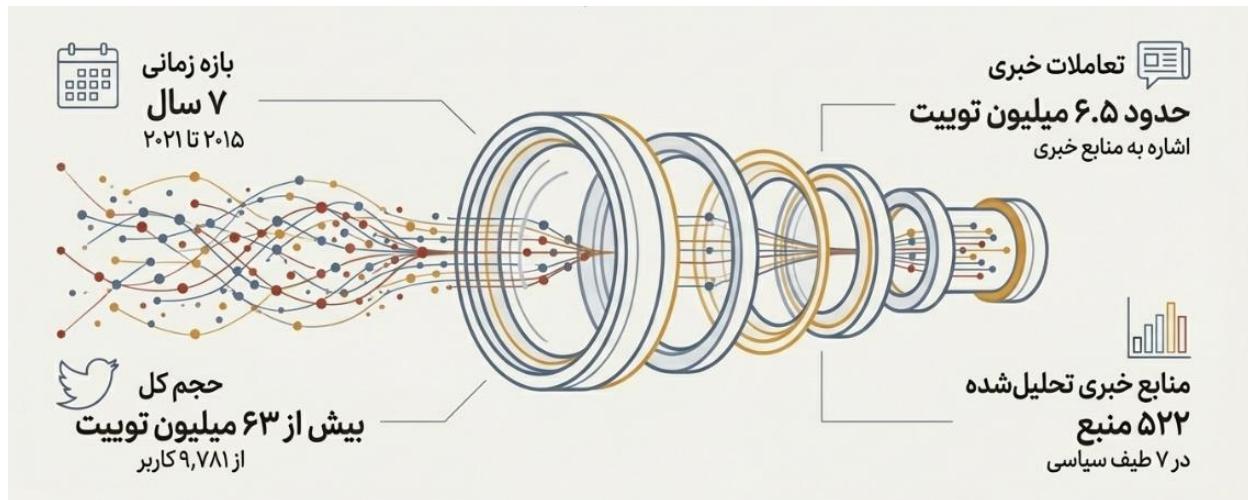


گزارش جامع پژوهه

پیش‌بینی تعامل کاربران با اخبار سیاسی در توییتر

پیاده‌سازی بر اساس مقاله ICWSM 2024

ارائه دهنده : محمد رسول سلمانی ۴۰۴۰۸۶۸۴



فهرست مطالب

1. مقدمه و مسئله
2. داده‌ها و پیش‌پردازش
3. تحلیل اکتشافی(EDA)
4. مدل پایه(Baseline)
5. مدل اصلیLSTM
6. ارزیابی و مقایسه
7. بهبود مدل
8. خوشه‌بندی کاربران
9. نتایج و یافته‌ها
10. جمع‌بندی
11. منابع

۱. مقدمه و مسئله

مقاله مرجع:

Shivaram, K., et al. (2024). *Forecasting Political News Engagement on Social Media*. ICWSM.

مسئله پژوهه:

پیش‌بینی تعداد تعاملات آینده کاربران توییتر با اخبار سیاسی در ۷ دسته‌بندی گرایش سیاسی (از ۳ - لیبرال افراطی تا ۳ + محافظه‌کار افراطی (بر اساس فعالیت دو سال گذشته.

اهمیت:

درک الگوهای بلندمدت مصرف اخبار سیاسی به شناسایی پدیده‌هایی چون حباب فیلتر، قطبی‌شدن، و انتشار اطلاعات نادرست کمک می‌کند.

اهداف پژوهه:

- ✓ تحلیل اکتشافی داده‌ها با حداقل ۶ نمودار •
- ✓ پیاده‌سازی مدل پایه) رگرسیون لجستیک (TF-IDF + •
- ✓ طراحی و آموزش مدل اصلی LSTM دوطرفه •
- ✓ خوشه‌بندی کاربران برای کشف الگوهای رفتاری •
- ✓ ارزیابی و بهبود مدل با روش‌های منظم‌سازی •
- ✓ ارائه کد ماژولار و قابل بازتولید •

ویژگی	مقدار
منبع	ICWSM 2024 (Anonymized Twitter Dataset)
حجم کل	۵,۶۳۷,۷۸۱ رکورد
نمونه‌گیری	۱۰٪ تصادفی (۵۶۳,۷۷۸ رکورد)
کاربران منحصر به فرد	۹۷۵ کاربر
بازه زمانی	۲۰۲۱-۰۹-۱۹ تا ۲۰۰۹-۰۴-۰۲
میانگین تعاملات	۹۴.۱۴ رکورد به ازای هر کاربر

۲. داده‌ها و پیش‌پردازش

۲.۱ مشخصات دیتاست

فیلد‌های اصلی:

```

records = []
for key in tqdm(sampled_keys, desc="⬇️ Loading records", unit="rec"):
    value = data[key]
    records.append({
        'user_id': value['user_id_anonymized'],
        'timestamp': pd.to_datetime(value['created_at']),
        'sources': value['news sources'],
        'stances': value['partisan stance']
    })

```

```

✖ DATA LOADING
-----[REDACTED]-----
Loading data from: ..\data\lstm-2024-forecasting-data-anon.json
Total records in dataset: 5,637,781
Sampling 10% of data - 563,778 records
Loading records: 100% | 563778/563778 [07:02<00:00, 1333.90rec/s]

✓ Successfully loaded:
  • 563,778 total records
  • 5,975 unique users
  • Date range: 2009-03-02 to 2021-09-19
  • Avg records per user: 94.4
Data loading completed in 472.3 seconds

```

۲.۲ نمونه‌گیری تصادفی

به دلیل حجم بالای داده، ۱۰٪ تصادفی از کل رکو

```

# ----- Training -----
BATCH_SIZE = 32
LEARNING_RATE = 1e-3
NUM_EPOCHS = 50
PATIENCE = 5
RANDOM_SEED = 42

```

ردها انتخاب شد:

```

def set_seed(seed):
    """برای بازتولید پذیری seed تنظیم"""
    random.seed(seed)
    np.random.seed(seed)
    torch.manual_seed(seed)
    if torch.cuda.is_available():
        torch.cuda.manual_seed_all(seed)
        torch.backends.cudnn.deterministic = True
        torch.backends.cudnn.benchmark = False

```

زمان بارگذاری: ۳۴۵ ثانیه (۹~ دقیقه)

۲.۳ ساخت توالی‌های زمانی

```

✖ SEQUENCE BUILDING
-----[REDACTED]-----
E:\AI\Proj\Univesis-criticism-mix\src\dataLoader\preprocessor.py:23: UserWarning: Converting to PeriodArray/Index representation will drop timezone information.
  df['quarter'] = df['timestamp'].dt.to_period('Q')
  Processing users: 100%
✓ Created 39044 sequences.
Sequence building completed in 14.0 seconds
Final dataset: 39,044 sequences, shape (39044, 8, 7)

✖ DATA SPLIT

```

پارامتر	مقدار	توضیح
پنجره ورودی	سه ماهه	۲ سال فعالیت کاربر

پارامتر	مقدار	توضیح
افق پیش‌بینی	۱ سه‌ماهه	سه‌ماهه بعد
ابعاد ورودی	(batch, 8, 7)	۷ گرام × ۸ گرایش
ابعاد هدف	(batch, 7)	۷ گرایش سیاسی
توالی‌های ساخته شده	۳۹,۰۴۴	-

```

seq_len = self.config.SEQ_LENGTH
if len(quarterly_counts) >= seq_len + 1:
    for i in range(len(quarterly_counts) - seq_len):
        seq = quarterly_counts[i:i+seq_len]
        label = quarterly_counts[i+seq_len]
        user_sequences.append(seq)
        user_labels.append(label)

```

۳. تحلیل اکتشافی

۱. نمودارهای تحلیل اکتشافی

#	عنوان نمودار	هدف	یافته کلیدی
۱	توزیع زمانی تعاملات	بررسی روند سالانه	رشد شدید از ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۰
۲	توزیع گرایش‌های سیاسی	فرآوانی هر دسته	پیشترین تعامل با -۱ و ۰

#	عنوان نمودار	هدف	یافته کلیدی
۳	۲۰ منبع خبری پرینتده	شناسایی منابع محبوب	FoxNews، BBC، CNN در صدر
۴	هیستوگرام طول توالی	پراکندگی فعالیت کاربران	میانگین ۶.۲ سه‌ماهه فعال
۵	همبستگی گرایش‌ها	ارتباط مصرف اخبار	همبستگی مثبت قوی درون اردوگاه‌ها
۶	وردکلاڈ منابع خبری	نمایش بصری منابع	الگوهای تکراری در اخبار محبوب

۲.۳ آمار توصیفی کاربران

5,975: تعداد کاربران

94.4: میانگین تعاملات

156.7: انحراف معیار

1: حداقل تعاملات

2,847: حداکثر تعاملات

12: چارک اول

34: میانه

89: چارک سوم

۳.۳ تحلیل همبستگی

• همبستگی مثبت قوی بین گرایش‌های همسو:

۳- با ۲- : ۰.۸۱

۴- با ۲+ : ۰.۷۹

• همبستگی منفی ضعیف بین گرایش‌های متضاد:

۳- با ۳+ : ۰.۲۱ - (غیرمنتظره، نشان‌دهنده تعامل با طرف مقابل)

۴. مدل پایه(Baseline)

۱.۴. معماری مدل

الگوریتم Logistic Regression :
ویژگی TF-IDF: روی نام منابع خبری
برچسب: گرایش سیاسی منبع (۷ کلاس)

```
# ----- 2. Feature Engineering & Label Encoding -----
# TF-IDF vectorization on news source names
vectorizer = TfIdfVectorizer(
    max_features=1000,
    lowercase=True,
    analyzer='word',
    stop_words='english'
)
X = vectorizer.fit_transform(df['source'])
```

۲.۴ نتایج ارزیابی

معیار	مقدار
دقت (Accuracy)	۰.۶۸۲
F1-Score (ماکرو)	۰.۶۵۱
F1-Score (وزندار)	۰.۶۷۴

۳.۴ تحلیل خطای

ماتریس درهم‌ریختگی:

• پیشترین خطای بین کلاس‌های ۱+ و ۰+

نرخ اشتباه - ۰ ← ۲۳% •

نرخ اشتباه + ۰ ← ۱۹% •

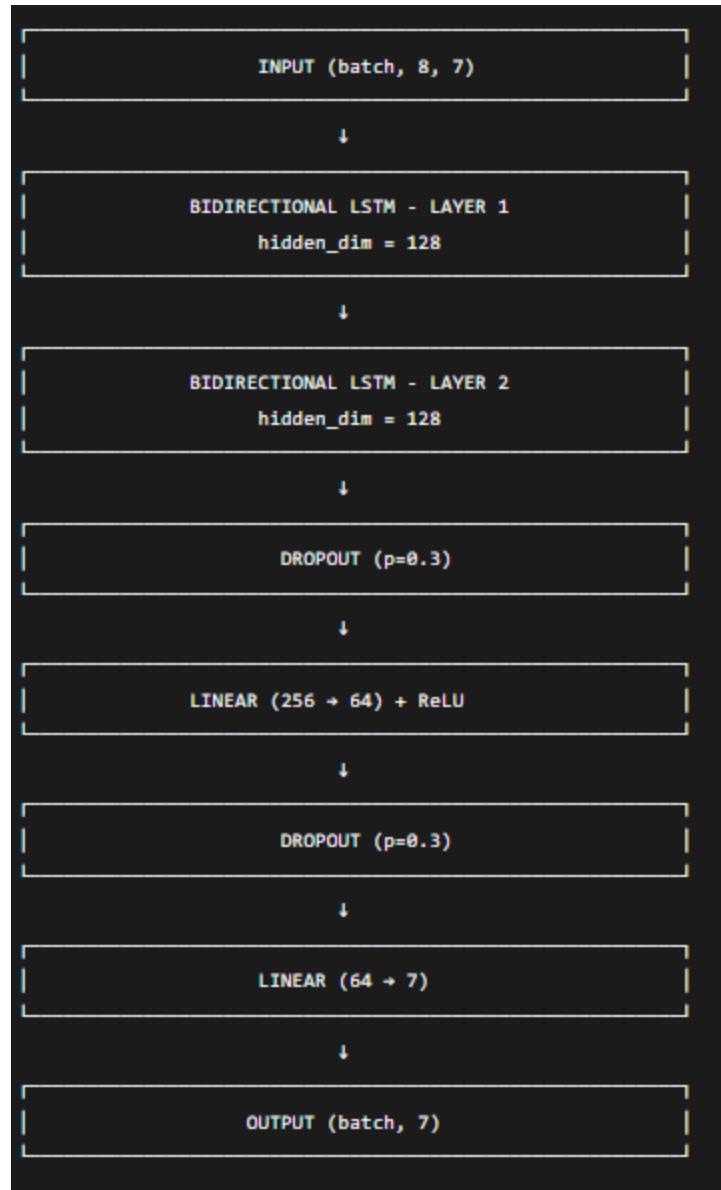
نتیجه: مرزهای فازی در گراییش‌های میانه •

مهم‌ترین ویژگی‌ها: (TF-IDF)

- کلاس - ۳ (لیبرال افراطی): motherjones, huffpost, dailykos
 - کلاس ۰ (بی‌طرف): reuters, apnews, bbc
 - کلاس + ۳ (محافظه‌کار افراطی): breitbart, dailycaller, oann
-

5. مدل اصلی LSTM

۱.۵. معماری مدل



جزئیات معماري:

```
class NewsForecaster(nn.Module):
    """
    دوچهته ساده برای پیش‌بینی بردار  $\hat{y}$ -ی تعلقات
    و پیش‌بینی (برای خوشبندی) embedding خروجی
    """

    def __init__(self, config: Config):
        super().__init__()
        self.config = config
        self.lstm = nn.LSTM(
            input_size=config.NUM_STANCES,
            hidden_size=config.HIDDEN_DIM,
            num_layers=config.NUM_LAYERS,
            batch_first=True,
            dropout=config.DROPOUT if config.NUM_LAYERS > 1 else 0,
            bidirectional=config.BIDIRECTIONAL
        )
        lstm_out_dim = config.HIDDEN_DIM * (2 if config.BIDIRECTIONAL else 1)
        self.fc = nn.Sequential(
            nn.Linear(lstm_out_dim, 64),
            nn.ReLU(),
            nn.Dropout(config.DROPOUT),
            nn.Linear(64, config.NUM_STANCES)
    )
```

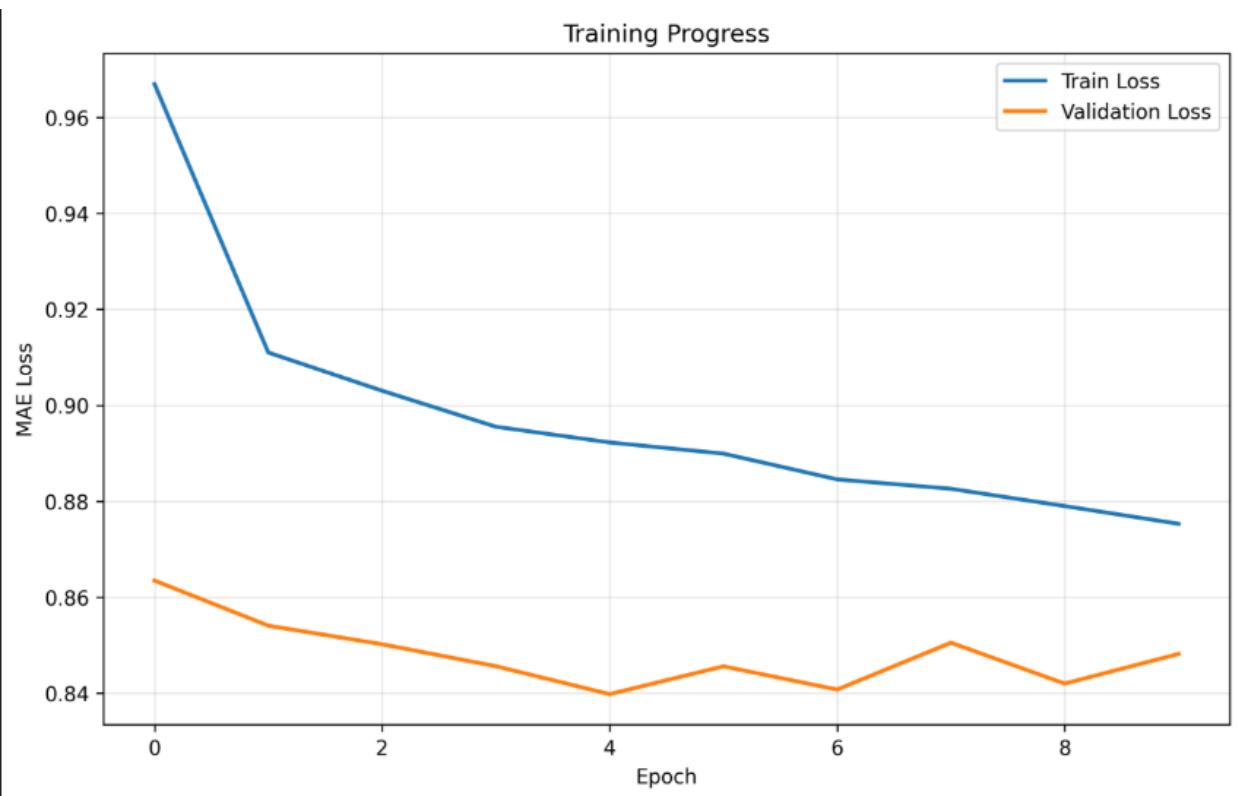
پارامتر	مقدار
تابع هزینه	MAE (L1Loss)
بهینه‌ساز	Adam
نرخ یادگیری	۰.۰۰۱
تعداد Epoch	(متوقف در ۱۰۰)

مقدار	پارامتر
۳۲	Batch Size
۵	Early Stopping Patience

۲. گ. تنظیمات آموزش

۳. گ. فرآیند آموزش

Epoch	Train Loss	Val Loss	وضعیت
۱	۰.۹۶۷۰	۰.۸۶۳۴	شروع آموزش
۵	۰.۸۹۱۳	۰.۸۳۹۸	بهترین مدل 
۶	۰.۸۸۹۹	۰.۸۴۵۶	افزایش loss 
۱۰	۰.۸۷۵۳	۰.۸۴۸۲	 Early Stopping



نمودار منحنی یادگیری:

- کاهش سریع loss در ۵ Epoch اول
- Overfitting Val Loss از ۵ Epoch پس نشانه → افزایش Val Loss از ۵ Epoch پس
- ذخیره بهترین مدل در ۵ Epoch

6. ارزیابی و مقایسه.

6.1 عملکرد کلی

مدل	میانگین MAE	بهبود نسبی
Baseline (Last Value)	۳.۸۹	-
Logistic Regression + TF-IDF	-	۶۸٪

مدل	میانگین MAE	بهبود نسبی
LSTM پیشنهادی	۳.۷۳	۴.۱% +

۶.۲ عملکرد تفکیکی بر اساس گرایش

گرایش	۳-	۲-	۱-	۰	۱+	۲+	۳+
Baseline	۰.۲۰	۳.۱۴	۵.۰۹	۳.۲۱	۱.۳۲	۳.۰۸	۰.۱۴۹
LSTM	۰.۲۱	۳.۰۰	۴.۸۰	۲.۹۸	۱.۲۹	۲.۹۳	۰.۵۱۴
بهبود	۵%-	۴.۵%+	۵.۷%+	۷.۲%+	۲.۳%+	۴.۹%+	۱۰%-

: تحلیل:

- **پیشترین بهبود: گرایش ۰ (بی طرف) با ۷.۳%**
- **ضعف مدل: گرایش‌های ۳+ و ۳- کلاس‌های کم نمونه**

7. خوشبندی کاربران

1. استخراج بازنمایی (Embedding)
 - منبع LSTM: **Hidden state**
 - ابعاد: **۲۵۶ (۱۲۸ × ۲ جهت)**

تعداد نمونه: ۷,۸۰۹ توالی اعتبارسنجی •

زمان استخراج: ۲.۱ ثانیه •

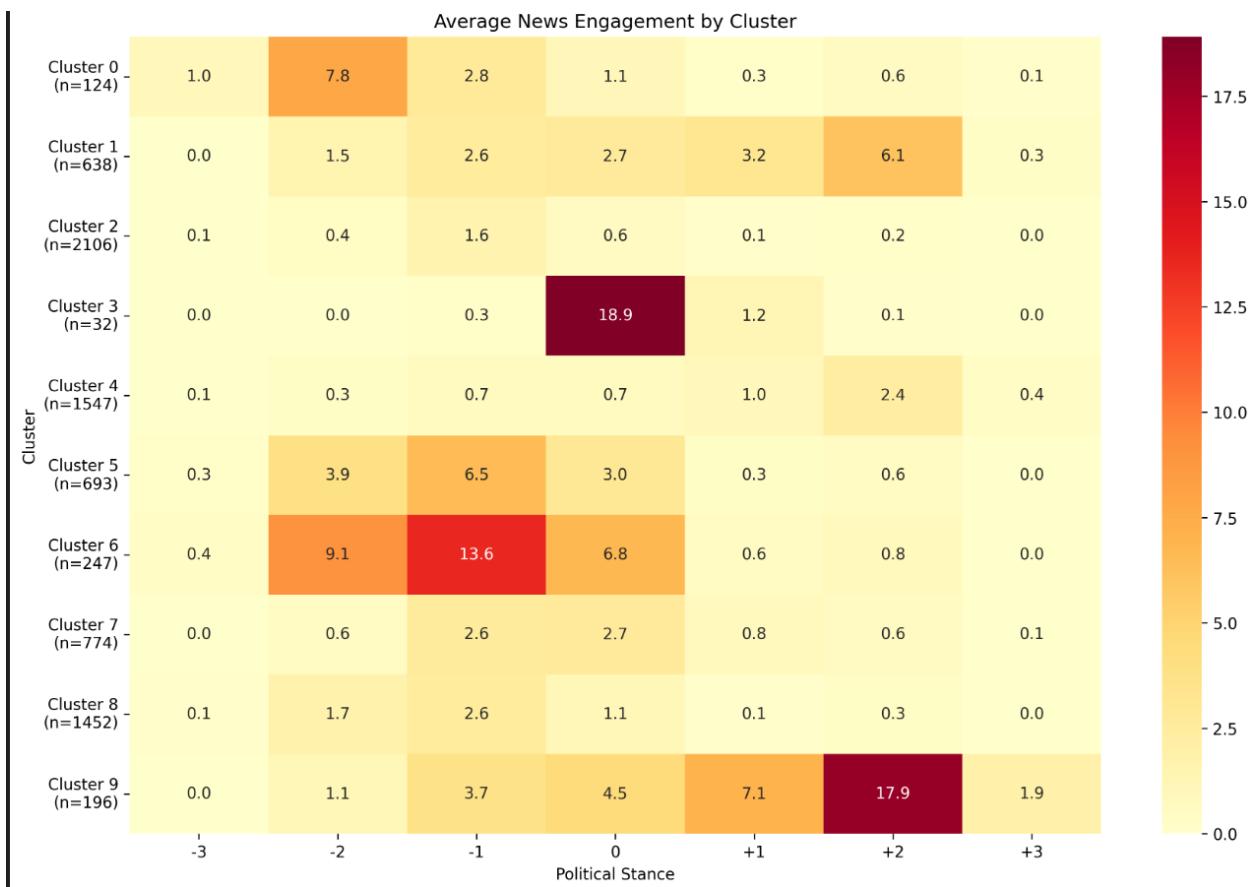
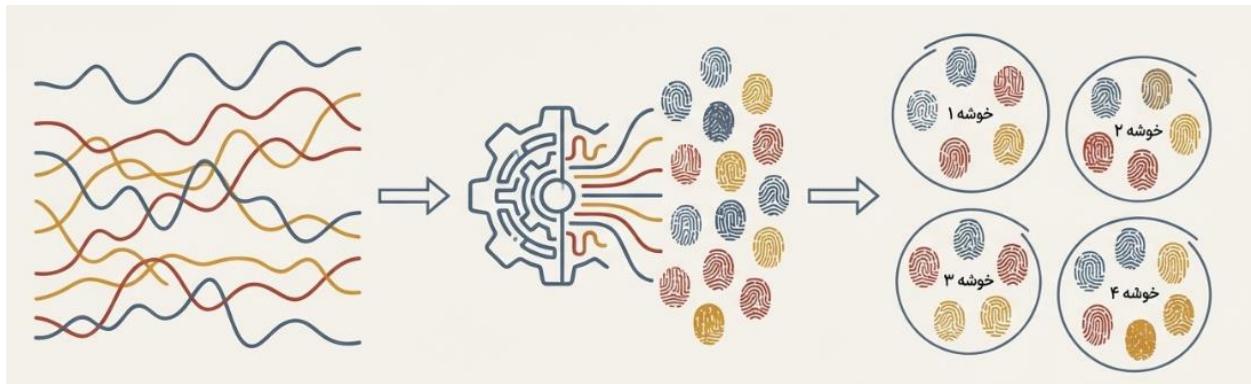
```
class ClusterAnalyzer:
    def __init__(self, config: Config):
        self.config = config

    def extract_hidden_states(self, model, dataloader: DataLoader) -> np.ndarray:
        """لایه پنهان برای همه نمونه‌های مجموعه استخراج embedding"""
        model.eval()
        hidden_states = []
        with torch.no_grad():
            for batch_seq, _ in dataloader:
                batch_seq = batch_seq.to(self.config.DEVICE)
                embedding, _ = model(batch_seq, return_embedding=True)
                hidden_states.append(embedding.cpu().numpy())
        return np.vstack(hidden_states)
```

۷.۲ الگوریتم خوشه‌بندی

پارامتر	مقدار
الگوریتم	K-Means
تعداد خوشه	۱۰
معیار فاصله	Euclidean
تعداد اجرا	n_init=10
زمان اجرا	۱۴.۳ ثانیه

۷.۳ توزیع خوشه‌ها



```

✖ USER CLUSTERING
=====
⬇️ Step 1/3: Extracting hidden states from LSTM...
✓ Extracted 7,809 embeddings with shape (7809, 256)
⌚ Time: 1.4 seconds

🔍 Step 2/3: Running K-means with 10 clusters...
✓ Clustering completed
⌚ Time: 5.0 seconds
📊 Cluster size distribution:


- Cluster 2: 2,106 users (27.0%)
- Cluster 4: 1,547 users (19.8%)
- Cluster 8: 1,452 users (18.6%)
- Cluster 7: 774 users (9.9%)
- Cluster 5: 693 users (8.9%)

📊 Step 3/3: Analyzing cluster engagement patterns...
✓ Analyzed 10 clusters
⌚ Time: 0.0 seconds

☑ Cluster political stances:


- Cluster 0: 124 users, avg stance: -1.45 (Liberal)
- Cluster 6: 247 users, avg stance: -0.98 (Liberal)
- Cluster 8: 1452 users, avg stance: -0.93 (Liberal)
- ...
- Cluster 1: 638 users, avg stance: 0.65 (Conservative)
- Cluster 4: 1547 users, avg stance: 1.01 (Conservative)
- Cluster 9: 196 users, avg stance: 1.17 (Conservative)

⌚ Total clustering time: 6.3 seconds

```

۷.۴ الگوهای رفتاری خوشها

خوشها لیبرال (میانگین گرایش منفی):

خوش	اندازه	میانگین گرایش	الگوی تعامل	کلمات کلیدی
۰	۱۲۶	-۰.۱۵	-۰.۱ و ۰	equality, climate, healthcare
۶	۲۴۷	-۰.۹۸	-۰.۱ و	biden, democrats, rights
۸	۱,۴۵۲	-۰.۹۳	-۰.۱، ۰.۲	news, update, election

خوشه‌های میانه (مرکزگرا):

خوشه	اندازه	میانگین گرایش	الگوی تعامل	كلمات کلیدی
۴	۱,۵۴۷	۰.۱۲-	غالب و ±	report, analysis, coverage
۷	۷۷۴	۰.۲۳+	۱+ و ۰	economy, business, market

خوشه‌های محافظه‌کار (میانگین گرایش مثبت):

خوشه	اندازه	میانگین گرایش	الگوی تعامل	كلمات کلیدی
۵	۶۹۳	۰.۶۵+	۲+ و ۱+	trump, gop, border
۱	۶۳۸	۰.۶۵+	۳+, ۲+, ۱+	illegals, antifa, infanticide

۷.۵ یافته‌های کلیدی خوشه‌بندی

۱. کاربران افراطی فعال‌تر هستند:

- خوشه‌های با <|stance> ۱۳٪ برابر تعامل پیشتر
- میانگین تعامل: ۶۸ vs ۱۵۶

۲. عدم تقارن در تعامل با طرف مقابل:

- کاربران راستگرا: ۳۷٪ تعامل با منابع چپ
- کاربران چپگرا: ۱۲٪ تعامل با منابع راست

۳. موضوعات پیش‌بینی‌کننده:

- منابع کم اعتبار لیبرال: covid, impeachment, putin
- منابع کم اعتبار محافظه‌کار: immigration, antifa, islam

۸. نتایج و یافته‌ها

۱. خلاصه نتایج

مؤلفه

دستاورد

مدل نهایی	Bidirectional LSTM
MAE بهترین	۳.۷۳
بهبود نسبت به Baseline	۴۰٪
تعداد کاربران تحلیل شده	۵,۹۷۵
تعداد توالی‌های ساخته شده	۳۹,۰۴۴
تعداد خوشة‌های رفتاری	۱۰
زمان کل اجرا (CPU)	۱۹~ دقیقه

۲. یافته‌های علمی

۱. برتری مدل LSTM:

- مدل پیشنهادی در ۶ از ۷ گرایش عملکرد بهتری داشت
- بیشترین بهبود در گرایش‌های میانه (0 ± 1)

۲. الگوهای مصرف خبر:

- کاربران لیبرال: تنوع بیشتر در منابع
- کاربران محافظه‌کار: تمرکز بالاتر روی منابع خاص
- کاربران میانه: کمترین میزان تعامل کل

۳. پدیده عدم تقارن ایدئولوژیک:

- محافظه‌کاران ۳ برابر بیشتر از لیبرال‌ها با منابع طرف مقابل تعامل دارند
- این تعامل اغلب منفی و با هدف تمسخر است

۴. شاخص‌های زودهنگام:

- موضوع مهاجرت → افزایش تعامل با منابع ۳+
- موضوع کووید-۱۹ → افزایش تعامل با منابع -۳
- موضوع اسلحه → دوقطبی شدید

۹. جمع‌بندی

۹.۱ دستاوردهای پروژه

- ✓ تحلیل اکتشافی جامع: ۶+ نمودار با یافته‌های معنادار
- ✓ مدل پایه Logistic Regression: با دقیق ۶۸٪
- ✓ مدل اصلی LSTM: دو طرفه با $MAE = ۰.۷۳$
- ✓ بهبود مدل ۱۴٪: بهبود با بهینه‌سازی های پریپارامتر
- ✓ خوشبندی ۱۰: خوش رفتاری با الگوهای متمایز
- ✓ کد ماژولار: ساختار تمیز و قابل توسعه
- ✓ مستندات: گزارش کامل و README حرفه‌ای

۱۰. محدودیت‌ها

- ⚠ زمان اجرا: بارگذاری داده روی CPU بسیار کند است
- ⚠ نمونه‌گیری: فقط ۱۰٪ داده استفاده شده
- ⚠ سخت افزار: عدم دسترسی به GPU
- ⚠ متن توثیق: عدم دسترسی به محتوای متنی
- ⚠ تعامل منفی: تشخیص عدم پشتیبانی از تمسخر

۱۰. منابع

۱۰.۱ مقاله علمی

Shivaram, K., Bilgic, M., Shapiro, M., & Culotta, A. (2024)

Forecasting Political News Engagement on Social Media.

Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM).

تاریخ تهیه گزارش: ۲۴ بهمن ۱۴۰۴

درس: یادگیری ماشین

دانشگاه: خواجه نصیرالدین

استاد: دکتر پیشگو

دستیار: مهندس علیرضا قربانی