Прогнозирование высоковолатильных временных рядов социальных трендов и общественных интересов

Егор Валерьевич Задворнов

Московский физико-технический институт

Научный руководитель: А. С. Малков

2025

Цель исследования

Цель

- Разработать framework для:
  - кластеризации тем по семантической близости с минимальным шумом;
  - прогнозирования популярности кластеров на горизонте до 180 дней с минимизацией MAE и MSE.

Задачи

- Сравнить эффективность Prophet, ARIMA и Holt–Winters для разных паттернов.
- Оптимизировать число кластеров через метрику когерентности C_{cv}.

Научная новизна исследования

Уникальный датасет

- Объединены данные Twitter (топ-15 трендовых тем) и Google (топ-15 поисковых запросов) за 2019–2024 гг.
- Объём: 76 140 наблюдений. Примеры: «NFL», «Costco Travel», «Дрейк More Life».
- Многомерность медиаландшафта: социальные сети + поисковые системы.

Гибридный подход

- Комбинация тематического моделирования (NLP) и декомпозиции временных рядов.
- Применён для данных с высокой семантической неоднородностью и волатильностью.

Постановка задачи

$T = \{T^k\}_{k=1}^{K}, \quad K = 27\,375$ — множество уникальных топиков.

На каждый день t_i задан набор популярных тем $\{T_{ij}\}_{j=1}^{M_i}$, $M_i = 30$.

Цель: построить модель, прогнозирующую

$y_m(t_i + h)$ — популярность кластера c_m в момент $t_i + h$

с минимизацией

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|, \qquad \mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2.$$

Ключевая гипотеза: семантические кластеры учитывают уникальные жизненные циклы тем и повышают точность прогноза.

Визуализация данных

Time	Source	Topic
2024-03-03	Twitter	Rashford
2024-03-03	Twitter	#sundayvibes
...	...	...
2017-03-18	Google	Drake More Life
2017-03-18	Google	Drake More Life Download
2017-03-18	Google	Costco Travel

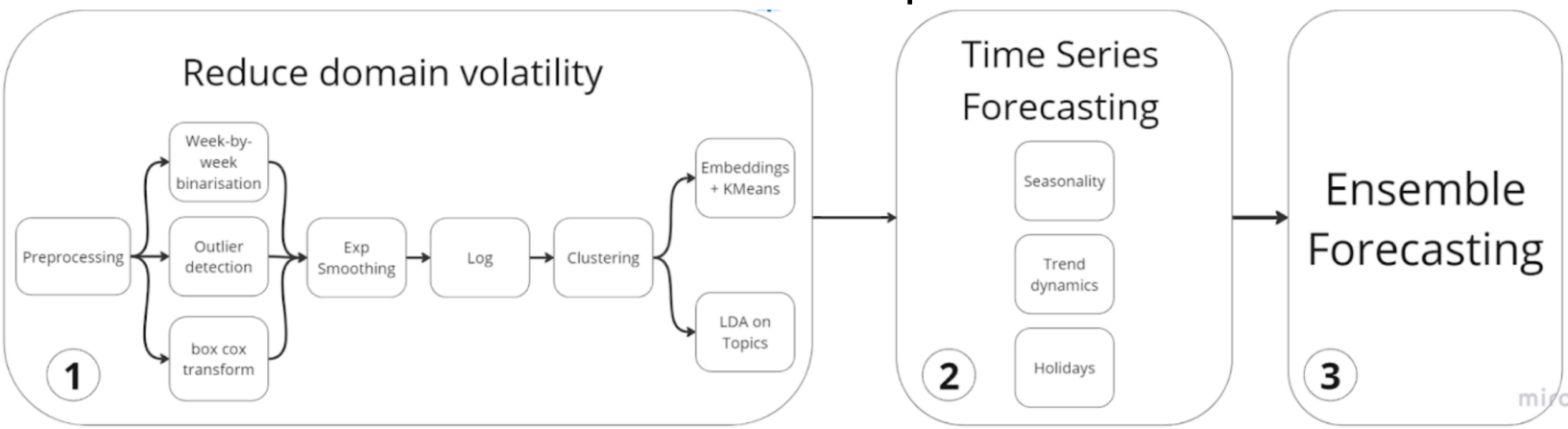
Таблица: Sample of data

Особенности данных:

- Цикличность: пики «NFL» в сезон (сентябрь–февраль).
- Аномалии: резкие всплески в кластерах.

Методология и решение

Ключевые элементы решения:



Вычислительный эксперимент

1. Кластеризация T на n семантических кластеров $c_m = \{T^k\}_{k=1}^{n_m}$, $m = 1, \ldots, n$, где n_m – число топиков в кластере c_m.

$$n = \arg\min_{L \in \mathbb{N}} \frac{1}{L} \sum_{m=0,\ldots,L-1} C_{cv}(c_m) \tag{1}$$

Алгоритмы:

- Embeddings (all-MiniLM-L12-v2, 384-меры) + K-Means: $\arg\min_{\{c_m\}} \sum_{m=1}^{n} \sum_{v_k \in c_m} \|v_k - \mu_m\|^2$.
- LDA с регуляризацией α, β: $p(\theta, \phi, z, w|\alpha, \beta) = \prod_{k=1}^{K} p(\phi_k|\beta) \prod_{d=1}^{D} p(\theta_d|\alpha) \prod_{n=1}^{N_d} p(z_{dn}|\theta_d) p(w_{dn}|\phi_{z_{dn}})$.

Вычислительный эксперимент

2. Для каждого кластера c_m строится временной ряд $\{t_i, y_m^i\}_{i=1}^N$, где y_m^i – число появлений топиков из кластера c_m в день t_i.

Prophet

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \tag{2}$$

SARIMA

$$(1-\phi_1 B)(1-\Phi_1 B^m)(1-B)^d(1-B^m)^D y_t = (1+\theta_1 B)(1+\Theta_1 B^m)\epsilon_t \tag{3}$$

Метод Хольта-Винтерса (Exponential Smoothing)

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)} \tag{4}$$

Вычислительный эксперимент

Метрика когерентности

$$C_{cv} = \frac{1}{|S_{\text{one}}|} \sum_{(W_0, W_*) \in S_{\text{one}}} \tilde{m}_{\cos(\text{nlr},1)}(W_0, W_*).$$

Оптимальное число кластеров: $n = 16$ (максимальное $C_{cv} = 0.75$).

Метод	Средний C_{cv}	Время вычислений
Embeddings + K-Means	0.63	1 час
LDA	0.69	5 часов

Таблица: Сравнение методов кластеризации

Вывод: выбран K-Means как компромисс скорости и интерпретируемости.

Результаты кластеризации

Кластер	**Тематика**	C_{cv}
2	Мотивационные хештеги	0.75
0	NFL	0.63
...	...	...
5	Basketball	0.37

Таблица: Интерпретация ключевых кластеров

Выводы:

- «Мотивационные хештеги» — высокая семантическая согласованность.
- «Basketball» качество хуже бейзлайна - нуждается в улучшении фильтрации шума.

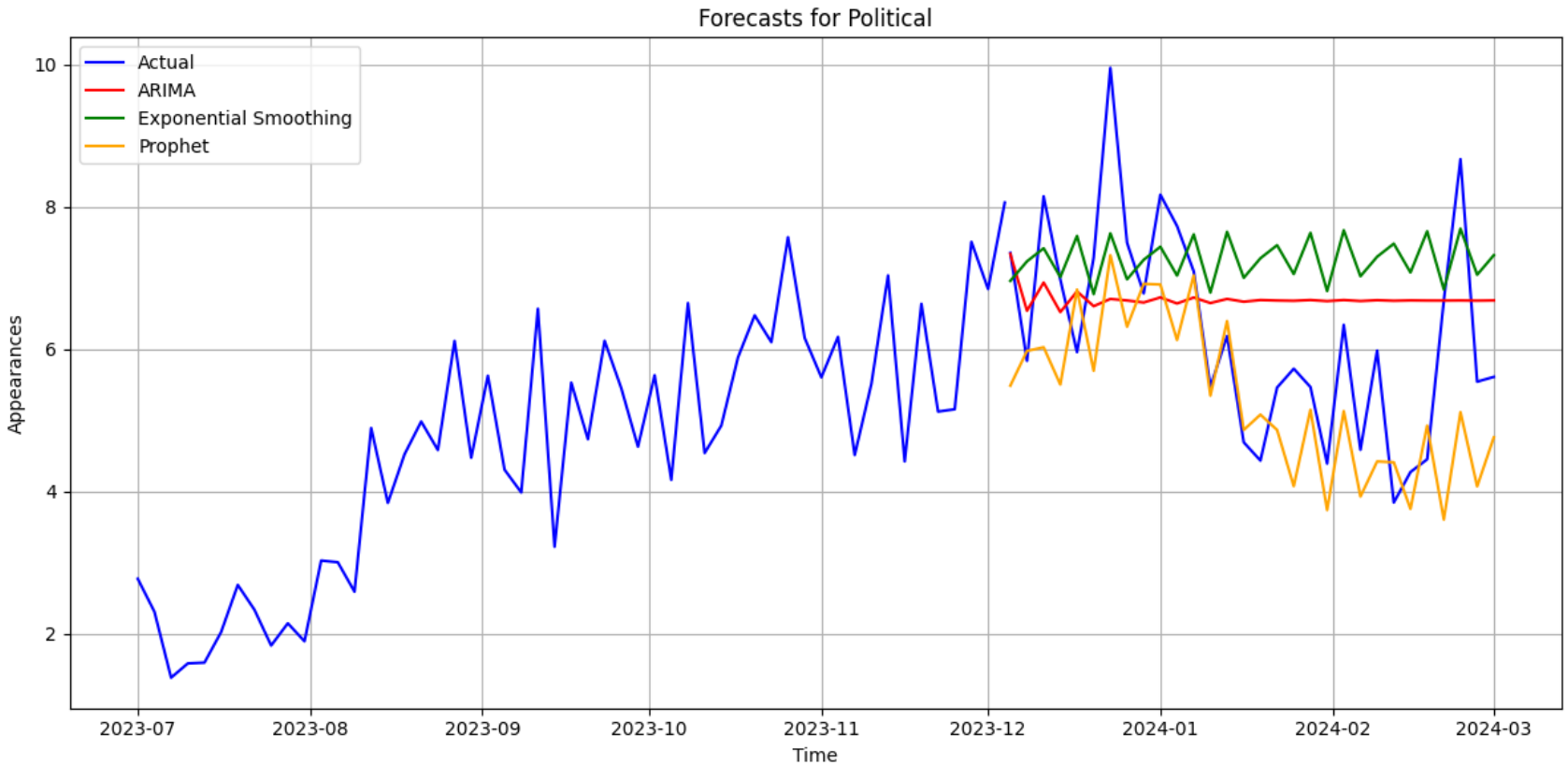
Результаты прогнозирования

Model	**Average MAE**	**Average MSE**
Prophet	0.251	0.101
ARIMA	0.454	0.322
Exponential Smoothing	0.422	0.293

Выводы:

- Prophet снижает MSE на 35–60% для сезонных кластеров (например, "American football") по сравнению с бейзлайном.
- Обнаружены аномалии в данных (внезапные пики, смещенные сезоны), требующие интеграции алгоритмов обнаружения аномалий (намечено в Future Work).

Результаты прогнозирования



Теоретический вклад

Теория анализа высоковолатильных временных рядов

- **Гибридный подход**:
  - Обоснована комбинация топик-моделирования и прогнозирования временных рядов для анализа высокодинамичных медиатрендов.
- **Семантические кластеры**:
  - Доказано: разделение данных на кластеры с когерентностью до 0.75 учитывает уникальные жизненные циклы тем (например, сезонность NFL, политические аномалии).
- **Критика традиционных моделей**:
  - ARIMA и экспоненциальное сглаживание демонстрируют высокую ошибку (MAE > 0.4) для кластеров с резкими изменениями.
  - Неспособность моделировать квазипериодические паттерны и шоки ограничивает их применимость.

Перспективные направления и заключение

- Разложение ошибки прогноза на вклад кластеризации и модели
- Адаптивная глубина тем по стабильности прогноза
- Регуляризация LDA по прогнозной ошибке (LDA-MSE)
- Весовая функция MSE:

$$\text{MSE}_{\text{mod}} = \frac{1}{n}\sum w(t_i)(y_i - \hat{y}_i)^2, \quad w(t_i) = \begin{cases} 2, & \text{аномалия} \\ 1, & \text{иначе} \end{cases}$$

Заключение

- Framework показал снижение MSE на 35% на новом датасете
- Патент на генерацию контента + грант ФСИ