

Моделирование влияния невербальной коммуникации Банка России на волатильность финансовых рынков

Выполнил: студент группы эб41андэк, Лысов Андрей Максимович

Научный руководитель: к.э.н., Туманова Елена Алексеевна

Экономический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова

31 октября 2025 г.

- «Monetary policy is 98% talk and 2% action, and communication is a big part»
- Эффективная коммуникация центрального банка с финансовыми рынками важна для обеспечения макроэкономической и финансовой стабильности, особенно в кризисы
- С развитием методов машинного обучения исследователи уделяли пристальное внимание анализу влияния тональности и удобочитаемости текстов, публикуемых центральными банками, на эффективность коммуникационной политики
- Однако не менее интересным направлением для изучения является невербальная коммуникация (эмоции, «body language», заключенные в выступлениях официальных представителей центральных банков), которая может оказывать влияние на восприятие информации, озвучиваемой мегарегулятором

- Исследования в области коммуникационной политики ЦБ стали достаточно популярными в последние годы. Литература, связанная с использованием NLP для анализа текстов пресс-конференций, активно дополняется работами, направленными на анализ аудио- и видео-данных
- Вербальная коммуникация:
 - ▶ ([Gu et al., 2018](#)) (ФРС)
 - ▶ ([Gómez-Cram, Grotteria, 2022](#)) (ФРС)
 - ▶ ([Aruoba, Drechsel, 2024](#)) (ФРС)
 - ▶ ([Hansen, Kazinnik, 2024](#)) (ФРС)
 - ▶ ([Pavelkova, 2022](#)) (ЕЦБ)
 - ▶ ([Klejdzysz, Lumsdaine, 2023](#)) (ЕЦБ)
 - ▶ ([Angino, Robitu, 2023](#)) (ЕЦБ)
 - ▶ ([Christiano Silva et al., 2025](#)) (150+ ЦБ разных стран)

- В то же время ряд свежих исследований демонстрируют существование невербального канала коммуникационной политики ЦБ – для участников рынка важно не только то, что было озвучено, но и как именно (с каким скрытым посылом) была озвучена информация
- Невербальная коммуникация:
 - ▶ ([Gorodnichenko et al., 2023](#)) (эмоции на основе аудио-данных, ФРС)
 - ▶ ([Curti, Kazinnik, 2023](#)) (эмоции на основе видео-данных, ФРС)
 - ▶ ([Alexopoulos et al., 2024](#)) (эмоции на основе аудио- и видео-данных, ФРС)
 - ▶ ([Barry et al., 2025](#)) (эмоции на основе аудио- и видео-данных, ЕЦБ)
- В России – пока что “белое пятно”

Цель: Оценить воздействие канала невербальной коммуникации в ходе пресс-конференций Банка России на показатели, характеризующие волатильность финансовых рынков

Задачи:

- Провести обзор литературы, посвящённой влиянию невербальной коммуникации центральных банков на финансовые рынки
- Собрать и обработать данные: аудио и видео с пресс-конференций, текстовые публикации Банка России и высокочастотные внутридневные данные финансовых рынков
- На основе существующих работ выделить модели, позволяющие количественно оценивать невербальные сигналы из аудио- и видео-данных
- Сформулировать гипотезы о влиянии количественно оцененных невербальных сигналов на волатильность рынков и проверить их с помощью эконометрических моделей
- Проанализировать результаты и сделать выводы о том, как невербальная коммуникация Банка России влияет на волатильность финансовых рынков

Литература (I): невербальная коммуникация

Статья	Тема исследования	Ключевые выводы	Значимость
(Gorodnichenko et al., 2023)	Анализ аудиозаписей пресс-конференций ФРС (машинное обучение для оценки тональности голоса)	Позитивная тональность голоса председателя ФРС коррелирует с ростом цен акций и снижением волатильности. Эффект сохраняется при контроле на текстовые шоки.	Первое применение машинного обучения для анализа невербальной коммуникации центральных банков
(Curti, Kazinnik, 2023)	Видеоанализ выражения лица председателя ФРС (машинное обучение для распознавания эмоций в выражении лица)	Негативные эмоции (злость, страх) на лице председателя ФРС вызывают падение цен акций и рост волатильности на финансовых рынках. Эффект усиливается при высокой освещённости со стороны СМИ.	Показано влияние визуальных сигналов в ходе пресс-конференций на поведение рынков.
(Alexopoulos et al., 2024)	Анализ свидетельских показаний ФРС в Конгрессе (машинное обучение для оценки эмоций в голосе, выражении лица и тексте)	Положительные эмоции председателя коррелируют с ростом индекса S&P 500 и снижением волатильности VIX. Эффект значим при обсуждении денежно-кредитной политики.	Высокочастотный анализ подтверждает влияние невербальной коммуникации.
(Barry et al., 2025)	Анализ выступлений ЕЦБ (машинное обучение для оценки эмоций в голосе, лице и тексте)	Эмоции председателя усиливают forward guidance. Негативные эмоции коррелируют с высокой инфляцией и отклонением от таргета.	Подчеркнута роль эмоций в интерпретации forward guidance.

- Обработка аудио, видео и текстов – вполне реализуемая задача

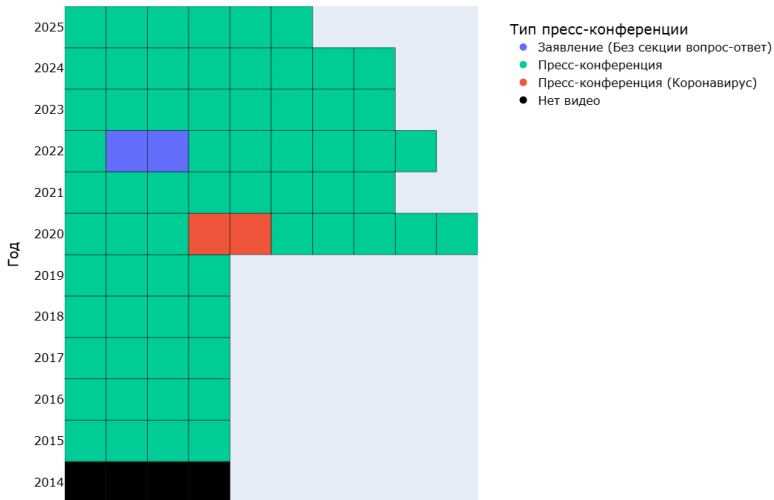
Литература (II): вербальная коммуникация

Статья	Тема исследования	Ключевые выводы	Значимость
(Gómez-Cram, Grotteria, 2022)	Сопоставление высокочастотных данных и транскриптов пресс-конференций ФРС	Основные изменения цен происходят при разъяснении пресс-релиза и обсуждении forward guidance. Эффект сильнее для долгосрочных активов.	Продemonстрирован механизм формирования ожиданий через вербальную коммуникацию.
(Aruoba, Drechsel, 2024)	Анализ текстов ФРС для прогнозирования изменений ставки (Ridge-регрессия)	Тексты содержат информацию, недоступную в численных прогнозах. Учёт текстовой информации повышает теоретическую согласованность макроэкономических откликов.	Показана важность текстовой аналитики для оценки шоков ДКП.
(Hansen, Kazinnik, 2024)	Использование моделей GPT-3.5/4 для анализа пресс-релизов ФРС	GPT-модели превосходят классические методы в оценке мягкости/жёсткости текстов и выделении макроэкономических шоков.	Показана эффективность больших языковых моделей в анализе коммуникации.
(Christiano Silva et al., 2025)	Классификация 75 тыс. документов ЦБ по 4 измерениям (темы, тип, sentiment, аудитория)	После перехода к таргетированию инфляции коммуникация стала ориентирована на будущее. В кризисы ЦБ адаптируют стиль под целевую аудиторию.	Предложена систематическая методология анализа коммуникации с помощью больших языковых моделей.

- Свежие работы показывают, что большие языковые модели справляются с текстовым анализом коммуникации даже лучше, чем классические модели

Данные: пресс-конференции БР

Пресс-конференции Банка России по годам (суммарно 73)



Speech Emotion Recognition

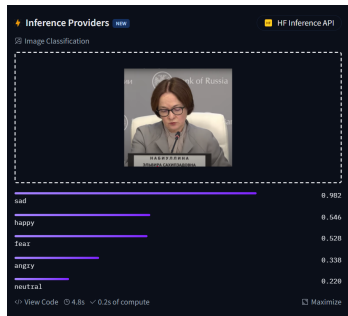
- Speech Emotion Recognition (SER) – задача определения эмоции спикера на основе аудио-данных
- SER существует в двух парадигмах:
 - ▶ Определение дискретных эмоциональных категорий (весёлый/грустный)
 - ▶ Исследование разных эмоциональных измерений (возбуждение, тон, доминантность)
- При решении задачи SER можно использовать предобученные модели для извлечения признаков из аудиозаписей
- Например, w2v2-L-robust-12 ([Wagner et al., 2023](#)), использованную в работе ([Barry et al., 2025](#))
- Из преимуществ модели – мультиязычность, устойчивость к фоновому шуму, высокое качество на профильных бенчмарках
- Для каждой минуты пресс-конференции извлекаем вектор:

$$\text{vocal}_t = (\text{arousal}_t, \text{valence}_t, \text{dominance}_t), \quad a \in [0, 1] \quad \forall a \in \text{vocal}_t$$

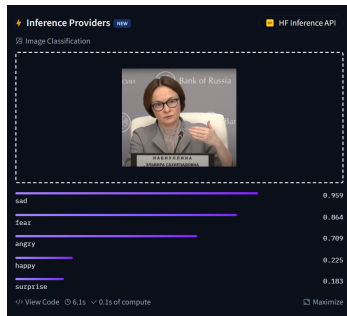
- По аналогии с SER, FER – задача определения эмоции человека по фото
- Обычно, с помощью модели оценивают вероятность принадлежности к дискретным классам эмоций (злость, отвращение, страх, радость, грусть, удивление и др.)
- Можно использовать предобученные модели для извлечения признаков из раскадровки видеозаписей
- Например, [ViT-face-expression](#)
- Для каждой минуты пресс-конференции извлекаем вектор:

$$\text{facial}_t = (\text{angry}_t, \text{disgust}_t, \text{fear}_t, \text{happy}_t, \text{sad}_t, \text{surprise}_t, \text{neutral}_t), \quad a \in [0, 1] \quad \forall a \in \text{facial}_t$$

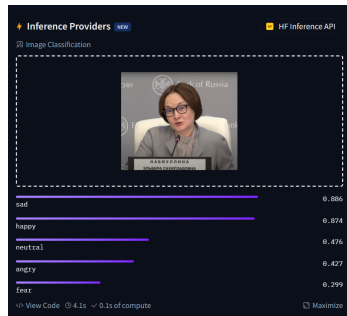
Facial Expression Recognition: примеры (I)



Грусть



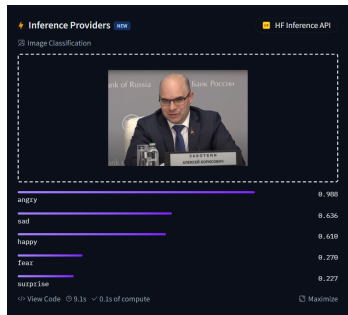
Грусть + Страх + Злость



Грусть + Радость

- К сожалению, при предсказании наиболее вероятного класса (эмоции) модель зачастую выдаёт одну и ту же эмоцию, свойственную спикеру по мнению модели

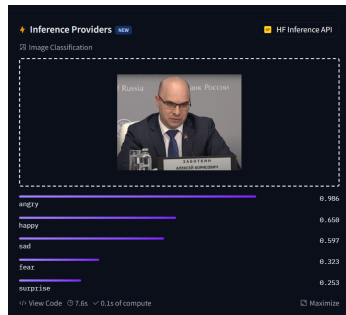
Facial Expression Recognition: примеры (II)



Злость



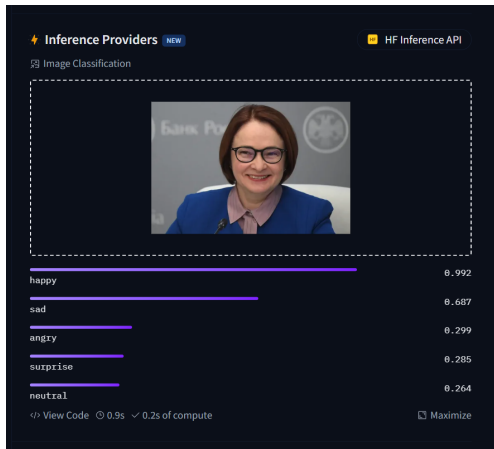
Злость



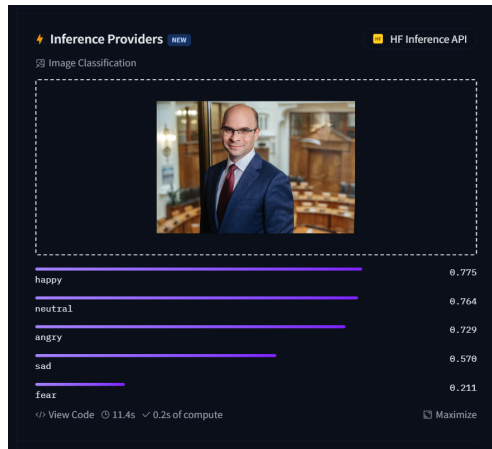
Злость

- К сожалению, при предсказании наиболее вероятного класса (эмоции) модель зачастую выдаёт одну и ту же эмоцию, свойственную спикеру по мнению модели

Facial Expression Recognition: примеры (III)



Радость (+ Грусть)



Радость (+ Злость)

- Влияние “базовой” эмоции велико даже на явных примерах

- На сайте БР публикуются транскрипции пресс-конференций, однако этого не достаточно – для высокочастотного анализа нужна транскрипция с разметкой времени
- Для разметки используются предобученные модели – например, [whisper-timestamped](#)
- Полученную транскрипцию с метками нужно сверить с “ground truth” в виде официальной транскрипции
- Для сопоставления с финансовыми данными нужно будет проверить, что начало пресс-конференций действительно происходило по расписанию в 15:00 по московскому времени

- Существует много подходов к количественной оценке текстовых публикаций ЦБ
- Как правило, тексты классифицируются с точки зрения характера ДКП (policy stance) – “голубиной”, “ястребиной” или нейтральной
- Кроме того, для классификации используются разного рода модели:
 - ▶ Основанные на словарях ([Loughran, McDonald, 2011](#)), ([Hansen, McMahon, 2016](#)), ([Jegadeesh, Wu, 2017](#))
 - ▶ BERT-подобные ([Doh et al., 2020](#)), ([Gorodnichenko et al., 2023](#)), ([Bertsch et al., 2025](#))
 - ▶ LLM ([Hansen, Kazinnik, 2024](#)), ([Erokhin, Klachkova, 2024](#)), ([Christiano Silva et al., 2025](#))
- Для каждого предложения пресс-конференции (сопоставленного с меткой времени) можем оценить policy stance, и затем агрегировать значения по минутным интервалам ($hawkish_t \in [-1, +1]$)

- 100 пресс-релизов с фев.14 по сен.25, ~ 5 тысяч предложений
- Каждое предложение размечается с помощью LLM:
 - ▶ LLM получает на вход целевое предложение + контекст (2 предыдущих и 2 последующих предложения) и инструкцию
 - ▶ В качестве ответа LLM возвращает метку $\in \{\text{hawkish}, \text{dovish}, \text{neutral}\}$, уверенность $c_i \in [0, 1]$ и краткое обоснование
- Для каждого пресс-релиза m вычисляем взвешенные доли:

$$p_m^h = \frac{\sum_{i \in m} c_i \cdot \mathbb{I}(y_i = \text{hawkish})}{\sum_{i \in m} c_i}, \quad p_m^d = \dots, \quad p_m^n = \dots$$

- Чистая ястребиность (net hawkishness):

$$\text{NH}_m = p_m^h - p_m^d \in [-1, 1]$$

Примеры разметки с помощью LLM (I)

- Пресс-релиз от 12 сентября 2025 года
- “Ястребиный” пример:
 - ▶ **Целевое предложение:** Банк России будет поддерживать такую жесткость денежно-кредитных условий, которая необходима для возвращения инфляции к цели в 2026 году.
 - ▶ **Контекст:** В последние месяцы активизировался рост кредитования. Высокими остаются инфляционные ожидания. Дальнейшие решения по ключевой ставке будут приниматься в зависимости от устойчивости замедления инфляции и динамики инфляционных ожиданий. По прогнозу Банка России, с учетом проводимой денежно-кредитной политики годовая инфляция снизится до 6,0–7,0% в 2025 году, вернется к 4,0% в 2026 году и будет находиться на цели в дальнейшем.
 - ▶ **Метка:** hawkish
 - ▶ **Уверенность:** 0.9
 - ▶ **Обоснование:** Предложение подчеркивает необходимость поддержания жестких денежно-кредитных условий для достижения целевой инфляции, что указывает на сохранение ужесточённой политики.

Примеры разметки с помощью LLM (II)

- Пресс-релиз от 12 сентября 2025 года
- “Голубиный” пример:
 - ▶ **Целевое предложение:** С другой стороны, плодоовощная продукция дешевела сильнее, чем обычно в летние месяцы.
 - ▶ **Контекст:** На текущие темпы роста цен в июле — августе значимо повлияли разовые факторы. С одной стороны, произошли существенная индексация коммунальных тарифов и рост стоимости моторного топлива. Ценовая динамика остается неоднородной по компонентам потребительской корзины. Инфляционные ожидания в последние месяцы существенно не изменились.
 - ▶ **Метка:** dovish
 - ▶ **Уверенность:** 0.9
 - ▶ **Обоснование:** Снижение цен на плодоовощную продукцию указывает на уменьшение инфляционного давления, что может поддерживать мягкую денежно-кредитную политику.

Policy stance на основе пресс-релизов

Декомпозиция пресс-релизов Банка России по sentiment

Доля предложений, отнесенных к определенному классу, с поправкой на уверенность модели



- В целом, полученная разметка соотносится с представлениями о жесткости ДКП
- Часть пресс-релизов (например, фев.22) короче, чем стандартные пресс-релизы (меньше 10 предложений). Это приводит к колебаниям долей

“Чистая ястребиность” – оценка жесткости ДКП из пресс-релиза

Чистая ястребиность пресс-релизов Банка России

Чистая ястребиность = (% Ястребиный) - (% Голубиный) для каждого пресс-релиза



- В целом, полученная разметка соотносится с представлениями о жесткости ДКП
- Часть пресс-релизов (например, фев.22) короче, чем стандартные пресс-релизы (меньше 10 предложений). Это приводит к колебаниям долей

“Ясность формы” (ARI) – оценка удобочитаемости пресс-релиза

Удобочитаемость пресс-релизов Банка России

$ARI = 19.0 - 2.2 * \text{ср. длина слова} - 0.05 * \text{ср. длина предложения}$ (выше => проще текст)



- Помимо ARI можно также рассчитать нейросетевой индекс удобочитаемости на основе ([Evstigneeva, Sidorovskiy, 2021](#))

- Что ещё можно извлекать с помощью LLM?
 - ▶ В дополнение к текущей разметке можно также извлечь тематическую принадлежность предложения/абзаца (например, ДКУ, риски, forward guidance и др.) для дополнительного анализа
- С чем ещё можно экспериментировать?
 - ▶ Нужна проверка устойчивости результатов на других LLM, валидация на случайно отобранных и размеченных вручную примерах
 - ▶ Кроме того, перспективно выглядят мультимодальные LLM (например, Qwen3-VL). Можно получить разметку нарезанного видеоряда с помощью LLM, в качестве альтернативы узконаправленным ViT-моделям
- Перехожу от обработки пресс-релизов к обработке транскрипций пресс-конференций

- Высокочастотный анализ (минутная частотность для каждой пресс-конференции)
 - ▶ Влияют ли эмоции на финансовые рынки во время пресс-конференции?
 - ▶ Модель:

$$y_t = c + \mu_m + \beta_1 \text{hawkish}_t + \delta_1 \text{facial}_t + \delta_2 \text{vocal}_t \\ + \gamma_1 (\text{hawkish}_t \times \text{facial}_t) + \gamma_2 (\text{hawkish}_t \times \text{vocal}_t) + \varepsilon_t$$

$$\text{emotion}_t = \alpha + \beta_1 \text{hawkish}_t + \beta_2 (\text{hawkish}_t)^2 + \mu_m + \varepsilon_t,$$

- Низкочастотный анализ (1 наблюдение = 1 пресс-конференция)
 - ▶ Есть ли устойчивая связь между экономическими условиями и эмоциями?
 - ▶ Модель:

$$\text{emotion}_t = \alpha + \beta_1 \text{inflation}_t + \varepsilon_t,$$

- Сформирована база для литературного обзора (около 10 страниц)
- Собраны сырые данные (около 12 Гб видео- и аудио-данных, тексты пресс-релизов и пресс-конференций)
- Проведён обзор существующих моделей для извлечения признаков из видео- и аудио-данных, отобраны наиболее подходящие модели
- Выбраны спецификации эконометрических моделей для проверки гипотез
- Проведён предварительный текстовый анализ пресс-релизов с помощью LLM

- Alexopoulos Michelle, Han Xinfen, Kryvtsov Oleksiy, Zhang Xu.* More than words: Fed Chairs' communication during congressional testimonies // *Journal of Monetary Economics*. 2024. 142. 103515.
- Angino Siria, Robitu Robert.* One question at a time!: A text mining analysis of the ECB Q&A session. 2023.
- Aruoba S Borağan, Drechsel Thomas.* Identifying monetary policy shocks: A natural language approach. 2024.
- Barry Mamadou-Lamine, Bruns Brenton Joey, Kandemir Sinem, Klose Jens, Smirnov Victor, Tillmann Peter.* The Emotions of Monetary Policy // Available at SSRN 5099686. 2025. 1–60.
- Bertsch Christoph, Hull Isaiah, Lumsdaine Robin L, Zhang Xin.* Central bank mandates and monetary policy stances: Through the lens of federal reserve speeches // *Journal of Econometrics*. 2025. 105948.

- Christiano Silva Thiago, Moriya Kei, Veyrune Romain*. From Text to Quantified Insights // IMF Working Papers. 6 2025. 2025, 109. 1.
- Curti Filippo, Kazinnik Sophia*. Let's face it: Quantifying the impact of nonverbal communication in FOMC press conferences // Journal of Monetary Economics. 2023. 139. 110–126.
- Doh Taeyoung, Song Dongho, Yang Shu-Kuei, others* . Deciphering federal reserve communication via text analysis of alternative fomc statements. 2020.
- Erokhin Andrey, Klachkova Olga*. Influence of Readability and Tone of Bank of Russia Text on Inflation Expectations // Russian Journal of Money and Finance. 2024. 83, 4. 27–47.
- Evstigneeva Alina, Sidorovskiy Mark*. Assessment of clarity of bank of russia monetary policy communication by neural network approach // Russian Journal of Money and Finance. 2021. 80, 3. 3–33.

- Gómez-Cram Roberto, Grotteria Marco.* Real-time price discovery via verbal communication: Method and application to Fedspeak // *Journal of Financial Economics*. 2022. 143, 3. 993–1025.
- Gorodnichenko Yuriy, Pham Tho, Talavera Oleksandr.* The voice of monetary policy // *American Economic Review*. 2023. 113, 2. 548–584.
- Gu Chen, Kurov Alexander, Wolfe Marketa Halova.* Relief rallies after FOMC announcements as a resolution of uncertainty // *Journal of Empirical Finance*. 2018. 49. 1–18.
- Hansen Anne Lundgaard, Kazinnik Sophia.* Can ChatGPT decipher Fedspeak? // Available at SSRN 4399406. 2024.
- Hansen Stephen, McMahon Michael.* Shocking language: Understanding the macroeconomic effects of central bank communication // *Journal of International Economics*. 2016. 99. S114–S133.
- Jegadeesh Narasimhan, Wu Di.* Deciphering Fedspeak: The information content of FOMC meetings // *Monetary Economics: Central Banks–Policies & Impacts eJournal*. 2017.

- Klejdysz Justyna, Lumsdaine Robin L.* Shifts in ECB Communication: A textual analysis of the press conference // *International Journal of Central Banking*. 2023. 19, 2. 473–542.
- Loughran Tim, McDonald Bill.* When is a liability not a liability? Textual analysis, dictionaries, and 10-Ks // *The Journal of finance*. 2011. 66, 1. 35–65.
- Pavelkova Andrea.* The ECB press conference: a textual analysis // *ECB Working Paper*. 2022.
- Wagner Johannes, Triantafyllopoulos Andreas, Wierstorf Hagen, Schmitt Maximilian, Burkhardt Felix, Eyben Florian, Schuller Björn W.* Dawn of the Transformer Era in Speech Emotion Recognition: Closing the Valence Gap // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. IX 2023. 45, 9. 10745–10759.