

Информационное общество и СМИ

**КОРРЕКЦИЯ ВОЗРАСТНЫХ И ТРЕНДОВЫХ СМЕЩЕНИЙ В ДАННЫХ:
STL-ДЕКОМПОЗИЦИЯ КАК ИНСТРУМЕНТ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ
ЖУРНАЛИСТСКИХ ДАТА-ИССЛЕДОВАНИЙ**

Статья рекомендована к публикации главным редактором Т. В. Ершовой 24.11.2025.

Антонов Сергей Викторович

АО «ТБанк»

Шеф-редактор

Белгород, Российская Федерация

antonov0212@yandex.ru

Иванов Артемий Андреевич

АО «ТБанк»

Старший аналитик

Москва, Российская Федерация

iva.artemiy@gmail.com

Глек Павел Борисович

АО «ТБанк»

Ведущий аналитик

Москва, Российская Федерация

p.glek@tbank.ru

Аннотация

Статья посвящена разработке метода коррекции систематических ошибок во временных рядах для повышения точности расследований журналистики, основанной на данных. На примере анализа сезонности рождаемости и серии гипотетических журналистских кейсов демонстрируется применение STL-декомпозиции (Seasonal-Trend decomposition using LOESS) – метода, устраняющего влияние долгосрочных трендов и возрастных смещений. Показано, что некорректированные данные искажают сезонные паттерны, тогда как предложенный подход выявляет устойчивые колебания, связанные с социокультурными факторами. Результаты подчеркивают необходимость статистической коррекции при работе с данными в СМИ. Основной практический результат – готовый алгоритм действий и инструментарий для редакций, направленный на минимизацию статистических ошибок и манипуляций в медиа.

Ключевые слова

журналистика данных; STL-декомпозиция; сезонность рождаемости; визуализация данных; медиа-этика; временные ряды; коррекция

Введение

Рост популярности журналистики данных (data-driven journalism, DDJ) трансформирует современные медиа: расследования на основе данных, такие как разоблачение налоговых схем в рамках скандала с так называемым Панамским архивом [1] или анализ расовых предубеждений в полицейской практике [2], стали новым стандартом журналистики. Однако работа с «сырыми» данными несёт риски. Систематические смещения, включая возрастную структуру выборки, искажают выводы. Например, некорректный учёт демографического смещения выборки может привести к ошибочным заголовкам. Так, если вероятность попадания в выборку тем больше чем

© Антонов С. В., Иванов А. И., Глек П. Б., 2026

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «С указанием авторства — С сохранением условий версии 4.0 Международная» (Creative Commons Attribution — ShareAlike 4.0 International; CC BY-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/legalcode.ru>

https://doi.org/10.52605/16059921_2026_05_125

старше человек, можно сделать некорректный вывод о «рекордной рождаемости в январе» из-за наличия субъективной динамики спада рождаемости в выборке. Кроме того, обманчивая статистика может вызывать стресс [3].

Эти проблемы требуют методологии, позволяющей делать объективные выводы на основе данных. Как отмечают Nguyen и Lugo-Ocando, журналисты не обладают навыками статистической проверки данных, что приводит к ошибкам в расследованиях [4]. Традиционные методы коррекции, такие как скользящее среднее, часто неприменимы из-за нелинейных трендов [5]. В этой работе предлагается использование STL-декомпозиции [6], успешно применяемой в экономике для анализа циклов [7], но редко используемой в журналистике.

Несмотря на растущую популярность журналистики данных, методологический арсенал журналистов зачастую отстает от современных стандартов анализа данных. Как показал анализ публикаций в ведущих российских и международных СМИ, методы коррекции систематических смещений во временных рядах (такие как скользящее среднее) применяются эпизодически, а о более продвинутых подходах, подобных STL-декомпозиции, практически не упоминается. Это создает методологический вакуум, ведущий к публикации статистически необоснованных выводов. Настоящее исследование призвано заполнить этот пробел.

Цель исследования — адаптация и апробация STL-декомпозиции как доступного и эффективного инструмента предобработки данных для журналистов. Мы не претендуем на создание новой статистической модели, но предлагаем готовое методическое решение для устранения распространенных ошибок. На примере реального анализа данных банка и серии гипотетических журналистских кейсов показывается, как STL-коррекция позволяет выявлять истинные сезонные паттерны (например, в рождаемости), скрытые за артефактами, вызванными долгосрочными трендами и возрастной структурой данных. Внедрение подобных методов в редакционные процессы является насущной необходимостью для повышения точности, достоверности и этической ответственности дата-журналистики.

Мотивацией для исследования послужил собственный кейс из российской медиа-практики [18], где некорректный анализ данных мог привести к ложным выводам о сезонности рождаемости.

1 Обзор литературы

Журналистика данных (data-driven journalism, DDJ) стала ключевым инструментом в современной медиасфере, позволяя выявлять скрытые закономерности и повышать прозрачность публичных дискуссий. Как подчеркивают Gray et al. [8], DDJ трансформирует сырые данные в нарративы, доступные широкой аудитории. Однако, несмотря на потенциал, многие журналистские расследования сталкиваются с систематическими ошибками. Например, анализ Nguyen и Lugo-Ocando показал, что журналисты не обладают навыками статистической проверки данных, а это приводит к ошибкам в расследованиях авторов не проверяют данные на наличие трендов или смещений [4].

Традиционные методы коррекции, такие как скользящее среднее или дифференцирование, часто оказываются неэффективными для нелинейных трендов, характерных для социальных и демографических данных [9]. В экономике успешно применяются более продвинутые подходы, например, STL-декомпозиция [6], которая разделяет ряд на сезонную, трендовую и остаточную компоненты. Метод, предложенный Cleveland et al., доказал свою эффективность в анализе бизнес-циклов [10], но его использование в журналистике остаётся редким. Это создает пробел, который данное исследование стремится заполнить, адаптируя STL для задач медиа.

Этические аспекты обработки данных также требуют внимания. Некорректная визуализация нарушает принцип «не навреди», вводя аудиторию в заблуждение [11]. Например, Tufte [12] продемонстрировал, что 30% графиков в СМИ содержат искажения из-за неучтенных трендов. В контексте рождаемости это может привести к манипуляциям демографическими данными в СМИ, на что исследователи периодически обращают внимание [13]. Таким образом, интеграция статистических методов коррекции становится не только технической, но и этической необходимостью.

2 Методология

Исследование основано на анонимизированных данных клиентов российского банка, охватывающих даты рождения за период с 1980 по 2020 год. Для минимизации краткосрочных колебаний данные агрегированы в 5-летние интервалы, что обеспечивает баланс между стабильностью тренда и репрезентативностью. Ежедневные наблюдения отражают количество клиентов, родившихся в конкретный день года.

Ключевые проблемы включают долгосрочные тренды рождаемости (например, спад после 1990 года [14]) и возрастную селективность выборки. Для их устранения применена STL-декомпозиция, разделяющая временной ряд $Y(t)$ на три компоненты [6]:

$$Y(t) = S(t) + T(t) + R(t) \quad (1)$$

где $S(t)$ — сезонность, $T(t)$ — тренд, $R(t)$ — остатки. Тренд отражает долгосрочные изменения в данных, такие как устойчивое снижение или рост рождаемости. Сезонность показывает регулярные, повторяющиеся колебания. Остаток представляет собой нерегулярные или случайные колебания, которые не объясняются ни трендом, ни сезонностью, и его значение может быть как положительным, так и отрицательным. Значения всех трёх компонент в сумме равны исходному ряду. Параметры алгоритма настроены для годового цикла (период = 365 дней) и сглаживания тренда (окно = $365 * 2 + 1 = 731$ день), что устраняет шумы и годичную сезонность, оставляя только долгосрочные изменения.

Коррекция ряда выполнена домножением исходных данных на коэффициент $\min_{i \in [0, 365]} (T(i)/T(t))$, что снижает вес периодов с завышенной рождаемостью (например, 1980-е годы) и повышает для заниженных (например, 2000-е). Доля рождений в день dd рассчитывается как:

$$X(d) = \frac{\sum_{i=1}^5 Y_{\text{скорр}}(d, i)}{\sum_{i=1}^{365} \sum_{k=1}^5 Y_{\text{скорр}}(j, k)} \quad (2)$$

где $Y_{\text{скорр}}(d, y)$ — скорректированное (очищенное от тренда) количество родившихся в день d года y , а $X(d)$ — доля рождений в день d .

Методология тесно связана с журналистской практикой. Например, коррекция трендов применима к анализу медиаактивности: рост упоминаний протестов может быть артефактом общего увеличения числа публикаций. Для автоматизации процесса разработаны Python-скрипты, доступные в открытом репозитории [19], что облегчает интеграцию метода в редакционные процессы.

Исследование использует анонимизированные данные клиентов российского банка, полученные в рамках журналистского исследования медиа Т — Ж [18].

Важно отметить, что такая методология избавляется от всех трендов в данных, и это влияет на их интерпретацию. В данном случае невозможно сделать вывод о том, насколько часто встречаются люди с тем или иным днем рождения, так как тренд рождаемости искоренен. Более грамотной интерпретацией таких данных будет формирование суждений о том, насколько вероятнее человек родится в ту или иную дату, нежели чем в среднюю за 5 лет. При желании тренд рождаемости легко добавить.

3 Результаты

Пример практического применения метода описан в журналистском расследовании, посвященном анализу сезонности рождаемости [18]. Коррекция данных позволила выявить, что исходный пик в январе был артефактом возрастной структуры клиентов банка и снижения рождаемости, тогда как реальный максимум приходился на март.

Применение STL-коррекции к данным банка позволило выявить существенные искажения в исходных временных рядах. На Рис. 1 показан пример для периода 1990–1994 годов: некорректированный ряд демонстрировал завышение рождаемости в январе на 16% относительно реальных значений, что объясняется спадом как рождаемости, так и вероятности пользования банком в 2024 году. После коррекции пик сместился на май.

Топ-5 дней с аномальной рождаемостью включал 8 марта (+8% от среднего) и 23 февраля (+7%). Минимум наблюдался 31 декабря (-32%), вероятно, из-за избегания родов в конце года, см. рис. 1.

Пример STL-коррекции

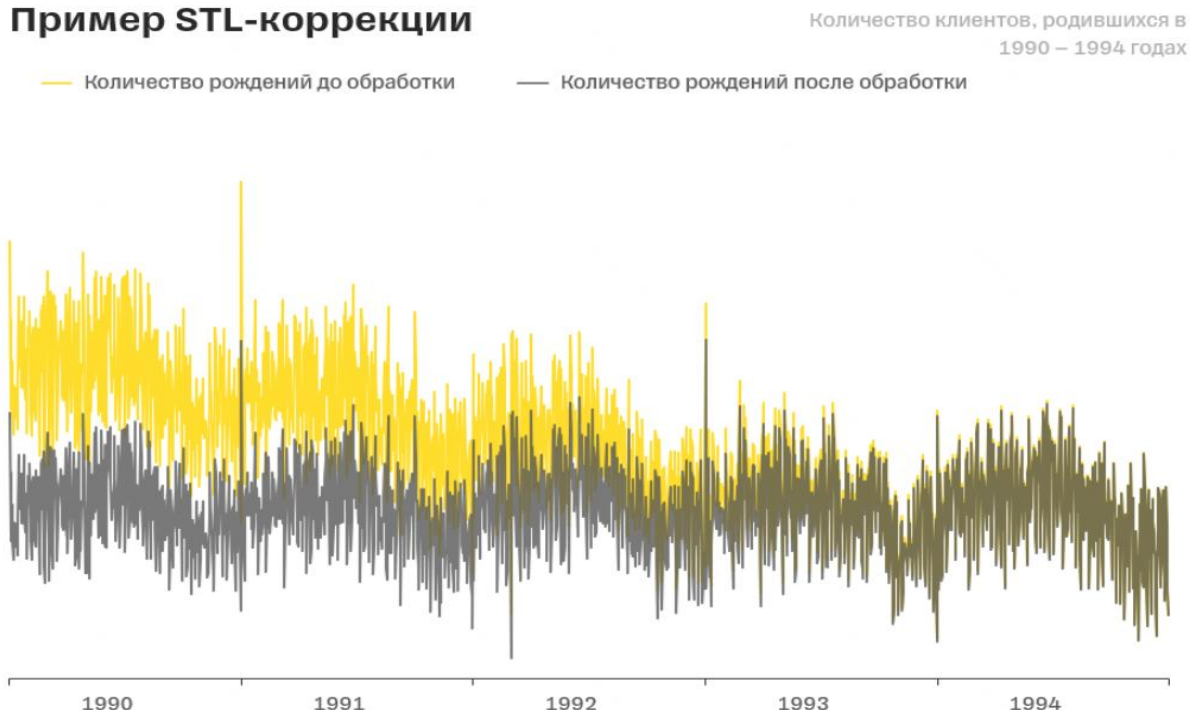


Рис. 1. Пример STL-коррекции

4 Обсуждение

Результаты демонстрируют, что STL-коррекция не только устраняет статистические артефакты, но и раскрывает социокультурные закономерности. Например, выявленный пик рождаемости в январе согласуется с исследованиями о влиянии переноса регистраций рождаемости с декабря на январь в связи с выполнением загсов планов по рождаемости [15]. Это подчёркивает важность метода для интерпретации данных в СМИ: как показал кейс о перегруженности роддомов, коррекция позволяет сместить фокус с ложных «рекордов» на реальные проблемы (например, нехватку мест в марте).

Этические аспекты метода требуют особого внимания. Журналисты обязаны минимизировать риски манипуляции данными. Например, выбор параметров сглаживания в STL может непреднамеренно скрыть значимые паттерны. Чтобы избежать этого, рекомендуется публиковать исходные и скорректированные данные вместе с описанием параметров [12].

Практические рекомендации для редакций включают:

1. Интеграцию STL-коррекции в этап предобработки данных.
2. Использование открытых инструментов, таких как Python-библиотека statsmodels [17], для обеспечения воспроизводимости.
3. Обучение журналистов основам декомпозиции временных рядов.

Метод также применим за пределами демографии — например, для анализа сезонности преступности или медиаактивности.

5 Практические кейсы применения STL-декомпозиции в журналистике данных

Чтобы проиллюстрировать универсальность предлагаемого метода, рассмотрим несколько гипотетических, но реалистичных сценариев из практики журналиста, работающего с данными, где игнорирование трендов могло бы привести к ошибочным выводам.

5.1 Кейс 1. Анализ сезонности уличной преступности

Проблема: журналист анализирует ежемесячную статистику краж из автомобилей за последние 10 лет. Исходные данные показывают резкий рост инцидентов каждое лето. Можно ли сделать вывод, что лето — наиболее криминогенный период?

Применение STL: применяя STL-декомпозицию, журналист обнаруживает, что общий тренд количества краж неуклонно снижается благодаря улучшению работы правоохранительных органов. Летний пик на скорректированных данных оказывается не абсолютным максимумом, а лишь менее выраженным всплеском на фоне общего спада. Это смещает фокус расследования с констатации «летней волны преступности» на поиск причин, почему, несмотря на общее улучшение ситуации, летний период остается проблемным (например, сезонная миграция, открытые окна в автомобилях).

5.2 Кейс 2. Верификация данных о выбросах загрязняющих веществ

Проблема: активисты и журналисты изучают данные датчиков мониторинга воздуха, которые показывают периодические всплески концентрации вредных веществ. Промышленное предприятие заявляет, что эти всплески — артефакт, связанный с общим ростом фоновой загрязненности в городе.

Применение STL: декомпозиция ряда данных позволяет отделить долгосрочный тренд (фоновый рост) от сезонной компоненты (например, влияние отопительного сезона) и остатков. Аномальные выбросы, не объясняемые ни трендом, ни сезонностью, будут четко видны в остаточной компоненте. Это дает журналисту статистически обоснованные аргументы для диалога с предприятием и регуляторами.

5.3 Кейс 3. Исследование активности в социальных сетях

Проблема: Редакция хочет понять, является ли текущий всплеск упоминаний определенного политика в одной из соцсетей результатом организованной кампании или это часть естественного роста его популярности.

Применение STL: Разложив временной ряд упоминаний, можно выделить тренд (общую растущую популярность) и остаток. Скоординированные атаки, или «астротурфинг» (маскировку искусственной поддержки под общественную инициативу), часто проявляются как резкие, необъяснимые трендом всплески в остатках. Это позволяет отделить «накрутки» от органического роста.

6 Практические рекомендации и дорожная карта для редакций

На основе проведенного исследования и рассмотренных кейсов мы формулируем конкретные шаги по интеграции STL-декомпозиции в рабочий процесс журналиста, работающего с данными. Данная «дорожная карта» позволит редакциям систематически применять метод для повышения достоверности своих расследований.

6.1 Дорожная карта внедрения STL-коррекции

1. Шаг 1. Диагностика данных.
Перед началом анализа любого временного ряда задать ключевой вопрос: *«Может ли долгосрочная динамика (тренд) или возрастная структура моей выборки исказить видимые паттерны и привести к ложным выводам?»*. Сигналами, указывающими на необходимость STL-коррекции, являются:
 - Наличие в данных известного долгосрочного тренда (например, общий рост упоминаний в СМИ, постепенное снижение рождаемости).
 - Неравномерность выборки (например, в данных за последние годы записей больше, чем за ранние периоды).
 - Цель исследования — выявление истинных сезонных или циклических колебаний, а не констатация общего роста или спада.
2. Шаг 2. Предобработка и агрегация.
Для минимизации шума и случайных колебаний необходимо агрегировать данные в интервалы, достаточные для устранения шума, но сохраняющие сезонность. Для ежедневных данных, как показано в нашем исследовании, эффективным решением

является агрегация в 5-летние интервалы. Для ежемесячных данных может быть достаточно 3–5 лет. Минимальная агрегация должна быть не короче двух сравниваемых периодов — для выявления сезонности внутри года необходимы данные минимум за 2 года, для выявления сезонности внутри недели нужны минимум 2 недели.

3. Шаг 3. Проведение STL-декомпозиции.

Использовать скрипт-пример из нашего открытого репозитория [19] как основу. Ключевые параметры, требующие настройки:

- Период (period): Определяет длину сезонного цикла. Для месячных данных: period=12, для ежедневных данных с годичным циклом: period=365.
- Сглаживание тренда (trend): Следует начать со значения $\text{period} * 2 + 1$ (например, trend=731 для дневных данных). Этот параметр контролирует гибкость трендовой компоненты.
- Робастность (robust): Всегда использовать робастную версию (robust=True в Python), чтобы минимизировать влияние выбросов и аномалий на оценку тренда и сезонности.

4. Шаг 4. Визуальная верификация и интерпретация.

После выполнения декомпозиции необходимо создать график с четырьмя панелями: исходные данные, тренд, сезонность и остатки. Это критически важный этап проверки адекватности модели. Тренд должен выглядеть плавно и отражать общую долгосрочную динамику. Сезонность — быть стабильной по амплитуде и форме на протяжении всего ряда. Остатки должны выглядеть как случайный шум; наличие в них четких паттернов свидетельствует о неверно подобранных параметрах или неучтенной сезонности.

5. Шаг 5. Принятие редакционного решения и обеспечение прозрачности.

Скорректированные данные — это не «правильные» данные, а данные, очищенные от влияния систематических смещений. При публикации материала рекомендуется:

- Объяснять аудитории, зачем была проведена коррекция, простым языком (например: «Мы скорректировали данные, чтобы исключить эффект общего роста числа пользователей и увидеть истинную сезонную картину»).
- Публиковать визуализации, позволяющие сравнить исходные и скорректированные данные.
- По возможности выкладывать в открытый доступ исходный датасет и скрипт для коррекции, как это сделано в [19]. Это повышает прозрачность, доверие и позволяет другим журналистам верифицировать выводы.

Следуя этой дорожной карте, редакции смогут заложить фундамент для более строгой и этичной работы с данными, превращая STL-декомпозицию из узкоспециализированного метода в стандартный инструмент проверки гипотез в журналистике данных.

Заключение

Разработанный метод коррекции временных рядов на основе STL-декомпозиции демонстрирует значительный потенциал для повышения точности и этичности журналистики данных. Хотя STL-декомпозиция сама по себе не является новой методикой и давно используется в статистическом анализе, ее применение в контексте журналистики, управляемой данными, открывает новые возможности для более глубокого понимания данных.

На примере анализа сезонности рождаемости показано, что устранение систематических смещений позволяет выявлять устойчивые социокультурные паттерны, скрытые за артефактами данных. Коррекция трендов и возрастных искажений помогает исправить ложные пики (например, кажущийся рост рождаемости в январе). Это подтверждает, что предложенный подход способен стать стандартом для редакций, работающих с временными рядами — от анализа демографии до мониторинга медиаактивности.

Практическая значимость исследования заключается в следующем:

1. Разработана готовая к внедрению методика коррекции данных, доступная для журналистов без глубокой математической подготовки.
2. На реальных примерах доказано, что метод устраняет типовые искажения, ведущие к ошибочным выводам.
3. Предоставлен открытый инструментарий, снижающий технологический барьер для внедрения метода в редакциях.

4. Интеграция STL-коррекции в журналистские рабочие процессы решает две ключевые проблемы:
 - Техническую — устранение нелинейных трендов и смещений выборки, которые искажают интерпретацию.
 - Этическую — минимизацию рисков манипуляции данными за счёт прозрачности методов и публикации исходных датасетов.

Перспективы метода включают применение в новых контекстах, таких как анализ сезонности преступности, динамики цен или экологических данных. Однако его эффективность требует дальнейшей валидации на разнородных выборках, включая данные с высокой долей пропусков или нерегулярной структурой. Дальнейшие исследования могут быть направлены на разработку специализированных плагинов для популярных средств визуализации и создание обучающих курсов для журналистов.

Литература

1. Obermayer B., Obermaier F. *Süddeutsche Zeitung*. The Panama Papers, 2016. 384 p.
2. Larson J. et al. Machine Bias. ProPublica. 2016, May 23. URL: <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing> (дата обращения: 27.07.2025).
3. Borges do Nascimento, Pizarro I. J., Almeida A. B., Azzopardi-Muscat J. M., Gonçalves N., Björklund M. A., Novillo-Ortiz M. Infodemics and health misinformation: a systematic review of reviews. *Bulletin of the World Health Organization*, 2022. 100(9). С. 544–561. URL: <https://doi.org/10.2471/BLT.21.287654> (дата обращения: 27.07.2025).
4. Nguyen A., Lugo-Ocando. J. The state of statistics in journalism and journalism education — issues and debates. *Journalism* 17(1), 2015.
5. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts, 2021. 380 p.
6. Cleveland R.B. et al. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *Journal of Official Statistics*, 1990. 6(1). P. 3–33.
7. Hodrick R.J., Prescott E.C. Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. *Journal of Money. Credit and Banking*, 1997. 29(1). P.1–16.
8. Gray J. et al. *The Data Journalism Handbook*. O'Reilly Media, 2012. 256 p.
9. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. OTexts, 2021. 380 p.
10. Hodrick R.J., Prescott E.C. *Journal of Money. Credit and Banking*, 1997. 29(1). p.1–16.
11. Holder E. Unfair Comparisons: How Visualizing Social Inequality Can Make It Worse. *Nightingale*, 2022. URL: <https://nightingaledvs.com/unfair-comparisons-how-visualizing-social-inequality-can-make-it-worse/> (дата обращения: 28.07.2025).
12. Tufte E.R. *The Visual Display of Quantitative Information*. Graphics Press, 2001. 191 p.
13. Юмагузин В., Винник М. Основные ошибки и неточности в статьях по демографической тематике в СМИ. *Вестник Московского университета*, 2016. Серия 10. Журналистика (4). URL: <https://vestnik.journ.msu.ru/books/2016/4/osnovnye-oshibki-i-netochnosti-v-statyakh-po-demograficheskoy-tematike-v-smi/> (дата обращения: 27.07.2025).
14. Cleveland W.S. *Visualizing Data*. Hobart Press, 1993. 360 p.
15. Демографический ежегодник России 2023. Росстат, 2023. URL: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13207> (дата обращения: 27.07.2025).
16. Андреев Е. М., Гамбурцев А. Г. Динамика демографических данных в России (1956–2005) // *Пространство и Время*, 2012. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/dinamika-demograficheskikh-dannyh-v-rossii-1956-2005> (дата обращения: 22.07.2025). С. 100 – 106.
17. Статистические модели. URL: statsmodels.tsa.seasonal.STL Documentation (дата обращения 27.07.2025).
18. Иволгин А. Как месяц рождения влияет на вашу жизнь. TJ, 2023. URL: <https://tj.ru/birthday-stat/> (дата обращения: 27.07.2025).
19. STL-декомпозиция для коррекции временных рядов в журналистике данных. URL: https://github.com/tony-the-cony/stl_correction# (дата обращения: 27.07.2025).

CORRECTING FOR AGE-SPECIFIC AND TREND BIASES IN DATA: STL DECOMPOSITION AS A TOOL FOR ENHANCING THE ACCURACY OF DATA-DRIVEN JOURNALISM INVESTIGATIONS

Antonov, Sergey Viktorovich

JSC "TBank"

Editor-in-Chief

Belgorod, Russian Federation

antonov0212@yandex.ru

Ivanov, Artemiy Andreevich

JSC "TBank"

Senior Analyst

Moscow, Russian Federation

iva.artemiy@gmail.com

Glek, Pavel Borisovich

JSC "TBank"

Lead Analyst

Moscow, Russian Federation

p.glek@tbank.ru

Abstract

This article presents a method for correcting systematic errors in time series to enhance data-driven journalism. Using birth rate seasonality analysis, it applies STL-decomposition to remove long-term trends and age-related shifts. The study shows that raw data distort seasonal patterns, while the corrected approach reveals fluctuations linked to sociocultural factors, underscoring the need for statistical adjustment in media data. The method's utility is proven with real journalistic cases, including social issue analysis and verification of official statistics.

Keywords

data journalism; data-driven journalism; STL decomposition; birth seasonality; data visualization; media ethics; time series; bias correction

References

1. Obermayer, B., Obermaier, F. Süddeutsche Zeitung. The Panama Papers, 2016. 384 p.
2. Larson, J. et al. Machine Bias. ProPublica. 2016, May 23. URL: <https://www.propublica.org/article/machine-bias-risk-assessments-in-criminal-sentencing> (date of access: 27.07.2025).
3. Borges do Nascimento, Pizarro, I. J., Almeida, A. B., Azzopardi-Muscat, J. M., Gonçalves, N., Björklund, M. A., Novillo-Ortiz, M. Infodemics and health misinformation: a systematic review of reviews. Bulletin of the World Health Organization, 2022. 100(9). C. 544–561. URL: <https://doi.org/10.2471/BLT.21.287654> (date of access: 27.07.2025).
4. Nguyen, A., Lugo-Ocando, J. The state of statistics in journalism and journalism education — issues and debates. Journalism 17(1), 2015.
5. Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G. Forecasting: Principles and Practice. OTexts, 2021. 380 p.
6. Cleveland, R.B. et al. STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. Journal of Official Statistics, 1990. 6(1). P. 3–33.
7. Hodrick, R.J., Prescott, E.C. Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation. Journal of Money, Credit and Banking, 1997. 29(1). P.1–16.
8. Gray, J. et al. The Data Journalism Handbook. O'Reilly Media, 2012. 256 p.
9. Hyndman, R.J., Athanasopoulos, G. Forecasting: Principles and Practice. OTexts, 2021. 380 p.
10. Hodrick, R.J., Prescott, E.C. Journal of Money, Credit and Banking, 1997. 29(1). p.1–16.

11. Holder, E. Unfair Comparisons: How Visualizing Social Inequality Can Make It Worse. Nightingale, 2022. URL: <https://nightingaledvs.com/unfair-comparisons-how-visualizing-social-inequality-can-make-it-worse/> (date of access: 28.07.2025).
12. Tufte, E.R. The Visual Display of Quantitative Information. Graphics Press, 2001. 191 p.
13. Yumaguzin, V., Vinnik, M. Osnovnye oshibki i netochnosti v statyax po demograficheskoy tematike v SMI. Vestnik Moskovskogo universiteta, 2016. Seriya 10. Zhurnalistika (4). URL: <https://vestnik.journ.msu.ru/books/2016/4/osnovnye-oshibki-i-netochnosti-v-statyakh-po-demograficheskoy-tematike-v-smi/> (date of access: 27.07.2025).
14. Cleveland, W.S. Visualizing Data. Hobart Press, 1993. 360 p.
15. Demograficheskij ezhegodnik Rossii 2023. Rosstat, 2023. URL: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13207> (date of access: 27.07.2025).
16. Andreev, E. M., Gamburcev, A. G. Dinamika demograficheskix dannyh v Rossii (1956–2005) // Prostranstvo i Vremya, 2012. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/dinamika-demograficheskikh-dannyh-v-rossii-1956-2005> (date of access: 22.07.2025). С. 100–106.
17. Statisticheskie modeli. URL: statsmodels.tsa.seasonal.STL Documentation (date of access: 27.07.2025).
18. Ivolgin, A. Kak mesyacz rozhdeniya vliyaet na vashu zhizn. TJ, 2023. URL: <https://t-j.ru/birthday-stat/> (date of access: 27.07.2025).
19. STL- dekompoziciya dlya korrekcii vremenny`x ryadov v data-zhurnalistike. URL: https://github.com/tony-the-cony/stl_correction# (date of access: 27.07.2025).