СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ

УДК 343.9: 519.2: 004.85 **DOI: 10.31799/2077-5687-2026-3-3-16**

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРЕСТУПНОСТИ И РАСКРЫВАЕМОСТИ ПО РАЙОНАМ САНКТ-ПЕТЕРБУРГА В СРЕДЕ АНАЛИТИЧЕСКОЙ ПЛАТФОРМЫ LOGINOM

Ю. А. Журавлева, С. А. Андронов
Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

В статье с позиций системного анализа решена задача краткосрочного прогнозирования преступности и раскрываемости по районам Санкт-Петербурга в условиях сверхмалых временных рядов. В среде low-code платформы Loginot выполнено сравнение линейной регрессии и нейросети по комплексу метрик точности (MAE, RMSE, MAPE, R^2, коэффициент Тейла). Предложен новый критерий устойчивости к аномальным наблюдениям – индекс аномальной чувствительности, позволяющий выбирать модель в условиях высокой неопределённости. На примере Невского района показано, что выбор модели существенно зависит от категории преступления и целевого показателя, ни одна модель не является универсальной. Результаты могут быть использованы при построении систем поддержки принятия решений для управления общественной безопасностью мегаполиса.

Ключевые слова: системный анализ, прогнозирование преступности, раскрываемость преступлений, малые выборки, устойчивость прогноза, индекс аномальной чувствительности, линейная регрессия, нейросеть, поддержка принятия решений, Loginot.

Для цитирования:
Журавлева, Ю. А. Прогнозирование преступности и раскрываемости по районам Санкт-Петербурга в среде аналитической платформы Loginot / Ю. А. Журавлева, С. А. Андронов // Системный анализ и логистика. – 2026. – № 3(51). – с. 3-16. DOI: 10.31799/2077-5687-2026-3-3-16.

PREDICTING CRIME AND SOLVABILITY BY DISTRICTS OF ST. PETERSBURG IN THE LOGINOM ANALYTICAL PLATFORM

J. A. Zhuravleva, S. A. Andronov
St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation

This article, using systems analysis approaches, addresses the problem of reducing the forecasting time for crime and crime detection rates in St. Petersburg districts using extremely short time series (4 years). Using the Loginom low-code platform, a comparison of linear regression and neural networks was performed using a set of accuracy metrics (MAE, RMSE, MAPE, R^2, and the Theil coefficient). New criteria for robustness to anomalous observations—the anomalous sensitivity index—are proposed, allowing for model selection under conditions of high uncertainty.Using the Nevsky District as an example, it was demonstrated that model selection depends significantly on the crime category and target indicator; no single model is universally applicable. The results can be used in developing decision support systems for public safety management in the metropolis.

Keywords: analysis, crime forecasting, crime detection, small samples, forecast stability, abnormal sensitivity index, linear regression, neural network, decision support, Loginom.

For citation:
Zhuravleva, Yu. A. Forecasting crime and detection rates by district in St. Petersburg in the Loginom Analytical Platform / Yu. A. Zhuravleva, S. A. Andronov // System analysis and logistics. – 2026. – № 3(51). – p. 3-16. DOI: 10.31799/2077-5687-2026-3-3-16.

Введение

Прогнозирование преступности и раскрываемости по районам Санкт-Петербурга необходимо для эффективного планирования деятельности правоохранительных органов. Такой прогноз зависит от множества разнородных факторов, в частности, от видеонаблюдения, экономического положения населения, уровня безработицы, плотности населения, оперативности реагирования правоохранительных органов и т.п. Так как в открытых источниках о преступности и раскрываемости [1-4] доступны только данные за 4 прошлых года, они разбиваются на кварталы для точности прогноза.

Однако при малом объёме исходных данных любая прогнозная модель может оказаться чрезмерно чувствительной к единичным аномальным наблюдениям (выбросам) [5]. Поэтому помимо стандартных метрик точности (MAE, RMSE, MAPE, R^2, коэффициент Тейла) необходимо оценивать устойчивость прогноза к удалению потенциальных выбросов. В данной работе вводится индекс аномальной чувствительности, позволяющий количественно сравнить, насколько сильно меняется прогноз моделей при исключении из обучающей выборки года с аномальными значениями.

Постановка задачи

Разработать в аналитической платформе Loginom сценарии прогнозирования преступности и раскрываемости по административным районам Санкт-Петербурга и выделенным категориям преступлений, направленные на отработку методов анализа временных рядов в условиях ограниченных данных, сравнить полученные результаты с помощью стандартных метрик точности, ввести критерий устойчивости прогнозных моделей к выбросам – индекса аномальной чувствительности, который может использоваться для выбора более надёжной модели при сверхмалых выборках.

Loginom как инструмент прогнозной аналитики

Для прогнозирования преступности и раскрываемости использованы инструменты Data Mining – линейная регрессия и нейросеть (регрессия) [6].

Линейная регрессия реализует метод наименьших квадратов [7]: строит зависимость целевого показателя (число преступлений или процент раскрываемости) от факторов x_i (год, категория, район) в виде уравнения:

$$y = a_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \ldots + b_n x_n \quad (1)$$

Внутри узла оценивается значимость коэффициентов и выводится коэффициент детерминации R^2, определяющий пригодность модели для прогнозирования [5].

В отличие от линейной модели, способной описывать только линейные зависимости, Нейросеть (регрессия) представляет собой многослойную сеть, описываемую формулой:

$$y = f\left(\sum_{j=1}^{m} w_i \varphi\left(\sum_{i=1}^{n} v_{ij} x_i + b_j\right) + b_0\right) \quad (2)$$

Входные факторы x_i (год, категория преступлений, район) в нейросети проходят через два преобразования: сначала вычисляется взвешенная сумма $\sum_{i=1}^{n} v_{ij} x_i + b_j$, к которой применяется нелинейная функция активации φ, затем полученные значения снова взвешиваются (w_i), добавляется смещение b_0 и через выходную функцию f формируется прогноз ŷ. Такая архитектура позволяет моделировать сложные нелинейные зависимости [8].

Кроме того, в аналитической платформе Loginom предусмотрен инструмент «ARIMAX», предназначенный для временных рядов с сезонностью. Так как для его работы необходимо не менее 30–50 наблюдений [9, 10], а выбранные данные имеют всего четыре годовых значения по первым полугодиям 2022–2025 гг., он не был включён в сценарии.

Метрики оценки качества прогнозирования [1, 11]

Таблица 1 – Метрики качества прогнозных моделей

Метрика	Смысл	Формула
MAE (Mean Absolute Error – средняя абсолютная ошибка прогноза)	Точность прогноза	$\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\lvert e_t\rvert$
RMSE (Root Mean Square Error – среднеквадратическая ошибка) от 0 до +∞	Отклонение в масштабе показателя, выявление больших отклонений прогнозируемого значения от реального	$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n} e_t^2}{n-1}}$
MAPE (Mean Absolute Percentage Error –средняя относительная ошибка прогноза) от 0% до +∞	Величина ошибок в сравнение со значениями ряда	$\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left\lvert\frac{e_t}{y_t}\right\rvert$
R^2 (R-squared – коэффициент детерминации) -∞ до 1	Степень сходства исходных данных и предсказанных	$1-\frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t-\hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^{n}(y_t-\hat{y}_t)^2}$
Коэффициент несоответствия Тейла (Т) от 0 до 1	Степень схожести временных рядов	$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}(y_t-\hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^{n}y_t^2+\sum_{t=1}^{n}\hat{y}_t^2}}$

В таблице:
n – общее количество наблюдений;
t – номер конкретного наблюдения (например, год 2022, 2023 и так далее);
y_t – фактическое (реальное) значение в момент времени t;
$\hat{y}_t$ – значение, которое предсказала модель для того же момента времени t;
$e_t = y_t - \hat{y}_t$ – модельная погрешность (модельный остаток);
$|e_t|$ – модуль ошибки;
$\bar{y}$ – среднее арифметическое всех фактических значений y_t.

Вид сценария расчёта метрик прогнозирования в Loginom

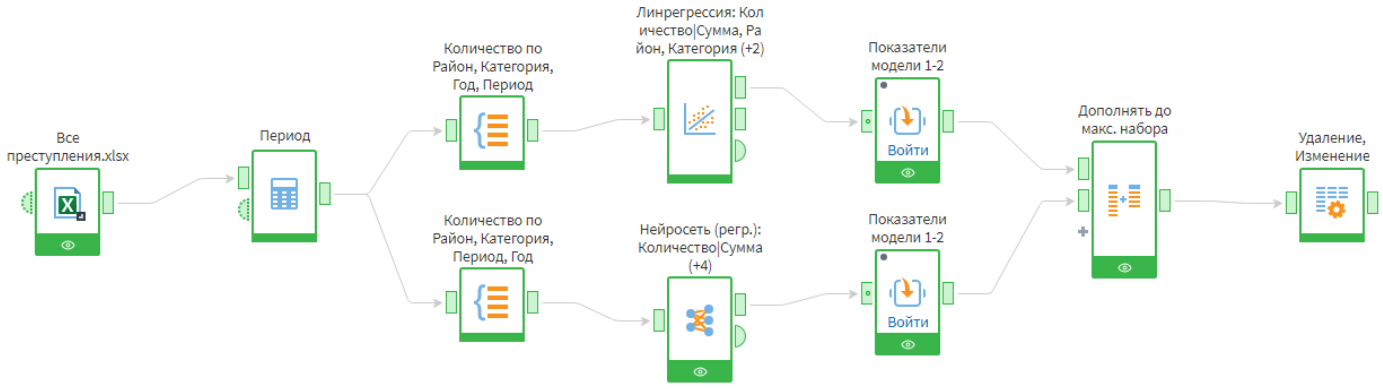


Рис. 1. Вид сценария прогнозирования количества преступлений

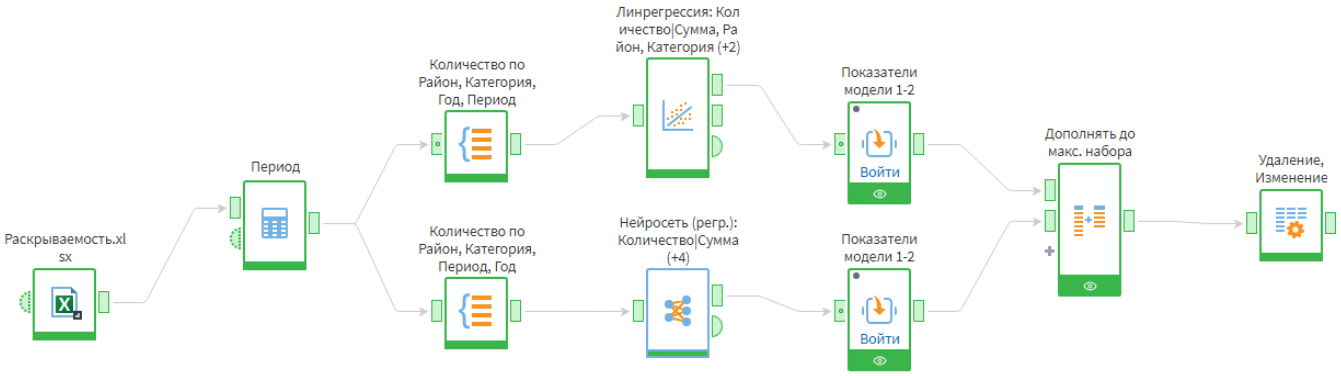


Рис. 2. Вид сценария прогнозирования раскрываемости преступлений

Сценарий начинается с импорта данных за 2022–2025 гг. [1–4], которые заранее были собраны в два разных Excel файла – «Все преступления.xsls» и «Раскрываемость.xsls». Далее в узле «Калькулятор» год преобразуется в номер периода (год – 2021), чтобы модели могли использовать время как числовой фактор. Узел «Группировка» агрегирует все записи за каждый год в одну строку – формируется временной ряд для обучения и прогноза на 2026 г.

Из-за малого объёма выборки тестовая выборка не выделялась, все 100% записей использованы для обучения. Нейросеть настроена с одним скрытым слоем из 10 нейронов, выход ограничен снизу нулём, чтобы избежать переобучения модели, также заданы 5 эпох, коэффициент регуляризации 0,03 и подвыборка 25%.

Метрики точности (MAE, RMSE, MAPE, R^2, Тейла) рассчитывались в подмодели: узел «Калькулятор» вычислял промежуточные ошибки, «Группировка» брала их средние, а «Свёртка столбцов» транспонировала столбцы в строки для удобства. Результаты вычисления метрик двух моделей соединены узлом «Соединение» и подготовлены для будущего анализа с помощью узла «Параметры полей».

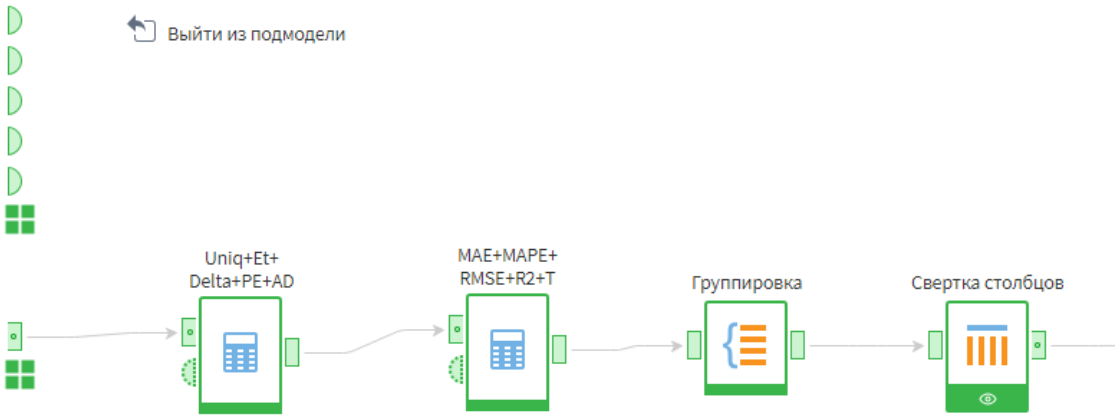


Рис. 3. Вид сценария подмодели

Анализ полученных метрик моделей прогнозирования преступности и раскрываемости

Таблица 2 – Сравнительные метрики точности линейной регрессии и нейросети

Метрика	Преступность		Раскрываемость	
	Лин. регрессия	Нейросеть	Лин. регрессия	Нейросеть
MAE	170,40	300,82	11,45	25,28
RMSE	324,43	487,97	19,19	29,06
MAPE	19,11	107,89	17,33	37,01
R^2	0,37	$-6{,}71 \times 10^{31}$	0,23	-221892,74
T	0,43	0,78	0,19	0,29

Модель прогнозирования преступности:

Линейная регрессия выводит значение MAE, равное 170, нейросеть – 301. Ранее было отмечено, что нейросеть непригодна для прогнозирования на столь малых данных, но если сравнивать её с линейной регрессией, то ошибка нейросети почти в 1,8 раза превосходит ошибку линейной регрессии.

У линейной модели RMSE заметно выше MAE (324 > 170), что связано с наличием крупных выбросов, которые модель сглаживает. У нейросети RMSE также превышает MAE (488 > 300), но сами значения существенно выше.

Ошибка нейросети MAPE превышает 100%, то есть прогноз в среднем отклоняется от факта больше, чем само фактическое значение, что делает модель полностью непригодной. Линейная регрессия же укладывается в диапазон 10–20%.

Что касается R^2, здесь получено абсолютно большое значение: $6{,}71 \cdot 10^{31}$. Полная непригодность модели нейросети, что ожидаемо. В то время как для модели линейной регрессии получено 0,37, что допустимо для данного объёма данных.

Коэффициент Тейла (T): линейная регрессия – 0,43, нейросеть – 0,78. Чем ближе к 0, тем лучше. Линейная модель показывает умеренное качество, нейросеть – близкое к наихудшему (1).

Модель прогнозирования раскрываемости:

Нейросеть имеет значение MAE 25,28. По сравнению с ней линейная регрессия показывает значительно меньшую ошибку (11,45), что говорит о её более высокой точности.

Рассмотрим RMSE: у линейной модели RMSE выше MAE (19,19 против 11,45) – это указывает на наличие крупных выбросов. У нейросети RMSE также превышает MAE, но несущественно (29,06 > 25,28).

Относительная ошибка MAPE нейросети вдвое больше, что говорит о её плохом качестве. Линейная модель укладывается в допустимый для социально-экономических прогнозов диапазон 10 – 20%.

Линейная регрессия показывает значение R^2, равное 0,23 (модель объясняет 23% изменчивости), нейросеть – 221892,74. И опять видны большие расхождения в метриках.

Коэффициент Тейла (T): линейная регрессия – 0,19, нейросеть – 0,29. Чем ближе к 0, тем лучше. Линейная модель показывает хорошее качество, нейросеть – заметно хуже.

Таким образом, в очередной раз подтверждено, что модель нейросети намного хуже справляется с прогнозированием на малых выборках. Но может быть её спрогнозированные значения окажутся близкими к значениям линейной регрессии, которая даёт приемлемый прогноз, судя по метрикам?

Вид сценария прогнозирования преступности и раскрываемости

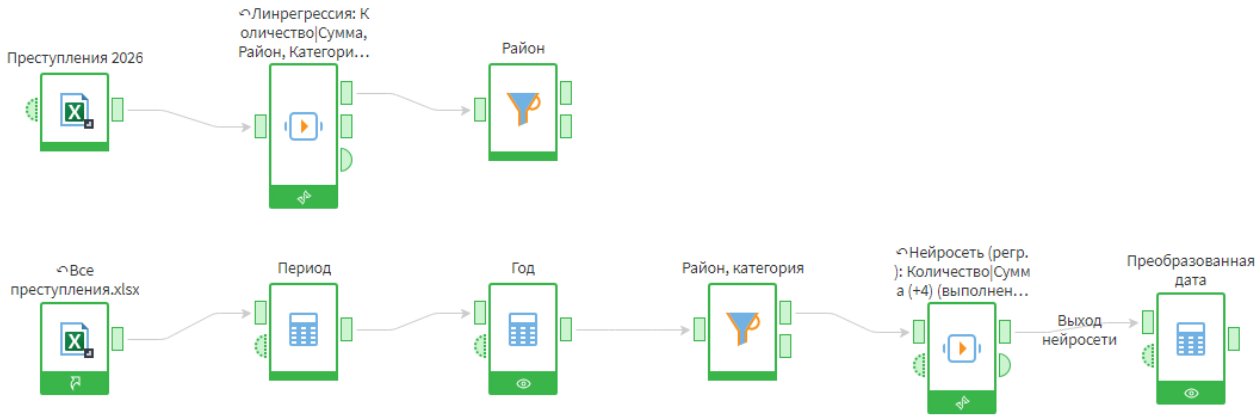


Рис. 4. Вид сценария получения прогноза количества преступлений

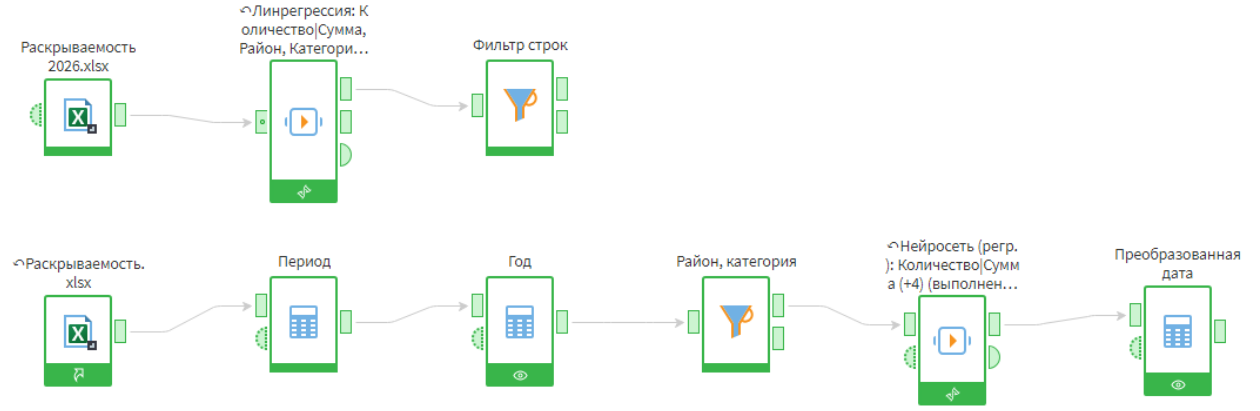


Рис. 5. Вид сценария получения прогноза раскрываемости

Для прогноза линейной регрессией создан файл «Преступления 2026.xlsx» – копия исходной таблицы, но с пустым столбцом «Количество преступлений» и периодом 5 (2026–2021). Через узел «Выполнение узла» обученная модель применяется к этим данным, после чего фильтрация выделяет нужную пару «Район – Категория», например, «Калининский – Тяжкие и особо тяжкие».

Для экспериментального прогноза нейросетью выполняются те же подготовительные шаги: добавление периода, преобразование года в дату (формат «01.01.2022 0:00» и т.д. до 2025-го года) и фильтрация. Затем через «Выполнение узла» задействуется обученная модель нейросети. Даты для 2026 года автоматически генерируются в узле «Преобразованная дата» с помощью формулы AddYear, обеспечивая корректную временную последовательность.

Результаты прогнозирования преступности и раскрываемости

Стоит отметить, что прогнозируемые значения не претендуют на роль достоверных. На настоящий прогноз, как ранее упоминалось, влияют ещё множество факторов.

Таблица 3 – Прогнозные значения количества преступлений на 2026 год по районам и категориям

Район	Категория преступления	Количество преступлений, ед.				2026 (Прогноз)	
		2022	2023	2024	2025	Линейная регрессия	Нейросеть (регрессия)
Невский	Тяжкие и особо тяжкие	966	556	1904	520	932,99	986,60
	НОН (незаконный оборот наркотиков)	321	161	444	432	449,77	342,50
	Уличные	630	204	468	105	394,35	351,75
	Кражи	1243	465	1209	712	1308,86	925,75
Приморский	Тяжкие и особо тяжкие	820	559	2249	586	930,27	1053,50
	НОН (незаконный оборот наркотиков)	450	251	624	161	447,05	371,75
	Уличные	630	204	468	105	391,63	372,75
	Кражи	983	454	1751	865	1295,27	1013,25
Калининский	Тяжкие и особо тяжкие	489	397	1943	517	894,46	836,50
	НОН (незаконный оборот наркотиков)	187	152	552	136	411,24	256,75
	Уличные	396	185	616	81	355,82	319,50
	Кражи	935	368	1563	475	1116,21	835,25

На рис. 6 представлена динамика фактического числа тяжких и особо тяжких преступлений в Невском районе за 2022–2025 гг. и прогнозы на 2026 г., полученные линейной регрессией и нейросетью. Видно, что обе модели дают близкие прогнозы (933 и 987 ед.), несмотря на резкий выброс в 2024 г., однако, как будет показано далее, устойчивость этих прогнозов к удалению аномалии существенно различается.

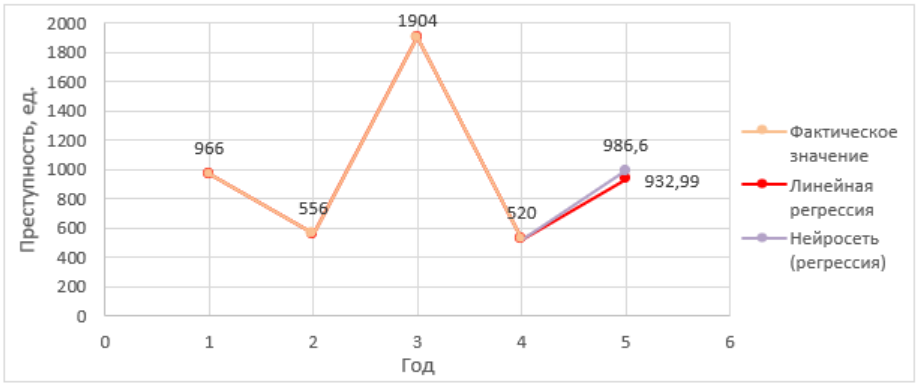


Рис. 6. Фактические значения и прогнозы количества тяжких и особо тяжких преступлений в Невском районе

Таблица 4 – Прогнозные значения раскрываемости преступлений на 2026 год по районам и категориям в %

Район	Категория преступления	Раскрываемость, %				2026 (Прогноз)	
		2022	2023	2024	2025	Линейная регрессия	Нейросеть (регрессия)
Невский	Тяжкие и особо тяжкие	37,6	30,8	44,3	42,1	37,54	68,31
	НОН (незаконный оборот наркотиков)	74	80,7	60,6	76,4	66,40	73,00
	Уличные	45	55,7	55,8	59,7	55,79	54,25
	Кражи	24,8	27,5	27	23,7	31,71	26,00
Приморский	Тяжкие и особо тяжкие	56,8	47,6	28,3	37,7	33,59	42,75
	НОН (незаконный оборот наркотиков)	80,1	87	70,8	73,3	62,45	77,75
	Уличные	71	67,4	43,2	55,9	51,84	55,78
	Кражи	41,6	33,8	27,9	35,9	27,76	35,00
Калининский	Тяжкие и особо тяжкие	45,8	42,9	30,8	33,6	39,87	36,17
	НОН (незаконный оборот наркотиков)	68,2	68,2	57,7	56,6	68,73	60,27
	Уличные	53,8	60,2	58,9	67,8	58,12	60,25
	Кражи	37,9	38,9	32,8	39,7	34,03	37,50

На рис. 7 представлена динамика фактической раскрываемости тяжких и особо тяжких преступлений в Невском районе за 2022–2025 гг. и прогнозы на 2026 г., полученные линейной регрессией и нейросетью.

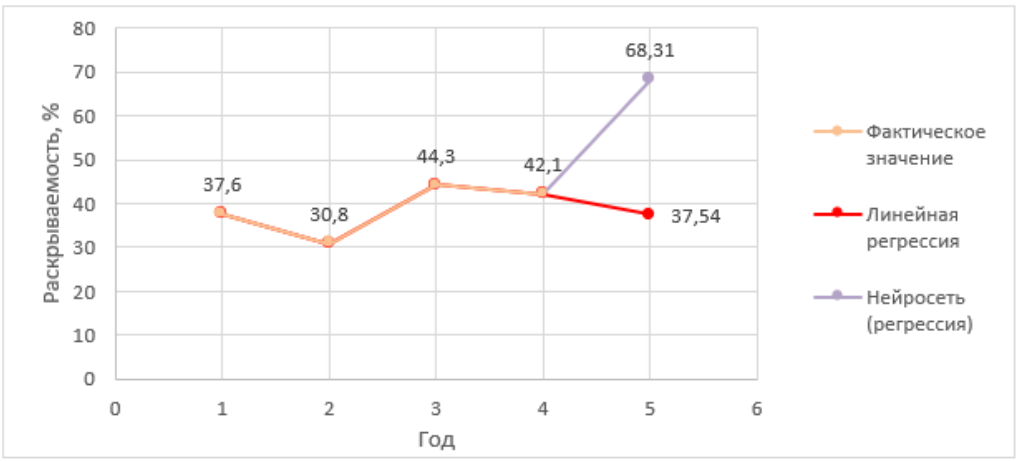


Рис. 7. Фактические значения и прогнозы раскрываемости тяжких и особо тяжких преступлений в Невском районе

Оценка устойчивости моделей к аномальным наблюдениям

Полученные прогнозы преступности и раскрываемости предлагается оценить по аномальным наблюдениям (выбросам) в данных за прошлые годы, разумнее это будет сделать с помощью такого отношения:

$$I_S = \frac{|p_{полн} - p_{без\ аномалий}|}{p_{полн}} \times 100\% \quad (3)$$

где:

$P_{полн}$ – прогноз модели, построенной по полному набору данных (2022–2025 гг.);

$P_{без\ аномалий}$ – прогноз той же модели, построенной после исключения из обучающей выборки года, содержащего аномально высокие значения (например, 2024 г.). При этом важно дать определение аномальному значению – это такое значение из всего временного ряда, которое является высоким по сравнению с остальной выборкой.

Индекс I_S показывает, на сколько процентов изменяется прогноз при удалении аномального значения и насколько сильно это аномальное значение влияет на сам прогноз. Чем меньше значение *Is*, тем устойчивее модель к аномально высоким значениям, что особенно важно при нашем малом объёме исходных данных: всего 4 наблюдения.

Идентификация выброса выполнялась не для всего массива данных, а индивидуально для каждого временного ряда (район + категория преступления). Встроенный в Loginom узел «Редактирование выбросов» позволяет для каждого ряда определить, является ли значение конкретного года аномальным. В настройках узла использован метод «Стандартное отклонение» с порогами 3 (для выбросов) и 5 (для экстремальных значений), что соответствует правилу «трёх сигм» ($\mu \pm 3\sigma$).

Рис. 8 подтверждает данную закономерность: в связке Невский район + Уличные преступления аномальное значение приходится на 2022-ой год.

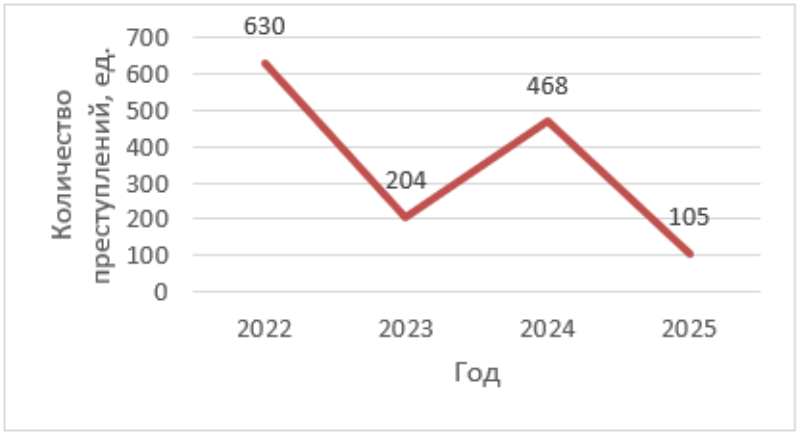


Рис. 8. Динамика количества уличных преступлений в Невском районе за 2022–2025 *гг.*

Как видно по табл. 3 полученных результатов прогнозирования преступности, большинство аномалий пришлось на 2024-ый год. Для раскрываемости же (табл. 4) этот параметр может варьироваться в зависимости от категории преступления и района.

Рассмотрим принцип работы индекса I_s на примере Невского района в табл. 5:

Таблица 5 – Расчёт индекса аномальной чувствительности для моделей прогнозирования преступности в Невском районе

Категория преступлений	Модель	Прогноз на полных данных, ед.	Прогноз без аномалий, ед.	P_s, %
Тяжкие и особо тяжкие	Лин. регрессия	932,99	909,29	2,54
	Нейросеть	986,60	680,67	31,01
НОН	Лин. регрессия	449,77	377,55	16,06
	Нейросеть	342,50	306,30	10,57
Уличные	Лин. регрессия	394,35	378,93	3,91
	Нейросеть	351,75	258,95	26,38
Кражи	Лин. регрессия	1308,86	806,00	38,42
	Нейросеть	925,75	806,00	12,94

Пример расчёта для краж (линейная регрессия):

$$I_s = \frac{|1308,86 - 806,00|}{1308,86} \times 100\% = \frac{502,86}{1308,86} \times 100\% \approx 38,42\%. \quad (4)$$

На рис. 9 показаны получившиеся индексы аномальной чувсХтвительности преступности для двух методов прогнозирования по категориям преступлений.

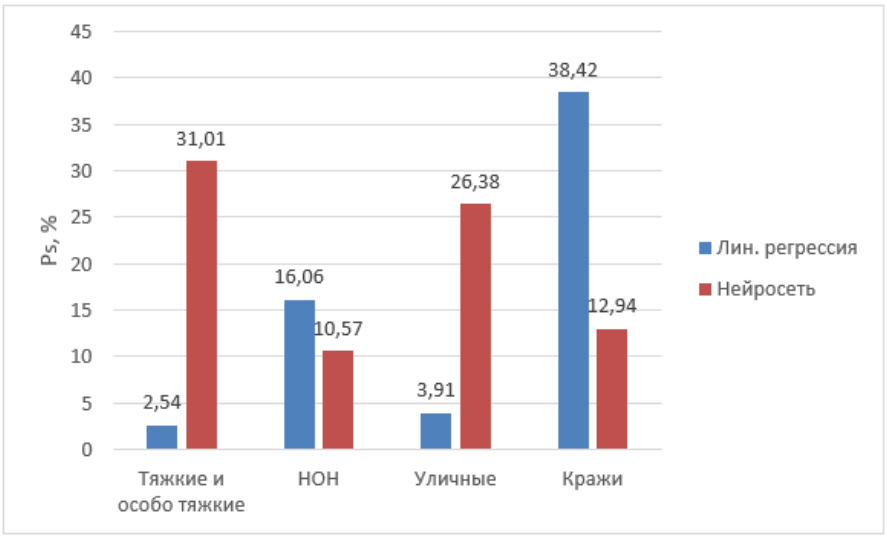


Рис. 9. Диаграмма сравнения индекса I_s для моделей прогнозирования преступности в Невском районе

Индекс I_s показывает, насколько меняется прогноз модели при удалении аномального 2024 года: чем меньше значение, тем устойчивее модель. Для тяжких и особо тяжких преступлений линейная регрессия имеет $I_s = 2{,}54\%$ (очень высокая устойчивость), а нейросеть – 31,01% (сильное переобучение). По категории НОН обе модели близки (16,06% и 10,57%), здесь нейросеть даже немного устойчивее. Для уличных преступлений: линейная регрессия – 3,91%, нейросеть – 26,38%. Самым интересным случаем оказались кражи, так как линейная регрессия показала наибольшую чувствительность (38,42%), а нейросеть – 12,94%, при этом прогнозы без аномалии совпали (806 ед.). Таким образом, в трёх из четырёх категорий линейная регрессия устойчивее, но для краж предпочтительнее нейросеть.

По раскрываемости получены показатели, представленные в табл. 6:

Таблица 6 – Расчёт индекса аномальной чувствительности для моделей прогнозирования раскрываемости в Невском районе

Категория преступлений	Модель	Прогноз на полных данных, %	Прогноз без аномалий, %	P_s, %
Тяжкие и особо тяжкие	Лин. регрессия	37,54	41,86	11,51
	Нейросеть	68,31	41,33	39,50
НОН	Лин. регрессия	66,40	40,29	39,32
	Нейросеть	73,00	70,33	3,66
Уличные	Лин. регрессия	55,79	52,33	6,20
	Нейросеть	54,25	52,32	3,56
Кражи	Лин. регрессия	31,71	25,29	20,25
	Нейросеть	26,00	25,33	2,58

Пример расчёта для тяжких и особо тяжких преступлений (линейная регрессия):

$$I_s = \frac{|37{,}54 - 41{,}86|}{37{,}54} \times 100\% = \frac{4{,}32}{37{,}54} \times 100\% \approx 11{,}51\%. \quad (5)$$

На рис. 10 показаны получившиеся индексы аномальной чувствительности раскрываемости в Невском районе для двух методов прогнозирования по категориям преступлений.

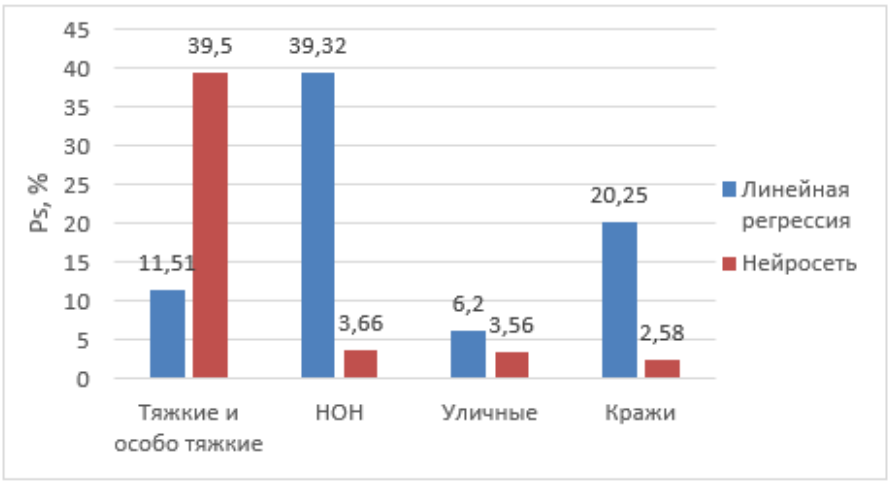


Рис. 10. Диаграмма сравнения индекса I_s для моделей прогнозирования раскрываемости в Невском районе

Как видно по табл. 6, устойчивость моделей сильно зависит от категории преступлений. Для тяжких и особо тяжких преступлений линейная регрессия имеет индекс I_s = 11,51% (умеренная устойчивость), а нейросеть – 39,50%, что можно интерпретировать как низкую устойчивость. По категории НОН, наоборот, линейная регрессия ненадёжна (39,32%), а нейросеть уже устойчивее (3,66%). Для уличных преступлений обе модели показывают высокую устойчивость: 6,20% у линейной регрессии и 3,56% у нейросети. По кражам линейная регрессия демонстрирует низкую устойчивость (20,25%), а нейросеть – очень высокую (2,58%).

Таким образом, в трёх из четырёх категорий нейросеть оказывается устойчивее линейной регрессии, что неожиданно и отличается от результатов по прогнозированию количества преступлений, где лидировала линейная модель. Следовательно, выбор модели для краткосрочного прогнозирования на малых выборках (4 года) должен опираться на предложенный индекс I_s для каждой категории отдельно: универсального лучшего метода нет, и предложенный индекс позволяет количественно обосновать выбор более устойчивой модели.

Заключение

Анализ метрик точности подтвердил, что применение нейросетевой модели на выборке из четырёх лет нецелесообразно: её ошибки в 1,5-2 раза превышают ошибки линейной регрессии, а коэффициент детерминации принимает абсурдные значения, что свидетельствует о полной непригодности модели. Линейная регрессия, напротив, продемонстрировала приемлемую точность (MAE = 170 для преступности и 11,45 для раскрываемости) и устойчивость.

Однако стандартные метрики не учитывают чувствительность модели к единичным выбросам. Для восполнения этого пробела предложен индекс аномальной чувствительности P_s. При этом он применяется только к тем временным рядам, где п

утствуют выбросы. Расчёты по преступности показали, что в трёх из четырёх категорий Невского района линейная регрессия устойчивее нейросети, за исключением краж, где нейросеть оказалась предпочтительнее. Для раскрываемости картина иная: нейросеть устойчивее в трёх категориях из четырёх.

Таким образом, предложенный индекс I_s позволяет количественно обосновать выбор модели для каждой категории преступлений и каждого целевого показателя отдельно. Разработанная методика реализована в low-code среде Loginom и может быть применена для других регионов и социально-экономических показателей [12].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Комитет по информатизации и связи. Санкт-Петербургский информационно-аналитический центр. Оценка состояния уличной преступности в Санкт-Петербурге по итогам [Электронный ресурс]. – URL: https://zakon.gov.spb.ru/media/uploads/userfiles/2024/10/22/Оценка_состояния_уличной_преступности_в_СанктПетербурге_по_итогам.pdf (дата обращения: 02.03.2026).
2. Комитет по информатизации и связи. Санкт-Петербургский информационно-аналитический центр. Правопорядок и общественная безопасность по итогам 12 месяцев 2022 года [Электронный ресурс]. – URL: https://zakon.gov.spb.ru/media/uploads/userfiles/2023/03/28/Правопорядок_и_общественная_безопасность_по_итогам_12_месяцев_2022_года.pdf (дата обращения: 02.03.2026).
3. Комитет по информатизации и связи. Санкт-Петербургский информационно-аналитический центр. Правопорядок и общественная безопасность в густонаселенных районах [Электронный ресурс]. – URL: https://zakon.gov.spb.ru/media/uploads/userfiles/2023/07/12/Правопорядок_и_общественная_безопасность_в_густонаселенных_районах.pdf (дата обращения: 02.03.2026).
4. Комитет по информатизации и связи. Санкт-Петербургский информационно-аналитический центр. Правопорядок и общественная безопасность в густонаселенных районах 2025 года [Электронный ресурс]. – URL: https://zakon.gov.spb.ru/media/uploads/userfiles/2025/08/13/Правопорядок_и_общественная_безопасность_в_густонаселенных_районах_2025_года.pdf (дата обращения: 02.03.2026).
5. *Яковлев В. Б.* Эконометрика на платформе Loginom: учеб. пособие / В. Б. Яковлев. – М.: КноРус, 2024. – 243 с.
6. *Андронов С. А.* Сравнение качества регрессионных моделей краткосрочных прогнозов скорости транспортного потока в аналитической low-code-платформе Loginom / С. А. Андронов // Системный анализ и логистика. – 2021. – № 2 (24). – С. 66–75.
7. *Жукова Л. В.* Интеллектуальный анализ данных на платформе Loginom: учебно-методическое пособие / Л. В. Жукова. – М.: Издательский Дом МИСиС, 2023. – 45 с.
8. *Андронов С. А.* Интеллектуальный анализ данных без программирования: лабораторный практикум / С. А. Андронов. – СПб.: ГУАП, 2024. – 200 с.
9. *Плотников А. Н.* Элементарная теория анализа и статистическое моделирование временных рядов: учеб. пособие / А. Н. Плотников. – 2-е изд., испр. и доп. — Владивосток: Изд-во ДВФУ, 2020. – 180 с.
10. *Яковлев В. Б.* Анализ данных в аналитической платформе Loginom: учеб. пособие / В. Б. Яковлев. – Beau Bassin: LAP Lambert Academic Publishing, 2020. – 185 с.
11. *Яковлев В. Б.* Эконометрическое прогнозирование в аналитической платформе Loginom: учебное пособие / В. Б. Яковлев. – М.: Эдитус, 2023. – 49 с.
12. *Орлов А. И.* Эконометрика: учебник для вузов / А. И. Орлов. – 5-е изд., перераб. и доп. – М.: Экзамен, 2022. – 576 с.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Журавлева Юлия Андреевна
Студент
Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения
Россия, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д.67, лит. А
E-mail: yliazhuravlik@gmail.com



Андронов Сергей Александрович
Канд. техн. наук, доцент
Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения
Россия, 190000, Санкт-Петербург, ул. Большая Морская, д.67, лит. А
E-mail: andronov_00@mail.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Zhuravleva Julia Andreevna
Student
Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation
67, Bolshaya Morskaia str., Saint-Petersburg, 190000, Russia
E-mail: yliazhuravlik@gmail.com

Andronov Sergey Alexandrovich
PhD. tech. Sciences, associate Professor
Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation
67, Bolshaya Morskaia str., Saint-Petersburg, 190000, Russia
E-mail: andronov_00@mail.ru

Дата поступления: 30.06.2026
Дата принятия: 09.07.2026