



## Математическая оценка анализа статистических данных на основе сравнения линейных трендов

*B.V. Лавлинский, Д.С. Душко, А.С. Швецов*

*Воронежский государственный университет инженерных технологий*

**Аннотация:** Рассматриваются коэффициенты детерминации и абсолютных значений результатов прогнозной оценки на основе использования линейных трендов для различной выборки исходных данных, изменяемых по увеличивающейся амплитуде за временные промежутки. Предложен новый линейный метод прогнозных границ для прогнозной оценки (экстраполяции данных)

**Ключевые слова:** системный анализ, статистические данные, математическая оценка тренда, прогнозная оценка, доверительный интервал, метод прогнозных границ.

### Введение

В современном мире имеется множество статистических методов обработки данных, которые могут быть использованы как для линейных, так и для нелинейных исходных данных и зависимостей [1,2]. Тем не менее, имеются наборы данных, которые заранее трудно определить к каким зависимостям их можно отнести, имеют ли они какую-либо периодичность (то есть, имеется ли «сезонная» их зависимость и т.п.) [3,4]. К одному из таких наборов относятся статистические данные, присущие процессам информационной безопасности и кибербезопасности [5,6]. Данные процессы характеризуются резкими спадами и подъёмами значений измеряемых величин за определённые интервалы времени. Кроме того, в данных процессах имеется априорная неопределенность [7,8], которая определяет индивидуальные особенности для анализа и прогнозирования результатов и формируется из-за ошибок измерения, неправильным отражением статистических данных, а также пропусками в измерениях. Поэтому одной из научных задач является оценивание возможности использования стандартных методов для формирования трендов на примере анализа статистических данных, значения которых увеличиваются с поддержанием колебательного процесса, аналогичному неустойчивой системе. К примерам

таких исходных данных могут быть отнесены статистические данные мощности DDoS-атак, количество поступающих вредоносных писем, рост количества вредоносного программного обеспечения.

### Результаты исследования

Исследования проводились для значений величин, имеющихся в статистических данных, представленных в таблице №1 и на рис.1. Эти данные получены в организации по месяцам в течение года [9].

Таблица № 1

Исходные экспериментальные данные, полученные в течение одного года

Январь	февраль	март	апрель	май	июнь	июль	август	сентябрь	октябрь	ноябрь	декабрь
29	37	62	41	155	137	117	203	122	162	300	175

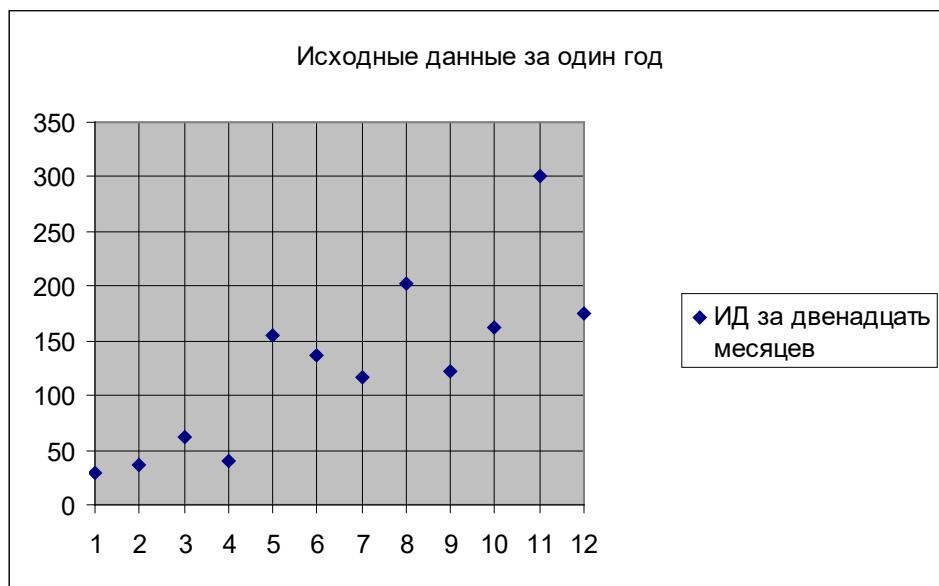


Рис.1. – Исходные данные за 1 год по месяцам

На рис.1 по оси абсцисс отложены двенадцать месяцев, а по оси ординат – значения измеряемого параметра в условных единицах.

Полученные исходные данные (как в таблице №1, так и на рис.1) имеют следующую наглядную тенденцию:

- представленные данные неравномерно изменяются от месяца к месяцу;
- с точки зрения динамики такого рода данные то возрастают, то убывают от месяца к месяцу;
- общая тенденция количественных данных, по сравнению с начальными месяцами, возрастает.

Если рассматривать такие данные с точки зрения описания их устойчивости в фазовом пространстве, то они могут быть описаны неустойчивым расходящимся колебательным процессом. Это определяет сложность для выбора метода формирования функциональной зависимости исходных данных и их аппроксимации.

Так как общая тенденция исходных данных отражает рост их значений, то аппроксимацию в виде интерполяции и экстраполяции данных, применительно к набору данных (рис.1), можно описывать линейными зависимостями и определять для них коэффициенты детерминации или достоверности аппроксимации [10]. Также выполнение анализа данных может быть осуществлено с использованием нелинейных методов: например, аппроксимации в виде интерполяции и экстраполяции на основе полиномов третьей и более высокой степени. Тем не менее, при использовании как линейных, так и нелинейных методов оценки анализа трендов целесообразно сравнивать коэффициенты детерминации или достоверности аппроксимации  $R^2$  [11,12].

Исходя из того, что коэффициент достоверности аппроксимации определяет точность предложенной теоретической зависимости с реальным распределением данных, то одной из задач исследования такого рода данных является именно оценка получаемого коэффициента с абсолютным отклонением реального и прогнозируемого значений за следующий (прогнозный) интервал времени с получаемыми новыми данными [13].

---

Также в ходе исследования может быть использован коэффициент достоверности аппроксимации  $R^2$ , что даёт возможность оценивать степень соответствия трендовой модели исходным данным, представленным на рис.1. Ввиду этого основная задача исследования заключается в построении приближённой функции, наиболее близко проходящей около исследуемого набора исходных данных.

Данные подходы имеют свои реализации. Так, например, при использовании нелинейных сплайн – методов следует отметить для них более высокую сложность в вычислениях, а также для них неочевиден конечный результат в определении точности прогноза и его достоверности. Ввиду этого для данного исследования использовались наиболее простые подходы с целью первичной оценки коэффициента детерминации или коэффициента достоверности аппроксимации на основе линейного тренда встроенной функции в Excel, автоматически формирующей и определяющей значение  $R^2$ .

Таким образом, исследование таких нестандартных статистик может быть основано на использовании встроенных в Excel линейных функций формирования трендов [14,15]. С этой целью исходные данные для формирования линейных трендов могут варьироваться исходя из реальных статистических значений временных рядов. Наглядно изменение данных в течение года по месяцам и их тенденции отчётливо видны на рис.1, где отражены перепады данных месяц от месяца, а также увеличения значений отклонений от средних параметров. В этом случае имеется возможность оценить прогноз данных на примере статистики, получаемой в течение нескольких выбранных месяцев из данных за год и оценки прогноза на следующий, после выборке, месяц. Например, если взять исходные данные за первые три месяца года, то прогнозные данные за четвёртый месяц позволят

оценить погрешность прогноза по сравнению с реальными данными за этот месяц (рис.2).

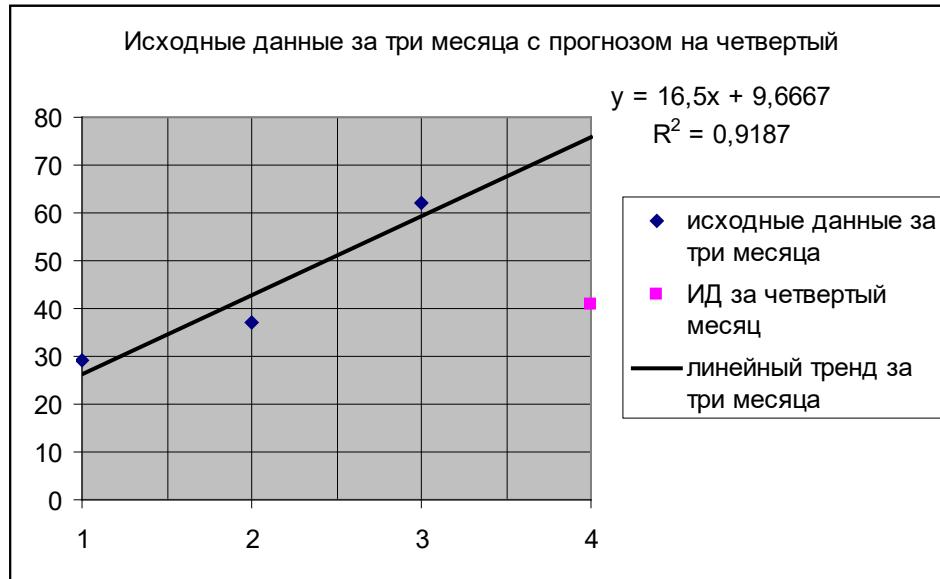


Рис.2. – Исходные данные за три месяца года с прогнозом на четвёртый месяц на основе линейного тренда

Также, если взять исходные данные за первые четыре месяца, то прогнозные данные за пятый месяц позволяют оценить погрешность прогноза по сравнению с реальными данными за этот месяц (рис.3).

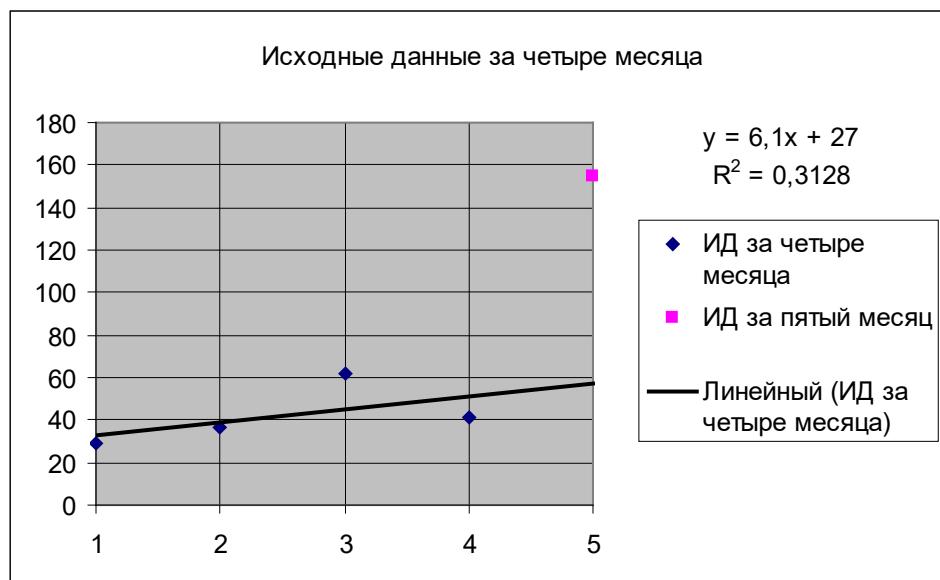


Рис.3. – Исходные данные за четыре месяца года с прогнозом на пятый месяц на основе линейного тренда

Кроме того, если взять исходные данные за первые шесть месяцев, то прогнозные данные за седьмой месяц позволяют оценить погрешность прогноза по сравнению с реальными данными за этот месяц (рис.4).

Целесообразно для каждого варианта выбираемых данных выполнить их прогнозную оценку на один месяц вперёд, то есть для четвёртого, пятого, седьмого месяцев.

Таким образом, имея исходные данные за три месяца и используя стандартный метод формирования линейного тренда, была получена его зависимость в виде уравнения линейного тренда:

$$y=16,5x+9,6667, \quad (1)$$

а величина достоверности аппроксимации  $R^2=0,9187$ .

Из полученного результата можно сделать вывод о достаточно высокой степени достоверности прогноза на следующий месяц.

Тем не менее, как видно на примере реальных данных, за четвёртый месяц прогнозируемое и реальное значения значительно отличаются друг от друга (рис.2).

Из этого можно сделать два вывода:

во-первых, имеется малая выборка данных и её необходимо увеличить;  
во-вторых, неправомерное использование линейного тренда.

Для проверки первого предположения необходимо использовать исходные данные за четыре месяца.

Таким образом, имея исходные данные за четыре месяца и используя стандартный метод формирования линейного тренда, была получена его зависимость в виде уравнения линейного тренда:

$$y=6,1x+27 \quad (2)$$

а величина достоверности аппроксимации  $R^2=0,3128$ .

Из полученного результата можно сделать вывод о том, что в данном случае при расширении выборки исходных данных достоверность аппроксимации снизилась почти в три раза.

Также при сравнении прогноза за четвёртый месяц она значительно отличается с реальным его значением (рис.3) и даже по сравнению с результатами, представленными на рис.2.

Далее для проверки предположения об увеличении размеров выборки для повышения точности прогнозной оценки на следующий месяц необходимо использовать исходные данные за шесть месяцев (рис.4).

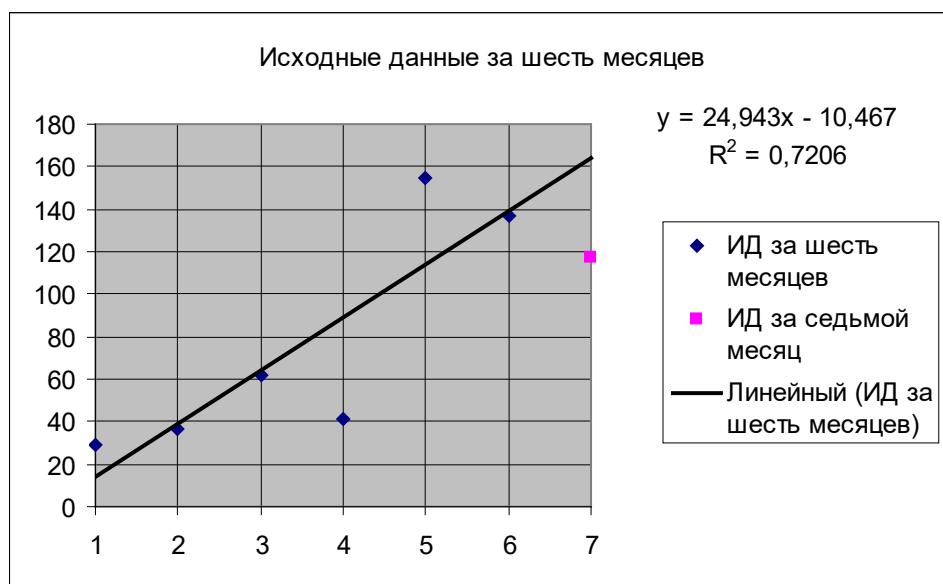


Рис.4. – Исходные данные за шесть месяцев года с прогнозом на основе линейного тренда

Таким образом, имея исходные данные за шесть месяцев и используя стандартный метод формирования линейного тренда, была получена его зависимость в виде уравнения линейного тренда:

$$y=24,943x-10,467 \quad (3)$$

а величина достоверности аппроксимации  $R^2=0,7206$ .

Из полученного результата можно сделать вывод о том, что в данном случае при расширении выборки исходных данных степень достоверности аппроксимации повысилась почти в полтора раза.

Также при сравнении прогноза за седьмой месяц с реальным его значением он значительно отличается (рис.4) даже в сравнении с результатами, представленными на рис.2 и рис.3.

Далее для проверки предположения об увеличении размеров выборки с целью повышения точности прогнозной оценки на следующий месяц необходимо использовать исходные данные за двенадцать месяцев (рис.5).

Таким образом, имея исходные данные за двенадцать месяцев и используя стандартный метод формирования линейного тренда, была получена его зависимость в виде уравнения линейного тренда:

$$y=18,189x+10,106 \quad (4)$$

а величина достоверности аппроксимации  $R^2=0,6802$ .

Из полученного результата можно сделать вывод о том, что в данном случае при расширении выборки исходных данных степень достоверности аппроксимации незначительно понизилась.

Также при сравнении прогноза за первый месяц следующего года с реальным его значением он значительно отличается (рис.5), включая результаты, представленные на рис.2-4.

Таким образом, проверка предположения об увеличении размеров выборки с целью повышения точности прогнозной оценки на следующий месяц с формированием прогноза на месяц вперёд линейным трендом не подтверждается.

Ввиду того, что линейные зависимости являются наиболее простыми способами в своей реализации, то, следовательно, целесообразно предложить **метод прогнозных границ**, который позволит повысить точность прогноза не только на ближайший месяц, но и на более длительный период для

исходных данных, аналогичных исходным данным, представленным на рис.1.

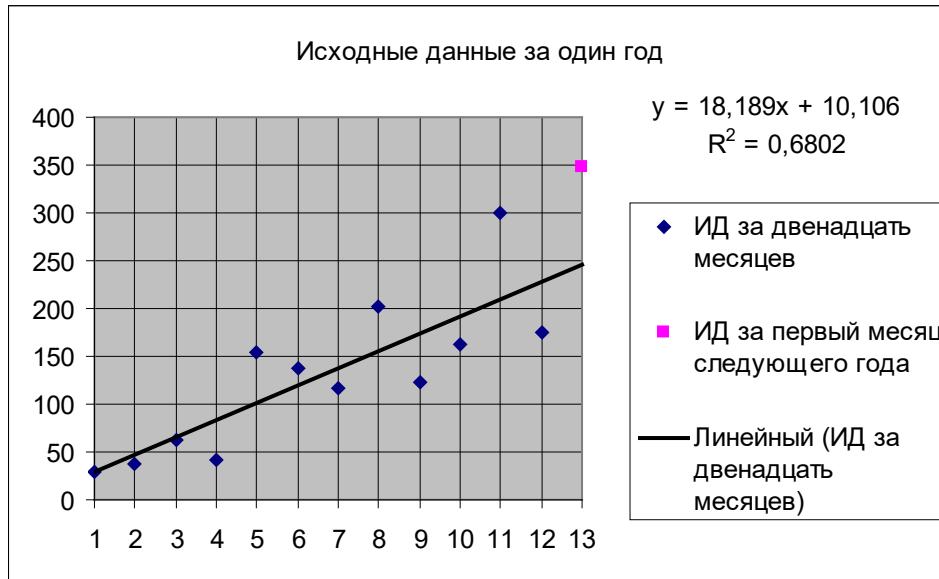


Рис.5. – Результаты прогнозной оценки на выборке в двенадцать месяцев данных

Предлагаемый метод основан на следующих предпосылках. Применительно к анализируемым данным для определённой статистической выборки, состоящей из значений величин за три месяца, формируется нижняя прогнозная граница. С этой целью необходимо выбрать две нижние точки статистических данных на графике: (1, 29) и (2, 37). Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения необходимо решить следующее равенство:

$$(2-x)/(37-y) = (2-1)/(37-29)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=8x+21, \quad (5)$$

которое определяет нижнюю прогнозную границу, полученную на основе трёхмесячных исходных данных (рис.6).

Аналогично, с целью формирования верхней прогнозной границы необходимо выбрать следующие две верхние точки на графике: (3, 62) и

(1, 29). Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения необходимо решить следующее равенство:

$$(3-x)/(62-y) = (3-1)/(62-29)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=16,5x+12,5, \quad (6)$$

которое определяет верхнюю прогнозную границу, полученную на основе трёхмесячных исходных данных.

В этом случае при сравнении ошибок прогноза в абсолютных величинах для первого варианта (на примере исходных данных для трёх месяцев с использованием метода линейного тренда) получается значение 37,5, а при предлагаемом методе прогнозных границ получается значение 12, что определяет ошибку прогноза более чем в три раза меньше (рис.6).

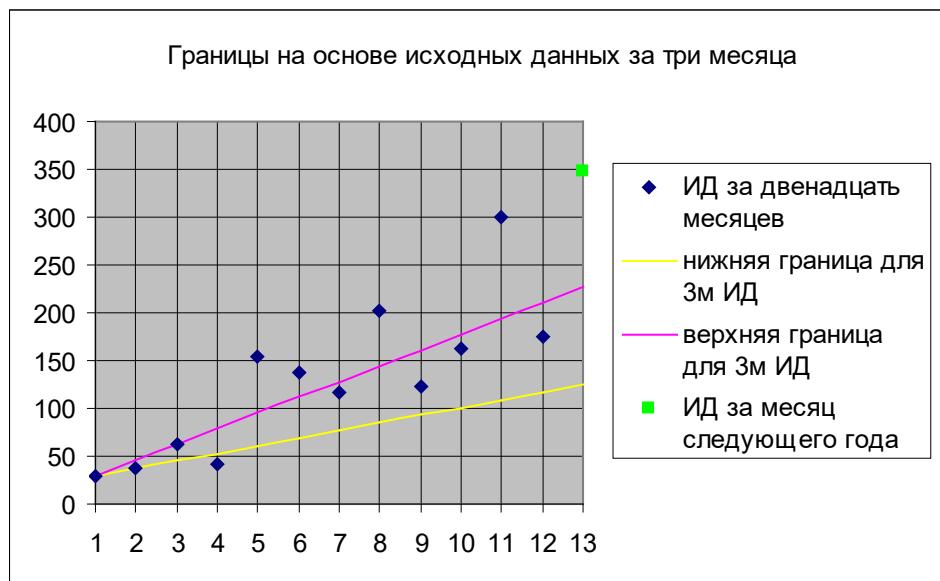


Рис.6. – Прогнозные границы на основе исходных данных за три месяца

Применительно к данным (на примере ежемесячного количества получаемых фишинговых рассылок) при выборке, состоящей из значений для четырёхмесячных данных, с целью формирования нижней прогнозной границы необходимо выбрать две точки на графике: (1, 29) и (4, 41). Так как

через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения для неё необходимо решить следующее равенство:

$$(4-x)/(41-y) = (4-1)/(41-29)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=4x+25, \quad (7)$$

которое определяет нижнюю прогнозную границу, полученную на основе четырёхмесячных исходных данных.

Аналогично, с целью формирования верхней прогнозной границы необходимо выбрать следующие две точки на графике: (3, 62) и (2, 37). Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения для неё уравнения необходимо решить следующее равенство:

$$(3-x)/(62-y) = (3-2)/(62-37)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=25x-13, \quad (8)$$

которое определяет верхнюю прогнозную границу, полученную на основе четырёхмесячных исходных данных.

В этом случае при сравнении ошибок прогноза в абсолютных величинах для первого варианта (на примере исходных данных для четырёх месяцев с использованием метода линейного тренда) получается значение 77,5, а при предлагаемом методе прогнозных границ получается значение 43, что определяет ошибку прогноза почти в два раза меньше (рис.7).

Применительно к выборке, состоящей из значений для шестимесячных данных, с целью формирования нижней прогнозной границы необходимо выбрать две точки на графике: (1, 29) и (4, 41).

Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения для неё необходимо решить следующее равенство:

$$(4-x)/(41-y) = (4-1)/(41-29)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=4x+25 \quad (9)$$

которое определяет нижнюю прогнозную границу, полученную на основе шестимесячных исходных данных.



Рис.7. – Прогнозные границы на основе исходных данных за четыре месяца

Аналогично, с целью формирования верхней прогнозной границы необходимо выбрать следующие две точки на графике: (5, 155) и (1, 29).

Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения необходимо решить следующее равенство:

$$(5-x)/(155-y) = (5-1)/(155-29)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=31,5x-2,5, \quad (10)$$

и которое определяет верхнюю прогнозную границу, полученную на основе шестимесячных исходных данных.

В этом случае при сравнении ошибок прогноза в абсолютных величинах для первого варианта (на примере исходных данных для шести месяцев с использованием метода линейного тренда) получается значение 47,134, а при предлагаемом методе прогнозных границ значение 117

попадает в интервал, находящийся между верхней и нижней границами (рис.8).



Рис.8. – Прогнозные границы на основе исходных данных за шесть месяцев

В этом случае принято, что прогноз осуществлён достоверно.

Применительно к данным при выборке, состоящей из значений для двенадцатимесячных данных, с целью формирования нижней прогнозной границы необходимо выбрать две точки на графике: (9, 122) и (4, 41). Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения необходимо решить следующее равенство:

$$(9-x)/(122-y) = (9-4)/(122-41)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=16,2x-23,8, \quad (11)$$

и которое определяет нижнюю прогнозную границу, полученную на основе двенадцатимесячных исходных данных (рис.9).

Аналогично, с целью формирования верхней прогнозной границы необходимо выбрать следующие две точки на графике: (5, 155) и (11, 300).

Так как через данные две точки можно провести прямую, то для определения уравнения необходимо решить следующее равенство:

$$(11-x) / (300-y) = (11-5) / (300-155)$$

из которого выводится линейное уравнение следующего вида:

$$y=24,167x-34,17, \quad (12)$$

и которое определяет верхнюю прогнозную границу, полученную на основе исходных данных за двенадцать месяцев.

В этом случае при сравнении ошибок прогноза в абсолютных величинах для первого варианта (на примере исходных данных для двенадцати месяцев с использованием метода линейного тренда) получается значение 101,437, а при предлагаемом методе прогнозных границ значение 348 попадает в интервал, находящийся между верхней и нижней границами (рис.9).

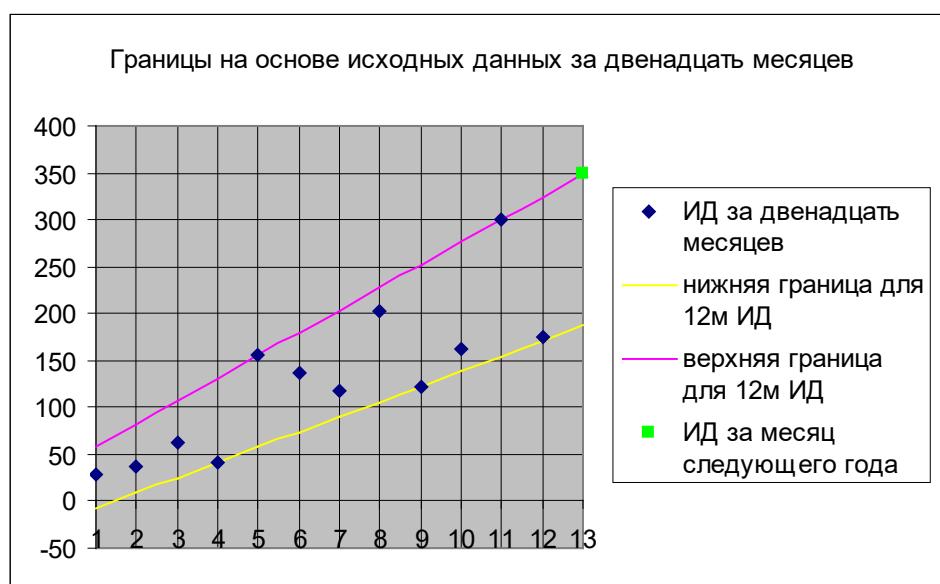


Рис.9. – Прогнозные границы на основе исходных данных за двенадцать месяцев

Применительно к границам, описанным уравнениями (5)-(12), прогнозная оценка достоверно определяется с вероятностью 1, если реальное полученное значение попадает в интервал от минимальной величины,



определенной нижней границей, до максимальной величины, определяемой верхней границей.

В случае, если реальное полученное значение не попадает в интервал между нижней и верхней границами, то достоверность прогнозной оценки может быть определено вероятностью, получаемой отношением величины интервала между границами к величине интервала между реальным полученным значением.

Таким образом, метод прогнозных границ (МПГ), основанный на использовании линейной зависимости, заключается в следующем:

из имеющейся выборки исходных данных, предназначенных для исследования и анализа с целью определения прогнозной оценки, выбираются координаты для двух значений временного ряда, через которые необходимо провести прямую таким образом, чтобы все оставшиеся значения выборки исходных данных находились над прямой, именуемой нижней прогнозной границей;

из имеющейся выборки исходных данных, предназначенных для исследования и анализа с целью определения прогнозной оценки, выбираются координаты для двух значений временного ряда, через которые необходимо провести прямую таким образом, чтобы все оставшиеся значения выборки исходных данных находились под прямой, именуемой верхней прогнозной границей.

Если все значения выборки исходных данных находятся между верхней прогнозной границей и нижней прогнозной границей, то достоверность прогноза принято считать достаточной.

Если некоторые значения выборки исходных данных находятся за пределами верхней прогнозной границы и нижней прогнозной границы, то достоверность прогноза принято считать достаточной с определённой вероятностью.

---

---

Такой результат позволяет сделать вывод, что закономерность количественной оценки динамики значений анализируемых данных меняется, что является необходимостью в дополнительных исследованиях и анализе исходных данных.

Так в случае, если реальные значения, полученные в результате прогнозных оценок, попадают выше верхней прогнозной границы за несколько прогнозных периодов, то делается предположение, что динамика таких процессов во временных рядах ускоряется, что позволяет сделать вывод о появлении дополнительных параметров, влияющих на конечный результат, что определяет необходимость в дополнительных исследованиях.

А в случае, если реальные значения, полученные в результате прогнозных оценок, попадают ниже нижней прогнозной границы за несколько прогнозных периодов, то делается предположение, что динамика таких процессов во временных рядах замедляется, что определяет затухания установившихся процессов.

И первый, и второй варианты изменения прогнозных оценок требует дополнительных исследований и оценок, а также определение пороговых значений, при которых можно считать, что динамика процессов, описываемых временным рядом из выборки исходных данных, изменяется.

Следует также отметить, что предлагаемый метод является наиболее простым способом в своей реализации, и при сохранении динамики процесса, описываемого нестандартной статистикой в виде временных рядов из выборки исходных данных, имеет достаточную достоверность и точность прогнозной оценки. Ввиду этого предложенный метод прогнозных границ целесообразно использовать для анализа исходных данных присущих временным рядам с увеличивающейся амплитудой значений.

---



## Заключение

Таким образом, в ходе анализа статистических данных, имеющих увеличивающуюся амплитуду значений и которые представляют собой колебательный процесс, могут быть исследованы на достоверность прогнозной оценки на основе предложенного метода прогнозных границ.

По сравнению со стандартными методами анализа данных с использованием встроенных функций в Excel предложенный метод даёт более высокую точность прогноза не только на один месяц вперёд, но и на более длительный период.

Тем не менее, при наличии нестандартных исходных данных, необходимо не только оценивать критерии выбираемых функций прогнозирования, но и сравнивать реальные данные и прогнозные оценки, получаемые на основе выбранных функций.

В случае наличия неопределённостей исходных данных целесообразно дополнительно реализовать методы нечёткой логики и аппарата нейронных сетей.

## Литература

1. Попова Т.М. Стохастическое моделирование работы системы автоматической обработки информации // Инженерный вестник Дона. 2025. № 9. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/10339](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/10339)
2. Шибиченко М.И., Павлов М.И. Методика оценки устойчивости моделей временных рядов, применяемых для управления запасами // Инженерный вестник Дона. 2025. № 9. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/)
3. Карманов А.А. Физически-информированная нейронная сеть на трансформерной архитектуре для прогноза временных рядов в инженерных системах // Инженерный вестник Дона. 2025. № 9. URL: [ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/](http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/)

- 
4. Bressolle F., Gomeni R. Predictive Performance of a Semiparametric Method to Estimate Population Pharmacokinetic Parameters Using NONMEM. *Journal of Pharmacokinetics and Biopharmaceutics*. 1998. Vol. 26, No. 3. pp. 349-361.
  5. Amaral L. A. N., Gopikrishnan P., Matia K. [et al.] Application of statistical physics methods and concepts to the study of science & technology systems. *Scientometrics*. – 2001. Vol. 51, No. 1. pp. 9-36.
  6. Шелепов, В. Г. Концептуальная модель взаимодействия банков и их контрагентов при детерминации нестандартных событий внешней среды // *Terra Economicus*. – 2012. – Т. 10, № 2-3. – С. 84-88.
  7. Лавлинский В.В., Чурко О.В. Метод определения распознавания системой защиты информации объектов воздействия в условиях неполноты априорных сведений о них // *Вестник Воронежского института высоких технологий*. 2008. №3. С. 035-045.
  8. Лавлинский В.В., Сысоев Д.В., Чурко О.В., Югов Н.Т. Построение топологического пространства взаимодействия системы защиты информации с внешней средой // *Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники*. 2007. № 2(16). С. 29-33.
  9. Иванова О.Г., Лавлинский В.В. Формирование моделей и методов взаимодействия информационных процессов. *Приборы и системы* // Управление, контроль, диагностика. 2014. № 5. С. 39-50.
  10. Лавлинский В.В., Сербулов Ю.С., Сысоев Д.В. Моделирование взаимодействия систем защиты информации вычислительных сетей с внешней средой. Воронеж: Центрально-Черноземное книжное издательство, 2004. 135 с.
  11. Устюгов Ю.А. Математические основы Методологии оптимального online квантового адаптивного управления социально-экономическими взаимодействиями на территории. Часть 1: авторские
-



методы и математические модели оптимального управления, лежащие в фундаменте создания и развития // Методология. Инновационная наука. 2025. № 8-1. С. 51-64.

12. Авдеева, З.К., Гребенюк Е.А., Коврига С.В. Анализ методов среднесрочного прогнозирования процессов со структурными сдвигами на финансовых и товарных рынках // Проблемы управления. 2024. № 5. С. 3-24.

13. Луценко Б.Н. Идентификация и использование мультипликативных моделей авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего для прогнозирования процессов с сезонными колебаниями // Вычислительные технологии. 2008. Т. 13, № 4. С. 71-88.

14. Прудеева И.В. Методы описательной статистики в MS Excel при анализе образовательных результатов // Региональное образование XXI века: проблемы и перспективы. 2025. № 1(37). С. 42-44.

15. Шелепов В.Г. Концептуальная модель взаимодействия банков и их контрагентов при детерминации нестандартных событий внешней среды // Terra Economicus. 2012. Т. 10, № 2-3. С. 84-88.

### References

1. Popova T.M. Inzhenernyj vestnik Dona. 2025. № 9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/10339
2. Shibichenko M.I., Pavlov M.I. Inzhenernyj vestnik Dona. 2025. № 9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/
3. Karmanov A.A. Inzhenernyj vestnik Dona. 2025. № 9. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n9y2025/
4. Bressolle F., Gomeni R. Journal of Pharmacokinetics and Biopharmaceutics. 1998. Vol. 26, No. 3. pp. 349-361.
5. Amaral L. A. N., Gopikrishnan P., Matia K. [et al.]. Scientometrics. 2001. Vol. 51, No. 1. pp. 9-36.
6. Shelepor, V. G. Terra Economicus. 2012. Т. 10, № 2-3. pp. 84-88.



7. Lavlinskij V.V., Churko O.V. Vestnik Voronezhskogo instituta vy'sokix texnologij. 2008. №3. pp. 035-045.
8. Lavlinskij V.V., Sy'soev D.V., Churko O.V., Yugov N.T. Doklady' Tomskogo gosudarstvennogo universiteta sistem upravleniya i radioelektroniki. 2007. № 2(16). pp. 29-33.
9. Ivanova O.G., Lavlinskij V.V. Pribory' i sistemy'. Upravlenie, kontrol', diagnostika. 2014. № 5. pp. 39-50.
10. Lavlinskij V.V., Serbulov Yu.S., Sy'soev D.V. Modelirovaniye vzaimodejstviya sistem zashchity' informacii vy'chislitel'ny'x setej s vneshej sredoju [Modeling the interaction of information security systems of computer networks with the external environment]. Voronezh: Central'no-Chernozemnoe knizhnoe izdatel'stvo, 2004. 135 p.
11. Ustyugov Yu.A. Innovacionnaya nauka. 2025. № 8-1. pp. 51-64.
12. Avdeeva, Z.K., Grebenyuk E.A., Kovriga S.V. Problemy' upravleniya. 2024. № 5. pp. 3-24.
13. Lucenko B.N. Vy'chislitel'ny'e texnologii. 2008. T. 13, № 4. pp. 71-88.
14. Prudaeva, I. V. Regional'noe obrazovanie XXI veka: problemy' i perspektivy'. 2025. № 1(37). pp. 42-44.
15. Shelepor V.G. Terra Economicus. 2012. T. 10, № 2-3. pp. 84-88.

**Авторы согласны на обработку и хранение персональных данных.**

**Дата поступления: 12.12.2025**

**Дата публикации: 7.02.2026**