

УДК 614.849

## ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИГОДНОСТИ АДАПТИВНОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРЯМОГО МАТЕРИАЛЬНОГО УЩЕРБА ОТ ПОЖАРОВ НА ТЕРРИТОРИИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ЗА ПЕРИОД 2017–2024 ГГ.

Пичуева Елизавета Дмитриевна, Худякова Светлана Александровна, Шевелева Виктория Владимировна

Уральский институт ГПС МЧС России, г. Екатеринбург, Российская Федерация

**Аннотация.** В статье рассматривается вопрос минимизации экономических потерь и повышения уровня безопасности за счет прогнозирования прямого материального ущерба от пожаров на территории Российской Федерации. В качестве исходного материала использованы официальные статистические данные ФГБУ ВНИИПО МЧС России за период 2017–2024 гг. Для наиболее стабильного анализа данные разделены по кварталам. Для анализа и прогнозирования показателей применены адаптивные методы обработки временных рядов, включая взвешенную скользящую среднюю и метод экспоненциального сглаживания Брауна. В ходе исследования выполнено предварительное сглаживание временного ряда с различным числом членов, по результатам которого в качестве оптимального выбран трехчленный вариант, а также экспоненциальное сглаживание с различными значениями коэффициента сглаживания. Проведено сравнение моделей по критерию среднеквадратичной ошибки. Полученные результаты подтверждают адекватность, устойчивость и целесообразность использования метода Брауна для краткосрочного прогнозирования экономических последствий пожаров. Модель может быть использована в практике анализа планирования бюджетных расходов и принятия управленческих решений в сфере обеспечения пожарной безопасности.

**Ключевые слова:** пожары, прогнозирование, прямой материальный ущерб, временные ряды, адаптивный метод анализа, выбор параметров модели, экспоненциальное сглаживание, взвешенная скользящая средняя, пожарная безопасность

**Для цитирования:** Пичуева Е. Д., Худякова С. А., Шевелева В. В. Исследование пригодности адаптивной модели для прогнозирования прямого материального ущерба от пожаров на территории Российской Федерации за период 2017–2024 гг. // Техносферная безопасность. 2026. № 2 (51). С. 24–36.

## RESEARCH ON THE SUITABILITY OF AN ADAPTIVE MODEL FOR PREDICTING DIRECT MATERIAL DAMAGE FROM FIRES IN THE RUSSIAN FEDERATION FOR THE PERIOD 2017–2024

Elizaveta D. Pichueva, Svetlana A. Khudyakova, Victoria V. Sheveleva  
UISFS of EMERCOM of Russia, Ekaterinburg, Russian Federation

**Abstract.** This article examines the problem of improving forecasting of direct material damage from fires in the Russian Federation. Official statistical data from the All-Russian Research Institute of Fire Defense of the Ministry of the Russian Federation for Civil Defense, Emergencies, and Elimination of Consequences of Natural Disasters for the period 2017–2024 were used as source material. To ensure a more stable analysis, the data were divided by quarter. Adaptive time series processing methods, including a weighted moving average and Brown's exponential smoothing method, were used to analyze and forecast the indicators. The study included preliminary smoothing of the time series with varying numbers of terms, which resulted in the selection of a three-term variant as the optimal one. Exponential smoothing was then performed with various values of the smoothing coefficient, and the models were compared using the root-mean-square error criterion. The obtained results confirm the adequacy, stability, and feasibility of using Brown's method for short-term forecasting of the economic impact of fires. The model can be used in the practice of analyzing budget expenditure planning and making management decisions in the field of fire safety.

**Keywords:** forecasting, direct material damage from fires, adaptive method of time series analysis, selection of model parameter, exponential smoothing, weighted moving average, fire safety

**For citation:** Pichueva E. D., Khudyakova S. A., Sheveleva V. V. Research on the suitability of an adaptive model for predicting direct material damage from fires in the Russian Federation for the period 2017–2024 // *Technospheric safety*. 2026. No. 2 (51). P. 24–36.

## Введение

Последствия пожаров носят комплексный характер и проявляются в экологической, социальной и экономической сферах. В рамках данной работы основное внимание уделяется экономической составляющей, а именно прямому материальному ущербу. Пожары оказывают общее существенное влияние на экономику страны, приводя к уничтожению и повреждению жилых, промышленных и коммерческих зданий и сооружений, утрате личного имущества граждан, а также собственности предприятий и государства. Дополнительную финансовую нагрузку формируют затраты на ликвидацию последствий пожаров и восстановление пострадавших территорий.

С 2019 г. суммарный прямой материальный ущерб от пожаров в регионах Российской Федерации ежегодно превышает 16 млн руб. (рис. 1), что подчеркивает необходимость разработки эффективных инструментов прогнозирования [1–3]. Между числом пожаров и материальным ущербом выявлена средняя положительная корреляционная связь [4].

Достоверный прогноз ущерба помогает перейти от реактивных мер к проактивному управлению рисками, научно обосновывать бюджетные распределения, оптимизировать размещение сил и средств пожарной охраны, а также разрабатывать и корректировать профилактические мероприятия. Таким образом, модели прогнозирования прямого материального ущерба являются важным инструментом минимизации экономических потерь и повышения уровня безопасности.



Рис. 1. Прямой материальный ущерб от пожаров за 2019–2024 гг., млн руб. в год

Fig. 1. Direct material damage per year for 2019–2024, million rubles

### Основная часть

В качестве исходной информации использованы статистические данные ФГБУ ВНИИПО МЧС России о прямом материальном ущербе от пожаров на территории Российской Федерации за период 2017–2024 гг. [1–3]. Для повышения устойчивости анализа и выявления сезонных колебаний данные были разделены по кварталам, в результате чего сформирован временной ряд, содержащий 32 наблюдения (табл. 1).

Цель исследования — проба и анализ метода краткосрочного прогнозирования прямого материального ущерба от пожаров на основе адаптивных методов анализа временных рядов и выбор оптимальных параметров модели по критерию точности прогноза [5, 6].

Для прогнозирования показателей, характеризующихся динамичностью и возможными резкими колебаниями, целесообразно применять адаптивные статистические методы. Их основное преимущество заключается в отсутствии необходимости использования дополнительной информации, а также способности учитывать неоднородность и нестабильность исходных данных.

Процесс прогнозирования включает в себя два основных этапа: первичное выравнивание временного ряда с целью сглажи-

вания случайных колебаний и последующую корректировку значений для получения прогноза. В рамках исследования были проделаны следующие шаги:

- 1) сглаживание временного ряда методом взвешенной скользящей средней с различными периодами сглаживания;
- 2) выполнение экспоненциального сглаживания с различными значениями коэффициента  $\alpha$ ;
- 3) прогнозирование методом Брауна с аналогичными значениями коэффициента  $\alpha$ .

В качестве базового метода прогнозирования выбран метод Брауна, основанный на простом экспоненциальном сглаживании. Широкое применение данного метода обусловлено его относительной простотой, наглядностью и достаточной точностью при краткосрочном прогнозировании. Прогноз значения показателя на период  $(t + 1)$  формируется на основе прогноза предыдущего периода с учетом доли ошибки прогноза, определяемой коэффициентом сглаживания  $\alpha$ .

К преимуществам метода Брауна относится его адекватная реакция на резкие изменения уровней временного ряда. В то же время недостатком является чувствительность прогноза к значениям предыдущих периодов, что требует обоснованного выбора коэффициента сглаживания.

**Таблица 1**  
**Значения прямого материального ущерба от пожаров на территории**  
**Российской Федерации за период 2017–2024 гг.**

Table 1  
 Direct material damage caused by fires in the Russian Federation  
 for the period 2017–2024

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles
2017	I	4 273 309	2021	I	4 214 934
	II	3 399 067		II	3 976 785
	III	2 919 328		III	2 890 944
	IV	3 175 675		IV	5 166 033
2018	I	3 550 182	2022	I	4 591 596
	II	3 976 681		II	4 435 589
	III	2 547 268		III	4 693 042
	IV	5 443 025		IV	4 980 882
2019	I	5 260 731	2023	I	4 301 066
	II	4 144 726		II	5 190 366
	III	3 822 241		III	5 938 266
	IV	4 942 668		IV	6 755 733
2020	I	8 356 592	2024	I	5 349 951
	II	3 790 052		II	5 003 262
	III	4 296 771		III	5 663 758
	IV	4 432 888		IV	3 714 096

На первом этапе исследования было выполнено сглаживание временного ряда методом взвешенной скользящей средней с использованием периодов сглаживания: 3, 5 и 7. При расчете взвешенных скользящих средних могут быть использованы

веса — коэффициенты бинома Ньютона (табл. 2). В этом случае используется формула средней арифметической взвешенной [5, 6]:

$$\bar{y}_t = \frac{\sum y_t k}{\sum \sum k}, \quad (1)$$

где:

$\bar{y}_t$  — скользящая средняя;

$y_t$  — фактические уровни динамического ряда на активном интервале сглаживания длиной  $n$ ;

$k$  — коэффициенты бинома Ньютона.

**Таблица 2**  
**Биномиальные коэффициенты**  
Table 2  
Binomial Coefficients

Интервал сглаживания Smoothing interval	Коэффициенты бинома Ньютона, $k$ Newton's binomial coefficients, $k$	Сумма коэффициентов бинома Ньютона The sum of the weights
3	1; 2; 1	4
5	1; 4; 6; 4; 1	16
7	1; 6; 15; 20; 15; 6; 1	64

Первые значения составили:

3-членная простая скользящая средняя

$$\bar{y}_{2017, \text{II кв.}} = \frac{1 \cdot 4273309 + 2 \cdot 3399067 + 1 \cdot 2919328}{1 + 2 + 1} = 3497693;$$

5-членная простая скользящая средняя:

$$\bar{y}_{2017, \text{III кв.}} = \frac{1 \cdot 4273309 + 4 \cdot 3399067 + 6 \cdot 2919328 + 4 \cdot 3175675 + 1 \cdot 3550182}{1 + 4 + 6 + 4 + 1} = 3227402;$$

7-членная простая скользящая средняя:

$$\bar{y}_{2017, \text{IV кв.}} = \frac{1}{1+6+15+20+15+6+1} \cdot (1 \cdot 4273309 + 6 \cdot 3399067 + 15 \cdot 2919328 + 20 \cdot 3175675 + 15 \cdot 3550182 + 6 \cdot 3976681 + 1 \cdot 2547268) = 3306738.$$

Результаты сглаживания временного ряда представлены в табл. 3.

**Таблица 3**  
**Значения сглаживания временного ряда методом взвешенной скользящей средней**  
**с использованием различных периодов сглаживания**  
Table 3  
Smoothing values of a time series using the weighted moving average method with different  
smoothing periods

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	3-членная взвешенная скользящая средняя 3-term weighted moving average	5-членная взвешенная скользящая средняя 5-term weighted moving average	7-членная взвешенная скользящая средняя 7-term weighted moving average
2017	I	4 273 309	—	—	—
	II	3 399 067	3 497 693	—	—
	III	2 919 328	3 103 350	3 227 402	—
	IV	3 175 675	3 205 215	3 269 240	3 306 738
2018	I	3 550 182	3 563 180	3 461 070	3 436 416
	II	3 976 681	3 512 703	3 554 287	3 607 619
	III	2 547 268	3 628 561	3 860 834	3 944 169
	IV	5 443 025	4 673 512	4 500 722	4 407 521

Окончание таблицы 3

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	3-членная взвешенная скользящая средняя 3-term weighted moving average	5-членная взвешенная скользящая средняя 5-term weighted moving average	7-членная взвешенная скользящая средняя 7-term weighted moving average
2019	I	5 260 731	5 027 303	4 767 806	4 627 614
	II	4 144 726	4 343 106	4 474 121	4 568 080
	III	3 822 241	4 182 969	4 556 272	4 745 199
	IV	4 942 668	5 516 042	5 394 132	5 292 219
2020	I	8 356 592	6 361 476	5 824 340	5 553 349
	II	3 790 052	5 058 367	5 170 583	5 154 562
	III	4 296 771	4 204 121	4 452 745	4 587 940
	IV	4 432 888	4 344 370	4 275 687	4 284 092
2021	I	4 214 934	4 209 885	4 132 251	4 101 971
	II	3 976 785	3 764 862	3 867 696	3 946 965
	III	2 890 944	3 731 177	3 920 217	4 010 450
	IV	5 166 033	4 453 652	4 333 671	4 295 953
2022	I	4 591 596	4 696 204	4 596 253	4 536 216
	II	4 435 589	4 538 954	4 618 688	4 625 857
	III	4 693 042	4 700 639	4 669 800	4 669 067
	IV	4 980 882	4 738 968	4 717 980	4 731 482
2023	I	4 301 066	4 693 345	4 820 169	4 899 519
	II	5 190 366	5 155 016	5 239 759	5 279 062
	III	5 938 266	5 955 658	5 816 563	5 716 360
	IV	6 755 733	6 199 921	5 992 556	5 868 195
2024	I	5 349 951	5 614 724	5 671 107	5 654 696
	II	5 003 262	5 255 058	5 284 015	—
	III	5 663 758	5 011 219	—	—
	IV	3 714 096	—	—	—

Сравнительный анализ показал, что наилучшее выравнивание и минимальное искажение динамики достигается при использовании 3-членной взвешенной скользящей средней, которая была выбрана в качестве основы для дальнейших расчетов (рис. 2).

Далее на базе полученного сглаженного ряда было проведено экспоненциальное сглаживание с различными значениями коэффициента  $a$ : 0,06; 0,1; 0,5; 0,9. Значение коэффициента 0,06 вычислено по формуле:

$$a = \frac{2}{n+1}, \quad 0 \leq a \leq 1, \quad (2)$$

где  $n$  — количество наблюдений.

Экспоненциальное сглаживание вычисляется по формуле:

$$\bar{S}_t = a \cdot \bar{y}_t + (1-a) \cdot \bar{S}_{t-1}, \quad (3)$$

где  $\hat{S}_t$  — результат экспоненциального сглаживания;  
 $a$  — коэффициент влияния прошлого значения;  
 $y_t$  — скользящая средняя;  
 $\hat{S}_{t-1}$  — результат экспоненциального сглаживания предшествующего периода.

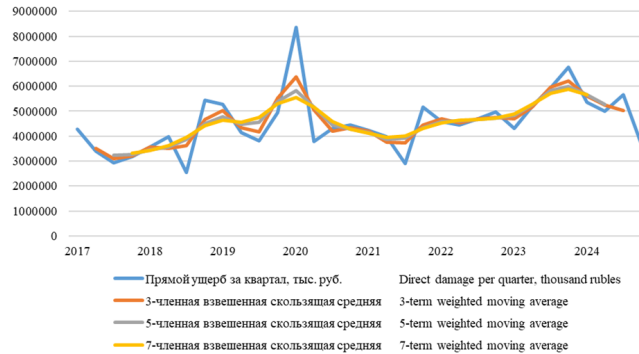


Рис. 2. Графики исходного и сглаженных временных рядов объемов прямого ущерба от пожаров

Fig. 2. Plots of raw and smoothed time series of direct fire damage volumes

Для каждой модели была рассчитана среднеквадратичная ошибка прогноза по формуле:

$$\sigma^2 = \frac{\sum (y_t - \bar{y}_t)^2}{n}, \tag{4}$$

где:

$y_t$  — фактические уровни динамического ряда на интервале сглаживания длиной  $n$ ;

$\bar{y}_t$  — скользящая средняя;

$n$  — количество наблюдений.

Результаты вычислений показали, что наибольшую точность продемонстрировала модель с коэффициентом сглаживания  $a = 0,06$  (табл. 4, 5).

Таблица 4

Значения экспоненциального сглаживания с различными значениями коэффициента  $a$

Table 4

Exponential smoothing values with different values of the  $a$  coefficient

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	Экспоненциаль- ное сглаживание, $a = 0,06$ Exponential smoothing, $a = 0,06$	Экспоненциаль- ное сглаживание, $a = 0,1$ Exponential smoothing, $a = 0,1$	Экспоненциаль- ное сглаживание, $a = 0,5$ Exponential smoothing, $a = 0,5$	Экспоненциаль- ное сглаживание, $a = 0,9$ Exponential smoothing, $a = 0,9$
2017	I	4 273 309	4 273 309	4 273 309	4 273 309	4 273 309
	II	3 399 067	3 544 230	4 195 747	3 885 501	3 575 254
	III	2 919 328	3 129 802	4 086 508	3 494 425	3 528 064
	IV	3 175 675	3 200 690	3 998 378	3 349 820	3 495 779
2018	I	3 550 182	3 541 431	3 954 858	3 456 500	3 502 519
	II	3 976 681	3 514 427	3 910 643	3 484 602	3 503 537
	III	2 547 268	3 621 712	3 882 435	3 556 581	3 516 040
	IV	5 443 025	4 610 404	3 961 542	4 115 047	3 631 787

Окончание таблицы 4

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	Экспоненциаль- ное сглаживание, $\alpha = 0,06$ Exponential smoothing, $\alpha = 0,06$	Экспоненциаль- ное сглаживание, $\alpha = 0,1$ Exponential smoothing, $\alpha = 0,1$	Экспоненциаль- ное сглаживание, $\alpha = 0,5$ Exponential smoothing, $\alpha = 0,5$	Экспоненциаль- ное сглаживание, $\alpha = 0,9$ Exponential smoothing, $\alpha = 0,9$
2019	I	5 260 731	5 002 289	4 068 119	4 571 175	3 771 339
	II	4 144 726	4 382 657	4 095 617	4 457 140	3 828 515
	III	3 822 241	4 194 950	4 104 352	4 320 055	3 863 961
	IV	4 942 668	5 436 777	4 245 521	4 918 048	4 029 169
2020	I	8 356 592	6 305 994	4 457 117	5 639 762	4 262 400
	II	3 790 052	5 133 224	4 517 242	5 349 064	4 341 996
	III	4 296 771	4 259 867	4 485 930	4 776 592	4 328 209
	IV	4 432 888	4 339 300	4 471 774	4 560 481	4 329 825
2021	I	4 214 934	4 217 650	4 445 585	4 385 183	4 317 831
	II	3 976 785	3 792 029	4 377 513	4 075 023	4 262 534
	III	2 890 944	3 734 828	4 312 879	3 903 100	4 209 398
	IV	5 166 033	4 410 522	4 326 956	4 178 376	4 233 824
2022	I	4 591 596	4 679 063	4 363 881	4 437 290	4 280 062
	II	4 435 589	4 547 361	4 381 388	4 488 122	4 305 951
	III	4 693 042	4 691 442	4 413 313	4 594 380	4 345 420
	IV	4 980 882	4 736 116	4 445 879	4 666 674	4 384 774
2023	I	4 301 066	4 695 911	4 470 625	4 680 010	4 415 632
	II	5 190 366	5 127 470	4 539 064	4 917 513	4 489 570
	III	5 938 266	5 905 966	4 680 724	5 436 585	4 636 179
	IV	6 755 733	6 182 283	4 832 644	5 818 253	4 792 553
2024	I	5 349 951	5 648 778	4 910 852	5 716 489	4 874 770
	II	5 003 262	5 278 681	4 945 272	5 485 773	4 912 799
	III	5 663 758	5 027 266	4 951 867	5 248 496	4 922 641
	IV	3 714 096	—	—	—	—

**Таблица 5**  
**Значения среднеквадратичной ошибки для экспоненциального сглаживания**  
**с различными значениями коэффициента  $\alpha$**

Table 5  
 Results of Mean Squared Error (MSE) for exponential smoothing across different  
 $\alpha$  coefficient values

Значение коэффициента $\alpha$ The value of the coefficient $\alpha$	Среднеквадратическая ошибка Standard deviation
$\alpha = 0,06$	358 394 862 087
$\alpha = 0,1$	1 108 914 955 403
$\alpha = 0,5$	599 108 008 552
$\alpha = 0,9$	1 139 002 401 144

На следующем этапе был реализован метод Брауна для прогнозирования прямого материального ущерба от пожаров. В качестве исходных данных использовались результаты экспоненциального сглаживания с коэффициентом  $\alpha = 0,06$ .

Аналогично предыдущему этапу, расчеты были выполнены для нескольких значений коэффициента сглаживания: 0,06; 0,1; 0,5; 0,9 (табл. 6).

Прогнозирование на последующий период выполняется по формуле:

$$S_{t+1} = a \cdot y_t + (1 - a) \cdot \bar{S}_t, \quad (5)$$

где:

$S_{t+1}$  — прогнозируемое значение на период  $(t + 1)$ ;

$a$  — коэффициент влияния прошлого значения.

$y_t$  — фактические уровни динамического ряда на активном интервале сглаживания длиной  $n$ ;

$\bar{S}_t$  — результат экспоненциального сглаживания.

**Таблица 6**  
**Прогнозируемые значения методом Брауна с различными значениями**  
**коэффициента  $\alpha$**

Table 6

Predicted values using the Brown method with different values of the  $\alpha$  coefficient

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	$\alpha = 0,06$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,5$	$\alpha = 0,9$
2017	I	4 273 309	—	—	—	—
	II	3 399 067	4 273 309	4 273 309	4 273 309	4 273 309
	III	2 919 328	3 535 520	3 529 713	3 471 648	3 413 583
	IV	3 175 675	3 117 174	3 108 755	3 024 565	2 940 375
2018	I	3 550 182	3 199 189	3 198 189	3 188 183	3 178 177
	II	3 976 681	3 541 956	3 542 306	3 545 806	3 549 307
	III	2 547 268	3 542 162	3 560 652	3 745 554	3 930 456
	IV	5 443 025	3 557 246	3 514 268	3 084 490	2 654 712
2019	I	5 260 731	4 660 362	4 693 66	5 026 715	5 359 763
	II	4 144 726	5 017 796	5 028 133	5 131 510	5 234 887
	III	3 822 241	4 368 381	4 358 864	4 263 691	4 168 519
	IV	4 942 668	4 172 588	4 157 679	4 008 596	3 859 512
2020	I	8 356 592	5 407 130	5 387 366	5 189 722	4 992 079
	II	3 790 052	6 429 030	6 511 054	7 331 293	8 151 532
	III	4 296 771	5 050 634	4 998 907	4 461 638	3 924 369
	IV	4 432 888	4 262 081	4 263 557	4 278 319	4 293 081

Окончание таблицы 6

Год Year	Квартал Quarter	Прямой материальный ущерб, тыс. руб. Direct material damage, thousand rubles	$\alpha = 0,06$	$\alpha = 0,1$	$\alpha = 0,5$	$\alpha = 0,9$
2021	I	4 214 934	4 344 915	4 348 659	4 386 094	4 423 529
	II	3 976 785	4 217 487	4 217 379	4 216 292	4 215 206
	III	2 890 944	3 803 115	3 810 505	3 884 407	3 958 309
	IV	5 166 033	3 684 195	3 650 439	3 312 886	2 975 332
2022	I	4 591 596	4 455 853	4 486 073	4 788 278	5 090 482
	II	4 435 589	4 673 815	4 670 316	4 635 329	4 600 343
	III	4 693 042	4 540 654	4 536 183	4 491 475	4 446 766
	IV	4 980 882	4 691 538	4 691 602	4 692 242	4 692 882
2023	I	4 301 066	4 750 802	4 760 593	4 858 499	4 956 405
	II	5 190 366	4 672 221	4 656 427	4 498 489	4 340 551
	III	5 938 266	5 131 243	5 133 759	5 158 918	5 184 076
	IV	6 755 733	5 907 904	5 909 196	5 922 166	5 935 036
2024	I	5 349 951	6 216 690	6 239 628	6 469 008	6 698 388
	II	5 003 262	5 630 848	5 618 895	5 499 364	5 379 834
	III	5 663 758	5 262 156	5 251 139	5 140 972	5 030 804
	IV	—	—	—	—	—

Оценка точности прогнозов осуществляется на основе среднеквадратической ошибки и процентного отклонения от фактического значения (табл. 7). Результаты показали, что минимальные значения ошибки

соответствуют моделям с коэффициентами сглаживания  $\alpha = 0,06$  и  $\alpha = 0,1$  (рис. 3), что свидетельствует о высокой устойчивости прогноза при малых значениях параметра сглаживания.

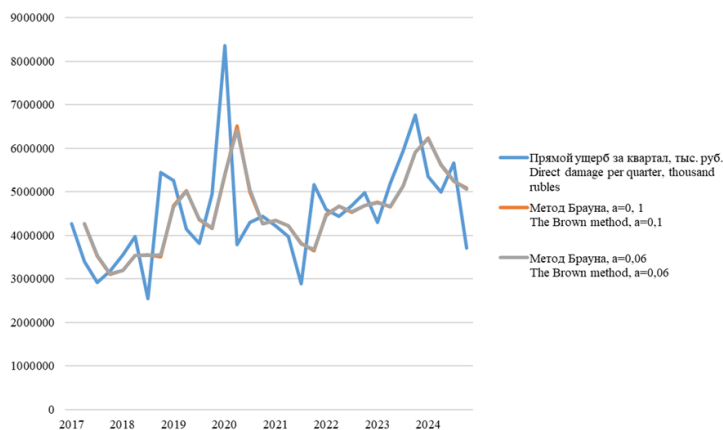


Рис. 3. Графики исходного и прогнозируемого временных рядов

Fig. 3. Plots of original and forecasted time series

**Таблица 7**  
**Значения среднеквадратической ошибки и процентного отклонения**  
**от фактического значения временного ряда**

Table 7

Root Mean Square Error (RMSE) and Percentage Deviations from Actual Time Series

Значение коэффициента $a$ The value of the coefficient $a$	Среднеквадратическая ошибка Standard deviation	Процентное отклонение прогноза от фактического значения, % Percentage deviation of the forecast from the actual value, %
$a = 0,06$	1 078 657 280 744	28
$a = 0,1$	1 049 736 805 021	28
$a = 0,5$	1 430 939 533 696	32
$a = 0,9$	1 897 908 142 516	37

### Заключение

Проведенное исследование показало, что адаптивные методы анализа временных рядов, в частности метод Брауна, являются эффективным инструментом краткосрочного прогнозирования прямого материального ущерба от пожаров на территории Российской Федерации. Полученные результаты свидетельствуют о том, что выбранная модель адекватно отражает фактическую динамику показателя и способна учитывать его нестационарный характер и наличие резких колебаний. Проведено сравнение различных вариантов сглаживания и параметров моделей, что позволило обосновать выбор 3-членной взвешенной скользящей средней и метода Брауна с коэффициентами сглаживания  $a = 0,06$  и  $a = 0,1$  как наиболее точных для краткосрочного прогнозирования.

Качество прогнозной модели подтверждается результатами сравнительного анализа различных вариантов сглаживания и значений коэффициента  $a$ . Минимальные значения среднеквадратичной ошибки для малых значений параметра сглаживания  $a = 0,06$  и  $a = 0,1$  указывают на высокую устойчивость модели к случайным колеба-

ниям и шумам, присущим статистике ущерба от пожаров. Это особенно важно при анализе социально-экономических показателей, формируемых под воздействием большого числа случайных и трудно учитываемых факторов.

Использование предварительного сглаживания временного ряда 3-членной взвешенной скользящей средней позволило повысить точность прогнозирования благодаря снижению влияния краткосрочных случайных изменений без искажения итоговой тенденции величины показателя.

С практической точки зрения разработанная модель отличается простотой реализации и невысокими требованиями к объему и структуре исходного материала. Для построения прогноза используются данные из прошлой статистики, что делает модель удобной для применения в деятельности органов управления и аналитических подразделений, отвечающих за вопросы пожарной безопасности и оценки последствий чрезвычайных ситуаций. Модель может быть интегрирована в системы мониторинга и поддержки принятия решений для оперативной оценки ожидаемого уровня прямого материального ущерба.

В то же время следует отметить, что метод Брауна ориентирован преимущественно на краткосрочное прогнозирование и не учитывает явным образом сезонность, территориальную дифференциацию и влияние других некоторых факторов. Поэтому данную модель не получится применить при средне- и долгосрочных прогнозах. Дальнейшие исследования целесообразно направить на учет сезонности и расширение

модели за счет включения социально-экономических факторов.

Перспективы развития дальнейших исследований с расширением набора уточняющих переменных, а также сравнение адаптивных моделей с наиболее сложными машинными и другими моделями прогнозирования позволят повысить точность оценок и расширить область практического применения результатов исследования.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Пожары и пожарная безопасность в 2024 г. Статистика пожаров и их последствий : инф.-аналит. сборник / В. С. Гончаренко [и др.]. Балашиха, 2025. 112 с.
2. Пожары и пожарная безопасность в 2022 г. Статистика пожаров и их последствий : инф.-аналит. сборник / В. С. Гончаренко [и др.]. Балашиха, 2023. 80 с.
3. Пожары и пожарная безопасность в 2017 г. Статистика пожаров и их последствий : стат. сборник / под общ. ред. Д. М. Гордиенко. М., 2018. 125 с.
4. Факторы пожарной опасности регионов Российской Федерации / В. А. Штерензон [и др.] // Техносферная безопасность. 2020. № 4. С. 89–101.
5. Атчаде М. Н. Адаптивные методы прогнозирования. Реализация в Excel и программе R. СПб., 2018. 101 с.
6. Шелобаев С. И., Шелобаева И. С. Анализ и прогнозирование финансовых процессов. Тула, 2009. 265 с.

### REFERENCES

1. Fires and fire safety in 2024. Statistics on fires and their consequences : information and analytical collection / V. S. Goncharenko et al. Balashikha, 2025. 112 p.
2. Fires and fire safety in 2022. Statistics on fires and their consequences : information and analytical collection / V. S. Goncharenko et al. Balashikha, 2023. 80 p.
3. Fires and fire safety in 2017. Statistics on fires and their consequences : statistical collection / edited by D. M. Gordienko. Moscow, 2018. 125 p.
4. Fire hazard factors of the Russian Federation regions / V. A. Sterenzon et al. // Technosphere safety. 2020. No. 4. P. 89–101.
5. Adaptive forecasting methods. Implementation in Excel and R. Saint Petersburg, 2018. 101 p.
6. Shelobaev S. I., Shelobaeva I. S. Analysis and forecasting of financial processes. Tula, 2009. 265 p.

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

**Пичуева Елизавета Дмитриевна**, студентка Уральского института ГПС МЧС России (620062, Российская Федерация, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 22); SPIN-код: 6889-0932; AuthorID: 1333903; e-mail: pi4uevael@gmail.com

**Худякова Светлана Александровна**, канд. пед. наук, доцент, начальник кафедры математики и информатики Уральского института ГПС МЧС России (620062, Российская Федерация, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 22); SPIN-код: 8243-6682; AuthorID: 788349; ORCID: 0000-0001-8721-5677; e-mail: KhudyakovaSA@uigps.ru

**Шевелева Виктория Владимировна**, старший преподаватель кафедры иностранных языков и профессиональных коммуникаций Уральского института ГПС МЧС России (620062, Российская Федерация, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 22); SPIN-код: 9723-1771; AuthorID: 1097831; e-mail: shevelevavv@uigps.ru

## INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Elizaveta D. Pichueva**, student, UISFS of EMERCOM of Russia (22 Mira St., Ekaterinburg, 620062, Russian Federation); SPIN-code: 6889-0932; AuthorID: 1333903; e-mail: pi4uevael@gmail.com

**Svetlana A. Khudyakova**, Cand. Sci. (Ped.), Associate Professor, Head of Department of mathematics and informatics, UISFS of EMERCOM of Russia (22 Mira St., Ekaterinburg, 620062, Russian Federation); SPIN-code: 8243-6682; AuthorID: 788349; ORCID: 0000-0001-8721-5677; e-mail: KhudyakovaSA@uigps.ru

**Victoria V. Sheveleva**, Senior Lecturer at the Department of foreign language and professional communications, UISFS of EMERCOM of Russia (22 Mira St., Ekaterinburg, 620062, Russian Federation); SPIN-code: 9723-1771; AuthorID: 1097831; e-mail: shevelevavv@uigps.ru