

# ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ ОБУЧАЕМЫЙ ЭКСТРАПОЛЯТОР СЛУЧАЙНЫХ ПРОЦЕССОВ

**БАРАНОВ Леонид Аврамович**, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой;

e-mail: baranov.miit@gmail.com

**АНОХИН Антон Сергеевич**, студент; e-mail: antonahin26@gmail.com

**ЖЕРЕБЯТИН Илья Андреевич**, студент; e-mail: opoxil@mail.ru

**ЧЖАН Юнцян**, аспирант; e-mail: zyq0526@yandex.ru

Российский университет транспорта (МИИТ), кафедра «Управление и защита информации», Москва

В статье представлен анализ точности прогнозирования случайных сигналов с использованием адаптивных и неадаптивных экстраполяторов. Экстраполяция производится с применением многочленов Чебышева, ортогональных на множестве равноотстоящих точек. Рассматриваются различные алгоритмы автоматического выбора экстраполирующего многочлена в режиме реального времени, базирующиеся на оценках ошибок прогнозирования. Проведено сравнительное исследование этих алгоритмов с целью выявления наиболее эффективного. Исследование включает в себя анализ погрешностей прогноза при использовании экстраполяторов фиксированного порядка, а также адаптивных экстраполяторов, использующих различные правила выбора параметров. В частности, рассматривается правило выбора, основанное на минимуме модуля погрешности в текущий момент времени, и правило, основанное на минимуме среднеквадратичной погрешности за предыдущие такты. Показано, что использование нейросетевого алгоритма на базе CatBoost обеспечивает наименьшую погрешность прогноза по сравнению с рассмотренными альтернативными подходами. Это свидетельствует о перспективности применения нейронных сетей для адаптации параметров экстраполяторов к изменяющимся характеристикам прогнозируемого случайного процесса.

**Ключевые слова:** адаптивный экстраполятор; многочлены Чебышева; погрешности прогноза; случайный процесс; нейронные сети.

DOI: 10.20295/2412-9186-2025-11-02-137-143

## ▼ Введение

Прогнозирование случайных процессов является эффективным способом повышения качества работы систем автоматического управления и предиктивной диагностики [1–6]. В частности, в централизованных системах управления движением поездов метрополитена вычисление прогнозируемых величин возмущений реализуется посредством экстраполяции, производимой в реальном времени [7, 8].

Одним из перспективных направлений является применение интеллектуальных экстраполяторов, которые автоматически адаптируют свои параметры к характеристикам прогнозируемого процесса. Это позволяет значительно снизить погрешность прогноза и, как следствие, улучшить показатели работы системы. Например, в [2] показано, что включение экстраполяторов в цепь обратной связи замкнутых систем управления приводит к улучшению качества управления; в контексте

же управления движением поездов метрополитена точный прогноз задержек способствует минимизации отклонений от графика [7].

Данная статья посвящена оценке погрешности прогноза случайных процессов при применении различных механизмов экстраполяции, включая выбор экстраполирующего многочлена обучаемыми нейронными сетями.

## Алгоритм функционирования адаптивного экстраполятора

Экстраполяция случайных процессов производится с применением многочленов Чебышева, ортогональных на множестве равноотстоящих точек [8, 9]. Прогноз  $z[(n + \varepsilon)T]$  случайного процесса  $x(t) = x[(n + \varepsilon)T]$  задается формулами (1) и (2), где значения в  $M + 1$  точках в моменты времени  $(n - M + i)T$  известны,  $T$  — шаг временной дискретизации,  $t = (n + \varepsilon)T$  — текущее время ( $0 \leq \varepsilon \leq 1$ ),  $l$  — степень экстраполирующего многочлена, называемая порядком экстраполяции [9–11].

$$z[(n + \varepsilon)T] = \sum_{i=0}^M x[(n - M + i)T] L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l} [0, \varepsilon], \quad (1)$$

$$L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l} [0, \varepsilon] = \sum_{j=0}^l \frac{(2l + 1)M!M!}{(M - j)!(j + M + 1)!} \times \varphi_{j, M}(i) \varphi_{j, M}(\varepsilon + M), \quad (2)$$

$\varphi_{j, M}(i)$  — многочлен Чебышева, ортогональный на множестве  $M + 1$  равноотстоящих точек:

$$\sum_{i=0}^M \varphi_{k, M}(i) \varphi_{h, M}(i) = 0, \text{ при } k \neq h, \quad (3)$$

где  $k$  и  $h$  — степени многочленов  $\varphi_{k, M}(i)$  и  $\varphi_{h, M}(i)$  соответственно.

Следующее рекуррентное соотношение позволяет вычислять эти многочлены:

$$\bar{t} \varphi_{j, M}(\bar{t}) = -\frac{(j + 1)(M - j)}{2(2j + 1)} \varphi_{j+1, M}(\bar{t}) + \frac{M}{2} \varphi_{j, M}(\bar{t}) - \frac{j(M + j + 1)}{2(2j + 1)} \varphi_{j-1, M}(\bar{t}); \quad (4)$$

при  $\varphi_{0, M}(\bar{t}) = 1$ ;  $\varphi_{1, M}(\bar{t}) = 1 - \frac{2}{M}$ .

Такая формализация основана на определении коэффициентов экстраполирующего многочлена методом наименьших квадратов [12] и обеспечивает рекуррентную процедуру повышения порядка многочлена [8, 9]. Повышение степени экстраполирующего многочлена реализуется выражением:

$$L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l+1} [0, \varepsilon] = L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l} [0, \varepsilon] + \frac{[2(l + 1) + 1]M!M!}{(M - l - 1)!(M + l + 2)!} \times \varphi_{l+1, M}[i] \varphi_{l+1, M}[\varepsilon + M]. \quad (5)$$

В качестве примера приведем выражения при  $l = 0, 1, 2$ :

$$L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l=0} [0, \varepsilon] = \frac{1}{M + 1}. \quad (6)$$

$$L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l=1} [0, \varepsilon] = L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l=0} [0, \varepsilon] + \frac{3M}{(M + 1)(M + 2)} \left(1 - 2\frac{i}{M}\right) (1 - 2\varepsilon). \quad (7)$$

$$L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l=2} [0, \varepsilon] = L_i^{\varepsilon, \text{KB}, l=1} [0, \varepsilon] + \frac{5\{6\varepsilon(M + \varepsilon) + M(M - 1)[6i(M - i)] - M(M - 1)\}}{M(M - 1)(M + 1)(M + 2)(M + 3)}. \quad (8)$$

Эта рекуррентная процедура позволяет в реальном времени обеспечить параллельную работу экстраполяторов порядка от 0 до  $l$ . Причем каждый из этих экстраполяторов вычисляет результат прогноза при изменении числа точек ( $M + 1$ ). Очевидно, что  $M \geq 1$ . При  $M = 1$  получается многочлен, соответствующий экстраполяции по Лагранжу [9].

Выбор одного из параллельно работающих экстраполяторов позволяет учитывать изменяющиеся свойства прогнозируемого случайного процесса с целью уменьшения погрешности прогноза.

Так как в моменты времени  $(n - M + i)T$ ,  $i = 1, 2, \dots, M$  уже известны результаты прогноза и значения случайного процесса, то задаваясь правилом расчета оценки погрешности прогноза, реализованного ранее в этих точках, выбирается для прогноза в  $(n + 1)T$  момент времени экстраполятор, обеспечивающий минимум выбранной оценки. Данный алгоритм реализован в адаптивном экстраполяторе [13]. В частности, в качестве оценки погрешности  $\theta_0$  при выборе экстраполяторов для прогноза на следующем шаге  $(n + 1)T$  можно использовать:

— значение модуля погрешности в момент  $nT$ :

$$\theta_0 = |x[nT] - z[nT]|; \quad (9)$$

— среднеквадратичную погрешность на предыдущих  $0 \leq k \leq M$  шагах:

$$\overline{\theta_0^2} = \sum_{j=k}^{j=M} \left( x[(n - M + j)T] - z[(n - M + j)T] \right)^2. \quad (10)$$

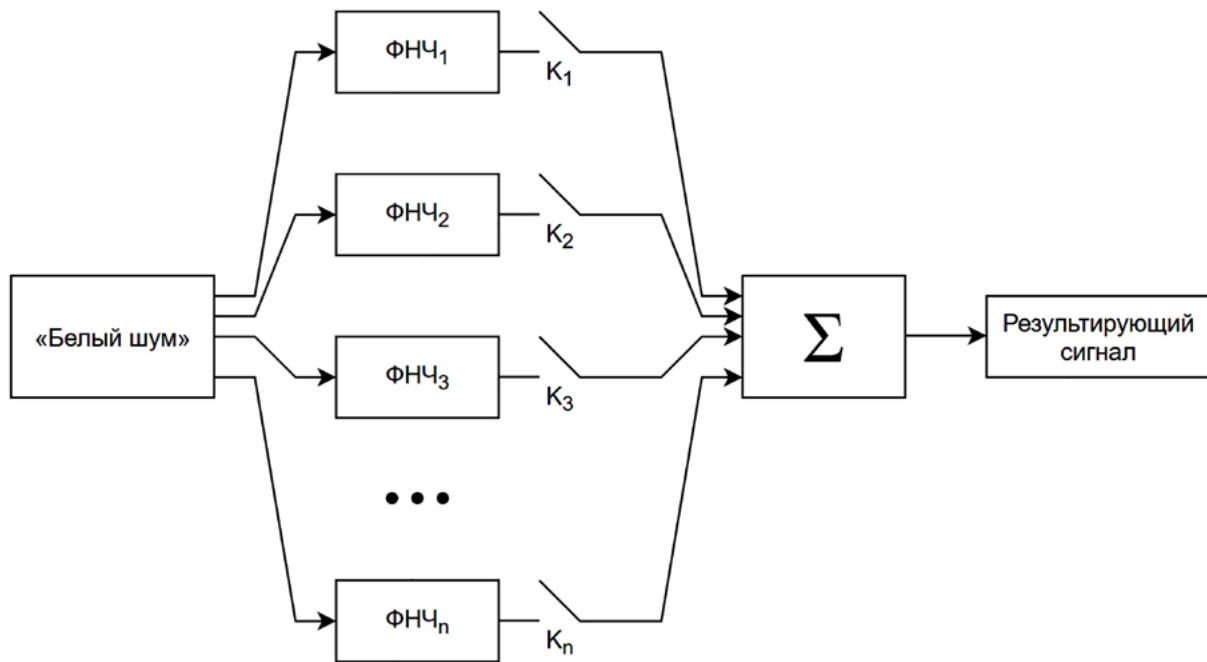


Рис. 1. Схема формирования нестационарного процесса

Адаптивный экстраполятор может быть построен не только на фиксированном правиле, например (9) или (10), но и на выборе одного из вариантов прогноза. В данной работе применен популярный нейросетевой алгоритм категорирования CatBoost [14–17], отличающийся скоростью обучения, не требующий большого набора данных и их сложной предварительной обработки.

Достоинством данной сети является возможность увеличения объема категорирования объектов и признакового пространства, что позволит в дальнейшем рассматривать многообразие составляющих адаптивного прогноза.

Необходимость сравнения точности прогноза различными экстраполяторами стационарных и нестационарных случайных процессов делает необходимым выбор единой оценки погрешности. В работах [18–20] для расчета погрешности прогноза стационарных процессов использовалась относительная (по отношению к  $R_{xx}(0) = G_x^2$ ) среднеквадратичная оценка. В случае нестационарных процессов она не может быть вычислена, так как дисперсия зависит от времени. В данном случае будет использоваться средняя относительная оценка, приведенная к диапазону изменения случайной функции, который измеряется за все время сеанса моделирования:

$$\Delta = \frac{1}{n_2 - n_1} \sum_{n=n_1}^{n=n_2} \frac{|x[nT] - z[nT]|}{\max_n x[nT] - \min_n x[nT]}, \quad (11)$$

где  $n_1$  — номер такта, начиная с которого случайный процесс на выходе фильтра принимается установившемся;

$n_2$  — номер такта, на котором заканчивается сеанс моделирования;

$\max_n x[nT]$  и  $\min_n x[nT]$  — соответственно максимальное и минимальное значения случайной функции за время моделирования.

Для нестационарного случайного процесса используется тот же временной интервал.

### Модели случайных процессов

Для проведения сравнительного анализа погрешностей прогноза различными экстраполяторами разработаны имитационные модели стационарных и нестационарных случайных процессов.

Модель стационарного случайного процесса реализуется фильтрацией сигнала «белого шума» фильтрами нижних частот (ФНЧ) в установившемся режиме: фильтрами Баттерворта первого и пятого порядков, а также фильтром Гаусса. Полученные на выходах фильтров случайные процессы обладают автокорреляционными функциями:

$$R_{xx}(\tau) = G_x^2 e^{-\alpha|\tau|}, \quad (12)$$

$$R_{xx}(\tau) = G_x^2 \frac{\sin(\omega_0 \tau)}{\omega_0 \tau}, \quad (13)$$

$$R_{xx}(\tau) = G_x^2 e^{-\alpha^2 \tau^2}, \quad (14)$$

где  $G_x^2$  — дисперсия сигнала;

$\omega_0, \alpha$  — коэффициенты, определяющие частотные характеристики ФНЧ;

$\tau$  — временной интервал между отсчетами случайного процесса  $x(t)$ .

Как показано в [18], прогнозирование рационально при условии наличия статистической связи между отсчетами случайного процесса, для чего характеристики  $G_x^2$ ,  $\omega_0$  и  $\alpha$  фильтров выбираются таким образом, чтобы на промежутке от 0 до  $\tau = MT$  коэффициент корреляции

$$r(\tau) = \frac{R_{xx}(\tau)}{R_{xx}(0)} \text{ находился в диапазоне}$$

$$0,6 \leq \frac{R_{xx}(\tau)}{R_{xx}(0)} \leq 1. \quad (15)$$

Модель нестационарного случайного процесса реализуется путем объединения нескольких стационарных с использованием схемы, показанной на рис. 1. Нестационарность суммарного сигнала достигается коммутацией ключей  $K_1, K_2, \dots, K_n$  в случайные моменты времени. Суммируемые сигналы удовлетворяют условию (15) для всех составляющих.

В процессе моделирования применяются многочлены степени не более третьей ( $l \leq 3$ ), при  $M \leq 4$  [20]. Таким образом, выборку для сравнительной оценки погрешности прогноза случайных процессов составляют:

**А.** 14 экстраполяторов с фиксированными параметрами ( $l = 0 \dots 3$  и  $M = 0 \dots 4$ ).

**Б.** 2 адаптивных экстраполятора с фиксированными правилами.

Первый — использующий для прогноза в момент времени  $(n + 1)T$  один из 14 экстраполяторов фиксированного порядка, обеспечивающий минимум модуля погрешности в момент  $nT$  (правило 1).

Второй — использующий для прогноза в момент времени  $(n + 1)T$  один из 14 экстраполяторов фиксированного порядка, обеспечивающий в момент  $nT$  минимумом среднеквадратичной погрешности за последние  $M$  тактов (правило 2).

**В.** Адаптивный экстраполятор, основанный на нейросетевом алгоритме CatBoost.

В дальнейшем введены следующие обозначения:  $\Delta_i$  — оценка (11) погрешности для стационарных случайных сигналов,  $i = 1, 2, 3$  соответственно для сигналов, автокорреляционные функции которых заданы выражениями (12), (13), (14);  $\Delta_4$  — оценка (11) для нестационарного случайного процесса.

### Результаты моделирования

В результате моделирования получены оценки погрешности прогноза экстраполяторов с фиксированными  $l$  и  $M$  (табл. 1) и адаптивных экстраполяторов (табл. 2) для различных коэффициентов корреляции  $r$ , таких, что в любой момент времени моделирования случайного процесса  $r(\tau) \geq r$ . В случае нестационарного случайного процесса условие  $r(\tau) \geq r$  выполняется для суммируемых сигналов.

Оценки погрешности прогноза экстраполяторов с фиксированными параметрами  $l$  и  $M$ , приведенные в табл. 1, эквивалентны значениям [20] для сигналов с автокорреляционными функциями (13) и (14).

В случае стационарного случайного процесса с автокорреляционной функцией (12) и экстраполяторов с фиксированными параметрами тенденции изменения погрешностей прогноза сохраняются относительно сигналов с автокорреляционными функциями (13) и (14).

Использование адаптивных экстраполяторов стационарных случайных процессов позволяет уменьшить погрешности прогноза (табл. 2).

Использование правила выбора экстраполятора для следующего,  $(n + 1)$ -го такта прогноза по величине модуля погрешности на  $n$ -ом такте определяет большее уменьшение оценки погрешности прогноза, чем использование правила выбора экстраполятора по наименьшей среднеквадратичной погрешности за последние  $M$  тактов (табл. 2).

**Таблица 1. Оценки погрешности прогноза экстраполяторов с фиксированными  $l$  и  $M$** 

$r$	$l$	$M$	Модель стационарного случайного процесса		
			$\Delta_1$	$\Delta_2$	$\Delta_3$
0,95	0	0	0,01292	0,00391	0,00376
		1	0,01460	0,00587	0,00564
		2	0,01636	0,00782	0,00752
		3	0,01797	0,00977	0,00939
		4	0,01946	0,01172	0,01126
	1	1	0,01812	0,00018	0,00021
		2	0,01614	0,00030	0,00035
		3	0,01600	0,00045	0,00052
		4	0,01629	0,00062	0,00073
	2	2	0,03130	0,00001	0,00003
		3	0,02359	0,00002	0,00003
		4	0,02105	0,00003	0,00004
3	3	0,18741	0,09122	0,08771	
	4	0,10091	0,05470	0,05259	
0,8	0	0	0,02184	0,00822	0,00652
		1	0,02455	0,01232	0,00976
		2	0,02735	0,01640	0,01299
		3	0,02995	0,02047	0,01619
		4	0,03234	0,02451	0,01935
	1	1	0,03053	0,00074	0,00074
		2	0,02746	0,00123	0,00124
		3	0,02710	0,00185	0,00185
		4	0,02757	0,00258	0,00258
	2	2	0,05266	0,00008	0,00011
		3	0,04009	0,00015	0,00019
		4	0,03581	0,00023	0,00031
3	3	0,31359	0,19137	0,15147	
	4	0,16839	0,11461	0,09062	
0,6	0	0	0,02772	0,01010	0,01138
		1	0,03101	0,01512	0,01701
		2	0,03440	0,02009	0,02256
		3	0,03747	0,02501	0,02801
		4	0,04028	0,02987	0,03332
	1	1	0,03929	0,00136	0,00200
		2	0,03493	0,00226	0,00332
		3	0,03454	0,00337	0,00494
		4	0,03507	0,00469	0,00684
	2	2	0,06805	0,00022	0,00046
		3	0,05118	0,00039	0,00079
		4	0,04560	0,00062	0,00125
3	3	0,39372	0,23429	0,26301	
	4	0,21069	0,14001	0,15670	

**Таблица 2. Оценки погрешности прогноза адаптивных экстраполяторов**

$r$	Правило выбора $l$ и $M$	Модель стационарного случайного процесса			$\Delta_4$
		$\Delta_1$	$\Delta_2$	$\Delta_3$	
0,95	Правило 1	0,02378	0,00002	0,00004	0,00610
	Правило 2	0,02469	0,00176	0,00169	0,00481
	Нейросеть	0,01649	0,00001	0,00003	0,00298
0,8	Правило 1	0,03935	0,00011	0,00017	0,01026
	Правило 2	0,04038	0,00351	0,00278	0,00913
	Нейросеть	0,02780	0,00008	0,00011	0,00549
0,6	Правило 1	0,05151	0,00035	0,00074	0,01307
	Правило 2	0,05157	0,00434	0,00505	0,01256
	Нейросеть	0,03468	0,00022	0,00046	0,00791

Наибольший эффект для уменьшения погрешностей прогноза стационарных и нестационарных случайных процессов при использовании адаптивных экстраполяторов, в которых процедура выбора параметров  $l$  и  $M$  для прогноза на  $(n+1)$ -ом такте определяется рассмотренной нейронной сетью CatBoost по оценке модуля погрешности на  $n$ -ом такте (табл. 2).

### Заключение

1. Приведенная методика анализа оценок погрешностей прогноза стационарных случайных сигналов позволяет выбирать параметры экстраполятора по допустимой оценке погрешности прогноза при заданной модели сигнала.

2. Использование адаптивного экстраполятора стационарных и нестационарных случайных процессов позволяет уменьшить оценку величины погрешности прогноза.

3. Применение правила выбора параметров экстраполятора для прогноза на  $(n+1)$ -ом такте случайного процесса по величине модуля погрешности прогноза на  $n$ -ом такте эффективнее, чем использование правила по среднеквадратичной погрешности за последние  $M$  тактов.

4. Использование нейронной сети CatBoost для принятия решения о выборе параметров адаптивного экстраполятора для прогноза на  $(n+1)$ -ом такте по сравнению с рассмотренными правилами обеспечивает наибольшее уменьшение погрешности.

5. Дальнейшие исследования в рассматриваемой области могут быть направлены на оптимизацию архитектуры и параметров нейронной сети, а также на изучение влияния различных факторов, таких как объем обучающей выборки и методы предварительной обработки данных, на точность прогнозирования.

### Благодарности

Работа выполнена за счет бюджетного финансирования в рамках государственного задания от 20.03.2025 № 103-00001-25-02. ▲

### Список источников

1. Baranov L. A. The object according state prediction to diagnostic data / L. A. Baranov, E. P. Balakina, A. I. Godyaev // *Journal of Physics: Conference Series, Vladivostok*, 7–8 October 2021. — Vladivostok, 2021. — P. 012121. — DOI: 10.1088/1742-6596/2096/1/012121.
2. Баранов Л. А. Влияние прогноза рассогласования на качество управления в замкнутых автоматических системах / Л. А. Баранов, О. Е. Пудовиков, Е. П. Балакина // *Электротехника*. — 2022. — № 9. — С. 8–15. — DOI: 10.53891/00135860\_2022\_9\_8.
3. Petropoulos F. Forecasting: Theory and practice / F. Petropoulos, Ya. Kang, F. Li et al. // *International Journal of Forecasting*. — 2022. — Vol. 38. — Iss. 3, July — September. — Pp. 705–871. — DOI: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
4. Asadi F. Adaptive Kalman Filter for Noise Estimation and Identification with Bayesian Approach / F. Asadi, S. H. Sadati // *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Mathematical and Computational Sciences*. — 2021. — Vol. 15. — Iss. 10.
5. Bulgakov A. Cyber-physical System for Diagnosing and Predicting Technical Condition of Servo-drives of Mechatronic Sliding Complex during Construction of High-rise Monolithic Buildings / A. Bulgakov, T. Bock, T. Kruglova // *2020 Proceedings of the 37th ISARC*. — Kitakyushu, Japan. — Pp. 339–346.
6. Serradilla O. Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects / O. Serradilla, E. Zugasti, J. Rodriguez et al. // *Applied Intelligence*. — 2022. — DOI: 10.1007/s10489-021-03004-y.
7. Баранов Л. А. Централизованное управление движением поездов городских железных дорог современного мегаполиса / Л. А. Баранов, Е. П. Балакина, С. Е. Иконников, Д. А. Антонов // *Наука и техника транспорта*. — 2020. — № 1. — С. 30–38.
8. Баранов Л. А. Прогнозирование случайных процессов на базе многочленов, ортогональных на множестве равноотстоящих точек / Л. А. Баранов, Е. П. Балакина // *Электротехника*. — 2020. — № 9. — С. 39–46.
9. Баранов Л. А. Квантование по уровню и временная дискретизация в цифровых системах управления / Л. А. Баранов. — М.: Энергоатомиздат, 1990. — 304 с.
10. Цыпкин Я. З. Теория линейных импульсных систем / Я. З. Цыпкин. — М.: Физматгиздат, 1963. — С. 968.
11. Милн В. Э. Численный анализ / В. Э. Милн. — М.: ИЛ, 1951. — 292 с.
12. Березин И. С. Методы вычислений / И. С. Березин, И. П. Жидков. — М.: Физматгиз, 1959. — Т. 1. — С. 464.
13. Баранов Л. А. Адаптивный экстраполятор нестационарных случайных процессов / Л. А. Баранов // *Электротехника*. — 2023. — № 9. — С. 22–25. — DOI: 10.53891/00135860\_2023\_9\_22.
14. CatBoost. — URL: <https://catboost.ai/> (дата обращения: 13.04.2025).
15. Prokhorenkova L. CatBoost: unbiased boosting with categorical features / L. Prokhorenkova. — URL: <https://arxiv.org/pdf/1706.09516> (дата обращения: 13.04.2025).
16. Ajin R. S. Optimization of SVR and CatBoost models using metaheuristic algorithms to assess landslide susceptibility / R. S. Ajin, S. Segoni, R. Fanti // *Scientific Reports*. — 2024. — Vol. 14. — DOI: 10.1038/s41598-024-72663-x.
17. Liu X. Ultra Short Term Wind Power Prediction Model Based on WRF Wind Speed Prediction and CatBoost / X. Liu, L. Zhang, Zh. Zhang, T. Zhao et al. // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. — 2021. — Vol. 838. — 012001. — DOI: 10.1088/1755-1315/838/1/012001.
18. Балакина Е. П. Анализ погрешностей прогноза для интеллектуальных систем управления и предиктивной диагностики / Е. П. Балакина, Л. А. Баранов, Ю. Чжан // *Надежность*. — 2023. — Т. 23. — № 2. — С. 12–18. — DOI: 10.21683/1729-2646-2023-23-2-12-18.
19. Баранов Л. А. Прогноз случайных процессов, при наличии единичных возмущений в интеллектуальных транспортных системах / Л. А. Баранов, А. С. Анохин, И. А. Жеребятин, Ю. Чжан // *Автоматика на транспорте*. — 2023. — Т. 9. — № 3. — С. 239–246. — DOI: 10.20295/2412-9186-2023-9-03-239-246.
20. Баранов Л. А. Имитационное моделирование интеллектуальных экстраполяторов / Л. А. Баранов, Е. П. Балакина, Ч. Юнцян и др. // *Наука и техника транспорта*. — 2024. — № 3. — С. 62–67.

TRANSPORT AUTOMATION RESEARCH, 2025, Vol. 11, No. 2, pp. 137–143  
DOI: 10.20295/2412-9186-2025-11-02-137-143

### Random Process Intelligent Learnable Extrapolator

#### Information about authors

**Baranov L. A.**, Doctor in Engineering, Head of the Department.  
E-mail: baranov.miit@gmail.com

**Anokhin A. S.**, Student. E-mail: antonahin26@gmail.com

**Zherebyatin I. A.**, Student. E-mail: opoxil@mail.ru

**Zhang Yongqiang**, Postgraduate Student. E-mail: zyx0526@yandex.ru

Russian University of Transport (MIIT), Department of Control and Protection of Information, Moscow

**Abstract:** This research presents an accuracy analysis of the prediction of random signals using adaptive and non-adaptive extrapolators. Extrapolation is performed using Chebyshev polynomials orthogonal over a set of equally spaced points. Several algorithms for an automatic selection of an extrapolating polynomial in real time, based on estimates of the prediction error, are considered. A comparative study of these algorithms is carried out in order to identify the most effective one. The study includes an analysis of prediction errors when using fixed-order extrapolators, as well as adaptive extrapolators using different parameter selection rules. In particular, a selection rule based on the minimum of the error modulus at a given time and a rule based on the minimum of the root mean square error for previous cycles are considered. It is shown that the use of a neural network algorithm based on CatBoost provides the smallest prediction error compared to the alternative approaches considered. This demonstrates the potential of using neural networks to adapt extrapolator parameters to changing characteristics of the predicted random process.

**Keywords:** adaptive extrapolator; Chebyshev polynomials; forecast errors; random process; neural networks.

#### References

1. Baranov L. A., Balakina E. P., Godyaev A. I. The object according state prediction to diagnostic data. *Journal of Physics: Conference Series*, Vladivostok, 7–8 October 2021, Vladivostok, 2021, pp. 012121. DOI: 10.1088/1742-6596/2096/1/012121.
2. Baranov L. A., Pudovikov O. E., Balakina E. P. Vliyaniye prognoza rassoglasovaniya na kachestvo upravleniya v zamknykh avtomaticheskikh sistemakh [The influence of the mismatch prediction on the quality of control in closed automatic systems]. *Elektrotehnika* [Electrical Engineering]. 2022, Iss. 9, pp. 8–15. DOI: 10.53891/00135860\_2022\_9\_8. (In Russian)
3. Petropoulos F., Kang Ya., Li F. et al. Forecasting: Theory and practice. *International Journal of Forecasting*, 2022, vol. 38, Iss. 3, July — September, pp. 705–871. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
4. Asadi F., Sadati S. H. Adaptive Kalman Filter for Noise Estimation and Identification with Bayesian Approach. *World Academy of Science, Engineering and Technology International Journal of Mathematical and Computational Sciences*, 2021, vol. 15, Iss. 10.
5. Bulgakov A., Bock T., Kruglova T. Cyber-physical System for Diagnosing and Predicting Technical Condition of Servo-drives of Mechatronic Sliding Complex during Construction of High-rise Monolithic Buildings. 2020 Proceedings of the 37th ISARC. Kitakyushu, Japan, pp. 339–346.
6. Serradilla O., Zugasti E., Rodriguez J. et al. Deep learning models for predictive maintenance: a survey, comparison, challenges and prospects. *Applied Intelligence*, 2022. DOI: 10.1007/s10489-021-03004-y.
7. Baranov L. A., Balakina E. P., Ikonnikov S. E., Antonov D. A. Tsentralizovannoe upravlenie dvizheniem poezdov gorodskikh zheleznnykh dorog sovremennogo megapolisa [Centralized control of urban train traffic in a modern metropolis]. *Nauka i tekhnika transporta* [Science and Technology of Transport]. 2020, Iss. 1, pp. 30–38. (In Russian)
8. Baranov L. A., Balakina E. P. Prognozirovaniye sluchaynykh protsessov na baze mnogochlenov, ortogonal'nykh na mnozhestve ravnootstoyashchikh toчек [Forecasting random processes based on polynomials orthogonal on a set of equally spaced points]. *Elektrotehnika* [Electrical Engineering]. 2020, Iss. 9, pp. 39–46. (In Russian)
9. Baranov L. A. *Kvantovaniye po urovnyu i vremennaya diskretizatsiya v tsifrovyykh sistemakh upravleniya* [Level quantization and time discretization in digital control systems]. Moscow: Energoatomizdat Publ., 1990, 304 p. (In Russian)
10. Tsytkin Ya. Z. *Teoriya lineynykh impulsnykh sistem* [Theory of linear pulse systems]. Moscow: Fizmatizdat Publ., 1963, p. 968. (In Russian)
11. Miln V. E. *Chislennyy analiz* [Numerical analysis]. Moscow: IL Publ., 1951, 292 p. (In Russian)
12. Berezin I. S., Zhidkov I. P. *Metody vychisleniy* [Methods of calculations]. M.: Fizmatgiz Publ., 1959, vol. 1, p. 464. (In Russian)
13. Baranov L. A. Adaptivnyy ekstrapolator nestatsionarnykh sluchaynykh protsessov [Adaptive extrapolator of non-stationary random processes]. *Elektrotehnika* [Electrical Engineering]. 2023, Iss. 9, pp. 22–25. DOI: 10.53891/00135860\_2023\_9\_22. (In Russian)
14. CatBoost. Available at: <https://catboost.ai/> (accessed: April 13, 2025).
15. Prokhorenkova L. CatBoost: unbiased boosting with categorical features. Available at: <https://arxiv.org/pdf/1706.09516> (accessed: April 13, 2025).
16. Ajin R. S., Segoni S., Fanti R. Optimization of SVR and CatBoost models using metaheuristic algorithms to assess landslide susceptibility. *Scientific Reports*, 2024, vol. 14. DOI: 10.1038/s41598-024-72663-x.
17. Liu X., Zhang L., Zhang Zh., Zhao T. et al. Ultra Short Term Wind Power Prediction Model Based on WRF Wind Speed Prediction and CatBoost. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, vol. 838, 012001. DOI: 10.1088/1755-1315/838/1/012001.
18. Balakina E. P., Baranov L. A., Chzhan Yu. Analiz pogreshnostey prognoza dlya intellektual'nykh sistem upravleniya i prediktivnoy diagnostiki [Forecast Error Analysis for Intelligent Control Systems and Predictive Diagnostics]. *Nadezhnost' [Reliability]*. 2023, vol. 23, Iss. 2, pp. 12–18. DOI: 10.21683/1729-2646-2023-23-2-12-18. (In Russian)
19. Baranov L. A., Anokhin A. S., Zherebyatin I. A., Chzhan Yu. Prognoz sluchaynykh protsessov, pri nalichii edinichnykh vozmushcheniy v intellektual'nykh transportnykh [Forecast of random processes in the presence of single disturbances in intelligent transport systems]. *Avtomatika na transporte* [Automation on transport.]. 2023, vol. 9, Iss. 3, pp. 239–246. DOI: 10.20295/2412-9186-2023-9-03-239-246. (In Russian)
20. Baranov L. A., Balakina E. P., Yuntsyan Ch. et al. Imitatsionnoye modelirovaniye intellektual'nykh ekstrapolatorov [Simulation modeling of intelligent extrapolators]. *Nauka i tekhnika transporta* [Science and technology of transport]. 2024, Iss. 3, pp. 62–67. (In Russian)