

## **СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ**

УДК 519.2

### **АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ АЛЬТЕРНАТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ**

**В. К. Ключко**, д.т.н., профессор кафедры АИТУ РГРТУ, Рязань, Россия;  
orcid.org/0000-0003-2550-999X, e-mail: klochkovk@mail.ru

*Предлагается алгоритм прогнозирования процессов, основанный на рассмотрении двух и трех альтернативных моделей, отличающихся степенью возрастания или убывания модельных значений процесса. **Цель работы** – повышение точности прогнозирования процессов путем разработки соответствующего алгоритма прогнозирования. В соответствии с предложенным алгоритмом задается комбинированный прогноз в виде линейной комбинации с весами прогнозных значений альтернативных моделей. Веса рассчитываются автоматически по критерию близости комбинированного прогноза новым поступающим данным о процессе. Дополнительно строится таблица прогнозных значений в зависимости от весовых коэффициентов, позволяющая делать прогноз вручную. Приводится пример прогнозирования эпидемического процесса. Алгоритм может найти применение в системах обработки данных при прогнозировании процессов различной физической природы.*

**Ключевые слова:** алгоритмы, прогнозирование, процессы, математические модели.

**DOI:** 10.21667/1995-4565-2020-73-97-104

#### **Введение**

В системах обработки данных – результатов измерения дискретных значений процесса различной физической природы решается задача прогнозирования: в системах автоматизации и управления технологическими процессами, в системах обработки информации о векторе состояния объекта наблюдения, в социальных и экономических системах прогнозирования показателей уровня жизни, в системах прогнозирования эпидемических, метеорологических и других процессов. В настоящее время используются различные алгоритмы обработки данных при прогнозировании, основанные как на классических методах построения математических моделей временных рядов [1-2], так и на других методах [3], в том числе методах искусственного интеллекта [4].

Предлагаемый алгоритм относится к классическим методам прогнозирования и развивает их в направлении адаптации к поступающим данным.

**Цель работы** – повышение точности прогнозирования процесса путем разработки алгоритма прогнозирования, позволяющего на основе двух и трех альтернативных моделей рассчитывать комбинированный прогноз по мере поступления новых данных.

#### **Классический подход к математическому прогнозированию**

Классические методы прогнозирования, например [1-3], основаны на построении математической модели тренда процесса с дискретным временем по данным фиксированного промежутка времени и применении данной модели для вычисления значений процесса в будущие моменты времени. При этом алгоритм прогнозирования сводится к следующему.

1. Данные измерения процесса  $y(t_i)$  регистрируются в дискретные моменты времени  $t_i$ ,  $i = \overline{1, n}$ ,  $n$  – количество временных отсчетов,  $t_n$  – текущий момент времени, и запоминаются в цифровой форме в составе  $n$ -вектора-столбца  $Y = (y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n))^T$ , где « $T$ » – символ транспонирования.

Для дальнейшей обработки массива  $Y$  используется модель данных в виде аддитивной смеси детерминированной составляющей – тренда  $x(t_i)$ , или среднего значения процесса, и остаточного ряда  $e(t_i)$  – случайного процесса с нулевым средним:

$$y(t_i) = x(t_i) + e(t_i), \quad i = \overline{1, n},$$

где  $x(t_i)$  обычно описывают в системе  $m$  базисных функций  $\varphi_k(t_i)$ ,  $k = \overline{1, m}$ :

$$x(t_i) = \sum_{k=1}^m a_k \varphi_k(t_i), \quad (1)$$

$a_k$  – параметры модели (1), поиск которых подчинен определенному критерию в зависимости от информации относительно  $x(t_i)$  и  $e(t_i)$ .

2. Вектор данных  $Y$  умножается справа на  $m \times n$ -матрицу  $H$ , вычисленную заранее для заданного числа  $m$  и функций  $\varphi_k(t_i)$  методом наименьших квадратов (МНК) с весовыми коэффициентами:

$$H = (F^T W F)^{-1} F^T W,$$

где  $F$  –  $m \times n$ -матрица,  $i$ -ми строками которой являются векторы

$$f_i^T = (\varphi_1(t_i), \varphi_2(t_i), \dots, \varphi_m(t_i)), \quad i = \overline{1, n};$$

$W = \text{diag}(w_1, w_2, \dots, w_n)$  –  $n \times n$ -диагональная матрица весовых коэффициентов  $w_i$ , выбираемых по определенному правилу, например, с учетом коэффициента  $\lambda > 0$  забывания старых данных по экспоненте (при отсутствии забывания  $\lambda = 0$ ):

$$w_i = \exp(-\lambda(t_n - t_i)).$$

В результате получается  $m$ -вектор-столбец  $\hat{A}$  оценок  $\hat{a}_k$  параметров  $a_k$ :

$$\hat{A} = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \dots, \hat{a}_m)^T = H \cdot Y. \quad (2)$$

В случае ортогональных функций  $\varphi_k(t_i)$  оценки  $\hat{a}_k$  вычисляются, как следствие (2), по формуле:

$$\hat{a}_k = \sum_{i=1}^n w_i \varphi_k(t_i) y(t_i) / \sum_{i=1}^n w_i \varphi_k^2(t_i), \quad k = \overline{1, m}. \quad (3)$$

3. Найденные оценки параметров (2) или (3) умножаются на функции  $\varphi_k(t_i)$ , взятые для моментов времени прогноза  $t_p$ , и суммируются. Получаются тем самым оценки  $\hat{x}(t_p)$  тренда  $x(t_i)$  на моменты прогноза  $t_p$ :

$$\hat{x}(t_p) = \sum_{k=1}^m \hat{a}_k \varphi_k(t_p), \quad p = \overline{n+1, N}, \quad (4)$$

где  $N$  – номер последнего временного отсчета  $t_N$  прогнозирования.

4. Рассчитываются границы доверительных интервалов, взятые относительно  $\hat{x}(t_p)$  в моменты времени прогноза, по формуле:

$$\hat{y}_{\max, \min}(t_p) = \hat{x}(t_p) \pm \gamma \sigma(\Delta y_p), \quad p = \overline{n+1, N}, \quad (5)$$

где  $\gamma$  – коэффициент, зависящий от доверительной вероятности, например:  $\gamma = 2$  с вероятностью 0,95 попадания измеренных значений процесса в пределы границ (5);  $\Delta y_p = \hat{y}(t_p) - x(t_p)$  – случайная нормальная центрированная ошибка прогноза;  $\sigma(\Delta y_p)$  –

среднеквадратическое отклонение (СКО) данной ошибки, вычисленное для некоррелированной последовательности  $e(t_i)$ ,  $i = \overline{1, n}$ , по формуле:

$$\sigma(\Delta y_p) = \sigma_e \sqrt{1 + f_p^T (F^T F)^{-1} f_p},$$

$\sigma_e$  – СКО остаточного ряда (на практике – выборочное СКО).

5. В качестве прогнозных значений процесса берутся оценки  $\hat{x}(t_p)$  тренда (4) в моменты времени  $t_p$ ,  $p = \overline{n+1, N}$ , и указываются границы доверительных интервалов (5).

Отметим следующие недостатки классического алгоритма.

1. Взятие в качестве прогноза процесса  $y(t_p)$  точечных оценок тренда (4) сопровождается предельными ошибками прогноза  $\gamma\sigma(\Delta y_p)$ , которые возрастают с увеличением  $p$ .

2. На промежутке времени прогнозирования  $[t_{n+1}, t_N]$  принятая модель (1) тренда  $x(t_i)$  может быть неверна, то есть нарушается адекватность модели, проверяемая свойствами остаточного ряда  $e(t_i)$  [1-2].

3. Корректировка модели тренда (1) по мере поступления новых данных в моменты времени  $t_p$ ,  $p = \overline{n+1, N}$ , сопровождается трудоемкими операциями выбора новой модели или подбора параметров старой модели с проверкой адекватности модели по остаточному ряду.

С целью устранения отмеченных недостатков предлагается алгоритм прогнозирования, основанный на адаптации к вновь поступающим данным о процессе.

### Алгоритм прогнозирования на основе двух альтернативных моделей

Алгоритм сводится к следующим операциям.

1. Задаются две альтернативные модели тренда: одна модель – для верхней границы прогнозных значений, вторая – для нижней границы. В частном случае верхней и нижней границами могут быть границы доверительных интервалов (5).

2. Данные измерения процесса  $y(t_i)$ ,  $i = \overline{1, n}$ , на промежутке  $[t_1, t_n]$  формируют выборку и запоминаются в векторе  $Y = (y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n))^T$ .

3. На основе вектора  $Y$  рассчитываются векторы параметров для двух моделей трендов: вектор  $\hat{A}_1$  оценок  $\hat{a}_{1,k}$ ,  $k = \overline{1, m_1}$ , для модели верхней границы прогноза и вектор  $\hat{A}_2$  оценок  $\hat{a}_{2,k}$ ,  $k = \overline{1, m_2}$ , для модели нижней границы прогноза. Если используется одна модель тренда с доверительными интервалами прогноза (5), то  $\hat{A}_1 = \hat{A}_2 = \hat{A}$ , где  $\hat{A}$  – вектор оценок  $\hat{a}_k$ ,  $k = \overline{1, m}$ , параметров модели тренда формулы (2).

4. На основе векторов оценок параметров  $\hat{A}_1$  и  $\hat{A}_2$  рассчитываются верхняя  $\hat{y}_{\max}(t_p)$  и нижняя  $\hat{y}_{\min}(t_p)$  границы прогнозных значений в моменты времени  $t_p$ ,  $p = \overline{n+1, N}$ , причем  $\hat{y}_{\min}(t_p) \leq y(t_p) \leq \hat{y}_{\max}(t_p)$ . В случае использования одной модели тренда берутся границы доверительных интервалов  $\hat{y}_{\max, \min}(t_p)$ , рассчитанные по формуле (5).

5. Вычисляется комбинированный прогноз процесса в виде суммы взвешенных границ с весовыми коэффициентами  $\alpha_p$  и  $1 - \alpha_p$ :

$$\hat{y}(t_p) = \alpha_p \hat{y}_{\max}(t_p) + (1 - \alpha_p) \hat{y}_{\min}(t_p), \quad 0 \leq \alpha_p \leq 1, \quad p = \overline{n+1, N}, \quad (6)$$

где  $\alpha_p$  рассчитывается в каждый текущий момент  $t_p$ ,  $p = \overline{n+1, N}$ , с учетом поступающих данных  $y(t_i)$ ,  $i = \overline{n+1, p}$  по формуле:

$$\alpha_p = \frac{\sum_{i=n+1}^p w_{ip} (\hat{y}_{\max}(t_i) - y(t_i)) (\hat{y}_{\max}(t_i) - \hat{y}_{\min}(t_i))}{\sum_{i=n+1}^p w_{ip} (\hat{y}_{\max}(t_i) - \hat{y}_{\min}(t_i))^2}, \quad (7)$$

где  $w_{ip} = \exp(-\beta(t_p - t_i))$ ,  $\beta$  – коэффициент забывания старых данных,  $\beta \geq 0$ , причем, если  $\alpha_p > 1$ , то принимается  $\alpha_p = 1$ , и, если  $\alpha_p < 0$ , то  $\alpha_p = 0$ ,

6. Дополнительно в текущий момент времени  $t_n$  вычисляются прогнозные значения  $\hat{y}(t_p, \alpha_p)$  на весь период прогноза ( $p = \overline{n+1, N}$ ) для разных значений коэффициента  $\alpha_p \in [0, 1]$ , взятых с малым шагом  $\Delta\alpha_p$ , и составляется таблица прогнозных значений  $\hat{y}(t_p, \alpha_p)$  в зависимости от  $\alpha_p$ .

7. В каждый момент  $t_p$  периода прогноза ( $p = \overline{n+1, N}$ ) отмечаются те табличные значения  $\hat{y}(t_p, \alpha_p)$ , которые наиболее близки к поступающим данным  $y(t_p)$ , и по последовательности отмеченных значений  $\hat{y}(t_p, \alpha_p)$ ,  $p = n+1, n+2, \dots, N$ , строится траектория изменения процесса во времени между верхней и нижней границами прогноза.

### Расчет весового коэффициента

Расчет весового коэффициента  $\alpha_p$  отвечает критерию минимума квадратичного взвешенного показателя  $J(\alpha)$  близости прогнозных значений реальным данным на промежутке времени прогнозирования (для удобства заменяем:  $\alpha_p$  на  $\alpha$ ;  $\hat{y}_{\max}(t_i)$ ,  $\hat{y}_{\min}(t_i)$ ,  $y(t_i)$  на  $y_1(i)$ ,  $y_2(i)$ ,  $y(i)$  соответственно):

$$J(\alpha) = \sum_{i=n+1}^p w_i (\alpha y_1(i) + (1-\alpha)y_2(i) - y(i))^2 \rightarrow \min_{\alpha}. \quad (8)$$

Минимизация сводится к следующей процедуре:

$$dJ/d\alpha = 2 \sum_i w_i (\alpha y_1(i) + y_2(i) - \alpha y_2(i) - y(i))(y_1(i) - y_2(i)) = 0,$$

$$\alpha \sum_i w_i (y_1(i) - y_2(i))^2 - \sum_i w_i (y(i) - y_2(i))(y_1(i) - y_2(i)) = 0,$$

которая приводит к формуле (7) с ограничением  $0 \leq \alpha \leq 1$ .

Достаточное условие существования минимума функции (8) подтверждается положительным знаком второй производной:

$$d^2 J/d\alpha^2 = 2 \sum_i w_i (y_1(i) - y_2(i))^2 > 0.$$

Данный алгоритм отличается от классического алгоритма следующим.

1. Алгоритм носит адаптивный характер: уточнение весового коэффициента  $\alpha_p$  и соответственно комбинированного прогноза осуществляется по мере поступления новых данных. Дополнительная информация о процессе приводит к уменьшению ошибки прогнозирования. При этом суммарный характер критерия для выбора весового коэффициента позволяет сглаживать возможные выбросы поступающих данных.

2. Корректировка весового коэффициента позволяет избежать трудоемких операций изменения моделей тренда или их параметров на протяжении периода прогнозирования.

3. Наличие таблицы прогнозных значений, рассчитанной на период прогнозирования, позволяет вручную (без расчета весовых коэффициентов) делать прогноз на основе зафиксированных табличных значений процесса, совпавших с реальными данными, и строить траекторию изменения процесса с ее продолжением на будущее.

### Обобщение на случай трех альтернативных моделей

Обозначим  $x_i, y_i, z_i$  – три альтернативные зависимости, рассчитанные на текущий момент времени  $t_n$  для моментов времени  $t_i, i = \overline{n+1, N}$ , и не меняющиеся в течение периода прогнозирования, причем  $x_i > y_i > z_i, \forall i$ , а  $u_i$  – измеренные значения процесса:  $x_i \geq u_i \geq y_i$  или  $y_i \geq u_i \geq z_i$ .

Прогнозные значения  $\hat{u}(t_i) = \hat{u}_i$  установим подобно (6) как линейную комбинацию:

$$\hat{u}(t_i) = \alpha x_i + \beta y_i + (1 - \alpha - \beta)z_i, \quad \alpha + \beta \leq 1, \quad \alpha \geq 0, \beta \geq 0, \\ i = \overline{n+1, p}, \quad p = \overline{n+1, N}.$$

Расчет  $\alpha$  и  $\beta$  сводится к следующей процедуре минимизации:

$$J(\alpha, \beta) = \sum_{i=n+1}^p w_i (\alpha x_i + \beta y_i + (1 - \alpha - \beta)z_i - u_i)^2 \rightarrow \min_{\alpha, \beta}, \quad (9)$$

$$dJ/d\alpha = 2 \sum_i w_i (\alpha x_i + \beta y_i + z_i - \alpha z_i - \beta z_i - u_i)(x_i - z_i) = 0, \quad (10)$$

$$dJ/d\beta = 2 \sum_i w_i (\alpha x_i + \beta y_i + z_i - \alpha z_i - \beta z_i - u_i)(y_i - z_i) = 0,$$

что приводит к системе линейных уравнений в матричной форме:

$$\begin{bmatrix} \sum_i w_i (x_i - z_i)^2 & \sum_i w_i (x_i - z_i)(y_i - z_i) \\ \sum_i w_i (x_i - z_i)(y_i - z_i) & \sum_i w_i (y_i - z_i)^2 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i w_i (u_i - z_i)(x_i - z_i) \\ \sum_i w_i (u_i - z_i)(y_i - z_i) \end{bmatrix},$$

которая решается относительно  $\alpha$  и  $\beta$  методом обратной матрицы:

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_i w_i (x_i - z_i)^2 & \sum_i w_i (x_i - z_i)(y_i - z_i) \\ \sum_i w_i (x_i - z_i)(y_i - z_i) & \sum_i w_i (y_i - z_i)^2 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \sum_i w_i (u_i - z_i)(x_i - z_i) \\ \sum_i w_i (u_i - z_i)(y_i - z_i) \end{bmatrix}.$$

Если решение  $(\alpha, \beta)$  выходит из области ограничений, то есть нарушается условие  $\alpha + \beta \leq 1, \alpha \geq 0, \beta \geq 0$ , то ближайший минимум функции (9) лежит на границе области ограничений и его точка  $(\alpha_0, \beta_0)$  находится вдоль линии антиградиента « $-(dJ/d\alpha, dJ/d\beta)$ », вычисленного в соответствии с (10).

Следует заметить, что достаточное условие минимума функции (9) аналитически (с помощью матрицы вторых производных) не является очевидным и проверяется из геометрических соображений.

### Пример расчета прогнозных значений

На рисунке 1 представлены (звездочками) графики зависимости общего числа зарегистрированных официальной статистикой заболеваний вирусом COVID-19 в Рязанской области (по оси ординат) от номера дня (по оси абсцисс) с начала регистрации эпидемии 18 марта 2020 года (№ 1). Для прогноза общего числа заболеваний использовались две параметрические модели. Первая – эпидемическая модель (нижний прогноз), заданная логистической функцией вида:

$$x(t_i, a, b, c) = \frac{a}{1 + \exp(b - ct_i)}, \quad i = \overline{1, n}, \quad (11)$$

где  $i$  – номер дня с начала эпидемического процесса;  $t_i = i$ ;  $a, b, c$  – положительные параметры модели, которые находились численно методом МНК:

$$J(a, b, c) = \sum_{i=1}^n (y(t_i) - x(t_i, a, b, c))^2 \rightarrow \min_{a, b, c}.$$

Вторая – степенная модель 1-го порядка с коэффициентом забывания  $\lambda = 0,5$  (верхний прогноз). Параметры моделей корректировались еженедельно на основе поступивших данных. Показан фрагмент, когда по результатам коррекции моделей на 23 июня (№ 96) получены верхняя и нижняя границы модельных прогнозов на период с 24 июня (№ 97) по 27 июля (№ 120). Комбинированный прогноз общего числа больных на каждый день прогноза получался усреднением границ с весами, рассчитанными в соответствии с формулой (7) при коэффициенте забывания  $\beta = 0$ .

В таблице 1 даны: официальная статистика общего числа заболеваний, рассчитанные верхняя и нижняя границы прогноза и результаты расчета весовых коэффициентов по мере поступления данных. В ячейках таблицы 2 находятся прогнозные значения в зависимости от дня и весового коэффициента  $\alpha_p$  с отмеченной траекторией изменения процесса.

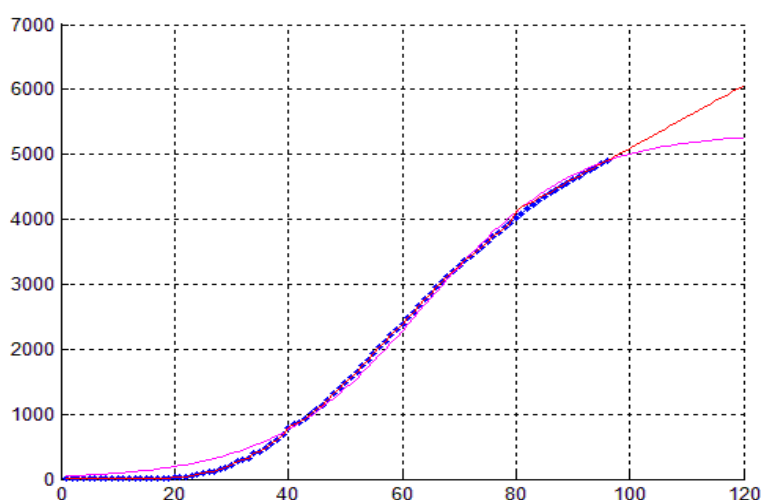


Рисунок 1 – Зависимости официальных данных и модельных значений на 23 июня (№ 96)

Figure 1 – Dependencies of official data and model values as of June 23 (No. 96)

Таблица 1 – Расчет комбинированного прогноза

Table 1 – Combined Forecast Calculation

| Дни с 23 по 30 июня                                                                    |      |      |      |      |      |      |      |
|----------------------------------------------------------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| 23                                                                                     | 24   | 25   | 26   | 27   | 28   | 29   | 30   |
| Официальная статистика:                                                                |      |      |      |      |      |      |      |
| 4900                                                                                   | 4943 | 4984 | 5027 | 5069 | 5113 | 5154 | 5197 |
| Верхняя граница прогноза:                                                              |      |      |      |      |      |      |      |
| 4901                                                                                   | 4950 | 4998 | 5046 | 5094 | 5142 | 5190 | 5238 |
| Нижняя граница прогноза:                                                               |      |      |      |      |      |      |      |
| 4900                                                                                   | 4928 | 4955 | 4981 | 5005 | 5028 | 5049 | 5069 |
| Комбинированный прогноз, рассчитанный по данным 23, 24 июня с весом $\alpha_p = 0,7$ : |      |      |      |      |      |      |      |
| 4901                                                                                   | 4943 | 4985 | 5027 | 5067 | 5108 | 5148 | 5188 |
| Комбинированный прогноз, уточненный по данным 23 – 27 июня с весом $\alpha_p = 0,75$ : |      |      |      |      |      |      |      |
| 4901                                                                                   | 4945 | 4987 | 5030 | 5072 | 5114 | 5155 | 5196 |

**Таблица 2 – Прогнозные значения для разных весов**  
**Table 2 – Forecast values for different weights**

| $\alpha_p$  | 24   | 25          | 26          | 27          | 28          | 29          | 30          |
|-------------|------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 0,85        | 4947 | 4992        | 5036        | 5081        | 5125        | 5169        | 5213        |
| 0,80        | 4946 | 4990        | 5033        | 5076        | 5119        | 5162        | 5204        |
| <b>0,75</b> | 4945 | 4987        | 5030        | 5072        | <b>5114</b> | <b>5155</b> | <b>5196</b> |
| <b>0,70</b> | 4943 | <b>4985</b> | <b>5027</b> | <b>5067</b> | 5108        | 5148        | 5188        |
| 0,65        | 4942 | 4983        | 5023        | 5063        | 5102        | 5141        | 5179        |
| 0,60        | 4941 | 4981        | 5020        | 5058        | 5096        | 5134        | 5170        |

На рисунке 2 показаны зависимости официальных данных и модельных значений для двух моделей: эпидемической и степенной с  $\lambda = 0,5$ , построенных на момент времени 6 августа (№ 140) с прогнозом на период с 7 августа (№ 141) до 26 августа (№ 160) с доверительными интервалами. В качестве эпидемической модели использовалась более общая в сравнении с (11) модель вида

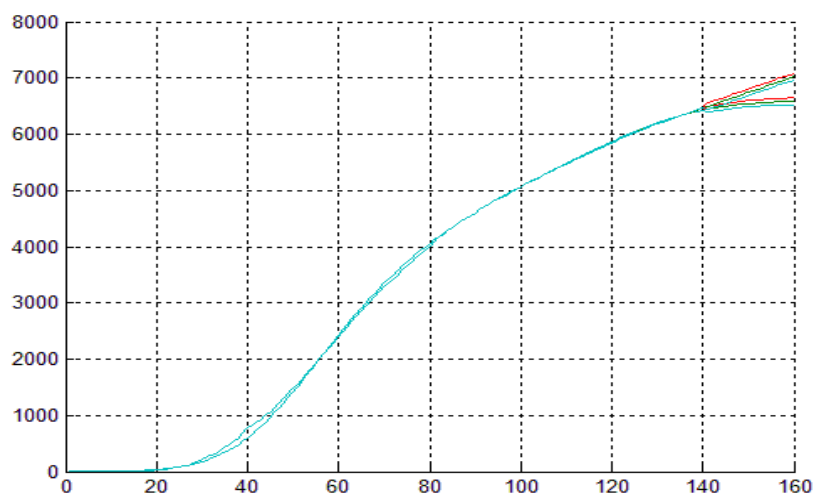
$$x(t_i) = \frac{b}{1 + \exp(Q_m(t_i))} \Leftrightarrow Q_m(t_i) = y(t_i), \quad y(t_i) = \ln(b/x(t_i) - 1), \quad (12)$$

$$Q_m(t_i) = \sum_{k=0}^m a_k t_i^k, \quad t_i = i, \quad i = \overline{1, n}.$$

Для фиксированного значения параметра  $b$  в (12) параметры  $a_k$  полинома  $Q_m(t_i)$  степени  $m = 3$  находились аналитически алгоритмом (2) при  $\lambda = 0$ . Параметр  $b$  выбирался из соображений близости зависимостей модельных и реальных данных, при этом получалось:

$$b = 6600 \Rightarrow a_0 = 9,8389; \quad a_1 = -0,2728; \quad a_2 = 0,0026; \quad a_3 = -9,48 \cdot 10^{-6}.$$

В качестве альтернативных моделей выбирались верхняя граница доверительного интервала степенной модели и нижняя граница доверительного интервала эпидемической модели. По данным 5 дней (с 6 по 10 августа) рассчитывался коэффициент  $\alpha_p = 0,66$  по формуле (7) для  $\beta = 0,5$ . Далее находились прогнозные значения по формуле (6).



**Рисунок 2 – Зависимости официальных данных и модельных значений на 6 августа (№ 140)**  
**Figure 2 – Dependencies of official data and model values as of August 6 (No. 140)**

### Заключение

Предложен алгоритм прогнозирования, отличающийся от классического алгоритма наличием двух или трех альтернативных моделей прогнозирования. Комбинированный прогноз берется как линейная комбинация с весами альтернативных прогнозных значений. Веса

выбираются автоматически в процессе поступления новых данных о процессе, что определяет адаптивный характер алгоритма. Увеличение информации о процессе позволяет уменьшить ошибку прогнозирования, а корректировка весовых коэффициентов – избежать трудоемких операций изменения самих моделей прогнозирования в течение периода прогноза. Дополнительно наличие таблицы прогнозных значений позволяет вручную (без расчета весового коэффициента) осуществлять прогноз на указанном периоде. Алгоритм может найти применение в системах обработки данных при прогнозировании различных процессов.

#### Библиографический список

1. **Чураков Е. П.** Математические методы обработки экспериментальных данных в экономике: учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2004. 240 с.
2. **Чураков Е. П.** Прогнозирование эконометрических временных рядов: учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 2008. 208 с.
3. Математические методы прогнозирования: учеб. пособие / **В. К. Ключко**; Рязан. гос. радиотехн. ун-т. Рязань, 2019. 68 с.
4. **Кузнецов В. П.** Нейронные сети: практический курс: учеб. пособие. Рязань: РГРТУ, 2014. 72 с.

UDC 519.2

#### PROCESS PREDICTION ALGORITHM BASED ON ALTERNATIVE MODELS

**V. K. Klochko**, Dr. Sc. (Tech.), Professor, Department of Automation and Information Technologies in Control RSREU, Ryazan, Russia;  
orcid.org/0000-0000-0000-000X, e-mail: klochkovk@mail.ru

*Process prediction algorithm based on consideration of two and three alternative models differing in degree of increase or decrease of process model values is proposed. **The aim of the work** is to improve the accuracy of process prediction by developing an appropriate prediction algorithm. In accordance with the proposed algorithm, a combined forecast is set in the form of a linear combination with the weights of forecast values of alternative models. Weights are calculated automatically by a proximity criterion of combined prediction due to new incoming process data. Additionally, a table of forecast values depending on weights is constructed allowing to make a forecast manually. An example of predicting an epidemic process is given. The algorithm can be used in processing data systems in predicting processes of various physical natures.*

**Key words:** Algorithms, prediction, processes, mathematical models.

**DOI:** 10.21667/1995-4565-2020-73-97-104

#### References

1. **Churakov E. P.** *Matematicheskie metody obrabotki eksperimental'nyh dannyh v ekonomike: ucheb. posobie* (Mathematical methods of processing experimental data in economics: manual). Moscow: Finansy i statistika, 2004, 240 p. (in Russian).
2. **Churakov E. P.** *Prognozirovanie ekonometricheskikh vremennyh ryadov: ucheb. posobie* (Forecasting econometric time series: manual). Moscow: Finansy i statistika, 2008. 208 p. (in Russian).
3. *Matematicheskie metody prognozirovaniya: ucheb. Posobie* (Mathematical methods of forecasting: manual) / **V. K. Klochko**. Ryazan. gos. radiotekhn. un-t. Ryazan', 2019. 68 p. (in Russian).
4. **Kuznecov V. P.** *Nejronnye seti: prakticheskij kurs: ucheb. posobie* (Neural networks: a practical course: manual). Ryazan': RGRU, 2014. 72 p. (in Russian).