

# Метод оптимизации «Дельта» для нахождения оптимального управления технической системой или процессом с использованием нейросетевого двойника и его апробация на синтетическом массиве данных

Л. С. Чернышев, И. М. Антонов

ООО «Матсофт», Москва

math4soft@yandex.ru

**Аннотация.** В работе предложен подход к решению задачи определения набора значений управляющих параметров технической системы или процесса (объекта управления), оптимизирующих целевую функцию объекта управления на установленном временном или пространственном горизонте (горизонт управления). Решение задачи проводится в 2 этапа – на первом производится синтез цифрового двойника объекта управления с помощью нейросетевой модели. На втором этапе для синтеза оптимального управления объектом управления на установленном горизонте управления используется предложенный метод оптимизации «дельта», позволяющий определить набор значений управляющих параметров объекта управления, оптимизирующих его целевую функцию на заданном горизонте управления по прогнозным значениям, выданным цифровым двойником объекта управления – нейросетевой моделью. Данный способ тестируется на синтетическом (смоделированном) массиве данных.

**Ключевые слова:** оптимальное управление; цифровой двойник; нейросетевая модель; целевая функция; параметры управления; техническая система; процесс; оптимизация

## I. ВВЕДЕНИЕ

В работе рассматривается подход к решению задачи оптимального управления технической системой или процессом (далее Объект управления) на дискретных временных ( или пространственных ) срезах  $t \in \{1..T\}$  горизонта управления  $T$ , заключающегося в достижении оптимизации целевой функции  $P$  Объекта управления (максимизации или минимизации), определяющей как  $P_t = F(t, Y_t, U_t)$ , где  $Y_t$  и  $U_t$  – выборочные множества значений из областей допустимых значений для каждого среза  $t \in \{1..T\}$  горизонта управления  $T$  соответственно параметра состояния  $y(t)$  и параметра управления  $U(t)$  Объекта управления.

$$\langle U_t \rangle_{opt} = \underset{U_t}{\operatorname{Argmax}} \left( \sum_{t=0}^T P(t, U_t, Y_t) \right). \quad (1)$$

Оптимальное управление при максимизации целевой функции(1) заключается в нахождении набора управляющих параметров  $\langle U_t \rangle_{opt}$  состоящего из определенных значений  $U_t$ , выбранных из области

допустимых значений параметра управления  $U(t)$  для каждого среза  $t \in \{1..T\}$  горизонта управления  $T$ .

Для решения указанной задачи необходимо [5] на первом этапе произвести синтез цифрового двойника – адекватной модели объекта; на втором этапе – синтез управления на основе этой модели. Использование многослойных нейронных сетей в качестве прогнозирующих моделей динамических систем обусловлено способностью ИНС моделировать произвольные нелинейные функции в результате обучения на множестве примеров (экспериментальных данных). Дополнительные преимущества нейронных сетей состоят в способности выделять общие принципы при предъявлении некоторого набора обучающих векторов и возможности работы с неполным набором данных [2, 4].

## II. СИНТЕЗ ИНС МОДЕЛИ ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ

В работах [1, 3] для синтеза модели Объекта управления используется конструкция полносвязной нейронной сети прямого распространения с одним входным слоем с числом нейронов  $K_y + K_u$ , причем на его первые  $K_y$  нейронов подаются на шаг более ранние  $K_y$  прогнозов параметров состояния объекта  $[\hat{y}_{t-1} \dots \hat{y}_{t-K_y}]$ , а на последующие  $K_u$  нейронов подаются  $K_u$  значений управляющего параметра в предыдущие моменты времени, начиная с текущего:  $[U_t, \dots, U_{t-K_u+1}]$ , при этом функция активации входного слоя равна единице, при этом один скрытый слой, имеет  $G$  нейронов и выходной слой – имеет всего один нейрон, с функциями активации вида гиперболический тангенс, для скрытого и выходного слоев. Методом прямого распространения ИНС производится расчет прогнозного значения  $\hat{y}(t)$ , затем методом обратного распространения ошибки с использованием градиентного метода наискорейшего спуска [2, 4] корректируются весовые коэффициенты и смещения нейронов ИНС. Синтез модели считается успешным после успешного прохождения идентификации и валидации модели [1, 2].

Полученная в результате синтеза модели объекта управления прогнозирующая модель [3] (ПМ) имеет развернутый вид (2):

Данная работа выполнена в рамках договора гранта от Фонда содействия инновациям 122ГС1ИИС12-D7/76682 от 09.06.20229

$$\begin{aligned}
Y_t(t, U_t, U_{t-1}, \dots, U_1, Y_{t-1}, \dots, Y_1) = & \\
= f \left[ \sum_{j=0}^G \left[ f \left[ \sum_{i=0}^{Kx-t} (bx_{i,j} \cdot dy(L - K \right. \right. \right. & \\
+ t + i)) + \sum_{i=0}^{Ku-t-1} (bu_{i,j} \cdot dp(L & \\
- K + t + i + 1)) + bb_j & \\
+ \sum_{i=1}^{t-1} (bx_{Kx-t+i+1,j} \cdot Y_i) & \quad (2) \\
+ \sum_{i=1}^{t-1} (bu_{Ku-t+i,j} \cdot U_i) + bu_{Ku,j} & \\
\cdot U_t \left. \right] \cdot b2_j \left. \right] + bb2_j &
\end{aligned}$$

где  $f$  – функция активации – гиперболический тангенс;  $b_x$ ,  $b_u$  – матрицы синаптических коэффициентов перехода на  $j$ -й нейрон скрытого слоя с нейронов входного слоя,  $bb$  – вектор их смещений,  $b2$  – вектор коэффициентов перехода со скрытого на выходной,  $bb2$  – его смещение,  $dy(t)$  – значения обучающего временного ряда параметров состояния Объекта,  $dp(t)$  – значения обучающего временного ряда управляющих параметров Объекта;  $U_t$  – наборы варьируемых (моделируемых) на этапе синтеза управления значений управляющих параметров, соответствующих  $t \in \{1..T\}$ , имеющих заданную дискретность и ограничение на значения  $U_{min_t} \leq U_t \leq U_{max_t}$ ;  $Y_i$  значения параметров состояния, рассчитанных по ПМ (2) для предыдущих текущему временных срезов:  $i \in \{0..t-1\}$ .

Полученная в результате синтеза ИНС прогнозирующая модель объекта управления имеет вид формул (2). Значения данных параметров синтеза ИНС модели установлены экспериментальным путем в соотношении к длине и обеспеченности данными ретроспективных временных рядов параметров состояния и параметров управления объекта управления, используемых для синтеза ИНС модели, в результате многочисленных тестов на предыдущем этапе работ по проекту. К процедуре идентификации можно отнести корректировку матриц весовых синаптических коэффициентов нейронов ИНС и их смещений. Идентификация модели считается успешной в случае успешного ее обучения и валидации [1–3]. Валидация проводится согласно [1] на отрезке ретроспективных рядов длиной  $F$  параметров состояния и параметров управления Объекта, которые не участвовали в процедуре обучения. Критерии успешности идентификации строятся на базе значений MSE- средней суммы квадрата разности значений нейросетевой аппроксимации на участке обучения:  $t \in \{K..L\}$  и значений исходного обучающего ряда параметров состояния Объекта для всей длины отрезка обучения, и аналогичной ошибки рассчитанной по значениям прогноза ИНС и исходных валидационных рядов для  $t \in \{L..L + F\}$ :

$$MSE_{Educ} = \frac{\sum_k^L (\hat{y}_t - y_t)^2}{(L - K)} \quad (3.1)$$

$$MSE_{Valid} = \frac{\sum_L^{L+F} (\hat{y}_t - y_t)^2}{(F)} \quad (3.2)$$

Модель считается идентифицированной, если ошибка валидации и ошибки обучения, рассчитанные согласно (3.1) и (3.2) оказываются меньше установленных порогов.

Выбор объективного критерия успешного прохождения идентификации ИНС модели объекта управления является важнейшим моментом работы обеих подсистем, т.к. результат оптимального управления весьма значительно может отличаться от истинного результата в случае недостаточно эффективно построенного критерия определения успешности идентификации. В связи с этим крайне важную роль играют тестовые идентификации на модельном массиве, где можно оценить достоверность полученных в качестве оптимальных оценок параметров управления в зависимости от вариации параметров критерия успешности идентификации.

### III. СИНТЕЗ УПРАВЛЕНИЯ

Решение задачи оптимального управления (1) с помощью модифицированного алгоритма Томпсоновского сэмпирования предложено в [3]. Альтернативный метод оптимизации – метод Дельта – изложен в [9–11], основан на делении диапазона допустимых значений управляющего параметра для всех  $t \in \{1..T\}$  на одинаковое число отрезков  $N_u$ . Пусть  $U_{min_t} = U_{min} = E(U(t)) - 3*\sigma$ ,  $U_{max_t} = U_{max} = E(U(t)) + 3*\sigma$ , где  $E(U(t))$  – выборочное среднее и  $\sigma$  – стандартное среднеквадратическое отклонение для значений имеющегося временного ряда модельных или фактических, измеренных ранее значений управляющего параметра  $U(t)$ . Тогда для каждого  $t \in \{1..T\}$  строят выборочное множество  $U_t$  размером  $N_u$ :  $U_t = \{U_{i,t}\}$ ,  $i \in \{0..N_u-1\}$ ,  $U_{i,t} = U_{min_t} + i * \frac{U_{max_t} - U_{min_t}}{N_u}$ . Затем для каждого  $t$  по (2) рассчитывают  $Y_{i,t}$ , формирующее множество  $Y_t$ , размерность которого  $Z_t$  растет с ростом  $t$  как  $N_u^t$  (рис. 1).

В данной работе синтез управления строился применительно к торговому процессу, описывающему реализацию товара на свободном рынке при помощи маркетплейса. При этом динамика параметра состояния  $Y(t)$  торгового процесса соответствует динамике числу продаж, динамика параметра управления  $U(t)$  соответствует динамике цены на товар в один и тот же интервал временной дискретности.

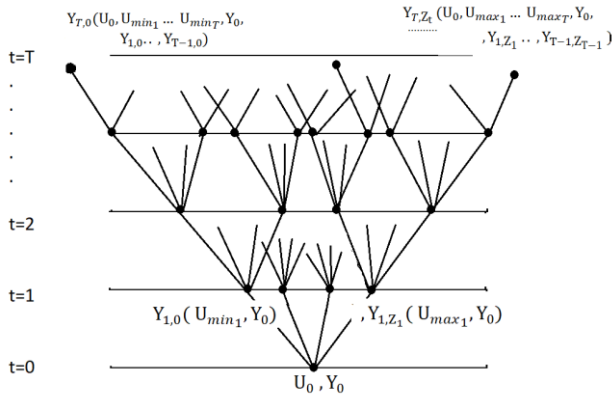


Рис. 1. Схема иерархии выборочных множеств параметра состояния процесса  $Y_{i,t}$  с ростом индекса временного среза горизонта управления  $t \in \{1..T\}$

Целевая функция – функция прибыли определяется как (4):

$$P_{k,t} = Y_{i,t} * (U_{j,t} - \text{NetCost}), \quad (4)$$

где  $\text{NetCost}$  – себестоимость товара.

При этом из (3) следует, что  $\text{Dim}(\mathbf{P}_t)$  (размерность вектора  $(\mathbf{P}_t)$ ) =  $\text{Dim}(\mathbf{Y}_t) * \text{Dim}(\mathbf{U}_t)$ , однако т.к. согласно (3) в расчет  $P_{k,t}$ , как и в  $Y_{i,t}$ , согласно (2) входит один и тот же параметр  $U_{j,t}$ , то  $k=i$ , соответственно  $\text{Dim}(\mathbf{P}_t) = \text{Dim}(\mathbf{Y}_t) = \text{Nu}^t$ . Тогда если рассматривать уникальные траектории  $\langle P_{i,t} \rangle$ , проходящие, как показано на рис. 1, через одно выборочное значение для каждого временного среза  $t \in \{1..T\}$ , в которых хотя бы одно значение не встречается в других построенных траекториях, то таких траекторий можно построить максимально  $\text{Nu}^T$  штук (по числу выборочных элементов последнего временного среза  $t=T$ ). Для решения задачи оптимального управления (1) в первом приближении необходимо сравнить суммы всех элементов (узловых точек) уникальных траекторий  $\langle P_{i,t} \rangle$ , где  $i \in \{0.. \text{Nu}^T\}$ . Т.е. определить  $S_i = \sum_{t=0}^T P_{i,t}$ ,  $i \in \{0.. \text{Nu}^T\}$ . Пусть траектория с индексом  $z1$ :  $S_{z1} = \max(S)$ , тогда набор  $\langle U_{z1,t} \rangle$  локально оптимизирует целевую функцию и является решением задачи оптимального управления в первом приближении. Вторая итерация проводится так: находится индекс  $z2$  второго максимума:  $S_{z2} = \max(S \cap S_{z1})$ ; для всех  $t$  вычисляются  $U_{c,t} = \frac{U_{z1,t} + U_{z2,t}}{2}$ ; далее если  $|U_{c,t} - U_{max_t}| > |U_{c,t} - U_{min_t}|$ , то новое значение  $U_{max_t}^1 = U_{max_t}^0 - \frac{(U_{max_t}^0 - U_{min_t}^0)}{10}$ , иначе  $U_{min_t}^1 = U_{min_t}^0 + \frac{(U_{max_t}^0 - U_{min_t}^0)}{10}$ , где верхние индексы означают номер итерации оптимизации;  $U_{max_t}^0, U_{min_t}^0$ . После сдвига границ новая дискретность  $\Delta_t^1 = (U_{max_t}^1 - U_{min_t}^1) / \text{Nu}$  т.к.  $\Delta_t^1 < \Delta_t^0$ , то можно добиться более точного определения локально-оптимального набора  $\langle U_t \rangle_{\text{опт}}$ . Итерации могут быть остановлены, например, если итерация не привела к росту суммы целевой функции.

#### IV. МОДЕЛЬ СИНТЕТИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Для тестирования метода оптимального управления на модельных данных использовались зависимости параметра состояния от значений параметра управления

вида (4) при  $i < (L - W * \text{UUU})$ , (5) при  $L - W * \text{UUU} < i < L + \left(\frac{F}{2}\right) + \left(W * \frac{\text{UUU}}{2}\right)$ , (6) при  $L + \text{int}\left(\frac{F}{2}\right) - \text{int}\left(W * \frac{\text{UUU}}{2}\right) < i < L + F$ , где  $i \in \mathbb{N}$ .

$$x2_i = \left(\frac{i}{L - W * \text{UUU}}\right) * \frac{32}{2} + \frac{\text{rand}(-99,99)}{250}, \quad (5)$$

$$x2_i = \frac{32}{2} - \frac{\left(\frac{F}{2}\right) + 0.5 * W * \text{UUU}}{\text{rand}(-99,99)} * 4, \quad (6)$$

$$x2_i = -4 \left( \frac{i - L - \left(\frac{F}{2}\right) + \left(W * \frac{\text{UUU}}{2}\right)}{\frac{F}{2} + \frac{1}{2} * W * \text{UUU}} \right) + \frac{\text{rand}(-99,99)}{250} + \frac{32}{2} - \frac{32}{8}, \quad (7)$$

где ( $i$  – индекс времени),  $L$  – параметр длины ряда обучения,  $F$  – параметр длины ряда валидации,  $\text{UUU}$  – параметр сжатия ряда,  $W$  – параметр регулировки сдвига изменения знака управления относительно  $L$ . Параметр состояния объекта (торгового процесса)  $x1$  задавался как (8):

$$x1_i = Mx1 * 1.2 + \frac{\sin\left(\frac{i+1}{3}\right)}{2} + \sin\left(\frac{i+1}{15}\right) * 5 + \left(\frac{i}{L}\right) * (i - L) + 0.5 + \left(\frac{3}{10}\right) * x2_i - \left(\frac{2}{5}\right) * (x2_i)^{\frac{3}{|x2_i|}} + \frac{\text{rand}(1,99)}{50} + 5, \quad (8)$$

Целевая функция (функция прибыли) рассчитывалась согласно (9):

$$\text{Profit}_i = x1_i * (x2_i - \text{Seb}), \quad (9)$$

где  $\text{Seb}$  = Стандартное отклонение  $x2$ .

#### V. КОНСТРУИРОВАНИЕ ЭТАЛОНА ДЛЯ ВЕРИФИКАЦИИ

Для верификации синтеза нейросетевой модели объекта управления – технической системы или процесса разработан программный модуль на базе встроенного в Python3 метода `scipy.optimize.minimize`. Данный модуль позволяет произвести сравнение точности работы подсистемы оптимизации на модельных синтетических данных. Метод по умолчанию использует алгоритм численной оптимизации BFGS (Бройдена–Флетчера–Гольдфарба–Шанно [6–8]. Алгоритм относится к квази-Ньютоновским, безусловным методам, позволяет эффективно оптимизировать сложные, не обязательно выпуклые функции, однако векторную оптимизацию он проводит без учета взаимной зависимости координат вектора параметра состояния объекта управления, что делает его непригодным для оптимизации результатов нейросетевого прогноза, в том случае, если процесс невозможно описать гладкой непрерывной функцией. Остальные алгоритмы которые могут применяться в методе `scipy.optimize.minimize` обладают теми же недостатками.

## VI. РАСШИРЕННЫЕ КРИТЕРИИ ИДЕНТИФИКАЦИИ

В процессе многочисленных тестов идентификации ИНС моделью синтетического процесса, построенного согласно (4)-(6), имитирующего поведение торгового процесса реализации товара на маркетплейсе, определено, что для сокращения времени обучения необходимо применение сразу нескольких критериев, таких, чтобы срабатывание хотя бы одного из них давало бы приемлемый результат по выстраиваемому оптимальному управлению по сравнению с эталоном. Критерии строились на среднеквадратичных ошибках ИНС прогноза типа (3)  $MSE\_Educ = \frac{\sum_k (\hat{y}_t - y_t)^2}{(L-K)}$ ,

$MSE\_Valid = \frac{\sum_{L+1}^F (\hat{y}_t - y_t)^2}{(F)}$  Так же был введен еще один тип ошибки – среднеквадратичной ошибки прогноза для последнего отрезка обучающего ряда длиной K – для акцентирования на точности именно в наиболее современные моменты времени ряда обучения.

$MSE\_Educ2 = \frac{\sum_{L-K}^L (\hat{y}_t - y_t)^2}{K}$ . Наиболее информативным является использование относительной ошибки  $RMSE(C)$ , а именно – отношения MSE на фиксированном шаге итерации обучения к MSE на текущем шаге обучения “C”, (большем фиксированного).

В качестве критериев были выбраны отношения  $MSE$  рассчитанных на сотой итерации обучения к таким же ошибкам, рассчитанным для текущей итерации (но большей чем с номером 100). Было выбрано 4 критерия (10)–(13) для срабатывания каждого из которых требовалось бы срабатывание двух или трех условий:

$$RMSE\_Educ2(C) < 0.25, RMSE\_Valid(C) < 0.5 \quad (10)$$

$$RMSE\_Educ2(C) < 0.5, RMSE\_Valid(C) < 0.25 \quad (11)$$

$$RMSE\_Educ(C) < 0.25, RMSE\_Valid(C) < 0.5 \quad (12)$$

$$RMSE\_Educ2(C) < 0.1, RMSE\_Educ(C) < 0.1, RMSE\_Valid(C) < 0.95 \quad (13)$$

## VII. РЕЗУЛЬТАТЫ СИНТЕЗА МОДЕЛИ И УПРАВЛЕНИЯ

На рис. 2 приведен пример рядов параметра состояния и параметра управления рассматриваемого процесса до начала синтеза цифрового двойника – идентификации ИНС модели. Прямой чертой справа обозначен участок валидации.

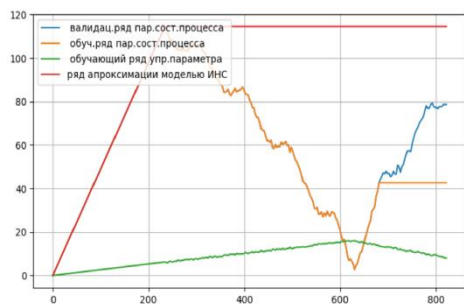
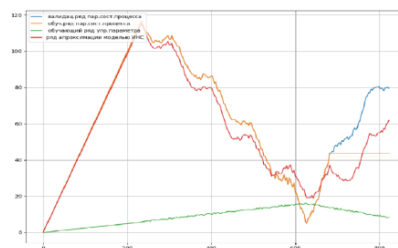


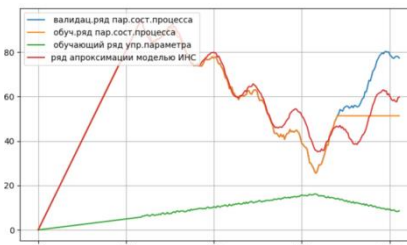
Рис. 2. Пример рядов параметра состояния и параметра управления рассматриваемого процесса до начала синтеза цифрового двойника – идентификации ИНС модели

В процессе синтеза цифрового двойника – обучения ИНС в модуле разработанной авторским коллективом подсистемы прогнозирования параметров состояния объекта управления с помощью ИНС на значения параметра скорости обучения  $SPEED [1,3]=0.0003-0.00015$  достаточно быстро (через 300–500 эпох обучения) происходит срабатывание одного из

критериев валидации (12) – (15). Например, рис 3.а) и рис. 3.б)



а



б

Рис. 3. На рис. а) выполнен критерий (10),  $speed = 0.00015$ , 493 эпох обучения; б) выполнен критерий (10),  $speed = 0.0003$ , 410 эпох обучения

После успешного окончания синтеза цифрового двойника – идентификации ИНС модели объекта управления производится оптимизация с использованием метода Дельта – результат оптимизации приведен на рис. 4.

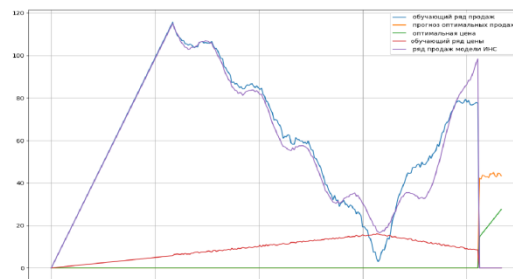


Рис. 4. Оптимизация управления по ИНС модели по методу Дельта с последовательным соединением трех горизонтов прогнозирования длиной 5 срезов с дискретностью 3 суток (формула  $5+5+5$ ) общей длиной 45 суток для идентификации на рис. 3б).

На заключительном этапе необходимо провести верификацию полученного оптимального управления.

## VIII. ВЕРИФИКАЦИЯ ОПТИМАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ

Для оценки качества созданного управления – верификации оптимального управления разработан тройной критерий. В первой части критерия производится сравнение корреляций рядов значений параметра состояния процесса, рассчитанных на основе одного и того же ряда управляющего параметра по модели (2) и по исходной модели генерации данных (5)–(8). Ряды управляющих параметров выбираются по граничным траекториям дерева решений оптимизационного метода Дельта – а именно – по траектории с максимально возможным уменьшением управляющего параметра (цены) и максимально возможным его увеличением на каждом временном срезе горизонта прогнозирования. Вторая часть критерия основана на использовании непараметрического

критерия Вилкоксона (Wilcoxon) проводится сравнение тестов с результатами тестовой оптимизации модельного массива (5)–(8), выполненной с использованием модуля оптимизации на основе BFGS алгоритма. Параметр управления (Цена) самой низкой ценовой траектории (с порядковым номером 0) – плавно опускаются до нулевого значения на последнем горизонте прогнозирования. Основной – третий элемент тройного критерия верификации – кривая, рассчитанная по исходной модели генерации данных (5)–(8) но для управления, приращение которого для каждого временного среза отличается от самого большого по модулю отрицательного приращения на величину равную 1 дельта. Т. е. если параметр управления (цена)  $U(t)$  на срезе  $t \in \{1..T\}$  горизонта управления  $T$  лежит в границах  $[U_{min_t}, U_{max_t}]$ , то  $\Delta_t^1 = \frac{(U_{max_t}^1 - U_{min_t}^1)}{Nu}$ , максимальное по модулю приращение для каждого  $t \in \{1..T\}$  составит  $dU_t \max = \Delta_t * int\left(\frac{Nu}{2}\right)$ , следующее после максимального по модулю приращение составит:  $dU_t \max \ 2 = dU_t \max - \Delta_t = \Delta_t * \left(int\left(\frac{Nu}{2}\right) - 1\right)$ . Тогда требование третьего (основного) условия критерия будет звучать так:

$$Y(dU_t \max, t) > Y(dU_t \max - \Delta_t) \text{ для } \forall t \in \{1..T\}, \quad (14)$$

где  $Y()$  находится из (2),  $Y()$  находится из (5)–(8).

Справочно приведены значения прибыли

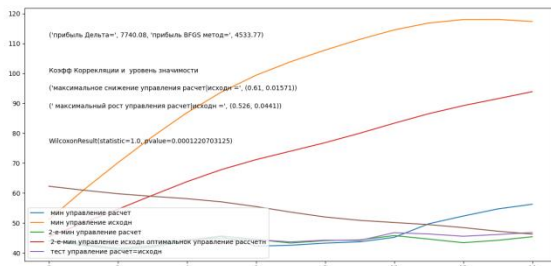


Рис. 5. Верификация управления по ИНС модели без шпилек по оптимальным, минимальным и максимальным ценам, тройной критерий для шивки 5+5+5 (45суток) для идентификации на рис 4.

В данном примере не выполнен ни один из критериев – корреляция для выборки параметра состояния по максимальному снижению управления – значимая, но ближе к 0.5, чем к 1 что означает отсутствие сильной взаимозависимости, выборки оптимальных траекторий по оптимальному управлению полученные по методу Дельта и методу BFGS значимо различны по критерию Вилкоксона. Основной критерий (14) не выполнен ни для одного  $t$ .

В данном случае можно констатировать провал процедуры верификации оптимального управления. Отсутствие чувствительности к управлению идентифицированной модели. Для повышения чувствительности цифрового двойника к управлению предложен специальный метод.

Решение данной проблемы лежит в модификации процедуры синтеза ИНС модели рассматриваемого процесса. Нейросети нужно сделать дополнительное «напоминание» о том, какие значения параметра состояния соответствуют максимальному и минимальному значениям параметра управления.

Данный подход авторы назвали «метод шпилек». На рис. 6 приведены модифицированные ряды параметров состояния процесса и управления, которые обеспечат большую чувствительность синтезируемой модели к управлению.

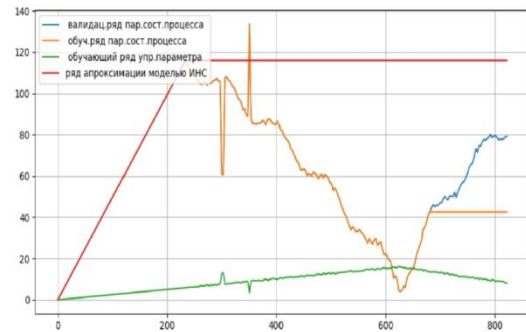


Рис. 6. Ряды, подготовленные по методу "шпилек"

Введение таких, казалось бы, незначительных изменений требует значительного повышения параметра скорости обучения speed (до 0.048-0.024). На рис. 7. Приведен пример успешного выполнения критерия (11).

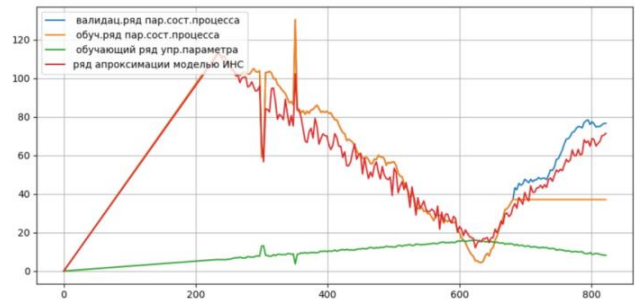


Рис. 7. Успешное выполнение критерия (11). Обучающие ряды модифицированы методом «шпилек»

Аналогично, после идентификации ИНС модели объекта управления по модифицированным методом «шпилек» исходным рядам производится оптимизация с использованием метода Дельта – результат оптимизации приведен на рис. 8.

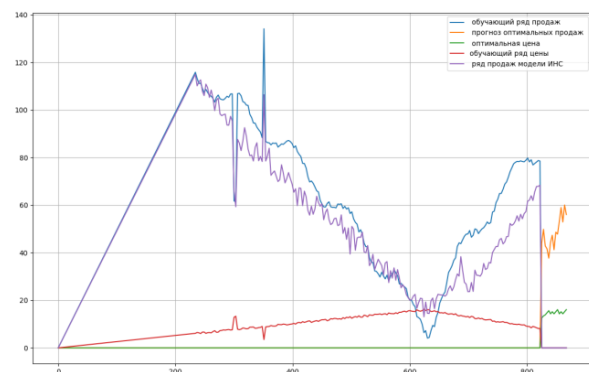


Рис. 8. Оптимизация дельта по рядам со «шпильками» с последовательным соединением трех горизонтов прогнозирования – 0-15 суток, 15-30 суток, 30-45 суток. Дискретность расчетов = 3 суток. Число временных срезов на каждом участке = 5.

На рис. 9 показан результат применения тройного критерия для оценки качества созданного управления – верификации оптимального управления.



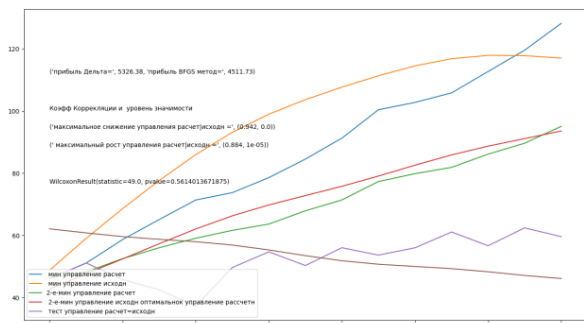


Рис. 9. Верификация управления по оптимальным, минимальным и максимальным ценам, тройной критерий

В примере на рис. 9 из трех перечисленных выше компонентов критерия выполнены все (обе корреляции на уровне не ниже 0.89 с уровнями статистической значимости  $< 0.005$ ). Выполнена и вторая часть по критерию Вилкоксона – нельзя значимо принять гипотезу о различии средних двух кривых. И по третьему критерию – синяя линия  $Y(dU_{tmax,t}) > Y(dU_{tmax} - \Delta_t)$  (красная линия) для  $\forall t \in \{1..T\}$ . Т. е. (14) выполнено. Таким образом, верификация признается успешной по всем 3-м пунктам критерия. Прибыль, рассчитанная по методу Дельта ( $Profit1=3952$ ), на 8 процентов превосходит прибыль, рассчитанную методом BFGS ( $profitBFGS=3663$ ).

#### IX. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе раскрыт авторский способ «Дельта» для построения оптимального управления объектом управления с помощью получаемых от цифрового двойника объекта управления (созданного на основе ИНС модели) прогнозов параметра состояния объекта в зависимости от величин параметра управления. С помощью данного метода, а так же стандартного квази-Ньютоновского метода оптимизации на основе BFGS алгоритма, проводилась верификация результатов прогнозирования – т. е. качества работы синтезированного цифрового двойника – ИНС модели объекта управления, для чего был разработан специальный трехкомпонентный критерий. Оказалось, что для успешного выполнения условий критерия необходима некоторая дополнительная подготовка исходных данных, на которых производится построение цифрового двойника – идентификация ИНС модели

объекта управления. После такой модификации результаты идентификации ИНС модели цифрового двойника позволяют строить действительно корректное оптимальное управление. Следующим этапом в работе авторского коллектива будет применение описанных методов и алгоритмов на натуральных, а не синтетических данных настоящих технических систем и процессов.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Л.С. Чернышев, Разработка и применение искусственной нейронной сети для прогнозирования смоделированного временного ряда эконометрических характеристик. // В сборнике: Инновационные механизмы управления цифровой и региональной экономикой. материалы IV Международной студенческой научной конференции. Москва, 2022. С. 184-190.
- [2] Патент РФ 2744041 С1 /Л.С. Чернышев. Способ и система для прогнозирования значений временного ряда с использованием искусственной нейронной СЕТИ. 02.03.2021.
- [3] Л.С. Чернышев, Способ оптимального управления технической системой или процессом с использованием нейросетевой модели и алгоритма Томпсонавского сэмплирования // Труды 20 национальной конференции по Искусственному интеллекту КИИ-2022, М.: МЭИ, Т. 2, с. 427-440.
- [4] С. Хайкин, Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.;
- [5] А.А. Воронов, Теория автоматического управления. Ч.1. – М.:Высшая школа, 1986 г. 1.
- [6] A BFGS and simple step method for estimating the interface temperature in 2D ultrasonic seam welding applied / Thi-Thao Ngo, JinH. Huang, Van-The Than, Chi-Chang Wang. // Thermal Engineering Volume 115. P. 1031-1044
- [7] Presolving in Linear Programming / Andersen, Erling D. and Knud D.Andersen // Mathematical Programming. 1995. Vol. 71. p. 221-245.
- [8] Gauss–Newton-based BFGS method with filter for minimization / Nataša Krejić, Zorana Lužanin, Irena Stojkowska // Applied Mathematics and Computation. 2009. Vol. 211. P. 354-362.
- [9] Заявка на патент рег. номер ФИПС 2022123701 от 06.09.2022. автор-Чернышев Л.С «Способ и система управления технической системой или процессом с помощью искусственной нейронной сети, оптимизирующий целевую функцию»
- [10] Чернышев Л.С Способ управления технической системой или процессом с помощью искусственной нейронной сети, оптимизирующий целевую функцию. // Доклад II Научно-практической конференции «Физико-технические интеллектуальные системы» (ФТИС–2023)
- [11] Чернышев Л.С. Апробация способа оптимального управления технической системой или процессом с помощью искусственной нейронной сети на синтетическом массиве данных. // Направлена в журнал Pattern Recognition and ImageAnalysis. Advances in Mathematical Theory and Applications. 02.2023.
- [12] Гнеденко Б.В., Беляев Ю.К., Соловьев А.Д. Математические методы в теории надежности. Москва: «НАУКА», 1965 г. 524 с.