УДК 519.242

МОДИФИЦИРОВАННЫЙ МЕТОД ПОЛУЧЕНИЯ УРАВНЕНИЙ РЕГРЕССИИ ПРИ НЕПОЛНОЙ ОРТОГОНАЛЬНОСТИ ПЛАНА ЭКСПЕРИМЕНТА

Лубенцова Е.В., Володин А.А., Масютина Г.В.

ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет», Ставрополь, e-mail: lubenchov@nti.ncstu.ru

Разработан метод определения модели (зависимости) влияния параметров нейросетевой системы на качество процесса управления биотехнологическим объектом. Модификация метода заключается в использовании искусственной ортогонализации эксперимента для двух случаев. В первом случае исходная матрица планирования эксперимента, содержащая неуправляемые факторы, неортогональна для построения адекватной модели (зависимости). Во втором случае система уравнений для определения коэффициентов оцениваемого уравнения регрессии оказывается неопределенной. Преобразование плана эксперимента в ортогональный в первом случае осуществлено добавлением к функции отклика в каждой строке полного факторного эксперимента соответствующих значений, оцененных с использованием искусственной ортогонализации столбцов, содержащих неуправляемые факторы. Во втором случае приведение матрицы к ортогональному виду осуществляется путем замены столбца для соответствующей переменной на другой. После чего добавление в функцию отклика в каждой строке полного факторного эксперимента перед *i*-м слагаемым новых соответствующих значений позволяет рассчитать коэффициенты искомого уравнения регрессии. Эффективность рассмотренного модифицированного метода обработки экспериментальных данных с помощью ортогонализации столбцов матрицы активно-пассивного эксперимента подтверждена примерами получения зависимости между показателями качества переходного процесса и параметрами нейросетевой модели, используемой в составе регулятора системы управления биотехнологическим объектом. Получаемая при этом в условиях невозможности проведения повторных опытов модель пригодна для анализа.

Ключевые слова: уравнение регрессии, матрица эксперимента, ортогонализация, неопределенность системы, нейронная система, показатели качества, управление

THE MODIFIED METHOD OF REGRESS EQUATIONS OBTAINING IN THE CONDITIONS OF INCOMPLETE ORTHOGONALITY OF EXPERIMENT PLAN

Lubentsova E.V., Volodin A.A., Masyutina G.V.

North Caucasus federal university, Stavropol, e-mail: lubenchov@nti.ncstu.ru

The method of definition of parameters influence model (dependence) of neural net system on quality of control process of biotechnological object is developed. Method updating consists in use of artificial experiment orthogonality for two cases. In the first case an initial matrix of experiment planning containing uncontrollable factors is not transformative for construction of adequate model (dependence). In the second case the system of the equations for coefficient definition of the estimated regress equation proves uncertain. Transformation of the experiment plan to orthogonal in the first case is carried out by addition to response function in each line of full factorial experiment of the corresponding values estimated with use of artificial columns transformation containing uncontrollable factors. In the second case matrix reduction to an orthogonal kind is carried out by column replacement for a corresponding variable unit by another. Afterwards addition to response function in each line of full factorial experiment for given composed unit of new corresponding values allows calculating of coefficients of the required regress equation. Efficiency of the considered modified method of experimental data processing by columns transformation of a matrix of active-passive experiment is confirmed by examples of obtaining of dependence between indicators of quality of transition period and parameters of the neural network model used as a part of a control system regulator of biotechnological object. Thus the model received in the conditions of impossibility of carrying out of repeated experiences is suitable for the analysis.

Keywords: regress equation, an experiment matrix, an orthogonal array, uncertainty of system, neural system, quality indicators, control

Общеизвестны трудности решения задачи построения уравнений регрессии в условиях, когда среди совокупности предположительно влияющих на некоторый показатель факторов имеются неуправляемые либо инерционные параметры. Получаемый при этом план полного факторного эксперимента содержит ортогональную часть матрицы исходных данных, включающую малоинерционные параметры, и другую часть матрицы – не ортогональную, включающую инерционные либо неуправляемые параметры. Это затрудняет проведение масштабирования (нормировку) реальных значений факторов к интервалу [–1, 1]. Вследствие этого при обработке данных проведенного активно-пассивного эксперимента (АПЭ) с использованием методов регрессионного анализа коэффициенты полученного уравнения регрессии оказываются корреляционно связанными между собой. Этого можно избежать, если использовать ортогонализацию плана и обеспечить за счет этого условие ортогональности матрицы независимых переменных [1, 2]. Определенный недостаток существующей

методики [6] состоит в использовании предположения о том, что оцениваемые в ходе эксперимента значения функции отклика – случайные величины с известной дисперсией. Однако в условиях ограниченного объема данных и невозможности проведения повторных опытов эта гипотеза не проверяема. Кроме того, в ходе вычислительных экспериментов не исключаются случаи, когда при нахождении решения относительно неизвестных коэффициентов модели одно или несколько уравнений системы вырождаются, обращаясь в тождество. Вследствие чего соответствующие коэффициенты из этой неопределенной системы определить невозможно.

В данной работе рассмотрен метод определения линейного уравнения регрессии с использованием поэтапной искусственной ортогонализации активно-пассивного эксперимента.

Допустим, что имеем n входных параметров, причем $X_1,\ldots,X_p$ из них – малоинерционные управляемые параметры, $X_{p+1},\ldots,X_m$ – инерционные управляемые и $X_{m+1},\ldots,X_n$ – неуправляемые параметры. Тогда преобразование исходных данных матрицы планирования осуществим по формуле:

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \overline{X}_i}{\lambda_j},$$

где X_{ij} – значение j-го параметра в i-м опыте;

$$\lambda_j = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(X_{ij} - \overline{X}_i\right)}{N}.$$

Предположим, что искомая зависимость является линейной вида:

$$Y = Z_0 + b_1Z_1 + \ldots + b_pZ_p + b_{p+1}Z_{p+1} +$$
$$+ \ldots + b_mZ_m + b_m + {}_1Z_{m+1} + \ldots + b_nZ_n.$$

Тогда соответствующую систему уравнений можно записать в виде:

$$b_0 + \sum_t b_t r_{it} + \sum_k b_k \alpha_{ik} + \sum_l b_l \beta_{il} = Y_i, \quad (1)$$

где $i = 1, \ldots, N$; $t = 1, \ldots, p$; $k = p + 1,\ldots,m$; $l = m + 1,\ldots,n$; $r_{it} = \pm 1$.

В матрице системы (1) столбцы, соответствующие малоинерционным параметрам, т.е. столбцы с $t = 1, \ldots, p$, – ортогональные, остальные же столбцы с $p + 1$ по n – неортогональные. Данную систему уравнений (1) для определения коэффициентов регрессии независимо друг от друга можно решить, например, методом ортогонализации столбцов [2], т.е. столбцы, начиная с $p + 1$ по n, надо доортогонализировать. При этом решение системы в матричном виде имеет вид:

$$B = T^{-1}D^{-1}R^TR,$$

где T – треугольная матрица; R – ортогональная матрица; R^T – ортогональная транспонированная матрица; $D = R^TR$ – диагональная матрица.

Во всей процедуре решения системы этим способом особенно трудоемким является этап ортогонализации матрицы, причем с увеличением числа неортогональных столбцов трудоемкость вычисления резко возрастает. В случае, когда матрица полностью ортогональна, причем уровни варьирования параметров равны ±1, треугольная матрица T и обратная ей матрица T^{-1} превращаются в единичную, и выражение для определения коэффициентов регрессии сводится к виду:

$$b_j = \frac{\sum_{i=1}^{N} r_{ij}Y_i}{N},$$

где r_{ij} – уровни варьирования параметров, равные ±1; Y_i – значение выходного параметра в i-м опыте; N – количество опытов, равное либо полному факторному эксперименту (ПФЭ), либо регулярной реплике от ПФЭ.

Для искусственной ортогонализации столбцов инерционных управляемых и неуправляемых переменных сделаем к ним добавки соответственно $\Delta\alpha_{ik}$ и $\Delta\beta_{il}$ таким образом, чтобы сумма $(\alpha_{ik} + \Delta\alpha_{ik})\ \Delta\alpha_{ik})$ и $(\beta_{il} + \Delta\beta_{il})\Delta\beta_{il}$ равнялись +1 или –1 в зависимости от того, какие уровни стоят в столбцах ортогональной матрицы планирования (выбранные, например из [1]), к которой сводится исходная матрица. А чтобы система (1) не нарушилась, необходимо и к правой ее части прибавить соответствующие добавки $\sum_{i=1}^{N} b_k\Delta\alpha_{ik}$ и $\sum_{i=1}^{N} b_l\Delta\beta_{il}$. Тогда система (1) примет вид:

$$b_0 + \sum_{j=1}^{n} b_{ij}r_{ij} = Y_i + \sum_{k=p+1}^{m} b_k\Delta\alpha_{ik} + \sum_{l=m+1}^{n} b_l\Delta\beta_{il}. \quad (2)$$

Матрица, соответствующая левой части системы (2), является полностью ортогональной, поэтому для решения системы можно использовать формулу:

$$b_j = \frac{\sum_{i=1}^{N} U_i r_{ij}}{N}, \quad (3)$$

где U_i – соответственно вся правая часть системы (2).

В результате получаем систему уравнений относительно известных $b_{p+1},\ldots, b_n$:

$$b_t = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(Y_i + \sum_k b_k \Delta\alpha_{ik} + \sum_l b_l \Delta\beta_{il}\right) r_{il}, \quad (4)$$

где $t = p + 1, \ldots, n$.

Определив из (4) коэффициенты $b_{p+1},\ldots, b_n$ и подставив их в правую часть (2), найдем далее коэффициенты b_0, b_1, ..., b_p по формуле (3).

Полученная система (4) всегда совместна, так как в матрице системы (2) столбцы ортогональны и, следовательно, линейно независимы. Однако в ходе вычислительных экспериментов было обнаружено, что в некоторых случаях в системе уравнений относительно неизвестных коэффициентов модели (4) одно или несколько уравнений вырождаются, обращаясь в тождество. Вследствие чего соответствующие коэффициенты из этой неопределенной системы определить невозможно. Методика, изложенная в работе [3], не дает прямых рекомендаций по разрешению этой ситуации с исходными (заданными) экспериментальными данными. В связи с этим в данной работе предлагается правило устранения неопределенности системы. Для этого достаточно в исследуемой матрице планирования соответствующие столбцы заменить на другие, не нарушающие ортогональности всей матрицы, и затем исходную матрицу свести к последней описанным в [3] способом.

Рассмотрим применение изложенного метода для построения зависимостей между показателями качества переходного процесса и параметрами нейросетевой модели (НСМ), используемой в составе регулятора системы управления температурой в биореакторе микробиологического синтеза. В качестве регулятора использован регулятор с предсказанием, реализованный в пакете Neural Network Toolbox и использующий модель управляемого объекта в виде нейронной сети (НС) для того, чтобы предсказывать его будущее поведение [5]. Основной принцип рассматриваемого регулятора состоит в нахождении на каждом шаге дискретности i такой последовательности управляющих воздействий, $\hat{u}[i]$... $\hat{u}[i+j]$, которая, будучи приложена к объекту, обеспечит максимальное совпадение последовательности прогнозируемых значений выхода объекта $\hat{y}[i]$ … $\hat{y}[i+j]$ с последовательностью его желаемых значений $g[i]$ ... $g[i+j]$. Эта задача решается путем численной минимизации целевого функционала, одна из распространенных форм которого имеет вид [4]:

$$J = \sum_{j=1}^{N_1}\left(g[i+j] - \hat{y}[i+j]\right)^2 + \rho\sum_{j=1}^{N_2}\left(\hat{u}[i+j-1] - \hat{u}[i+j-2]\right)^2, \quad (5)$$

где $\hat{u}$ – управляющий сигнал; g, $\hat{y}$ – эталонная и истинная реакция модели управляемого объекта; N_1, N_2 – константы, в пределах которых вычисляются ошибка слежения и мощность управляющего сигналов; ρ – коэффициент, определяющий вклад, вносимый мощностью управления в критерий качества.

В качестве НСМ используем модель двухслойного персептрона, для которой необходимо назначить количество нейронов, значения весов и смещений, которые минимизируют ошибку решения. Это достигается с помощью процедуры обучения. На рис. 1 и 2 представлены полученные зависимости при обучении НС. Из рис. 1, 2 видно, что при увеличении количества нейронов в слоях НС свыше 11 ошибка обучения увеличивается, а с увеличением числа циклов обучения свыше 50 ошибка обучения снижается незначительно при всех вышеприведенных методах обучения НС. Т.е. НС качественно работает с числовыми данными, находящимися в некотором ограниченном диапазоне. Наиболее быстро «обучаемой» НС является двухслойный персептрон, устанавливающий параметры весов методом Левенберга-Марквардта.

На основе полученной зависимости ошибки обучения от числа нейронов в скрытом слое НС (рис. 1) и числа циклов обучения с различными алгоритмами обучения (рис. 2) были назначены факторы варьирования в эксперименте. Поскольку зависимости нелинейны, а показатели качества переходного процесса, как правило, противоречивы, то значения факторов варьирования могут выходить за пределы этого диапазона и, как следствие, уровни факторов варьирования оказываются несимметричны, а матрица планирования оказывается неортогональной.

Рассмотрим построение модели влияния количества нейронов в скрытом слое (N_c), значения верхнего предела функционала (N_2), внутри которого вычисляется мощность управления, количества нейронов в выходном слое ($N_в$) на величину перерегулирования в системе. Исходная матрица планирования проведенного активно-пассивного эксперимента с одной управляемой N_c и двумя контролируемыми переменными

N_2, $N_в$, имеет вид, представленный в табл. 1. Предположим, что зависимость между факторами x_1, x_2, x_3 ($N_с, N_2, N_в$) и перерегулированием y в нейросетевой системе управления может быть представлена в виде, линейном относительно искомых коэффициентов b_0, b_1, b_2, b_3:

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3, \qquad (6)$$

где b_0, b_1, b_2, b_3 – коэффициенты регрессии.

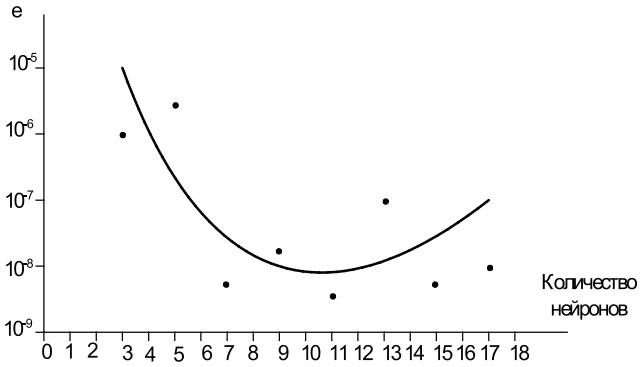

Рис. 1. Зависимость ошибки обучения от числа нейронов в скрытом слое НС

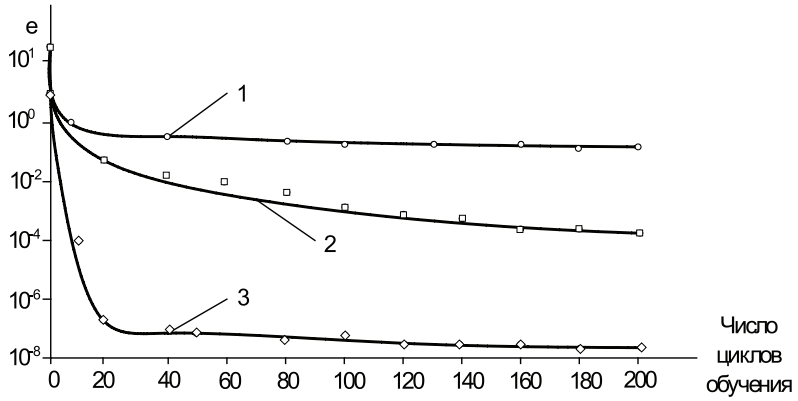

Рис. 2. Зависимость ошибки обучения НС от числа циклов обучения при различных методах: 1 – градиентного спуска; 2 – Флетчера–Ривса; 3 – Левенберга–Марквардта

Таблица 1

Исходная матрица планирования проведенного АПЭ с одной управляемой (x_1) и двумя неуправляемыми (x_1, x_2) факторами

Номер опыта	Уровень фактора x_i			y
	x_1	x_2	x_3	
1	4	1,5	2	7,2
2	11	2,5	4	8,8
3	4	3,5	2	5,2
4	11	4,5	5	22,8
5	4	4,0	1	10,2
6	11	2,0	4	11,8
7	4	3,5	3	15,6
8	11	2,5	3	6,4
	$\bar{X}_1 = 7{,}5$	$\bar{X}_2 = 3{,}0$	$\bar{X}_3 = 3{,}0$	$\bar{y} = 11{,}0$
	$\lambda_1 = 3{,}5$	$\lambda_2 = 0{,}875$	$\lambda_3 = 1{,}25$	

Пользуясь методом, описанным выше, найдем линейную модель. Преобразованная матрица, элементы которой находились по формуле

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{\lambda_j},$$

примет вид, представленный в табл. 2.

Таблица 2

Преобразованная матрица планирования

№ п/п	Z_1	Z_2	Z_3	y
1	–1	–1,714	–0,8	7,2
2	+1	–0,571	+1,6	8,8
3	–1	+0,571	–0,8	5,2
4	+1	+1,714	+2,4	22,8
5	–1	+1,143	+1,6	10,2
6	+1	–1,143	+0,8	11,8
7	–1	+0,571	0	15,6
8	+1	–0,571	0	6,4

Выбрав ортогональную матрицу и сведя к ней предыдущую, сделав к неуправляемым переменным те или иные добавки, получим ортогональную матрицу, представленную в табл. 3.

Таблица 3

Ортогональная матрица планирования

№ п/п	Z_1	Z_2	Z_3	U
1	–1	–1	–1	$7{,}2 + 0{,}714b_2 - 0{,}2b_3$
2	+1	–1	–1	$8{,}8 - 0{,}429b_2 - 2{,}6b_3$
3	–1	+1	–1	$5{,}2 + 0{,}429b_2 - 0{,}2b_3$
4	+1	+1	–1	$22{,}8 - 0{,}714b_2 - 3{,}4b_3$
5	–1	–1	+1	$10{,}2 - 0{,}143b_2 - 0{,}6b_3$
6	+1	–1	+1	$11{,}8 + 0{,}143b_2 + 0{,}2b_3$
7	–1	+1	+1	$15{,}6 + 0{,}429b_2 + b_3$
8	+1	+1	+1	$6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3$

По формуле (4) находим:

$$b_2 = 1/8(-7{,}2 - 0{,}714b_2 + 0{,}2b_3 - 8{,}8 + 0{,}429b_2 + 2{,}6b_3 + 5{,}2 + 0{,}429b_2 - 0{,}2b_3 + 22{,}8 - 0{,}714b_2 - 3{,}4b_3 - 10{,}2 + 0{,}143b_2 + 0{,}6b_3 - 11{,}8 - 0{,}143b_2 - 0{,}2b_3 + 15{,}6 + 0{,}429b_2 + b_3 + 6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3); \quad b_2 = 1/8(12 - 0{,}57b_2 + 1{,}6b_3);$$

$$b_3 = 1/8(-7{,}2 - 0{,}714b_2 + 0{,}2b_3 - 8{,}8 + 0{,}429b_2 + 2{,}6b_3 - 5{,}2 - 0{,}429b_2 + 0{,}2b_3 - 22{,}8 + 0{,}714b_2 + 3{,}4b_3 + 10{,}2 - 0{,}143b_2 - 0{,}6b_3 + 11{,}8 + 0{,}143b_2 + 0{,}2b_3 + 15{,}6 + 0{,}429b_2 + b_3 + 6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3); \quad b_3 = 1/8\cdot(8b_3).$$

Получился случай неопределенной системы. Для устранения неопределенности заменим столбец, соответствующий переменной Z_3, на другой, который придает матрице планирования свойство ортогональности. В результате получим матрицу, приведенную в табл. 4.

Таблица 4

Ортогональная матрица после устранения неопределенности

№ п/п	Z_1	Z_2	Z_3	U
1	–1	–1	–1	$7{,}2 + 0{,}714b_2 - 0{,}2b_3$
2	+1	–1	+1	$8{,}8 - 0{,}429b_2 - 0{,}6b_3$
3	–1	+1	+1	$5{,}2 + 0{,}429b_2 + 1{,}8b_3$
4	+1	+1	–1	$22{,}8 - 0{,}714b_2 - 3{,}4b_3$
5	–1	–1	+1	$10{,}2 - 0{,}143b_2 + 1{,}6b_3$
6	+1	–1	–1	$11{,}8 + 0{,}143b_2 - 1{,}8b_3$
7	–1	+1	–1	$15{,}6 + 0{,}429b_2 - b_3$
8	+1	+1	+1	$6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3$

По формуле (4) находим:

$$b_3 = 1/8(-7{,}2 - 0{,}714b_2 + 0{,}2b_3 - 8{,}8 - 0{,}429b_2 - 0{,}6b_3 + 5{,}2 + 0{,}429b_2 +$$
$$+ 1{,}8b_3 - 22{,}8 + 0{,}714b_2 + 3{,}4b_3 + 10{,}2 - 0{,}143b_2 + 1{,}6b_3 - 11{,}8 - 0{,}143b_2 +$$
$$+ b_3 - 15{,}6 - 0{,}429b_2 + b_3 + 6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3); \quad b_3 = 1/8(-26{,}8 - 1{,}144\, b_2 + 10{,}2b_3);$$

$$b_2 = 1/8(-7{,}2 - 0{,}714b_2 + 0{,}2b_3 - 8{,}8 + 0{,}429b_2 + 0{,}6b_3 + 5{,}2 + 0{,}429b_2 + 1{,}8b_3 +$$
$$+ 22{,}8 - 0{,}714b_2 - 3{,}4b_3 - 10{,}2 + 0{,}143b_2 - 1{,}6b_3 - 11{,}8 - 0{,}143b_2 + 1{,}8b_3 + 15{,}6 +$$
$$+ 0{,}429b_2 - b_3 + 6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3); \; b_2 = 1{,}4 - 0{,}07b_3; \quad b_3 = 12{,}456; \; b_2 = 0{,}528.$$

$$b_1 = 1/8(-7{,}2 - 0{,}714b_2 + 0{,}2b_3 + 8{,}8 - 0{,}429b_2 - 0{,}6b_3 - 5{,}2 - 0{,}429b_2 - 1{,}8b_3 +$$
$$+ 22{,}8 - 0{,}714b_2 - 3{,}4b_3 - 10{,}2 + 0{,}143b_2 - 1{,}6b_3 + 11{,}8 + 0{,}143b_2 - 1{,}8b_3 -$$
$$- 15{,}6 - 0{,}429b_2 + b_3 + 6{,}4 - 0{,}429b_2 + b_3); \quad b_1 = 1/8(11{,}6 - 2{,}858b_2 - 7\mathrm{b}_3);$$
$$b_1 = -9{,}638; \; b_0 = 11.$$

Используя вычисленные коэффициенты b_0, b_1, b_2 и b_3, получим следующее уравнение:

$$Z = 11 - 9{,}638Z_1 + 0{,}528Z_2 + 12{,}456Z_3.$$

Выполнив обратное преобразование, получим искомое уравнение регрессии:

$$y = 11 - 9{,}638(x_1 - 7{,}5)/3{,}5 + 0{,}528(x_2 - 3)/0{,}875 + 12{,}456(x_3 - 3)/1{,}25;$$
$$y = -0{,}0531 - 2{,}7537x_1 + 0{,}6035x_2 + 9{,}9651x_3. \qquad (7)$$

Используемые в эксперименте факторы не исчерпывают всего набора факторов НС, влияющих на Y, и кроме функционально обусловленных воздействий, связанных с тремя факторами, на Y оказывают влияние и другие факторы процесса обучения НС, например, количества циклов обучения, величина интервала прогноза. В работе также рассмотрено влияние указанных факторов и количества нейронов в скрытом слое на величину перерегулирования (σ) и степень демпфирования (ξ). Полученные уравнения регрессии имеют вид:

$$\sigma = -5{,}045 - 2{,}8557x_1 + 1{,}14x_2 - 0{,}0603x_3;$$
$$\xi = -0{,}4837 + 0{,}0725x_1 -$$
$$- 0{,}0177x_2 + 0{,}0171x_3.$$

Отсутствие параллельных определений в проведенном эксперименте не позволяет дать строгую оценку адекватности полученного уравнения. Тем не менее расчетные значения перерегулирования во всех опытах, кроме одного, составляют менее 20 %, а степень демпфирования не ниже 0,84 (при значениях параметров НСМ, близких к оптимальным), что для многих промышленных систем регулирования является приемлемым. Поскольку расчетные значения перерегулирования и степени демпфирования находятся в области допустимых значений желаемого переходного процесса, можно считать, что полученные уравнения удовлетворительные и их можно рассматривать как начальные линейные приближениия к более точным зависимостям. Результаты моделирования влияния параметров НС на качество регулирования процесса биосинтеза подтверждают эффективность предложенного подхода к получению уравнений регрессии.

Список литературы

1. Адлер Ю.П. Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий / Ю.П. Адлер, Е.В. Маркова, Ю.В. Грановский. – М.: Наука, 1976. – 279 с.

2. Бабаянц А.В. Об обработке данных активно-пассивного эксперимента / А.В. Бабаянц, И.А. Мамулов // Автоматизация микробиологических производств (Сборник работ, вып. II). – Грозный: НИПИнефтехимавтомат, 1976. – С. 85–93.

3. Масютина Г.В. Оценка показателей качества нейросетевой системы управления на основе линейных математических моделей // Фундаментальные исследования. – № 4. – С. 115–120. – URL: www.rae.ru/fs/?section = content&op = show_article&article_id = 7793646 (дата обращения: 28.09.2012).

4. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6: пакеты прикладных программ. Кн. 4 / В.С. Медведев ; под общ. ред. канд. техн. наук. В.Г. Потемкина. – М.: Диалог – МИФИ, 2002. – 496 с.

5. Ноткин Б.С. Эффективная нейросетевая идентификация инверсной динамики объекта управления для синтеза прогнозирующих систем управления / Б.С. Ноткин, К.В. Змеу // Идентификация систем и задачи управления: труды IV Международной конференции (SICPRO 05), Москва 25–28 января 2005 г. – М.: ИПУ РАН, 2005. – С. 887–900.

6. Раскин Л.Г. Искусственная ортогонализация пассивного эксперимента в условиях малой выборки нечетких данных / Л.Г. Раскин, Д.А. Демин // ІКСЗТ. – 2010. – № 1. – С. 20–23. – URL: www.nbuv.gov.ua/Portal/natural/Ikszt/2010_1/1_2010_4.pdf (дата обращения 28.09.2012).

References

1. Adler Ju.P. Planirovanie jeksperimenta pri poiske optimal'nyh uslovij / Ju.P. Adler, E.V. Markova, Ju.V. Granovskij. M.: Nauka, 1976. 279 p.

2. Babajanc A.V. Ob obrabotke dannyh aktivno-passivnogo jeksperimenta / A.V. Babajanc, I.A. Mamulov // Avtomatizacija mikrobiologicheskih proizvodstv (Sbornik rabot, vyp. II). – Groznyj: NIPIneftehimavtomat, 1976. pp. 85–93.

3. Masjutina G.V. Ocenka pokazatelej kachestva nejrosetevoj sistemy upravlenija na osnove linejnyh matematicheskih modelej // Fundamental'nye issledovanija. no. 4. pp. 115–120. URL: www.rae.ru/fs/?section = conten&op = show_article&article_id = 7793646 (data obra-wenija: 28.09.2012).

4. Medvedev, V.S. Nejronnye seti. MATLAB 6: pakety prikladnyh programm. Kn. 4 / V.S. Medvedev ; pod obw. red. kand. tehn. nauk. V.G. Potemkina. M.: Dia-log MIFI, 2002. 496 p.

5. Notkin B.S. Jeffektivnaja nejrosetevaja identifikacija inversnoj dinamiki obekta upravlenija dlja sinteza prognozirujuwih sistem upravlenija / B.S. Notkin, K.V. Zmeu // Identifikacija sistem i zadachi upravlenija: trudy IV Mezhdunarodnoj konferencii (SICPRO 05), Moskva 25–28 janvarja 2005 g. M.: IPU RAN, 2005. pp. 887–900.

6. Raskin L.G. Iskusstvennaja ortogonalizacija passivnogo jeksperimenta v uslovijah maloj vyborki nechetkih dannyh / L.G. Raskin, D.A. Demin // IKCZT. 2010. no. 1. pp. 20–23. URL: www.nbuv.gov.ua/Portal/natural/Ikszt/2010_1/1_2010_4.pdf (data obrawe-nija 28.09.2012).

Рецензенты:

Червяков Н.И., д.т.н., профессор кафедры высшей алгебры и геометрии ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет», г. Ставрополь;

Лубенцов В.Ф., д.т.н., профессор кафедры «Информационные системы, электропривод и автоматика», Невинномысский технологический институт ФГАОУ ВПО «Северо-Кавказский федеральный университет», г. Невинномысск.

Работа поступила в редакцию 05.12.2012.