УДК 004.942

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОБЪЕКТОВ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫХ СИСТЕМ С УЧЕТОМ ДИНАМИКИ ХАРАКТЕРИСТИК

[1]Смоленцева Т.Е., [2]Кравченко А.С., [3]Родин С.В.

[1]ФГБОУ ВПО «Липецкий государственный технический университет», Липецк, e-mail: smoltan@bk.ru;
[2]ФКОУ ВПО «Воронежский институт ФСИН России», Воронеж, e-mail: kr_and@inbox.ru;
[3]ФКОУ ВПО «Воронежский институт МВД России», Воронеж, e-mail: rosvment@mail.ru

В работе рассмотрен алгоритм, позволяющий определять тенденции изменения характеристик объектов управления сложных систем, с учетом динамики характеристик систем. Алгоритм позволяет проводить анализ характеристик систем в момент принятия решения; а также закономерности их изменения во времени. Сформированы компоненты информационной модели, состоящие из обеспечивающей, базовой и дополнительной информации. Проанализированы управляющие воздействия, которые формируются лицом, принимающим решение, на основе базовой и обеспечивающей информации и профессиональных данных. Проведена оценка времени обработки базовой информации информационного процесса, состоящей из времени работы действия для получения элемента обеспечивающей информации; времени выполнения процедуры для формирования элемента обеспечивающей информации для эталонного объема базовой информации. Выполнено оценивание модели, целью оценивания является подгонка выбранной модели к исходным данным для получения эффективной оценки параметров. Для этого использован метод максимального правдоподобия, реализованный оценками наименьших квадратов. В статье проведена диагностическая проверка модели и исследование полученных результатов.

Ключевые слова: объекты управления сложных систем, лицо, принимающее решение, базовая информация, обеспечивающая информация

ALGORITHM DEVELOPMENT FACILITIES MANAGEMENT OF COMPLEX SYSTEMS GIVEN DYNAMIC CHARACTERISTICS

[1]Smolentseva T.E., [2]Kravchenko A.S., [3]Rodin S.V.

[1]FGBOU VPO «Lipetsk state technical University», Lipetsk, e-mail: smoltan@bk.ru;
[2]FSE VPO «Voronezh Institute of the Federal penitentiary service of Russia», Voronezh, e-mail: kr_and@inbox.ru;
[3]FCO of higher professional education «Voronezh Institute of the Ministry of internal Affairs of Russia», Voronezh, e-mail: rosvment@mail.ru

The paper considers an algorithm that allows to determine the trends of changes in the characteristics of control objects of complex systems, taking into account the dynamics of system characteristics. The algorithm allows the analysis of system characteristics at the time of the decision; and the regularities of their changes in time. Formed components of the information model, consisting of providing, basic and advanced information. Analyzed administrative action, which are formed by the person making the decision on the basis of the core and providing information and professional data. The estimation of processing time basic information information process, consisting of time steps to obtain the item providing information; the run-time procedure for the formation of the element provides information for the reference amount of basic information. Performed evaluation model, the purpose of assessment is to fit the selected model to the original data to obtain efficient parameter estimates. For this we used the maximum likelihood method, implemented by a least-squares estimates. The article conducts a diagnostic check of the model and study the results.

Keywords: facilities management of complex systems, decision maker, basic information, providing information

Разработка определения тенденций изменения значений характеристик объектов управления сложных систем (ОУСС) с учетом динамики характеристик систем алгоритма позволит: проводить анализ характеристик ОУСС в момент принятия решения; определить закономерности их изменения во времени и определить их возможные значения для следующего временного периода, предполагая, что стратегия принятия управленческих решений не будет изменяться. Лицо, принимающее решения (ЛПР), на основе прогноза принимает корректирующее решение о стратегии принимаемых управленческих решений.

ЛПР при формировании управленческих решений для ОУСС необходимо анализировать характеристики в динамике и строить временной ряд. Моделирование ОУСС с динамическими характеристиками целесообразно проводить на основе временных рядов, которые являются дискретной последовательностью наблюдений, производимых через требуемые промежутки времени. Основная задача моделирования ОУСС с помощью временных рядов [1, 2] заключается в создании моделей, обладающих максимальной простотой и минимальным числом параметров, но при этом адекватно описывающих функционирование этой системы.

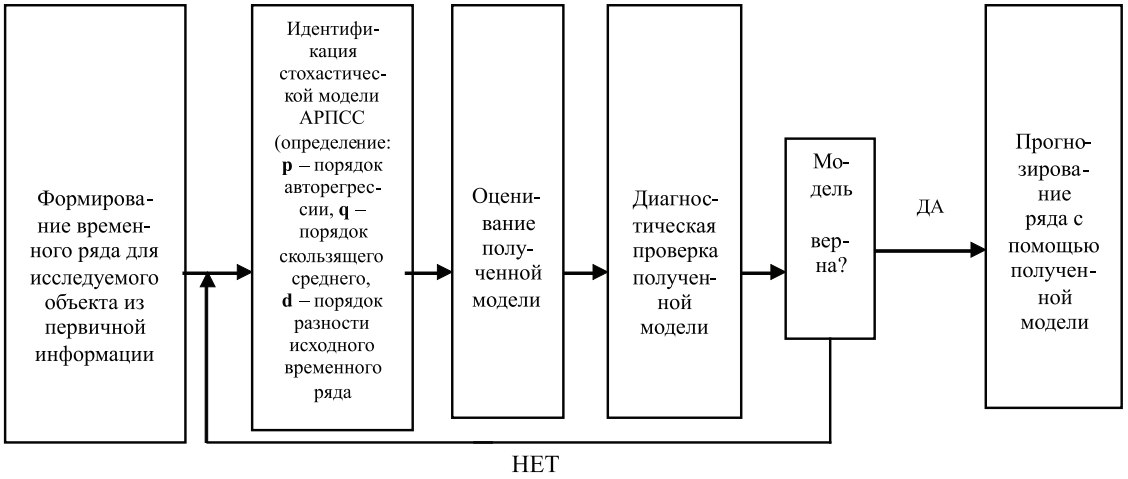
Разработка такого типа моделей обеспечит оптимальное прогнозирование функционирования ОУСС, которое может быть использовано для выработки стратегии оптимального управления ЛПР. На основе выработки этой стратегии ЛПР становится ясно, каким образом целесообразно регулировать переменную для того, чтобы обеспечить минимизацию возмущения некоторой зависимой переменной.

Определение ЛПР оптимального прогнозирования, динамических взаимосвязей параметров и оптимального управления ОУСС имеет большое практическое значение при принятии управленческих решений. Такие вероятностные модели могут быть стационарными и нестационарными. Стационарные модели описывают функционирование ОУСС, процессы, в котором остаются равновесными относительно среднего уровня. Нестационарные модели описывают функционирование ОУСС, в котором процессы не имеют естественного среднего значения.

Стохастическая модель, прогнозирование которой описывается характеристиками экспоненциально взвешенного скользящего среднего являются оптимальными, нестационарными процессами и относятся к процессам авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС). Определив класс моделей, можно разрабатывать конкретную модель предметной области в установлении соответствия выбранного класса моделей АРПСС имеющимся данным. Для установления соответствия выбранного класса моделей АРПСС имеющимся данным используются методы идентификации на основе корреляционных и частных автокорреляционных функций. Идентифицированная модель описывается временным рядом при помощи функции правдоподобия, которая позволит оценить максимально правдоподобно параметры ОУСС, в другом случае требуется использовать байесовское апостериорное распределение.

Первоначально выбранная модель не обязательно адекватно описывает функционирование ОУСС. Для определения адекватности модели необходимо проводить диагностическую проверку в том случае если выбранная модель неадекватна необходимо выбрать подходящие изменения на основе одного или нескольких итеративных циклов идентификации, подгонки и диагностической проверки. Прогноз, проводимый на основе моделей с использованием временного ряда, для выработки оптимального прогнозирования производится при помощи простых рекуррентных вычислений. Найденная модель определяет, будут ли прогнозированные параметры изменяться линейно, экспоненциально и т.д. с точной оценкой, как при прогнозе используются данные из прошлого, определить дисперсию ошибок прогноза и вычислить пределы, в которых с заданной точностью будут лежать будущие значения ряда.

Для моделирования процесса прогнозирования значений параметров ОУСС используем метод, основанный на определении авторегрессионной зависимости. В этом случае все значения параметров группируются по соответствующим временным периодам. Как правило, значение временного интервала регрессии определяется календарным периодом. Значения параметров в каждом интервале усредняются по каждому параметру. Усредненные значения параметров объединяются в интегрированное значение с определением коэффициентов значимости объединенной характеристики и формируются ЛПР на основе экспертных оценок. Процесс прогнозирования значений параметров ОУСС (на примере вуза) можно представить следующей схемой (рисунок).



Процесс прогнозирования значений параметров ОУСС

Представим базовую информацию, циркулирующую в ОУСС, в виде множества $\left\{P_{i,j}^{S}, A_i, B_j\right\}$, где $i=\overline{1,I}$ – индекс ОУСС, носителя первичной информации (например, учащийся, учебная группа, курс и т.д.); $j=\overline{1,J}$ – индекс выбранных или всех характеристик объектов управления (например, изучаемые в вузах предметы); $P_{i,j}^{S}$ – количественное значение j-й характеристики i-го объекта (например, полученная на занятии оценка, код вида пропуска занятия и т.п.); S – дата формирования $P_{i,j}$; A_i – наименование i-го объекта; B_j – наименование j-й характеристики.

Для решения поставленной задачи на текущий момент времени формируется на основании $P_{i,j}^{S}$ по i-му объекту управления для всех характеристик временной ряд Z_t^i следующим образом:

$$Z_t^i=\sum_{j=1}^{J}\left(\sum_{S\in\Delta D_{t-1},\ldots\Delta D_t} P_{i,j}^{S} \Big/ \sum_{S\in\Delta D_{t-1}\ldots\Delta D_t} 1\right)K_j,$$

где $t=\overline{1,N}$, порядковые номера временных интервалов длиной в 7 дней от D_N до D_K; D_N – дата начала исследуемого периода; D_K – дата окончания исследуемого периода;

$$\Delta D_{t-1}=\begin{cases} D_N, \text{ при } t=1; \\ \Delta D_t, \text{ при } t>1; \end{cases}$$

$$\Delta D_t=\Delta D_{t-1}+K_d\le D_K,$$

где K_d – количество дней в периоде формируемого ряда; K_j – веса значимости j-й характеристики. Прогнозирование будет вестись по каждому объекту. Для этого нужно для каждого i-го объекта выделить его временной ряд $z_t=Z_t^i$ с числом членов равным N и выполнить пункты I, II, III, IV, V.

I. Идентификация стохастической модели

Методы идентификации – это процедуры, применяемые к исходному временному ряду для вычисления типа моделей значений характеристик, которые имеет смысл использовать в дальнейшем. Конкретная цель состоит в том, чтобы получить некоторое указание на то, какие значения p (порядок авторегрессии), q (порядок скользящего среднего) и d (порядок разности исходного временного ряда) нужны в общей линейной модели прогресса авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС), и выбрать некоторые начальные значения параметров. Полученная пробная модель является отправной точкой для применения более формальных и эффективных методов оценивания. Подход к идентификации состоит в следующем. Берется конечная разность от исходного временного ряда столько раз, сколько необходимо, чтобы свести процесс к АРПСС. Идентифицируется результирующий процесс АРПСС. Основной инструмент для реализации (а) и (б) – автокорреляционная и частная автокорреляционная функция. Они используются не только, чтобы облегчить выявление вида модели, но также для получения приближенных оценок параметров.

Исходя из выше определенного, имеем: z_t – исходный временной ряд; $t=\overline{1,N}$ – индекс по членам исходного временного ряда. Порядок взятия несезонных разностей ряда z_tпервоначально принимается $d=0$.

1. Вычисление разностного ряда W_t.

$$W_t=z_t'-z_{t-1}',$$

где $t=\overline{1,N^1}$; $N_1=N-d$;

$$z_t'=\begin{cases} z_t', \text{ при } d=0; \\ \Delta^d z_t'=\left(z_t'-z_{t-1}'\right)^d, \text{ при } d>0. \end{cases}$$

2. Вычисление среднего значения разности ряда

$$\overline{W}=\frac{1}{N^1}\sum_{t=1}^{N^1}W_t.$$

3. Вычисление дисперсии разности ряда

$$S_w^2=C_0=\frac{1}{N^1}\sum_{t=1}^{N^1}\left(W_t-\overline{W}\right)^2.$$

4. Вычисление автоковариационной функции.

$$C_k=\frac{1}{N^1}\sum_{t=1}^{N^1-k}\left(W_t-\overline{W}\right)\cdot\left(W_{t+k}-\overline{W}\right),$$

где $k=\overline{1,K}$, $K=N^1/4$.

5. Вычисление автокорреляционной функции

$$r_k=C_k/C_0.$$

6. Определение тенденции к затуханию у автокорреляционной функции [2, 3]. $\Delta r_k=r_k-r_{k-1}$. Если $\Delta r_k=r_k-r_{k-1}$ убывает, то автокорреляционная функция имеет тенденцию к затуханию, поэтому получен нужный d и переход к следующему пункту, иначе $d=d+1$ и переход к пункту 1.

7. Вычисление частной автокорреляционной функции.

$$\hat{\Phi}_{ll} = \begin{cases} r_1, & \text{при } l = 1; \\ \dfrac{r_l - \sum_{j=1}^{l-1} \hat{\Phi}_{l-1,j} r_{l-j}}{1 - \sum_{j=1}^{l-1} \hat{\Phi}_{l-1,j} r_j}, & \text{при } l = 2, ..., L, \end{cases}$$

где $l = \overline{1,L}$; $L = N^1/4$; $j = \overline{1,l-1}$;

$$\hat{\Phi}_{lj} = \hat{\Phi}_{l-1,j} - \hat{\Phi}_{ll}\hat{\Phi}_{l-1,l-j}.$$

8. Присваивается: $p = 1$, $q = 1$.

9. Вычисление оценок параметров авторегрессии $\hat{\Phi}$.

$$C_{q+1} = \hat{\Phi}_1 C_q + \hat{\Phi}_2 C_{q-1} + ... + \hat{\Phi}_p C_{q-p+1};$$

$$C_{q+2} = \hat{\Phi}_1 C_{q+1} + \hat{\Phi}_2 C_q + ... + \hat{\Phi}_p C_{q-p+2};$$

.

.

.

$$C_{q+p} = \hat{\Phi}_1 C_{q+p-1} + \hat{\Phi}_2 C_{q+p-2} + ... + \hat{\Phi}_p C_q.$$

Параметры прогрессии $\hat{\Phi}_p$ вычисляют методом подстановки, решив p линейных уравнений [4].

10. Оценка параметров скользящего среднего $\hat{\Theta}$

10.1. По известным автоковариациям C_k ряда W_t вычисление модифицированной последовательности ковариации C'_j.

$$C'_j = \begin{cases} \sum_{i=0}^{p}\sum_{k=0}^{p} \hat{\Phi}_{i0}\hat{\Phi}_{k0} C_{|j+i-k|} & p > 0 \quad \left(\hat{\Phi}_{00} = -1\right); \\ C_j & p = 0, \end{cases} \qquad j = \overline{1,q}$$

10.2. Вычисление оценок параметров скользящего среднего при помощи квадратически сходящегося процесса алгоритма Ньютона – Рафсона

$$\tau^{i+1} = \tau^i - \left(T^i\right)^{-1} f^i,$$

где i – очередной шаг итерации (первоначально $i = 0$); $\left(\tau_0 = \sqrt{C_0}, \quad \tau_1 = ... = \tau_q = 0\right)$ – начальные значения;

$$f^i = \left\{ f_1, f_2, ..., f_q, \quad f_j = \sum_{i=0}^{q-i} \tau_i \tau_{i+j} - c'_j; \quad j = \overline{1,q}; \right.$$

$$T = \begin{bmatrix} \tau_0 & \tau_1 & ... & \tau_{q-2} & \tau_{q-1} & \tau_q \\ \tau_1 & \tau_2 & ... & \tau_{q-1} & \tau_q & 0 \\ \tau_2 & \tau_3 & ... & \tau_q & 0 & 0 \\ . & . & & . & . & . \\ . & . & & . & . & . \\ . & . & & . & . & . \\ \tau_q & 0 & & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tau_0 & \tau_1 & \tau_2 & ... & \tau_q \\ 0 & \tau_0 & \tau_1 & ... & \tau_{q-1} \\ 0 & 0 & \tau_0 & ... & \tau_{q-2} \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

10.3. Проверяется условие окончания итеративного процесса. Если $\left|f_j\right| \geq \left(N^1\right)^{-1/2}$, то переход к пункту 10.2 на следующую итерацию, иначе итеративная процедура считается завершенной.

10.4. Вычисление величин по последнему значению τ из пункта 10.2. Оценки параметров скользящего среднего

$$\hat{\Theta}_{j0} = -\tau_j / \tau_0, \quad \text{где} \quad j = \overline{1,q}.$$

Оценка общей константы

$$\hat{\Theta}_{00} = \begin{cases} \overline{W}\left(1 - \sum_{i=1}^{p} \hat{\Phi}_{i0}\right), & \text{при } p > 0; \\ \overline{W}, & \text{при } p = 0. \end{cases}$$

Оценка дисперсии белого шума

$$\hat{\sigma}_{\alpha} = \tau \begin{cases} \tau_0^2, & \text{при } q > 0; \\ C_0 - \sum_{i=1}^{p} \hat{\Phi}_i C_i, & \text{при } q = 0. \end{cases}$$

II. Оценивание модели

Целью оценивания является подгонка выбранной модели к исходным данным для получения эффективной оценки параметров. Для этого используется метод максимального правдоподобия, реализованный оценками наименьших квадратов [5].

1. Прогнозирование назад ряда W_t.

1.1. Вычисление по возвратной рекуррентной формуле

$$e_t = W_t - \sum_{i+1}^{p} \Phi_i W_{t+i} + \sum_{i=1}^{q} \Theta_t e_{t+i},$$

где $t = \overline{1, N^1}$, $e_{N^1+1} = e_{N^1+2} = ... = e_{N^1+q} = 0$;

$$W_{N^1+1} = W_{N^1+2} = ... = W_{N^1+p} = 0;$$

$$e_0 = e_{-1} = e_{-2} = ... = 0.$$

1.2. Вычисление по возвратной рекуррентной формуле W_0, W_{-1}, …, W_{-b}, используя полученное e_1, до затухания W

$$W_t = e_t + \sum_{i=1}^{p} \Phi_i W_{t-1} - \sum_{i=1}^{q} \Theta_i e_{t+i}.$$

2. Вычисление остаточных ошибок a_t рекуррентным расчетом вперед

$$a_t = W_t - \sum_{i=1}^{p} \Phi_i W_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} \Theta_i e_{t-i}, \text{ N1}$$

где $t = \overline{1-b\ N^1}$.

3. Вычисление безусловной суммы квадратов остаточных ошибок

$$S(\Phi, \Theta) = \sum_{t=1-b}^{N^1} a_t^2.$$

4. Вычисление оценок наименьших квадратов. Вычисление параметров, минимизирующих сумму квадратов остаточных ошибок, производится методом оптимизации с ограничениями, предложенным Марквардтом.

Обозначим $\beta = \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_k\}$ все параметры модели, т.е. $\hat{\beta} = (\Phi, \Theta)$. Присвоим $\beta = \beta_0(\Phi\Theta), (\Phi\Theta)$ – полученные выше ограниченные параметры; $\pi = 0{,}01$; $F_2 = 2$ $\varepsilon = (N^1)^{-1/2}$.

4.1. Вычисление производных по ранее полученным остаточным ошибкам.

$$x_{i,t} = \frac{\{a_t(\beta_{1.0}, \beta_{2.0}, ..., \beta_{k.0}) - a_t(\beta_{1.0}, ..., \beta_{i.0} + \pi, ..., \beta_{k.0})\}}{\pi},$$

где $i = \overline{1,k}$; $t = \overline{1, N^1}$.

4.2. Вычисление по известным a_t, $x_{i,t}$ следующих величин: – матрица размером $k \times k$ $A = \{A_{ij}\}$, где $A_{ij} = \sum_{t=1-b}^{n} x_{i,t} x_{j,t}$ – вектор g с элементами g_1, g_2, ..., g_k, где $g_i = \sum_{t=1-b}^{N^1} x_{i,t} a_t$ – нормирующие величины $D_i = \sqrt{A_{ii}}$.

4.3. Вычисление модифицированных (введением нормирующих множителей и наложением ограничений) лианезированных уравнений.

$$A^* h^* = g^*,$$

где $A_{ij}^* = A_{ij} / D_i D_j$, $i \neq j; i \neq j$

$$A_{ij} = 1 + \pi; \quad g_i^* = g_i / D_i.$$

Уравнения решаются относительно h^*. Этот вектор деноминируется для получения поправок параметров $h_j = h_j^* / D_j$.

4.4. Вычисление новых значений параметров $\beta = \beta_0 + h$.

4.5. Вычисление суммы квадратов остаточных ошибок $S(\beta)$.

4.6. Проверка окончания итерации:

– если все $S(\beta) - S(\beta_0) \leq \varepsilon$, то сходимость и переход к следующему пункту;

– если не все $S(\beta) - S(\beta_0) \leq \varepsilon$, то $\beta_0 = \beta, \pi$ уменьшается в F_2 раз и переход на 4.2;

– если $S(\beta) > S(\beta_0)$, то π увеличивается в F_2 раз и переход на пункт 4.1.

5. Вычисление стандартных ошибок и корелляционной матрицы.

5.1. Оценка остаточной дисперсии по полученной на последней итерации суммы квадратов $S(\beta)$

$$\hat{\sigma}_a^2 = \frac{1}{N^1 - p - q} S(\beta).$$

5.2. Вычисление ковариационной матрицы оценок

$$V = \{V_{ij}\} = (X'X)^{-1} \hat{\sigma}_a^2,$$

где X – регрессионная матрица в лианезированной модели, вычисленная на последней итерации в процедуре Маквардта.

5.3. Вычисление стандартных ошибок

$$S_i = \sqrt{V_{ii}},$$

где $i = \overline{1, p+q}$.

5.4. Вычисление корреляционной матрицы

$$R = \{R_{ij}\} = V_{ij} / \sqrt{V_{ii} V_{jj}}.$$

6. Вычисление общей константы

$$\hat{\Theta}_0 = \overline{W}G,$$

где $G = 1 - \sum_{i=1}^{p} \hat{\Phi}_i$.

III. Диагностическая проверка модели

1. Вычисление остаточных автокорреляций по остаточным ошибкам a_i соответствующим оценкам наименьших квадратов

$$r_{aa}(k) = C_{aa}(k) / C_{aa}(0),$$

где $C_{aa}(k) = \frac{1}{N^1} \sum_{t=1}^{N^1-k} \left(a_t - \overline{a}\right)\left(a_{t+k} - \overline{a}\right);$

$$\overline{a} = \frac{1}{N^1} \sum_{t=1}^{N^1} a_t; \quad k = \overline{0, K}.$$

2. Вычисление статистики

$$\chi^2 = n \sum_{k=1}^{K} r_{aa}^2(k).$$

3. Проверка модели.

Если вычисленная статистика x^2 совпадает с табличной статистикой X^2 с $V = K–p – q$ степенями свободы и заданным уровнем вероятности, то значит модель идентифицирована и подогнана верно, если нет – то итеративно изменить параметры модели p и q и перейти к пункту 1.9 [10, 7].

IV. Прогнозирование с помощью подобранной стохастической модели

1. Вычисление прогноза в момент времени t на l шагов вперед

$$z_t(l) = \Theta_0 + \sum_{i=1}^{p+d} \Phi_i z_{t-i+l} - \sum_{j=1}^{q} \Theta_j a_{t-j+l}.$$

2. Вычисление верхних и нижних пределов прогноза

$$z_{t+l}(\pm) = z_t(l) \pm u\sqrt{V(l)},$$

где u = 0,68; 1,65; 1,96; 2,58 в зависимости от того, лежит ли вычисленное значение между этими пределами с вероятностью 0,50; 0,90; 0,95; 0,99 соответственно [7, 8];

$$V(l) = \hat{\sigma} \sum_{j=0}^{l-1} \Psi_j^2 \ \text{(функция дисперсии)},$$

где $\Psi_0 = \begin{cases} 1, & j = 0; \\ \sum_{i=1}^{j} \Phi_t \Psi_{j-i} - \Theta_j, & j \geq 1; \end{cases}; \ i = \overline{1,l}.$

V. Исследование полученных результатов

Если полученный прогноз $z_t(l) < O_Э$, ($O_Э$ – пороговое значение, сформированное ЛПР), тогда информация по i-му объекту, используя идентификационный вектор A_i, выводит на печать для последующего анализа и принятия управленческого решения [9, 6].

Список литературы

1. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов / под ред. Ю.К. Беляева. – М.: Мир, 1976. – 755 с.

2. Аоки М. Введение в методы оптимизации: пер. с англ. – М.: Наука, 1977. – 344 с.

3. Апраушева Н.И. Новый подход к обнаружению кластеров. – М.: ВЦ РАН, 1993. – 63 с.

4. Банди Б. Методы оптимизации. – М.: Радио и связь, 1988. – 128 с.

5. Громов Ю.Ю., Яковлев А.В., Иванова О.Г., Тихомирова А.А.. Исследование структуры сложных информационных систем в условиях нечеткости на основе коэффициента эмерджентности // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2013. – № 7 – С. 6–12.

6. Сараев П.В., Галкин А.В. Algorithms and software of neurostructural modeling of dynamical systems // Modern informatization problems in economics and safety: Proc. pf the XVIII-th International Open Science Conferenc. – Lorman, MS, USA:Science Book Publishing House, 2013.

7. Сумин В.И., Смоленцева Т.Е., Колыхалин В.М. Описание функционирования информационного процесса сложных систем // Современные проблемы науки и образования. – 2015. – № 1.

8. Сумин В.И., Смоленцева Т.Е., Дыбова М.А. Методика группирования базовой информации для информационных процессов сложных систем // Фундаментальные исследования. – 2015. – № 2 (часть 5). – С. 931–934.

9. Hayes R.M. Information and productivity // IRCHIE. – 1980. – № 6(1–2). – P. 21–35.

10. Kenneth C. Laudon, Jane Price Laudon, Management Information Systems: New Approaches to Organization and Technology, Prentice Hall, 1998.

References

1. Anderson T. Statisticheskij analiz vremennyh rjadov / pod red. Ju.K. Beljaeva. M.: Mir, 1976. 755 p.

2. Aoki M. Vvedenie v metody optimizacii: per. s angl. M.: Nauka, 1977. 344 p.

3. Aprausheva N.I. Novyj podhod k obnaruzheniju klasterov. M.: VC RAN, 1993. 63 p.

4. Bandi B. Metody optimizacii. M.: Radio i svjaz, 1988. 128 p.

5. Gromov Ju.Ju., Jakovlev A.V., Ivanova O.G., Tihomirova A.A.. Issledovanie struktury slozhnyh informacionnyh sistem v uslovijah nechetkosti na osnove kojefficienta jemerdzhentnosti // Pribory i sistemy. Upravlenie, kontrol, diagnostika. 2013. no. 7 pp. 6–12.

6. Saraev P.V., Galkin A.V. Algorithms and software of neurostructural modeling of dynamical systems // Modern informatization problems in economics and safety: Proc. pf the XVIII-th International Open Science Conferenc. Lorman, MS, USA:Science Book Publishing House, 2013.

7. Sumin V.I., Smolenceva T.E., Kolyhalin V.M. Opisanie funkcionirovanija informacionnogo processa slozhnyh sistem // Sovremennye problemy nauki i obrazovanija. 2015. no. 1.

8. Sumin V.I., Smolenceva T.E., Dybova M.A. Metodika gruppirovanija bazovoj informacii dlja informacionnyh processov slozhnyh sistem // Fundamentalnye issledovanija. 2015. no. 2 (chast 5). pp. 931–934.

9. Hayes R.M. Information and productivity // IRCHIE. 1980. no. 6(1–2). pp. 21–35.

10. Kenneth C. Laudon, Jane Price Laudon, Management Information Systems: New Approaches to Organization and Technology, Prentice Hall, 1998.