УДК 681.51.015

МОДИФИЦИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ ТЕКУЩЕГО РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА В ЗАДАЧАХ ИДЕНТИФИКАЦИИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

РУДЕНКО О.Г., ТЕРЕНКОВСКИЙ И.Д., ШТЕФАН А., ОДА Г.А.

Предлагается модификация алгоритма текущего регрессионного анализа для решения задачи оценивания нестационарных параметров модели псевдолинейной регрессии. Определяются условия сходимости разработанного алгоритма.

1. Введение

Широко используемые в настоящее время математические методы прогнозирования требуют наличия адекватной математической модели поведения прогнозируемого процесса. При этом качество используемой модели определяет точность процесса прогнозирования. Таким образом, выбор и обоснование математической модели являются узловыми вопросами математического прогнозирования [1].

В свою очередь выбор и обоснование модели прогнозируемого процесса представляет собой задачу идентификации, решение которой зависит от соотношения объема априорной (о структуре и параметрах процесса) и апостериорной (измерительной) информации. Достаточно удобным является описание процесса ARMAX-моделью [2], которая может быть сведена к модели псевдолинейной регрессии

$$y_n = c_n^{*T} x_n + \xi_n . \tag{1}$$

После получения информации об n последовательных измерениях векторной x_n и скалярной y переменных модель (1) приобретает вид

$$Y_n = X_n c_n^* + \Xi_n , \tag{2}$$

где $Y_n = \left(y_1, y_2, \ldots, y_n\right)^T$ – вектор $n \times 1$;

$X_n = \left(x_1^T, x_2^T, \ldots, x_n^T\right)^T$ – матрица $n \times N$;

$c_n^* = \left(c_{n,1}^*, c_{n,2}^*, \ldots, c_{n,N}^*\right)^T$ – вектор искомых, в общем случае нестационарных, параметров $N \times 1$; $\Xi_n = \left(\xi_1, \xi_2, \ldots, \xi_n\right)^T$ – вектор помех $n \times 1$; $n = 0, 1, 2, \ldots$ – дискретное время.

Если искомые параметры с течением времени не изменяются, $c_n^* = \text{const}$, то для их оценивания успешно используется МНК, если же $c_n^* = \text{var}$, то построение модели осуществляется с помощью рекуррентных алгоритмов, основанных на МНК и содержащих некий механизм, с помощью которого вновь поступившей информации придается большее значение по сравнению с устаревшей. Наиболее распространенный среди них – рекуррентный МНК (РМНК) с экспоненциальным взвешиванием информации [3].

Как показано в работах [4,5], достаточно эффективными являются рекуррентные алгоритмы текущего регрессионного анализа (алгоритмы РМНК со скользящим окном), которые на каждом шаге итерационного процесса уточнения оценок используют ограниченное число наблюдений и имеют вид

$$c_{n|L} = \left(X_{n|L}^T X_{n|L}\right)^{-1} X_{n|L}^T Y_{n|L} . \tag{3}$$

Здесь $Y_{n|L} = \left(y_{n-L+1}, y_{n-L+2}, \ldots, y_n\right)^T$ – матрица $L \times 1$;

$X_{n|L} = \left(x_{n-L+1}^T, x_{n-L+2}^T, \ldots, x_n^T\right)^T$ – матрица $L \times N$;

$L = \text{const} \ge N$ – число используемых в алгоритме наблюдений (память алгоритма, величина окна).

В настоящей работе предлагается и исследуется модифицированный алгоритм РМНК, использующий ограниченное число наблюдений и экспоненциальное взвешивание информации. Оценка на n-м шаге, получаемая с помощью такого алгоритма, может быть представлена так:

$$c_{n|L} = \left(X_{n|L}^T A_L X_{n|L}\right)^{-1} X_{n|L}^T A_L Y_{n|L} , \tag{4}$$

где

$$A_L = \begin{pmatrix} \lambda^{L-1} & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \lambda & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & 1 \end{pmatrix} - \tag{5}$$

матрица весов $L \times L$; $0 < \lambda \le 1$ – параметр взвешивания.

2. Рекуррентная форма алгоритма

При получении рекуррентной формы оценок (3), (4) необходимо учитывать следующее.

Особенностью алгоритмов с $L = \text{const}$ является то, что используемые при построении оценок матрицы и векторы наблюдений на каждом шаге оценивания формируются таким образом: в них включается информация о вновь поступивших измерениях и исключается информация о наиболее старых. В зависимости от того, как формируются эти матрицы и векторы (добавляется ли сначала новая информация, а затем исключается устаревшая либо же сначала исключается устаревшая, а затем добавляется новая), возможны две рекуррентные формы оценки.

Получение новой информации (добавление нового измерения) приводит к вычислению оценки, которая по аналогии с (4) может быть записана следующим образом:

$$c_{n+1|L+1} = \left(X_{n+1|L+1}^T A_{L+1} X_{n+1|L+1}\right)^{-1} X_{n+1|L+1}^T A_{L+1} Y_{n+1|L+1} , \tag{6}$$

где

$$Y_{n+1|L+1} = \begin{pmatrix} Y_{n|L} \\ \hline y_{n+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{n-L+1} \\ \hline Y_{n+1|L} \end{pmatrix} \tag{7}$$

– вектор $(L+1) \times 1$;

$$X_{n+1|L+1} = \begin{pmatrix} X_{n|L} \\ \hline x_{n+1}^T \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{n-L+1}^T \\ \hline X_{n+1|L} \end{pmatrix} \tag{8}$$

$-$ матрица $(L+1)\times N$;

$$A_{L+1} = \left(\begin{array}{c:c} \lambda A_L & 0 \\ \hdashline 0 & 1 \end{array}\right) = \left(\begin{array}{c:c} \lambda^L & 0 \\ \hdashline 0 & A_L \end{array}\right) \tag{9}$$

$-$ матрица $(L+1)\times(L+1)$.

Так как на каждом такте при построении оценки используется $L = \text{const}$, то рассмотрим случай, когда сначала добавляются новые измерения, а затем исключаются устаревшие.

Рекуррентная форма оценки (6) может быть получена стандартными способами с использованием блочного представления векторов и матриц (7)-(9), позволяющего переписать (6) так:

$$c_{n+1|L+1} = \left(X_{n|L}^T \lambda A_L X_{n|L} + x_{n+1}x_{n+1}^T\right)^{-1} \times$$
$$\times \left(\begin{array}{c:c} X_{n|L}^T & x_{n+1} \end{array}\right) \left[\begin{array}{c:c} \lambda A_L & 0 \\ \hdashline 0 & 1 \end{array}\right] \left[\begin{array}{c} Y_{n|L} \\ \hdashline y_{n+1} \end{array}\right].$$

Обозначив

$$P_{n+1|L+1}^{-1} = X_{n+1|L+1} A_{L+1} X_{n+1|L+1}, \tag{10}$$

с учетом (8), (9) имеем

$$P_{n+1|L+1}^{-1} = \lambda P_{n|L}^{-1} + x_{n+1}x_{n+1}^T. \tag{11}$$

Применяя к (11) лемму об обращении матриц [6], получаем

$$P_{n+1|L+1} = \frac{1}{\lambda}\left[P_{n|L} - \frac{P_{n|L}x_{n+1}x_{n+1}^T P_{n|L}}{\lambda + x_{n+1}^T P_{n|L} x_{n+1}}\right]. \tag{12}$$

Подстановка (12) в (6) и несложные преобразования приводят к следующему рекуррентному соотношению:

$$c_{n+1|L+1} = c_{n|L} + \frac{P_{n|L}x_{n+1}}{\lambda + x_{n+1}^T P_{n|L} x_{n+1}}\left(y_{n+1} - c_{n|L}^T x_{n+1}\right). \tag{13}$$

Полученные соотношения (12), (13) описывают процессы вычисления матрицы и уточнения оценок при накоплении информации.

Соотношения, соответствующие сбору устаревшей информации, легко могут быть получены аналогично, если учесть, что вследствие (8), (9)

$$\begin{aligned} &P_{n+1|L}^{-1} = \\ &= X_{n+1|L}^T A_L X_{n+1|L} = P_{n+1|L+1}^{-1} - \lambda^L x_{n-L+1}x_{n-L+1}^T, \end{aligned} \tag{14}$$

$$P_{n+1|L} = P_{n+1|L+1} + \frac{\lambda^L P_{n+1|L+1}x_{n-L+1}x_{n-L+1}^T}{1 - \lambda^L x_{n-L+1}^T P_{n+1|L+1} x_{n-L+1}}. \tag{15}$$

Учитывая, что

$$c_{n+1|L} = \left(X_{n+1|L}^T A_L X_{n+1|L}\right)^{-1} X_{n+1|L}^T A_L Y_{n+1|L}, \tag{16}$$

подстановка (14), (15) в (16) дает

$$\begin{aligned} c_{n+1|L} = c_{n+1|L+1} - &\frac{\lambda^L P_{n+1|L+1}x_{n-L+1}}{1 - \lambda^L x_{n-L+1}^T P_{n+1|L+1} x_{n-L+1}} \times \\ &\times \left(y_{n-L+1} - c_{n+1|L+1}^T x_{n-L+1}\right). \end{aligned} \tag{17}$$

Таким образом, рекуррентный алгоритм оценивания, полученный путем добавления новой информации и последующего исключения устаревшей, описывается соотношениями (12), (13), (15), (17).

3. Сходимость алгоритма

Для исследования сходимости алгоритма (12), (13), (15), (17) введем функцию Ляпунова:

$$v_{n+1|L} = Q_{n+1|L}^T P_{n+1|L}^{-1} Q_{n+1|L}, \tag{18}$$

где $Q_{n+1|L} = c_{n+1|L} - c^*$ $-$ ошибка идентификации.

Вычитая из обеих частей (17) c^* с учетом (1), запишем алгоритм относительно ошибок идентификации:

$$Q_{n+1|L} = \left(I + \frac{\lambda^L P_{n+1|L}x_{n-L+1}x_{n-L-1}^T}{1 - \lambda^L x_{n-L+1}^T P_{n+1|L} x_{n-L+1}}\right) Q_{n+1|L+1}, \tag{19}$$

где I $-$ единичная матрица $N \times N$.

Кроме того, принимая во внимание (15), соотношение (19) можно переписать следующим образом:

$$Q_{n+1|L} = P_{n+1|L} P_{n+1|L+1}^{-1} Q_{n+1|L+1}. \tag{20}$$

Аналогично записывая (13) относительно ошибок идентификации и учитывая (12), получаем

$$\begin{aligned} Q_{n+1|L+1} &= \left(I - \frac{P_{n|L}x_{n+1}x_{n+1}^T}{\lambda + x_{n+1}^T P_{n|L} x_{n+1}}\right) Q_{n|L} = \\ &= \lambda P_{n+1|L+1} P_{n|L}^{-1} Q_{n|L}. \end{aligned} \tag{21}$$

Подстановка (21) в (20) дает

$$Q_{n+1|L} = \lambda P_{n+1|L} P_{n|L}^{-1} Q_{n|L}. \tag{22}$$

Тогда

$$v_{n+1|L} = \lambda^2 Q_{n|L}^T P_{n|L}^{-1} P_{n+1|L} P_{n|L}^{-1} Q_{n|L}, \tag{23}$$

а приращение функции Ляпунова равно

$$\Delta v_{n+1|L} = v_{n+1|L} - v_{n|L} = Q_{n|L}^T P_{n|L}^{-1}\left[\lambda^2 P_{n+1|L} P_{n|L}^{-1} - I\right] Q_{n|L}. \tag{24}$$

Подставляя в (24) выражения для $P_{n+1|L}$ и $P_{n|L}^{-1}$ и проводя несложные преобразования, получаем

$$\begin{aligned} &\Delta v_{n+1|L} = (\lambda - 1) v_{n|L} - \\ &-\lambda \left\{ \frac{\left(\lambda - \lambda^L x_{n-L+1}^T P_{n|L} x_{n-L+1}\right) e_{n+1}^2 + 2\lambda^L x_{n-L+1}^T P_{n|L} x_{n+1} e_{n+1} e_{n-L+1} - }{\left(\lambda - \lambda^L x_{n-L+1}^T P_{n|L} x_{n-L+1}\right)\left(x_{n+1}^T P_{n|L} x_{n+1} + \lambda\right) + } \cdots \right. \\ &\left. \cdots \frac{\lambda^L \left(x_{n+1}^T P_{n|L} x_{n+1} + \lambda\right) e_{n-L+1}^2}{+\lambda^L \left(x_{n+1}^T P_{n|L} x_{n+1}\right)^2} \right\}. \end{aligned} \tag{25}$$

Здесь $e_{n+1} = y_{n+1} - c_{n|L}^T x_{n+1}$; $e_{n-L+1} = y_{n-L+1} - c_{n|L}^T x_{n-L+1}$.

Для сходимости алгоритма необходимо выполнения условия

$$\Delta v_{n+1|L} \le 0. \tag{26}$$

Так как $\lambda < 1$, то первое слагаемое в первой части (25) отрицательно. Рассмотрим второе слагаемое.

Перепишем его числитель в виде

$$\left(\lambda-\lambda^{L}x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}\right)e_{n+1}^{2}+$$
$$+2\lambda^{L}x_{n-L+1}^{T}p_{n|L}x_{n+1}e_{n+1}e_{n-L+1}-$$
$$-\lambda^{L}\left(x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}+\lambda\right)e_{n-L+1}^{2}=\lambda e_{n+1}^{2}+\lambda^{L}A,$$

где

$$A=x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}e_{n+1}^{2}-2x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}e_{n+1}e_{n-L+1}+$$
$$+x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}e_{n-L+1}^{2}+\lambda e_{n-L+1}^{2}. \tag{27}$$

Но так как $\lambda^{L}>0$ и

$$x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}e_{n+1}^{2}-2x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}e_{n+1}e_{n-L+1}+$$
$$+x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}e_{n-L+1}^{2}=\left(e_{n+1}x_{n-L+1}-e_{n-L+1}x_{n+1}\right)^{T}\times$$
$$\times P_{n|L}\left(e_{n+1}x_{n-L+1}-e_{n-L+1}x_{n+1}\right)\geq 0,$$

то A>0 ($A=0$ только в случае $e=0$).

Знаменатель анализируемого слагаемого можно представить так:

$$\lambda+x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}-\lambda^{L}B,$$

где

$$B=\left(\lambda x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}+x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}-\right.$$
$$\left.-\left(x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}\right)^{2}\right). \tag{28}$$

Учитывая неравенство Коши-Шварца-Буняковского [6], которое в нашем случае имеет вид

$$x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}\geq$$
$$\geq x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1},$$

получаем, что $B>0$.

Для выполнения условий сходимости алгоритма (12), (13), (15), (17) необходимо, чтобы числитель и знаменатель имели одинаковые знаки. С учетом всего сказанного выше это можно записать следующим образом:

$$\frac{A'-\lambda^{L}}{B'-\lambda^{L}}\geq 0,$$

где $\quad A'=\dfrac{\lambda e_{n+1}^{2}}{A},$

$$B'=\frac{\lambda+x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}}{B}. \tag{29}$$

Определим разность $A'-B'$. Подстановка выражений для A и B и несложные преобразования дают

$$A'-B'=$$
$$=-\frac{\left(x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}e_{n+1}+\lambda e_{n-L+1}-x_{n-L+1}^{T}P_{n|L}x_{n-L+1}e_{n+1}\right)^{2}}{AB}\leq 0,$$

$B'>A'$.

Таким образом, при выполнении условия

$$0<\lambda^{L-1}<A', \tag{30}$$

либо условия

$$B'<\lambda^{L}, \tag{31}$$

где A' и B' определяются в соответствии с (27)–(29), в алгоритме (12), (13), (15), (17) $\Delta v_{n+1|L}\leq 0$,

$$Q_{n+1|L}^{T}P_{n+1|L}^{-1}Q_{n+1|L}\leq Q_{n|L}^{T}P_{n|L}^{-1}Q_{n|L}\leq\cdots\leq Q_{0}^{T}P_{0}^{-1}Q_{0}. \tag{32}$$

Однако с ростом L величина λ^{L} уменьшается и условие (31) может нарушаться. Поэтому для обеспечения сходимости алгоритма λ^{L} должно удовлетворять условию (30). Выбор $L=n$ приводит к РМНК с экспоненциальным взвешиванием, для которого, как нетрудно заметить, условие (30) выполняется.

Чтобы рассматриваемая функция Ляпунова была неотрицательной, необходима положительная определенность матрицы P^{-1}. Рассмотрим пошаговое изменение этой матрицы.

Использование соотношений (11), (14) позволяет записать $P_{n+1|L}^{-1}=\lambda P_{n|L}^{-1}+x_{n+1}x_{n+1}^{T}-\lambda^{L}x_{n-L+1}x_{n-L+1}^{T}$.

Если на n-м шаге матрица $P_{n|L}^{-1}$ является положительно определенной, то в случае положительной определенности матрицы $x_{n+1}x_{n+1}^{T}-\lambda^{L}x_{n-L+1}x_{n-L+1}^{T}$ матрица $P_{n+1|L}^{-1}$ также будет положительно определенной.

Умножая справа на $Q_{n+1|L}^{T}$ и слева на $Q_{n+1|L}$ указанное приращение матрицы и используя введенные в (25) обозначения, а также принимая во внимание (23), получаем

$$Q_{n+1|L}^{T}\left(x_{n+1}x_{n+1}^{T}-\lambda^{L}x_{n-L+1}x_{n-L+1}^{T}\right)Q_{n+1|L}=e_{n+1}^{2}-\lambda^{L}e_{n-L+1}^{2}>$$
$$>\frac{\left(e_{n+1}x_{n-L+1}-e_{n-L+1}x_{n+1}\right)^{T}P_{n|L}\left(e_{n+1}x_{n-L+1}-e_{n-L+1}x_{n+1}\right)e_{n+1}^{2}}{\left(e_{n+1}x_{n-L+1}-e_{n-L+1}x_{n+1}\right)^{T}P_{n|L}\left(e_{n+1}x_{n-L+1}-e_{n-L+1}x_{n+1}\right)+\lambda e_{n-L+1}^{2}}>0,$$

в случае положительной определенности $P_{n|L}$ матрица $x_{n+1}x_{n+1}^{T}-\lambda^{L}x_{n-L+1}x_{n-L+1}^{T}$ будет положительно определенной.

Следовательно, для рассматриваемого алгоритма функция Ляпунова (18) будет неотрицательной и ограниченной. Ее ограничивает $v_{O|L}$:

$$v_{n+1|L}\leq v_{O|L}-\sum_{i=1}^{n+1}\Delta v_{i|L},$$

а выбор положительно определенной матрицы начальных значений $P_{O|L}$ обеспечивает сходимость алгоритма (12), (13), (15), (17).

Из (25) следует, что

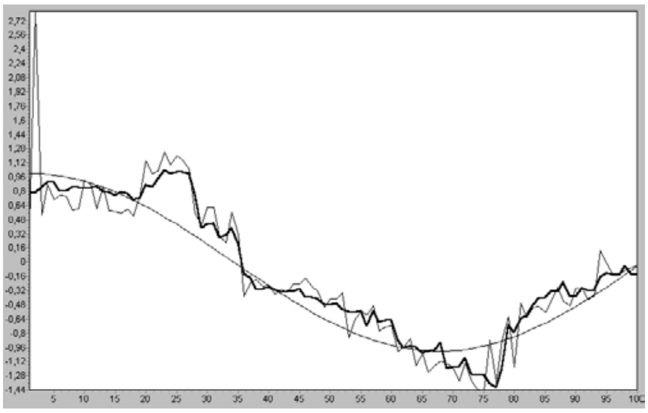
$$\lim_{n\to\infty}\frac{\lambda e_{n+1}^{2}+\lambda^{L}A}{\lambda+x_{n+1}^{T}P_{n|L}x_{n+1}-\lambda^{L}B}=0.$$

Здесь A и B определяются выражением (27) и (28) соответственно.

4. Моделирование

На рисунке приведены результаты моделирования работы предложенного алгоритма при оценивании параметра c_n^*, изменяющегося по гармоническому закону. При моделировании предполагалось $N = 5$, $x \sim N(0,1)$. Тонкая линия на графике соответствует настройке параметров по алгоритму РМНК с экспоненциальным взвешиванием при $\lambda = 0{,}997$, жирная– по предлагаемому алгоритму с $\lambda = 0{,}997$ и $L = 8$.

Как видно из рисунка, алгоритм (12), (13), (15), (17) обеспечивает лучшее отслеживание изменяющихся параметров.



5. Заключение

Предложенный рекуррентный алгоритм оценивания является сходящимся при выполнении условия (30), которое, как показывают результаты исследований, выполняется практически всегда. Наличие в алгоритме двух свободно выбираемых параметров λ и L, оптимальные значения которых [5] зависят от степени нестационарности исследуемого объекта и уровня помех, требует проведения дополнительных исследований для выработки рекомендаций по их выбору.

Литература: 1. *Растригин Л.А., Понаморев Ю.П.* Экстраполяционные методы проектирования и управления. М.: Машиностроение, 1986. 120 с. 2. *Sin K.S., Goodwin G.C., Bitmead R.R.* An adaptive d-step ahed predictor based on least squares // IEEE Trans. Autom. Control, AC-25, 1980. P. 1161-1165. 3. *Изерман Р.* Цифровые системы управления. М.: Мир. 1984. 541с. 4. *Перельман И.И.* Оперативная идентификация объектов управления. М.: Энергоиздат, 1982. 272 с. 5. *Ли-Бероль Б.Д., Руденко О.Г.* Выбор ширины окна в алгоритме текущего регрессионного анализа // Доповіді НАН України, 1996. №3. С.69-73. 6. *Гантмахер Ф.Р.* Теория матриц. М.: Наука, 1967. 575 с.

Поступила в редколлегию 06.12.1998

Рецензент: д-р техн. наук Бодянский Е.В.

Руденко Олег Григорьевич, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы, искусственные нейронные сети. Адрес: Украина. 310166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-54.

Теренковский Иван Дмитриевич, аспирант кафедры ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: процессы управления. Адрес: Украина, 310166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-54.

Штефан Андреас, доктор-инженер, руководитель фирмы “Д-р Штефан и партнеры. Программное и компьютерное обеспечение”. Научные интересы: адаптивные системы. Адрес: BRD, D-98693, Ilmenau, Grenzhammer, 8. Tel. (3677)84-10-67.

Ода Гассан Адан, аспирант кафедры ЭВМ ХТУРЭ. Научные интересы: адаптивные системы. Адрес: Украина, 310166, Харьков, пр. Ленина, 14, тел. 40-93-54.

УДК 519.711

СИСТЕМОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ЦЕЛЕЙ И ЗАДАЧ СИСТЕМЫ ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ И ЛОКАЛИЗАЦИИ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ

ГИРЕНКО П.И., ПЕТРОВ Э.Г.

Формулируется глобальная цель системы, проводится ее структуризация по затратам на функционирование и потерям из-за ЧС. Устанавливается взаимосвязь затрат и потерь, определяются пути достижения цели системы, синтезируются критерии оценки эффективности их достижения.

В последние десятилетия во всем мире наблюдается непрерывный рост числа техногенных и природных катастроф и чрезвычайных ситуаций (ЧС), что ведет к социальным и экономическим потерям. Указанную тенденцию для техногенных ЧС можно объяснить непрерывным усложнением технологических процессов, стремлением повысить их эффективность за счет использования критических режимов, ростом концентрации и единичной мощности оборудования, интенсификацией всех процессов. В целом это приводит к усложнению процессов управления, повышению вероятности отказов оборудования и ошибок операторов. Кроме того, рост плотности населения, повышение ценности земли приводит к заселению и хозяйственному использованию рисковых зон - сейсмо, цунами, лавиноопасных, геологически и гидрологически неблагоприятных территорий. В сочетании с интенсивным демографическим и техногенным давлением на окружающую среду это приводит к росту природных ЧС [1].

В этих условиях многие страны, в том числе Украина, создают национальные системы предупреждения и локализации ЧС. Настоящая статья посвящена системологическому анализу целей такой системы, путей их достижения и задач, которые необходимо для этого решать на региональном (областном) уровне.

Глобальной целью региональной системы предупреждения и локализации ЧС является минимизация суммарных социально-экономических потерь из-за ЧС. Эти потери состоят из следующих компонент.

1. Затраты на создание и поддержание в работоспособном состоянии системы предупреждения, локализации и ликвидации последствий ЧС. Это капитальные и эксплуатационные затраты на создание региональной, территориально-распределенной организационной специализированной системы, обучение и содержание кадров, создание и хранение запасов специальных материально-технических ресурсов.

2. Затраты на предупреждение (профилактику) ЧС.

3. Социально-экономические потери, обусловленные возникновением и развитием ЧС.

4. Затраты на локализацию ЧС, т.е. на целенаправленные действия в целях ликвидации или огра-