УДК 519.6
DOI: 10.15587/2312-8372.2015.54189

Грицюк В. И.

НЕЧЕТКИЙ РОБАСТНЫЙ РЕГРЕССИОННЫЙ АНАЛИЗ ДЛЯ НЕЧЕТКИХ ВХОДНЫХ И ВЫХОДНЫХ ДАННЫХ

В множественном регрессионном анализе очень важен анализ данных. Если набор данных имеет выбросы, используют робастные методы оценки параметров. Когда входные данные нечеткие и набор данных имеет выбросы, весовая матрица определяется по отношению к функции принадлежности. Нечеткая робастная регрессия исследуется вместо только метода наименьших квадратов либо только робастных методов.

Ключевые слова: *робастная регрессия, нечеткая регрессия, функция принадлежности.*

1. Введение

Наблюдения, которые имеют большие остатки, чем другие, называются выбросами. Статистическая процедура называется робастной, если она нечувствительна к появлению больших ошибок в данных. В таких случаях робастные методы предпочтительнее метода наименьших квадратов (LS). Нечеткий регрессионный анализ — это регрессионный анализ, который применяется для вычисления функциональных соотношений между зависимыми и независимыми переменными в случае нечетких событий.

Поэтому, актуальным является создание объединенных методов робастного и нечеткого метода наименьших квадратов для минимизации негативных воздействий выбросов на модель.

2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

В этой статье автор рассматривает множественную регрессионную модель, когда зависимые и независимые переменные представлены треугольными нечеткими числами и оценки параметров четкими числами. Tanaka предложил изучение линейной регрессии в нечеткой модели [1]. Однако, приближение Танака может давать некорректную интерпретацию результатов нечеткой линейной регрессии, когда набор данных содержит выбросы.

Yang и Liu предложили алгоритм нечетких наименьших квадратов для моделей линейной регрессии [2]. Этот алгоритм робастный против выбросов для простой регрессии. В этом алгоритме ортогональные условия добавлены для решения проблемы оптимизации. В работе Rousseeuw рассматривается простая регрессионная модель [3]. Кроме этого, зависимая и независимая переменные представлены как четкие (crisp) числа и оценки параметров четкие числа. В этой статье автор рассматривает множественную регрессионную модель, когда зависимые и независимые переменные представлены треугольными нечеткими числами и оценки параметров четкие числа.

3. Объект, цель и задачи исследования

Объект исследования — процесс разработки объединенных методов робастного и нечеткого метода наименьших квадратов.

Целью настоящей работы является исследование и разработка объединенных методов робастного и нечеткого метода наименьших квадратов, в которых возможные негативные последствия выбросов на модели сведено к минимуму.

Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

— анализ известных методов М-оценок, сглажено-сниженных М-оценок;
— разработка объединенных методов робастной и нечеткой регрессии;
— получение результатов моделирования по сравнению методов Хьюбера, Хампеля, Тьюки, Андрюса, ψ фнкции, МНК и с применением разработанного объединенного метода робастной и нечеткой регрессии.

4. Материал и результаты исследования робастной и нечеткой регрессии, результаты моделирования

4.1. Робастные методы. М-оценивание основано на идее замены квадратов остатков, используемых в оценке МНК, другой функцией остатков, получая:

$$\min_{\theta}\sum_{i=1}^{n}\rho(r_i), \tag{1}$$

где ρ является симметричной функцией с минимумом в нуле:

1) $\rho(0)=0$;
2) $\rho(t)\geq 0$;
3) $\rho(t)=\rho(-t)$;
4) for $0\prec t_1\prec t_2\Rightarrow\rho(t_1)\leq\rho(t_2)$;
5) ρ — непрерывная.

Дифференцируя уравнение (1) по отношению к коэффициентам регрессии, получаем:

$$\sum_{i=1}^{n}\psi(r_i)x_{ij}=0,\ j=1,2,\dots,p, \tag{2}$$

$$\sum_{i=1}^{n}\psi\left(r_i/\hat{\sigma}\right)x_{ij}=0,\ j=1,2,\dots,p, \tag{3}$$

где ψ является производной от ρ и x_i является вектор-строкой объясняющих переменных i-го наблюдения. М-оценка получается путем решения системы 'p' нелинейных уравнений. Решение не эквивариантно относительно масштабирования. Таким образом, остатки должны быть стандартизированы с помощью некоторой оценки стандартного отклонения σ, так что, они должны быть оценены одновременно. Одна возможность состоит в использовании медианы абсолютных отклонений (MAD). Шкала оценки: $\hat{\sigma}=1{,}483\,med_i\left|r_i\right|$. Умножение на 1,483 сделано так, что для нормально распределенных данных $\hat{\sigma}$ является оценкой стандартного отклонения. Соответствующая W-функция (весовая функция) для любого ρ затем определяется, как:

$$\omega(t_i)=\frac{\psi(t_i)}{t_i}. \tag{4}$$

Используя эти W-функции в МНК, автор статьи получает взвешенный метод наименьших квадратов (WLS) и полученные оценки называются взвешенными оценками (Hoaglin и др.). Взвешенные оценки вычисляются путем решения уравнений, где W является диагональной квадратной матрицей, имеющей диагональные элементы в качестве весов.

$$\hat{\beta}=\left(X^TWX\right)^{-1}X^TWy, \tag{5}$$

где ψ — функция Хьюбера определяется, как [4, 5]:

$$\psi(t)=\begin{cases}-a, & t<-a,\\ t, & -a\le t\le a,\\ a, & t>a,\end{cases} \tag{6}$$

где a — так называемая константа настройки (a = 1,5).

Сниженные М-оценки. Сниженные М-оценки были введены Hampel, который использовал три части сниженных оценок с ρ-функциями, ограниченная ψ-функция принимает значение 0 для больших (Хампель и др., 1986) $|t|$ [6]. Состоящая из трех частей сниженная ψ-функция Хампеля определяется, как:

$$\psi(t)=\begin{cases}\operatorname{sgn}(t)|t|, \text{ если } 0\le|t|<a,\\ a\operatorname{sgn}(t), \text{ если } a\le|t|<b,\\ \left\{(c-|t|)/(c-b)\right\}a\operatorname{sgn}(t), \text{ если } b\le|t|<c,\\ 0,\ A\le|t|,\end{cases} \tag{7}$$

где a = 1,7; b = 3,4; c = 8,5 (Hoaglin и др.). Возникает потребность в ψ-функции сглаженно сниженной природы. Некоторые сглаженно сниженные М-оценки были предложены разными авторами. Улучшения были получены Эндрюсом (Andrews, 1974) и Тьюки (Mosteller и Tukey 1977; Hoaglin и др, 1983) [6], которые использовали волновые оценки (также называемые синус-оценки) и бивейт оценки, соответственно. Волна Эндрюса и бивейт оценки Тьюки являются сглажено сниженными ψ-функциями. Кадир (1996) [6] предложил ψ-функцию, с весовой функцией бета-функцией с $\alpha=\beta$. Волновая функция Эндрюса (a = 1,5):

$$\psi(t)=\begin{cases}a\sin\left(\dfrac{t}{a}\right),\ |t|\le\pi a,\\ 0,\ |t|>\pi a.\end{cases} \tag{8}$$

Бивейт функция Тьюки:

$$\psi(t)=\begin{cases}t\left[1-\left(\dfrac{t}{a}\right)^2\right]^2,\ |t|\le a,\\ 0,\ |t|>a,\end{cases} \tag{9}$$

где a = 4,685.

Новая ψ-функция. Новая ρ-функция, предложена в семействе гладко сниженных М-оценок [6]. ψ-функция, связанная с этой ρ-функцией, достигает гораздо большей линейности в центральной части прежде, чем она спадает, по сравнению с другими ψ-функциями, такими, как синус Эндрюса, бивейт Тьюки и Кадира бета-функция, в результате ее повышенной эффективности. Многократно ревзвешенный метод наименьших квадратов (IRLS) на основе предложенной ρ-функции явно обнаруживает выбросы и игнорирует выбросы, которые уточняются при последующем анализе. Метод действительно достигает целей, ради которых он построен, потому что дает улучшенные результаты во всех ситуациях и способен выдержать значительное количество выбросов. Предлагаемая ψ-функция [6] приведена ниже:

$$\psi(t)=\begin{cases}\dfrac{2t}{3}\left(1-\left(\dfrac{t}{a}\right)^4\right)^2, \text{ если } |t|\le a,\\ 0, \text{ если } |t|>a,\end{cases} \tag{10}$$

где a — константа настройки (a = 2) и для i-го наблюдения переменная t — остатки, шкалированные MAD.

ρ-функция, соответствующая ψ-функции, приведенной выше, удовлетворяет стандартным свойствам, как правило связанным с обоснованной целевой функцией.

Выбросы обладают большими остатками при робастной подгонке, поэтому помимо нечувствительности к выбросам, оценки робастной регрессии легко определяют выбросы. Остатки из LS не могут быть использованы для этих целей, так как выбросы могу обладать очень малыми LS остатками [7].

4.2. Нечеткий робастный регрессионный анализ. Рассматривается множественная регрессионная модель. Для получения начальных оценок применим формулы [8]:

$$\hat{\beta}=\left(X^TX+A^TA+B^TB\right)^{-1}\left(X^TY+A^TC+B^TD\right), \tag{11}$$

где:

$$X=\begin{bmatrix}1 & x_{11} & \cdots & x_{1p}\\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np}\end{bmatrix},\quad Y=\begin{pmatrix}y_1\\ y_2\\ \vdots\\ y_n\end{pmatrix},$$

$$A=\begin{bmatrix}1 & x_{11}-\underline{\xi}_{11} & \cdots & x_{1p}-\underline{\xi}_{1p}\\ 1 & x_{21}-\underline{\xi}_{21} & \cdots & x_{2p}-\underline{\xi}_{2p}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & x_{n1}-\underline{\xi}_{n1} & \cdots & x_{np}-\underline{\xi}_{np}\end{bmatrix},$$

$$B=\begin{bmatrix}1 & x_{11}+\bar{\xi}_{11} & \cdots & x_{1p}+\bar{\xi}_{1p}\\ 1 & x_{21}+\bar{\xi}_{21} & \cdots & x_{2p}+\bar{\xi}_{2p}\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 1 & x_{n1}+\bar{\xi}_{n1} & \cdots & x_{np}+\bar{\xi}_{np}\end{bmatrix},$$

$$C=\begin{bmatrix}y-\underline{\eta}_1\\ C_2-\underline{\eta}_2\\ \vdots\\ C_n-\underline{\eta}_n\end{bmatrix},\quad D=\begin{bmatrix}y_1+\bar{\eta}_1\\ y_2+\bar{\eta}_2\\ \vdots\\ y_n+\bar{\eta}_n\end{bmatrix},$$

при условии, что $(X^TX)^{-1}$ существует.

Предложенный алгоритм.

В соответствии с величиной абсолютных остатков, медиана определяется и расстояние вычисляется:

$$D_i=\left\|abs(r_i)-median(abs(r_i))\right\|,\ i=1,2,\ldots,n,$$

где $\|\cdot\|$ — евклидово расстояние [9, 10].

В соответствии с расстоянием функция принадлежности определяется:

$$\mu(r)=\begin{cases}1,\ |r|\le a,\\ \dfrac{b-|r|}{b-a},\ a\prec|r|\prec b,\\ 0,\ \text{в другом случае},\end{cases} \qquad (12)$$

где $a=median(D_i)$, $b=\max(D_i)+d$, $d=median|r_i|/0{,}6745$.

Из уравнения (12) определена функция принадлежности, величины функции принадлежности определены и весовая матрица построена. Весовая матрица — диагональная матрица, у которой диагональные элементы — величины функции принадлежности. Взвешенные нечетких наименьших квадратов оценки определяются, как:

$$\hat{\beta}=\left(X^TWX+A^TWA+B^TWB\right)^{-1}\times$$
$$\times\left(X^TWY+A^TWC+B^TWD\right), \qquad (13)$$

$$W=diag(\mu_1,\mu_2,\ldots,\mu_n).$$

Итерационную процедуру продолжают до достижения разумной степени сходимости процесса.

4.3. Численный пример. В исследуемом примере данные собраны от хорошо-известной страховой компании [9]. X_1, X_2 и Y представляют число месяцев, требуемый спрос в соответствующем месяце и платежи в соответствующем месяце. Эта структура часть изучения Dalkilis и др. (2009). В работе Xu и Li (2001) величины разброса предполагались авторами [11]. В рассмотренном примере независимые переменные нечеткие, в анализе нечеткой робастной регрессии (FRR) метода взяты величины независимых переменных: центр, левый и правый разброс, как x_i, $\underline{\xi}_i=x_i/8$ и $\bar{\xi}_i=x_i/7$, соответственно. Зависимая переменная величина нечеткая, в FRR методе взяты величины зависимых переменных: центр, левый и правый разброс определены, как y_i, $\underline{\eta}_i=y_i/8$ и $\bar{\eta}_i=y_i/7$, соответственно.

Был выполнен анализ для LS, M и нечеткого робастного метода (FRR). Результаты получены, используя набор данных, который приведен в табл. 1. Результаты анализа остатков показывают, что восьмое наблюдение является выбросом.

Таблица 1

Набор данных

X_1	X_2	$Y*10^4$	X_1	X_2	$Y*10^4$
1	1270	125	7	3169	631
2	2630	387	8	3448	545
3	3653	589	9	3163	583
4	3045	591	10	3096	606
5	3232	609	11	3765	753
6	3681	654	12	4481	898

Оценки параметров регрессионной модели даны в табл. 2. Оценки параметров для FRR такие же по знаку и почти такие же по величине, как полученные робастными методами, хотя весовая матрица получена используя функцию принадлежности. Можно заметить, что на FRR не влияют выбросы.

Остатки и веса, полученные LS, M и FRR методами, показаны в табл. 3 и табл. 4. Весовая матрица получена через функцию принадлежности. Так минимизировано негативное влияние выбросов на модель. Получены оценки параметров регрессионной модели, где X и Y треугольные нечеткие числа. В этом случае влияние выбросов меньше, чем в методе LS. Видно, что восьмое наблюдение является выбросом, так как имеет большой остаток (–99,9409).

Таблица 2

Оценки параметров регрессии

Метод оценки	LS	Huber	Hampel	Tukey	Andrews	ψ-функция	FRR
$\hat{\beta}_0$	–118,4505	–123,0438	–121,3489	–130,7773	–120,6023	–125,8294	–103,12
$\hat{\beta}_1$	12,2627	14,1149	13,8046	16,5404	13,238	17,1891	15,5868
$\hat{\beta}_2$	0,1924	0,1908	0,1908	0,1847	0,1915	0,1824	0,1808

Таблица 3

Остатки для LS, M метода и FRR метода

Method	LS	Huber	Hampel	Tukey	Andrews	ψ-функция	FRR
1	–13,2563	–7,3226	–9,7292	4,7034	–11,0125	1,9127	–17,0708
2	–25,2858	–17,7856	–20,9763	–0,9912	–22,8747	–1,4257	–16,533
3	–32,451	–24,2315	–27,9354	–4,4511	–30,1566	–3,2743	–15,0687
4	74,3113	79,1505	76,2446	93,289	75,1204	92,4731	81,2652
5	44,0555	47,5126	44,7656	60,2149	44,0464	59,1629	49,87051
6	–9,6290	–6,8953	–9,6938	5,7567	–10,2361	5,0477	–1,8919
7	53,6558	53,2506	51,1726	60,7683	51,6434	58,2787	52,0865
8	–98,3076	–99,8639	–101,8568	–93,2957	–101,0611	–95,8179	–99,9409
9	–17,7148	–21,8397	–23,2842	–19,2047	–21,6830	–23,005	–26,9924
10	5,9182	–0,2273	–1,3186	–0,3721	0,9185	–4,9706	–6,4762
11	11,8894	5,5737	4,2534	6,5418	6,4764	2,7724	3,9879
12	6,8142	0,4459	–1,1405	2,7762	1,0273	–0,0602	3,9549

Таблица 4

Веса для LS, M метода и FRR метода

Method	LS	Huber	Hampel	Tukey	Andrews	ψ-функция	FRR
1	1,0000	1,0000	1,0000	0,9808	0,473	0,6642	0,9555
2	1,0000	1,0000	1,0000	0,9991	0,4625	0,6341	0,9611
3	1,0000	1,0000	1,0000	0,9828	0,4526	0,5803	0,9765
4	1,0000	0,4566	0,5497	0,0000	0,3407	0, 0000	0,2812
5	1,0000	0,7607	0,9362	0,0000	0,4267	0,3975	0,611
6	1,0000	1,0000	1,0000	0,9713	0,4734	0,6659	1,0000
7	1,0000	0,6787	0,8192	0,0000	0,4089	0,1658	0,5877
8	1,0000	0,3619	0,3526	0,0000	0,249	0,0000	0,0852
9	1,0000	1,0000	1,0000	0,7043	0,4639	0,6587	0,8617
10	1,0000	1,0000	1,0000	0,9999	0,4762	0,6666	1,0000
11	1,0000	1,0000	1,0000	0,9632	0,4753	0,6651	1,0000
12	1,0000	1,0000	1,0000	0,9933	0,4763	0,6665	1,0000

В табл. 3 зависимые и независимые переменные четкие числа в LS и M оценках, в то время как в FRR — нечеткие числа. Оценки параметров регрессии — четкие числа во всех методах. Веса восьмого наблюдения «0,3619», «0,3525», «0», «0, 249», «0» и «0,0852» для методов Huber, Hampel, Tukey, Andrew, ψ-функции и FRR соответственно. Веса, которые получены в FRR методе — степень принадлежности каждого наблюдения. Эти принадлежности показывают воздействие наблюдений на модель. В табл. 4 показано, что выбросы влияют на модель очень малой степенью принадлежности, в то время как степень принадлежности других наблюдаемых величин 1 или близкая к 1.

5. Обсуждение результатов исследования робастной и нечеткой регрессии, результатов моделирования

Достоинством метода является то, что в разработанном методе нечеткая робастная множественная регрессия робастна для оценивания нечеткой регрессионной модели, особенно, когда существуют выбросы. Метод позволяет автоматически обнаруживать выбросы. Весовая матрица получена через функцию принадлежности, каждое наблюдение включается в оценку регрессионной модели в зависимости от степени принадлежности. Поэтому негативное воздействие выброса на модель минимизировано. Главное преимущество заключается в обнаружении наблюдений для дальнейшего изучения.

6. Выводы

В результате проведенных исследований:

— был проведен анализ известных методов М-оценок, сглажено-сниженных М-оценок (волна Эндрюса и бивейт оценки Тьюки, ψ-фнкции);

— разработан объединенный метод робастной и нечеткой регрессии;

— получены результаты моделирования по сравнению методов Хьюбера, Хампеля, Тьюки, Андрюса, ψ-функции, МНК и с применением разработанного объединенного метода робастной и нечеткой регрессии (FRR).

В данном исследовании метод нечеткой робастной регрессии предложен для построения модели для описания соотношения между зависимыми и независимыми переменными вместо метода наименьших квадратов и классического метода робастной регрессии. Исследована множественная регрессионная модель с использованием нечетких чисел, когда зависимая и независимая переменные являются треугольными нечеткими числами и оценки параметров четкие числа. При рассмотрении табл. 2 видно, что оценки параметров регрессии, полученные методом нечеткой робастной регрессии имеют тот же самый знак и почти ту же величину, как оценки, полученные робастными методами. Весовая матрица определяется из функции принадлежности остатков. Взвешенный метод нечетких наименьших квадратов применяется, используя весовую матрицу. Нечеткий робастный регрессионный метод может автоматически определять выбросы. Таким образом, возможное негативное влияние выброса на модель минимизировано.

Литература

1. Tanaka, H. Linear regression analysis with fuzzy model [Text] / H. Tanaka, S. Uegima, K. Asai // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. — 1982. — Vol. 12, № 6. — P. 903–907. doi:10.1109/tsmc.1982.4308925
2. Yang, M.-S. Fuzzy Least Squares Algorithms for Interactive Fuzzy Linear Regression Models [Text] / M.-S. Yang, H.-H. Liu // Fuzzy Sets and Systems. — 2003. — Vol. 135, № 2. — P. 305–316. doi:10.1016/s0165-0114(02)00123-9
3. Rousseeuw, P. Applying robust regression to insurance [Text] / P. Rousseeuw, B. Daniels, A. Leroy // Insurance: Mathematics and Economics. — 1984. — Vol. 3, № 1. — P. 67–72. doi:10.1016/0167-6687(84)90020-9
4. Alma, G. Comparison of Robust Regression Methods in Linear Regression [Text] / G. Alma // International Journal of Contemporary Mathematical Sciences. — 2011. — Vol. 6, № 9. — P. 409–421.
5. Qadir, M. F. Robust Method for Detection of Single and Multiple Outliers [Text] / M. F. Qadir // Scientific Khyber. — 1996. — Vol. 9. — P. 135–144.
6. Asad, A. A Modified M-Estimator for the Detection of Outliers [Text] / A. Asad, M. F. Qadir // Pakistan Journal of Statistics and Operation Research. — 2005. — Vol. 1, № 1. — P. 49–64. doi:10.18187/pjsor.v1i1.116
7. Rousseuw, P. J. Robust regression and outlier detection [Text] / P. J. Rousseuw, A. M. Leroy. — New York: JohnWiley&Sons, 1987. — 334 p. doi:10.1002/0471725382
8. Kula, K. S. Fuzzy Robust Regression Analysis Based on the Ranking of Fuzzy Sets [Text] / K. S. Kula, A. Apaydin // International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems. — 2008. — Vol. 16, № 5. — P. 663–681. doi:10.1142/s0218488508005558
9. Kula, K. S. A study on fuzzy robust regression and its application to insurance [Text] / K. S. Kula, Fatih Tank, Türkan Erbay Dalkilic // Mathematical and Computational Applications. — 2012. — Vol. 17, № 3. — P. 223–234.
10. Sanli, K. The fuzzy robust regression analysis, the case of fuzzy data set has outlier [Text] / K. Sanli, A. Apaydin // G. U. Journal of Science. — 2004. — Vol. 17. — P. 71–84.
11. Xu, R. Multidimensional least-squares fitting with a fuzzy model [Text] / R. Xu, C. Li // Fuzzy Sets and Systems. — 2001. — Vol. 119, № 2. — P. 215–223. doi:10.1016/S0165-0114(98)00350-9

НЕЧІТКИЙ РОБАСТНИЙ РЕГРЕСІЙНИЙ АНАЛІЗ ДЛЯ НЕЧІТКИХ ВХІДНИХ ТА ВИХІДНИХ ДАНИХ

У множинному регресійному аналізі дуже важливий аналіз даних. Якщо набір даних має викиди, використовують робастні методи оцінки параметрів. Коли вхідні дані нечіткі і набір даних має викиди, вагова матриця визначається по відношенню до функції приналежності. Нечітка робастна регресія досліджується замість тільки методу найменших квадратів або тільки робастних методів.

Ключові слова: робастна регресія, нечітка регресія, функція приналежності.

Грицюк Вера Ильинична, *кандидат технических наук, доцент, кафедра проектирования и эксплуатации электронных аппаратов, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Украина,* ***e-mail: astra_kk12@mail.ru***.

Грицюк Віра Іллівна, *кандидат технічних наук, доцент, кафедра проектування та експлуатації електронних апаратів, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна.*

Gritsyuk Vera, *Kharkiv National University of Radioelectronics, Ukraine,* ***e-mail: astra_kk12@mail.ru***

УДК 574:539.3
DOI: 10.15587/2312-8372.2015.56800

Антонець А. В., Пляцук Д. Л.

АНАЛІЗ СТАНУ РОЗРОБОК ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНИХ СИСТЕМ МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОЛОГІЧНО НЕБЕЗПЕЧНИХ СИТУАЦІЙ

Розглянуті методологічні аспекти моніторингу фонових концентрацій токсичних забруднень в екологічних об'єктах і викидах технологічних систем. Проаналізовано особливості виявлення пріоритетних параметрів стану навколишнього природного середовища із застосуванням методів математичного моделювання. Запропоновано принципи побудови інформаційно-аналітичних моделей при створенні імітаційних систем, котрі використовують в завданнях управління різноманітними екологічними системами.

Ключові слова: *екологічно небезпечні ситуації, імітаційні системи, інформаційно-аналітична модель, математичне моделювання, пріоритетні параметри.*

1. Вступ

Природні комплекси розглядають як споживачів антропогенних впливів від технічних об'єктів безпосередньо і/або опосередковано через інші елементи технологічного середовища. Безперечно, що для нормального функціонування природного об'єкту величина таких навантажень не повинна перевищувати значення,