ПРИМЕНЕНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ РЕГИОНОМ

УДК 004.6

РАЙКО Галина Олександрівна
Кандидат технічних наук, доцент
Кафедра економічної кібернетики та управління проектами Херсонський національний технічний університет
Бериславське шосе, 24, м. Херсон, 73008
Наукові інтереси: інформаційні технології в системі управління регіоном
E-mail: rayko.galina@gmail.com

ДАНИЛЕЦЬ Євген Валентинович
Кандидат технічних наук, доцент
Кафедра економічної кібернетики та управління проектами Херсонський національний технічний університет
Бериславське шосе, 24, м. Херсон, 73008
E-mail: e.v.danilets@gmail.com
Наукові інтереси: інформаційні технології в управлінні складними системами

ГАПОНОВ Віталій Олегович
Аспірант кафедри інформаційних технологій Херсонський національний технічний університет
Бериславське шосе, 24, м. Херсон, 73008
Наукові інтереси: інформаційні технології в управлінні проектами регіонального розвитку
E-mail: vitaliygaponov@gmail.com

ВВЕДЕНИЕ

Процесс принятия решений в системе управления регионом основывается на применении методов прогнозирования и осуществляется в условиях многокритериальности. Качественное и своевременное прогнозирование влияет на эффективность принимаемых решений в системе планирования и принятия решений при административном управлении территорией. Процессы административного управления территорией отличаются сложностью, неопределенностью связей и зависимостей между входными и прогнозируемыми показателями [1,2].

Данная особенность значительно ограничивает возможность применения классических методов прогнозирования, таких как регрессионный анализ, а предполагает методы, использующие технологии искусственного интеллекта, в частности, метод индуктивного моделирования – метод группового учета аргументов (МГУА).

Неотъемлемыми компонентами процесса прогнозирования является система поддержки принятия решений (СППР) на основе многокритериального оценивания альтернатив выбора. Для решения задачи синтеза возникает целесообразность решения обратной задачи анализа вариантов принятия решений, которая в большинстве случаев решается на основе выбора функции нормирования частных критериев, методах параметрической идентификации, методах оценки эффективности применения различных структур критериев обобщенной полезности (КОП) [3].

Целью данного исследования является анализ классических методов краткосрочного прогнозирования с предварительной статистической обработкой данных. В результате прогнозирования получаем множество частных критериев, которые, путем сведения в единый обобщенный критерий, являются базой процесса принятия решения на множестве альтернатив.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

К классическим методам краткосрочного прогнозирования относят методы: экспоненциального сглаживания (ЭС); авторегрессии (АР); авторегрессии со скользящим средним (АРСС) и метод индуктивного моделирования (полиноминального МГУА) [5].

В качестве входных данных для моделирования использовались данные Управления статистики по Херсонской области с 1994 по 2014 гг. по следующим показателям: номинальный ВВП (млн. грн), объем промышленной продукции (млн. грн), индекс реальной промышленной продукции, процент изменения индекса оптовых цен (%), доходы бюджета (млн. грн), реальная процентная ставка по кредитам, численность населения на начало года, занятость населения в возрасте 15 – 70 лет, доходы населения (млн. грн), доходы населения в расчете на 1 человека, инвестиции в основной капитал (в фактических ценах млн. грн), индексы инвестиций в основной капитал, индексы промышленной продукции, валовая продукция сельского хозяйства (млн. грн), деятельность предприятий в сфере услуг (млн. грн), количество специалистов, которые выполняют научные работы (чел).

Основной материал. В основе статистического исследования лежит процедура предварительной обработки и анализа данных, суть которой заключается в проведении следующих операций:

1) восстановление отсутствующих значений с использованием среднеарифметического (1);

2) вычисление пропущенного или отсутствующего значения на основе ЭС (2);

3) применение процедуры нормирования для приведения разнородных значений к единому интервалу [-1; 1] (3);

4) удаление первых (4) и вторых (5) разностей ряда [6]:

$$y(t) = \frac{1}{4} \cdot \left[\sum_{j=1}^{2} y(i-j) + \sum_{j=1}^{2} y(i+j) \right] \quad (1)$$

где $y(i)$ – значение ряда в i-й момент времени;

$$S_k = \alpha \cdot y(k) + (1-\alpha) \cdot S_{k-1} \quad (2)$$

где S_k – значение экспоненциального среднего ряда в k-й момент времени; α – параметр (константа) сглаживания; S_{k-1} – значение экспоненциального среднего ряда в $(k-1)$-й момент времени.

$$y_H(i) = \frac{|y(i)| - \min|y(i)|}{\max|y(i)| - \min|y(i)|}, \quad i \in 1, \overline{N} \quad (3)$$

где $y_H(i)$ – нормированное значение в i-й момент времени. Если $y(i) < 0$, то знак $y_H(i)$ изменяется на минус:

$$\Delta^{(1)} y(i) = y(i) - y(i-1), \quad (4)$$

где $\Delta^{(1)}y(i)$ – значение первых разностей ряда в i-й момент времени;

$$\Delta^{(2)}y(i) = y(i) - 2y(i-1) + y(i-2), \quad (5)$$

где $\Delta^{(2)}y(i)$ – значение второй разности ряда (4) в i-й момент времени.

На этапе предварительной обработки данных необходимо рассчитать также соответствующие выборочные характеристики:

– среднее значение - $\bar{y}$;

– дисперсия процесса - σ^2;

– коэффициенты асимметрии AS (6) и эксцесса ЕК (7);

– автокорреляционную функцию процесса (АКФ) (8);

– частную АКФ (9 – 10).

$$AS = \frac{\sum_{i=1}^{N}[y(k)-\bar{y}]^3}{\sigma^3}, \quad \sigma = \sqrt{Dy(k)} = \sqrt{\sum\left[(y(k)-\bar{y})^2\right]}, \quad (6)$$

где $y(k)$ – значение ряда в k-й момент времени; N – количество значений ряда; σ – среднеквадратическое отклонение.

$$EK = \frac{\sum_{i=1}^{N}[y(k)-\bar{y}]^4}{\sigma^4}, \quad \sigma^4 = \sum_{i=1}^{N}(y(k)-\bar{y})^2, \quad (7)$$

$$r(I) = \frac{\frac{1}{N-1}\sum_{k=1}^{N}\{[y(k)-\bar{y}][y(k-1)-\bar{y}]\}}{\sigma_y^2}, \quad i = 0, 1, 2\ldots N, \quad (8)$$

где $M \le \frac{N}{3}$, $r(I)$ - i-е значение автокорреляционной функции процесса; σ_y^2 – дисперсия.

$$\Phi_k = r(I), \text{ если } k \rangle 1, \quad (9)$$

где Φ_k – значение частной автокорреляционной функции процесса:

$$\Phi_k = \frac{v(k) - \sum_{j=1}^{k-1}\Phi_{k-1,j}\cdot v(k-j)}{I - \sum_{j=1}^{k-1}\Phi_{k-1,j}\cdot v(j)}, \text{ если } k > 1, \quad (10)$$

где Φ_k, $\Phi_{k-1,j}$ – соответствующие значения частной АКФ процесса; $v(k)$ – значения остатков ряда в k-й момент времени.

Случайный процесс (СП) обладает такой отличительной чертой как невозможность предсказания его мгновенного значения, а перечень реализаций СП называют ансамблем [7].

В реальном времени при изменениях значения СВ количество измерений ограничено и величины дискретны. В данном случае целесообразно использовать оценки соответствующих статистических параметров:

– оценка математического ожидания (11):

$$m_x = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1}x(k\tau); \quad (11)$$

– оценка среднеквадратического отклонения (12):

$$\tau_x^2 = \frac{1}{N}\sum_{k=0}^{N-1}[x(k\tau) - m_x]^2; \quad (12)$$

– оценка автокорреляционной функции (13):

$$R(n) = \frac{1}{N-n}\sum_{k=0}^{N-n-1}[x(k\tau)-m_x][x(k\tau+n\tau)-m_x]. \quad (13)$$

При $N \to \infty$ оценки параметров стремятся к истинным значениям.

Теоретической основой исследуемых показателей распределения является центральная предельная теорема Ляпунова. Однако не все показатели могут быть распределены по нормальному закону, поэтому более эффективными методами изучения связей между случайными величинами является непараметрический корреляционный анализ, основанный на применении порядковых статистик [8].

Такие методы обладают повышенной устойчивостью к отклонениям, что позволяет упростить вычисления, оставляя на приемлемом уровне статистические характеристики, полученных по гипотезам заключений (табл. 1).

Таблица 1

Критерии оценивания корреляции

Название критерия	Математическая формализация	Описание
1	2	3
Кенуя	Разбивается совокупность y_i объема n на k групп $(m = n / k)$. В каждой группе фиксируется y_{min} и y_{max} для $i = 1,\ldots,k$ и вычисляется количество наблюдений $n^-(y_i < \max\limits_{1\le i\le k} < y_{min})$ $n^+(y_i > \min\limits_{1\le i\le k} > y_{max})$ $k \in [2;10]$	Значения x ранжируют по возрастанию: $x_1 \le x_2 \le \ldots \le x_n$, где y_i соответствует x_i. Статистика критерия: $n = n^- + n^+$, гипотеза принимается с достоверностью α, если $n > n_\alpha$.
Кокс-Стюарта	Сравниваются попарно $n' \approx n/3$ первых и $m_0 + 1$ последних наблюдений. Если наблюдение и первой трети > соответствующего из третей трети, то +1 и наоборот, соответственно -1. Эффективность критерия $\approx 50\%$.	Ряд разбивается на $3 \approx$ равные подвыборки (если $n/3$ – дробное число. С вероятностью $\alpha(0.95,\ 0.99)$ признается значимой, если $\lvert T \rvert > T_\alpha$.
Знаковый критерий Нелсона	Если $x_i > x_{i-1}$, $y_i > y_{i-1}$ или $x_i < x_{i-1}$ и $y_i < y_{i-1}$, то паре (x_i, y_i) приписывается знак +, в ином случае –, если в паре одно или оба значения не изменились – 0. S – количество знаков одного вида. Корреляция значима, если $S > S_\alpha$, (α при 0,95, 0,99).	Основан на числе знаков последовательного изменения величин пар (x_i, y_i). При $n > 90$, $S_\alpha \approx \frac{n}{2} + u_1 - \alpha\sqrt{\frac{11n-2}{36}}$. Эффективность метода $\approx 50\%$ от классического. Достоинство: простота и возможность непрерывного анализа данных.
Квадратичный критерий	Последовательность x и y с выборочными медианами $\tilde{x}$ и $\tilde{y}$: $S_1 = \begin{cases} 1, если\ x_i > \tilde{x}\ и\ y_i > \tilde{y} \\ 0, в\ остальных\ случаях\ (OC) \end{cases}$ $S_2 = \begin{cases} 1/2, если\ x_i = \tilde{x}\ и\ y_i > \tilde{y} \\ 0, в\ OC \end{cases}$ $S_3 = \begin{cases} 1/2, \text{ если } x_i > \tilde{x} \text{ и } y_i = \tilde{y} \\ 0, \text{ в ОС} \end{cases}$ $S_4 = \begin{cases} 1/4, \text{ если } x_i = \bar{x} \text{ и } y_i = \tilde{y} \\ 0, \text{ в ОС} \end{cases}$	Статистика $S = S_1 + S_2 + S_3 + S_4$ при n четном $S = S_1$. Основана на числе наблюдений в квадратах, на которые плоскость xy делится прямыми $x = \tilde{x}$ и $y = \tilde{y}$. Отсутствие корреляции: $S_1(\alpha) < S < S_2(\alpha)$. Эффективность $\approx 41\%$.

Приближенный критерий Шахани	Обозначим количество наблюдений, попавших в угол $a_1 : x_i < x_{[0,3n]},\ \ y > y_{[0,7n]}$ $a_2 : x_i > x_{[0,7n]},\ \ y > y_{[0,7n]}$ $a_3 : x_i > x_{[0,7n]},\ \ y_i < y_{[0,3n]}$ $a_4 : x_i < x_{[0,3n]},\ \ y_i < y_{[0,3n]}$ При $g > g_\alpha$ – корреляция значима.	В упорядоченных по возрастанию рядах x_i и y_i выделим значения с номерами $[0,3n]$ и $[0,7n]$. Статистика критерия $g = \lvert a_1 + a_3 - a_2 - a_4 \rvert$, g_α – критическое значение $g_\alpha = \left\{ \sum_{i=1}^{4} \alpha_i \right\}^{1/2} \cdot u_\gamma$, где u_γ – γ – квантиль стандартного нормального распределения. Эффективность $\approx 67\%$.
Сериальный критерий Шведа-Эйзенхарта	Для последовательности пар (x_i, y_i) примем a, если $y_i > \tilde{y}$, b, если $y_i < \tilde{y}$. Получим последовательность a, b, b, a, a, a, b… m – количество среди вида a или b. m_α – критическое значение.	Совокупность n пар (x_i, y_i) разбивается на две совокупности по условию $y_i > \tilde{y}$ и $y_i < \tilde{y}$ ($\tilde{y}$ – медиана). x_i ранжируется по $\nearrow$. Корреляция значима, если $m \le m_\alpha$ При n > 40 $m_{0.95} = \left[\frac{n+1}{2} - 0.82\sqrt{n-1} \right]$ $m_{0.99} = \left[\frac{n+1}{2} - 1.16\sqrt{n-1} \right]$
Критерий Блума-Кифера-Розенблатта	Квадраты $m_1(i) : x_j > x_i,\ \ y_j > y_i$ $m_2(i) : x_j < x_i,\ \ y_j > y_i$ $m_3(i) : x_j < x_i,\ \ y_j < y_i$ $m_4(i) : x_j > x_i,\ \ y_j < y_i$ Статистика критерия $B = \frac{1}{n^3} \sum_{i=1}^{n} \left[m_1(i) m_4(i) - m_2(i) m_3(i) \right]^2$ При $B \ge B(\alpha)$ корреляция признается значимой с вероятностью α.	Через точку с координатами (x_i, y_i) проводятся прямые, параллельные осям координат и подсчитывается количество точек в квадранте. Критические значения: $B(\alpha)$ при $n \to \infty\ (n > 30)$ равны: $B(0{,}90) = 0{,}0469$ $B(0{,}95) = 0{,}0584$ $B(0{,}99) = 0{,}868$

Применение данного статистического аппарата позволяет установить наиболее тесные связи между показателями и исключить наиболее значимые для исключения «шума» при формировании СППР.

Следующим этапом является исследование процесса принятия решения на множестве альтернатив, каждая из которых характеризуется набором частных критериев, осуществляемый путем сведения последних в единый обобщенный критерий.

Эффективность (Э) применения структур критериев обобщенной полезности (КОП) (Р) обеспечивается путем решения задач (Z) структурно-параметрической идентификации сценариев принятия решений

$$P_i \xrightarrow[Z_{j=1,\dots,100}\,:\,K(X_j, R_j) \to \min\limits_{P,\Lambda}]{} Э_i \quad , \tag{14}$$

где K -критерий идентификации: $X_j = \{x = \{\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4\}\}_j$ - множество сценариев выбора j-й ситуации принятия решения, на основе набора нормированных значений частных критериев (случайная генерация); R_j – принятое решение в виде бинарного отношения эквивалентности альтернатив: $R_j = \{(x_1, x_2)(x_3, x_4)(x_5, x_6)\}$ – задается на области Парето; $\Lambda = \{\lambda_{l=1\dots m}, d\lambda\}$ – множество параметров КОП, включающее множество весовых коэффициентов частных критериев и множество дополнительных параметров.

На основе функционала обобщенного критерия, из отношения эквивалентности получаем систему уравнений, которая решается относительно вектора параметров совместно с условиями нормирования:

$$\begin{aligned} &P(\Lambda, x_1) - P(\Lambda, x_2) = 0 \\ &P(\Lambda, x_3) - P(\Lambda, x_4) = 0 \\ &P(\Lambda, x_5) - P(\Lambda, x_6) = 0 \\ &\sum_l \lambda_l = 1, \quad \lambda_l \ge 0. \end{aligned} \tag{15}$$

Так как (15) не имеет единственного точного решения, то, с учетом уклонения от всего множества ограничений, в качестве решения применим

$$\Lambda^o = \arg\min \sum_{v=1}^{4} |Fv(\Lambda) - bv|, \tag{16}$$

где $F(\Lambda)$ – функционал-вектор левых частей равенства системы (15); $b = \{0;0;0;1\}$ – вектор правых частей.

Так как данная задача параметрической оптимизации не может быть сведена в данной постановке к задаче линейного программирования для всех сценариев КОП, то целесообразным является применение метода покоординатной оптимизации, суть которого состоит в том, что в качестве координат применяются соотношения пар коэффициентов (параметров КОП) [9].

Таким образом, в обобщенном виде показатели эффективности (Э) применения модели КОП включают:

– максимальное и среднее значение критерия идентификации;

– максимальное и среднее относительные погрешности $\delta K = \left|K^o - \tilde{K}^o\right| / \tilde{K}^o$, где K^o и $\tilde{K}^o$ – минимальные значения критерия, полученные с помощью текущей и наилучшей структур КОП;

– среднее время решения задачи ($t_{сред}$);

– количество идентифицируемых ситуаций выбора, когда структура КОП оказалась оптимальной (W).

Чтобы оценить качество модели целесообразно применить такие статистические характеристики как коэффициент детерминации R квадрат (17), SSE (сумма квадратов ошибок) (18), статистика Дабрина-Уотсона DW (19)

$$R^2 = \frac{\sigma^2\left(y'(k)\right)}{\sigma^2\left(y(k)\right)}, \tag{17}$$

где $\sigma^2\left(y'(k)\right)$- дисперсия основной переменной $y'(k)$, полученной в модели, $\sigma^2\left(y(k)\right)$ - фактическая дисперсия основной переменной $y(k)$ основной выборки.

$$SSE = \sum_{k=1}^{N} \left[y'(k) - y(k)\right]^2, \tag{18}$$

где $y(k)$ - фактическое значение ряда выборки, в k - й момент времени, N - количество значений выборки.

$$DW = 2 - 2 \times \rho, \tag{19}$$

где ρ - коэффициент автокорреляции (20), $e(k)$ - ошибка модели в k - й момент времени, $e(k-1)$ - ошибка модели $(k-1)$ - й момент времени, при сдвиге $S = 1$.

$$\rho = \frac{\sum_{k=2}^{N} e(k) \times e(k-1)}{\sum_{k=1}^{N} [e(k)]^2}, \tag{20}$$

Для определения качества построенных прогнозных математических моделей целесообразно рассчитать характеристики качества прогноза: RMSE (ссреднеквадратическая ошибка) (21), MAPE (среднее процентной абсолютной ошибки) (22), коэффициент Тейла – U (23) [10,11].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \left[y(k) - y'(k)\right]^2}, \tag{21}$$

где n - период, по которому оценивается прогноз

$$MAPE = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \frac{|y(k) - y'(k)|}{|y(k)|} \times 100\%. \tag{22}$$

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} \left[y(k) - y'(k)\right]^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} [y(k)]^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^{n} [y'(k)]^2}}. \tag{23}$$

В экспериментальных исследованиях в качестве гипотезы принята вариация соотношения между объемами обучающей и проверочной выборками в соотношении $N_{обуч} = 12$ и $N_{обуч} = 8$ (в соотношении $N_{обуч} = 0,6$ и $N_{обуч} = 0,4$), при этом принят параметр сглаживания $\alpha = 0,1$. В модели авторегрессии со скользящим средним порядок авторегрессии и скользящего среднего принят на уровне 3. В результате получены статистические характеристики соответствующих моделей (табл.2).

Таблица 2

Статистические характеристики моделей при $N_{обуч} = 12$ и $N_{обуч} = 8$ (в соотношении $N_{обуч} = 0,6$ и $N_{обуч} = 0,4$)

Название модели	R^2	SSE	DW	RMSE	MAPE	U
ЭС	0,8976464	31,236543	0,77564	1,7645678	120,5436	0,56878
АР	0,0965438	24,76098	2,35435	1,5674989	166,7643	0,45329
АРСС	0,9988675	7,7646087	2,65435	1,6653468	169,7643	0,48769
ПМГУА (линейные)	0,9765981	0,78654	3,18976	0,5678439	98,0199	0,13135
ПМГУА (квадратичные)	0,9965887	0,210987	0,03965	0,3765487	64,8764	0,06759

После проведенных расчетов проведено ранжирование исследованных моделей по статистическим характеристикам, соответствующие результаты представлены в таблице 3.

В результате ранжирования, наилучшими обобщенными характеристиками обладает модель полиномиального МГУА, а модель ПМГУА на основе линейных частных характеристик находится на втором месте.

Задача идентификации многокристального выбора интерпретируется как задача поиска функции отображения пространства частных критериев на некоторую поверхность обобщенного критерия в соответствии с упорядочением точек-альтернатив выбора, в соответствии с принятым решением. Проанализировав семейство поверхностей, в соответствии со структурами КОП, можно выявить принципиальные особенности их применения.

Таблица 3

Результаты ранжирования моделей по статистическим характеристикам

Название модели	R^2	SSE	DW	RMSE	MAPE	U
ЭС	4	5	3	5	3	5
АР	5	4	3	3	4	3
АРСС	1	3	2	4	5	4
ПМГУА (линейные)	3	2	1	2	2	2
ПМГУА (квадратичные)	2	1	4	1	1	1

В качестве обобщенных многофакторных оценок альтернатив выбора применяют аддитивные, мультипликативные и смешанные функции, с соответствующими аддитивными и мультипликативными составляющими.

С целью минимизации числа параметров целесообразно применить две нелинейные модели КОП, которые не имеют дополнительных параметров: экспоненциальная функция (24) (простая экспоненциальная применяется в качестве функции полезности частных критериев) и энтропийная (25) (отражает смысловое наполнение понятия «полезность» как категории).

$$P(x)=\sum_i\left(1-e^{-\lambda_i'\zeta_i}\right), \quad (24)$$

где $\lambda_i' = 1-\lambda_i$ - весовые коэффициенты частных критериев, $\sum_i \lambda_i' = 1.$

$$P(x)=\sum_i \lambda_i \zeta_i^{\lambda_i} \quad (25)$$

Для универсализации и минимизации числа параметров модели обобщенного критерия, построенного в виде полинома Колмогорова-Габора, может быть взят вариант, в котором отсутствуют произведения несовпадающих частных критериев (26):

$$P(x)=\sum_i^m \lambda_i\zeta_i+\sum_{j=2}^{u}\sum_{i=1}^{m}\left(\lambda_{i+m(2j-3)}\zeta_i^u+\lambda_{i+m(2j-2)}\zeta_i^{1/u}\right). \quad (26)$$

Исследование эффективности моделей КОП осуществлялось в результате экспериментов над различными моделями обобщённых критериев с их параметрической оптимизацией (основывалось на методе покоординатного спуска). Экспериментальные показатели эффективности использования различных структур КОП для решения задачи идентификации схем принятия решений в системе управления регионом приведены в таблице 4, с указанием потенциала вектора оптимизируемых параметров, который выраженный через число частных критериев (m) и значение параметра сложности.

Таблица 4

Результаты экспериментальных значений различных структур КОП

Модель	$\mathrm{Card}\Lambda$	K_{max}	K_{median}	δK_{max}	δK_{median}	t_{median}	W
Аддитивная	m	0,87	0,26	0,51	0,14	0,0056	28
Мультипликативная	m	1,84	0,54	1,48	0,38	0,0058	2
АМ	$m+1$	1,03	0,29	0,75	0,74	0,0078	21
Модель на основе ПКГ	$C_{m+u}^{u}-1$	0,83	0,29	0,48	0,16	0,0189	25
Экспотенциальная	m	0,78	0,24	0,46	0,12	0,0059	53
Энтропийная	m	0,46	0,13	0,27	0,04	0,0046	57
Модификация ПКТ	$m(2u-1)$	0,76	0,25	0,48	0,13	0,0143	53

ВЫВОДЫ

В результате проведенных исследований было установлено, что с увеличением обучающей выборки значение основных статистических характеристик для всех моделей приближается к своим идеальным значениям; в экспериментах подтверждена гипотеза о том, что модели полиномиального МГУА с линейными и квадратичными частичными описаниями являются более точными по сравнению с классическими статистическими моделями, однако их можно применять в качестве индикаторов оценки состояния территориальной системы.

Исследованные экспотенциальная и энтропийная модели КОП, имеют минимальное количество параметров, а задача их параметрической идентификации проявляет сложность по параметру времени, как и для аддитивной и мультипликативной моделей. Однако их нелинейность позволяет им быть более востребованными и конкурировать по точности с простейшими моделями. В результате исследования лучшей моделью по анализируемым показателям можно считать энтропийную модель, и сравнимую с ней экспотенциальную.

В целом, в результате проведенного исследования, можно сделать вывод о целесообразности применения предварительного статистического анализа данных и применение задачи параметрической идентификации для принятия решений в системе управления регионом, с применением критериев обобщенной полезности на множестве упорядоченных альтернатив выбора (решения). Дальнейшие исследования целесообразно посвятить решению более общей задачи управления регионом с акцентом на проектно-ориентированный подход.

ЛИТЕРАТУРА:

1. Rayko H.O., Chernyy S.H. Zadachi formuvannya tsil'ovoyi funktsiyi ta hranychnykh umov stratehiyi upravlinnya terytorial'nym rozvytkom rehionu // Vostochno-Evropeyskyy zhurnal peredovykh tekhnolohyy. 2010. T. 2. №3 (44). S. 26-32.
2. Chernyy S.H., Rayko H.O., Kozub N.O., Ihnatenko H.A. Vykorystannya metodu klasternoyi sehmentatsiyi dlya proektuvannya modulyu SPPR // Vostochno-Evropeyskyy zhurnal peredovykh tekhnolohyy. 2010. T. 6. №3 (48). S. 33-39.
3. Petrov K. E. Mul'typlykatyvno-addytyvnaya funktsyya otsenky poleznosty // Radyoelektronyka i ynformatyka. – 2000. - №4. – S. 35-36.
4. Boks Dzh., Dzhenkyns H. Analyz vremennykh ryadov. Prohnoz y upravlenye (vypusk 1). – M.: Myr, 1974. – 408 s.
5. Lukashyn YU.P. Adaptyvnye metody kratkosrochnoho prohnozyrovanyya vremennykh ryadov: uchebnoe posobye. – M.: Fynansy y statystyka, 2002. – 411 s.
6. Mynaev YU.N., Fyzymopova O.YU. Benameur Lyes. Metody y alhorytmy reshenyya zadach ydentyfykatsyy y prohnozyrovanyya v neyrosetevom lohycheskom bazyse. – M.: Horyachaya lynyya – Telekom, 2003. 205 s.
7. Petrushyn YU.YU. Ynformatsyonnye tekhnolohyy analyza dannykh. Data analysis. – 2-e yzd. – M.: KDU, 2010. – 292 s.

8. Zaychenko YU.P. Osnovy proektuvannya intelektual'nykh system. - K.: Vydavnychyy dim "Slovo", 2004. - 352 s.
9. Anfylatov V.S., Emel'yanov A.A., Kukushkyn A.A. Systemnyy analyz v upravlenyy. – M.: Fynansy i statystyka, 2003. - №4. – S. 358-36.
10. Ovez·hel'dyev A.O., Petrov E.H., Petrov K. E. Syntez y ydentyfykatsyya modeley mnohofaktornoho otsenyvanyya y optymyzatsyy. – K.: Nauk. dumka, 2002. – 164s.
11. Rastryhyn L.A., Ponomarev YU.P. Ekstrapolyatsyonnye metody proektyrovanyya i upravlenyya. – M.: Mashynostoroenye, 1986. – 120 s.

Рецензент: д.т.н., проф. Соколова Н.А.
Херсонский национальный технический университет