

Международный научно-исследовательский журнал

«Прогрессивная экономика»

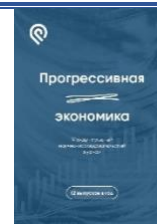
№ 7 / 2024 https://progressive-economy.ru/vypusk_1/vybor-modeli-prognozirovaniya-soczialno-ekonomicheskikh-pokazatelej-municipalno-obrazovaniya/

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности ВАК: 5.2.6

УДК 338.984

DOI: 10.54861/27131211_2024_7_7



ВЫБОР МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОЦИАЛЬНО- ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ МУНИЦИПАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

*Павленков М.Н., доктор экономических наук, профессор, Дзержинский
филиал ННГУ им. Лобачевского, г. Дзержинск, Россия*

*Парамонов А.В., кандидат экономических наук, доцент Нижегородского
института управления – филиала РАНХиГС при Президенте РФ,
г. Нижний Новгород, Россия*

Аннотация. В данной статье авторами подробно анализируются методы выбора трендовых моделей для прогнозирования социально-экономических показателей муниципальных образований. Актуальность исследования обусловлена тем, что традиционные подходы в муниципальном управлении основаны на гипотезе сохранения основных тенденций, что не в полной мере соответствует условиям динамично изменяющейся социально-экономической среды. Таким образом, традиционные методы управления должны быть дополнены механизмами, учитывающими происходящие изменения. Выявлено, что начальный этап прогнозных вычислений является наиболее трудоемким и затратным из-за необходимости обеспечения высокого качества исходных данных. Показано, что для эффективного прогнозирования модель должна строго соответствовать решаемой задаче. Разработан инновационный метод оценки адекватности трендовых моделей и предложен алгоритм выбора оптимальной модели на основе показателей адекватности и точности, что значительно повышает точность прогнозов и эффективность управленческих решений. Практический потенциал исследования заключается в том, что применение предложенной модели позволит повысить точность прогнозирования социально-экономических показателей, а разработанный метод и алгоритм выбора позволят муниципальным администрациям принимать более обоснованные и своевременные решения, адаптируя свои стратегии к текущим и прогнозируемым изменениям. Кроме того, применение данной модели может способствовать более эффективному распределению ресурсов, снижению затрат и повышению качества жизни населения за счет точного учета и прогнозирования ключевых показателей.

Ключевые слова: муниципальное образование, государственное управление, прогнозирование, трендовая модель, оценка точности модели.

SELECTION OF MODEL FOR FORECASTING SOCIO-ECONOMIC INDICATORS OF A MUNICIPALITY

Pavlenkov M.N., Doctor of Economics, Professor, Dzerzhinsk Branch of the National National University named after Lobachevsky, Dzerzhinsk, Russia

Paramonov A.V., Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Nizhny Novgorod Institute of Management – Branch of the RANEPa under the President of the Russian Federation, Nizhny Novgorod, Russia

Abstract. In this article, the authors analyze in detail the methods of selecting trend models for forecasting socio-economic indicators of municipalities. The relevance of the study is due to the fact that traditional approaches in municipal management are based on the hypothesis of preserving the main trends, which does not fully correspond to the conditions of a dynamically changing socio-economic environment. Thus, traditional management methods should be complemented by mechanisms that take into account the changes that are taking place. It is revealed that the initial stage of predictive calculations is the most time-consuming and costly due to the need to ensure high quality of the initial data. It is shown that for effective forecasting, the model must strictly correspond to the problem being solved. An innovative method for assessing the adequacy of trend models has been developed and an algorithm for choosing the optimal model based on indicators of adequacy and accuracy has been proposed, which significantly increases the accuracy of forecasts and the effectiveness of management decisions. The practical potential of the study lies in the fact that the application of the proposed model will improve the accuracy of forecasting socio-economic indicators, and the developed method and selection algorithm will allow municipal administrations to make more informed and timely decisions, adapting their strategies to current and projected changes. In addition, the application of this model can contribute to a more efficient allocation of resources, reduce costs and improve the quality of life of the population through accurate accounting and forecasting of key indicators.

Keywords: municipal formation, public administration, forecasting, trend model, estimation of model accuracy.

JEL classification: R58, P25, O21.

Для цитирования: Павленков М.Н., Парамонов А.В. Выбор модели прогнозирования социально-экономических показателей муниципального образования // Прогрессивная экономика. 2024. № 7. С. 7–18. DOI: 10.54861/27131211_2024_7_7.

Статья поступила в редакцию: 24.06.2024 г. Одобрена после рецензирования: 03.07.2024 г. Принята к публикации: 03.07.2024 г.

For citation: Pavlenkov M.N., Paramonov A.V. Selection of model for forecasting socio-economic indicators of a municipality // Progressive Economy. 2024. No. 7. pp. 7–18. DOI: 10.54861/27131211_2024_7_7.

The article was submitted to the editorial office: 24/06/2024. Approved after review: 03/07/2024. Accepted for publication: 03/07/2024.

Введение

Долгосрочное планирование городского развития разрабатывается с целью определения важнейших социально-экономических показателей, используя для этого современные методы прогнозирования и достижения науки и практики [1; 9; 10; 11]. В условиях развития информационных технологий с помощью моделей прогнозирования обосновываются расчеты показателей развития. Традиционные подходы к прогнозированию показателей основаны на гипотезе сохранения основных тенденций на период прогнозирования [4; 5; 12; 13]. Но современные условия требуют учета и реакции на происходящие изменения в муниципальном управлении при принятии решений. В этих условиях к исходной информации предъявляются повышенные требования [2; 5; 8]. Практика разработки прогнозов показала, что наиболее трудоемким и затратным является начало проведения прогнозных вычислений, так как расчетные показатели зависят от качества исходных данных [6; 7; 8]. Так как прогнозирование является экстраполяцией прошлого на будущее, то подготовка, анализ и оценка качества информации существенно влияют на объективность прогнозных показателей.

Таким образом, *цель* данного исследования заключается в разработке алгоритма выбора трендовых модели прогнозирования социально-экономических показателей муниципальных образований. Актуальность исследования обусловлена тем, что эффективность работы органов местного самоуправления во многом определяется качеством принимаемых управленческих решений, которые должны соответствовать потребностям общества, способствовать улучшению качества жизни, поддержанию социальной стабильности и развитию муниципальных образований [3].

Практическая значимость исследования обусловлена необходимостью решения задач точного прогнозирования социально-экономических показателей в контексте принятия управленческих решений в условиях быстрого развития информационных технологий и постоянных изменений в социальной и экономической среде, где традиционные методы прогнозирования становятся недостаточно надежными.

Материалы и методы

Для достижения целей данного исследования авторами были использованы научные источники, посвященные вопросам прогнозирования в муниципальной экономике. В ходе работы применялись экспертные методы анализа данных и выбора моделей, отражающих основные тенденции. Для наглядного представления и структурирования результатов исследования использовались различные графические методы, обеспечивающие визуализацию данных. Процесс формализации преобразования ретроспективной информации в прогнозные показатели можно представить в виде оператора G , который выражается следующим уравнением $G(1)$:

$$G(\Phi, t) = F \quad (1)$$

здесь Φ – обозначает множество факторов, влияющих на экономические показатели; F – результаты прогноза; G – оператор прогнозирования, который позволяет моделировать преобразование исторических данных в прогнозные значения; t – временной период упреждения прогноза.

Собранная информация подвергается анализу, на основе которого формируется динамический ряд, который используется для разработки трендовых моделей прогнозирования. Качество создаваемых моделей прогнозирования оценивается по их адекватности и точности. В процессе достижения поставленной цели авторами был выполнен анализ исходных данных и сформирован ряд $\Phi = \{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_T\}$, а кроме этого, сформировано множество моделей $M = (m_1, m_2, \dots, m_s)$.

Задача исследования заключается в выборе лучшей по ряду критериев модели m_s ($s = \overline{1, S}$), которая позволяла бы по исходному ряду Φ рассчитать прогноз $\hat{\Phi}_\tau$ на τ периодов вперед ($\tau = T+1, T+2, \dots, T+\tau$).

Оценка производится с использованием различных метрик точности и адекватности, что позволяет выбрать наиболее подходящую для конкретной ситуации модель. Для проверки адекватности модели проверяется выполнение ряда условий остаточной компоненты ε_t :

- условие 1: остаточная последовательность характеризуется случайными колебаниями;
- условие 2: случайная компонента подчиняется нормальному закону;
- условие 3: математическое ожидание случайной компоненты равно нулю;
- условие 4: отсутствует существенная автокорреляция.

Результаты и обсуждение

Для обоснования адекватности модели прогнозирования необходимо убедиться в том, что все условия выполняются. Выполним проверку условия 1, которое заключается в том, что остаточная последовательность характеризуется случайными колебаниями. Определим ε_t – то есть разность данных исходного ряда и теоретических данных (2):

$$\varepsilon_t = \Phi t - \hat{\Phi}_t \quad (t = 1, 2, \dots, T) \quad (2)$$

Применяется критерий серий (КС) для исследования ε_t :

- сортируют ряд ε_t по возрастанию;
- рассчитывают медиану ε_m ;
- выполняют сравнение ε_t и ε_m ;
- ставится: «плюс» если значение $\varepsilon_t > \varepsilon_m$, знак «минус» ставится если $\varepsilon_t < \varepsilon_m$, опускается, если $\varepsilon_t = \varepsilon_m$.

Минусы и плюсы, следующие подряд, образуют серию. Обозначим за $k_{\max}$ – самую длинную серию, а количество данных серий через K . Если

одновременно выполняются неравенства (3) и (4), то выборка считается случайной на уровне значимости 5%:

$$k_{\max} < [3,3(\lg T + 1)] \quad (3)$$

$$K > \left[\frac{1}{2}(T + 1 - 1,96\sqrt{T - 1}) \right] \quad (4)$$

В случае, если хотя бы одно из неравенств не выполняется, то модель будет не будет считаться адекватной.

Рассмотрим другой критерий, критерий пиков, сущность которого заключается в выполнении следующих условий:

- значение ε_t является максимальным, если $\varepsilon_{t-1} < \varepsilon_t > \varepsilon_{t+1}$;
- значение ε_t является минимальным, если $\varepsilon_{t-1} > \varepsilon_t < \varepsilon_{t+1}$;
- это значение является точкой поворота.

Обозначим через l число точек поворота, число которых определяется по следующей формуле (5):

$$l = \frac{2}{3}(T - 2) \quad (5)$$

Дисперсию σ_l^2 можно рассчитать по следующей формуле (6):

$$\sigma_l^2 = \frac{16T-29}{90} \quad (6)$$

Выполнение неравенства (7) указывает на выполнение критерия случайности на 95% уровне значимости (7):

$$l > \left[l - 1,96\sqrt{\sigma_l^2} \right] \quad (7)$$

Если же неравенство (7) не выполняется, модель не признается адекватной, а исследовательская гипотеза отвергается.

Условие 2 заключается в том, что нормальному закону подчиняется случайная компонента. Проверка выполнения условия выполняется по критерию асимметрии (КА) и критерию эксцесса (КЭ), исследуя соответствующие показатели A_1 – асимметрии, A_2 – эксцесса. Рассчитываются их выборочные характеристики $\hat{A}_1$ и $\hat{A}_2$ и их ошибки $S_{\hat{A}_1}$ и $S_{\hat{A}_2}$ (8–11):

$$\hat{A}_1 = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t^3}{\sqrt{\left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t^2 \right\|^2}} \quad (8)$$

$$\hat{A}_2 = \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t^4}{\sqrt{\left\| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t^2 \right\|^2}} - 3 \quad (9)$$

$$C_{\hat{A}_1} = \sqrt{\frac{6(T-2)}{(T+1)(T+3)}} \quad (10)$$

$$C_{\hat{A}_2} = \sqrt{\frac{24(T-2)(T-3)}{(T+1)^2(T+3)(T+5)}} \quad (11)$$

Гипотеза принимается, если одновременно выполняются следующие неравенства (12) и (13):

$$|\hat{A}_1| < 1,5C_{\hat{A}_1} \quad (12)$$

$$\left| \hat{A}_2 + \frac{6}{T+1} \right| < 1,5C_{\hat{A}_2} \quad (13)$$

Если выполняется хотя бы одно из двух неравенств (14) или (15), то при этом условии модель будет считаться неадекватной:

$$|\hat{A}_1| < 2C_{\hat{A}_1} \quad (14)$$

$$\left| \hat{A}_2 + \frac{6}{T+1} \right| < 2C_{\hat{A}_2} \quad (15)$$

Для оценки адекватности модели используется и RS-критерий (16):

$$R = \varepsilon_{\max} - \varepsilon_{\min}, \quad S = \sqrt{\sum \varepsilon_t^2 / (T - 1)} \quad (16)$$

где S – стандартное отклонение. Значение критерия R сравнивается с верхней границей и нижней границей таблицы. Гипотеза отвергается, если значение критерия R выходит за границы интервала

Условие 3 заключается в том, что равно нулю математическое ожидание случайной компоненты. Для оценки адекватности модели используется критерий Стьюдента (17):

$$t = \frac{\bar{\varepsilon} - 0}{C_{\varepsilon}} \quad (17)$$

где $\bar{\varepsilon}$ – среднее арифметическое значение последовательности ε_t , а показатель C_{ε} – это среднеквадратическое отклонение, которое вычисляется по формуле (18):

$$C_{\varepsilon} = \sqrt{\frac{\sum(\varepsilon_t - \bar{\varepsilon})^2}{(T-1)}} \quad (18)$$

Гипотеза принимается, если t меньше табличного t_{α} (при уровне значимости α , и при числе степеней $T-1$), а модель считается адекватной.

На заключительном этапе проводится проверка выполнения условия 4, которое заключается в отсутствии существенной автокорреляции. Для оценки адекватности модели используется критерий Дарбина-Уотсона (19):

$$d = \frac{\sum_{t=2}^T (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \varepsilon_t^2} \quad (19)$$

Критерий Дарбина-Уотсона используется для обнаружения автокорреляции остатков в регрессионных моделях. В оригинальном виде значение критерия находится в диапазоне от 0 до 4:

- значение $d = 2$ указывает на отсутствие автокорреляции.
- значение $d < 2$ указывает на положительную автокорреляцию.
- значение $d > 2$ указывает на отрицательную автокорреляцию.

Преобразование в стандартный диапазон для анализа $d' = 4 - d$ используется для более удобной интерпретации. Величина d (в данном случае d') сравнивается со значениями статистики: нижним значением для d_1 и верхним значением d_2 :

- гипотеза принимается, если $d > d_2$;
- гипотеза отвергается, если $d < d_1$ (модель неадекватна);
- исследования необходимо продолжить, если d выполняется двойное неравенство: $d_1 \geq d \leq d_2$.

Таким образом, из множества моделей M сформировано подмножество $M^{\alpha} \in M$ моделей адекватных.

Использование предложенного алгоритма позволит обеспечить точность процесса прогнозирования, обеспечивая высокую надежность полученных результатов. Структура выбора трендовой модели для прогнозирования приведена на рисунке 1.

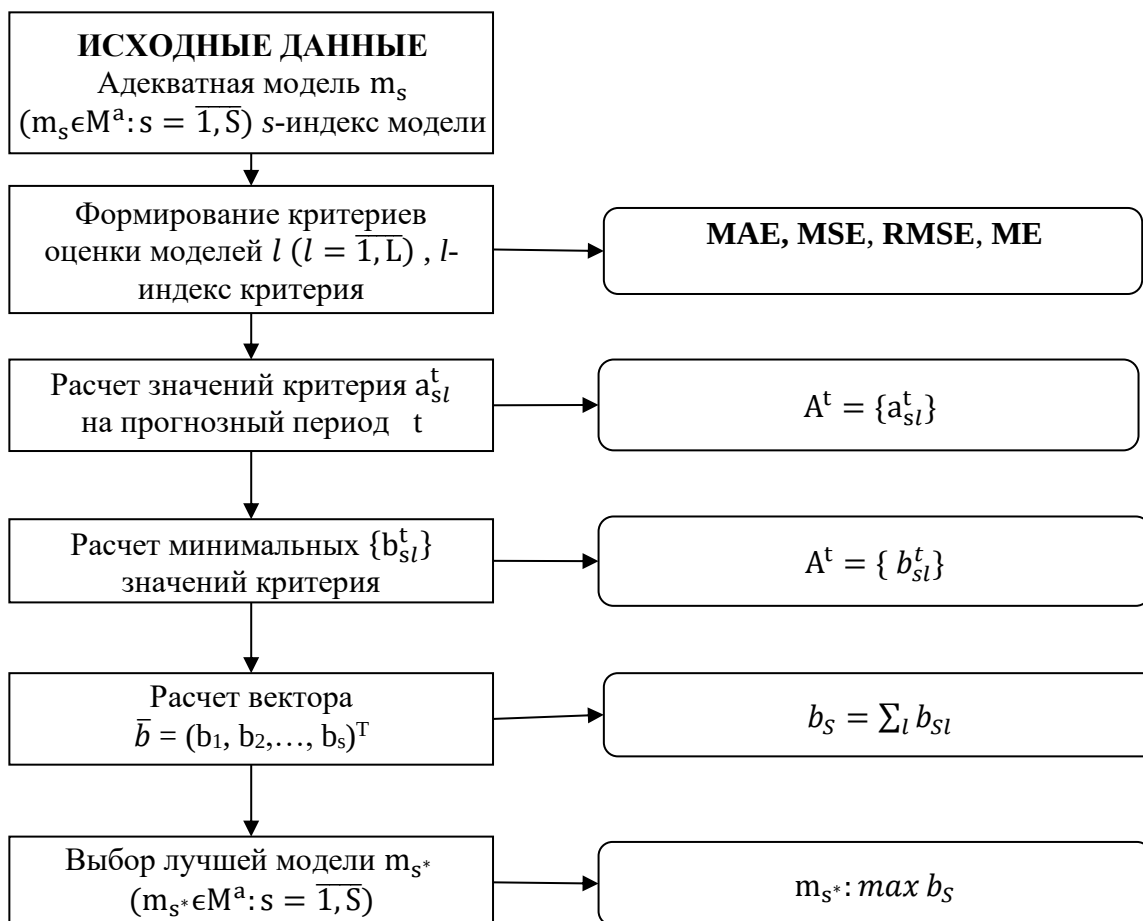


Рис. 1. Структура выбора модели прогнозирования

Источник: разработано авторами

Задача сводится к исследованию подмножество M^a моделей и оценке их точности, а для этого:

- берется усеченный ряд $(T-t)$;
- берется модель и по ней рассчитывается прогноз;
- прогноз сравниваются с реальными данными.

Точность моделей прогнозирования определяется тем, насколько прогнозы соответствуют реальным данным. Отклонение между предсказанными и фактическими значениями называется ошибкой, и чем меньше эта ошибка, тем лучше модель. Иными словами, лучшими считаются именно те модели, отклонение по которым меньше.

По формуле (20) вычислим ошибку прогнозирования:

$$e(t) = \Phi(t) - \hat{\Phi}(t) \quad (20)$$

где $\Phi(t)$ – исходный временной ряд; $\hat{\Phi}(t)$ – прогнозные значения.

К наиболее распространенным оценочным критериям оценки точности исследуемых моделей можно отнести:

1. Критерий MAE (средняя абсолютная ошибка) вычисляется как среднее значение абсолютных отклонений между предсказанными и реальными значениями (21):

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |\Phi(t) - \hat{\Phi}(t)| \quad (21)$$

2. Критерий MSE (среднеквадратичная ошибка) вычисляется как среднее значение квадратов отклонений между предсказанными и реальными значениями (22):

$$MSE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Phi(t) - \hat{\Phi}(t))^2 \quad (22)$$

3. Критерий RMSE (среднеквадратичный корень из ошибки) помогает интерпретировать ошибку в тех же единицах, что и данные (23):

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (23)$$

4. Критерий ME (средняя ошибка) вычисляется как среднее значение разностей между предсказанными и фактическими значениями и может быть описан формулой (24):

$$ME = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\Phi(t) - \hat{\Phi}(t)) \quad (24)$$

Выбор метрики зависит от конкретной задачи и особенностей данных. Например, MSE и RMSE более чувствительны к выбросам (отличающимся точкам), чем MAE, поскольку квадратичные ошибки более сильно увеличиваются при больших отклонениях. Однако в общем смысле модель считается по точности лучшей, если оценочные критерии принимают наименьшее значение.

Разработан алгоритм выбора лучшей по точности модели из сформированного подмножества M^a ($M^a \in M$) адекватных моделей.

Для проведения исследования и нахождения лучшей модели выделим из ряда Φ последовательность: $\Phi^* = (\Phi_p, \Phi_{p+1}, \dots, \Phi_T)$, для которой выполнен по каждому t ($t = p, p+1, \dots, T$) расчет оценочных критериев, который представлен в форме матрицы A^t (Таблица 1). Элементами a_{sl}^t матрицы являются значения критериев l ($l = \overline{1, L}$), полученные по каждой включенной в подмножество модели m_s ($m_s \in M^a: s = \overline{1, S}$). В результате получаем ряд A^t ($t \in \overline{p, T}$) матриц.

Таблица 1

Оценочные критерии (A^t)

Модели M^a	Значение критериев			
	MAE	MSE	RMSE	ME
m_1	a_{11}^t	a_{12}^t	a_{13}^t	a_{14}^t
m_2	a_{21}^t	a_{22}^t	a_{23}^t	a_{24}^t
...	...	...	...	...
m_s	a_{s1}^t	a_{s2}^t	a_{s3}^t	a_{s4}^t

Источник: разработано авторами

Фиксируем период t ($t \in \overline{p, T}$). В каждом столбце l ($l = \overline{1, L}$) находим элемент с индексом s' ($s' = \overline{1, S}$) $a_{s'l}^t = \min_s a_{sl}^t$ ($s = \overline{1, S}$, $l = \overline{1, L}$). Далее формируется матрица B^t , в которой элементы заменяются в столбце l ($l = \overline{1, L}$) единицей, а по другим элементам столбца ставится ноль. В результате вычислений получаем матрицу B^t ($t \in \overline{p, T}$), в которой по каждому критерию будет одна с индексом s' лучшая модель. Далее последовательно выполним расчеты по каждому периоду t ($t = \overline{p, T}$), в результате формируется ряд $\{B^p, B^{p+1}, \dots, B^T\}$ матриц размером $s \times l$ ($s = \overline{1, S}$, $l = \overline{1, L}$). Полученные матрицы суммируем и формируем матрицу B : $B = B^p + B^{p+1} + \dots + B^T$.

Если элемент $b_{sl} \geq 1$ ($s = \overline{1, S}$, $l = \overline{1, L}$) матрицы B , то это означает, что имеется лучшая модель по какому либо критерию на проверочных данных. суммирования элементов каждой строки Определяем вектор-столбец путем суммирования элементов каждой строки: $\bar{b} = (b_1, b_2, \dots, b_s)^T$.

Ранжируем компоненты $\bar{b}$ по возрастанию и определяем модели $\tilde{M} \in M^a$ (количестве S') с компонентами $b_s \neq 0$ ($s = \overline{1, S}$). Располагаем модели по возрастанию значений b_s ($s = \overline{1, S'}$). Модель $m_{s^*} \in \tilde{M}$, для которой значение b_{s^*} наибольшее является лучшей. Именно эта модель рекомендуется для практического применения в прогнозировании.

Вышеописанный алгоритм поддается компьютеризации и, как следствие, его внедрение в системы принятия решений органов местного самоуправления может существенно повысить точность прогнозирования социально-экономических показателей. Разработанный метод и алгоритм выбора оптимальной модели позволяют муниципальным администрациям принимать более обоснованные и своевременные решения, адаптируя свои стратегии к текущим и прогнозируемым изменениям. Кроме того, применение данной модели может способствовать более эффективному распределению ресурсов, снижению затрат и повышению качества жизни населения за счет точного учета и прогнозирования ключевых показателей.

Заключение

Долгосрочное планирование городского развития направлено на определение ключевых социально-экономических показателей с использованием современных высокоточных методов прогнозирования. В

условиях, характеризующихся высокой степенью неопределенности, системы планирования должны быть гибкими, позволяя учитывать динамические изменения при принятии управленческих решений. Поскольку сущность прогнозирования заключается в экстраполяции прошлых наблюдений на будущее периоды, именно качество исходной информации играет критически важную роль в обеспечении объективности и точности прогнозных показателей. В данной статье предложен авторский метод, позволяющий с высокой степенью надежности и достоверности оценить адекватность и точность трендовых моделей. Научным результатом, обладающим элементами научной новизны, является разработка алгоритма, который позволяет производить выбор наиболее подходящей модели из множества доступных на основе расчета оценочных критериев. Преимуществом метода является четкость критериев, что позволяет полностью алгоритмизировать процессы оценки и выбора наилучшей модели.

Предложенная методология может значительно повысить эффективность управления муниципальными ресурсами, обеспечивая более высокую точность прогнозирования социально-экономического развития. Внедрение авторского подхода будет способствовать лучшему пониманию будущих изменений в социальных и экономических условиях, позволит принимать более обоснованные управленческие решения направленные на повышение качества жизни населения за счет более рационального распределения имеющихся ресурсов.

Литература

1. Воронин П.М. Совершенствование механизмов управления социально-экономическим развитием муниципального образования. Н. Новгород: НИУ РАНХиГС, 2013. 306 с.
2. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний. Новосибирск: Изд-во ин-та математики, 1999. 268 с.
3. Казимов Э.Ф., Крапухин Г.А. Совершенствование процессов принятия управленческих решений в органах муниципальной власти // Прогрессивная экономика. 2023. № 3. С. 5–22.
4. Мхитарян В.С. Эконометрика. М.: Проспект, 2020. 384 с.
5. Орлов А.И. Новая парадигма анализа статистических и экспертных данных в задачах экономики и управления // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. Краснодар: Изд-во: КубГАУ 2014. № 98. С. 1254–1260.
6. Орлов А.И. Теория экспертных оценок в нашей стране // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2013. № 93. С. 1–11.
7. Павленков М.Н., Маева Л.С. Временные ряды как источник моделирования полноты и достоверности эмпирических данных для

прогнозирования объемов твердых коммунальных отходов // Контроллинг. 2017. № 66. С.40–45.

8. Павленков М.Н., Маева Л.С. Алгоритм оценки полноты и достоверности информационного обеспечения прогнозирования объемов твердых коммунальных отходов // Контроллинг. 2017. № 70. С. 64–71.

9. Павленков М.Н., Парамонов А.В. Организационные вопросы стратегического менеджмента в региональной и муниципальной экономике // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Экономика и право. 2023. № 12. С. 52–56.

10. Павленков М.Н., Парамонов А.В. Механизм контроллинга стратегического планирования муниципального образования // Контроллинг в экономике, организации производства и управлении. Сборник научных трудов X международной конференции по контроллингу. Москва, НП «Объединение контроллеров». 2023. С.180–187.

11. Павленков М.Н., Парамонов А.В. Основные проблемы и особенности управления городом // Инновации в менеджменте. 2022. № 3 (33). С. 76–79.

12. Павленков М.Н., Парамонов А.В. Формирование информационной базы стратегического планирования муниципального образования в условиях некомплектности данных // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2023. Т. 13. № 11 А. С. 466–473.

13. Tarasenko F.P. On the evaluation of an unknown probability density function, the direct estimation of the entropy from independent observations of a continuous random variable, and the distribution-free entropy test of goodness-of-fit. // Proc. IEEE. 1968. № 56. P. 2052–2053.