

УДК 004.415.2 – 519.246.8



ОБОБЩЕННЫЙ КРИТЕРИЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ

А. Н. Одейчук

Национальный научный центр «Харьковский физико-технический институт», г. Харьков, Украина
anodeychuk@kipt.kharkov.ua

Сформулирована постановка задачи для поиска критерия эффективности моделей временных рядов. Проведен сравнительный анализ существующих критериев эффективности, представленных в литературе. Построен обобщенный критерий эффективности, который был апробирован в условиях, когда традиционные критерии эффективности моделей прогнозирования не позволяют принять решения, и показал высокую результативность его использования.

КРИТЕРИЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ, ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ, МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ, ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА

Введение

В условиях финансовой нестабильности и неопределенности на валютном и фондовом рынках возрастает необходимость в максимально точных прогнозах на краткосрочную и среднесрочную перспективу не только курсов валют или акций, но также и фундаментальных факторов развития экономик отдельных стран.

Стремительный рост и внедрение новых современных технологий в различных отраслях производства формируют острую потребность в своевременных прогнозах ключевых технических показателей производства (расчет некоторых параметров в ядерно-техническом комплексе и других).

Построение моделей прогнозирования технико-экономических показателей, представляемых в виде временных рядов, является сложной и наукоемкой задачей прикладного характера. С одной стороны, реальные процессы характеризуются нестационарностью, в результате чего требуется постоянно производить адаптацию моделей к новым тенденциям. Это служит причиной необходимости в многократном переопределении структуры и параметров модели прогнозирования. В этой связи, разработка информационной системы, которая позволит автоматизировать процесс построения моделей прогнозирования, является необходимой и своевременной, о чем свидетельствуют многочисленные публикации в литературе [1–4, 23]. С другой стороны, задача построения моделей прогнозирования усложняется тем фактом, что для моделирования одного и того же временного ряда при помощи различных методологий и подходов может быть построено множество моделей, которые будут различаться по своей структуре и точности прогноза. Например на основе только одного класса моделей ARIMA или GARCH для временного ряда в общем случае может быть построено бесконечное множество различного вида моделей путем варьирования количества и значений параметров. Данный факт обуславливает необходимость в использовании для выбора

наиболее адекватной и точной модели прогнозирования одного из критериев, предложенных различными авторами [5–18]. Однако вопрос, связанный с тем, какой именно из них необходимо применять, освещен в литературе, на наш взгляд, недостаточно полно.

1. Состояние проблемы

В работах [1–4] рассматривается вопрос, связанный с проектированием информационной системы, реализующей разработку моделей прогнозирования временных рядов. Несмотря на масштаб проведенных исследований, задача определения критерия эффективности, который позволит принять решение о наиболее адекватной модели прогнозирования из множества конкурирующих между собой моделей, не нашла четкого отражения в общей постановке задачи проектирования системы и, вследствие чего, не была решена.

В этой связи является актуальным проведение исследования, направленного на решение задачи определения обобщенного критерия эффективности, позволяющего выделить из множества конкурирующих между собой моделей прогнозирования временных рядов модель, имеющую минимальную среднеквадратическую ошибку прогноза и оптимальную структуру. Это позволит восполнить пробел в проведенных исследованиях по проектированию информационной системы построения моделей прогнозирования, что и является целью данной статьи.

2. Постановка задачи исследования

Под эффективностью модели прогнозирования будем понимать набор количественных показателей, описывающих наиболее адекватную и оптимальную по своей структуре модель.

Постановка задачи исследования формулируется следующим образом.

Дано множество моделей прогнозирования Z . Каждая из моделей z :

– построена на основе методологии C^i , предпосылкам и предположениям которой удовлетворяет мно-

жество статистических характеристик H_D исследуемого временного ряда D ;

- имеет структуру S^{θ} ;
- оценки параметров определяются методом M^{θ} .

Также дано множество критериев эффективности L , которые учитывают различные качественные показатели моделей прогнозирования и имеют некоторые ограничения.

Требуется определить критерий эффективности L^* , позволяющий из множества конкурирующих между собой моделей прогнозирования временных рядов выбрать модель, имеющую максимальную эффективность. Представим решаемую задачу следующим образом:

$$Z \xrightarrow{L^* \in L} Z^* (C^i \in C, S^{ij} \in S, M^{ijl} \in M, H_D), \quad (1)$$

где Z – множество моделей прогнозирования;

Z^* – модель прогнозирования, имеющая максимальную эффективность;

C – множество методологий построения моделей прогнозирования (множество классов моделей прогнозирования);

S – множество видов структур моделей прогнозирования;

M – множество методов определения оценок параметров моделей.

Основными требованиями к искомому критерию эффективности является учет следующих показателей качества:

- E_1 – среднеквадратическое отклонение;
- E_2 – количество параметров модели (сложность структуры модели);
- E_3 – ошибка выбора структуры модели;
- E_4 – смещенность прогноза;
- E_5 – автокорреляция остатков.

3. Анализ критериев эффективности модели прогнозирования

Существует достаточно большое количество критериев, применяемых для определения качества построенных моделей прогнозирования, их адекватности и точности.

Проведем краткий анализ возможностей использования этих показателей в качестве оценки эффективности модели.

При анализе критериев использованы следующие обозначения: Y_t – значение временного ряда в момент

t , \hat{Y}_t – прогноз значения Y_t ; $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t$ – среднее Y ;

$e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ – погрешность или ошибка прогноза; n – длина временного ряда.

Наиболее часто встречаемые в литературе критерии эффективности приведены ниже.

Среднее абсолютное отклонение (Mean Absolute Deviation, MAD) измеряет точность прогноза, усред-

няя величину ошибки прогноза (абсолютные значения каждой ошибки) [5]. Использование MAD наиболее полезно в тех случаях, когда аналитику необходимо измерить ошибку прогноза в тех же единицах, что и исходный ряд. Ошибка MAD вычисляется с помощью следующего уравнения:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|. \quad (2)$$

Однако недостатком данного критерия является нечувствительность к ошибкам, малым по абсолютной величине.

Среднеквадратическая ошибка (Mean Squared Error, MSE) и сумма квадратов ошибки (Sum Squared Error, SSE) рассчитываются по уравнениям, приведенным ниже:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2. \quad (3)$$

$$SSE = \sum_{t=1}^n e_t^2. \quad (4)$$

Данные критерии наиболее часто используются при выборе оптимальной модели прогнозирования в пакетах прикладных программ по прогнозированию [6]. Каждое значение ошибки прогноза в критериях (3) и (4) возводится в квадрат, что подчеркивает большие ошибки прогноза, в отличие от критерия (2). Данная особенность очень важна, так как модель прогнозирования, постоянно дающая средние по величине ошибки, в некоторых случаях может быть предпочтительнее другой модели, имеющей малые ошибки, но периодически дающей неприемлемые по абсолютной величине выбросы.

В тех случаях, когда проводится сравнение качества моделей прогнозирования разнородных объектов, оценка ошибок в абсолютных величинах не приемлема или вызывает трудности с интерпретацией получаемых результатов. В этой связи предпочтительным является переход к оценке ошибок в процентах [6,7].

С этой целью используют среднюю абсолютную ошибку в процентах (Mean Absolute Percentage Error, MAPE), вычисляемую по уравнению:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{Y_t} \cdot 100. \quad (5)$$

Этот показатель характеризует насколько велики ошибки прогноза в сравнении с действительными значениями ряда.

Более информативным критерием адекватности модели прогнозирования служит средняя процентная ошибка (Mean Percentage Error, MPE), определяющая смещенность (постоянное занижение или завышение) построенного прогноза [5,8]. Данный критерий рассчитывается по уравнению:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{Y_t} \cdot 100. \quad (6)$$

Значения, вычисляемые по уравнению (6), интерпретируются следующим образом. Если модель прогнозирования является несмещенной, критерий (6) будет иметь процентное значение, близкое к нулю и не превышающее 5 % [6]. Если в результате расчетов получается большое отрицательное процентное значение, то построенная модель является последовательно переоценивающей. Если получено большое положительное процентное значение, то – последовательно недооценивающей.

Заметим, что критерии MAPE и MPE не подходят для временных рядов с нулевыми членами. Однако в работе [6] рекомендуют в таких случаях пропускать нулевые элементы ряда и уменьшать значение n на единицу.

Для целей определения адекватной модели прогнозирования применяют коэффициент несовпадения Тейла [8,9], вычисляемый по уравнению:

$$U = \frac{\sqrt{\sum_{t=1}^n (\hat{Y}_t - Y_t)^2}}{\sqrt{\sum_{t=1}^n \hat{Y}_t^2} + \sqrt{\sum_{t=1}^n Y_t^2}}. \quad (7)$$

Если коэффициент принимает значение равно, нулю, то прогноз точный, а если значение, равно единице, то прогноз неадекватный.

Другим показателем адекватности модели может служить коэффициент детерминации (КД) [10, 11], который рассчитывается по уравнению:

$$R^2 = 1 - \frac{SSE}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}. \quad (8)$$

Чем ближе в выражении (8) значение КД к единице, тем лучше модель описывает реальные данные. На практике принято считать модель адекватной, если $KД > 0,75$ [1,10].

К недостаткам данного критерия, а также коэффициентов (2 – 8), можно отнести то, что их значения тем больше свидетельствуют об улучшении точности модели, чем больше новых параметров включается в модель, хотя это и не обязательно означает улучшение качества модели. Учесть данную особенность позволяет скорректированный коэффициент детерминации (СКД) [12,13], где r – количество параметров модели:

$$СКД = 1 - \frac{n-1}{n-r-1} (1 - R^2). \quad (9)$$

СКД построен таким образом, что добавление нового параметра в модель приводит к снижению его значения – штрафуются [18]. Эта особенность выгодно отличает СКД от критериев (2 – 8), которые фокусируют внимание исследователя на величине отклонения прогноза от реальных данных и не учитывают степень оптимальности структуры построенной модели.

Тем не менее, близкие к единице значения КД и СКД еще не свидетельствуют о хороших прогнозных качествах модели [1]: необходимо отсутствие автокорреляции ошибок, что может быть проверено с помощью статистики Дарбина-Уотсона. Однако она не применима, если в модели среди объясняющих переменных имеются лаговые значения результативного признака. В этой связи предлагается использовать Q-статистику Льюнга-Бокса (Ljung-Box Q-statistic, LBQ), имеющую распределение χ_m^2 и рассчитываемую по формуле [18]:

$$LBQ = n(n+2) \sum_{k=1}^m \frac{\rho_k^2}{n-k}, \quad (10)$$

где ρ_k – значение автокорреляционной функции. Если Q-статистика больше заданного квантиля распределения χ_m^2 , то признается наличие автокорреляции до m -го порядка в исследуемом ряду.

Также следует отметить, что критерий СКД может принимать значения больше единицы и отрицательные значения (пример приведен в (11)), что не дает возможности корректно интерпретировать данный критерий.

$$СКД = 1 - \frac{5-1}{5-6-1} (1-0,2) = 2,6, \quad (11)$$

$$СКД = 1 - \frac{10-1}{10-2-1} (1-0,2) = -0,0286.$$

На принципе штрафов за дополнительные параметры построены критерии Маллоуза, Акаике и Шварца [5,12,14,21].

Критерий Маллоуза:

$$C_p = \frac{SSE}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} + \frac{2(r+1)}{n-r-1}. \quad (12)$$

Информационный критерий Акаике:

$$AIC = \ln(MSE) + \frac{2(r+1)}{n}. \quad (13)$$

Байесовский информационный критерий (критерий Шварца):

$$BIC = \ln(MSE) + \frac{(r+1) \ln n}{n}. \quad (14)$$

Модель прогнозирования тем лучше, чем ниже показатель C_p , AIC , BIC . На данные критерии положительно влияет уменьшение остаточной дисперсии и отрицательно – количество включенных параметров. Основным различием между ними является степень жесткости, то есть, насколько велик штраф за большое количество параметров в модели.

Критерии C_p и AIC при больших n сильно коррелированы между собой. Однако C_p несколько жестче AIC , особенно при малых n . BIC является наиболее жестким критерием, причем, как можно увидеть из

приведенной формулы (14), в отличие от остальных критериев, его жесткость возрастает с ростом n .

Различие в жесткости проистекает из различия в предъявляемых требованиях к моделям прогнозирования. Критерии C_p и AIC направлены на достижение высокой точности прогноза: C_p направлен на минимизацию дисперсии ошибки прогноза, а AIC — на минимизацию расхождения между плотностью распределения по истинной модели и по выбранной модели. В основе критерия BIC лежит требование максимизации вероятности выбора истинной модели.

Кроме того, следует отметить существенный недостаток критерия Акаике, состоящий в переоценке истинного количества параметров в модели [16]. В свою очередь критерий Маллоуза применим только при нормальном распределении остатков [15].

При сравнении моделей прогнозирования важно учитывать, что если разные модели используют различные функциональные формы, то нельзя непосредственно сравнивать КД, СКД или значения критериев (2-8). Например, нельзя сравнить эти статистики для линейного и логарифмического варианта модели.

Значения, получаемые по логарифмической модели, значительно меньше соответствующих значений линейной модели, поэтому является естественным, что остатки также значительно меньше. Величина КД безразмерна, однако в двух уравнениях она относится к разным статистическим понятиям. В одном уравнении она измеряет объясненную моделью долю дисперсии зависимой переменной, а в другом — дисперсии логарифма зависимой переменной. Для сопоставимости значений критериев в работе [11] рекомендуется применение процедуры Бокса-Кокса. Данная процедура предполагает преобразования масштаба наблюдений зависимой переменной, при котором обеспечивалась бы возможность непосредственного сравнения суммы квадратов отклонений.

Проведенный сравнительный анализ критериев эффективности моделей прогнозирования показал, что для непосредственной оценки адекватности и точности модели прогнозирования могут быть использованы критерии (3–5, 7, 8).

Критериями, которые позволяют учитывать помимо адекватности модели степень оптимальности ее структуры, выражаемую через количество включенных в модель прогнозирования параметров, являются критерии, представленные в уравнениях (9, 12–14). На основе анализа их недостатков и ограничений наиболее предпочтительным при сравнении моделей является критерий (14). Это связано с тем, что данный критерий помимо того, что учитывает адекватность и степень сложности структуры модели, также ориентирован на минимизацию ошибки выбора структуры модели прогнозирования [1], что наиболее полно отвечает требованиям поставленной задачи. Результаты

исследований, приведенные в работе [17], свидетельствуют о том, что критерии MAD , MSE и MPE дают согласованные результаты, а критерии КД, СКД, C_p , AIC и BIC не противоречат друг другу [18].

Таким образом, для сокращения размерности решаемой задачи и сокращения количества альтернатив критериев предложено использовать в качестве критерия, удовлетворяющего требованиям $E_1 - E_3$ постановки задачи, Байесов информационный критерий BIC .

Смешенность прогноза относительно реальных данных позволяет оценить средняя процентная ошибка (6), а автокорреляцию ошибок — Q-статистика Льюнга-Бокса (10). Также было отмечено, что перед расчетом критериев эффективности при сравнении моделей, имеющих различные функциональные формы, необходимо производить нормировку исследуемого временного ряда процедурой Бокса-Кокса.

4. Определение обобщенного критерия эффективности моделей прогнозирования

Для формализации процедуры принятия решения о наиболее точной математической модели прогнозирования исследуемого процесса необходимо разработать обобщенный критерий оценки эффективности. В связи с тем, что наиболее информативным критерием с точки зрения постановки задачи, как показали результаты проведенного выше анализа, является Байесовский информационный критерий, а критерии MSE (6) и LBQ (10) являются второстепенными, то имеет место многокритериальная задача с равноважными критериями.

Существует два основных подхода сведения многокритериальной задачи такого вида к однокритериальной [19]:

- свертка локальных критериев с некоторыми весовыми коэффициентами;
- приоритет важнейшего критерия.

Учитывая то, что значения рассчитываемых критериев имеют неодинаковую размерность, а нормировка их значений не может дать возможность выполнять какие-либо действия с ними ввиду того, что критерии имеют различные ограничения и экстремумы, нахождение свертки критериев является затруднительным. Поэтому целесообразно ориентироваться на второй способ — приоритет важнейшего критерия. Для этого может быть использован один из методов, основанных на данном подходе [20]:

- уступок;
- условной оптимизации.

Метод уступок предполагает при выборе оптимального решения оперировать некоторыми наперед заданными уступками по критериям, которые неизвестны.

Метод условной оптимизации основан на нахождении условного экстремума главного критерия f_i , при условии, что дополнительные критерии (второстепенные) должны быть ограничены некоторыми установленными величинами C_i :

$$f_i(z) \rightarrow \text{extr},$$

$$z \in Z; f_i(z) \{ \leq \Rightarrow \} C_i; i = 1, 2, \dots, m; i \neq l. \quad (15)$$

Таким образом, основным критерием эффективности представим (14), а его ограничения – уравнениями (6) и (10). Тогда искомым критерий, который назовем *обобщенный критерий эффективности моделей прогнозирования GCEFM* (Generalized Criterion for Efficiency of Forecasting Models, GCEFM), примет вид:

$$GCEFM = \min_{z \in Z} \{ BIC | LBQ < \chi_m^2, |MPE| \leq 5 \}. \quad (16)$$

На основе полученного обобщенного критерия эффективности *GCEFM* из всех конкурирующих моделей прогнозирования выбирается та модель, которая обеспечивает минимальную среднеквадратическую ошибку, минимальную ошибку выбора структуры модели, оптимальную структуру модели, отсутствие автокорреляции ошибок, а также характеризуется несмещенным получаемым на основе нее прогнозом.

Блок-схема принятия решения на основе обобщенного критерия эффективности *GCEFM* приведена на рис. 1.

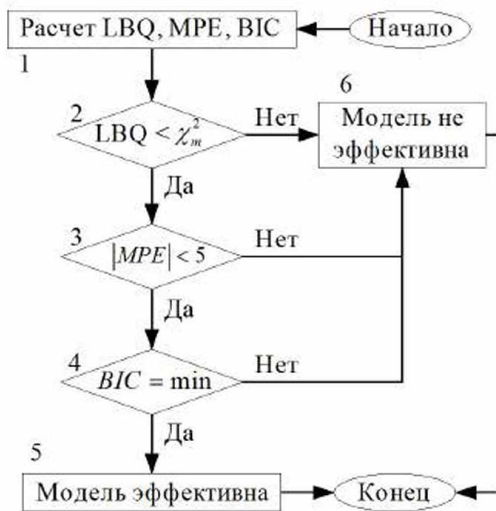


Рис. 1. Блок-схема *GCEFM*

Первоначально для каждой из анализируемых моделей производится расчет Q-статистики Льюнга-Бокса для ошибки модели, средней процентной ошибки и Байесовского информационного критерия. Затем на втором шаге осуществляется проверка $LBQ < \chi_m^2$, и в случае отсутствия автокорреляции ошибки – переход к шагу 3, иначе модель признается неэффективной. На шаге 3 выполняется проверка $|MPE| < 5$, и если условие выполняется, то переходим к шагу 4, иначе к шагу 6. На 4 шаге определяется, является ли минимальным *BIC* среди моделей удовлетворяющих условиям представленных на шаге 2 и шаге 3. Если условие выполняется ($BIC = \min$), то наиболее эффективная модель среди рассматриваемых моделей считается найденной (шаг 5), а при невыполнении этого условия – модель не эффективна (шаг 6).

5. Апробация обобщенного критерия эффективности *GCEFM*

Проведем моделирование исследуемого временного ряда y длиной 500 измерений с помощью уравнения регрессии:

$$y = 1,5x_1 + 0,7x_2 + 0,6x_3 + 0,35x_4 + 0,2x_5 + \varepsilon,$$

в котором регрессоры x_i и ошибка ε генерируются с помощью генератора псевдослучайных чисел с нормальным законом распределения, математическим ожиданием 0 и дисперсией 1. Полученный в результате моделирования временной ряд y представлен на рис. 2.

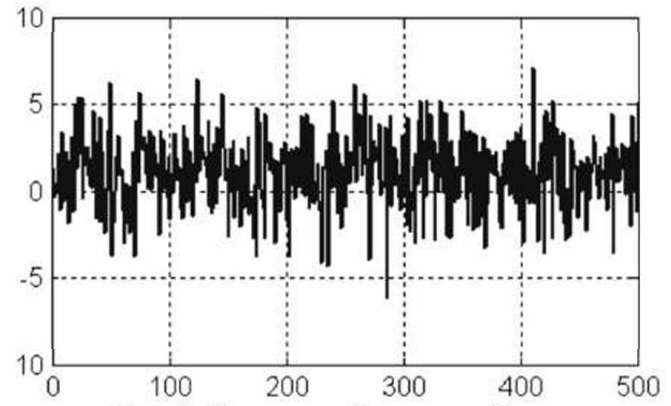


Рис. 2. Исследуемый временной ряд

Построим четыре регрессионные модели временного ряда y по неполным наборам регрессоров, что на практике является достаточно обыденным случаем при построении модели регрессии.

Первая модель z_1 включает регрессор x_1 , вторая модель z_2 – x_1 и x_2 , третья модель z_3 – x_1 и x_3 и четвертая модель z_4 – x_1 и x_4 . Определим оценки коэффициентов моделей z_1 и z_4 с помощью МНК и выполним расчет значений критериев эффективности (3–8, 10, 13, 14) для каждой из моделей (табл. 1).

Как видно из таблицы, критерии *MSE*, *SSE*, Тейла, *AIC* и *BIC* дают согласованный результат и выделяют модель z_4 как наиболее точную в сравнении с другими моделями. Однако ни один из перечисленных критериев не учитывает автокорреляцию ошибки модели. Q-статистика Льюнга-Бокса отвергает гипотезу об отсутствии автокорреляции ошибки для четвертой модели, вследствие чего она не может считаться адекватной и эффективной.

Критерии *MPE*, *MAPE* и КД хотя и дают возможность численно оценить степень точности и адекватности построенных моделей относительно исследуемого временного ряда, однако, как отмечалось выше, они не позволяют учитывать оптимальность структуры построенной модели. Следует заметить, что в соответствии с критерием *MPE* ($|MPE| < 5$) сразу две модели z_1 и z_3 являются адекватными и дают несмещенный прогноз, что требует от исследователя провести дополнительный анализ для определения эффективной модели. Критерии КД и *MAPE* также выделили четвертую модель как

Значение критериев эффективности

Модель	MSE	SSE	MPE	MAPE	Тейла	КД	AIC	BIC	LBQ
z_1	1,8631	931,5417	0,5477	27,8897	0,3242	0,5601	0,6342	0,6595	96,8884 < 124,3421
z_2	1,4408	720,4041	-40,455	47,5404	0,2779	0,6598	0,3812	0,4149	107,5718 < 124,3421
z_3	1,0381	519,1425	-4,7871	17,0696	0,2307	0,7549	0,0576	0,0997	117,2641 < 124,3421
z_4	0,9167	458,3526	7,3448	3,6251	0,2153	0,7836	-0,063	-0,0124	131,4965 > 124,3421

наиболее эффективную, что является неправомерным из-за автокорреляции остатков модели.

Полученные результаты проведенного анализа позволяют сделать вывод, что использование только одного критерия является недостаточным для принятия всестороннее обоснованного и адекватного решения при выборе эффективной модели прогнозирования.

Для принятия решения о том, какая из рассматриваемых моделей $z_1 \div z_4$ является эффективной и адекватной, воспользуемся обобщенным критерием эффективности *GCEFM*.

Расчет критериев *LBQ*, *MPE* и *BIC* выполнен и представлен в таблице. На основании значения Q-статистики Льюиса-Бокса модели $z_1 \div z_3$ подлежат дальнейшему анализу, а модель z_4 является неэффективной. Значение критерия *MPE* для второй модели не удовлетворяет неравенству $|MPE| \leq 5$, в результате чего она не может считаться эффективной. Минимальным значением критерия *BIC* среди оставшихся конкурирующих между собою моделей z_1 и z_3 обладает модель z_3 .

Таким образом, в соответствии с обобщенным критерием эффективности *GCEFM* адекватной и эффективной моделью прогнозирования для исследуемого временного ряда y является z_3 .

Следует отметить, что применение обобщенного критерия эффективности *GCEFM* является наиболее перспективным для отбора эффективных моделей прогнозирования в тех случаях, когда традиционные критерии не позволяют дать однозначный ответ.

Моделирование и расчеты были проведены с использованием математического пакета MatLab [22].

Выводы

Сформулирована и поставлена задача нахождения обобщенного критерия эффективности *GCEFM*, который дает возможность осуществить выбор из множества конкурирующих между собой моделей прогнозирования временных рядов модель, имеющую максимальную эффективность.

Проведен сравнительный анализ критериев эффективности, который позволил сделать вывод о жесткой специализации существующих критериев эффективности на определенных качественных показателях модели прогнозирования и об отсутствии единого критерия, который бы удовлетворял всем требованиям, представленным в постановке задачи. Кроме того, перед расчетом критерия эффективности была отмечена необхо-

димость нормирования временного ряда, используя процедуру Бокса-Кокса, что позволяет обеспечить сопоставимости отклонений получаемых моделями, имеющими различные функциональные формы.

Определен обобщенный критерий эффективности *GCEFM* по методу оптимизации с нежесткими критериями, основанному на приоритете важнейшего критерия. Найденный обобщенный критерий эффективности *GCEFM* позволяет производить выбор модели прогнозирования с учетом среднеквадратического отклонения, ошибки выбора структуры модели, количества параметров модели, степени смещенности прогноза, а также автокорреляции остатков.

Обобщенный критерий эффективности *GCEFM* прошел апробацию, в ходе которой показано, что в случае, когда традиционные критерии эффективности моделей прогнозирования не позволяют получить однозначное решение и выделить эффективную модель, использование критерия *GCEFM* дает возможность преодолеть ситуацию неопределенности и принять решение о выделении эффективной модели, либо отклонить рассматриваемые модели как неэффективные. Все процедуры и вычисления были рассчитаны с помощью математического пакета MatLab.

Результаты работы могут быть использованы при разработке информационных систем построения моделей прогнозирования, а также при решении задач составления прогнозов технико-экономических показателей и принятия решений в различных отраслях хозяйственной деятельности и науки.

Список литературы: 1. Шамша Б.В., Гуржий А.М., Дудар З.В., Левикін В.М. Математичне забезпечення інформаційно-управляючих систем: Підручник для студентів вищих навчальних закладів. – Харків: ТОВ «Компанія СМІТ», 2005. – 448 с. 2. Одейчук А.П., Шамша Б.В., Федоров Е.Г. Интеллектуальная система выбора метода прогнозирования стохастических рядов в условиях гетероскедастичности // АСУ и приборы автоматизации. – 2007. – Вып. 138. – С. 9–14. 3. Andrey Odeychuk, Olesya Morozova, Anastasiya Gud. The expert system of search the forecasting method with using of neural network in volatility conditions of initial data // Modern problems of radio engineering, telecommunications and computer science: Proceedings of the international conference TCSET'2008. Lviv: Publishing house of Lviv polytechnic. – 2008. – P. 55–58. 4. Одейчук А.Н., Куклин Н.Н. Использование языка моделирования UML при проектировании информационной технологии разработки модели прогнозирования // АСУ и приборы автоматизации. – 2008. – Вып. 144. – С. 157–164. 5. Ханк Д.Э., Уичери Д.У., Райс А.Дж. Биз-

нес-прогнозируемые, 7-е изд.: Пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. – 656 с. **6.** *Льюис К.Д.* Методы прогнозирования экономических показателей / Пер. с англ. и предисл. Е.З. Демиленко. – М.: Финансы и статистика, 1986. – 133 с. **7.** *Ярова В.В. та ін.* Эконометрика: Лекції / Ярова В.В., Александрова А.І. / Харк. нац. аграр. ун-т ім. В.В. Докучаєва. – Х., 2003. – 124 с. **8.** *Чернышев С.Л.* Моделирование экономических систем и прогнозирование их развития: Учебник. – М.: Изд.-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2003. – 232 с. **9.** *Уразаев Р.П.* Методы генерации алгоритмов прогнозирования при помощи операций над базовыми алгоритмами. – М.: Вычислительный центр АН СССР, 1988. – 25 с. **10.** *Демиленко Е.З.* Линейная и нелинейная регрессия. – М.: Наука, 1987. – 248с. **11.** *Ежеманская С.Н.* Эконометрика / Серия «Учебники, учебные пособия». – Ростов н/Д: Феникс, 2003. – 160 с. **12.** *Арженский С.В., Федосова О.Н.* Эконометрика: Учебное пособие. – Ростов н/Д.: Рост. гос. экон. ун-т., 2002. – 102 с. **13.** *Княженко І.І., Павленко Л.В.* Эконометрія: Навч.-метод. посіб. – Донецьк: ТОВ «Юго-восток, Лтд», 2006. – 187 с. **14.** *Магнус Я.Р., Катышев П.К., Пересецкий А.А.* Эконометрика. Начальный курс: Учеб. – 6-е изд., перераб. и доп. – М.: Дело, 2004. – 576 с. **15.** *Стадник М.П.* Модификация критерия Мэллоуза-Акаике для подбора порядка регрессионной модели // Автоматика и техника. – 1988. – №4. – С. 98–108. **16.** *Носко В.П.* Эконометрика: Введение в регрессионный анализ временных рядов. – М.: МФТИ, 2002. – 273 с. **17.** *Makridakis S., Hibon M.* The M-3 Competition: Results, Conclusions and Implications // International of Forecasting. – 16 (2000). – P. 451–476. **18.** *Суслов В.И., Ибрагимов Н.М., Талышева Л.П., Цыплаков А.А.* Эконометрия. – Новосибирск: Изд. СО РАН, 2005. – 744 с. **19.** *Березовский Б.А. и др.* Многокритериальная оптимизация: Математические аспекты. – М.: Наука, 1989. – 128 с. **20.** *Подиновский В.В., Ногин В.Д.* Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. – М.: Наука, Главная редакция физ.-мат. литературы, 1982. – 256 с. **21.** *Грін, Вільям Г.* Економетричний аналіз / Пер. з англ. А.Олійник, Р.Ткачук.; наук. ред. пер. О.Комашко; передм. О.І.Черняка, О.В.Комашка. – К.: Вид. Соломії Павличко «Основи», 2005. – 1197 с. **22.** *Ануфриев И.Е., Смирнов А.Б., Смирнова Е.Н.* MATLAB 7. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 1104 с. **23.** *Абдикеев Н.М.* Проектирование интеллектуальных систем в экономике: Учебник / Под. ред. Н.П. Тихомирова. – М.: Изд. «Экзамен», 2004. – 528 с.

УДК 004.415.2 – 519.246.8

Узагальнений критерій ефективності моделей прогнозування часових рядів в інформаційних системах / А.М. Олейчук // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2009. – № 1(70). – С. 113–119.

У статті обговорюється проблема вибору моделі прогнозування в інформаційних системах. Проведено порівняльний аналіз критеріїв ефективності. Побудовано узагальнений критерій ефективності моделей прогнозування методом умовної оптимізації.

Табл.: 1. Іл.: 2. Бібліогр.: 23 найм.

UDC 004.415.2 – 519.246.8

Generalized criterion for efficiency of time series forecasting models in information systems / A.N. Odeychuk // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2009. – №1(70). – P. 113–119.

The article is devoted to the forecasting model selection problem in information systems. A comparative analysis of efficiency criteria has been made. The generalized criterion for efficiency of forecasting models has been developed using the conditional optimization method.

Tabl.: 1. Fig.: 2. Ref.: 23 items.

Поступила в редакцію 17.03.2009