

ГИБРИДНЫЕ МОДЕЛИ ПРОГНОЗА ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ ВЗВЕШЕННОГО АРИФМЕТИЧЕСКОГО СРЕДНЕГО ПОСТОЯННОГО НАБОРА ПРОГНОЗОВ

А.А. Васильев, Е.В. Васильева

Тверской государственный университет
Кафедра математики, статистики и информатики в экономике

Исследована точность гибридных моделей на основе взвешенного арифметического среднего постоянного набора прогнозов для нескольких коротких временных рядов разных экономических показателей. В постоянный базовый набор гибридных моделей были включены упрощенные модели и модели на основе экспоненциальных средних (Брауна, Хольта, Хольта-Уинтерса, Бокса-Дженкинса).

Ключевые слова: гибридная модель, взвешенное арифметическое среднее, модель Брауна, модель Бокса-Дженкинса, модель Хольта, модель Хольта-Уинтерса, средняя абсолютная ошибка в процентах, упрощенная модель прогноза.

1. Введение

Важнейшей функцией менеджмента является планирование. Ключевой этап планирования – прогнозирование. Центральный момент прогнозирования заключается в выборе адекватной модели прогноза.

Выбор адекватной модели краткосрочного прогноза для конкретного экономического показателя – это сложная задача, решение которой требует практического опыта прогнозирования и высокой квалификации исследователя. Это обусловлено следующими обстоятельствами: 1) влиянием на выбор модели прогноза множества факторов; 2) зависимостью точности прогноза от характера изменения уровней прогнозируемых динамических рядов; 3) невозможностью обеспечить индивидуальной моделью прогноза требуемую точность прогноза для любого временного ряда. Поэтому в современном прогнозировании наблюдается тенденция к созданию комбинированных моделей [1, с. 239].

Комбинированная модель прогноза – это модель прогноза, состоящая из нескольких индивидуальных моделей прогноза, называемых базовым набором моделей [2, с. 121]. Основными типами комбинированных моделей являются селективные и гибридные модели.

Селективная модель прогноза – это комбинированная модель прогноза, в которой на каждом шаге прогнозирования организован автоматический выбор по заданному критерию наилучшей модели из числа моделей, входящих в базовый набор. В такой модели адаптация происходит на двух уровнях: по структуре (или типу) модели и по параметрам модели [2, с. 121]. Селективная модель рассчитана на выбор одной модели из базового набора моделей. Однако такой выбор можно однозначно осуществить только в том случае, когда модели, входящие в базовый набор, различны. В случаях, когда в базовый набор входят

модели, дающие сравнительно близкие результаты, и селекция затруднена, используются гибридные модели [2, с. 124].

Гибридная модель прогноза – это комбинированная модель прогноза, в которой прогноз формируется как взвешенная сумма прогнозов моделей базового набора. При этом веса моделей имеют адаптивный характер [2, с. 121]. Прогнозное значение гибридной модели на один шаг вперёд может быть вычислено, например, как взвешенное среднее прогнозов отдельных моделей из базового набора по формуле [3, с. 197].

$$\hat{y}_{t+1,\Sigma} = \sum_{j=1}^k \frac{1}{s_{t,i}^2} \cdot \hat{y}_{t+1,i} \Bigg/ \sum_{j=1}^k \frac{1}{s_{t,i}^2},$$

где $\hat{y}_{t+1,i}$ – прогнозное значение i -ой модели из базового набора на момент времени $(t+1)$; $s_{t,i}^2$ – дисперсия абсолютной ошибки прогноза i -ой модели из базового набора к моменту времени t ; k – количество моделей в базовом наборе.

Общие принципы построения комбинированных моделей прогноза заключаются в следующем [2, с. 125-126]: 1) базовый набор моделей прогноза может формироваться или исследователем, или автоматически из множества моделей прогноза; 2) автоматическое формирование базового набора моделей основано на непрерывном сравнении средних квадратов ошибок прогнозов, полученных по разным моделям из множества моделей к текущему моменту времени; 3) при автоматическом формировании базового набора моделей в него включаются только те модели из множества моделей, средние квадраты ошибок прогноза которых не больше чем в m раз превосходят минимальную из них (это связано с тем, что плохие модели могут случайно приближаться к реальному процессу и кратковременно давать хорошие прогнозы, что со временем приводит к появлению больших ошибок прогноза; поэтому такие модели целесообразно не включать в базовый набор); 4) значение m выбирается, как правило, в пределах от 1,2 до 1,5; 5) при автоматическом формировании базовый набор не является раз навсегда определённым (если с течением времени меняется соотношение между средними квадратами ошибок, то меняется соответственно и базовый набор); 6) число моделей в базовом наборе не целесообразно брать большим (обычно достаточно 3-4 моделей). Кроме того, для обеспечения независимости ошибок прогноза в базовый набор целесообразно включать модели прогноза разного типа [3, с. 198-199] (упрощенные, полиномиальные, экспоненциальные, факторные, авторегрессионные, спектральные, фрактальные и другие).

2. Формулировка проблемы

К сожалению, в литературе по прогнозированию результаты исследования точности прогноза реальных экономических показателей на основе гибридных моделей недостаточно освещены. Небольшие исследования точности прогноза некоторых экономических показателей (курса акций фирмы IBM [2, с. 130-131], курса ваучера [4], средней заработной платы [5], спроса на товар и объема продаж [6]) с

использованием гибридных моделей на основе взвешенного арифметического среднего постоянного набора прогнозов показали, что: 1) точность прогноза курса ваучера и средней заработной платы с использованием гибридных моделей выше точности любой из входящих в их набор индивидуальных моделей; 2) точность прогноза курса акций фирмы IBM, спроса на товар и объема продаж с использованием гибридных моделей выше точности наименее точных моделей их базового набора, но ниже точности наиболее точных моделей. Кроме того, исследование [6] показало, что точность прогноза спроса на товар и объема продаж с использованием гибридной модели на основе взвешенного арифметического среднего набора прогнозов (незначительно) выше точности гибридных моделей на основе робастной оценки Хьюбера типа усеченного среднего и на основе непараметрической оценки Ходжеса-Лемана для аналогичных наборов индивидуальных моделей прогноза.

Небольшой объем проведенных сравнительных исследований точности гибридных моделей на основе взвешенного арифметического среднего набора прогнозов (для небольшого количества индивидуальных моделей прогноза, для ограниченного количества экономических показателей, в ограниченном множестве условий) не может быть положен в основу рекомендаций по их применению для прогнозирования любых временных рядов. Поэтому цель исследования заключается в более детальном исследовании гибридных моделей для оценки возможности их использования для прогноза экономических показателей.

3. Конструирование гибридных моделей для исследования

При разработке любой модели прогноза необходимо учитывать следующие обстоятельства [3, с. 200]: 1) качественный прогноз может дать только качественная модель прогноза; 2) создать модель, полностью адекватную объекту прогнозирования, невозможно в принципе; 3) совершенствованию моделей нет предела. Поэтому в исследовательских целях для разработки упрощенных гибридных моделей (на основе постоянного базового набора индивидуальных моделей) были приняты следующие ограничения: 1) базовый набор моделей прогноза выбирается исследователем (при этом предварительный анализ ретроспективных значений прогнозируемого динамического ряда не производится); 2) оптимальные значения параметров сглаживания в моделях прогноза не вычисляются, а задаются исследователем; 3) веса прогнозов моделей из базового набора рассчитываются как квадрат абсолютной ошибки прогноза на предыдущем шаге прогнозирования.

В этом случае выражение для прогноза гибридной модели на один шаг вперед примет вид

$$\hat{y}_{t+1,\Sigma} = \sum_{j=1}^k \frac{1}{e_{t,i}^2} \cdot \hat{y}_{t+1,i} \Bigg/ \sum_{j=1}^k \frac{1}{e_{t,i}^2},$$

где $e_{t,j}^2$ – квадрат абсолютной ошибки прогноза j -ой модели из базового набора в момент времени t .

В исследовательских целях были рассмотрены три упрощенные гибридные модели прогноза: 1) гибридная модель на основе базового набора из 6 упрощенных моделей; 2) гибридная модель на основе

базового набора из 4 моделей на основе экспоненциальных средних; 3) гибридная модель на основе базового набора из 6 упрощенных моделей и 4 моделей на основе экспоненциальных средних (то есть на основе всех 10 индивидуальных моделей прогноза, входящих в состав первых двух гибридных моделей). Состав и характеристика первых двух гибридных моделей приведены в табл. 1-2 соответственно.

Таблица 1

Гибридная модель №1 (на основе базового набора из упрощенных моделей)

№	Наименование модели	Вид модели	Условия применения	Источник
1	На основе предыдущего значения показателя	$\hat{y}_{t+1,1} = y_t$	Стационарный временной ряд	[1, с. 55], [7, с. 402], [8, с. 156]
2	На основе абсолютного прироста за предыдущий интервал времени	$\hat{y}_{t+1,2} = y_t + \Delta_{t/t-1} = y_t + (y_t - y_{t-1})$	Нестационарный временной ряд с линейным трендом без сезонной составляющей	[7, с. 404]
3	На основе коэффициента роста за предыдущий интервал времени	$\hat{y}_{t+1,3} = y_t \times k_{t/t-1} = y_t \times \frac{y_t}{y_{t-1}}$	Нестационарный временной ряд с показательным трендом без сезонной составляющей	[7, с. 404]

№	Наименование модели	Вид модели	Условия применения	Источник
4	На основе простого среднего значения	$\hat{y}_{t+1,4} = \bar{y} = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t y_i$	Стационарный временной ряд	[8, с. 154], [9, с. 53]
5	На основе среднего абсолютного прироста	$\hat{y}_{t+1,5} = y_t + \bar{\Delta},$ $\bar{\Delta} = \frac{y_t - y_1}{t - 1}$	Нестационарный временной ряд с линейным трендом без сезонной составляющей	[9, с. 53], [10, с. 131]
6	На основе среднего коэффициента роста	$\hat{y}_{t+1,6} = y_t \cdot \bar{k},$ $\bar{k} = \sqrt[t-1]{\frac{y_t}{y_1}}$	Нестационарный временной ряд с показательным трендом без сезонной составляющей	[8, с. 157], [9, с. 53], [10, с. 131]

Таблица 2

Гибридная модель №2 (на основе базового набора из моделей на основе экспоненциальных средних)

№	Наименование модели	Вид модели	Условия применения	Источник
7	Однопараметрическая модель Брауна	$\hat{y}_{t+1,7} = 0,3 y_t + 0,7 \hat{y}_t$	Стационарный временной ряд	[7, с. 409]
8	Двухпараметрическая модель Хольта	$\begin{cases} b_1 = 0, S_1 = y_1, \\ S_t = 0,3 y_t + 0,7 (S_{t-1} + b_{t-1}), \\ b_t = 0,3 (S_t - S_{t-1}) + 0,7 b_{t-1}, \\ \hat{y}_{t+1,8} = S_t + b_t \end{cases}$	Нестационарный временной ряд с линейным трендом без сезонной составляющей	[2, с. 36], [7, с. 416]
9	Трехпараметрическая модель Хольта-Уинтерса	$\begin{cases} b_1 = 0, F_{-3} = F_{-2} = F_{-1} = F_0 = 1, \\ S_0 = \hat{y}_1 = \hat{y}_2 = \hat{y}_3 = \hat{y}_4 = y_4, \\ S_t = 0,2 \cdot \frac{y_t}{F_{t-L}} + 0,8 \cdot (S_{t-1} + b_{t-1}), \\ F_t = 0,2 \cdot \frac{y_t}{S_t} + 0,8 \cdot F_{t-L}, \\ b_t = 0,6 \cdot (S_t - S_{t-1}) + 0,4 \cdot b_{t-1}, \\ \hat{y}_{t+1,9} = (S_t + b_t) F_{t+1-L} \end{cases}$	Нестационарный временной ряд с линейным трендом и мультипликативным характером сезонной составляющей	[7, с. 421-422], [11, с. 132]

№	Наименование модели	Вид модели	Условия применения	Источник
10	Трехпараметрическая модель Бокса-Дженкинса	$\left\{ \begin{array}{l} b_1 = 0, S_1 = y_1, e_1 = 0, \\ S_t = 0,3 \cdot y_t + 0,7 \cdot (S_{t-1} + b_{t-1}) + \\ + 0,1 \cdot (e_t - e_{t-1}), \\ b_t = 0,3 \cdot (S_t - S_{t-1}) + \\ + 0,7 \cdot b_{t-1}, \\ \hat{y}_{t+1,10} = S_t + b_t \end{array} \right.$	Нестационарный временной ряд с линейным трендом с сезонной составляющей	[2, с. 36]

В табл. 2 обозначение L – это число периодов в году, характеризующих сезонность ($L = 4$ для квартальных данных, $L = 12$ для месячных данных).

Модели авторегрессии, модели скользящего среднего и более совершенная модель прогноза – модель авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (модель ARIMA) – в рассматриваемые базовые наборы моделей не включались, так как они предназначены для прогноза протяженных временных рядов. Так, например, модель ARIMA при прогнозировании на основе временных рядов, имеющих менее 50 уровней, имеет точность не выше модели Брауна [2, с. 173, 194].

С учетом обозначений таблиц 1-2 гибридные модели №1, №2 и №3 соответственно имеют вид:

$$\begin{aligned} \hat{y}_{t+1,\Sigma} &= \sum_{j=1}^6 \frac{1}{e_{t,j}^2} \cdot \hat{y}_{t+1,j} \Bigg/ \sum_{j=1}^6 \frac{1}{e_{t,j}^2}; \\ \hat{y}_{t+1,\Sigma} &= \sum_{j=7}^{10} \frac{1}{e_{t,j}^2} \cdot \hat{y}_{t+1,j} \Bigg/ \sum_{j=7}^{10} \frac{1}{e_{t,j}^2}; \\ \hat{y}_{t+1,\Sigma} &= \sum_{j=1}^{10} \frac{1}{e_{t,j}^2} \cdot \hat{y}_{t+1,j} \Bigg/ \sum_{j=1}^{10} \frac{1}{e_{t,j}^2}. \end{aligned}$$

4. Временные ряды для оценки точности прогнозов

Для исследования точности рассматриваемых гибридных моделей в качестве объекта прогнозирования была выбрана экономика России. Характеристики временных рядов, использованных для оценки точности прогнозов, представлены в табл. 3. Временной ряд первого показателя взят по данным Банка России (<http://www.cbr.ru>), а остальные временные ряды по данным Федеральной службы государственной статистики России (<http://www.gks.ru>).

Таблица 3

Временные ряды для оценки точности прогнозов

№	Показатель прогнозирования	Временной ряд	Характеристика временного ряда
1	Курс доллара США (в руб.) в период с 01.04.2010 г. по 28.04.2010 г. (шаг прогноза 1 день)	29,496; 29,439; 29,219; 29,210; 29,242; 29,294; 29,400; 29,323; 28,943; 29,029; 29,044; 28,931; 29,033; 29,197; 29,138; 29,091; 29,129; 29,273; 29,088; 29,062	Незначительная линейная тенденция к убыванию значений с незначительными колебаниями вокруг тренда
2	Объем производства легковых автомобилей (в штуках) с 1 квартала 2005 г. по 4 квартал 2009 г. (шаг прогноза 1 квартал)	244141; 256653; 282154; 284861; 254005; 295047; 305200; 319348; 288634; 314112; 331354; 353208; 330973; 393899; 402075; 343458; 122686; 165909; 136742; 169781	Сначала линейная тенденция к росту значений с незначительными колебаниями вокруг тренда, затем спад, после спада рост с линейной тенденцией к росту значений с незначительными колебаниями вокруг тренда
3	Объем производства персональных компьютеров (в штуках) с 1 квартала 2005 г. по 4 квартал 2009 г. (шаг прогноза 1 квартал)	33790; 39026; 68515; 87709; 45832; 66898; 94361; 120143; 15275; 43051; 151451; 168082; 79520; 137752; 211210; 189016; 33219; 49902; 72751; 87816	Линейный рост с выраженной сезонностью и с увеличением амплитуды колебаний
4	Объем производства бензина (в тысячах тонн) с 1 квартала 2005 г. по 4 квартал 2009 г. (шаг прогноза 1 квартал)	7713,3; 7595,2; 8392,4; 8261,3; 8087,8; 7992,6; 9225,3; 9025,8; 8850,2; 8330,8; 9132,9; 8791,4; 8915,8; 8287,5; 9218,1; 9313,2; 9079,5; 8407,9; 9294,2; 8980,2	Линейный рост с выраженной сезонностью и с постоянной амплитудой колебаний
5	Объем розничной продажи хлеба и хлебобулочных изделий (в миллионах рублей) с 1 квартала 2006 г. по 4 квартал 2010 г. (шаг прогноза 1 квартал)	39505; 40615; 42013; 55715; 43451; 46687; 49376; 65118; 49864; 51699; 61362; 85345; 62287; 70720; 74299; 107481; 76232; 77979; 79225; 115842	Линейный рост с выраженной сезонностью и с медленно увеличивающейся амплитудой колебаний

Окончание табл. 3

№	Показатель прогнозирования	Временной ряд	Характеристика временного ряда
6	Объем производства	391183; 427243;	Линейный рост с

	мяса (в тоннах) с 1 квартала 2005 г. по 4 квартал 2009 г. (шаг прогноза 1 квартал)	447404; 484845; 443418; 486405; 502958; 586166; 542063; 590044; 603737; 650794; 643829; 672320; 668272; 727661; 717039; 749901; 791096; 887808	незначительно выраженной сезонностью и с незначительными колебаниями вокруг тренда
7	Объем производства мороженого (в тоннах) с 1 квартала 2005 г. по 4 квартал 2009 г. (шаг прогноза 1 квартал)	46106; 119772; 112020; 43672; 44818; 116878; 104130; 40215; 54979; 118858; 107701; 42395; 53456; 110768; 105490; 41123; 48132; 111791; 95459; 36602	Колебания с постоянной амплитудой и с ярко выраженной сезонностью

5. Показатель точности прогноза и его истолкование

В качестве основной оценки точности прогноза каждой сравниваемой модели на всем интервале прогнозирования использовалась средняя абсолютная ошибка в процентах (*mean absolute percentage error, MAPE*), определяемая по формуле [1, с. 43]:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \cdot 100 \%,$$

где n – количество моментов (интервалов) времени, по которым оценивается точность прогноза; y_i – фактическое (наблюдавшееся) значение показателя y в момент времени t ; $\hat{y}_i$ – прогнозное значение показателя y на момент времени t , полученное в предыдущий момент времени.

Истолкование значений средней абсолютной ошибки прогноза приведено в табл. 4 [11, с. 80].

Таблица 4

Истолкование значений $MAPE$

Диапазон значений $MAPE$	Истолкование точности прогноза
$0 \% \leq MAPE < 10 \%$	Высокая точность
$10 \% \leq MAPE < 20 \%$	Хорошая точность
$20 \% \leq MAPE \leq 50 \%$	Удовлетворительная точность
$MAPE > 50 \%$	Неудовлетворительная точность

6. Результаты исследования

Результаты исследования точности одношаговых прогнозов рассматриваемых экономических показателей на основе рассмотренных моделей представлены в табл. 5.

Таблица 5

Значения $MAPE$ моделей прогноза

Модель прогноза	Прогнозируемый показатель
-----------------	---------------------------

	Курс доллара	Производство автомобилей	Производство компьютеров	Производство бензина	Продажа хлебных продуктов	Производство мяса	Производство мороженого
На основе предыдущего значения показателя (№1)	0,33	20,79	104,65	5,00	19,32	6,19	65,90
На основе абсолютного прироста за предыдущий интервал времени (№2)	0,54	31,94	151,78	9,06	33,71	9,14	101,86
На основе коэффициента роста за предыдущий интервал времени (№3)	0,54	28,07	135,72	9,34	34,95	9,38	102,59
На основе простого среднего значения (№4)	0,46	34,39	68,35	5,38	22,24	19,32	58,29
На основе среднего абсолютного прироста (№5)	0,39	21,38	111,00	5,76	19,41	5,44	73,54
На основе среднего коэффициента роста (№6)	0,39	21,44	118,18	5,83	19,86	5,39	78,26
Гибридная модель №1	0,38	20,21	113,13	5,02	22,73	6,38	66,31
Модель Брауна (№7)	0,38	28,98	86,46	4,31	13,52	10,92	58,85
Модель Хольта (№8)	0,42	27,08	105,24	4,27	14,49	4,33	66,70
Модель Хольта-Уинтерса (№9)	0,37	18,74	57,41	2,78	9,27	4,73	26,03
Модель Бокса-Дженкинса (№10)	0,38	25,35	101,43	4,30	14,95	4,54	63,00
Гибридная модель №2	0,37	23,65	109,25	4,70	18,75	6,10	61,03
Гибридная модель №3	0,35	19,36	100,98	4,22	14,73	4,74	57,00

В табл. 5 для каждого прогнозируемого показателя полужирным шрифтом выделено значение *MAPE* наиболее точной модели, а курсивом – наименее точной.

В табл. 6 для каждой модели прогноза приведено распределение числа прогнозируемых экономических показателей по степени точности прогнозов по *MAPE*.

Таблица 6
Распределения числа прогнозируемых экономических показателей по степени точности прогнозов по *MAPE*

Модель прогноза	Степень точности прогнозов по <i>MAPE</i>			
	Высокая	Хорошая	Удовлетворительная	Неудовлетворительная
На основе предыдущего значения показателя (№1)	3	1	1	2
На основе абсолютного прироста за предыдущий интервал времени (№2)	3	0	2	2
На основе коэффициента роста за предыдущий интервал времени (№3)	3	0	2	2

На основе простого среднего значения (№4)	2	1	2	2
На основе среднего абсолютного прироста (№5)	3	1	1	2
На основе среднего коэффициента роста (№6)	3	1	1	2
Гибридная модель №1	3	0	2	2
Модель Брауна (№7)	2	2	1	2
Модель Хольта (№8)	3	1	1	2
Модель Хольта-Уинтерса (№9)	4	2	0	1
Модель Бокса-Дженкинса (№10)	3	1	1	2
Гибридная модель №2	3	1	1	2
Гибридная модель №3	3	2	0	2

Графические изображения прогнозов значений экономических показателей с использованием гибридной модели №3, с использованием наиболее и наименее точных индивидуальных моделей для каждого показателя представлены на рис. 1-7 на фоне фактических значений временного ряда показателя.

7. Выводы

Анализ табл. 5, 6 и рис. 1-7 позволяет сделать следующие выводы.

1. Все рассмотренные модели прогноза с высокой точностью прогнозируют временные ряды с линейной тенденцией к росту (убыванию) и с незначительными колебаниями уровней ряда вокруг тренда (курс доллара, объем производства бензина).

2. Все рассмотренные модели прогноза с высокой или хорошей точностью прогнозируют временные ряды с линейным или параболическим трендом с незначительно выраженной сезонностью и с незначительными колебаниями уровней ряда вокруг тренда (объем производства мяса).

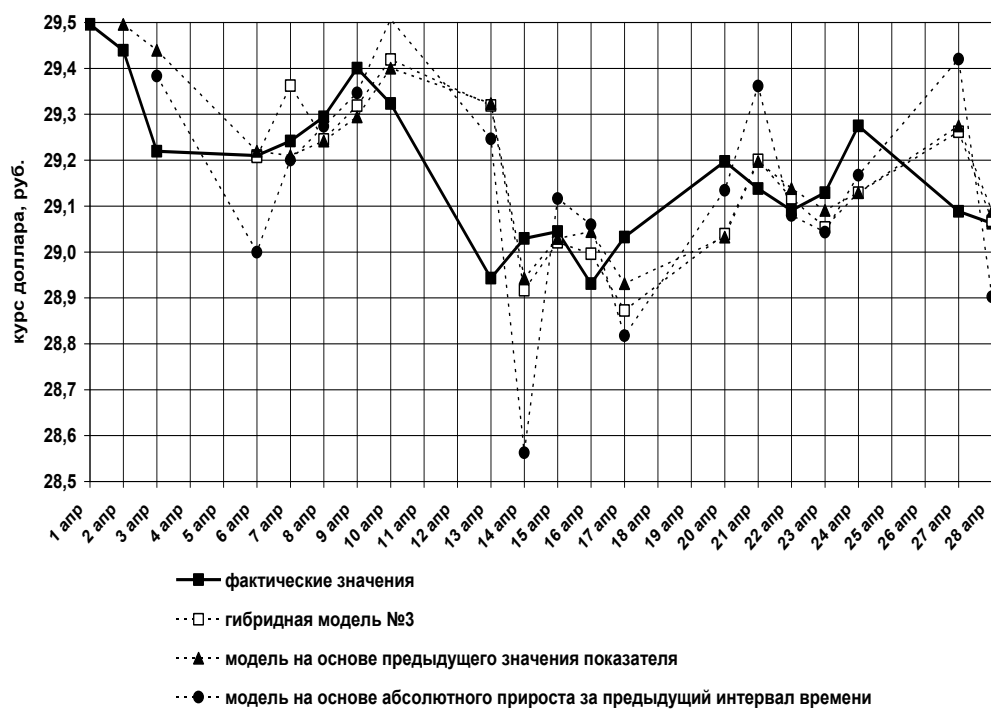


Рис. 1. Прогнозные значения курса доллара

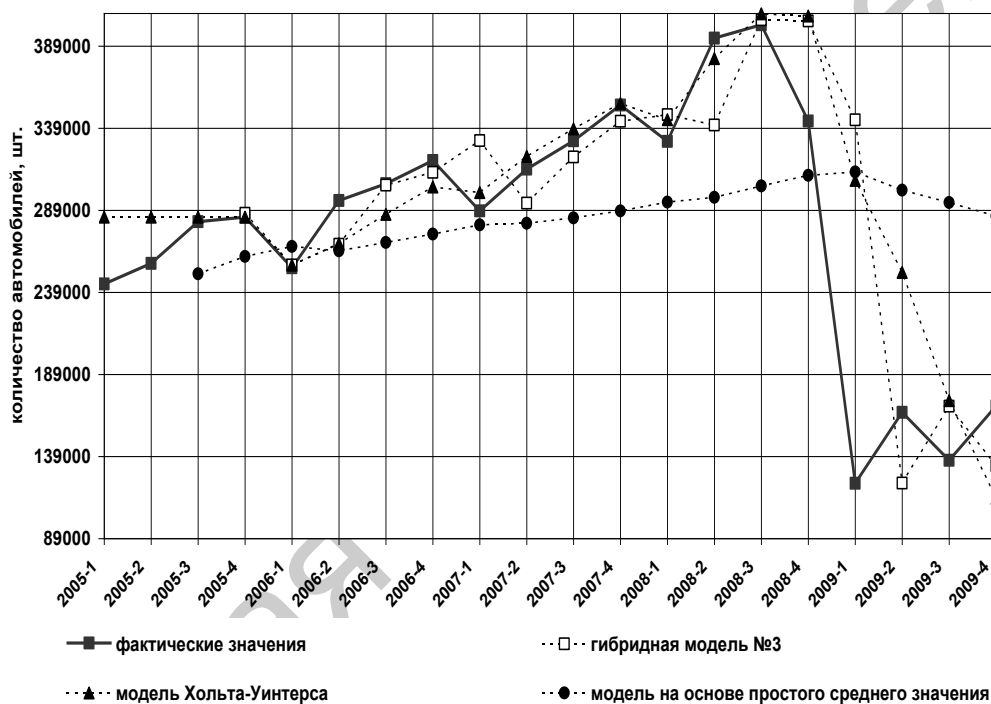


Рис. 2. Прогнозные значения объема производства легковых автомобилей

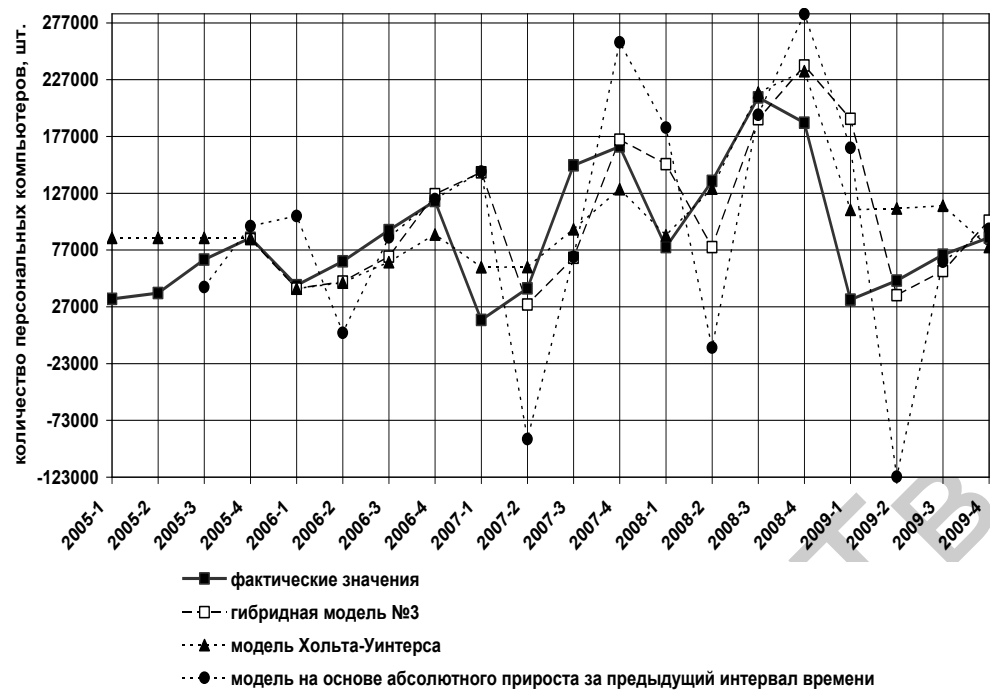
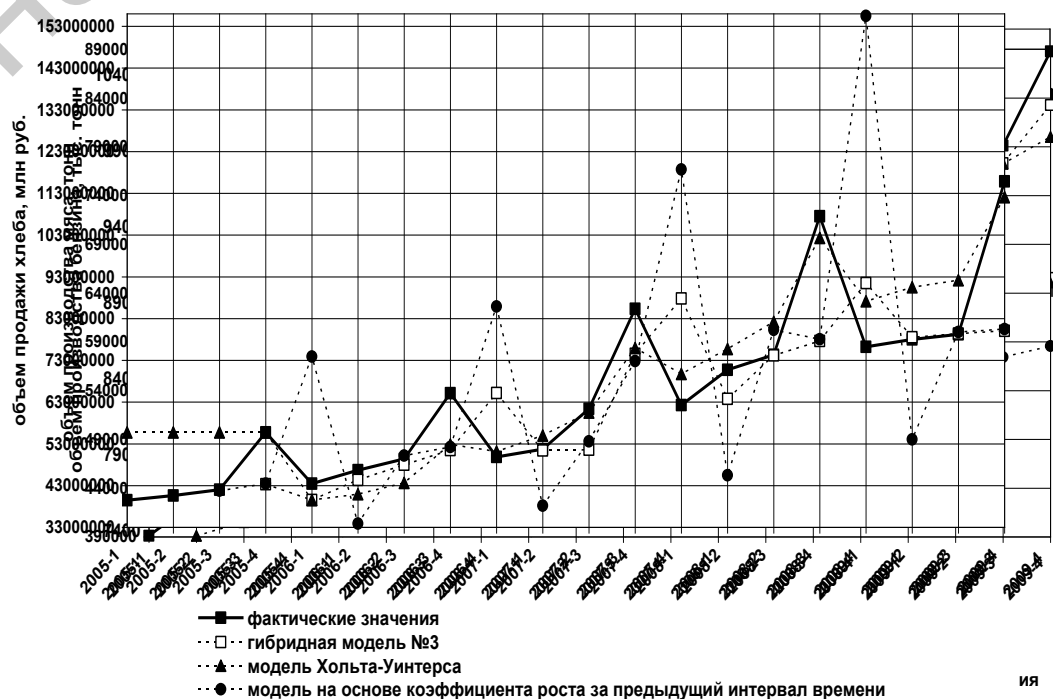


Рис. 3. Прогнозные значения объема производства персональных компьютеров

Рис. 4. Прогнозные значения объема производства бензина

Рис. 5. Прогнозные значения объема продаж хлебных изделий

Рис. 6. Прогнозные значения объема производства мяса



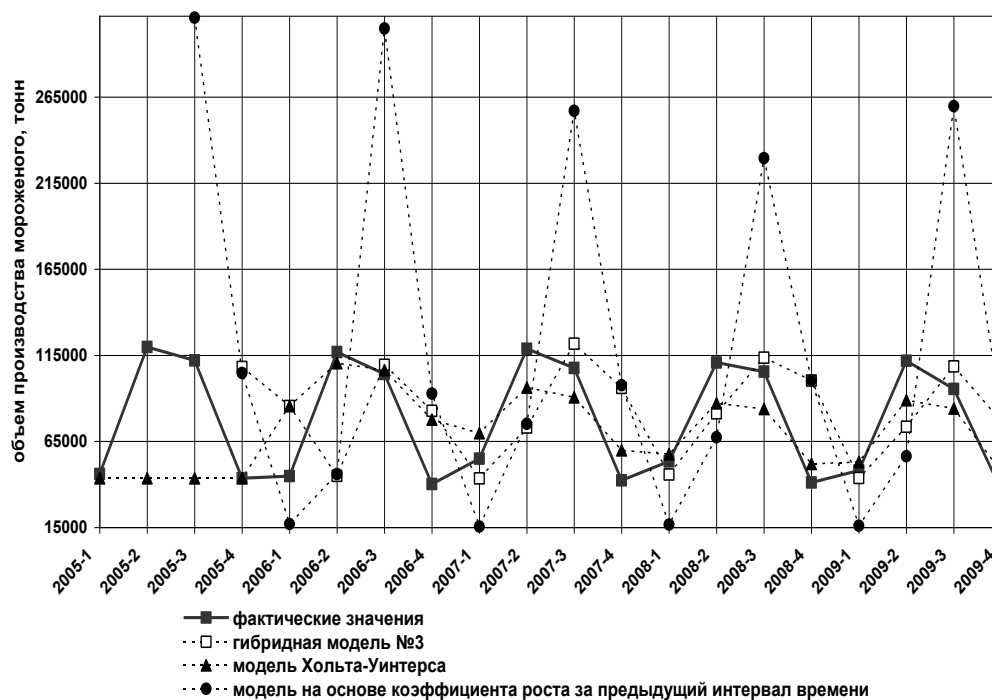


Рис. 7. Прогнозные значения объема производства мороженого

3. Все рассмотренные модели прогноза с высокой, хорошей или удовлетворительной точностью прогнозируют временные ряды с линейным трендом с выраженной сезонностью и с медленно увеличивающейся амплитудой колебаний уровней вокруг тренда или с одним скачком уровня (объем производства автомобилей, объем продажи хлебобулочных изделий).

4. Практически все рассмотренные модели (кроме модели Хольта-Уинтерса) прогноза с неудовлетворительной точностью прогнозируют временные ряды с ярко выраженной сезонностью и с заметно увеличивающейся амплитудой колебаний (или с большой постоянной амплитудой, или с разной амплитудой) (объем производства компьютеров, объем производства мороженого).

5. Наиболее высокую точность прогноза выбранных динамических рядов обеспечивает трехпараметрическая модель Хольта-Уинтерса (для 4 рядов из 7 высокую, для 2 - хорошую), предназначенная для прогнозирования нестационарных мультипликативных временных рядов с трендом и с сезонной составляющей.

6. Точность прогноза всех экспериментальных экономических показателей с использованием гибридных моделей выше точности наименее точных индивидуальных моделей их базового набора, но ниже точности наиболее точных моделей, что согласуется с результатами исследований [2, с. 130-131; 6].

7. Значительно более низкая точность прогноза двух экономических показателей (объема производства компьютеров, объема

производства мороженого) на основе гибридных моделей по сравнению с моделью Хольта-Уинтерса обусловлена наличием в их постоянном базовом наборе индивидуальных моделей с низкой точностью прогноза этих показателей.

8. Точность гибридной модели №3 выше точности гибридных моделей №1 и №2. Это обусловлено тем, что среди 10 индивидуальных моделей имеются модели, прогнозные значения которых имеют регулярные сдвиги в разные стороны относительно фактических уровней ряда, что является целесообразным при комбинировании моделей и приводит к повышению точности гибридной модели [3, с. 199].

В целом, результаты данного исследования позволяют сделать вывод о том, что гибридные модели прогноза являются надежным инструментом прогнозирования экономических показателей. Для обеспечения высокой точности гибридных моделей прогноза необходимо соблюдать принципы их построения, в частности, производить непрерывный отбор в базовый набор наиболее точных индивидуальных моделей.

Список литературы

1. Слуцкий Л.Н. Курс МВА по прогнозированию в бизнесе: учеб. – М.: Альпина Бизнес Букс, 2006. – 277 с.
2. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
3. Минько А.А. Прогнозирование в бизнесе с помощью Excel. Просто как дважды два: научно-популярное издание. – М.: Эксмо, 2007. – 208 с.
4. Васильев А.А., Васильева Е.В. Последовательный одношаговый прогноз дискретных нестационарных динамических рядов из малого количества наблюдений на основе определения взвешенного среднего веера прогноза / Вопросы теории и практики автоматизированной обработки экономической информации: сб. науч. тр. – Тверь: Твер. гос. ун-т, 1995. – С. 9-19.
5. Остапук С.Ф., Мотова М.А. Модели построения комбинированного прогноза развития научно-технической сферы / Проблемы прогнозирования, 2004, №1. – С. 146-156.
6. Васильев А.А., Васильева Е.В., Курганов В.М. Анализ моделей прогнозирования в логистике / Вестник Тверского государственного университета, 2011, №7 (серия “Экономика и управление”, 2011, вып. 9). – С. 4-11.
7. Сулицкий В.Н. Методы статистического анализа в управлении: учеб. пособие. – М.: Дело, 2002. – 520 с.
8. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования: монография. – 2-е изд., перераб и доп. – М.: Статистика, 1977. – 200 с.
9. Экономическое прогнозирование: учеб. пособие / Ю.Н. Лапыгин, В.Е. Крылов, А.П. Чернявский. – М.: Эксмо, 2009. – 256 с.
10. Статистика: учеб. / И.И. Елисеева, И.И. Егорова, С.В. Курышева и др.; под ред. И.И. Елисеевой. – М.: ООО “ВИТРЭМ”, 2002. – 448 с.

THE HYBRID MODELS OF ECONOMIC INDICATOR FORECAST ON THE BASIS OF AGGREGATE ARITHMETIC AVERAGE OF CONSTANT FORECAST SETS

A.A. Vasiliev, E.V. Vasilieva

Tver State University

The department of mathematics, statistics and economic informatics

The author analyses the accuracy of hybrid models on the basis of aggregate arithmetic average of constant forecast sets for several short time series of various economic indexes. The permanent base set of hybrid models includes simplified models and models based on exponential averages (Brown, Holt, Holt-Winters, Box-Jenkins).

Keywords: *hybrid model, aggregate arithmetic average, the Brown model, Box-Jenkins model, the Holt model, the Holt-Winters model, average absolute percentage error, a simplified prediction model.*

Об авторах:

ВАСИЛЬЕВ Александр Анатольевич – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой математики, статистики и информатики в экономике, экономический факультет Тверского государственного университета, e-mail: vasiljev-tvgu@yandex.ru

ВАСИЛЬЕВА Екатерина Васильевна – доцент кафедры математики, статистики и информатики в экономике, экономический факультет Тверского государственного университета, e-mail: vasiljev-tvgu@yandex.ru