

ПРОБЛЕМЫ РАЗВИТИЯ НАУКИ И ИННОВАЦИЙ

УДК 338.27:519.862.6

ОБЪЕДИНЕНИЕ ПРОГНОЗОВ НА ОСНОВЕ УСЕЧЕННЫХ И ВИНЗОРИРОВАННЫХ СРЕДНИХ

А.А. Васильев

Тверской государственной университет, г. Тверь

В работе предложено использовать для объединения прогнозов частных моделей прогнозирования усеченное или винзорированное среднее вместо традиционно используемого взвешенного арифметического среднего. Поэтому цель исследования заключалась в сравнении показателей точности прогноза гибридных моделей на основе объединения прогнозов с использованием усеченных и винзорированных средних и гибридной модели на основе объединения прогнозов с использованием взвешенного арифметического среднего значения. Результаты проведенного исследования на множестве реальных временных рядов подтвердили гипотезу о том, что предложенные модели по некоторым показателям точности прогноза превосходят модель на основе взвешенного арифметического среднего значения.

Ключевые слова: *взвешенное арифметическое среднее, винзорированное среднее, объединение прогнозов, усеченное среднее.*

Введение

В современном прогнозировании наблюдается тенденция к созданию адаптивных комбинированных моделей, в частности, гибридных, на основе объединения прогнозов, полученных с использованием индивидуальных (частных) моделей. Поэтому объектом настоящего исследования являются гибридные модели прогнозирования на основе объединения прогнозов индивидуальных моделей.

Идея построения гибридной модели прогнозирования на основе объединения прогнозов нескольких статистических моделей обоснована Дж. Бэйтсом и К. Гренжером в 1969 г. в [1]. Эти ученые предложили находить гибридный прогноз в виде взвешенного арифметического среднего значения множества частных (индивидуальных) прогнозов. Основная проблема конструирования гибридной модели на основе объединения прогнозов заключается в определении оптимальных весов для индивидуальных прогнозов, обеспечивающих минимальную ошибку комбинированного прогноза [2, с. 31-32].

Выражение для линейной комбинации n независимых прогнозов, оптимальной по критерию минимума дисперсии ошибки комбинированного прогноза в предположениях, что частные прогнозы

не содержат систематической ошибки, а дисперсии их ошибок не изменяются во времени, имеет вид [3, с. 267-269]

$$\hat{y}_T = \sum_{i=1}^n k_i \hat{y}_{i,T},$$

где \hat{y}_T - прогноз показателя y на момент времени T на основе гибридной модели; $\hat{y}_{i,T}$ - прогноз показателя y на момент времени T

на основе i -й индивидуальной модели; $k_i = \frac{1}{\sigma_{\hat{y}_i}^2 \sum_{j=1}^n \frac{1}{\sigma_{\hat{y}_j}^2}}$ - вес прогноза

i -й индивидуальной модели; $\sigma_{\hat{y}_i}^2$ - дисперсия ошибки прогноза показателя y на основе i -й индивидуальной модели.

Однако на начальных этапах объединения прогнозов оптимальные значения весов k_i , $i=1, \dots, n$, не могут быть получены из-за отсутствия оценок дисперсий ошибок индивидуальных прогнозов [2, с. 32].

Предложенные впоследствии методы объединения индивидуальных прогнозов на основе метода максимума правдоподобия [4], на основе факторного анализа [2, с. 38-43], на основе байесовского подхода и процедуры вычисления прогнозной функции плотности распределения вероятностей с использованием метода Монте-Карло [5, с. 19] основаны на допущениях о независимости абсолютных ошибок прогноза и об их распределении в соответствии с нормальным законом с нулевым математическим ожиданием и неизвестной постоянной дисперсией (как для количественных, так и для экспертных моделей).

В связи с тем, что опыт прогнозирования временных рядов показывает, что эти допущения зачастую не выполняются [6, с. 364], дальнейшее совершенствование методов объединения прогнозов было связано с использованием устойчивых статистических оценок и технологий интеллектуального анализа данных. В рамках первого подхода для объединения прогнозов предложено использовать медиану (L-оценку) [7, с. 14], M-оценку [8, с. 49], робастную оценку Хьюбера типа усеченного среднего и R-оценку Ходжеса-Лемана [9, с. 53-54]. В рамках второго подхода в [10, с. 7-8] предложено объединять индивидуальные прогнозы на основе системы нечетких правил.

Предметом настоящего исследования являются гибридные модели прогнозирования на основе объединения прогнозов индивидуальных моделей с использованием усеченных и винзорированных средних (L-оценки). Цель исследования заключается в сравнении показателей точности прогноза гибридных моделей на основе объединения прогнозов с использованием усеченных и винзорированных средних и гибридной модели на основе объединения

прогнозов с использованием взвешенного арифметического среднего значения.

1. Метод объединения прогнозов на основе усеченного среднего

Усеченное среднее (trimmed mean) уровня α , или оценка Пуанкаре, - это простое среднее арифметическое из расположенных в середине упорядоченной выборки $n - 2[\alpha n]$ наблюдений, полученных после отбрасывания $[\alpha n]$ наблюдений с каждого из концов упорядоченной выборки. Усеченное среднее уровня α определяется по формуле [11, с. 74]

$$t(\alpha, n) = \frac{1}{n - 2[\alpha n]} \sum_{i=[\alpha n]+1}^{n-[\alpha n]} y_{(i)}, \quad 0 \leq \alpha \leq 0,5,$$

где n - объем выборки; $[\alpha n]$ - целая часть числа αn ; $y_{(i)}$ - i -я порядковая статистика из упорядоченной выборки $y_{(1)} \leq y_{(2)} \leq \dots \leq y_{(i)} \leq \dots \leq y_{(n)}$.

Усеченное среднее уровня $\alpha = 0$ представляет собой простое среднее арифметическое всех значений выборки, так как не отбрасывается ни одно наблюдение. Усеченное среднее уровня $\alpha = 0,5$ представляет собой медиану, поскольку отбрасываются все значения кроме одного или двух наблюдений в центре выборки.

Простейший алгоритм объединения прогнозов на основе усеченного среднего уровня α включает следующие этапы: 1) упорядочивание прогнозов индивидуальных моделей, например, в порядке возрастания; 2) вычисление значения комбинированного прогноза с использованием выражения для усеченного среднего уровня α . Более совершенный алгоритм должен предполагать оптимизацию уровня α на основе какой-либо характеристики точности прогноза.

2. Метод объединения прогнозов на основе винзорированного среднего

Винзорированное среднее (winsorised mean) уровня α , или оценка Винзора, - это простое среднее арифметическое из расположенных в середине упорядоченной выборки $n - 2[\alpha n]$ наблюдений, полученных после отбрасывания $[\alpha n]$ элементов с каждого из концов упорядоченной выборки, $[\alpha n]$ значений крайнего левого элемента оставшейся части упорядоченной выборки и $[\alpha n]$ значений крайнего правого элемента оставшейся части упорядоченной выборки.

Винзорированное среднее уровня α определяется по формуле [11, с. 74]

$$w(\alpha, n) = \frac{1}{n} \left[\sum_{i=[\alpha n]+1}^{n-[\alpha n]} y_{(i)} + [\alpha n] (y_{([\alpha n]+1)} + y_{(n-[\alpha n])}) \right], 0 \leq \alpha \leq 0,5,$$

Таким образом, в отличие от α -усеченного среднего при вычислении α -винзорированного среднего $[\alpha n]$ крайних значений с каждого конца упорядоченной выборки не отбрасываются, а проектируются в ближайшую точку оставшейся части упорядоченной выборки [11, с. 74].

Простейший алгоритм объединения прогнозов на основе винзорированного среднего уровня α включает следующие этапы: 1) упорядочивание прогнозов индивидуальных моделей, например, в порядке возрастания; 2) вычисление значения комбинированного прогноза с использованием выражения для винзорированного среднего уровня α . Более совершенный алгоритм также должен предполагать оптимизацию уровня α на основе какой-либо характеристики точности прогноза.

3. Гибридные модели прогнозирования для исследования

В исследовании базовый набор гибридной модели формировался с использованием следующих частных моделей прогнозирования на один интервал времени вперед, которые могут применяться на начальных этапах прогнозирования:

1) модель на основе предыдущего значения показателя, предназначенная для прогнозирования стационарного временного ряда;

2) модель на основе абсолютного прироста за предыдущий интервал времени, предназначенная для прогнозирования нестационарного временного ряда с линейным трендом без сезонной составляющей;

3) модель на основе коэффициента роста за предыдущий интервал времени, предназначенная для прогнозирования нестационарного временного ряда с показательным трендом без сезонной составляющей;

4) модель на основе простого среднего значения, предназначенная для прогнозирования стационарного временного ряда;

5) модель на основе среднего абсолютного прироста, предназначенная для прогнозирования нестационарного временного ряда с линейным трендом без сезонной составляющей;

6) модель на основе среднего коэффициента роста, предназначенная для прогнозирования нестационарного временного ряда с показательным трендом без сезонной составляющей;

7) однопараметрическая модель Брауна на основе экспоненциального среднего нулевого порядка, предназначенная для прогнозирования стационарного временного ряда;

8) двухпараметрическая модель Хольта, предназначенная для прогнозирования нестационарного временного ряда с линейным трендом без сезонной составляющей.

Первые шесть моделей относятся к классу упрощенных (“наивных”), 7 и 8 модели – к классу моделей на основе экспоненциальных средних.

Более совершенные модели прогнозирования (регрессии, авторегрессии, скользящего среднего, авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (модель ARIMA)) в базовые наборы гибридных моделей на начальных этапах прогнозирования не могут быть включены, 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 [12, с. 173, 194]. Число уровней ряда для прогнозирования с использованием модели парной линейной регрессии должно быть не меньше 6 [13, с. 168]. Поэтому на начальных этапах прогнозирования при наличии малого количества уровней ряда рекомендуется использовать самые простые модели прогнозирования [12, с. 194].

Для упрощения исследования были приняты следующие несущественные для цели исследования ограничения: 1) базовый набор моделей прогноза являлся постоянным, а не формировался на основе анализа ошибок прогноза индивидуальных моделей (при этом предварительный анализ ретроспективных значений прогнозируемого динамического ряда не производился); 2) оптимальные значения параметров сглаживания в моделях прогнозирования не вычислялись, а задавались постоянными ($\alpha=0,3$ в модели Брауна; $\alpha=0,3$, $\beta=0,3$ в модели Хольта); 3) веса прогнозов моделей из базового набора рассчитывались на основе квадрата абсолютной ошибки прогноза на предыдущем шаге прогнозирования.

Начальные значения параметров в моделях на основе экспоненциального среднего задавались равными: $S_1 = y_1$ в модели Брауна; $S_1 = y_1$, $b_1 = 0$ в модели Хольта.

В качестве статистических оценок для объединения индивидуальных прогнозов рассматривались: 1) усеченное среднее; 2) винзорированное среднее; 3) взвешенное арифметическое среднее.

4. Временные ряды для оценки точности прогнозов

Для исследования точности гибридных моделей прогнозирования были использованы временные ряды, представленные в табл. 1. 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 1

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 тыс. 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 млн 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
6	Объем производства мяса (в тоннах) с 1 квартала 2005 г. по 4 квартал 2009 г. (шаг прогноза 1 квартал)	391183; 427243; 447404; 484845; 443418; 486405; 502958; 586166; 542063; 590044; 603737; 650794; 643829; 672320; 668272; 727661; 717039; 749901; 791096; 887808	Линейный рост с незначительно выраженной сезонностью и с незначительными колебаниями вокруг тренда

№	Показатель прогнозирования	Временной ряд	Характеристика временного ряда
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. Показатели точности прогнозов

Для исследования точности прогнозов были использованы следующие показатели: 1) максимальное значение модуля относительной ошибки прогноза (δ_{max}); 2) отношение средней квадратической ошибки (root mean squared error, RMSE) прогноза к среднему квадратическому отклонению уровней прогнозируемого ряда (RMSE'); 3) средняя абсолютная ошибка в процентах (mean absolute percentage error, MAPE); 4) выборочный коэффициент корреляции \hat{r} между прогнозируемыми и фактическими значениями динамического ряда.

6. Результаты исследования

Результаты исследований приведены в табл. 2-8, в которых полужирным шрифтом выделены лучшие значения показателей точности прогноза.

Таблица 2

Показатели точности прогноза курса доллара

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE'	MAPE	\hat{r}
На основе взвешенного среднего	1,33	1,022	0,36	0,52
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	1,20	0,910	0,32	0,55
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	1,21	0,903	0,31	0,55
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	1,23	0,955	0,34	0,52
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	1,20	0,918	0,32	0,55
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	1,20	0,881	0,30	0,56
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	1,23	0,955	0,34	0,52

Таблица 3

Показатели точности прогноза объема производства автомобилей

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE'	MAPE	\hat{r}
На основе взвешенного среднего	180,42	0,752	22,13	0,70

Окончание табл. 3

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{r}
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	172,71	0,716	20,05	0,70
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	176,59	0,732	20,72	0,69
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	182,65	0,771	23,16	0,67
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	170,77	0,709	19,72	0,70
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	173,56	0,720	20,55	0,70
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	182,65	0,771	23,16	0,67

Таблица 4

Показатели точности прогноза объема производства компьютеров

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{r}
На основе взвешенного среднего	852,59	1,501	118,57	0,41
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	699,66	1,043	95,50	0,37
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	722,62	1,063	97,74	0,35
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	726,91	1,082	102,12	0,37
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	688,18	1,034	94,58	0,39
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	720,48	1,056	97,07	0,34
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	726,91	1,082	102,12	0,37

Таблица 5

Показатели точности прогноза объема производства бензина

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{r}
На основе взвешенного среднего	13,22	1,196	4,71	0,21
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	13,26	1,260	5,03	0,20
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	13,10	1,210	4,83	0,22
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	13,15	1,241	4,99	0,23
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	13,33	1,287	5,17	0,19
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	13,08	1,198	4,75	0,22
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	13,15	1,241	4,99	0,23

Таблица 6

Показатели точности прогноза объема продажи хлеба

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{r}
На основе взвешенного среднего	58,91	0,961	20,57	0,49

Окончание табл. 6

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{f}
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	41,58	0,875	19,75	0,57
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	40,03	0,851	18,64	0,58
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	43,96	0,877	18,89	0,55
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	42,36	0,888	20,30	0,56
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	38,06	0,842	18,52	0,59
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	43,96	0,877	18,89	0,55

Таблица 7

Показатели точности прогноза объема производства мяса

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{f}
На основе взвешенного среднего	16,87	0,351	6,08	0,94
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	13,66	0,377	6,30	0,94
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	12,69	0,362	6,18	0,94
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	12,86	0,378	6,47	0,93
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	14,14	0,387	6,37	0,94
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	12,71	0,355	6,04	0,94
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	12,86	0,378	6,47	0,93

Таблица 8

Показатели точности прогноза объема производства мороженого

Метод объединения прогнозов	Показатели точности прогноза			
	δ_{max}	RMSE	MAPE	\hat{f}
На основе взвешенного среднего	155,92	1,375	64,23	0,00
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,125$)	149,83	1,262	58,52	0,07
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,250$)	143,03	1,240	56,34	0,03
На основе усеченного среднего ($\alpha = 0,375$)	143,99	1,255	59,32	0,12
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,125$)	155,38	1,276	59,74	0,08
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,250$)	144,06	1,240	56,46	-0,02
На основе винзорированного среднего ($\alpha = 0,375$)	143,99	1,255	59,32	0,12

Выводы

Анализ табл. 2-8 позволяет сделать следующие выводы.

1. Гибридные модели на основе объединения прогнозов с использованием усеченных или винзорированных средних обеспечивают меньшую максимальную ошибку прогноза для всех рассмотренных временных рядов (что в ряде ситуаций может быть

важнее, чем меньшее значение обобщенного показателя точности прогноза на множестве интервалов прогнозирования).

2. Какая-либо из гибридных моделей на основе объединения прогнозов с использованием усеченных или винзорированных средних имела лучшие значения показателей точности прогноза для 5 из 7 временных рядов.

3. Целесообразно дальнейшее совершенствование предложенных гибридных моделей на основе объединения прогнозов с использованием усеченных или винзорированных средних в части выбора оптимального значения уровня α на множестве характеристик точности прогноза.

Список литературы

1. Bates J.M., Granger C.W.J. The Combination of Forecasts. – Oper. Reser. Quart., 1969, v. 20, No. 4. P. 451-468.
2. Горелик Н.А. Статистические проблемы экономического прогнозирования / Н.А. Горелик, А.А. Френкель // Статистические методы анализа экономической динамики: уч. зап. по статистике, т. 46. – М.: Наука, 1983. – С. 9-48.
3. Рабочая книга по прогнозированию: справочно-информационное издание / Редкол.: И.В. Бестужев-Лада (отв. ред.). – М. Мысль, 1982. – 430 с.
4. Ершов Э.Б. Об одном методе объединения частных прогнозов / Э.Б. Ершов // Статистический анализ экономических временных рядов и прогнозирование: уч. зап. по статистике, т. XXII-XXIII. – М.: Наука, 1973. – С. 87-105.
5. Давыденко А.В. Модели и методы комбинированного прогнозирования спроса на продукцию фирмы: автореф. дисс. ... канд. эконом. наук. – СПб.: СПбГУЭФ, 2008. – 21 с.
6. Армстронг Дж.С. Прогнозирование продаж / Дж.С. Армстронг // Маркетинг: энциклопедия / Под. ред. М. Бейкера; пер. с англ. – СПб.: Питер, 2002. – С. 351-368.
7. Васильев А.А. Последовательный одношаговый прогноз дискретных нестационарных динамических рядов из малого количества наблюдений на основе определения взвешенного среднего веера прогноза / А.А. Васильев, Е.В. Васильева // Вопросы теории и практики автоматизированной обработки экономической информации: сб. науч. тр. – Тверь: Твер. гос. ун-т, 1995. – С. 9-19.
8. Давыдов А.А. Прогнозирование социальных явлений с помощью “нейронных” сетей / А.А. Давыдов // Социологические методы в современной социологической практике: сб. материалов Всеросс. науч. конф. памяти А.О. Крыштановского. – М.: ГУ-ВШЭ, 2008. – С. 41-49.
9. Васильев А.А. Прогнозирование в логистике на основе устойчивых гибридных моделей / А.А. Васильев, В.М. Курганов // Логистика: современные тенденции развития: материалы X междунар. науч.-практ.

конф. 14, 15 апреля 2011 г.; ред. кол.: В.С. Лукинский (отв. ред.) [и др.]. СПб.: СПбГИЭУ, 2011. – С. 52-55.

10. Ковалев С.М. Гибридные нечетко-темпоральные модели временных рядов в задачах анализа и идентификации слабо формализованных процессов / С.М. Ковалев // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте: сб. тр. IV междунар. научно-практ. конф. В 2-х т. Т. 1. – М.: Физматлит, 2007. – С. 185-191.
11. Ершов А.А. Стабильные методы оценки параметров (обзор) / А.А. Ершов // Автоматика и телемеханика. – 1978. - №8. – С. 66-100.
12. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учеб. пособие / Ю.П. Лукашин. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
13. Четыркин Е.М. Статистические методы прогнозирования: монография / Е.М. Четыркин. – 2-е изд., перераб и доп. – М.: Статистика, 1977. – 200 с.

THE COMBINATION OF PROGNOSSES BASED ON TRUNCATED AND WINSORISED MEAN

A.A. Vasil'ev

Tver State University, Tver

In this paper we proposed to use truncated and winsorised mean instead of the traditionally used weighted arithmetic mean to combine forecasts of private forecasting models. Therefore the purpose of the study was to compare the accuracy of the forecast of hybrid models on the base of combining forecasts using truncated and winsorised mean and a hybrid model on the base of combining the predictions using a weighted arithmetic mean. The results of the research have proved the hypothesis that the proposed models can excel the model based on a weighted arithmetic mean in some indicators of prediction accuracy.

Keywords: forecasts combination, truncated mean, weighted arithmetic mean, winsorised mean.

Об авторе:

ВАСИЛЬЕВ Александр Анатольевич – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой математики, статистики и информатики в экономике, Тверской государственной университет, (170000, г. Тверь, ул. Желябова, д. 33), e-mail: vasiljev-tvgu@yandex.ru

About the author:

VASIL'EV Aleksandr Anatol'evich – Philosophy Doctor in Engineering Science, Associate Professor, Head of Department of Mathematics, Statistics and Informatics in Economics, Tver State University,

References

1. Bates J.M., Granger C.W.J. The Combination of Forecasts. *Oper. Reser. Quart.*, 1969, v. 20, No. 4. P. 451-468.
2. Gorelik N.A., Frenkel' A.A. Statisticheskie problemy jekonomicheskogo prognozirovanija. *Statisticheskie metody analiza jekonomicheskoy dinamiki: uch. zap. po statistike*, t. 46. M.: Nauka, 1983. S. 9-48.
3. Rabochaja kniga po prognozirovaniju: spravochno-informacionnoe izdanie. Redkol.: I.V. Bestuzhev-Lada (otv. red.). M. Mysl', 1982. 430 s.
4. Ershov Je.B. Ob odnom metode ob#edinenija chastnyh prognozov. *Statisticheskij analiz jekonomicheskikh vremennyh rjadov i prognozirovanie: uch. zap. po statistike*, t. XXII-XXIII. M.: Nauka, 1973. S. 87-105.
5. Davydenko A.V. Modeli i metody kombinirovannogo prognozirovanija sprosa na produkciju firmy: avtoref. diss. ... kand. jekonom. nauk. SPb.: SPbGUJeF, 2008. 21 s.
6. Armstrong Dzh.S. Prognozirovanie prodazh. *Marketing: jenciklopedija*. Pod. red. M. Bejkera; per. s angl. SPb.: Piter, 2002. S. 351-368.
7. Vasil'ev A.A., Vasil'eva E.V. Posledovatel'nyj odnoshagovyj prognoz diskretnyh nestacionarnyh dinamicheskikh rjadov iz malogo kolichestva nabljudenij na osnove opredelenija vzveshennogo srednego veera prognoza. *Voprosy teorii i praktiki avtomatizirovannoj obrabotki jekonomicheskoy informacii: sb. nauch. tr. Tver': Tver. gos. un-t*, 1995. S. 9-19.
8. Davydov A.A. Prognozirovanie social'nyh javlenij s pomoshh'ju "nejronnyh" setej. *Sociologicheskie metody v sovremennoj sociologicheskoy praktike: sb. materialov Vseross. nauch. konf. pamjati A.O. Kryshtanovskogo*. M.: GU-VShJe, 2008. S. 41-49.
9. Vasil'ev A.A., Kurganov V.M. Prognozirovanie v logistike na osnove ustojchivyh gibridnyh modelej. *Logistika: sovremennye tendencii razvitija: materialy X mezhdunar. nauch.-prakt. konf. 14, 15 aprelja 2011 g.; red. kol.: V.S. Lukinskij (otv. red.) [i dr.]*. SPb.: SPbGIJeU, 2011. S. 52-55.
10. Kovalev S.M. Gibridnye nechetko-temporal'nye modeli vremennyh rjadov v zadachah analiza i identifikacii slabo formalizovannyh processov. *Integrirovannye modeli i mjagkie vychislenija v iskusstvennom intellekte: sb. tr. IV mezhdunar. nauchno-prakt. konf. V 2-h t. T. 1*. M.: Fizmatlit, 2007. S. 185-191.
11. Ershov A.A. Stabil'nye metody ocenki parametrov (obzor). *Avtomatika i telemekhanika*. 1978. №8. S. 66-100.
12. Lukashin Ju.P. Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovanija vremennyh rjadov: ucheb. posobie / M.: Finansy i statistika, 2003. 416 s.
13. Chetyrkin E.M. Statisticheskie metody prognozirovanija: monografija. 2-e izd., pererab i dop. M.: Statistika, 1977. 200 s.

14.