

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ



DOI: 10.26794/2408-9303-2019-6-3-32-42
УДК 338.27(045)
JEL C53, O11

Применение метода попарных сравнений при объединении экономических прогнозов

А.А. Сурков

Финансовый университет, Москва, Россия
<https://orcid.org/0000-0002-2464-5853>

АННОТАЦИЯ

Методика объединения прогнозов, зарекомендовавшая себя на практике как надежный и эффективный способ повысить точность экономического прогнозирования, имеет и ряд недостатков. Сегодня одним из направлений совершенствования методики объединения прогнозов является поиск возможности привлечения экспертной информации как инструмента по корректировке полученных прогнозных результатов. Настоящая статья посвящена применению экспертного метода попарных сравнений для построения весовых коэффициентов объединенного прогноза как один из вариантов, при котором можно использовать экспертную информацию при объединении прогнозов. Предлагаемая методика применена на практике для экономических временных рядов некоторых продуктов промышленного производства России. На основе оценки эффективности применения метода попарных сравнений для объединения прогнозов и полученных результатов предложен прогноз развития рассматриваемых экономических показателей.

Ключевые слова: прогнозирование; объединение прогнозов; экономические временные ряды; прогноз развития; метод попарных сравнений; экспертные методы прогнозирования; экспертная информация

Для цитирования: Сурков А.А. Применение метода попарных сравнений при объединении экономических прогнозов. *Учет. Анализ. Аудит.* 2019;6(3):32-42. DOI: 10.26794/2408-9303-2019-6-3-32-42

ORIGINAL PAPER

Application of the Method of Pairwise Comparisons When Combining Economic Forecasts

A.A. Surkov

Financial University, Moscow, Russia
<https://orcid.org/0000-0002-2464-5853>

ABSTRACT

The method of combining forecasts has already proven itself in practice as a reliable and effective way to improve the accuracy of economic forecasting. But this technique has several disadvantages. Today, one of the ways to improve the method of combining forecasts is to find the possibility of attracting expert information as a tool for correcting the obtained forecast results. This article is devoted to the use of an expert method of pairwise comparisons for constructing the weights of the combined forecast as one of the options for which you can use expert information when combining forecasts. The proposed methodology has been applied in practice for the economic time series of some products of industrial production in Russia. An assessment was made of the effectiveness of using the method of pairwise comparisons for combining forecasts, and based on the results obtained, a forecast of the development of the economic indicators under consideration was proposed.

Keywords: forecasting; combining forecasts; economic time series; development forecast; pairwise comparison method; expert forecasting methods; expert information

For citation: Surkov A.A. Application of the method of pairwise comparisons when combining economic forecasts. *Uchet. Analiz. Audit = Accounting. Analysis. Auditing.* 2019;6(3):32-42. (In Russ.). DOI: 10.26794/2408-9303-2019-6-3-32-42

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день в экономическом прогнозировании чаще всего используется методика объединения частных прогнозов. Она позволяет решить несколько проблем, стоящих перед исследователем при прогнозировании. Первой проблемой является выбор метода прогнозирования, который бы позволял более точно описать исследуемый экономический процесс и который бы смог более точно спрогнозировать дальнейшую его динамику.

На ранних этапах прогнозирования нельзя точно сказать, какая из моделей прогнозирования окажется наиболее точной относительно фактических данных. В связи с этим исследователь вынужден проводить прогнозы через несколько частных моделей и в дальнейшем выбирать наиболее точную, по его мнению. Объединение прогнозов позволяет избежать дополнительного выбора из нескольких моделей прогнозирования, так как при объединении итоговый прогноз складывается из всех полученных частных прогнозов [1].

С этим же связана и вторая проблема, выражающаяся в том, что объединение прогнозов в случае прогнозирования несколькими частными методами позволяет включить в итоговый прогноз всю имеющуюся у исследователя информацию об изучаемом экономическом процессе. Это особенно важно, когда при прогнозировании используются модели, основанные на разных подходах в прогнозировании и связях переменных, включенных в прогнозную модель.

Не менее важной проблемой является и дополнительное повышение точности прогнозирования. Практически все исследователи в области объединения прогнозов сходятся во мнении, что данная методика может повысить точность прогнозирования по сравнению с частными методами, использующимися в объединении. Кроме того, объединение прогнозов не может ухудшить результат прогнозирования. Как было определено Newbold and Granger на большом количестве данных [2], отдельные методы объединения прогнозов могут привести к повышению точности прогнозирования в среднем в 60–65% случаев его применения, что является достаточно высоким показателем эффективности.

В общем виде задача объединения прогнозов представляется в следующем виде:

$$F = \sum_{i=1}^n w_i x_i,$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1,$$

$$w_i > 0, i = 1, \dots, n,$$

где: x_i — прогноз, полученный по i -му частному методу прогнозирования;

w_i — весовой коэффициент при i -м частном прогнозе;

n — число частных методов прогнозирования.

Дополнительно, в некоторых случаях, в объединение включают постоянный коэффициент, но его значение для объединения до конца не определено.

Методы объединения прогнозов достаточно разнообразны [3–5], однако все их отличия сводятся к определению весовых коэффициентов при частных прогнозах. Выбор того или иного метода построения весовых коэффициентов при объединении прогнозов остается всегда за исследователем [6]. В этой связи предлагается рассмотреть на практике применение метода попарных сравнений при построении весовых коэффициентов объединенного прогноза.

МЕТОДЫ

Метод попарных сравнений (МПС) или попарных предпочтений является методом оценки и сбора информации в широком смысле и методом построения оценочной шкалы в узком [7]. Он основывается на модели шкалирования Терстоуна [8]. Его обычно используют при оценке экспертной информации (оценок экспертов или опросы) и получении на ее основе индексов ранжирования исследуемых явлений [9]. Рассмотрим более подробно процесс использования матрицы попарных сравнений для определения таких индексов при анализе экспертной информации.

Предположим, что необходимо проранжировать некоторый набор исследуемых явлений. Каждому респонденту или эксперту предлагается сравнить попарно все предлагаемые явления. Если первое явление более предпочтительно чем второе, то ему можно поставить оценку 1, второму явлению проставляется оценка 0. На основании полученных оценок при попарном сравнении всех исследуемых явлений выстраивается квадратичная матрица

оценок O , состоящая из элементов x_{ij} , i и j от 1 до n (число оцениваемых элементов) следующего вида:

$$O = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1n} & \cdots & 1 \end{bmatrix}.$$

где: x_{ij} — либо единица, либо ноль, в зависимости от высказанного предпочтения к i -му явлению. В случае если явление i более предпочтительно чем j , то $x_{ij} = 1$, если наоборот, то $x_{ij} = 0$.

По главной диагонали матрицы будут стоять всегда единицы, так как на этих элементах формально происходит оценка явления относительно самого себя. Кроме этого, такая матрица будет асимметричной (обратно симметричной), так как если x_{ij} равен единице, то логично, что x_{ji} должен быть равен нулю. Также элементы матрицы должны подчиняться условию транзитивности, если $x_{ik} = 1$, а $x_{kj} = 0$, то x_{ij} должен быть также равен 0.

Матрица рассчитывается для каждого отдельно респондента. В результате мы получаем набор матриц попарных сравнений. Чтобы получить ранжируемую шкалу, необходимо сложить все полученные матрицы, т.е. каждый элемент матрицы x_{ij} будет являться общим количеством случаев, когда i -е явления было более предпочтительно, чем j -е. Заметим, что все характеристики для частных матриц попарного сравнения должны сохраниться и для суммарной матрицы.

Далее необходимо рассмотреть долю предпочтений, для чего каждый элемент общей матрицы попарных сравнений делится на общее число респондентов или экспертов. В принципе описанных выше действий достаточно для получения шкалы ранжирования. Остается только просуммировать полученные доли предпочтений по столбцам матрицы попарных сравнений и нормализовать полученные результаты по их общей сумме. Наиболее предпочтительное явление получит большую величину, а следовательно, и ранг. Для явления 0 или 1, кроме выбора, можно использовать сравнение по методу Саати [10], где каждое явление ранжируется величинами от 1 до 9. Однако для получения относительной величины важности каждого явления и определения достоверности полученных результатов этого недостаточно. После определения суммарной матрицы попарных сравнений и определения доли каждого явления необходимо найти вектор приоритетов для каждого

явления, который будет ранжировать используемые явления между собой. Величина или вероятность каждого отдельного явления в искомой иерархии определяется оценкой соответствующего ему элемента собственного вектора матрицы попарных сравнений, нормализованного к единице [11]. Поиск такого вектора может быть основан на одном из утверждений линейной алгебры — искомый вектор является собственным вектором матрицы попарных сравнений, соответствующий максимальному собственному значению данной матрицы. Собственный вектор матрицы попарных сравнений будет обеспечивать упорядочение приоритетов в ранжировании, часто значения собственного вектора матрицы парных сравнений называют вектором приоритетов, а собственное значение является мерой согласованности суждений. Такой собственный вектор будет определять количественное выражение важности того или иного рассматриваемого явления. Идеальным случаем является согласованная матрица попарных предпочтений. При согласованности матрицы ее максимальное собственное значение будет совпадать с ее порядком.

С точки зрения объединения прогнозов метод попарных сравнений можно использовать в двух вариантах. В первом варианте матрица попарных сравнений выстраивается на основании экспертных оценок относительно точности того или иного метода прогнозирования. Каждый эксперт рассматривает вариацию, какой из двух полученных прогнозов будет ближе к фактическим данным и на основании этих суждений может выстроить матрицу попарных сравнений. Такой подход будет являться интересным с точки зрения развития методологии объединения прогнозирования. К сожалению, ныне объединение прогнозов практически не рассматривает использование экспертной информации как дополнительного источника повышения точности прогнозирования, хотя интерес в этом направлении имеется [12].

Второй вариант привлечения метода попарных сравнений в объединение прогнозов предполагает использование статистических подходов и информации о точности того или иного метода прогнозирования. В этом случае матрица попарных сравнений выстраивается на информации о том, сколько раз частный метод прогнозирования был более точным, чем другие используемые методы. Для этого необходимо рассмотрение ретропрогноза по исследуемому процессу.

В настоящий момент второй вариант использования метода попарных предпочтений при объединении прогнозов является наиболее часто встречающимся на практике. В этом направлении стоит отметить работу S. Gupta and P. Wilton, которые предложили собственный подход в определении матрицы попарных сравнений для целей объединения прогнозов [13, 14].

Их предложение сводится в определении матрицы следующего вида:

$$O = \begin{bmatrix} \frac{\alpha_1}{\alpha_1} & \dots & \frac{\alpha_1}{\alpha_n} \\ \alpha_1 & & \alpha_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\alpha_n}{\alpha_1} & \dots & \frac{\alpha_n}{\alpha_n} \end{bmatrix}.$$

Каждый элемент такой матрицы $o_{ij} = \frac{a_i}{a_j}$ пред-

ставляет собой шансы того, что i -й прогноз будет более точнее, чем j -й. Расчет весовых коэффициентов для объединенного прогноза при таком подходе происходит через нахождение максимального собственного значения и соответствующего ему собственного вектора. А указанные шансы можно определить через число случаев, когда тот или иной частный метод прогнозирования был точнее остальных. Заметим, что данный метод в объединении прогнозов не нуждается в расчете отдельных матриц попарного предпочтения и не требует их суммирования, как это было описано ранее.

Исходя из изложенного выше, можно выделить следующие 7 этапов применения метода попарных сравнений для построения весовых коэффициентов при объединении прогнозов:

- подготовительный этап — расчет частных методов прогнозирования и определение ретропрогноза исследуемого экономического процесса;
- расчет значений матрицы попарных предпочтений — происходит подсчет числа случаев, когда та или иная модель прогнозирования была более точной при оценке полученного по ней ретропрогноза;
- определение матрицы попарных предпочтений — на основе полученных данных на втором этапе происходит определение матрицы попарных предпочтений. Элемент каждой такой матрицы ij является отношением числа случаев, когда i -й прогноз был точнее, чем j -й;

- нахождение собственных значений и собственных векторов матрицы попарных предпочтений;
- определение максимального собственного значения матрицы и соответствующий ему собственный вектор;
- нормализация собственного вектора по сумме его значений;
- объединение прогнозов — происходит объединение результатов частных моделей прогнозирования. В качестве весовых коэффициентов при объединении используются нормализованные значения собственного вектора, полученные на предыдущем этапе.

ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ

Рассмотрим предлагаемый подход построения весовых коэффициентов для объединения прогнозов и проведем анализ полученных результатов относительно повышения точности прогнозирования. Для этих целей используем временные ряды добычи и производства ключевых экономических товаров Российской Федерации в период 1955–2018 гг.:

- добыча каменного угля, млн т;
- добыча сырой нефти, млн т;
- добыча природного газа, млн куб. м;
- выплавка стали, млн т;
- выплавка чугуна, млн т.

Для построения частных моделей прогнозирования будут использоваться следующие четыре метода: метод гармонических весов (в таблицах — MGВ), метод адаптивного экспоненциального сглаживания с использованием трэкинг-сигнала (МАЕКС), метод обычного экспоненциального сглаживания (МЕКС) и модель Бокса-Дженкинса (ARIMA). Подробное описание построения прогнозных моделей по данным методам дано в [15]. Выбор непосредственно этих методов прогнозирования обусловлен достаточно частым их использованием в практике экономического прогнозирования, а также достаточно хорошими результатами по точности. Рассмотрим применение предлагаемой методики согласно описанному выше поэтапному построению объединенного прогноза.

1 этап. Все рассматриваемые частные методы прогнозирования использовались для построения ретропрогноза на временной период 1955–2018 гг. для определения весовых коэффициентов объединенного прогноза. Метод попарных предпочтений представляет фиксированные значе-

Таблица 1 / Table 1

Сумма оценок при попарном сравнении частных методов прогнозирования /
The sum of estimates when pairwise comparison of private methods of forecasting

	MGV–MEKS	MEKS-MAEKS	MAEKS-ARIMA	MGV–MAEKS	MEKS-ARIMA	MGV-ARIMA
Добыча каменного угля, млн т						
1-й метод	62	25	24	55	18	52
2-й метод	2	39	40	9	46	12
Добыча сырой нефти, млн т						
1-й метод	60	30	22	60	22	59
2-й метод	4	34	42	4	42	5
Добыча природного газа, млн куб. м						
1-й метод	58	29	22	59	24	53
2-й метод	6	35	42	5	40	11
Выплавка стали, млн т						
1-й метод	56	17	23	57	21	47
2-й метод	8	47	41	7	43	17
Выплавка чугуна, млн т						
1-й метод	56	31	28	55	28	46
2-й метод	8	33	36	9	36	18

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

ния весовых коэффициентов, по этой причине объединение для прогнозирования на период с 2019 по 2021 г. будет использовать одни и те же весовые коэффициенты.

В качестве оценки точности частных методов прогнозирования и объединенного прогноза использованы следующие подходы: дисперсия, значение средней относительной ошибки, средняя абсолютная ошибка и средняя относительная ошибка в процентах.

2 этап. Далее частные методы прогнозирования сравниваются попарно по значению отклонений ретропрогноза от фактических данных в каждом году рассматриваемого временного промежутка. Методу, ретропрогноз по которому имел меньшее отклонение от фактических данных, присваивается 1,

другому методу — 0. После этого рассчитывается сумма как единиц, так и 0. В табл. 1 приведены суммы попарных сравнений использующихся частных методов прогнозирования между собой для определения значений матрицы попарных сравнений.

При анализе полученных оценок точности частных методов прогнозирования уже можно сделать вывод, что метод гармонических весов более точен, чем метод прогнозирования относительно других частных методов для всех исследуемых временных рядов. Следующим по точности методом является ARIMA, методы же MEKS и MAEKS менее точны, но MEKS уступает MAEKS.

3 этап. На основании полученных оценок при попарном сравнении методов определяются матрицы попарных сравнений для исследуемых вре-

Таблица 2 / Table 2

**Матрицы попарных предпочтений для исследуемых рядов /
Matrix pairwise preferences for the studied series**

Добыча каменного угля, млн т				
	MVG	MEKS	MAEKS	ARIMA
MGV	1,00	1,56	31,00	4,33
MEKS	0,03	1,00	0,64	0,39
MAEKS	0,16	1,56	1,00	0,60
ARIMA	0,23	2,56	1,67	1,00
Добыча сырой нефти, млн т				
	MVG	MEKS	MAEKS	ARIMA
MGV	1,00	1,13	15,00	11,80
MEKS	0,07	1,00	0,88	0,52
MAEKS	0,07	1,13	1,00	0,52
ARIMA	0,08	1,91	1,91	1,00
Добыча природного газа, млн куб. м				
	MVG	MEKS	MAEKS	ARIMA
MGV	1,00	1,21	9,67	4,82
MEKS	0,10	1,00	0,83	0,60
MAEKS	0,08	1,21	1,00	0,52
ARIMA	0,21	1,67	1,91	1,00
Выплавка стали, млн т				
	MVG	MEKS	MAEKS	ARIMA
MGV	1,00	2,76	7,00	2,76
MEKS	0,14	1,00	0,36	0,49
MAEKS	0,12	2,76	1,00	0,56
ARIMA	0,36	2,05	1,78	1,00
Выплавка чугуна, млн т				
	MVG	MEKS	MAEKS	ARIMA
MGV	1,00	1,06	7,00	2,56
MEKS	0,14	1,00	0,94	0,78
MAEKS	0,16	1,06	1,00	0,78
ARIMA	0,39	1,29	1,29	1,00

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

Таблица 3 / Table 3

Максимальные собственные значения и значения весовых коэффициентов при объединении прогнозов / Maximum eigenvalues and weights when combining forecasts

Собственные значения / Eigenvalues	MVG	MEKS	MAEKS	ARIMA
Добыча каменного угля, млн т				
4,448	0,787	0,032	0,070	0,111
Добыча сырой нефти, млн т				
3,817	0,779	0,057	0,061	0,103
Добыча природного газа, млн куб. м				
3,729	0,654	0,088	0,090	0,167
Выплавка стали, млн т				
3,965	0,582	0,078	0,135	0,205
Выплавка чугуна, млн т				
3,818	0,550	0,125	0,132	0,193

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

менных рядов. В табл. 2 представлены полученные матрицы.

4–6 этапы. Объединим этапы определения собственных значений, собственных векторов и нормализацию собственных векторов при максимальном собственном значении. Стоит отметить, что необходимо выбирать максимальное собственное значение по причине того, что при других собственных значениях собственные вектора могли иметь нулевые или отрицательные значения, что привело бы к нарушению ограничений, накладываемых на весовые коэффициенты при объединении прогнозов. В табл. 3 представлены максимальные собственные значения и уже нормированные значения собственных векторов, которые и будут выступать в качестве весовых коэффициентов при объединении частных прогнозов.

По полученным максимальным собственным значениям можно сделать вывод, что используемые матрицы попарных предпочтений не со-

гласованные, но сами максимальные значения достаточно близкие к порядку матриц.

7 этап — построение объединенных прогнозов по исследуемым временным рядам. Для сравнения полученных результатов проводим оценку точности ретропрогноза, построенного по частным методам прогнозирования и по методу попарных сравнений. Результаты такого сравнения по выбранным ранее оценкам точности прогноза представлены в табл. 4.

Как и предполагалось, MVG по всем оценкам оказался наиболее точным частным методом прогнозирования. Метод попарных сравнений показал достаточно хорошие результаты по точности. К сожалению, в случае ретропрогноза по добыче нефти и выплавки чугуна точность прогнозирования с использованием объединения прогнозов не улучшилась относительно частных методов прогнозирования. Для этих временных рядов метод гармонических весов оказался самым точным рассматриваемым методом.

Таблица 4 / Table 4

**Статистические характеристики отклонений прогнозных данных от фактических /
Statistical characteristics of deviations of the forecast data from the actual**

Метод / Method	Дисперсия / Dispersion	Среднеквадратическое отклонение / Standard deviation	Средняя абсолютная ошибка / Average absolute error	Средняя относительная ошибка, % / Average relative error, %
Добыча каменного угля, млн т				
MGV	88,342	9,399	1,978	1,626
MEKS	216,562	14,716	9,817	3,723
МАЕКС	222,337	14,911	10,539	3,409
ARIMA	155,683	12,477	9,201	2,910
МПС	21,102	4,594	1,256	1,044
Добыча сырой нефти, млн т				
MGV	43,137	6,568	1,029	1,251
MEKS	207,951	14,421	14,461	3,195
МАЕКС	209,945	14,489	10,539	2,185
ARIMA	105,421	10,267	6,957	1,839
МПС	51,253	7,159	2,244	1,652
Добыча природного газа, млн куб. м				
MGV	134,653	11,604	2,885	1,663
MEKS	146,265	12,094	4,461	2,248
МАЕКС	167,832	12,955	4,756	2,294
ARIMA	52,579	7,251	3,350	1,862
МПС	109,311	10,455	2,253	1,283
Выплавка стали, млн т				
MGV	10,676	3,267	1,527	2,852
MEKS	25,448	5,045	3,286	4,855
МАЕКС	22,759	4,771	3,120	4,557
ARIMA	14,706	3,835	2,506	1,161
МПС	4,068	2,017	1,311	2,263
Выплавка чугуна, млн т				
MGV	1,278	1,130	0,363	0,872
MEKS	6,963	2,639	1,654	3,966
МАЕКС	7,401	2,720	1,723	4,018
ARIMA	5,459	2,337	1,535	3,636
МПС	1,656	1,287	0,844	1,998

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

Таблица 5 / Table 5

**Прогноз добычи и производства рассматриваемых показателей /
Forecast of production and production of considered indicators**

Метод / Method	Факт / Fact	Прогноз / Forecast		
	2018 г.	2019 г.	2020 г.	2021 г.
Добыча каменного угля, млн т				
MGV	440,0	445,2	451,5	457,7
МПС		448,7	448,0	457,2
Добыча сырой нефти, млн т				
MGV	555,8	559,7	562,6	569,4
МПС		562,2	565,4	568,9
Добыча природного газа, млн куб. м				
MGV	639,0	662,8	669,3	675,8
МПС		665,1	660,1	674,3
Выплавка стали, млн т				
MGV	59,5	55,6	55,0	54,4
МПС		56,5	55,7	54,9
Выплавка чугуна, млн т				
MGV	51,7	52,0	52,2	52,5
МПС		51,9	52,0	54,9

Источник / Source: разработано автором / developed by the author.

После того как используемые методы прогнозирования оценены с точки зрения точности, можно перейти непосредственно к построению прогнозных значений по рассматриваемым временным рядам на период с 2019 по 2021 г. При этом методы MEKS, MAEKS и ARIMA уже не будут рассматриваться для этой цели, прогнозные значения будут рассчитаны по методу гармонических весов и объединению прогнозов с использованием метода попарных сравнений.

В табл. 5 представлены фактические значения рассматриваемых показателей за 2018 г. и прогнозные значения периода 2019–2021 гг.

ВЫВОДЫ

Исследование показало, что метод попарных сравнений как метод построения весовых коэффициентов для объединения прогнозов может привести к улучшению точности прогнозирования, хотя этого не всегда можно достигнуть. Даже если попарное сравнение не приводит к улучшению точности прогнозирования относительно частных моделей, данный подход не ухудшает прогнозные результаты.

Весовые коэффициенты при использовании метода попарных сравнений при объединении определяются в основном через сравнение частных

методов прогнозирования по их точности. Но методика построения матрицы попарных сравнений предполагает и более широкое ее применение при объединении прогнозов. Так, возможно использование экспертной информации как способа определения элементов матрицы попарных сравнений. Вероятность, установленная экспертом, того, что тот или иной прогноз действительно сбудется, или даже оценка, полученная от экспертов, может стать инструментом определения матрицы попарных сравнений. Эта возможность использования метода с точки зрения учета экспертной информации при прогнозировании повышает важность дальнейшего его использования в экономическом прогнозировании, в том числе и при стратегическом планировании. Однако с целью повышения объективности необходимо его дальнейшее сравнение с другими методами объединения прогнозов.

В целом, объединение прогнозов — достаточно хороший способ улучшить точность прогнозирования. На сегодняшний день существует множество методов объединения прогнозов, подавляющее

большинство которых основывается только на точности ретропрогноза, построенного по частным моделям прогнозирования и на использовании статистических характеристик исследуемых процессов. Дальнейшее развитие методологии объединения прогнозов связано с привлечением экспертной информации для корректировки динамики объединенного прогноза экономических показателей [16]. Использование экспертной информации в прогнозировании позволяет определять более гибкие прогнозы, которые будут зависеть не только от прошлых значений исследуемого процесса и проецировать его прошлую динамику на будущее развитие, но и от предположений на будущее, как поведет себя процесс в зависимости от внешних факторов (экономических, политических, социальных). Тем более это важно в условиях становления нового информационного общества, при котором любое информационное изменение может серьезно повлиять на экономические процессы. Все это необходимо учитывать при построении прогноза.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Bates J.M., Granger C.W.J. The combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*. 1969;20:451–468.
2. Newbold P., Granger C.W.J. Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts. *J.R. Statist. Soc.* 1974;137:131–164.
3. Френкель А.А., Сурков А.А. Определение весовых коэффициентов при объединении прогнозов. *Вопросы статистики*. 2017;12:3–15.
4. Clemen R.T. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts. *Journal of Forecasting*. 1986;5:31–38.
5. Stock J.H., Watson M.V. Combination forecasts of output growth in a seven-country data set. *Journal of Forecasting*. 2004;23:405–430.
6. Claeskens G., Magnus J.R., Vasnev A.L., Wang W. The Forecast Combination Puzzle: A Simple Theoretical Explanation. 2014. URL: <https://ssrn.com/abstract=2342841> (дата обращения: 23.03.2019).
7. Толстова Ю.Н. Измерение в социологии. Курс лекций. М.: ИНФРА-М; 1998. 224 с.
8. Терстоун Л. Психофизиологический анализ. Проблемы и методы психофизики. М.: Изд-во МГУ; 1984. 296 с.
9. Макарова И.Л. Анализ методов определения весовых коэффициентов в интегральном показателе общественного здоровья. *Символ науки*. 2015;7:87–95.
10. Саати Т.Л. Принятие решений при зависимостях и обратных связях: аналитические сети. М.: ЛИБРОКОМ; 2009. 360 с.
11. Никул Е.С. Алгоритм анализа матриц парных сравнений с помощью вычисления векторов приоритетов. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2012;2(127):241–247.
12. Franses F.H., Dick van Dijk. Combining expert-adjusted forecasts. *Journal of Forecasting*. 2019:1–7.
13. Gupta S., Wilton P.C. Combination of forecasts: an extension. *Management Science*. 1987;3:356–371.
14. Gupta S., Wilton P.C. Combination of Economic Forecasts: An Odds-Matrix Approach. *Journal of Business and Economic Statistics*. 1988;6:373–379.
15. Френкель А.А. Прогнозирование производительности труда: методы и модели. 2-е изд., доп. и перераб. М.: Экономика; 2007. 221 с.
16. Matsuyura D., Thompson R., Vasnev A. Optimal selection of expert forecasts with integer programming. *Omega*. 2017;78:165–175.

REFERENCES

1. Bates J.M., Granger C.W.J. The combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*. 1969;20:451–468.
2. Newbold P., Granger C.W.J. Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts. *J.R. Statist. Soc.* 1974;137:131–164.
3. Frenkel A.A., Surkov A.A. Determination of weights when combining forecasts. *Voprosy statistiki = Statistics Issues*. 2017;12:3–15. (In Russ.).
4. Clemen R.T. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts. *Journal of Forecasting*. 1986;5:31–38.
5. Stock J.H., Watson M.V. Combination forecasts of output growth in a seven-country data set. *Journal of Forecasting*. 2004;23:405–430.
6. Claeskens G., Magnus J.R., Vasnev A.L., Wang W. The Forecast Combination Puzzle: A Simple Theoretical Explanation. 2014. URL: <https://ssrn.com/abstract=2342841> (accessed on 23.03.2019).
7. Tolstova Yu.N. Measurement in sociology. Course of lectures. Moscow: INFRA-M; 1998. 224 p. (In Russ.).
8. Thurstone L. Psychophysiological Analysis. Problems and methods of psychophysics. Moscow: Publishing House of Moscow State University; 1984. 296 p. (In Russ.).
9. Makarova I.L. Analysis of methods for determining weights in the integral index of public health. *Simvol nauki = Symbol of Science*. 2015;7:87–95. (In Russ.).
10. Saaty T.L. Decision Making with Dependencies and Feedbacks: Analytic Networks. Moscow: LIBROCOM; 2009. 360 p. (In Russ.).
11. Nikul E.S. Algorithm for analysis of pairwise comparison matrices by calculating priority vectors. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki = News SFU. Technical science*. 2012;2(127):241–247. (In Russ.).
12. Franses F.H., Dick van Dijk Combining expert-adjusted forecasts. *Journal of Forecasting*. 2019:1–7.
13. Gupta S., Wilton P.C. Combination of forecasts: an extension. *Management Science*. 1987;3:356–371.
14. Gupta S., Wilton P.C. Combination of Economic Forecasts: An Odds-Matrix Approach. *Journal of Business and Economic Statistics*. 1988;6:373–379.
15. Frenkel A.A. Prediction of labor productivity: methods and models. 2nd ed., Ext. and rev. Moscow: Economics; 2007. 221 p. (In Russ.).
16. Matsypura D., Thompson R., Vasnev A. Optimal selection of expert forecasts with integer programming. *Omega*. 2017;78:165–175.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Антон Александрович Сурков — аспирант Департамента учета, анализа и аудита, Финансовый университет, научный сотрудник, Институт экономики РАН, Москва, Россия
surkoff@inbox.ru

ABOUT THE AUTHOR

Anton A. Surkov — postgraduate, Department of accounting, analysis and audit, Financial University, Research Fellow, Institute of Economics, RAS, Moscow, Russia
surkoff@inbox.ru

Статья поступила 19.04.2019; принята к публикации 24.04.2019.

Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.

The article was received 19.04.2019; accepted for publication on 24.04.2019.

The author read and approved the final version of the manuscript.