

АНАЛИЗ ВОЗМОЖНОСТЕЙ УЛУЧШЕНИЯ КАЧЕСТВА ПРОГНОЗОВ ЦЕН НА ПРИРОДНЫЕ РЕСУРСЫ МЕТОДАМИ КОМБИНИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ РЕГРЕССИОННЫХ ОЦЕНОК ВЕСОВ

Е. В. АСТАФЬЕВА
М. Ю. ТУРУНЦЕВА

Из многочисленных эмпирических работ следует, что объединение (комбинирование) прогнозов позволяет повысить точность прогнозирования по сравнению с индивидуальными прогнозами. В настоящей статье исследуются возможности регрессионных методов комбинирования прогнозов для улучшения качества прогнозов цен на нефть, алюминий, золото, никель и медь. Основой для расчетов служит база прогнозов Института экономической политики им. Е.Т. Гайдара, предоставляющая массив индивидуальных (объединяемых) прогнозов. Все расчеты проводятся в режиме (псевдо) реального времени.

На основе полученных в работе оценок можно утверждать, что для цен на ресурсы независимо от рассматриваемого периода существует регрессионный метод объединения, обеспечивающий качественные преимущества относительно всех первичных прогнозов. Вместе с тем, обобщая результаты качественных характеристик регрессионных и простейших методов комбинирования, следует отметить, что выбор лучшего способа объединения прогнозов (и даже группы способов) неоднозначен и зависит от прогнозируемого показателя.

Ключевые слова: комбинирование прогнозов, объединение прогнозов, цены на нефть, цены на алюминий, цены на золото, цены на никель, цены на медь.

JEL: C53, E31.

Основным вопросом, обсуждаемым в литературе, посвященной проблемам прогнозирования, является вопрос о выборе метода прогнозирования, который обеспечивал бы максимальную точность прогноза на основе имеющихся данных. Такой подход предполагает, что этот лучший метод существует и остается только определить его. Однако многочисленные эмпирические работы противостоят данному утверждению. Можно отметить, как минимум, две причины этого. Первая состоит в том, что истинный процесс порождения данных реальных процессов неизвестен, поэтому можно наблюдать ситуации, когда доверительные интервалы прогнозов, построенных на основе разных моделей, не пересекаются и вывод о будущем поведении показателей неоднозначен. Вторая причина связана с тем, что неправильно специфицированная модель может давать лучшие по качеству прогнозы по сравнению с правильно специфицированной.

В своей работе Хансен [9], опираясь на оценки зависимости распределения оценок и тестовых статистик от выбора модели, указывает на ошибочность подхода, предполагающего возможность определения истинного процесса порождения данных и сконцентрированного на поиске единственной подходящей модели (см. также [11] и [13]).

Естественной альтернативой выбору одной модели является обобщение информации, полученной различными методами прогнозирования, т.е. путем комбинирования прогнозов. С одной стороны, такое агрегирование исключает необходимость выбора одного метода и определения будущего поведения прогнозируемого показателя только на основе его прогнозов. С другой стороны, комбинированный прогноз можно рассматривать как прогноз, основанный на более сложной модели, объединяющей информацию различных базовых (более простых, но отражающих разные аспекты) моделей,

Астафьева Екатерина Викторовна, старший научный сотрудник РАНХиГС при Президенте Российской Федерации, канд. экон. наук, доцент (Москва), e-mail: eastafyeva@ranepa.ru; Турунцева Марина Юрьевна, заведующий лабораторией макроэкономического прогнозирования РАНХиГС при Президенте Российской Федерации; заведующий лабораторией краткосрочного прогнозирования Института экономической политики имени Е.Т. Гайдара, канд. экон. наук (Москва), e-mail: turuntseva@iep.ru; turuntseva@ranepa.ru

позволяющей добиться лучшей аппроксимации процесса порождения данных. И хотя такой подход не исправляет ошибки в спецификации отдельных моделей, он может сгладить их негативное воздействие на качество прогноза.

Методы комбинирования прогнозов на основе регрессионных оценок весов

Большое количество эмпирических работ подтверждает, что объединение прогнозов позволяет улучшить качество прогнозирования, причем в самых разных условиях, определяемых способом получения комбинирующих весов и методами получения объединяемых прогнозов ([7; 10; 14]). Кроме этого, оказывается, что с увеличением числа объединяемых методов точность комбинированных прогнозов повышается, а вариабельность точности различных комбинаций — уменьшается [12], но оптимальный результат достигается при использовании четырех или пяти методов.

В основе построения комбинированного (объединенного) прогноза показателя Y лежит массив индивидуальных прогнозов $\{\hat{Y}_{t+h|t}^i\}_{i=1}^n$, где $\hat{Y}_{t+h|t}^i$ — i -й индивидуальный прогноз ($i = \overline{1, n}$) на h шагов вперед, вычисленный на основе модели, оцененной по данным, доступным на момент времени t . Тогда комбинированный прогноз $F_{t+h|t}^Y$ в большинстве случаев определяется как взвешенная сумма отдельных прогнозов:

$$F_{t+h|t}^Y = \sum_{i=1}^n w_{it} \hat{Y}_{t+h|t}^i,$$

где w_{it} — вес i -го прогноза, полученного в момент времени t : $\sum_{i=1}^n w_{it} = 1$; n — количество прогнозов в массиве.

В настоящей работе мы рассматриваем методы объединения прогнозов, веса которых определяются на основе регрессионных оценок. Комбинирование прогнозов на основе регрессионных оценок традиционно связывают с работой Грейнджера и Раманатана [8], в которой авторы для объединения индивиду-

альных прогнозов предложили рассматривать в качестве весов МНК-оценки коэффициентов регрессии фактических значений показателя на отдельные прогнозные значения:

$$w_{it} = \hat{\beta}_{it} \cdot Y_{s+h} = \sum_{i=1}^n \beta_{is} \hat{Y}_{s+h|s}^i + \varepsilon_{s+h}, \quad \sum_i \beta_{is} = 1.$$

Здесь веса для объединения прогнозов в текущем периоде определяются по данным временных рядов показателя и отдельных прогнозов в предыдущие периоды. Спецификация такой модели предполагает отсутствие константы и ограничение на равенство суммы коэффициентов единице. Если в регрессии без константы снять ограничение на сумму коэффициентов, то комбинированный прогноз получится смещенным. Однако с точки зрения минимизации внутривыборочной суммы квадратов ошибок регрессия без ограничений предпочтительнее регрессии с ограничениями. Поскольку смещение может быть устранено путем включения константы в комбинирующую регрессию, альтернативный способ комбинирования основан на регрессии без ограничений:

$$\begin{aligned} F_{t+h|t}^Y &= \hat{\beta}_{0s} + \sum_{i=1}^n \hat{\beta}_{is} \hat{Y}_{s+h|s}^i : Y_{s+h} = \\ &= \beta_{0s} + \sum_{i=1}^n \beta_{is} \hat{Y}_{s+h|s}^i + \varepsilon_{s+h}. \end{aligned}$$

Такой комбинированный прогноз является несмещенным и имеет меньшую внутривыборочную среднеквадратическую ошибку. Однако, как отмечается в обзоре Френкеля и Суркова [3], авторы более поздних работ ([4] и [15]) приходят к выводу, что выбор между регрессией с ограничениями и без ограничений определяется выбором исследователя между точностью и объективностью комбинированного прогноза.

У регрессионного метода комбинирования есть ряд существенных недостатков: чувствительность прогнозов к выбросам; коррелированность индивидуальных прогнозов используемого массива (см. [5]); чрезмерно большое число индивидуальных прогнозов (см. [14] и [16]).

Важная для нас проблема состоит в том, что объединение на основе регрессионных оценок предполагает веса неизменными во времени (за исключением изменений, связанных с добавлением данных наблюдений в выборку, по которой производятся оценки параметров). Наиболее очевидный выход из этого положения состоит в том, чтобы оценивать регрессию на основе последних V наблюдений выборки, а для определения значения V^* , которое минимизирует среднеквадратичную ошибку комбинированного прогноза, применять итерационные алгоритмы.

Другой подход, позволяющий оценивать коэффициенты регрессии на основе всей выборки, но включать в нее недавние наблюдения с большим весом, состоит в использовании взвешенного МНК, т.е. $\hat{\beta} = \arg \min e' W e$, где $W = \{w_{tt}\}$ – квадратная матрица весовых коэффициентов $T \times T$. В большинстве случаев достаточно рассмотреть диагональную весовую матрицу, т.е. $W = \text{diag}(w_{11}, w_{22}, \dots, w_{TT})$, что означает, что $\hat{\beta} = \arg \min \sum_{t=1}^T \sum_{\tau=1}^T w_{t\tau} e_t e_{\tau}$.

Упомянутая ранее оценка на основе скользкой выборки является частным случаем ВМНК-оценки для $W = \text{diag}(w_a, w_b)$, $w_a = (0, \dots, 0)'$, $w_b = (1, \dots, 1)'$.

Основные типы весовых матриц и соответствующих схем взвешивания указаны в работе Диболда и Паули [6]:

- Матрица равных весов: $w_{tt} = 1$ для всех t . Схема взвешивания соответствует обычной регрессии и является частным случаем геометрической схемы при $\lambda = 1$ и схемы t -лямбда при $\lambda = 0$.
- Линейная матрица весов: $w_{tt} = t$ для всех t . Схема взвешивания является частным случаем схемы t -лямбда при $\lambda = 1$.

- Геометрическая матрица весов: $w_{tt} = \lambda^{T-t}$, $0 < \lambda \leq 1$, или $w_{tt} = \lambda^t$, $\lambda \geq 1$. Для всех $\lambda > 1$ геометрическая схема предполагает, что $\frac{dw_{tt}}{dt} = t\lambda^{t-1} > 0$, т.е. чем ближе данные к моменту оценивания, тем больший вес им приписывается, при этом $\frac{d^2w_{tt}}{dt^2} = t(t-1)\lambda^{t-2} > 0$, так что скорость увеличения весов растет по мере приближения к моменту оценивания. Отличительной особенностью геометрической схемы является возможность опеределять веса, которые быстро обнуляются, поэтому она часто используется при оценивании комбинирующих весов в нестабильной среде.
- Весовая матрица t^λ (t -лямбда): $w_{tt} = t^\lambda$, $\lambda \geq 0$. Как и предыдущая схема, схема t -лямбда предполагает, что $\frac{dw_{tt}}{dt} = \lambda t^{\lambda-1} > 0$, т.е. обеспечивает больший вес недавним наблюдениям. Но поскольку $\frac{d^2w_{tt}}{dt^2} = \lambda(\lambda-1)t^{\lambda-2} \begin{cases} > 0, \lambda > 1 \\ < 0, \lambda < 1 \end{cases}$, то скорость увеличения весов может как расти, так и уменьшаться по мере приближения к моменту оценивания, что позволяет использовать данную схему для более широкого круга задач.
- Весовая матрица Бокса-Кокса: $w_{tt} = \begin{cases} \frac{t^\lambda - 1}{\lambda}, & 0 < \lambda \leq 1 \\ \ln t, & \lambda = 0 \end{cases}$.

Данные и методика исследования

Мы рассматриваем следующие показатели: цены на нефть марки Brent (долл./барр.), цены на алюминий (тыс. долл./т), цены на золото (тыс. долл./унцию), цены на медь (тыс. долл./т) и цены на никель (тыс. долл./т)¹, а основу для проведения расчетов составляет база прогнозов Бюллетеня краткосрочных прогнозов Института экономической политики им. Е.Т. Гайдара². Анализ прогностических способностей комбинированных прогнозов, полученных

¹ Фактические значения показателей взяты из базы данных МВФ (до мая 2017 г.) и с сайта <https://ru.investing.com> (с июня 2017 г.).

² См.: http://www.iep.ru/index.php?option=com_bibitem&Itemid=124&catid=123&lang=ru&task=showallbib. С августа по декабрь 2012 г. – бюллетень «Модельные расчеты краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ». С января 2013 г. – регулярный раздел «Научного вестника ИЭП им. Гайдара.ру»: <http://www.iep.ru/ru/ob-izdani.html>. Массивы, собранные в процессе издания бюллетеня в период с апреля 2006 г. по настоящее время, содержат для каждого месяца t прогнозы показателя на полгода вперед, полученные различными методами, и официальные статистические данные, доступные на момент прогнозирования.

регрессионными методами, осуществляется для группы простейших прогнозов как наиболее доступных и не требующих существенных затрат при построении, в которую входят наивный прогноз, наивный прогноз с дрейфом, наивный сезонный прогноз и скользящее среднее:

- наивный прогноз ($i = 1$) – прогноз в момент времени t на $h = 1, \dots, 6$ шагов вперед³, построенный по модели случайного блуждания;
- наивный прогноз с дрейфом ($i = 2$) – прогноз в момент времени t на $h = 1, \dots, 6$ шагов вперед, построенный по модели случайного блуждания с дрейфом;
- наивный сезонный прогноз ($i = 3$) – прогноз в момент времени t на $h = 1, \dots, 6$ шагов вперед, построенный по модели сезонного случайного блуждания;
- скользящее среднее ($i = 4$) – прогноз в момент времени t на $h = 1, \dots, 6$ шагов вперед, равный последнему известному на момент прогнозирования среднегодовому значению показателя.

Для объединения прогнозов в работе используется комбинирование на основе регрессионных оценок весов. Располагаемый массив данных ограничивает использование более сложных подходов, таких как комбинирование на основе главных компонент панели прогнозов. Комбинированные прогнозы оцениваются в режиме реального времени, т.е. для каждого бюллетеня t веса прогнозов рассчитываются по данным, доступным на момент времени t : полугодовым прогнозам бюллетеней и истинным значениям показателя до $t - 1$ включительно.

Для сравнения качества комбинированных прогнозов между собой и оценивания их преимуществ в сравнении с первичными прогно-

зами мы использовали среднюю абсолютную процентную ошибку прогнозирования MAPE.

Для рассматриваемых показателей в работе приводятся результаты усреднения ошибок для всего периода «апрель 2009 г. – декабрь 2022 г.»⁴.

В основе рассматриваемых в работе методов лежит предположение о том, что при комбинировании прогнозов информация о качественных характеристиках прогнозов предыдущих периодов может быть учтена регрессионными методами. В этом случае на основе доступных на момент прогнозирования (t) данных, т.е. для $s = 1, \dots, t - 1 - h$, оценивается регрессия $Y_t = \sum_{i=1}^n \beta_{it} \hat{Y}_t^i + \varepsilon_t$. Полученные в результате оценивания модели коэффициенты регрессии $\hat{\beta}_{it}$ используются в дальнейшем при расчете весов комбинированных прогнозов следующих спецификаций:

- Регрессионные прогнозы (1):

$$\{w_{it} = \hat{\beta}_{it} : Y_{s+1} = \sum_{i=1}^n \beta_{is} \hat{Y}_{s+1}^i + \varepsilon_{s+1}\}$$
 прогнозы, комбинирующие веса которых равны коэффициентам регрессии без константы, устанавливающей зависимость наблюдаемого показателя от одношаговых прогнозов;
- Регрессионные прогнозы (h):

$$\{w_{it}^h = \hat{\beta}_{it}^h : Y_{s+h} = \sum_{i=1}^n \beta_{is}^h \hat{Y}_{s+h}^i + \varepsilon_{s+h}\}$$
 прогнозы, комбинирующие веса которых для h -шаговых прогнозов равны коэффициентам регрессии без константы, устанавливающей зависимость наблюдаемого показателя от h -шаговых прогнозов;
- Регрессионные прогнозы (c):

$$\{w_{it} = \hat{\beta}_{it} : Y_{s+1} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_{is} \hat{Y}_{s+1}^i + \varepsilon_{s+1}\}$$
 прогнозы, комбинирующие веса которых равны коэффициентам регрессии с константой, устанавливающей зависимость наблюдаемого показателя от одношаговых прогнозов;

³ Учитывая, что в период t доступны реальные значения показателя только для периода $(t-1)$, полугодовые прогнозы цен на ресурсы представляют собой ожидаемые значения показателя на 2–7 месяцев (а не 1–6 месяцев) вперед. Таким образом, в массив фактически не входят прогнозы на 1 месяц вперед. Так что под одношаговыми прогнозами подразумеваются прогнозы на 2 месяца вперед.

⁴ Мы также провели анализ качества прогнозов отдельно для 2019, 2020, 2021 и 2022 гг. Для экономии места мы не приводим здесь результаты этих расчетов, но иногда упоминаем о них. Результаты этих расчетов могут быть предоставлены авторами по запросу.

- Регрессионные прогнозы (I):

$$\{w_{it} = \hat{\beta}_{it} : Y_{s+1} = \sum_{i=1}^n \beta_{is} \hat{Y}_{s+1|s}^i + \varepsilon_{s+1}, \sum_{i=1}^n \beta_{is} = 1\}$$
 прогнозы, комбинирующие веса которых равны коэффициентам регрессии с ограничением ($\sum_{i=1}^n \beta_{is} = 1$) без константы, устанавливающей зависимость наблюдаемого показателя от одношаговых прогнозов;
- Смешанный прогноз

$$\{w_{it} = \lambda \hat{\beta}_{it} + (1 - \lambda) \frac{1}{n}\},$$
 где λ определяет распределение w_{it} между коэффициентом регрессии и равным весом.

Для данных спецификаций коэффициенты регрессии оцениваются с помощью МНК.

Кроме этого регрессионные методы построения комбинированных прогнозов позволяют при оценивании учитывать разные наблюдения с разным весом (в частности, придавать недавним наблюдениям больший вес). В этом случае комбинирующие веса, как и ранее, полагаются равными коэффициентам регрессии, но сама регрессия оценивается с помощью взвешенного МНК. Комбинированные прогнозы задаются в соответствии с матрицей $W = \{w_{it}\}$, определяющей схему взвешивания наблюдений выборки:

- Регрессионные прогнозы (*Geom*) строятся на основе оценок, использующих геометрическую матрицу весов: $w_{it} = \lambda^t$, $\lambda \geq 1$.
- Регрессионные прогнозы (*t-лямбда*) строятся на основе оценок, использующих весовую матрицу t^t (*t-лямбда*): $w_{it} = t^t$, $\lambda \geq 0$.

Анализ качества регрессионных методов комбинированных прогнозов цен на природные ресурсы

Анализ первичных прогнозов показал, что в большинстве случаев (как на всем массиве данных, так и для отдельных лет) для рассматриваемых наилучшими являются наивные прогнозы (с дрейфом или без). Поэтому в качестве базового прогноза мы рассматриваем наивный прогноз и анализируем отношение MAPE того или иного комбинированного прогноза к MAPE наивного прогноза. (В табл. 1 и 2

представлены относительные средние абсолютные ошибки прогнозирования на 1–6 шагов вперед и всего массива прогнозов для рассматриваемых показателей. Значение, превышающее единицу, означает, что наивный прогноз имеет лучшее качество, чем рассматриваемый комбинированный прогноз; меньшее единицы — лучшее качество имеет комбинированный прогноз.)

Из таблиц видно, что среди комбинированных прогнозов, полученных регрессионными методами на основе МНК-оценки (см. табл. 1), наихудшими свойствами обладают прогнозы, комбинирующие веса которых для *h*-шаговых прогнозов равны коэффициентам регрессии без константы, устанавливающей зависимость наблюдаемого показателя от *h*-шаговых прогнозов. Этот тип комбинированных прогнозов не улучшает наивный прогноз для всех рассматриваемых показателей на всем интервале времени. Также невысокие качественные характеристики демонстрируют использование регрессии без константы (регрессионные прогнозы (1)) и смешанный прогноз, использующий усреднение и регрессионные оценки (смешанный прогноз): для всех показателей такие прогнозы хуже наивного. Исключением является лишь цена нефти марки Brent: ее прогнозы на 3–6 шагов вперед, полученные такими методами комбинирования, превышают по качеству наивный прогноз.

Регрессионные прогнозы с константой, связывающие показатель и одношаговые прогнозы, улучшают качество наивного прогноза для цен нефти, алюминия и меди на горизонтах от 2 до 6 шагов. При этом для цен золота (за исключением горизонта прогнозирования, равного двум шагам) и никеля этот метод не дает желаемого улучшения.

Лучшими качественными характеристиками из простых регрессионных методов комбинирования прогнозов обладает метод с ограничением на сумму весов и без константы (регрессионные прогнозы (I)). При прогнозировании более чем на один шаг вперед для

всех показателей и практически всегда качество такого прогноза превосходит наивный.

Следует отметить две особенности рассматриваемой группы регрессионных методов комбинирования применительно к показателям цен на ресурсы. Во-первых, за исключением одно-

го случая, все они не позволяют улучшить наивный прогноз на 1 шаг вперед. Во-вторых, очень плохо прогнозируют цены на золото и никель. Лишь метод с ограничением на сумму весов и без константы позволяет получить небольшие улучшения относительно наивного прогноза.

Таблица 1
Относительная MAPE комбинированных прогнозов цен на природные ресурсы с весами, полученными регрессионными методами на основе МНК-оценки

Природный ресурс	Регрессионные прогнозы (1)						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть	1,09	1,02	0,98	0,96	0,95	0,93	0,98
Алюминий	1,08	1,04	1,05	1,1	1,12	1,16	1,1
Золото	1,08	1,04	1,08	1,14	1,2	1,27	1,15
Медь	1,05	1,01	1,02	1,08	1,14	1,14	1,08
Никель	1,15	1,22	1,34	1,46	1,58	1,66	1,44
	Регрессионные прогнозы (h)						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть	1,09	1,11	1,1	1,14	1,12	1,14	1,12
Алюминий	1,08	1,13	1,16	1,2	1,15	1,24	1,17
Золото	1,08	1,11	1,06	1,07	1,08	1,2	1,11
Медь	1,05	1,03	1,06	1,18	1,33	1,3	1,18
Никель	1,15	1,23	1,29	1,38	1,46	1,5	1,36
	Регрессионные прогнозы (c)						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть	1,09	1,01	0,97	0,97	0,96	0,97	0,99
Алюминий	1,12	0,96	0,9	0,93	0,93	0,95	0,95
Золото	1,07	0,98	1,02	1,07	1,13	1,19	1,09
Медь	1,15	0,98	0,92	0,92	0,93	0,9	0,95
Никель	1,37	1,2	1,14	1,14	1,15	1,14	1,18
	Регрессионные прогнозы (l)						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть	1,07	0,98	0,95	0,94	0,93	0,93	0,96
Алюминий	1,04	0,98	0,95	0,98	0,99	0,99	0,98
Золото	1,05	1	0,94	0,92	0,9	0,91	0,94
Медь	0,98	0,95	0,94	0,94	0,94	0,94	0,95
Никель	1,02	1,01	1	0,99	0,99	0,99	1
	Смешанный прогноз						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть ($\lambda=0,87$)	1,08	1,02	0,98	0,96	0,94	0,93	0,97
Алюминий ($\lambda=0,74$)	1,1	1,08	1,05	1,06	1,08	1,11	1,08
Золото ($\lambda=0,62$)	1,04	1,06	1,09	1,12	1,15	1,17	1,12
Медь ($\lambda=0,74$)	1,06	1,01	1	1,04	1,06	1,03	1,03
Никель ($\lambda=0,1$)	1,23	1,13	1,09	1,09	1,06	1,05	1,09

Примечание. Жирным шрифтом выделены методы комбинирования, улучшающие наивный прогноз.
Источник: расчеты авторов.

Отличительная особенность комбинированных прогнозов, полученных на основе ВМНК-оценок коэффициентов регрессии (см. табл. 2), состоит в том, что для цен нефти, алюминия и меди они превосходят по качеству наивные прогнозы для всех рассматриваемых периодов. Улучшение, достигаемое с помощью таких методов, превышает любой из методов комбинирования на основе МНК-оценок. Особенно это заметно для прогнозов цены нефти с использованием геометрической матрицы весов и цены меди с использованием матрицы t -лямбда.

Так же, как и отмечено выше, прогноз цен на золото и никель не удается улучшить относительно наивного, используя регрессионные методы на основе ВМНК-оценок.

Заключение

На основе полученных в работе оценок можно заключить, что для цен на ресурсы комбинирование прогнозов с использованием регрессионных оценок весов является одним из

возможных способов улучшить качество прогнозирования по сравнению с отдельными моделями. Для всех показателей независимо от рассматриваемого периода существует метод объединения, обеспечивающий качественные преимущества перед всеми первичными прогнозами (но не для всех горизонтов прогнозирования). Хуже всего методы комбинирования работают для цен золота и никеля: лишь один метод для отдельных горизонтов прогнозирования позволяет получать улучшения относительно наивного прогноза. Как это ни парадоксально, сложнее всего улучшить прогноз на один шаг вперед.

Тем не менее, обобщая результаты качественных характеристик регрессионных и простейших⁵ методов комбинирования, невозможно выбрать способ объединения прогнозов (и даже группу способов), обеспечивающий лучший результат независимо от периода усреднения ошибки и показателя.

Для сравнения различных методов объединения первичных прогнозов проранжиру-

Таблица 2

Относительная МАРЕ комбинированных прогнозов цен на природные ресурсы с весами, полученными регрессионными методами на основе ВМНК-оценок

Природный ресурс	Регрессионные прогнозы (<i>Geom</i>)						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть ($\lambda_1=1,06$)	1,07	0,86	0,77	0,77	0,79	0,8	0,83
Алюминий ($\lambda_1=1,03$)	0,89	0,87	0,88	0,91	0,9	0,9	0,89
Золото ($\lambda_1=1,00$)	1	1,03	1,06	1,09	1,13	1,15	1,09
Медь ($\lambda_1=1,04$)	0,95	0,94	0,95	0,94	0,92	0,91	0,93
Никель ($\lambda_1=1,06$)	1,02	1,01	1,03	1,07	1,08	1,06	1,05
	Регрессионные прогнозы (<i>t</i> -лямбда)						
	1 шаг	2 шага	3 шага	4 шага	5 шагов	6 шагов	Весь массив
Нефть ($\lambda_2=2,9$)	1,08	0,95	0,9	0,9	0,91	0,91	0,93
Алюминий ($\lambda_2=0,1$)	0,94	0,93	0,92	0,95	0,95	0,95	0,94
Золото ($\lambda_2=0,1$)	1	1,03	1,06	1,09	1,14	1,16	1,09
Медь ($\lambda_2=2,9$)	0,89	0,85	0,84	0,84	0,84	0,81	0,84
Никель ($\lambda_2=2,4$)	1,07	1,08	1,11	1,15	1,16	1,12	1,12

Примечание. Жирным шрифтом выделены методы комбинирования, улучшающие наивный прогноз.

Источник: расчеты авторов.

⁵ Нами было проведено оценивание свойств комбинированных прогнозов рассматриваемых показателей на основе методов, не относящихся к регрессионным (так называемых простейших методов комбинирования). Сводные результаты ранжирования этих методов включены в табл. 3 для сравнения с регрессионными методами (см. [1]).

ем их по данным средней за период абсолютной процентной ошибки (ранг 1 соответствует методу, демонстрирующему минимальную ошибку). Кроме этого найдем средние ранги по группам способов комбинирования.

Результаты ранжирования (см. табл. 3) позволяют выявить следующее:

- во всех случаях лучшими по качеству (обладают наименьшими рангами) являются регрессионные прогнозы, основанные на ВМНК-оценках весов, и комбинированные прогнозы с весами, обратно пропорциональными дисконтированным ошибкам отдельных прогнозов, причем регрессионные методы оказываются качественно предпочтительнее при прогнозировании цен на нефть, алюминий и медь, методы дисконтирования – для цен на золото и никель;
- во всех случаях худшее качество демонстрируют методы, приписывающие весь вес одному прогнозу, который имеет самую низкую среднюю квадратическую ошибку прогноза в предыдущем периоде. ■

Таблица 3
Средний ранг метода комбинирования цен на природные ресурсы

	Нефть	Алюминий	Золото	Медь	Никель
Простое среднее	12	13	13	12	8
Медиана	9	9	11	10	6
Простое усреднение	10,5	11	12	11	7
Последний лучший (<i>t</i>)	13	15	8	13	10
Последний лучший (<i>h</i>)	14	16	15	16	15
Последний лучший (<i>6t</i>)	16	11	16	14	14
Последний лучший (<i>6h</i>)	15	14	14	15	16
Последний лучший	14,5	14	13,3	14,5	13,8
Дисконтированный (<i>t</i>)	10	12	4	9	5
Дисконтированный (<i>h</i>)	4	4	1	5	1
Оптимальный	5	3	2	6	2
Дисконтированный	6,3	6,3	2,3	6,7	2,7
Регрессионные прогнозы (<i>1</i>)	7	8	12	8	13
Регрессионные прогнозы (<i>h</i>)	11	10	9	11	12
Регрессионные прогнозы (<i>c</i>)	8	5	6	4	11
Регрессионные прогнозы (<i>l</i>)	3	6	3	3	3
Смешанный прогноз	6	7	10	7	7
МНК-регрессионный	7	7,2	8	6,6	9,2
Регрессионные прогнозы (<i>Geom</i>)	1	1	5	2	4
Регрессионные прогнозы (<i>t</i> -лямбда)	2	2	7	1	9
ВМНК-регрессионный	1,5	1,5	6	1,5	6,5

Примечание. Жирным шрифтом выделены средние значения по группам способов комбинирования, синим и белым цветом – группы с двумя минимальными рангами.

Источник: расчеты авторов.

Литература

1. Турунцева М., Астафьева Е. Анализ возможностей повышения качества прогнозирования цен на некоторые виды сырья простейшими методами комбинирования отдельных прогнозов. (*Находится на рецензировании в журнале «Прикладная эконометрика».*)
2. Турунцева М., Астафьева Е. и др. Модельные расчеты краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ // Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру.
3. Френкель А.А., Сурков А.А. Методологические подходы к улучшению точности прогнозирования путем объединения прогнозов // Вопросы статистики. 2015. № 8. С. 17–36.
4. Clemen R.T. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts // Journal of Forecasting. 1986. Vol. 5. Pp. 31–38.
5. Diebold F.X. Serial Correlation and the Combination of Forecasts // Journal of Business & Economic Statistics. Jan. 1988. Vol. 6. No. 1. Pp. 105–111.
6. Diebold F.X., Pauly P. Structural change and the combination of forecasts // Journal of Forecasting. 1987. Vol. 6. Pp. 21–40.
7. Elliott G., Timmermann A. Optimal Forecast Combinations under General Loss Functions and Forecast Error Distributions // Journal of Econometrics. 2004. Vol. 122. Pp. 47–79.
8. Granger C.W.J., Ramanathan R. Improved methods of combining forecasting // Journal of Forecasting. 1984. Vol. 3. Pp. 197–204.
9. Hansen B.E. Challenges for econometric model selection // Econometric Theory. 2005. Vol. 21 (1). Pp. 60–68.
10. Kapetanios G., Labhard V., Price S. Forecasting using bayesian and information-theoretic model averaging: An application to UK inflation // Journal of Business & Economic Statistics. 2008. Vol. 26 (1). Pp. 33–41.
11. Leeb H., Potscher B.M. Can One Estimate the Unconditional Distribution of Post-Model Selection Estimators? // Working paper. Department of Statistics, University of Vienna. 2003.
12. Makridakis S., Winkler R.L. Averages of Forecasts: Some Empirical Results // Management Science. Sept. 1983. Vol. 29. No. 9. Pp. 987–996.
13. Potscher B.M. The effect of model selection on inference // Econometric Theory. 1991. Vol. 7. Pp. 163–185.
14. Stock J.H., Watson M.W. Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set // Journal of Forecasting. 2004. Vol. 23. Pp. 405–430.
15. Trenkler G., Liski E.P. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts // Journal of Forecasting. 1986. Vol. 5. Pp. 197–202.
16. Wei X. Regression-Based Forecasts Combination Methods // Romanian Journal of Economic Forecasting. Jan. 2009. Vol. 12 (4). Pp. 5–18.

References

1. Turuntseva M., Astafieva E. Analysis of the possibilities of improving the quality of forecasting prices for certain types of raw materials using the simplest methods of combining individual forecasts. (*It is under review in the journal «Applied Econometrics».*)
2. Turuntseva M., Astafieva E. et al. Model calculations of short-term forecasts of socio-economic indicators of the Russian Federation // Scientific Bulletin of the IEP named after.ru
3. Frenkel A.A., Surkov A.A. Methodological approaches to improving forecasting accuracy by combining forecasts // Questions of Statistics. 2015. No. 8. Pp. 17–36.
4. Clemen R.T. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts // Journal of Forecasting. 1986. Vol. 5. Pp. 31–38.
5. Diebold F.X. Serial Correlation and the Combination of Forecasts // Journal of Business & Economic Statistics. Jan. 1988. Vol. 6. No. 1. Pp. 105–111.
6. Diebold F.X., Pauly P. Structural change and the combination of forecasts // Journal of Forecasting. 1987. Vol. 6. Pp. 21–40.
7. Elliott G., Timmermann A. Optimal Forecast Combinations under General Loss Functions and Forecast Error Distributions // Journal of Econometrics. 2004. Vol. 122. Pp. 47–79.
8. Granger C.W.J., Ramanathan R. Improved methods of combining forecasting // Journal of Forecasting. 1984. Vol. 3. Pp. 197–204.
9. Hansen B.E. Challenges for econometric model selection // Econometric Theory. 2005. Vol. 21 (1). Pp. 60–68.
10. Kapetanios G., Labhard V., Price S. Forecasting using bayesian and information-theoretic model averaging: An application to UK inflation // Journal of Business & Economic Statistics. 2008. Vol. 26 (1). Pp. 33–41.
11. Leeb H., Potscher B.M. Can One Estimate the Unconditional Distribution of Post-Model Selection Estimators? // Working paper. Department of Statistics, University of Vienna. 2003.

12. Makridakis S., Winkler R.L. Averages of Forecasts: Some Empirical Results // *Management Science*. Sept. 1983. Vol. 29. No. 9. Pp. 987–996.
13. Potscher B.M. The effect of model selection on inference // *Econometric Theory*. 1991. Vol. 7. Pp. 163–185.
14. Stock J.H., Watson M.W. Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set // *Journal of Forecasting*. 2004. Vol. 23. Pp. 405–430.
15. Trenkler G., Liski E.P. Linear constraints and the efficiency of combined forecasts // *Journal of Forecasting*. 1986. Vol. 5. Pp. 197–202.
16. Wei X. Regression-Based Forecasts Combination Methods // *Romanian Journal of Economic Forecasting*. Jan. 2009. Vol. 12 (4). Pp. 5–18.

Analysis of Opportunities to Improve the Quality of Natural Resource Price by Combining Forecasts Resulting from Methods Based on Regression Estimates of Weights

Ekaterina V. Astafyeva – Senior Researcher of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor (Moscow, Russia). E-mail: eastafyeva@ranepa.ru

Maria Yu. Turuntseva – Head of the Laboratory of Macroeconomic Forecasting of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration; Head of the Laboratory of Short-term Forecasting of the Gaidar Institute of Economic Policy, Candidate of Economic Sciences (Moscow, Russia). E-mail: turuntseva@iep.ru; turuntseva@ranepa.ru

Numerous empirical works indicate that combining (aggregation) forecasts can improve forecast accuracy compared to individual forecasts. This paper investigates the possibilities of regression methods of forecast aggregation to improve the forecast quality of prices for oil, aluminum, gold, nickel and copper. The calculations are based on the forecast database of the Gaidar Institute for Economic Policy. E.T. Gaidar Institute for Economic Policy, which provides an array of individual (aggregated) forecasts. All calculations are performed in (pseudo) real time.

Based on the findings obtained in the paper, it can be argued that for resource prices, regardless of the period under consideration, there is a regression method of aggregation that provides qualitative advantages relative to all primary forecasts. At the same time, summarizing the results of qualitative characteristics of regression and simple aggregation methods, it should be noted that the choice of the best method of combining forecasts (and even a group of methods) is ambiguous and depends on the indicator.

Key words: forecasts combination, forecast aggregation, oil prices, aluminum prices, gold prices, nickel prices, copper prices.

JEL-codes: C53, E31.