ФИНАНСЫ, ДЕНЕЖНОЕ ОБРАЩЕНИЕ И КРЕДИТ: ТЕОРИЯ, МЕТОДОЛОГИЯ И ИНСТРУМЕНТЫ УПРАВЛЕНИЯ

DOI: 10.24143/2073-5537-2019-3-98-106
УДК 519.866

ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БИРЖЕВЫХ ЦЕН НИКЕЛЯ НА ОСНОВЕ КОМПЛЕКСНОГО ПРИМЕНЕНИЯ РЯДА МОДЕЛЕЙ

К. Г. Пайтян[1,2]

[1] *Волгоградский государственный университет, Волгоград, Российская Федерация*

[2] *ООО «ЭОС», Москва, Российская Федерация*

Россия является одним из главных экспортеров чёрной и цветной металлургии на мировом рынке, в стране представлен крупный сектор производителей и трейдеров данным сырьем. Для успешной торговли необходимо знать цены в будущем: при заключении договора на экспортную поставку партии товара стоимость зачастую фиксируется сторонами на момент подписания договора, к моменту отгрузки она может измениться таким образом, что данная сделка окажется невыгодной для экспортера. В современных условиях компании активно используют прогнозирование, а если речь идёт о мировом рынке, то они ориентируются на мировые биржевые котировки. Поскольку цены на основные металлы хорошо коррелируют между собой, для примера рассматривается прогнозирование котировок цен никеля. Отмечается, что с момента заключения договора до поставки в среднем проходит 14 дней, что обусловливает необходимость прогноза на 14 шагов вперёд (длительный период упреждения). Этот факт и вызывает основную сложность при достижении необходимой точности. Представлен путь простого и взвешенного усреднения прогнозных значений нескольких моделей: повышение точности прогнозирования. Приведены результаты применения нескольких моделей: распространённых статистических моделей прогнозирования и разработанных в исследовании. Средняя ошибка прогнозирования котировок цен никеля за период с марта 2015 г. по март 2016 г. на 14 дней вперёд для наилучшей из приведенных составляла 6,48 %, для наихудшей – 14,88 %. Простое усреднение выявило ошибку прогнозирования, равную 6,01 %, а взвешенное – 3,58 %. Сделан вывод о возможности с помощью данной методики улучшать точность имеющихся моделей прогнозирования на практике.

Ключевые слова: средняя относительная ошибка прогнозирования, взвешенное усреднение расчётных значений, прогнозирование, прогнозная модель, критерии пригодности модели, вероятность правильно спрогнозировать направление движения цены.

Для цитирования: *Пайтян К. Г.* Повышение точности прогнозирования биржевых цен никеля на основе комплексного применения ряда моделей // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика. 2019. № 3. С. 98–106. DOI: 10.24143/2073-5537-2019-3-98-106.

Введение

Экономические субъекты и экономика в целом уделяют особое внимание изучению рисков. Существуют различные способы их минимизации. Одним из таких способов является прогнозирование экономических процессов и величин. Чем точнее будет построен прогноз, тем лучше субъекты экономики подстроятся к изменениям, что существенно поможет уменьшить риски или вовсе минимизировать их.

В прогнозировании нуждаются, в частности, компании металлургического комплекса России. На мировом рынке металлов наша страна занимает лидирующие позиции, что свидетельствует об актуальности задач, стоящих перед компаниями данного сектора. Зачастую необходим прогноз с большим периодом упреждения (10 шагов и более). В качестве практического подтверждения данной потребности приведём пример. Самым распространённым вариантом реализации металлов является заключение договора на поставку, которая осуществляется через 14 дней после подписания контракта; цена будет та, которая сложится на момент отгрузки. Фактически при подписании данного контракта поставщик не знает стоимость партии. Так возникает задача прогнозирования с периодом упреждения, превышающим 10 дней.

Очевидно, что при столь длинном периоде упреждения сложно добиться прогноза с маленькой погрешностью. Стандартные статистические методы и модели прогнозирования в основном распространяют выявленную на исторических данных закономерность на период упреждения, что является минусом, если речь идёт о долгосрочном прогнозировании [1]. Ведь вероятность того, что сформировавшаяся закономерность сохранится на длительный период упреждения, очень мала и убывает с ростом шага прогнозирования. Последнее отражается на качестве прогнозирования, показывая высокую погрешность. Таким образом, для данных целей необходимы иные методы, а возможно, и модификация широко распространённых статистических методов прогнозирования.

Некоторые авторы для подобных целей предлагают различные модификации нейронных сетей, подчёркивая перспективность данного аппарата [2]. Однако встречаются также работы, в которых для прогнозирования используются классические эконометрические модели, такие как уравнение регрессии. Например, в работе [3] построены модели прогнозирования цены на медь; авторы предлагают несколько факторов, от которых зависит цена на данный металл, далее строят уравнение регрессии, которое описывает зависимость цены на медь от данных факторов.

Предпосылки к усреднению прогнозных значений

При детальном анализе качества прогнозирования как абсолютной погрешности, так и относительной можно заметить следующее: каждая модель имеет отрезки, на которых прогнозные значения практически равны фактическим, и отрезки, где расчётные значения существенно отклоняются от фактических. Другими словами, в разные промежутки времени одна и та же модель может показать как высокую точность прогнозирования, так и плохое качество. Предположим, что для каждого момента времени существует модель, которая позволяет рассчитать очень точный прогноз, то есть с практически нулевой погрешностью. Необходимо лишь разработать методику или функцию, зависящую от временного параметра (в какой момент времени рассчитывается прогноз), значением которой будет являться та или иная модель прогнозирования. Тогда для прогнозирования, во-первых, необходимо разработать модели, во-вторых, решить задачу выбора единственной из них в тот или иной момент времени.

Фактически любая модель прогнозирования представляет собой закономерность, по которой изменяется исследуемая величина. Например, регрессионная модель, распространённая в эконометрике, объединяет широкий класс универсальных функций, которые описывают некоторую закономерность [4]. Таким образом, чтобы правильно выбрать нужную модель, необходимо знать, каким правилам будет соответствовать будущее изменение. Но во времена нестабильности экономики и её процессов невозможно дать точный ответ на этот вопрос.

В настоящей работе предложен подход к повышению точности прогнозирования, отличающийся от поиска единственной «идеальной» модели. Предположим, что имеется определённое количество k прогнозных моделей, при этом применение каждой из них по отдельности не обеспечивает необходимую точность прогнозирования. В качестве критерия пригодности модели рассмотрим неравенство

$$\overline{A} \le \overline{T}, \tag{1}$$

где $\overline{A}$ – средняя относительная ошибка прогнозирования, $\overline{A} = \frac{100\ \%}{N} \cdot \sum_{i=1}^{N} \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|$; $\overline{T}$ – средний темп роста временного ряда за длину периода упреждения прогноза, $\overline{T} = \frac{\sum_{t=1}^{N}\left|\frac{y_t - y_{t-i}}{y_{t-i}}\right|}{N} \cdot 100$ %,

где y_t, y_{t-i} – фактические значения временного ряда в момент времени t и $t - i$ соответственно; i – длина периода упреждения, с которой будет делаться прогноз; $\hat{y}_t$ – прогнозное значение на момент времени t; N – длина периода, для которой был рассчитан прогноз [5].

При выполнении неравенства (1) прогнозы принесут прибыль металлоторговым компаниям. Практически любая модель на каких-либо исторических промежутках данных показывает точный прогноз. Можно объединить прогнозные значения всех моделей в каждый момент времени в один показатель. В качестве такого обобщающего показателя в настоящей работе предлагается использовать среднюю прогнозных значений всех k моделей.

Методика повышения качества прогнозирования

Рассмотрим прогнозирование цен на никель на 14 дней вперёд. Для простоты и наглядности предположим, что $k = 2$, то есть исследователь имеет в своём арсенале две прогнозные модели. При этом результаты ни одной из них не удовлетворяют его. Пусть прогноз делается в момент времени t. Тогда y_{t+14} – фактическое значение цены никеля в момент времени $t + 14$; $\hat{y}^1_{t+14}$ – прогноз в момент времени t на момент времени $t + 14$ по первой модели; $\hat{y}^2_{t+14}$ – аналогично прогноз на 14 дней вперёд в момент времени t по второй модели.

Рассмотрим остатки после одной операции прогнозирования. У двух моделей одновременно они могут быть отрицательными, положительными и разного знака. Если в какой-то момент прогнозирования остатки будут иметь одинаковый знак, при этом неважно какой, то использование в качестве прогноза среднего расчётных значений покажет ошибку, которая меньше, чем у модели с наибольшей ошибкой, но при этом не меньше, чем у другой. Для наглядности положительные и отрицательные остатки у модели изобразим на графике (рис. 1).

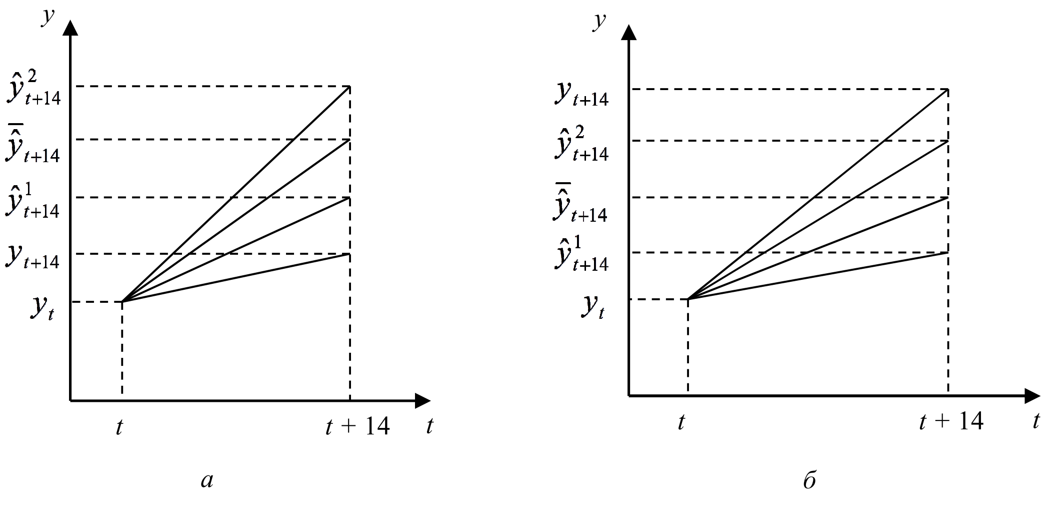

Рис. 1. Остатки после операции прогнозирования:
а – положительные остатки у обеих моделей; *б* – отрицательные остатки у обеих моделей

На графиках через $\bar{\hat{y}}_{t+14}$ обозначена средняя прогнозных значений двух моделей, которую и предлагается использовать в качестве расчётного значения. Рассмотрим ошибку прогнозирования:

$$A_i = \frac{\left|\hat{y}^i_{t+14} - y_{t+14}\right|}{y_{t+14}} \cdot 100\ \%, \qquad (2)$$

где $i = 1, 2$ и является обозначением моделей прогнозирования, значения которых усредняются.

Также обозначим:

$$A = \frac{\left|\bar{\hat{y}}_{t+14} - y_{t+14}\right|}{y_{t+14}} \cdot 100\ \%. \quad (3)$$

Формула (3) демонстрирует ошибку прогнозирования, если в качестве расчётного значения будет выбрана средняя прогнозных значений двух моделей. Теперь, ссылаясь на графики, можно сравнить между собой A, A_1, A_2. Согласно рис. 1, *а* $y_{t+14} < \hat{y}^1_{t+14} < \bar{\hat{y}}_{t+14} < \hat{y}^2_{t+14}$, тогда, сравнив числители в формулах (2) и (3), получим $A_1 < A < A_2$. Аналогично на рис. 1, *б* $\hat{y}^1_{t+14} < \bar{\hat{y}}_{t+14} < \hat{y}^2_{t+14} < y_{t+14}$, откуда следует, что $A_2 < A < A_1$.

Проанализировав полученные соотношения ошибок прогнозирования, можно сделать вывод о том, что при одинаковом знаке остатков двух моделей усреднение расчётных значений качественно улучшает результаты только худшей из них.

Теперь рассмотрим случай, когда при прогнозировании по двум моделям их остатки имеют разные знаки. Для более подробного анализа данная ситуация изображена графически (рис. 2).

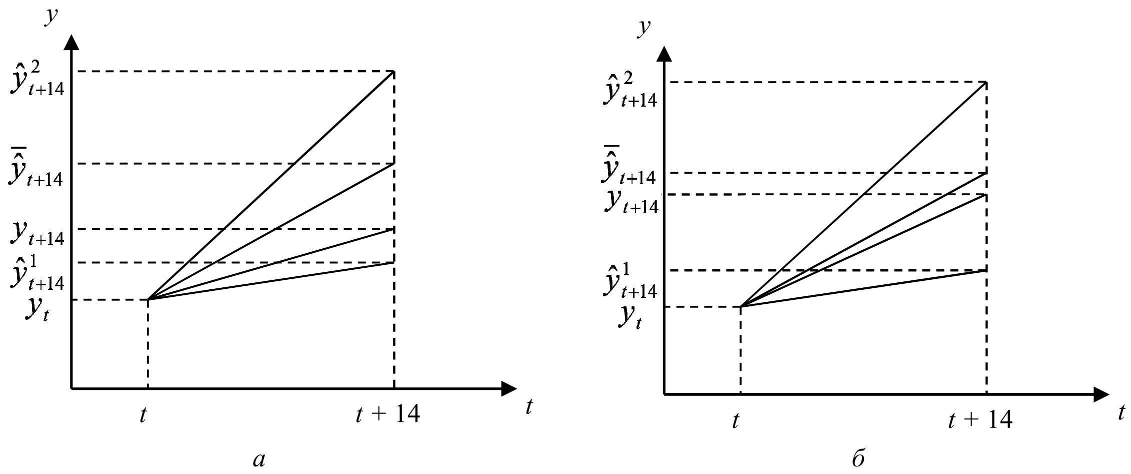

Рис. 2. Прогнозирование по двум моделям:
а – остатки разных знаков, различные по абсолютной величине;
б – остатки разных знаков, приблизительно равные по абсолютной величине

Изучив рис. 2, *а*, сравним ошибки прогнозирования. Так как согласно графику $\left|\hat{y}^1_{t+14} - y_{t+14}\right| < \left|\bar{\hat{y}}_{t+14} - y_{t+14}\right| < \left|\hat{y}^2_{t+14} - y_{t+14}\right|$, то $A_1 < A < A_2$. Таким образом, в данном случае также были улучшены результаты только худшей по качеству модели.

Большой интерес для рассмотрения представляет случай на рис. 2, *б*. Аналогично сравним остатки в абсолютном выражении. Согласно графику $\left|\bar{\hat{y}}_{t+14} - y_{t+14}\right| < \left|\hat{y}^1_{t+14} - y_{t+14}\right| < \left|\hat{y}^2_{t+14} - y_{t+14}\right|$, что свидетельствует о том, что $A < A_1 < A_2$. То есть в данном случае были улучшены результаты обеих моделей.

Если сравнить графики друг с другом, можно увидеть, что они отличаются: на рис. 2, *б* остатки от прогнозирования по обеим моделям примерно одинаковы по абсолютной величине. Таким образом, усреднение прогнозных значений двух моделей однозначно улучшит их результаты, если знаки остатков от прогнозирования у обеих моделей разного знака и при этом одинаковы по абсолютной величине.

Что значит утверждение о том, что остатки должны быть одинаковы по абсолютной величине? Выявим интервал, при попадании фактической цены в который усреднение однозначно улучшит результаты. Пусть, как на рис. 2, *б*, $\hat{y}^2_{t+14} > \hat{y}^1_{t+14}$, $y_{t+14} < \bar{\hat{y}}_{t+14}$. В таком случае явно, что ошибка прогнозирования при усреднении меньше ошибки первой модели. Рассмотрим, в каком случае она будет также меньше и ошибки второй модели. Знаки модуля в формулах средней ошибки прогнозирования раскроем в соответствии с неравенствами $\hat{y}^2_{t+14} > \hat{y}^1_{t+14}$, $y_{t+14} < \bar{\hat{y}}_{t+14}$.

Таким образом,

$$\frac{\bar{\hat{y}}_{t+14} - y_{t+14}}{y_{t+14}} < \frac{y_{t+14} - \hat{y}^1_{t+14}}{y_{t+14}} \Rightarrow 0,5\hat{y}^1_{t+14} + 0,5\hat{y}^2_{t+14} - y_{t+14} <$$
$$< y_{t+14} - \hat{y}^1_{t+14} \Rightarrow 0,5\hat{y}^1_{t+14} + 0,5\hat{y}^2_{t+14} + \hat{y}^1_{t+14} < 2y_{t+14} \Rightarrow 0,75\hat{y}^1_{t+14} + 0,25\hat{y}^2_{t+14} < y_{t+14}.$$

Теперь рассмотрим случай, когда $\hat{y}^2_{t+14} > \hat{y}^1_{t+14}$, $y_{t+14} > \bar{\hat{y}}_{t+14}$, чтобы найти верхнюю границу. В этом случае необходимо рассмотреть случай, в котором ошибка от усреднения уже меньше ошибки первой модели. Тогда

$$\frac{y_{t+14} - \bar{\hat{y}}_{t+14}}{y_{t+14}} < \frac{\hat{y}^2_{t+14} - y_{t+14}}{y_{t+14}} \Rightarrow y_{t+14} - 0,5\hat{y}^1_{t+14} - 0,5\hat{y}^2_{t+14} < \hat{y}^2_{t+14} - y_{t+14} \Rightarrow 2y_{t+14} <$$
$$< 1,5\hat{y}^2_{t+14} + 0,5\hat{y}^1_{t+14} \Rightarrow y_{t+14} < 0,75\hat{y}^2_{t+14} + 0,25\hat{y}^1_{t+14}.$$

Усреднение прогнозных значений двух моделей однозначно улучшит их качество, если их остатки имеют разный знак и при этом $y_{t+14} \in (0,75\hat{y}^1_{t+14} + 0,25\hat{y}^2_{t+14}; 0,75\hat{y}^2_{t+14} + 0,25\hat{y}^1_{t+14})$.

Помимо средней ошибки прогнозирования важную роль при определении качества модели играет доля правильно спрогнозированных направлений движения цены [5]. Рассмотрим, как эта величина изменится у двух моделей, если усреднить их прогнозные значения, определим отрезок, в который может попасть данная величина. Предположим, что возможность правильно спрогнозировать направление равна вероятности правильно спрогнозировать тренд. Тогда пусть у первой модели эта вероятность равна p_1, у второй p_2 соответственно. При этом данные события независимы, то есть верное прогнозирование тренда с помощью одной из двух моделей не влияет на вероятность наступления аналогичного события при использовании другой [6]. Рассмотрим одно событие прогнозирования. Очевидно, что если обе модели правильно спрогнозируют направление движения цены, то и средняя их расчётных значений также покажет верный тренд. При неверном определении направления одной из моделей усреднение может как верно определить тренд, так и показать противоположное движению фактической цены направление. И, наконец, если обе модели неверно спрогнозировали направление движения цены, то усреднение также не угадает тренд. Представим сделанные выводы в табл. 1.

Таблица 1

Вероятность правильно спрогнозировать направление при усреднении

Событие	Модель 1	Модель 2	Вероятность угадать направление при усреднении
1	Направление предсказано верно	Направление предсказано верно	p_1p_2
2	Направление предсказано верно	Направление предсказано неверно	$p_1(1-p_2)$
3	Направление предсказано неверно	Направление предсказано верно	$(1-p_1)p_2$
4	Направление предсказано неверно	Направление предсказано неверно	$(1-p_1)(1-p_2)$

Рассмотрим табл. 1. Как отмечено выше, при усреднении прогнозных значений однозначно направление движения цены будет предсказано верно при наступлении события 1 и, возможно, ещё при наступлении событий 2 и 3. Тогда вероятность верно спрогнозировать направление движения цены при усреднении будет не меньше p_1p_2, когда при наступлении событий 2 и 3 направление будет предсказано неверно, и не больше $p_1p_2 + p_1 - p_1p_2 + p_2 - p_1p_2 = p_1 + p_2 - p_1p_2$, когда при наступлении событий 2 и 3 направление предсказано верно.

Пусть $p_1 < p_2$, $\bar{p}$ – вероятность правильно спрогнозировать направление при усреднении. Так как любая вероятность лежит в отрезке [0; 1], $p_1 + p_2 \ge p_2$, тогда $p_1p_2 \le p_1$, следовательно, $p_1 + p_2 - p_1p_2 \ge p_2$. Рассматриваемый показатель будет улучшен у обеих моделей при усреднении с вероятностью, равной $P_{imp} = P(\bar{p} > p_2) = \frac{p_1 + p_2 - p_1p_2 - p_2}{p_1 + p_2 - p_1p_2 - p_1p_2} = \frac{p_1 - p_1p_2}{p_1 + p_2 - 2p_1p_2}$, будет меньше p_1 с вероятностью $P_w = P(\overline{p} < p_1) = \dfrac{p_1 - p_1 p_2}{p_1 + p_2 - 2p_1 p_2}$ и, наконец, будет лежать в отрезке $[p_1; p_2]$ с вероятностью $P_{med} = P(p_1 < \overline{p} < p_2) = \dfrac{p_2 - p_1}{p_1 + p_2 - 2p_1 p_2}$.

При этом

$$P(\overline{p} > p_1) = 1 - P_w = P_{imp} + P_{med} =$$

$$= 1 - \frac{p_1 - p_1 p_2}{p_1 + p_2 - 2p_1 p_2} = \frac{p_1 - p_1 p_2}{p_1 + p_2 - 2p_1 p_2} + \frac{p_2 - p_1}{p_1 + p_2 - 2p_1 p_2} = \frac{p_2 - p_1 p_2}{p_1 + p_2 - 2p_1 p_2}.$$

Пусть, например, для наглядности $p_1 = 0{,}55;\ p_2 = 0{,}7$. Тогда

$$P_{imp} = \frac{0{,}55 - 0{,}55 \cdot 0{,}7}{0{,}55 + 0{,}7 - 2 \cdot 0{,}55 \cdot 0{,}7} = \frac{0{,}165}{0{,}48} \approx 0{,}34375;$$

$$P_{med} = \frac{0{,}7 - 0{,}55}{0{,}48} = 0{,}3125;\ P_w = \frac{0{,}55 - 0{,}55 \cdot 0{,}7}{0{,}48} = \frac{0{,}165}{0{,}48} = 0{,}34375, \quad P(\overline{p} > p_1) = 0{,}65625.$$

Таким образом, можно как улучшить этот показатель у обеих моделей, так и ухудшить с одинаковой вероятностью. При этом есть большая вероятность не ухудшить этот показатель по сравнению с самой некачественной моделью из двух. Эта вероятность тем больше, чем больше разница $p_2 - p_1$.

Выше был рассмотрен случай для одного события прогнозирования. Сделанные выводы верны и для некоторого ряда прогнозных значений. Другими словами, средняя ошибка прогнозирования для ряда прогнозных значений будет не меньше ошибки наихудшей по качеству модели. Также все выводы справедливы и для k моделей, где $k \geq 2$. Усреднение улучшает результаты при присутствии моделей с разными знаками остатков от прогнозирования. Чем больше моделей, тем больше вероятность того, что найдутся модели с разными знаками остатков, что увеличивает вероятность улучшения результатов прогнозирования при усреднении прогнозных значений по сравнению с самой качественной из моделей.

Следующим шагом на пути к повышению точности прогнозирования является взвешенное усреднение расчётных значений прогнозных моделей. То есть, если до этого в качестве прогнозного значения была использована величина $\overline{\hat{y}}_{t+14} = \dfrac{\sum_{i=1}^{n} \hat{y}^i_{t+14}}{n}$, где n – количество моделей, прогнозные значения которых усредняются, то теперь предлагается вниманию величина $\overline{\hat{y}}^{\text{вз}}_{t+14} = \dfrac{\sum_{i=1}^{n} k_i \hat{y}^i_{t+14}}{n}$, где k_i – вес, который присваивается i-й модели. Веса находятся таким образом, чтобы минимизировать среднюю ошибку прогнозирования, $k_i = \arg\min A = \arg\min \dfrac{\left| \dfrac{\sum_{i=1}^{n} k_i \hat{y}^i_{t+14}}{n} - y_{t+14} \right|}{y_{t+14}}$. На практике найти веса k_i можно в программе Microsoft Excel с помощью оператора «Поиск решения».

Практические результаты

Представленная методика была реализована на практике. С помощью нескольких моделей прогнозировались биржевые котировки цен на никель на 14 дней вперёд в период с марта 2015 по март 2016 г. Для расчёта каждого прогнозного значения использовалось 100 значений уровней временного ряда, то есть расчёт проводился на основе примерно полугодовой статистики (котировки цен представлены только за рабочие дни). Использовались следующие модели:

полиномы 1, 2, 3 и 4 степеней ($y_t = a_0 + \sum_{i=1}^{l} a_i t^i, l = 1, 2, 3, 4$), степенная модель ($y_t = at^b$), гиперболическая модель ($y_t = a + \frac{b}{t}$), показательная модель ($y_t = ab^t$), методика прогнозирования биржевых котировок путём комбинирования «медленной» и «быстрой» скользящих средних, основная суть которой состоит в том, что знак будущего тренда определяется в зависимости от положения относительно друг друга двух скользящих средних с большей и меньшей длиной активного участка [7]. Для наглядности представим все полученные результаты в табл. 2.

Таблица 2

Изменение результатов от усреднения прогнозных значений

Название модели	**Средняя ошибка прогнозирования, %**	**Доля правильно спрогнозированных направлений движения цены, %**
Линейная модель (полином 1-й степени)	7,58	56,42
Полином 2-й степени	6,65	70,39
Полином 3-й степени	10,45	38,27
Полином 4-й степени	14,88	40,5
Гиперболическая модель	8,22	50,0
Степенная модель	7,68	52,23
Показательная модель	7,19	55,31
Комбинирование «медленной» и «быстрой» скользящих средних	6,48	48,6
Усреднение	6,01	55,87
Взвешенное усреднение	3,58	78,49

Котировки цен никеля были взяты из официального сайта брокера «Финам» [8]. Все результаты были рассчитаны с использованием программы Excel пакета Microsoft Office.

Заключение

Таким образом, усреднение прогнозных значений, рассчитанных с помощью восьми разных моделей, однозначно уменьшило среднюю ошибку прогнозирования, то есть этот показатель у всех моделей выше. Вероятность правильно определить направление движения цены оказалась больше этого показателя при усреднении прогнозных значений лишь у двух моделей из восьми. Что же касается взвешенного усреднения расчётных значений, то здесь результаты однозначно лучше по обоим качественным параметрам, также они лучше и результатов простого усреднения. Таким образом, сделанные выводы подтверждаются на практике: усреднение прогнозных значений нескольких моделей может улучшить качество прогнозирования каждой отдельной модели, при этом взвешенное усреднение с оптимальными весами однозначно улучшает качественные признаки самой точной модели, как следствие, улучшаются и результаты прогнозирования.

С другой стороны, если рассматривать пригодность модели для целей металлоторговых компаний, основным критерием которой является неравенство $\overline{A} \le \overline{T}$, то ни одна из моделей, прогнозные значения которых усредняются, не удовлетворила данному критерию на рассмотренном периоде, т. к. $\overline{T} = 6{,}1$ % . При этом результаты как простого усреднения, так и взвешенного удовлетворяют данному критерию (см. табл. 2).

Следовательно, при прогнозировании биржевых цен никеля нужно построить как минимум две модели, а в качестве прогнозного значения использовать или простую, или взвешенную среднюю прогнозных значений этих моделей. Это повысит точность и даст качественный прогноз, на основе которого на практике металлотрейдеры могут принимать успешные решения. Стоит отметить, что данный подход универсален и может быть использован для других временных рядов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Айвазян С. А., Иванова С. С.* Эконометрика: учеб. пособие. М.: Маркет ДС, 2007. 104 с.

2. *Солдатова О. П.* Исследование погрешности прогнозирования котировок акций при помощи модели нечеткой нейронной сети Ванга – Менделя // Изв. высш. учеб. заведений. Поволжский регион. Сер.: Технические науки. Информатика, вычислительная техника. 2015. № 4 (36). С. 17–26.

3. *Денисенко М. А., Кечин С. А., Пикин М. С.* Методы прогнозирования цен на медь // Вестн. ун-та. 2015. № 12. С. 168–172.

4. *Стрижов В. В.* Методы индуктивного порождения регрессионных моделей. М.: Вычислительный центр РАН, 2008. 56 с. С. 10.

5. *Пайтян К. Г.* Определение допустимой для металлоторговых компаний средней относительной ошибки прогнозирования биржевых котировок никеля // Материалы XX Регион. конф. молодых исследователей Волгоградской области (Волгоград, 08–11 ноября 2015 г.). Волгоград: Изд-во ВолГУ, 2016. 359 с.

6. *Кочетков Е. С., Смерчинская С. О., Соколов В. В.* Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Форум, 2013. 239 с.

7. *Пайтян К. Г.* Методика прогнозирования биржевых цен на никель путём комбинирования «медленной» и «быстрой» скользящих средних // Современная экономика: проблемы и решения. 2014. № 1. С. 146–151.

8. *Официальный* сайт брокера «Финам». URL: https://www.finam.ru/ (дата обращения: 23.05.2019).

Статья поступила в редакцию 02.07.2019

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Пайтян Карен Гаврушевич – Россия, 400062, Волгоград; Волгоградский государственный университет; соискатель кафедры прикладной информатики и математических методов в экономике; 125009, Москва; ООО «ЭОС»; аналитик отдела портфельного анализа и управления департамента аналитики и риск-менеджмента EOS Group; karenchik-90@mail.ru.

IMPROVED PREDICTING NICKEL PRICE BY AVERAGING RESULTS OF PREDICTED VALUES

K. G. Paitian[1,2]

[1] *Volgograd State University,*
Volgograd, Russian Federation

[2] *EOS, LLC, Moscow, Russian Federation*

Abstract. The paper focuses on the fact that Russia is one of the main exporters of ferrous and non-ferrous metals on the world market. A large sector of producers and traders with this raw material is represented in the country. For successful trading it is necessary to know the prices in the future, when the contract is concluded for the export delivery of a consignment of goods, the parties often fix the price at the time of signing the treaty. By the time of cargo shipment the price may suddenly change, so that the transaction would be disadvantageous for the exporter. Today, companies are actively using forecasting and, in the case of the global market, they are guided by global stock quotes. The prices on base metals correlate well with each other, for simplicity, and forecasting nickel price quotes is more available to take as an example. It has been stated that from the time of making the contract to the time of delivery there pass 14 days, which requires forecasting 14 steps ahead (long warning period). This fact causes the main difficulty in achieving the required accuracy. The prediction accuracy is suggested by using simple and weighted averaging of the predicted values of several models. The results of using several models of common statistical forecasting and developed in the course of the research are presented. The mean forecasting error of nickel price quotations for the period from March, 2015 to March, 2016 for 14 days ahead for the best of the given values made 6.48%, for the worst value - 14.88%. The simple averaging value has shown a prediction error of 6.01%, and the weighted value - 3.58%. It has been inferred that using this technique improves the accuracy of the available forecasting models in practice.

Key words: mean relative prediction error, weighted averaging of designed values, forecasting, model operability criteria, forecast model, probability to correctly predict the trend of price movement.

For citation: Paitian K. G. Improved predicting nickel price by averaging results of predicted values. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Economics*. 2019;3:98-106. (In Russ.) DOI: 10.24143/2073-5537-2019-3-98-106.

REFERENCES

1. Ajvazyan S. A., Ivanova S. S. *Ekonometrika: uchebnoe posobie* [Econometrics: study guide]. Moscow, Market DS Publ., 2007. 104 p.
2. Soldatova O. P. Issledovanie pogreshnosti prognozirovaniya kotirovok akcij pri pomoshchi modeli nechetkoj nejronnoj seti Vanga – Mendelya [Investigation of error in predicting stock quotes using Wang-Mendel model of fuzzy neural network]. *Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Povolzhskij region. Seriya: Tekhnicheskie nauki. Informatika, vychislitel'naya tekhnika,* 2015, no. 4 (36), pp. 17-26.
3. Denisenko M. A., Kechin S. A., Pikin M. S. Metody prognozirovaniya cen na med' [Copper price prediction methods]. *Vestnik universiteta,* 2015, no. 12, pp. 168-172.
4. Strizhov V. V. *Metody induktivnogo porozhdeniya regressionnyh modelej* [Methods of inductive generation of regression models]. Moscow, Vychislitel'nyj centr RAN, 2008. 56 p. P. 10.
5. Pajtyan K. G. Opredelenie dopustimoj dlya metallotorgovyh kompanij srednej otnositel'noj oshibki prognozirovaniya birzhevyh kotirovok nikelya [Determination of permitted relative mean error in forecasting nickel stock quotes for metal trading companies]. *Materialy XX Regional'noj konferencii molodyh issledovatelej Volgogradskoj oblasti (Volgograd, 08–11 noyabrya 2015 g.).* Volgograd, Izd-vo VolGU, 2016. 359 p.
6. Kochetkov E. S., Smerchinskaya S. O., Sokolov V. V. *Teoriya veroyatnostej i matematicheskaya statistika* [Theory of probability and mathematical statistics]. Moscow, Forum Publ., 2013. 239 p.
7. Pajtyan K. G. Metodika prognozirovaniya birzhevyh cen na nikel' putyom kombinirovaniya «medlennoj» i «bystroj» skol'zyashchih srednih [Methods of predicting nickel prices by combining slow and fast moving means]. *Sovremennaya ekonomika: problemy i resheniya,* 2014, no. 1, pp. 146-151.
8. *Oficial'nyj sajt brokera «Finam»* [Official website of Finam broker]. Available at: https://www.finam.ru/ (accessed: 23.05.2019).

The article submitted to the editors 02.07.2019

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Paitian Karen Gavrushevich – Russia, 400062, Volgograd; Volgograd State University; Competitor of the Department of Applied Informatics and Mathematical Methods in Economics; 125009, Moscow; EOS, LLC; Analyst of the Portfolio Analysis and Management in the Department of Analytics and Risk Management, EOS Group; karenchik-90@mail.ru.