

Системы гибридных моделей прогноза урожайности сельскохозяйственных культур как основа синтеза инвестиционных стратегий

Д.А. Герцекович^{1а}, О.Л. Подлиняев^{1b}, А.В. Тонких^{2с}

¹ Иркутский государственный университет, ул. К. Маркса, 1, Иркутск, Россия

² Компания «Марс», ул. Коммунаров, 1а, Иркутск, Россия

^а davidgerc@yahoo.com, ^б podlinyaev@inbox.ru, ^с tonkikh-a-99@list.ru

Статья поступила 24.02.2021, принята 04.03.2021

В статье изучается возможность реализации автоматизированной системы формирования, мониторинга и оперативной корректировки финансовой политики предприятий аграрно-промышленного комплекса на базе систем эмпирических моделей прогностического типа. С этой целью на основе сформированных таблиц исходных данных, содержащих данные по динамике фьючерсных цен на ряд биржевых товаров, были построены эмпирические модели оптимальной сложности. Модели позволяют предсказать биржевую цену на изучаемый товар с заблаговременностью один месяц. Структура входных данных формировалась с учетом представлений о внешних факторах, определяющих динамику цен на биржевые товары и на результаты авто- и кросскорреляционного анализа. Оптимизация структуры эмпирических моделей (отсев несущественных переменных) осуществлялась с помощью классического метода исключения. Построенные модели были апробированы на независимом материале. Три модели из общего числа показали приемлемые результаты при их испытании, это модели прогноза цены на грубый рис, сахар и на скот на откорме. Для повышения качества принимаемых инвестиционных решений для остальных биржевых товаров (живой скот, свинина, пшеница, кукуруза, овес, соевая мука и соевое масло) были построены гибридные модели, которые по результатам их верификации на свежих данных показали более высокое качество прогноза. А именно относительная погрешность прогноза уменьшилась в среднем на 7 % и составила в среднем 7,5 % по фактическим данным 2017 г., что свидетельствует о том, что построенная система гибридных эмпирических моделей прогностического типа позволяет с приемлемой точностью, с инвестиционным горизонтом один месяц, вырабатывать прогнозы динамики цен изученных биржевых товаров и на их основе проводить коррекцию инвестиционных решений.

Ключевые слова: эмпирическая модель; прогноз; инвестиционная политика; биржевые товары; оценка прогностической ценности модели.

Systems of hybrid models for forecasting yield of agricultural crops as a basis for synthesis of investment strategies

D.A. Gertsekovich^{1а}, O.L. Podlinyaev^{1b}, A.V. Tonkikh^{2с}

¹ Irkutsk State University; 1, Karl Marks St., Irkutsk, Russia

² «Mars» Ltd; 1a, Kommunarov St., Irkutsk, Russia

^а davidgerc@yahoo.com, ^б podlinyaev@inbox.ru, ^с tonkikh-a-99@list.ru

Received 24.02.2021, accepted 04.03.2021

The article studies the possibility of implementing an automated system for the formation, monitoring and operational adjustment of the financial policy of enterprises in the agro-industrial complex based on systems of empirical models of the prognostic type. For this purpose, empirical models of optimal complexity are built on the basis of the generated tables of initial data containing data on the dynamics of futures prices for a number of commodities. The models allow to predict the exchange price for the product under study with a lead time of one month. The structure of the input data is formed taking into account the ideas about external factors that determine the dynamics of prices for exchange commodities and for the results of auto- and cross-correlation analysis. Optimization of the structure of empirical models (elimination of insignificant variables) is carried out using the classical method of elimination. The constructed models are tested on an independent material. Three models out of the total have shown acceptable results when tested - the price prediction models for rough rice, sugar and fattening livestock. To improve the quality of investment decisions for other exchange commodities (livestock, pork, wheat, corn, oats, soy flour and soybean oil), hybrid models are built, which, based on the results of their verification on fresh data, show a higher forecast quality. Namely, the relative forecast error has decreased by an average of 7% and amounted to an average of 7.5% according to the actual data of 2017. This indicates that the constructed system of hybrid empirical models of the prog-

nostic type allows, with acceptable accuracy, with an investment horizon of one month, to develop forecasts of the price dynamics of the studied exchange commodities and, on their basis, to correct investment decisions.

Keywords: empirical model; forecast; investment policy; commodities; assessment of the predictive value of the model.

Программа импортозамещения дала мощный толчок для развития сельскохозяйственных предприятий, крестьянских и фермерских хозяйств. По данным официального сайта Министерства сельского хозяйства (на 2019 г.), в Иркутской области расположено порядка 2,3 млн га сельхозугодий, работают 160 сельхозорганизаций, 2 485 крестьянских фермерских хозяйств. Крупными и средними организациями в Иркутской области производится 95 % мяса и мясных субпродуктов, 85,7 % цельномолочной продукции, 73,7 % сливочного масла, 64,4 % хлеба и хлебобулочных изделий.

Большое внимание в области уделяют выращиванию зерновых и зернобобовых культур. Это позволяет эффективно решать вопросы создания кормовой базы для скота, планировать бесперебойную и качественную работу предприятий, изготавливающих продукты питания, не зависеть от колебаний цен на мировых рынках и даже экспортировать собственную продукцию за рубеж. Комментируя итоги, министр сельского хозяйства Иркутской области Илья Сумароков сообщил, что, по данным на сентябрь 2019 г., намолочено 592,5 тыс. т зерна. Урожайность составляет 19,6 ц с га. Под урожай 2019 г. в Приангарье было засеяно 23,4 % площадей элитными и оригинальными семенами зерновых и зернобобовых культур.

Однако ни для кого не секрет, что Иркутская область считается зоной рискованного земледелия. Засушливые явления сменяются затяжными дождями, переувлажнение почвы, ранние заморозки отражаются на валовом производстве растениеводческой продукции, сдерживают ход уборочной кампании.

Руководители сельхозпредприятий, крестьянских и фермерских хозяйств вынуждены в своей работе учитывать различные риски, связанные не только с колебаниями цен на рынке, но и с погодными явлениями, предугадать которые в настоящее время практически невозможно.

Таким образом, становится очевидной необходимость и актуальность разработки таких математических моделей, которые позволили бы с достаточной для нужд практики точностью прогнозировать динамику урожайности сельхозкультур. Наличие таких прогнозов позволит корректно решать задачи определения, какими культурами и в каком объеме выгоднее засеять пахотные угодья. Эта модель поможет при формировании резервных фондов продовольствия, при оценке необходимых мощностей для хранения полученного

урожая, облегчит построение адекватной и эффективной политики внешней торговли.

Конкуренция среди сельскохозяйственных предприятий области, сложная финансовая ситуация подтолкнули крупные агрохолдинги, занимающиеся выращиванием скота и птицы, развивать собственную кормовую базу. Большое предприятие предполагает большую ответственность – поддержание основного производства, зарплаты, налоги. А развитие собственного агрономического кластера предполагает большие вложения. Необходима закупка техники, посевного материала, удобрений. Деньги на это идут из основного оборота предприятия, часто руководство вынуждено брать кредиты под будущий урожай. Применение моделей прогностического типа позволяет сократить риски, связанные с открытием новых направлений деятельности.

Еще один аспект деятельности крупных агрохолдингов – сотрудничество с крестьянскими и фермерскими хозяйствами области. Закупая корма и зерно у фермеров, агрохолдинг с помощью предлагаемых моделей может заключать договоры с учетом данных предыдущих лет, варьируя не только цену, но и ассортимент.

Упомянув о сотрудничестве крупных агрохолдингов с фермерскими хозяйствами, необходимо рассказать о положительном опыте в работе ООО «Саянский бройлер». Несколько лет назад агрохолдинг «Саянский бройлер» принял решение о создании собственной кормовой базы и заключении договоров на поставку зерна с фермерскими хозяйствами региона, основной деятельностью которых стало выращивание зерновых культур: пшеница, ячмень, овес, рапс. По договору сотрудничества весной фермеры получают 50 % предоплаты за будущий урожай. Это дает возможность закупить топливо, подготовить технику к посевной. Осенью фермеры собирают урожай и сдают зерно «Саянскому бройлеру» на изготовление кормов для птицы. Тогда и производится окончательный расчет. Одно крупное фермерское хозяйство может сдать порядка 800 т зерновых культур. Это достаточно большой объем. Такая схема сотрудничества дает фермерам возможность планировать траты, не переживать за сбыт выращенной продукции, уверенно заглядывать в будущее. А вот агрохолдинг, принимая на себя все риски, думает, что называется, за двоих. В таких условиях ему необходимо создание аналитического отдела и привлечение на работу специалистов, готовых с

помощью предлагаемых систем вырабатывать достоверные прогнозы на будущее.

В разработку вопросов прогноза урожайности сельскохозяйственных культур существенный вклад внесли А.М. Гатаулин, А.П. Зинченко, М.К. Каюмов, Н.И. Костина, К.П. Личко, А.И. Манелля, В.М. Пасов [1–7] и многие другие. Сравнительную оценку эффективности методов прогноза урожайности сельскохозяйственных культур провели Д.А. Герцекович, В.А. Усов [8].

В статье изучается возможность и эффективность применения систем гибридных эмпирических прогностических моделей к задаче формирования инвестиционной политики хозяйствующих субъектов. С этой целью с помощью MS Excel (надстройка «Анализ данных», меню «Регрессия») строились эмпирические модели прогностического типа, с запаздывающими аргументами, предназначенные для прогноза биржевых цен на перечисленные выше биржевые товары. Построение моделей осуществлялось по методу исключения [9–12 и др.]. В соответствии с методом исключения модели отбирались по величине коэффициента детерминации. Исключение переменных осуществлялось по величине модуля отношения погрешности эмпирического коэффициента к самому коэффициенту, т. е. из дальнейшего последовательно исключаются те входные переменные, для которых это отношение было больше единицы, начиная с максимального [11].

Модели синтезировались для прогноза биржевых цен на следующие биржевые товары (в дальнейшем будем называть их выходными переменными): живой скот (Z_s) – USD/фунт, скот на откорме (S_o) – USD/фунт, свинина (S_w) – USD/фунт, овес (O_w) – USD/бушель, пшеница (P_s) – USD/бушель, грубый рис (R_g) – USD/ц, кукуруза (K_r) – USD/бушель, сахар (S_x) – USD/фунт, соевое масло (M_s) – USD/фунт и соевая мука (S_m) – USD/т. Заблаговременность прогноза один месяц.

Кроме перечисленных выходных переменных изучалось влияние на урожайность указанных выше сельскохозяйственных культур следующих внешних факторов (входных переменных):

1. Средняя температура воздуха (T_m) – град. Цельсия (<https://climate.nasa.gov/vital-signs/global-temperature/>). Отражает условия роста (или нагула).

2. Количество выпавших осадков (O_s) – мм, показывает количество влаги в почве в ближайшем прошлом.

3. Арктический минимум морского льда (I) (<https://climate.nasa.gov/vital-signs/arctic-sea-ice/>). Позволяет интегрально оценить количественно объем накопленной влаги на планете.

4. Индекс американского доллара (Id) [13; 14]. Этот фактор, по мнению авторов, косвенно отра-

жает состояние рынка биржевых товаров в целом.

Полный список входных переменных формировался таким образом, что для каждой выходной переменной составлялся новый список входных переменных с лагом от одного месяца до четырех для каждого внешнего фактора плюс авторегрессионные слагаемые (для этой) выходной переменной.

В статье использованы исторические данные о динамике фьючерсных цен закрытия (Close) на перечисленные выше биржевые товары, импортированные со следующих сайтов: *finam.ru*, *investing.com*, *bhom.ru*, *world.investfunds.ru*, *finanz.ru* за период 01.01.2007–31.12.2017 гг. Временная группировка (интервал, бар) один месяц. Выборка исторических данных в хронологическом порядке делится на две непересекающиеся подвыборки, обучающую и проверочную. По данным обучающей выборки (01.01.2007–31.12.2016 гг.), модели строились, а на проверочной выборке (01.01.2017–31.12.2017 гг.) оценивалась их практическая пригодность.

1. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на живой скот:

$$Z_s(k) = 25,63 + 0,75Z_s(k-1) + 0,12Z_s(k-2) + 0,14Z_s(k-4) - 0,397Id(k-2) + 8,9Tm(k-2).$$

Здесь и далее для каждой переменной в скобках указывается номер момента времени (номер месяца). Таким образом, полученное уравнение позволяет с заблаговременностью один месяц предсказать уровень цены на живой скот через цену на этот биржевой товар один, два и четыре месяца назад, а также через значения индекса американского доллара и среднее значение температуры воздуха два месяца назад. Значения температуры воздуха за прошлые месяцы могут отображать изменения условий нагула, а индекс американского доллара – динамику состояния мировой финансовой системы. Проведенный по данным обучающей последовательности корреляционный анализ показал, что цена на живой скот тесно коррелирована с ценами на живой скот в прошлые моменты времени:

$$R^2 = 0,94,$$

где R^2 – множественный коэффициент детерминации. Выше приводится его значение на обучающей последовательности. На рисунке представлены результаты испытания синтезированных моделей для всех перечисленных выше моделей.

2. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на скот на откорме:

$$S_o(k) = 27,16 + 0,9S_o(k-1) + 0,22S_o(k-2) - 0,13S_o(k-4) - 0,41Id(k-3) + 39,97Tm(k-2) - 26,82Tm(k-2).$$

$$R^2 = 0,97$$

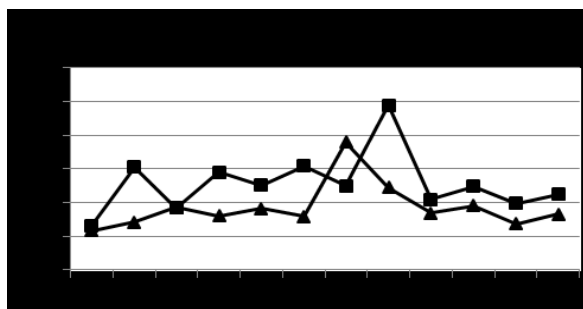
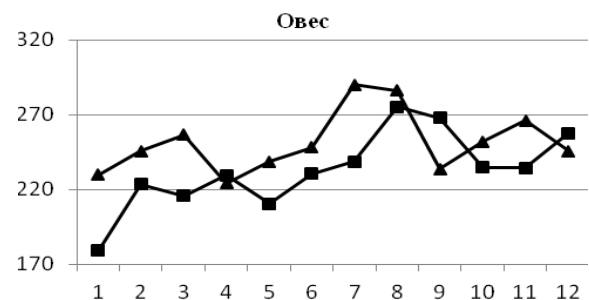
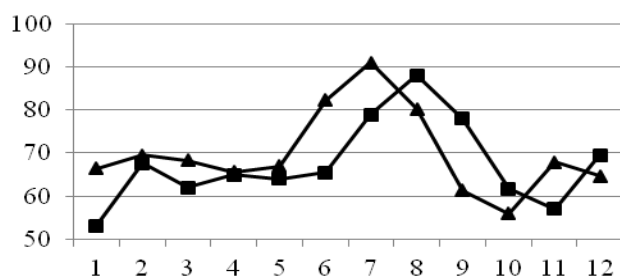
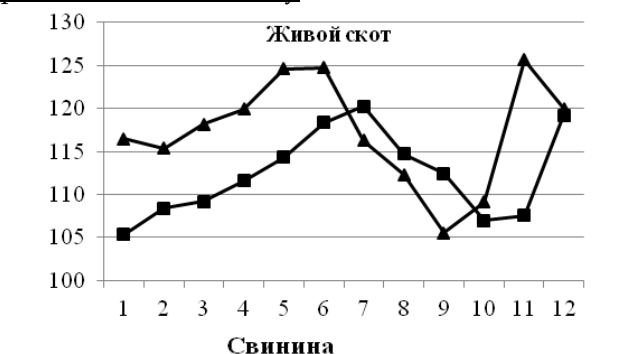
Прогнозные значения фьючерсной цены на скот на откорме на независимом материале тесно

коррелируют с соответствующими историческими данными: коэффициент корреляции $KK = 0,78$ (см. рисунок).

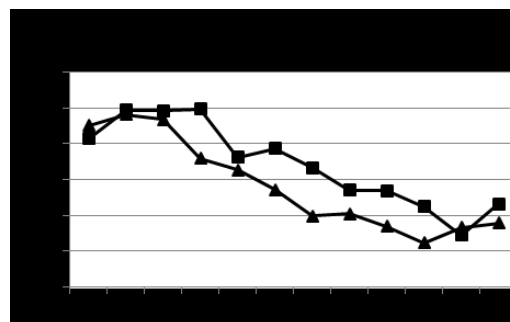
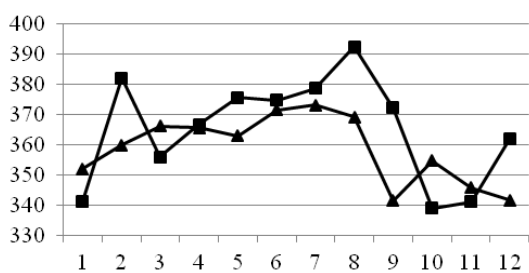
3. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на свинину:

$$Sw(k) = 39,1 + 0,87Sw(k-1) - 0,72Id(k-1) + 0,57Id(k-2) - 0,35Id(k-4) + 48,74Tm(k-2) - 29,86Tm(k-3).$$

$$R^2 = 0,80$$



Кукуруза



Соевое масло

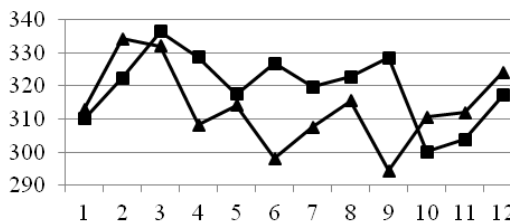
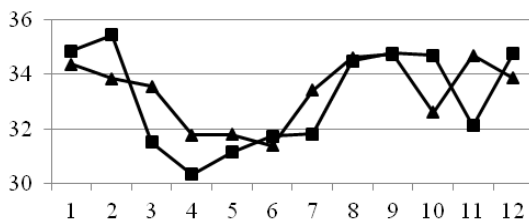


Рис. Результаты апробации синтезированных прогностических моделей на проверочной последовательности по данным 2017 г. Маркер-треугольник отображает динамику исторических цен, маркер-квадрат – предсказанные значения. По оси абсцисс указан номер месяца, по оси ординат – цена биржевого товара.

Таким образом, можно отметить зависимость биржевых цен на скот на откорме, свинину и живой скот от соответствующих цен на них в предыдущие моменты времени, от состояния финансового рынка и от температурного режима. Все приведенные выше модели объединяет тот факт, что с середины 2014 г. фьючерсные цены на свинину, скот на откорме и живой скот имели в целом тенденцию к понижению.

4. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на овес:

$$Ow(k) = 189,41 + 0,67Ow(k-1) + 0,2Ow(k-2) - 5,4Id(k-1) + 3,16Id(k-2) + 78,94Tm(k-1) + 15,4I(k-1) - 19,16I(k-3).$$

$$R^2 = 0,83$$

5. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на пшеницу:

$$Ps(k) = 383,1 + 0,75Ps(k-1) + 0,12Ps(k-3) - 0,12Ps(k-4) - 428,96Tm(k-1) + 293,1Tm(k-2) - 28,3I(k-4).$$

$$R^2 = 0,88$$

6. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на грубый рис:

$$Rg(k) = 6,53 + 0,71Rg(k-1) + 0,9Rg(k-2) - 0,08Rg(k-4) - 0,14Id(k-1) + 0,1Id(k-3) - 5,67Tm(k-1) + 5,44Tm(k-2) + 0,41I(k-2) - 0,5I(k-4).$$

$$R^2 = 0,87$$

На независимом материале корреляция между историческими данными и прогнозными значениями носит прямой и тесный характер: $KK = 0,86$.

7. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на кукурузу:

$$Kr(k) = 271,35 + 0,84Kr(k-1) + 0,15Kr(k-2) - 0,11Kr(k-3) - 8,74Id(k-1) + 6,2Id(k-2) + 3,7Id(k-3) - 2,56Id(k-4) - 19,75I(k-4).$$

$$R^2 = 0,90$$

Отличительной особенностью данных о динамике цен на грубый рис, овес, пшеницу и кукурузу является их значительно более тесная корреляционная связь с внешними факторами.

8. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на сахар:

$$Sx(k) = 1,1Sx(k-1) - 0,3Sx(k-2) + 0,16Sx(k-4) - 5,07Id(k-1) + 4,53Id(k-2) - 3,14Id(k-3) + 2,86Id(k-4) + 66,11Tm(k-2) + 10,35I(k-2).$$

$$R^2 = 0,99$$

Прогнозные значения фьючерсной цены на сахар тесно коррелируют с соответствующими фактическими данными: коэффициент корреляции $KK = 0,89$. На сегодняшний день Россия является крупнейшим импортером сахара [15]. Именно поэтому одновременное использование этой модели, позволяющей синтезировать прогноз с заблаговременностью один месяц, и прогностической модели [16] с заблаговременностью прогноза один год поз-

волит оптимизировать торгово-закупочную деятельность по этому биржевому товару.

9. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на соевое масло:

$$Ms(k) = 33,07 + 0,72Ms(k-1) + 0,19Ms(k-2) - 0,9Ms(k-3) - 0,69Id(k-1) + 0,39Id(k-2) + 26,17Tm(k-3) - 17,35Tm(k-4) - 1,48I(k-2).$$

$$R^2 = 0,90$$

10. Эмпирическая модель прогноза фьючерсной цены на соевую муку:

$$Sm(k) = 101,8 + 0,73Sm(k-1) + 0,13Sm(k-2) - 0,4Sm(k-3) + 0,16Sm(k-4) - 3,63Id(k-1) + 3,37Id(k-3) - 7,66I(k-3).$$

$$R^2 = 0,78$$

Для всех приведенных выше моделей коэффициенты детерминации на обучающей последовательности имеют высокие значения. Однако это факт (по аналогии с общепринятой терминологией теории оптимизации) является только необходимым условием, недостаточным для вывода о возможности и целесообразности применения представленных выше моделей в прогнозной практике. Только удовлетворительные результаты испытания модели на независимом материале могут свидетельствовать об их практической пригодности. В рассматриваемой задаче из десяти проведенных испытаний синтезированных моделей по вышеуказанным биржевым товарам три прогностические модели показали на независимом материале приемлемые значения коэффициента корреляции, это скот на откорме, грубый рис и сахар. Тогда как для остальных биржевых товаров: живой скот, овес, пшеница, кукуруза, соевое масло, соевая мука и свинина приведенные эмпирические модели на независимом материале показали более скромные результаты. Сравнительному визуальному анализу сказанному может способствовать рисунок. Таким образом, вопрос о разработке, мониторинге и корректировке инвестиционных стратегий на основе эмпирических моделей прогноза урожайности сельскохозяйственных культур остается открытым, так как большая часть построенных моделей оказалась малоприменимой для применения. Тогда как ранее многие авторы отмечали эффективность применения многофакторных моделей при изучении доходности по акциям [17-23]. Для повышения результативности синтезируемых эмпирических моделей приведем следующий алгоритм, который в настоящей статье рекомендуется к применению только для тех переменных, для которых полученные прогностические модели показали малоприменимые результаты на проверочной последовательности.

Для простоты дальнейшего изложения предположим, что прежде из общего числа переменных ($m = 4$) для трех из них синтезированные про-

гностические модели в терминах сформулированных выше критериев на проверочной последовательности показали результаты вполне приемлемые для применения на практике. И пусть для простоты дальнейшего изложения это будут переменные Y_1 , Y_2 и Y_3 , а для Y_4 , синтезированная модель не пригодна (или ограниченно пригодна) для дальнейшего использования. Переменные Y_1 , Y_2 и Y_3 назовем базовыми. Тогда последующий синтез модели для переменной Y_4 будем осуществлять в классе моделей вида:

$$Y_4(k) = a_0 + a_{11}Y_1(k-1) + a_{12}Y_1(k-2) + a_{13}Y_1(k-3) + a_{14}Y_1(k-4) + a_{21}Y_2(k-1) + a_{22}Y_2(k-2) + a_{23}Y_2(k-3) + a_{24}Y_2(k-4) + a_{31}Y_3(k-1) + a_{32}Y_3(k-2) + a_{33}Y_3(k-3) + a_{34}Y_3(k-4) + a_{41}Y_4(k-1) + a_{42}Y_4(k-2) + a_{43}Y_4(k-3) + a_{44}Y_4(k-4) + Y_1(k) + Y_2(k) + Y_3(k).$$

На первый взгляд представляется, что модель в представленном выше виде прогностической ценности не представляет. Сомнение о возможности выработки прогнозов вызывают последние три слагаемых уравнения. Однако на практике модель можно использовать для выработки прогноза для Y_4 , так как динамику переменных Y_1 , Y_2 и Y_3 можно предварительно оценить с помощью синтезированных ранее прогностических моделей. Таким образом, модель представленной выше структуры позволяет получить прогноз Y_4 на один временной шаг вперед (на один месяц в данной конкретной задаче) в режиме «прогноз на прогнозе». Очевидно, что на практике для выработки прогноза по моделям такой (смешанной) структуры необходимо предварительно выработать прогнозы по базовым переменным — Y_1 , Y_2 и Y_3 , а затем уже на основе гибридной модели синтезировать соответствующий прогноз выходной переменной Y_4 в рассматриваемом примере.

11. Синтез системы гибридных эмпирических моделей. Для перечисленных выше выходных переменных, апробация которых на независимом материале показала их ограниченную пригодность, были построены гибридные модели. В правые части всех без исключения построенных гибридных моделей вошли в качестве существенных факторов базовые переменные — цены на грубый рис, сахар и на скот на откорме. Их последующая апробация на обучающей последовательности показала, что относительная погрешность прогноза изменяется в пределах от 4,5 до 12,9 % составляет в среднем 7,5 %, что на 7 % меньше, чем средняя

погрешность прогнозов, полученных по исходным моделям прогностического типа. Относительно невысокое преимущество гибридных моделей над ранее построенными моделями прогностического типа объясняется тем, что все перечисленные выходные переменные очень слабо коррелированы между собой, что и ослабило эффект включения в правые части гибридных эмпирических моделей одновременных слагаемых.

Здесь оценка относительной погрешности — это корень квадратный из отношения суммы квадратов отклонений предсказанных значений выходной переменной от соответствующих исторических значений к сумме квадратов прогнозируемой выходной переменной:

$$R = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_R(i) - Y_F(i))^2}{\sum_{i=1}^n Y_R(i)^2}},$$

где $Y_R(i)$ — исторические данные, $Y_F(i)$ — предсказанные значения выходной переменной Y , n — число наблюдений на проверочной подвыборке.

Выводы и направления дальнейшей деятельности.

1. Построенная по данным обучающей выборки система гибридных моделей прогноза динамики цен на ряд биржевых товаров показала приемлемые результаты ее апробации на проверочной последовательности. Средняя относительная ошибка прогноза составляет 7,5 %.

2. Гибридные модели вырабатывают прогнозы с относительной погрешностью на 7 % меньше, чем модели прогностического типа.

В дальнейшем предполагается предложенный подход формирования инвестиционной политики для предприятий АПК апробировать на практике в сочетании с моделью Марковица и индексной моделью Шарпа [24], что, по мнению авторов, позволит значительно повысить качество и эффективность принимаемых инвестиционных решений.

Статья подготовлена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 20-010-00169 «Формирование моделей стратегического развития промышленных предприятий с учетом отраслевой специфики, модернизации производства, влияния факторов конкурентоспособности и инновационности»).

Литература

1. Гатаулин А.М., Гаврилов Г.В., Сорокина Т.М. Математическое моделирование экономических процессов в сельском хозяйстве. М.: Агропромиздат, 1990. 432 с.
2. Зинченко А.П. Статистика. М.: Колос, 2007. 568 с.
3. Каюмов М.К. Программирование урожая с.-х. культур. М.: Агропромиздат, 1989. 320 с.

4. Костина Н.И., Алексеев А.А. Финансовое прогнозирование в экономических системах. М.: ЮНИТИ, 2002. 284 с.
5. Личко К.П., Абельдяев Н.Ф. Прогнозирование урожайности с.-х. культур (экстраполяционные приемы). М.: ТСХА, 1988. 196 с.

6. Манелля А.И., Нагнибедова Н.Н., Френкель А.А., Ващукова Л.И. Динамика урожайности с.-х. культур в РСФСР. М.: Статистика, 1972. 192 с.
7. Пасов В.М. Изменчивость урожаев и оценка ожидаемой продуктивности зерновых культур. Л.: Гидрометеоиздат, 1986. 150 с.
8. Герцекович Д.А., Усов В.А. Выбор эффективных методов прогноза урожайности с.-х. культур по принципу внешнего дополнения // География и природные ресурсы. 1982. № 2. С. 139–147.
9. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. М.: Статистика, 1973. 392 с.
10. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. М.: Мир, 1980. 456 с.
11. Герцекович Д.А. Количественные методы в коммерческой деятельности. Компьютерный практикум. Иркутск: Изд-во ИГУ, 2010. 347 с.
12. Efrimson M.A. Multiple regression analysis // Mathematical Methods for Digital Computers. 1960. V. 1. P. 191–203.
13. Герцекович Д.А. Количественные методы анализа финансовых рынков. Иркутск: Изд-во ИГУ, 2008. 335 с.
14. Лин К. Дейтрейдинг на рынке FOREX. Стратегии извлечения прибыли. М.: Альпина, 2007. 240 с.
15. Элдер А. Трейдинг с доктором Элдером: энцикл. биржевой игры; пер. с англ. 9-е изд. М.: Альпина Паблишер, 2017. 484 с.
16. Герцекович Д.А., Подлиняев О.Л., Тонких А.В. Прогнозирование мировых цен на сельхозпродукцию, как инструмент оперативной корректировки инвестиционной политики хозяйствующих субъектов // Россия и Китай: вызовы глобализации, перспективы сотрудничества в сибирско-дальневосточном пространстве: сб. науч. тр. Междунар. науч.-практической конф. (22-24 окт. 2018 г.). Иркутск: Изд-во ИГУ, 2018. С. 205–212.
17. Chen N., Roll R., Ross S.A. Economic forces and the stock market // J. of Business. 1986. V. 59. P. 383–404.
18. Fama E.F., French K.R. The cross-section of expected returns // J. of finance. 1992. V. 47. P. 427–466.
19. Chan L.K., Lakonishok J. Are the reports of betas death premature // J. of Portfolio Management. 1993. V. 19. P. 51–62.
20. Foster G. Quarterly accounting data: Time series properties and predictive ability results // Accounting Review. 1977. V. 52. P. 1–31.
21. Bathke A.W.Jr., Lorek K.S. The relationship between time-series models and the security markets expectation of quarterly earnings // Accounting Review. 1984. P. 163–176.
22. Brown R.D., Rozeff M.S. Univariate time series models of quarterly accounting earnings per share: A proposed model // J. of Accounting Research. 1979. P. 178–189.
23. Fama E.F., French K.R. Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds // J. of Financial Economics. 1993. V. 35. № 1. P. 3–56.
24. Шарп У., Александер Г., Бэйли Дж. Инвестиции. М.: ИНФРА-М, 2001. 1028 с.