

УДК 338.24

08.00.13 - Математические и инструментальные методы экономики (экономические науки)

ВЛИЯНИЕ ДИВЕРСИФИКАЦИИ НА РАЗВИТИЕ И ФИНАНСОВЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ПРЕДПРИЯТИЙ НАУКОЕМКОГО ПРОИЗВОДСТВЕННОГО КОМПЛЕКСА*

Елизарова Марианна Иоановна
кандидат экономических наук,
ведущий научный сотрудник

E-mail: melizarova@forecast.ru*Центральный экономико-математический институт РАН, Москва, Россия*

Хрусталеv Олег Евгеньевич

SPIN-код: 5268-9668

ORCID: 0000-0001-9201-0377

кандидат экономических наук,
старший научный сотрудник

E-mail: stalev777@yandex.ru*Центральный экономико-математический институт РАН, Москва, Россия*

В статье выполнен анализ проблем, связанных с прогнозированием ожидаемых финансовых результатов диверсификационной деятельности наукоемких предприятий, которая позволяет изменить номенклатуру производимой продукции различного назначения и их объемы. Отмеченный вид деятельности влияет на методы и инструментарий прогнозирования ожидаемых финансовых результатов данных предприятий. Изучены особенности существующих и практически используемых моделей прогнозирования, разработан экономико-математический инструментарий прогнозирования, эффективно и достаточно точно определяющий величину финансовой прибыли наукоемких предприятий, осуществляющих диверсификационные мероприятия

Ключевые слова: ПРЕДПРИЯТИЯ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ДИВЕРСИФИКАЦИЯ, НАУКОЕМКИЙ ПРОИЗВОДСТВЕННЫЙ КОМПЛЕКС, ФИНАНСОВЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ, ЭКОНОМИКО-МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

DOI: <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-168-017>

UDC 338.24

08.00.13-Mathematical and instrumental methods of economics (economic sciences)

INFLUENCE OF DIVERSIFICATION ON DEVELOPMENT AND FINANCIAL RESULTS OF ENTERPRISES OF THE SCIENTIFIC PRODUCTION COMPLEX

Elizarova Marianna Ioanovna
Candidate of economical sciences,
leading researcher

E-mail: melizarova@forecast.ru*Central Economics and Mathematics Institute RAS, Moscow, Russia*

Khrustalev Oleg Evgenievich

RSCI SPIN-code: 5268-9668

ORCID: 0000-0001-9201-0377

Candidate of economical sciences,
senior scientific worker

E-mail: stalev777@yandex.ru*Central Economics and Mathematics Institute RAS, Moscow, Russia*

The article analyzes the problems associated with predicting the expected financial results of the diversification activities of high-tech enterprises, which allows changing the range and volumes of products for various purposes. The noted type of activity affects the methods and tools for forecasting the expected financial results of these enterprises. Author studied the features of existing and practically used forecasting models, developed an economic and mathematical forecasting tool that effectively and accurately determines the amount of financial profit of science-intensive enterprises carrying out diversification measures

Keywords: ENTERPRISES, FORECASTING, DIVERSIFICATION, HIGH-TECH INDUSTRIAL COMPLEX, FINANCIAL RESULTS, ECONOMIC AND MATHEMATICAL MODELING

* Статья подготовлена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект № 19-010-00043 «Теоретические основы, инновационные методы и организационно-экономические механизмы создания и рыночной реализации отечественной наукоемкой продукции в условиях глобализации экономики и расширения антироссийских санкций»

Введение

Среди важнейших и наиболее сложных задач планирования деятельности инновационного предприятия наукоемкого производственного комплекса (НПК) является задача прогнозирования и оценки ожидаемых в процессе его деятельности финансовых результатов. Решение этой задачи, как правило, связано с использованием специфических методов, моделей и инструментария, которые рассмотрены в научных публикациях российских [1-5] и зарубежных [6-9] исследователей. Однако при этом необходимо учитывать, что экономико-математический подход к прогнозированию ожидаемых финансовых результатов универсальностью не обладает, а его эффективность определяется многочисленными и разнообразными факторами и условиями производства. По этой причине прогнозирование ожидаемых финансовых результатов на предприятиях НПК, у которых объемы и виды производства изменяются, в значительной степени отличается от методов решения аналогичной задачи для предприятий, у которых финансовые потоки и уровни производства во времени распределены примерно одинаково [10-12].

Учет указанных обстоятельств в деятельности наукоемкого предприятия должен осуществляться при планировании не только процессов финансирования, но и при выплате всех видов налогов. Также следует помнить, что фактор изменения объемов производимой продукции должен учитываться в методах определения корректирующего коэффициента доходности не только отдельного предприятия, но всего НПК, в котором происходит формирование новых интегрированных структур [13, 14]. Следовательно, данный обсуждаемый фактор обладает особо важным значением при выполнении прогнозирования и оценки ожидаемых финансовых результатов и, как следствие, играет особую роль при принятии рациональных управленческих решений по инновационному

развитию наукоемкого предприятия.

В последние годы из-за ухудшения внешнеэкономической обстановки резко возросла неопределенность и рисковость производственной, финансовой и научной деятельности предприятий НПК на международных рынках наукоемких товаров и услуг. В условиях глобализации произошло ухудшение и усложнение мировой политической обстановки, которое негативно влияет на внешнеэкономическую деятельность наукоемких предприятий, а также на темпы и эффективность их инновационного развития. Многие организационные и экономические меры, предпринимаемые государством (финансовая помощь, кредитование, господдержка, импортозамещение и др.), предназначенные для снижения, минимизации и нейтрализации негативных последствий указанных обстоятельств не гарантируют предприятиям НПК успешный переход на равномерный, стабильный и устойчивый производственный прогресс. Из-за колебаний курса валют, санкций, низкой доходности, отсутствия требуемых финансовых ресурсов и других причин у многих наукоемких предприятий наблюдается снижение объемов инновационной продукции различного назначения. Учитывая рассмотренные выше обстоятельства, задача прогнозирования и оценки ожидаемых финансовых результатов производственной деятельности предприятий НПК, работающих в условиях снижения объемов и изменения видов наукоемкой и высокотехнологичной продукции, приобрела повышенную актуальность и научно-практическую значимость.

Данная задача особенно актуальна для предприятий НПК, на которые, наряду с перечисленными выше факторами, активно и положительно влияют результаты диверсификационных мероприятий, которые ими осуществляются. Данные мероприятия позволяют повысить конкурентоспособность наукоемкой и высокотехнологичной продукции, производимой предприятиями НПК, а также эффективность и

обоснованность управления основными процессами их инновационной деятельности.

Следует обратить особое внимание на значительные изменения объемов и видов производимых в НПК товаров и услуг, наблюдаемые в этом комплексе в периоды активной диверсификации. Данный фактор необходимо учитывать, поскольку он оказывает серьезное воздействие на процессы разработки и принятия стратегических и тактических управленческих решений, адекватность которых должна быть тесно взаимосвязана с прогнозированием ожидаемых финансово-экономических результатов инновационной производственной деятельности. Причем эта форма прогнозирования должна базироваться на комплексном и системном использовании не только на качественных, но и экономико-математических и эконометрических (количественных) моделях и методах [15].

Анализ и сопоставление моделей и методов прогнозирования финансово-экономических результатов деятельности наукоемких предприятий в условиях изменения объемов и видов производимой продукции

Среди большого количества моделей, предназначенных и активно используемых для прогнозирования ожидаемых финансово-экономических результатов, широкое распространение получили тренд-сезонные модели, модели авторегрессии – скользящего среднего (модель ARIMA), а также различные виды адаптивных моделей.

В настоящее время среди наиболее широко применяемых на практике прогнозных моделей, учитывающих нестабильность и сезонность наукоемкого производства, особо выделяются тренд-сезонные модели. Данный вид моделей основывается на предположении о том, что в течение прогнозного временного периода главные факторы и основные тенденции предыдущего периода останутся прежними, или что изменение этих

факторов и тенденций в исследуемой перспективе можно заранее выявить, научно обосновать и учесть в процессе прогнозирования, т.е. изучаемые производственные процессы обладают большой инерционностью. Опыт использования тренд-сезонных моделей свидетельствует о том, что, несмотря на их простоту, они способны давать надежные и точные прогнозные результаты. Существенным недостатком моделей данного вида является их неспособность учитывать изменения исследуемых показателей в короткие временные промежутки. Но для среднесрочного и долгосрочного прогнозирования результатов деятельности наукоемкого предприятия этот недостаток становится несущественным, поскольку для такого прогнозирования минимальная временная протяженность периода изменений измеряется, как правило, в годах.

Модели авторегрессии – скользящего среднего (ARIMA) позволяют строить долгосрочные и краткосрочные прогнозы для различных временных рядов. Некоторые модификации моделей данного вида дают возможность очень точно формализовывать временные ряды, отдельные компоненты которых могут изменяться. Эта разновидность прогнозных моделей четко и строго математически формализована, что позволяет считать данный модельный инструментарий одним из наиболее обоснованных среди многочисленных прогнозных моделей. Некоторое время даже считалось, что с помощью моделей авторегрессии ARIMA можно построить самые точные и детальные прогнозы, поскольку они являются удачным обобщением многих моделей различного вида. Однако при некоторых изменяющихся внешних обстоятельствах прогноз, полученный с использованием этих моделей, оказался сопоставим по качеству с прогнозом, построенным с помощью моделей экспоненциального сглаживания. Привело к тому, что ученые и практики перестали верить в несравнимое преимущество этих моделей перед другими и сделали логически правильный вывод о том, что для решения

каждой конкретной проблемы следует применять наиболее подходящую для этой проблемы модель.

Для успешного выполнения процедуры построения качественной модели ARIMA необходимо сделать не менее 40 отдельных наблюдений. При этом для создания и математической формализации качественной модели данного вида необходим достаточно длительный временной период, а аналитик-разработчик должен обладать большим научным и практическим опытом. Таким образом, разработка и применение моделей ARIMA для решения повседневных научно-практических задач оказываются затруднительными и к тому же требуют использования дополнительного специализированного статистического инструментария.

Прогнозные адаптивные модели базируются на математическом инструментарии экспоненциального сглаживания. Многочисленные и разнообразные модификации этого модельного инструментария привели к созданию особых прогнозных адаптивных моделей, которые учитывают колебательную составляющую в изучаемом и анализируемом временном ряду. Наибольшую известность и широкое применение среди моделей данного вида приобрели модель Хольта-Уинтерса и усложненная модель Хольта – модель Тейла-Вейджа [16-19].

Модель Хольта-Уинтерса разработана на основе дополнения возможностей и достоинств модели линейного роста Хольта двухпараметрического типа и полезными для прогнозирования особенностями модели Уинтерса, учитывающей аддитивную сезонность. Временной ряд в модели Хольта-Уинтерса представляется в виде объединения линейного тренда с наложенной мультипликативно колебательной составляющей. Отличие модели Тейла-Вейджа от модели Хольта-Уинтерса заключается в ее аддитивности. Разработка и использование модели данного вида позволяет значительно упростить процесс прогнозирования, поскольку мультипликативная модель,

обладающая возможностью линейного роста, оказывается математически сложной и не удобной для использования. При построении этих двух прогнозных моделей необходима последовательность данных, состоящая минимально из 3 периодов:

- по данным начального периода определяются колебательные коэффициенты;

- данные следующего периода используются для построения прогнозной аддитивной модели, но рассчитанные в начальном периоде колебательные коэффициенты используются в неадаптированном виде;

- по данным третьего (последнего) периода для колебательной компоненты определяются оптимальные сглаживающие постоянные.

Задача непрерывного сглаживания представляется достаточно непростой и трудной, поскольку, если в ней имеются колебательные нормализованные коэффициенты, то необходимо решить очень сложное нелинейное уравнение, а если используются ненормализованные коэффициенты, то вычислить их нельзя. Таким же способом следует определять коэффициенты для построения качественной трендовой компоненты. Все вышесказанное свидетельствует о том, что процесс построения прогнозных адаптивных моделей Хольта-Уинтерса и Тейла-Вейджа оказывается весьма трудоемким, а для их практического использования также требуются специализированный статистический инструментарий [20, 21].

Экономико-математический инструментарий прогнозирования темпов развития и ожидаемых финансовых результатов предприятий НПК в диверсификационных условиях

В зависимости от типов колебательных изменений традиционно выделяют два основных вида моделей – аддитивные и мультипликативные модели.

Аддитивную модель можно представить следующим образом:

$$m_t = w_t + r_t + f_t, \quad (1)$$

а мультипликативная модель имеет вид:

$$m_t = w_t \times r_t \times f_t, \quad (2)$$

где w_t – колебательная компонента; r_t – трендовая компонента; f_t – случайная компонента.

Если используется аддитивная модель (1), то предполагается, что потенциальная ошибка, определяемая случайной компонентой, обладает нормальным распределением с постоянной дисперсией и нулевым математическим ожиданием.

$$f_t = N(0, d_f^2). \quad (3)$$

Если используется мультипликативная модель (2), в которой ошибка учитывается не аддитивно, а мультипликативно, то вначале эту модель необходимо представить в аддитивном формате с помощью логарифмирования, а затем по аналогии с моделью (1) предположить:

$$\ln f_t = \ln N(0, d_f^2). \quad (4)$$

Тогда в мультипликативной модели (2) ошибка приобретает вид логарифмически нормального распределения:

$$f_t = \log N(0, d_f^2). \quad (5)$$

Если распределение ошибок оказывается нормальным, то данное обстоятельство становится формальным критерием, позволяющим проверить адекватность выбранного вида прогнозной модели. Нормальное распределение, которое получилось после построения прогнозной модели по эмпирической последовательности данных, позволяет сделать вывод о том, что выбрана модель наиболее подходящего вида [22].

Как уже отмечалось выше, успешность и эффективность адаптивных прогнозных моделей в разнообразной практической деятельности и особенно точного и мощного, но одновременно и сложного инструментария, базирующегося на ARIMA-моделях, в значительной степени зависят от квалификации аналитика и имеющегося у него

практического опыта, а также требуют применения дополнительного специализированного статистического программного обеспечения. Отмеченные факторы (квалифицированные кадры и специализированные программные комплексы), как правило, характерны для крупных наукоемких предприятий. В средних и небольших по размерам предприятиях НПК эти факторы встречаются очень редко, поэтому в качестве главного прогностического инструментария в них по-прежнему используются тренд-сезонные модели, работать с которыми могут непрограммирующие пользователи, использующие возможности табличного процессора MS Excel.

В настоящее время на практике применяются различные алгоритмы разработки тренд-сезонных моделей. В значительной части из них без учета причин, которые порождают колебательные изменения, присутствуют следующие четыре основных этапа [23, 24]:

- 1) выявление присутствия тренда во временном ряду;
- 2) выявление присутствия колебательных изменений во временном ряду;
- 3) фильтрация исследуемого временного ряда;
- 4) оценка адекватности и точности построенной прогностической модели.

Наличие тренда в исследуемом временном ряду обычно устанавливается с помощью визуального анализа его графика. Для строгого доказательства присутствия во временном ряду тренда следует применить существующие аналитические методы, которые позволяют проверить предположение о постоянстве среднего значения данного временного ряда.

Для выявления присутствия колебаний в исследуемом временном ряду также следует применять его визуальный анализ или строгие аналитические методы, позволяющие проверить случайность компоненты, оставшейся во временном ряду после выделения из него обнаруженного

тренда. Данная проверка традиционно основана или на вычислении индексов колебательных изменений и построении соответствующей колебательной волны, или на построении коррелограммы и определении коэффициентов автокорреляции.

В процессе фильтрации изучаемого временного ряда его нужно разделить на три рассмотренных выше элемента – колебательную компоненту, тренд и случайную составляющую. Чтобы выполнить такое разделение, следует использовать итерационные, спектральные и итерационные методы. Для такого разделения наиболее часто применяются итерационные методы, обеспечивающие требуемую точность фильтрации и не обладающие повышенной сложностью.

На начальном этапе процесса фильтрации производится сглаживание изучаемого временного ряда с помощью метода средней центрированной скользящей.

На втором этапе процесса фильтрации формируется отфильтрованный от тренда временной ряд, в котором остаются только колебательная и различные случайные компоненты. Способ удаления тренда зависит от вида используемой модели (мультипликативной или аддитивной) временного ряда.

Аддитивная модель временного ряда может быть представлена в виде формулы (6):

$$k_t = m_t - m_t^s, \quad (6)$$

где m_t^s – сглаженный временной ряд в момент времени t .

Для мультипликативной модели временного ряда используется формула (7):

$$k_t = m_t / m_t^s. \quad (7)$$

На третьем этапе процесса фильтрации рассчитанные величины k_t усредняются по каждому месяцу (кварталу) по всем анализируемым годам.

Четвертый этап процесса фильтрации предназначен для определения

величины колебательной компоненты w_t .

Процесс фильтрации на пятом этапе позволяет выполнить десезонализация временного ряда.

На шестом этапе фильтрующей процедуры, применяя метод наименьших квадратов, для рассчитанного десезонализированного ряда определяется аппроксимирующее уравнение. Если в данное уравнение последовательно вставлять время t , то для i -ого месяца (квартала) j -го года можно определить значения тренда r_{ij} .

На седьмом (заключительном) этапе процесса фильтрации временного ряда рассчитываются величины случайной компоненты.

Использование построенной таким образом модели позволяет по формулам (8) и (9) выполнить требуемое прогнозирование m_{ij}^p для i -го месяца (квартала) j -го года:

- для аддитивной модели временного ряда:

$$m_{ij}^p = r_{ij} + w_t, \quad (8)$$

- для мультипликативной модели:

$$m_{ij}^p = r_{ij} \times w_t. \quad (9)$$

Предложенный алгоритм разработки тренд-сезонных прогнозных моделей считается одним из наиболее эффективных и может успешно использоваться в практической экспертно-аналитической деятельности. Однако в зависимости характера исследуемого экономического процесса, от имеющегося у аналитика программного и информационного инструментария, от поставленных перед ним целей, вида применяемой прогнозной модели и некоторых других факторов, могут разрабатываться и применяться многочисленные разновидности данного алгоритма, позволяющие учитывать особенности его использования в различных конкретных условиях [25].

Совершенствование прогнозного инструментария оценки ожидаемых финансовых результатов диверсифицируемых предприятий НПК

Для совершенствования и повышения точности прогнозирования в экономико-математическом инструментарии, позволяющем оценить ожидаемые финансовые результаты наукоемких предприятий при диверсификации выпускаемой ими продукции различного назначения, в алгоритме формирования моделей тренд-сезонного вида необходимо сделать определенные модификации, повышающие возможности существующих типовых методов расчета и учитывающие особенности и функциональные возможности используемых офисными аналитиками табличных процессоров. Последнее обстоятельство становится особенно важным и практически значимым для применения доработанного алгоритма, поскольку дает возможность значительно снизить сложность использования вычислительных процедур нелинейного программирования, статистики и экономико-математического моделирования.

Далее необходимо более подробно изучить модифицируемые элементы. Для строго аналитического подтверждения существования колебательных компонентов в исследуемом временном ряду целесообразно применить F -критерий. В случае ручной разработки обсуждаемого алгоритма формирования применение F -критерия не позволяет получить значительных расчетных преимуществ по сравнению с традиционным алгоритмом, но когда применяются типовые табличные процессоры, вычислительная процедура существенно упрощается благодаря работе имеющихся в этих процессорах статистических функций.

Отличительная особенность использования F -критерия заключается в том, что данный критерий применяется для аналитического анализа временного ряда, тренд которого уже удален, то есть его использование

осуществляется перед третьим этапом рассмотренной выше процедуры фильтрации. При этом предполагается, что в отфильтрованном от тренда временном ряде колебания отсутствуют. Если данное предположение оказывается правильным, то степени свободы F -распределения для соответствующей F -статистики будут иметь вид $(T_0 - 1)$ и $(l - T_0)$, где для исследуемого временного ряда T_0 – период колебаний, а l – число наблюдений.

Критическая величина F -критерия обычно рассчитывается с помощью встроенных типовых табличных статистических процессоров. Например, при использовании типового статистического процессора MS Excel для этого расчета следует использовать операцию «F.INV.RT». Если значение F -критерия превышает критическую величину, то это свидетельствует о том, что в анализируемом временном ряде колебания присутствуют.

Вторая модификация заключается в том, что для сглаживания исследуемого временного ряда применяется не метод средней центрированной скользящей, а полиномиальные регрессионные модели включительно до третьей степени (на практике обычно применяется линейная модель – полином 1-ой степени). Основное достоинство данного метода заключается в том, что для сглаживания используются все уровни временного ряда, а при использовании средней центрированной скользящей некоторые уровни не обрабатываются, что особенно негативно влияет на точность изучения «коротких» анализируемых временных рядов. Если, например, для изучения временного ряда, имеющего длительность 2 года, с колебаниями, периодичность которых 12 месяцев, используется средняя центрированная скользящая, то 12 уровней из имеющихся в нем 24 не будут учитываться (будут потеряны 1-6 и 19-24 уровни).

Другим преимуществом процесса сглаживания исследуемого временного ряда с помощью полиномиальной модели является

возможность не выполнять четвертый этап фильтрации.

В типовом статистическом процессоре MS Excel эффективным инструментом разработки двухфакторных полиномиальных моделей (включительно до 6-й степени) является операция «Добавить линию тренда». Но полная автоматизация процесса прогнозирования с помощью данного инструментального метода не возможна, поскольку уравнение регрессии появляется не на рабочем листе, а только на диаграмме. По этой причине для нахождения требуемых для прогнозирования параметров регрессионного уравнения целесообразно использовать операцию «LINEST».

Заключительная модификация типового сглаживающего алгоритма предназначена для фильтрации колебательной компоненты w_t с помощью решения двух оптимизационных задач для аддитивной или для мультипликативной моделей. Для решения этих задач нелинейного программирования традиционно применяются градиентные поисковые методы. Чтобы повысить быстроту сходимости и точность результатов расчета, следует правильно определить начальные условия, длины каждой итерации и направление поиска.

В программной компоненте «Solver» типового статистического процессора MS Excel реализован инструментальный метод определения приведенного обобщенного градиента. Многочисленные вычислительные эксперименты подтвердили факт о том, что процедура поиска оптимальных величин колебательной компоненты, как отмечалось выше, существенно зависит от точности определения начальных условий. Для этого рекомендуется применять значения w_t равные усредненным по каждому месяцу (кварталу) по всем анализируемым годам значениям k_t .

Может возникнуть предположение, что оптимизационные модели существенно усложняют усовершенствованный алгоритм по сравнению с традиционно используемым алгоритмом разработки и формализации

моделей тренд-сезонного вида. Имеющийся практический опыт свидетельствует, что данное предположение оказывается справедливым в случае «ручного» построения такой прогнозной модели. Но при использовании типового статистического процессора MS Excel и, в частности, его программного компонента «Solver», решение оптимизационных задач упрощается и не требует дополнительных трудозатрат.

Заключение

В процессе выполнения данного исследования концептуально и математически обосновано, что среди сложных проблем планирования производственной деятельности наукоемких предприятий одной из важнейших и практически значимых является задача прогнозирования ожидаемых финансовых результатов, получаемых за счет диверсификационной деятельности. Данный вид деятельности позволяет производить инновационную конкурентоспособную продукцию, востребованную на мировом и национальных рынках. Изучение и анализ существующих и широко применяемых разновидностей прогнозного инструментария показал, что в настоящее время отсутствуют универсальные, эффективные и точные методы и подходы, позволяющие оценить ожидаемые финансово-экономические результаты диверсификационной производственной деятельности. Выявлено, что среди активно применяемых на практике прогнозных моделей, учитывающих нестабильность и сезонность наукоемкого производства, особо выделяются тренд-сезонные модели.

Разработанный и изложенный в статье экономико-математический инструментарий прогнозирования, базирующийся на модифицированных тренд-сезонных моделях, позволяет достаточно точно прогнозировать величину планируемой финансовой прибыли наукоемких предприятий, осуществляющих диверсификационные мероприятия.

Предложенный алгоритм построения современных тренд-сезонных прогнозных моделей является эффективным и может успешно применяться для решения многочисленных и разнообразных экспертно-аналитических и прогнозных задач. Однако в зависимости от особенностей изучаемого производственного процесса, от имеющегося на предприятии стационарного программного комплекса, от поставленных перед руководством предприятия целей и некоторых других факторов, могут применяться разновидности данного алгоритма, позволяющие учитывать особенности его использования в различных конкретных условиях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Барановская Т.П., Лойко В.И. Поточные модели эффективности интегрированных производственных структур // Политематический сетевой электронный научный журнал КубГАУ. 2006. № 23. С. 121-132.
2. Барановская Т.П., Лойко В.И., Семенов М.И., Трубилин И.Т. Информационные системы и технологии в экономике. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
3. Барановская Т.П., Симонян Р.Г., Вострокнутов А.Е. Теория систем и системный анализ (функционально-структурное моделирование). – Краснодар: КубГАУ, 2011. – 230 с.
4. Бендиков М.А., Хрусталева О.Е. Некоторые финансовые аспекты реализации научно-промышленной политики // Финансы и кредит. 2007. № 15. С. 2-8.
5. Рудцкая Е.Р., Хрусталева Е.Ю., Цыганов С.А. Российский фонд фундаментальных исследований и инновационное развитие экономики России // Экономическая наука современной России. 2007. № 2. С. 92-105.
6. Gilliland M., Tashman L., Sglavo U. Business Forecasting: Practical Problems and Solutions. – Hoboken: Wiley, 2016. – 417 p.
7. Hanke J.E., Wichern D.W. Business forecasting. – Harlow: Pearson, 2014. – 510 p.
8. Hofmann M., Klinkenberg R. RapidMiner: Data Mining Use Cases and Business Analytics Applications. – Paris: Chapman and Hall/CRC, 2013. – 518 p.
9. Runkler T.A. Data Analytics: Models and Algorithms for Intelligent Data Analysis. – Wiesbaden: Springer Vieweg, 2012. – 140 p.
10. Фалько С.Г. Инновации в проектном менеджменте // Инновации в менеджменте. 2016. № 9. С. 4–11.
11. Хрусталева Е.Ю. Финансово-экономическая значимость и рисковость наукоемких инновационных проектов // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2013. № 8. С. 2–11.
12. Хрусталева Е.Ю., Стрельникова И.А. Финансовые методы снижения риска при создании наукоемкой и высокотехнологичной продукции // Финансы и кредит. 2011. № 7. С. 13-21.

13. Хрусталеv Е.Ю., Макаров Ю.Н. Финансово-экономические механизмы согласования корпоративных интересов субъектов интегрированных структур // Экономический анализ: теория и практика. 2010. № 37. С. 15-22.
14. Хрусталеv О.Е. Формирование интегрированных структур в наукоемком производственном комплексе // Аудит и финансовый анализ. 2012. № 1. С. 160-165.
15. Батьковский А.М., Батьковский М.А., Мерзлякова А.П. Прогнозирование инновационного развития предприятий радиопромышленности // Радиопромышленность. 2011. № 3. С. 32-42.
16. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
17. Holt C.C. Forecasting Trends and Seasonals by Exponentially Weighted Moving Averages // Carnegie Institute of Technology, Office of Naval Research Memorandum. 1957. № 2. Pp. 158-173.
18. Theil H., Wage S. Some observations on adaptive forecasting // Management Science. 1964. Vol. 10. № 2. Pp. 198-206.
19. Winters P.R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages // Management Science. 1960. Vol. 6. № 3. Pp. 324-342.
20. Lawrence K.D., Klimberg R.K., Lawrence S.M. Fundamentals of Forecasting Using Excel. – New York: Industrial Press, 2009. – 212 p.
21. Woodward W.A., Gray H.L. Applied Time Series Analysis with R. – Florida: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2016. – 634 p.
22. Дуброва Т.А. Статистические методы прогнозирования. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2003. – 206 с.
23. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 228 с.
24. Светуных И.С., Светуных С.Г. Методы социально-экономического прогнозирования в 2 т. Т. 2. Модели и методы. – М.: Юрайт, 2017. – 447 с.
25. Брижань А.В., Фалько С.Г. Проблемы внедрения управленческих инноваций на предприятиях // Инновации в менеджменте. 2017. № 4 (14). С. 4-9.

REFERENCES

1. Baranovskaya T.P., Lojko V.I. Potokovye modeli ehffektivnosti integrirovannyh proizvodstvennyh struktur // Politematicheskij setevoj ehlektronnyj nauchnyj zhurnal KubGAU. 2006. № 23. S. 121-132.
2. Baranovskaya T.P., Loyko V.I., Semenov M.I., Trubilin I.T. Informacionnye sistemy i tekhnologii v ehkonomike. – М.: Finansy i statistika, 2003. – 416 s.
3. Baranovskaya T.P., Simonyan R.G., Vostroknutov A.E. Teoriya sistem i sistemniy analiz funktsionalno_strukturnoe modelirovanie. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – 230 s.
4. Bendikov M.A., Khrustalev O.E. Nekotorye finansovye aspekty realizatsii nauchno-promyshlennoj politiki // Finansy i kredit. 2007. № 15. S. 2-8.
5. Rudtskaya E.R., Khrustalev E.Yu., Tsyganov S.A. Rossijskij fond fundamental'nyh issledovaniy i innovacionnoe razvitie ekonomiki Rossii // Ekonomicheskaya nauka sovremennoj Rossii. 2007. № 2. S. 92-105.
6. Gilliland M., Tashman L., Sglavo U. Business Forecasting: Practical Problems and Solutions. – Hoboken: Wiley, 2016. – 417 p.
7. Hanke J.E., Wichern D.W. Business forecasting. – Harlow: Pearson, 2014. – 510 p.
8. Hofmann M., Klinkenberg R. RapidMiner: Data Mining Use Cases and Business Analytics Applications. – Paris: Chapman and Hall/CRC, 2013. – 518 p.
9. Runkler T.A. Data Analytics: Models and Algorithms for Intelligent Data Analysis. – Wiesbaden: Springer Vieweg, 2012. – 140 p.

10. Falko S.G. Innovacii v proektnom menedjmente // Innovacii v menedjmente. 2016. № 9. S. 4-11.
11. Khrustalev E.Yu. Finansovo_ekonomicheskaya znachimost i riskovost naukoemkih innovacionnih proektov // Finansovaya analitika: problemi i resheniya. 2013. № 8. S. 2–11.
12. Khrustalev E.Yu., Strel'nikova I.A. Finansovye metody snizheniya riska pri sozdanii naukoemkoj i vysokotekhnologichnoj produkcii // Finansy i kredit. 2011. № 7. S. 13-21.
13. Khrustalev E.Yu., Makarov Yu.N. Finansovo-ekonomicheskie mekhanizmy soglasovaniya korporativnyh interesov sub"ektov integrirovannyh struktur // Ekonomicheskij analiz: teoriya i praktika. 2010. № 37. S. 15-22.
14. Khrustalev O.E. Formirovanie integrirovannyh struktur v naukoemkom proizvodstvennom komplekse // Audit i finansovyj analiz. 2012. № 1. S. 160-165.
15. Batkovskiy A.M., Batkovskiy M.A., Merzlyakova A.P. Prognozirovanie innovacionnogo razvitiya predpriyatij radiopromyshlennosti // Radiopromyshlennost'. 2011. № 3. S. 32-42
16. Lukashin Yu.P. Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennyh ryadov. – M.: Finansy i statistika, 2003. – 416 s.
17. Holt C.C. Forecasting Trends and Seasonals by Exponentially Weighted Moving Averages // Carnegie Institute of Technology, Office of Naval Research Memorandum. 1957. № 2. Pp. 158-173.
18. Theil H., Wage S. Some observations on adaptive forecasting // Management Science. 1964. Vol. 10. № 2. Pp. 198-206.
19. Winters P.R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages // Management Science. 1960. Vol. 6. № 3. Pp. 324-342.
20. Lawrence K.D., Klimberg R.K., Lawrence S.M. Fundamentals of Forecasting Using Excel. – New York: Industrial Press, 2009. – 212 p.
21. Woodward W.A., Gray H.L. Applied Time Series Analysis with R. – Florida: CRC Press, Taylor & Francis Group, 2016. – 634 p.
22. Dubrova T.A. Statisticheskie metody prognozirovaniya. – M.: YUNITI-DANA, 2003. – 206 s.
23. Afanas'ev V.N., Yuzbashev M.M. Analiz vremennyh ryadov i prognozirovanie. – M.: Finansy i statistika, 2001. – 228 s.
24. Svetun`kov I.S., Svetun`kov S.G. Metody social`no-ekonomicheskogo prognozirovaniya v 2 t. T. 2. Modeli i metody. – M.: Yurajt, 2017. – 447 s.
25. Brizhan' A.V., Fal'ko S.G. Problemy vnedreniya upravlencheskih innovacij na predpriyatiyah // Innovacii v menedzhmente. 2017. № 4 (14). S. 4-9.