

УДК 33.27, 65.054

Л. А. Мыльников, канд. техн. наук, доц., e-mail: leonid.mylnikov@pstu.ru,
А. Б. Селедкова, магистрант, e-mail: aleksandrasedkova@yandex.ru,
Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Способ выбора метода прогнозирования и горизонта планирования параметров с использованием оценки риска

Рассмотрены особенности прогнозирования параметров производственных систем, в том числе некоторая специфика, связанная с подготовкой данных, и разница в использовании методов, базирующихся на дополнительной информации о характере данных, и методов, не использующих такие сведения. Предложен способ выбора метода прогнозирования значений параметров с использованием интегральной оценки накопления величины оценки риска и выбора горизонта планирования на примере использования таких методов прогнозирования, как регрессионный анализ, авторегрессия, метод опорных векторов, вейвлет-анализ, прогнозирование с использованием фракталов.

Ключевые слова: геометрическое покрытие, раскрой, многосвязный ортогональный полигон, метод матричной декомпозиции, метод ограниченной декомпозиции

Введение

Согласно международному рейтингу производственной конкурентоспособности за 2016 г., использование предиктивных моделей в управлении оказывает наибольшее влияние на конкурентоспособность промышленного производства, что позволило США и КНР занять лидирующие позиции в течение последних пяти лет. Существенно возрастает роль использования прогнозов в задачах управления в связи с замещением методов статистической обработки данных когнитивными методами.

Использование прогнозов дает новый стимул к развитию методов математической формализации для решения задач управления материалами, частями (детальями), операциями, задач выбора поставщиков [1] и учета в них стохастических факторов, а также вероятностных подходов к оценке рисков с учетом разных характеров рассматриваемых событий (совместных, взаимозависимых, несовместных и взаимонезависимых) для решения задач планирования с учетом динамики рассматриваемых процессов.

При этом использование прогнозов приводит к появлению вероятностных моделей, основанных на использовании оценок рисков [2], теоремы Байеса [3] или метода Монте-Карло [4].

Такие подходы позволяют перейти от оценки рисков для отдельных случаев и отдельных задач

к рассмотрению проектов, процессов и производственных систем в целом.

В связи с этим выбор метода прогнозирования становится важной задачей, непосредственно влияющей на достоверность получаемых результатов.

Первоначально анализ временных рядов осуществлялся с использованием моделей, в которых влияние временного параметра проявлялось только в систематической составляющей [5] (в таких моделях предполагается, что течение времени никак не отражается на случайной составляющей).

Особенностью большинства параметров, характеризующих экономическую составляющую производственных систем, является возможность описания изменения значений многих параметров с использованием инновационных и S-образных кривых или периодическими кривыми. Однако в последнее время мы наблюдаем увеличение подвижности значений параметров, характеризующих производственные системы. Для прогнозирования в таких условиях необходимо использование методов, позволяющих быстро реагировать на изменение значений и самокорректироваться с учетом тенденций, которым подвержены изучаемые параметры. Таким образом, при рассмотрении отдельных параметров (не используя методы комплексного прогнозирования ряда параметров, таких как PLS-регрессия [6] и когнитивные карты [7]) задача прогнозиро-

вания будет сводиться к выбору и применению следующих методов:

- методы, используемые для прогнозирования данных, описываемых специальными кривыми (как правило, инновационными и S -образными ([6], [9]);
- методы, использующие обучение без учителя в широком классе задач обработки данных, в которых известны только описания множества объектов (обучающей выборки) и требуется обнаружить внутренние взаимосвязи, зависимости, закономерности, существующие между объектами; основываются на применении метода кластеризации.
- методы, применяемые для анализа: метод k -средних, метод иерархической кластеризации, нейронные сети, метод авторегрессии [10];
- методы, использующие обучение с учителем. Данные методы основываются на использовании статистических данных для определения параметров методов, таких как метод опорных векторов [11], алгоритм k -ближайших соседей, метод смеси нормальных распределений, наивный байесовский классификатор, деревья решений, классификатор на радиальных базисных функциях и т.п.;
- полуконтролируемое обучение (группа методов машинного обучения, которые одновременно используют структурированные и дополнительные неструктурированные данные на основе таких подходов, как самообучение, совместное обучение, алгоритмы на основе теории графов, генеративные модели, методы кластеризации и разметки неструктурированных данных [12]).

При анализе данных о проектах, реализуемых в производственных системах, эти данные представляют собой, как правило, либо статистические выборки за небольшой период времени, либо обобщенные выборки данных, соответствующие группе товаров, модификаций изделия и т.п. (т.е. неразделенным данным). Данные могут характеризоваться разной частотой (разными интервалами времени) для разных параметров, могут содержаться в разных источниках и быть неполными или ошибочными.

Такая ситуация со статистическими данными может быть разрешена использованием либо дополнительной информации об анализируемых данных (например, закономерности, которой они описываются), либо методов увеличения размера статистических выборок.

Дополнительная информация выражается в сведениях о типе кривой, которой описываются данные или участки данных. Знания закономерностей изменения значений позволяют определить вид функции и свести решение задачи к по-

иску коэффициентов функций для наилучшего описания данных.

Для использования методов прогнозирования (без учета данных о виде функции) часто необходимо решать задачи, связанные с увеличением объема статистической выборки в связи с нерегулярностью и разными периодами собираемых данных.

В случае если данные имеют разную частоту выборки, то для увеличения объема данных можно использовать минимальный временной шаг собираемых данных. Для этого данные, которые имеют меньшую частоту выборки (число значений), можно развернуть на основании сезонных коэффициентов для каждой рассматриваемой модели. Сезонные колебания характеризуются специальными показателями, которые называются индексами сезонности (I_s).

Численное прогнозирование временных рядов

При использовании различных методов прогнозирования можно получить разные результаты. Методы прогнозирования используют ретроспективные данные. Для повышения точности получаемых результатов эти данные разбивают на две выборки: тренировочную (для построения модели прогнозирования) и тестовую (которая является последним во времени участком ретроспективных данных и служит для проверки модели). После принятия решения о применении модели тестовые данные добавляются к тренировочным и параметры модели уточняются для использования в реальных условиях.

Для выбора метода и его параметров часто используют экспертные оценки, методы проверки адекватности получаемых результатов и т.п. Однако такие подходы могут носить субъективный характер или не учитывать взаимовлияния нескольких параметров, значения которых получаются на основе прогнозирования в прикладных задачах, или оценивать горизонт прогнозирования, который можно считать достоверным. В связи с этим практическое использование получаемых результатов может быть затруднено и будет требовать последующего привлечения экспертов в рассматриваемой предметной области или иной постобработки результатов.

Рассмотрим несколько наиболее распространенных методов прогнозирования.

Одним из самых первых и простых методов, который используют для построения прогнозов, является метод регрессионного анализа. Его точность зависит от вида функции, и если данные имеют сложные закономерности, функциональное описание которых не поддается описанием

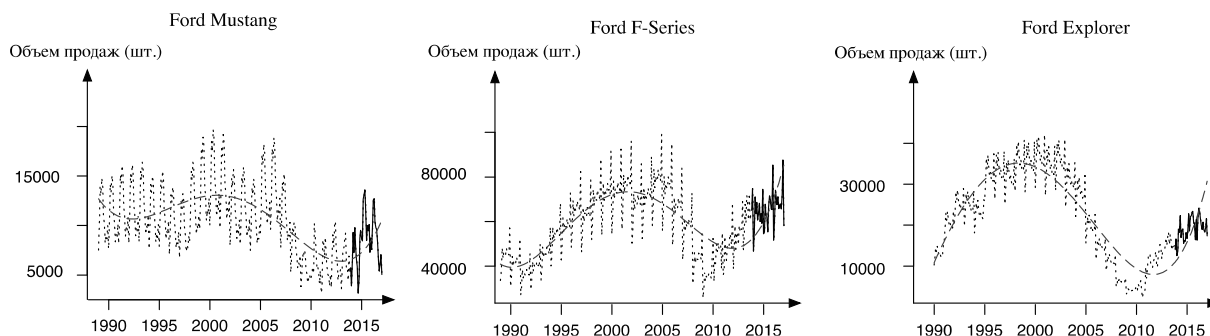


Рис. 1. Прогнозирование объема продаж методом регрессии: исходные данные (пунктир), данные для проверки (сплошная линия), прогноз (штриховая линия)

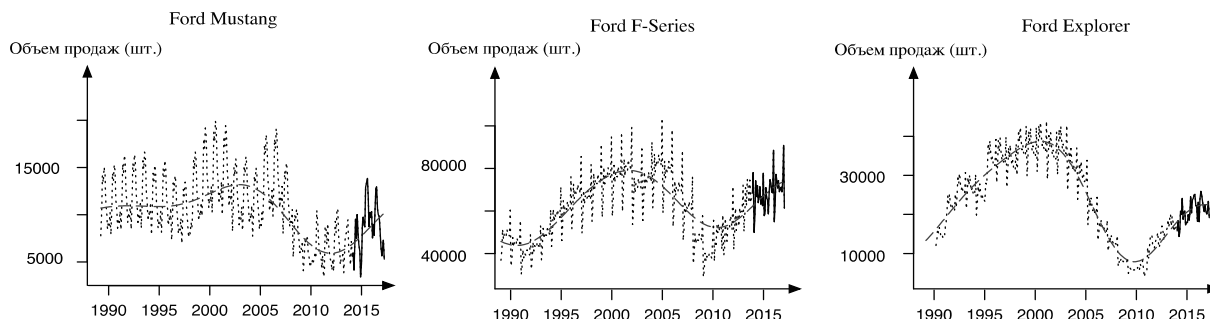


Рис. 2. Прогнозирование объема продаж методом опорных векторов: исходные данные (пунктир), данные для проверки (сплошная линия), прогноз (штриховая линия)

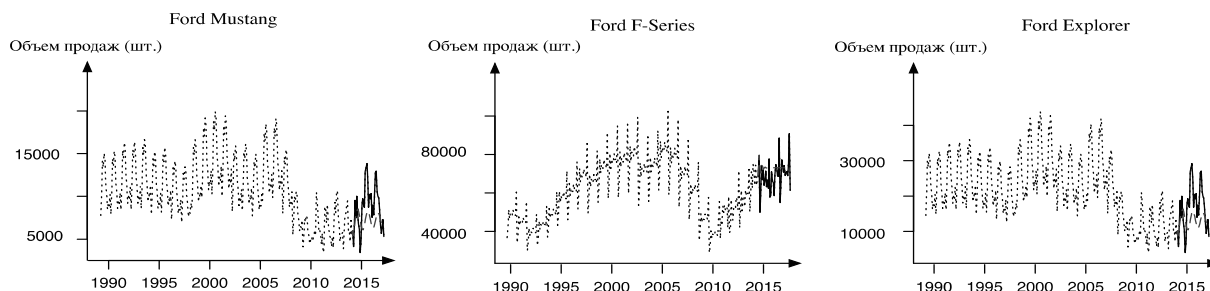


Рис. 3. Прогнозирование объема продаж методом авторегрессии: исходные данные (пунктир), данные для проверки (сплошная линия), прогноз (штриховая линия)

простых функций, используют степенные ряды, которые дают низкую точность за пределами рассматриваемого интервала с данными (рис. 1) [13].

Другим методом, получившим широкое распространение, является метод опорных векторов (рис. 2). Данный метод хорошо использовать для получения средней оценки. Когда наблюдается большой разброс значений, его результаты могут сильно отличаться от реальных. Кроме этого, его точность напрямую зависит от объема рассматриваемой выборки [11].

Для прогнозирования периодически изменяемых данных хорошо подходит метод авторегрессии, однако он плохо описывает данные, имеющие большие флуктуации. Результаты, полученные с его использованием, приведены на рис. 3 [14].

При работе с данными, имеющими большое число периодических составляющих, в конце 90-х годов получил распространение метод вейв-

лет анализа. Точность метода зависит от того, какие периодические составляющие будут учитываться. Для их выбора используют спектрограмму (рис. 4, см. вторую сторону обложки), по которой экспертно или с использованием дополнительных методов выбирают наиболее значимые частоты. При этом получаемые вейвлет-спектрограммы отличаются от обычных спектров Фурье тем, что дают четкую привязку спектра различных особенностей сигналов ко времени. После выбора частот для каждой из реконструированных кривых (кривых, описывающих одну из частотных составляющих, получаемых вейвлет-методом) проводится прогнозирование одним из методов, хорошо зарекомендовавшим себя при описании периодических данных (метод авторегрессии) [15].

Получаемые для различных частот данные для учета всех составляющих можно усреднить [16]. Для рассматриваемого примера получим данные,

Результаты оценки точности получаемых прогнозов для автомобилей Ford Mustang, Ford F-Series и Ford Explorer

Параметр	Метод регрессии	Метод опорных векторов	Метод авторегрессии	Вейвлет-анализ	Фрактальный анализ
Ford Mustang					
Среднеквадратическая ошибка	2792,051	2586,582	2780,096	4444,728	2902,137
Средняя ошибка аппроксимации, %	30,05322	28,54587	26,8457	59,44638	28,5975
Ford F-Series					
Среднеквадратическая ошибка	10543,86	7769,33	8167,399	9522,45	12945,55
Средняя ошибка аппроксимации, %	13,04173	9,30563	9,527343	12,13911	15,67242
Ford Explorer					
Среднеквадратическая ошибка	5355,316	2371,569	4883,227	17161,69	3131,141
Средняя ошибка аппроксимации, %	22,35523	10,77976	20,56545	90,50585	13,18923

приведенные на рис. 5 (см. вторую сторону обложки).

Для описания флуктуаций и кривых со сложными периодическими сигналами в последнее время широкое распространение получают фрактальные методы (рис. 6, см. вторую сторону обложки).

При этом так же, как и в других методах, большое влияние на точность прогнозирования оказывают его параметры. Основным параметром фрактальных методов является размерность используемого фрактала.

Метод прогнозирования можно выбирать исходя как из опыта, так и оценки точности (использование критериев согласия (например, χ^2 , Колмогорова—Смирнова и др.), погрешность (относительная, абсолютная, среднеквадратичная)).

Сравним получаемые результаты со среднеквадратичной ошибкой

$$\delta_{\text{отн}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}},$$

где n — длина временного ряда; y_t и $\hat{y}_t$ — прогнозное и точное (ретроспективное статистическое) значения, и средней ошибкой аппроксимации

$$\bar{\Delta F} = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n}.$$

Тогда для рассматриваемого примера видно, что одни методы показывают лучшие результаты, чем другие (табл. 1). При этом не стоит забывать о том, что разные результаты могут быть получены при использовании одного и того же метода с разными параметрами.

Однако такой подход к выбору метода прогнозирования не дает ответа на вопрос о лучшем с точки зрения точности методе для использования в какой-либо задаче, имеющей математическую формализацию и горизонт планирования.

2. Выбор метода прогнозирования на основе оценки горизонта планирования

В производственных и экономических системах большую роль играет использование прогнозов в моделях поддержки принятия решений. Широкое распространение получили методы с критериальными оценками.

Рассмотрим одну из возможных формализаций задачи объемно-календарного планирования [17]:

$$\sum_i C_i x_i \rightarrow \max, \quad (1)$$

где $C_i, i = \overline{1, N}$, — чистая прибыль от производства i -го товара (если предположить, что предприятие не производит продукцию себе в убыток и норма прибыли всей продукции примерно одинакова, то в качестве C_i можно использовать стоимость единицы продукции); x_i — объем производства i -го товара.

На задачу могут накладываться ограничения на производственные мощности, на ключевые материалы, ограничения по рынку продаж:

$$\sum_i x \leq G^q, q = \overline{1, Q},$$

где G^q — ограничение по рынку сбыта, определяемое на основании прогноза. При рассмотрении задачи объемно-календарного планирования C_i и G^q становятся зависимыми от времени и определяются на основании данных прогнозов. В некоторых случаях, если нет информации о планируемом изменении цен, то в качестве C_i следует использовать последнее известное значение.

В зависимых от времени параметрах в качестве значений используют результаты прогнозирования, что поднимает вопрос, связанный с достоверностью получаемых результатов в моделях управления и поддержки принятия решений в производственных и экономических системах. На

Число итераций до резкого роста значения оценки риска

Тип автомобиля	Метод регрессии	Метод опорных векторов	Метод авторегрессии	Вейвлет анализ	Фрактальный анализ
Ford Mustang	5	5	10	8	9
Ford F-Series	1	10	28	1	2
Ford Explorer	7	25	18	1	19

$$r = \left| 1 - \frac{a}{a^*} \right|,$$

где a — прогнозное значение величины оцениваемого фактора; a^* — точное значение оцениваемого фактора.

Для определения горизонта планирования будем использовать тестовую выборку данных. Когда мы рассматриваем задачу управления, в которой используются данные прогнозирования для нескольких переменных, то так как в качестве переменных, как правило, выбирают независимые переменные, а значения они принимают в каждый момент времени, то эти события стоит рассматривать как независимые.

Для независимых параметров c_1 и c_2 справедлива зависимость $P(c_1c_2) = P(c_1)P(c_2)$, где $P(c)$ — вероятность наступления события c . Основываясь на формуле $P = 1 - r$, где P — вероятность, получаем выражение для определения оценки риска

$$\begin{aligned} r(c_1c_2) &= 1 - P(c_1c_2) = 1 - P(c_1)P(c_2) = \\ &= 1 - (1 - r(c_1))(1 - r(c_2)) = \\ &= 1 - 1 + r(c_1) + r(c_2) - r(c_1)r(c_2) = \\ &= r(c_1) + r(c_2) - r(c_1)r(c_2). \end{aligned}$$

Значения прогнозов каждого параметра представляют собой временной ряд. Учитывая то, что эти значения рассчитываются одновременно, их стоит рассматривать как совместные события.

Тогда оценку риска можно вычислить нарастающим итогом, используя выражение для вероятности наступления события, при котором значения параметра c_1 примут значения c_{1_1} и c_{1_2} — $P(c_{1_1} + c_{1_2}) = P(c_{1_1}) + P(c_{1_2}) - P(c_{1_1})P(c_{1_2})$. Отсюда получаем $r(c_{1_1} + c_{1_2}) = 1 - P(c_{1_1} + c_{1_2}) = 1 - 1 + r(c_{1_1}) - 1 + r(c_{1_2}) + 1 - r(c_{1_1}) - r(c_{1_2}) + r(c_{1_1})r(c_{1_2}) = r(c_{1_1})r(c_{1_2})$.

Для вычисления последующих значений оценки риска будем использовать формулу

$$r(c_{1_{i-2}} + c_{1_{i-1}} + c_{1_i}) = r(c_{1_{i-2}} + c_{1_{i-1}}) + r(c_{1_{i-1}})r(c_{1_i}).$$

Применив приведенные выкладки к данным рассмотренного выше примера, получим, что с некоторого момента оценка риска начинает резко

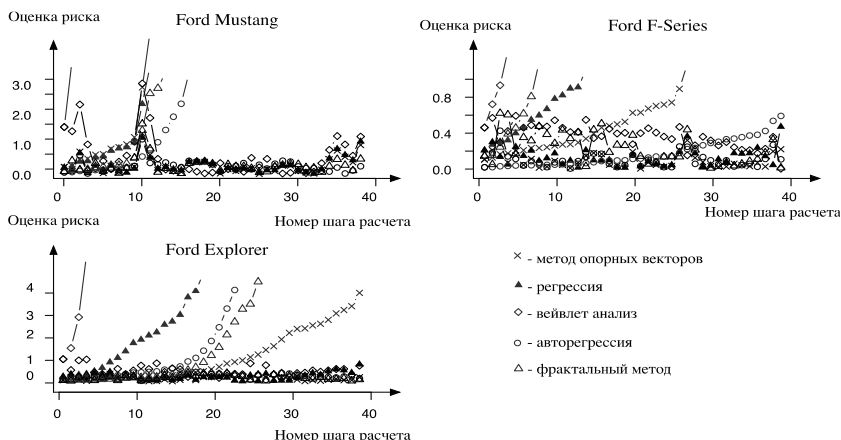


Рис. 7. Моментальные величины оценки риска при использовании прогнозов и значения нарастающим итогом

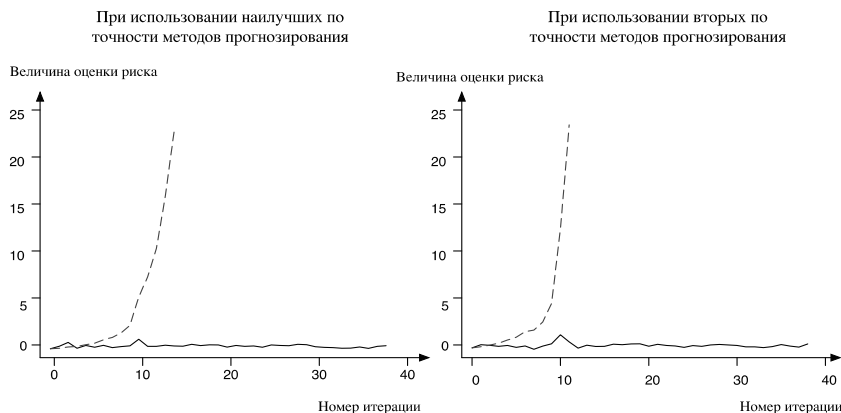


Рис. 8. Значения оценок риска (сплошная линия) и оценок риска нарастающим итогом (штриховая линия) для решений задачи объемно-календарного планирования на основе значений прогнозов с тремя товарами

расти, что, в свою очередь, позволяет нам определить горизонт прогнозирования для каждого метода и выбирать метод для прогнозирования исходя из максимально удаленного во времени горизонта планирования (рис. 7).

Как видно из табл. 1 и 2, выбираемые с использованием предложенного подхода методы прогнозирования совпадают с лучшими методами прогнозирования по показателю точности.

При использовании прогнозов, получаемых методами, выбранными с помощью табл. 2, в задаче (1) [16] оценки риска будут принимать значения, приведенные на рис. 8.

В результате приведенных рассуждений можно сформулировать следующую последовательность действий для решения задачи определения горизонта планирования в прогностических моделях для решения задач управления производственными системами:

- 1) формирование набора ретроспективных данных для решения задачи прогнозирования;
- 2) разделение данных на две последовательности: обучающую и тестовую выборки;
- 3) экспертный выбор нескольких методов прогнозирования для независимых параметров рассматриваемой задачи управления и получения предварительных прогнозов;
- 4) выбор методов прогнозирования на основании экспертной оценки горизонта прогнозирования и допустимой для задачи оценки риска, связанного с использованием данных прогнозирования;
- 5) определение общей оценки риска для рассматриваемой задачи управления; если она оказывается допустима для использования получаемых результатов, то определение горизонта планирования.

Заключение

Использование данных прогнозов в задачах оптимального управления открывает новые возможности исследования процессов, протекающих в производственных системах и обусловленных внедрением товарных проектов, а также экономико-математических моделей и методов управления этими процессами. Управление рисками в получаемых моделях позволяет учитывать вероятностную природу процессов, протекающих вне рассматриваемой производственной системы, но непосредственно влияющих на ее деятельность.

Предложенный в статье подход связанный с использованием прогнозов в задачах планирования и управления и учетом оценок рисков в этих задачах является развитием некоторых идей, заложенных такими учеными как Ж. Тироль, а также Г. Марковиц, Ж. Линтер, Ж. Моссинь, но в отличие от них позволяет учитывать фактор времени, что проявляется в возможности выбора горизонта планирования на основе оценок риска и определения связанных с выбираемыми решениями оценок риска.

Поскольку рассмотрены только единичные примеры и расчеты, то при реализации проектов с учетом получаемых на модели значений может возникнуть ситуация, когда реальные значения будут отличаться от полученных в результате прогнозирования. Решение этой проблемы связано с необходимостью дополнительного исследова-

ования получаемых решений и оценок риска в зависимости от точности значений прогнозов. Для исследования такой зависимости необходимо моделирование отклонений значений прогнозов в доверительных интервалах с учетом их плотности вероятности. Такие оценки станут предметом дальнейших исследований и будут помогать принимать решения в условиях ограниченного времени. Их применение позволит не только оценить риски, связанные с использованием прогнозов, но и позволит оценить точность и чувствительность используемых для принятия решений моделей. Кроме этого, предлагаемый подход может быть распространен на оценку производственных рисков при проведении многократных расчетов и учете рисков, связанных с износом оборудования [19].

Авторы благодарят Правительство Пермского края за поддержку исследований в рамках научно-го проекта № С-26/058.

Список литературы

1. Aissaoui N., Haouari M., Hassini E. Supplier selection and order lot sizing modeling: a review // *Computers & Operations Research* — 2007. Т. 34. № 12. С. 3516—3540.
2. Абдуллаев А. Р., Мыльников Л. А., Васильева Е. Е. Риски в инновационных проектах: причины появления, интегральные риски, экспертиза проектов с учетом рисков // *Экономический анализ: теория и практика*. 2012. № 40 (295). С. 41—49.
3. Tajbakhsh S. D., Castillo E. del, Rosenberger J. L. A Bayesian Approach to Sequential Optimization based on Computer Experiments // *Quality and Reliability Engineering International*. 2015. Т. 31. № 6. С. 1001—1012.
4. Moghaddam K. S. Supplier selection and order allocation in closed-loop supply chain systems using hybrid Monte Carlo simulation and goal programming // *International Journal of Production Research*. 2015. Т. 53. № 20. С. 6320—6338.
5. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов. М.: Мир, 1976. 755 с.
6. A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM) / ред. J. F. Hair. Los Angeles: Sage, 2017.
7. Кулинич А. А. Компьютерные системы моделирования когнитивных карт: подходы и методы // *Проблемы управления*. 2010. № 3. С. 2—16.
8. Мыльников Л. А. Поддержка принятия решений при управлении инновационными проектами. Пермь: Перм. гос. техн. ун-т, 2011. 145 с.
9. Файзрахманов Р. А., Мыльников Л. А., Алкдиру Р. Х., Суслова А. А. Методика определения и уточнения значений коэффициентов связей когнитивных карт на примере анализа взаимосвязи объемов финансирования научных исследований и патентной активности // *Экономический анализ: теория и практика*. 2013. № 30 (333). С. 43—51.
10. Афанасьев В. Н., Юзбашев М. М. Анализ временных рядов и прогнозирование. М.: ИНФРА-М, 2010. 320 с.
11. Jose C., Goyal P., Aggrwal P. Local deep kernel learning for efficient non-linear SVM prediction // In *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*, Atlanta, Georgia, June 2013. P. 486—494.
12. Turan J., Ratnov L., Bengio Y. Word representations: a simple and general method for semi-supervised learning Association for Computational Linguistics, 2010. pp. 384—394.
13. Садовникова Н. А., Шмойлова Р. А. Анализ временных рядов и прогнозирование, 2016. 151 с.
14. Третьуб А. В., Третьуб И. В. Методика построения модели ARIMA для прогнозирования динамики временных

рядов // Вестник Московского государственного университета леса — Лесной вестник. 2011. № 5. С. 179—184.

15. Мифтахова Н. Э., Панасюк М. В. Вейвлет-анализ динамики региональной системы // Ученые записки Казанского университета. Серия "Естественные науки". 2009. № 1 (151). С. 247—262.

16. Алексеев В. И. Анализ и прогнозирование циклических временных рядов с использованием вейвлетов и нейросетевых нечетких правил вывода // Вестник Югорского государственного университета. 2013. № 3 (30). С. 3—10.

17. Мыльников Л. А., Файзрахманов Р. А. Роль имитационного моделирования и вычислительных программных комплексов для принятия управленческих решений при

реализации товарных инновационных проектов в производственно-экономических системах // Программные системы и вычислительные методы. 2015. Т. 4. № 4. С. 390—406.

18. Mylnikov L. Risk Evaluation in Manufacturing Organization Tasks for Product Technological Projects and Establishment of Project Portfolio for Production Systems // Proceedings of the 2016 International Conference on Applied mathematics, simulation and modelling Beijing, China, 2016. P. 399—402.

19. Pan E., Liao W., Xi L. A joint model of production scheduling and predictive maintenance for minimizing job tardiness // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2012. Vol. 60. N 9—12. P. 1049—1061.

L. A. Mylnikov, Associate Professor, e-mail: leonid.mylnikov@pstu.ru,

A. B. Seledkova, Master Student, e-mail: aleksandrasedkova@yandex.ru,

Perm National Research Polytechnic University

Selection of the Parameters Predicting Method in Production and Economic Systems Based on Risks Metrics

The article describes the choice features of methods for predicting the parameter values of production and economic systems. For this, the data features collected and used are considered, the main problem in the projects' data analysis implemented in production and economic systems will be either a small amount of statistical data or data describing a number of products, product modifications, etc. (I.e., undivided data). The main approaches used for predicting parameters are considered. These are approaches described by special curves, supervised learning, unsupervised learning and semi-supervised learning. Features of the forecasted data and also forecasts based on regression analysis, the method of support vector machine, auto regression and wavelet analysis are constructed. For the predicted values, the method of choosing the forecasting method based on the risk assessment of the introduced forecasts is given. The choice is proposed to be made on the basis of an estimate of the exact prediction for a maximum period of time. Since, starting with a certain forecast value, risk value assessment begins to increase sharply, which allow choosing the method of forecasting. Also, the application of forecasts in decision-making tasks is considered.

Keywords: Forecast, risk metrics, management parameters, regression analysis, reference vector method, wavelet analysis

References

1. Aissaoui N., Haouari M., Hassini E. Supplier selection and order lot sizing modeling: A review, *Computers & Operations Research*, 2007, no. 12 (34), pp. 3516—3540.

2. Abdullaev A. R., Mylnikov L. A., Vasileva E. E. Riski v innovatsionnykh proektakh: prichiny poyavleniya, integral'nye riski, ehkspertiza proektov s uchetom riskov, *Jekonomicheskij analiz: teorija i praktika*, 2012, no. 40 (295), pp. 41—49 (in Russian).

3. Tajbakhsh S. D., Castillo E. del, Rosenberger J. L. A Bayesian Approach to Sequential Optimization based on Computer Experiments, *Quality and Reliability Engineering International*, 2015, no. 6 (31), pp. 1001—1012.

4. Moghaddam K. S. Supplier selection and order allocation in closed-loop supply chain systems using hybrid Monte Carlo simulation and goal programming, *International Journal of Production Research*. 2015, no. 20 (53), pp. 6320—6338.

5. Anderson T. Statisticheskij analiz vremennykh rjadov. Moscow: Mir, 1976. 755 p. (in Russian).

6. A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). Los Angeles: Sage, 2017.

7. Kulinich A. A. Komp'yuternye sistemy modelirovaniya kognitivnykh kart: podhody i metody, *Problemy upravleniya*. 2010. no. 3, pp. 2—16 (in Russian).

8. Mylnikov L. A. Podderzhka prinjatija reshenij pri upravlenii innovatsionnymi proektami. Perm: PSTU, 2011, 146 p. (in Russian).

9. Fayzrakhmanov R. A., Mylnikov L. A., Suslova A. A. Metodika opredelenija i utocnenija znachenij koefitsientov svyazej kognitivnykh kart na primere analiza vzaimosvyazi ob'emov finansirovaniya nauchnykh issledovanij i patentnoj aktivnosti, *Jekonomicheskij analiz: teorija i praktika*, 2013, no. 30 (333), pp. 43—51 (in Russian).

10. Afanas'ev V. N., Juzbashev M. M. Analiz vremennykh rjadov i prognozirovaniye. Moscow: INFRA-M, 2010. 320 p. (in Russian).

11. Jose C., Goyal P., Aggrwal P. Local deep kernel learning for efficient non-linear SVM prediction. In Proceedings of the

International Conference on Machine Learning, Atlanta, Georgia, June 2013, pp. 486—494.

12. Turan J., Ratnoff L., Bengio Y. Word representations: a simple and general method for semi-supervised learning Association for Computational Linguistics, 2010, pp. 384—394.

13. Sadovnikova N. A., Shmojlova R. A. Analiz vremennykh rjadov i prognozirovaniye, 2016, 151 p. (in Russian).

14. Tregub A. V., Tregub I. V. Metodika postroeniya modeli ARIMA dlja prognozirovaniya dinamiki vremennykh rjadov, *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo universiteta lesa—Lesnoj vestnik*. 2011. no. 5. pp. 179—184 (in Russian).

15. Miftahova M. Je., Panasyuk M. V. Veyvlet-analiz dinamiki regional'noj sistemy, *Uchenye zapiski Kazanskogo universiteta. Seriya Estestvennye nauki*. 2009. no. 1 (151). pp. 247—262 (in Russian).

16. Alekseev V. I. Analiz i prognozirovaniye ciklicheskih vremennykh rjadov s ispol'zovaniem veyvletov i nejrosetevykh nechetkiy pravil vyvoda, *Vestnik Jugorskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2013, no. 3 (30), pp. 3—10 (in Russian).

17. Mylnikov L. A., Fayzrakhmanov R. A. Rol' imitacionnogo modelirovaniya i vychislitel'nykh programmnykh kompleksov dlja prinjatija upravlencheskih reshenij pri realizacii tovarnykh innovatsionnykh proektov v proizvodstvenno-jekonomicheskikh sistemah, *Programmnye sistemy i vychislitel'nye metody*, 2015, no. 4 (4), pp. 390—406 (in Russian).

18. Mylnikov L. Risk Evaluation in Manufacturing Organization Tasks for Product Technological Projects and Establishment of Project Portfolio for Production Systems, *Proceedings of the 2016 International Conference on Applied mathematics, simulation and modelling* Beijing, China, 2016, pp. 399—402.

19. Pan E., Liao W., Xi L. A joint model of production scheduling and predictive maintenance for minimizing job tardiness, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, no. 9—12 (60), pp. 1049—1061.