ВЕСТНИК
ГОСУДАРСТВЕННОГО УНИВЕРСИТЕТА
МОРСКОГО И РЕЧНОГО ФЛОТА ИМЕНИ АДМИРАЛА С. О. МАКАРОВА

DOI: 10.21821/2309-5180-2023-15-6-1096-1104

ALGORITHM FOR IDENTIFYING PARAMETERS OF PRODUCTION FUNCTION MODELS USING A NEURAL NETWORK

A. A. Chertkov, S. V. Saburov, Ya. N. Kask

Admiral Makarov State University of Maritime and Inland Shipping,
St. Petersburg, Russian Federation

The purpose of the work is to ensure the monitoring and reliability of statistical data used for the analysis and forecasting of the production development on the basis of generalized indicators that take into account the volume of resources used and the ways of their use. An algorithm for parametric identification of production functions models from time series of statistical data using generalized regression, which provides the best estimation of the parametric optimization error by the method of least squares, is proposed. In contrast to existing assessment methods, neural networks are used to build models, which significantly expand the technical capabilities of modeling and contribute to improving the accuracy of calculations through the use of neural network technologies. It is shown that in order to solve the problems of this class, it is advisable to use generalized regression neural networks with simple training modes and high modeling accuracy. As a result, it is possible to propose an algorithm for quantitative assessment of the production functions parameters, which consists in the construction of a neural model with its subsequent use to fit the trajectory of the production model of a given structure to the obtained data by means of recurrent estimates of the vector of the desired coefficients at a given initial approximation. The proposed algorithm is demonstrated by estimating the parameters of the Cobb-Douglas production function and the discrete-dynamic model of the consumption function according to the corresponding statistical series. The calculations are performed using the functions of the Neural Networks package of the MATLAB software environment. The algorithm is applicable for quantitative estimation of the production models parameters with complex logical-probabilistic relationships, as well as for obtaining numerical values of target indicators and indicators for assessing the inland water transport development by statistical series and monitoring.

Keywords: production model, the consumption function, the Cobb-Douglas model, statistical series, the regression method, estimation of parameters, neural network technology, optimization.

For citation:
Chertkov, Alexandr A., Sergey V. Saburov, and Yaroslav N. Kask. "Algorithm for identifying parameters of production function models using a neural network." *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 15.6 (2023): 1096–1104. DOI: 10.21821/2309-5180-2023-15-6-1096-1104.

УДК 621.398.04

АЛГОРИТМ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПАРАМЕТРОВ МОДЕЛЕЙ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ФУНКЦИЙ ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

А. А. Чертков, С. В. Сабуров, Я. Н. Каск

ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала С. О. Макарова»,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

Целью работы является обеспечение мониторинга и достоверности статистических данных, используемых для анализа и прогнозирования развития производства на основе обобщенных показателей, учитывающих объемы использованных ресурсов и способы их применения. Предлагается алгоритм параметрической идентификации моделей производственных функций по временным рядам статистических данных с использованием обобщенной регрессии, обеспечивающий наилучшую оценку ошибки параметрической оптимизации по методу наименьших квадратов. В отличие от существующих методов оценки для построения моделей используются нейронные сети, значительно увеличивающие технические возможности моделирования и способствующие повышению точности вычислений за счет применения нейросетевых технологий. Показано, что для решения задач рассматриваемого класса целесообразно применять обобщенно-регрессионные нейронные сети, используя простые режимы обучения с высокой точностью

моделирования. В результате рассмотрен алгоритм количественной оценки параметров производственных функций, состоящий в построении нейронной модели с последующим ее использованием для «пригонки» (аппроксимации) к полученным данным траектории производственной модели заданной структуры путем рекуррентных оценок вектора искомых коэффициентов при заданном начальном приближении. Предложенный алгоритм продемонстрирован на примере оценок параметров производственной функции Кобба – Дугласа и дискретно-динамической модели функции потребления по соответствующим статистическим рядам. Вычисления выполнены при помощи функций пакета Neural Networks программной среды MATLAB. Данный алгоритм предназначен для количественных оценок параметров производственных моделей со сложными логико-вероятностными связями, а также для получения численных значений целевых индикаторов и показателей оценки развития внутреннего водного транспорта по статистическим рядам и мониторингу.

Ключевые слова: производственная модель, функция потребления, модель Кобба – Дугласа, статистический ряд, регрессия, способ, оценка параметров, нейронная сеть, технологии, оптимизация.

Для цитирования:
Чертков А. А. Алгоритм идентификации параметров моделей производственных функций при помощи нейронной сети / А. А. Чертков, С. В. Сабуров, Я. Н. Каск // Вестник Государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2023. — Т. 15. — № 6. — С. 1096–1104. DOI: 10.21821/2309-5180-2023-15-6-1096-1104.

Введение (Introduction)

Производственные функции используются для численной оценки показателей качества организации и управления производственно-хозяйственной деятельностью предприятий и организаций на основе обобщенных показателей. Для выполнения этих оценок используются статистические методы и алгоритмические инструменты, основанные на долгосрочном опыте работы с моделями, отображающими работу производственных объектов и целых отраслей, показатели эффективности которых оцениваются по параметрам этих моделей. Основным направлением существенного улучшения работы предприятий отрасли водного транспорта является повсеместная автоматизация производственных процессов на основе использования цифровых технологий и интеллектуальных систем, использующих для анализа данных и обработки информации нейронные сети и технологии.

Преимущество производственных функций заключается в возможности их применения в производственных системах любого уровня — от участков (цеха) до предприятия и даже отрасли в целом. При этом каждая производственная система имеет свою собственную производственную функцию, учитывающую специфику использования ресурсов и осуществления технологических процессов. Выбор производственной функции для моделирования и алгоритмизации процессов работы судов требует оценки факторов, которые могут повысить конкурентоспособность в транспортных услугах отрасли. Следует отметить, что существуют различные типы функций для оценки и управления производством. Одной из наиболее известных моделей, предложенных ранее (неоклассической), является *производственная функция Кобба – Дугласа*, которая определяет аналитическую зависимость объема выпуска конечной продукции от затрат труда и финансовых средств.

В отечественной [1]–[5] и иностранной [6] литературе известно множество примеров успешного применения производственной функции Кобба – Дугласа в различных секторах промышленности. Эта функция, широко используемая в экономике переходного периода, государственном управлении, в отраслях промышленности и сельского хозяйства и других отраслях экономики [3], имеет большую практическую значимость как инструмент оценки и прогнозирования развития производства на основе объединенных показателей, учитывающих объемы использованных ресурсов и способы их применения. Кроме функции Кобба – Дугласа, также рекомендуется использовать другие классы производственных моделей, включающих *экзогенные* (внешние) и *эндогенные* (внутренние) переменные (например, модели CES (константной эластичности замещения), модели потребления и связанные модели Клейна). Для анализа таких моделей может быть использован метод анализа временных рядов с применением обобщенных регрессионных нейронных сетей.

При построении моделей производственных функций важной задачей является обеспечение достоверности данных, используемых для анализа. В вопросах эксплуатации водного транспорта и его производственных подразделений специфические технологические процессы требуют создания инструментария анализа статистических рядов в соответствии с положениями классической теории о зависимости объема выпуска продукции от факторов ее производства. Это позволяет обеспечить производство конечной продукции высокого качества, отвечающей актуальным потребностям. Развитие методов организации производственных процессов водного транспорта, управление производственными ресурсами судоходных компаний, портами и другими объектами транспортной инфраструктуры включает использование новых инструментов статистического анализа, основанных на элементах интеллектуальных систем [5].

Методы и материалы (Methods and Materials)

Оценка показателей эффективности объектов транспортной инфраструктуры в современных экономических условиях требует постоянной оценки и мониторинга параметров и характеристик. Проведение мониторинга зависит от уровня информационного и технологического обеспечения процессов измерения и обработки информации о состоянии полноты и качества транспортного обслуживания. Применение методов интеллектуального анализа данных в сочетании с моделями производственных функций позволяет расширить применимость классических статистических методов исследования и решать научные задачи, связанные с эксплуатацией водного транспорта. Нейросетевые технологии находят все большее применение на водном транспорте благодаря доступности мощных вычислительных сред и развитию рынка нейропродуктов [7]–[9]. Однако для широкого использования нейронных сетей на водном транспорте необходимы специальные навыки, связанные с особенностями решаемых задач.

При параметрической оценке моделей производственных функций нейронные сети осуществляют отображение множества входных векторов во множество выходных откликов, задаваемое весами нейронной сети с последующей активацией взвешенной суммы этих откликов одной из базисных аппроксимирующих функций локального типа путем поэтапной их адаптации к ожидаемым значениям. Далее происходит настройка параметров модели с заданной структурой, минимизирующая ошибку аппроксимации, оцениваемой по векторной эвклидовой норме. Достоинство данного метода оценки по временным рядам по сравнению с известными параметрическими методами заключается в том, что процедура оптимизации не изменяет структуры модели в изначальной полиномиальной форме. Таким образом, решается задача нелинейной идентификации параметров с использованием нейронной сети.

Прежде всего необходимо оценить параметры математических моделей производственных функций на основе статистических данных. Для этой цели была выбрана вероятностная нейронная сеть. Среди различных видов нейронных сетей наиболее подходящей является обобщенно-регрессионная нейронная сеть (GRNN), которая доступна в инструментарии *Neural Networks Toolbox* в MATLAB. Она обладает быстрым процессом обучения и легко создается с помощью функции *newgrnn* со следующим синтаксисом:

$$Net = newgrnn(P, T, spread),$$

где P — матрица размерности ($m \times n$) входных векторов;

T — матрица размерности ($k \times n$) выходных векторов;

spread — заданное отклонение (по умолчанию равно единице).

Для пригонки параметров модели с заданной структурой будем использовать оператор *lsqcurvefit*. Создается файл-функция с определенными границами параметров, где математическая модель производства задается вместе с вектором оптимизации. Для инициализации процесса оптимизации необходим вектор начального приближения. Первоначально оценим параметры производственной функции Кобба – Дугласа с помощью статистических данных. В этой функции учтены факторы производства, такие как затраченный капитал и труд. Влияние изменений внешней среды

на технологию производства будем учитывать введением временного фактора [6], выраженного экспоненциальным множителем с показателем степени b. Это позволит учесть влияние технического прогресса на объем продукции со временем. Математическая модель производственной функции имеет вид

$$Y = Ae^{bt}K_0^{\alpha}L_0^{\beta}, \quad (1)$$

где Y — объем продукции;

A, b, α и β — постоянные коэффициенты.

Оценка коэффициентов α и β позволит определить влияние факторов производства и масштаба производства на конечный результат. При соблюдении условия

$$\alpha + \beta = 1 \quad (2)$$

функция (1) однородна, т. е. пропорциональна увеличению затрат ресурсов. Если $\alpha < \beta$, то это означает, что дополнительное привлечение рабочей силы является более предпочтительным, чем увеличение капитальных затрат. Модель (уравнение (1)) включает факторы производства в форме затрат капитала K_0 и трудовых затрат L_0, а также временной фактор, выраженный экспоненциальным множителем.

Масштабный коэффициент A и постоянные коэффициенты b, α и β будут определены на основе исходных статистических данных. Необходимо составить правильные статистические ряды, учитывая специфику конкретного производства. Оценка затрат капитала и труда является самостоятельной задачей с учетом того, что цены на товары зависят от экономической ситуации, а часть ресурсов может использоваться или сдаваться в аренду другим предприятиям. Воспользуемся исходными данными из [10], представляющими статистический ряд показателей внутренней частной экономики в США для оценки постоянных коэффициентов A, b, α и β модели (1), которые приведены в следующей таблице:.

Статистические ряды показателей экономики США в период 1947–1968 гг.

Год	Конечный продукт Y, млрд долл.	Основной капитал K, млрд долл.	Отработанные человеко-ч L, млрд
1947	280,2	204,2	109,3
1948	293,8	212,9	110,0
1949	292,8	196,2	109,1
1950	322,9	227,4	111,3
1951	343,9	239,4	113,9
1952	352,3	244,3	113,8
1953	369,8	264,9	114,9
1954	364,9	248,1	110,8
1955	395,5	282,2	114,8
1956	402,8	295,2	116,5
1957	408,5	298,2	114,3
1958	403,2	269,5	111,1
1959	431,1	300,4	113,7
1960	441,7	303,9	114,1
1961	449,5	302,7	113,8
1962	479,5	317,0	115,5
1963	499,3	329,6	117,5
1964	522,1	351,7	119,3
1965	569,9	388,2	122,2
1966	599,6	441,2	124,0
1967	612,7	447,4	123,6
1968	643,4	472,9	125,2

Из табличных значений статистических показателей, полученных за 22 года (1947–1968 гг.), сформируем векторы производственной функции Y, а также затрат капитала K и трудовых

ресурсов L, каждый из которых состоит из 22 элементов. Для создания нейронной сети из полученных векторов сформируем вектор выхода T и матрицу входных сигналов P.

Приведем фрагмент программы создания в среде MATLAB нейронной сети *net*:

```
T=Y';
P=[K L]'.
spread=1.0;
net=newgrnn(P, T, spread)
```

Результатом обучения нейросети будут следующие ее основные характеристики:

```
net =
    Neural Network (Нейронная сеть)
    name: 'Generalized Regression Neural Network'
    (наименование: 'Обобщенная регрессионная нейронная сеть').
    dimensions (Размерности):
    numInputs (Число входов): 1
    numLayers (Число слоев): 2
    numOutputs (Число выходов): 1
    numWeightElements (Число весовых элементов): 88
    sampleTime (Интервал дискретности): 1
>>
```

Для оценки качества обучения нейронной сети получим с ее помощью вектор численных значений Y_m, являющихся оценками значений исходной производственной функции Y. С этой целью используем операторную функцию `Ym=sim(net, P)`, где P может задаваться пользователем в требуемые моменты времени, не обязательно совпадающие с экспериментом.

Используя численные значения Y_m, вычислим эвклидовую норму ошибки моделирования производственной функции, соответствующей разности векторов Y и Y_m. Для получения численного значения зневклидовой нормы в инструментарии MATLAB используем оператор:

```
>> evcm=norm([Y-Ym],2)
evcm =
     =3.1192,
```

возвращающий евклидовую норму разности векторов $[Y - Y_{\text{m}}]$, определяемую по формуле

$$\bar{e}_Y = \sqrt{\sum |Y - Y_{\text{m}}|^2} \,. \tag{3}$$

Полученный результат свидетельствует о высоком качестве обучения сети и возможности ее использования для параметрической идентификации. Графическая интерпретация полученной модели производственной функции представлена на рис. 1.

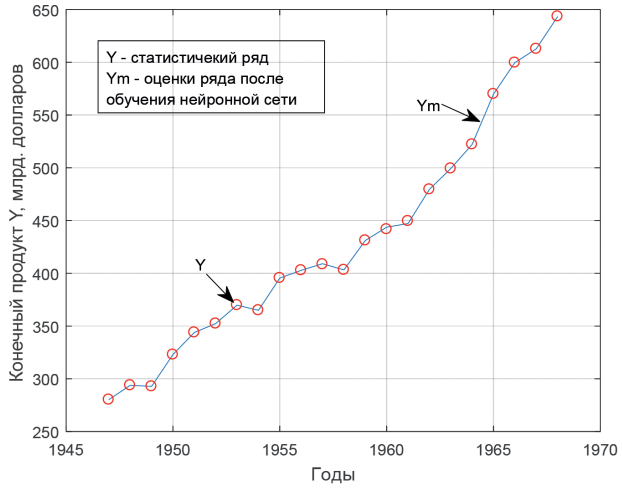

Рис. 1. Графики статистического ряда Y и аппроксимирующей его функции Y_m нейронной модели

Для оценки коэффициентов нелинейной модели (1) будем использовать функцию lsqcurvefit, которая позволяет наилучшим образом приблизить выход модели к выходу Y_m, рассчитанному с помощью нейронной сети по формуле (3).

Операция параметрической оптимизации выполняется согласно следующему алгоритму:

1. Создается файл-функция, в которой коэффициенты нелинейной модели (1) представлены в виде вектора переменных состояния без изменения структуры модели.

2. Выполняется оптимизация нелинейной функции (1) по данным вектора Y_m с использованием функции *x = lsqcurvefit*(*fun, x0, xdata, ydata, lb, ub*), где аргументы указаны в порядке перечисления: файл-функция, начальное приближение, время, выход нейронной модели, нижняя граница, верхняя граница.

3. Реализуется операция наилучшей оценки вектора *x* с помощью «пригонки» (аппроксимации) по методу наименьших квадратов:

$$\min_x \left\| F(x,P) - Y_m \right\|^2 .$$

4. По заданной структуре модели *F*(*x*, *P*) вычисляется оценка ошибки параметрической оптимизации и выполняются графические построения.

Фрагмент файла-сценария, реализующего оценку вектора *X* согласно пп. 2 алгоритма, включает следующие аргументы функции «пригонки»:

```
t=1:22;
xdata=t';
ydata=Ym';
lb=zeros(3,1); ub=[];
x=lsqcurvefit(@(x, xdata)myfun(x, xdata, K, L), ones(3,1)*0.01, xdata, ydata, lb, ub),
```

где файл-функция «*myfun*» имеет вид:

```
function [F]=myfun(x, xdata, K, L);
F=[x(1).*exp(x(2).*xdata).*K.^x(3).*L.^(1-x(3))];
```

Результатами пригонки кривой, описываемой функцией *F* под значения Y_m, является вектор коэффициентов *x* = [*x*(1); *x*(2); *x*(3)], наилучшим образом подгоняющих нелинейную функцию *F* (в файл-функции *function*) к выходным данным Y_m используемой модели нейросети:

```
x =
    2.1845
    0.0236
    0.2545
```

Таким образом, искомые коэффициенты производственной функции (1) равны следующим значениям: *A* = *x*(1) = 2,1845; *b* = *x*(2) = 0,0236; α = *x*(3) = 0,2545. Из условия (2) сохранения однородности функции (1) получим β = 1 – α = 1 – 0,2545 = 0,7455. Таким образом, все коэффициенты производственной функции определены.

Результаты (Results)

В результате параметрической оптимизации путем «пригонки» по методу наименьших квадратов значений статистического ряда показателей *Y* производственной функции к их оценкам Y_m, сформированным с помощью обобщенно-регрессионной нейронной сети, получим математическую модель производственной функции Кобба – Дугласа вида

$$Y_0 = 0{,}21845 \cdot \exp(0{,}0236t) K_0^{0{,}245} L_0^{0{,}7455}.$$

Для визуального отображения степени «пригонки» (аппроксимации) идентифицированной нелинейной модели производственной функции Y_0 к ее регрессионной нейросетевой модели Y_m построены графики кривых функций (рис. 2), отображающих эти модели на одном и том же временном интервале.

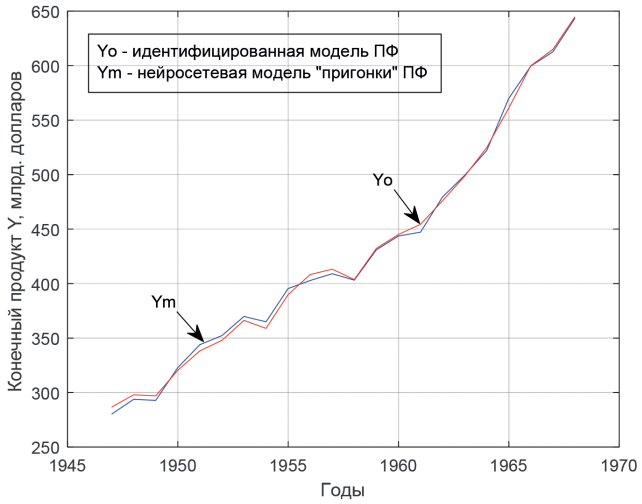

Рис. 2. Идентифицированная модель производственной функцией Y_0 и ее обобщенная регрессионная нейросетевая модель Y_m

Из результатов сравнения обоих графиков следует, что абсолютное расхождение кривых по координате «Конечный продукт *Y*, млрд долл.» на интервале 1947–1968 гг. не превосходит численного значения полученной ранее средствами MATLAB евклидовой нормы ошибки регрессионной модели, составляющей 3,1192 млрд долл., т. е. погрешность оценки составляет менее 1 %.

Обсуждение (Discussion)

В работе представлен алгоритмический подход к параметрической идентификации моделей производственной функции на основе статистических данных с использованием обобщенно-регрессионной нейронной сети из пакета STATISTICA Neural Networks в среде MATLAB, адаптированного для использования русскоязычными пользователями. Были описаны методология и технология обучения нейронной сети с оценкой ее качества через эвклидову норму ошибки моделирования производственной функции по методу наименьших квадратов (МНК). Для оценки эффективности разработанного алгоритма параметрической идентификации производственной функции было выполнено сравнение с оценками, полученными с помощью МНК. Согласно результатам проведенного сравнительного анализа нейронная сеть и МНК показывают примерно одинаковое качество диагностирования состояния транспортной инфраструктуры, однако в условиях наличия шумов нейронная сеть демонстрирует более низкую ошибку распознавания.

Выводы (Symmary)

На основе выполненного исследования можно сделать следующие выводы:

1. Преимуществом использования обобщенно-регрессионной нейронной сети для диагностирования состояния транспортной инфраструктуры является возможность автоматической классификации и кластеризации состояний на основе обучающей выборки без участия эксперта.

2. Нейронные сети могут успешно применяться для диагностирования состояния транспортной инфраструктуры, обеспечивая работу с реальными данными и данными, вычисленными на основе математических моделей. Это позволяет принимать обоснованные решения на основе сравнения таких данных.

3. Рассмотренный метод применим для оценки коэффициентов моделей производственных функций по статистическим рядам различных классов с нелинейными зависимостями и сходимостью решений в соответствии с технологическими ограничениями. К таким функциям относятся линейные, мультипликативные, с постоянной эластичностью замещения (CES-функции), Леонтьева, Кобба – Дугласа, линейно-однородные, транслогарифмические, с взаимно-дополняющими ресурсами и др.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Колчинская Е. Э.* Исследование факторов роста промышленности России с использованием производственной функции / Е. Э. Колчинская, С. Н. Растворцева // Актуальные проблемы экономики и права. — 2013. — № 4. — С. 152–158.

2. *Рузанов А. И.* Производственные функции и их использование для описания закономерностей производства / А. И. Рузанов // Вестник Нижегородского университета им. Н. И. Лобачевского. — 2011. — № 5–1. — С. 212–217.

3. *Сахаров В. В.* Модели и алгоритмы оптимизации технологических процессов на объектах водного транспорта в среде MATLAB: монография / В. В. Сахаров, А. А. Кузьмин, А. А. Чертков. — СПб.: Изд-во ГУМРФ им. адм. С. О. Макарова, 2015. — 436 с.

4. *Суворов Н. В.* Применение производственной функции Кобба-Дугласа для анализа промышленного комплекса региона / Н. В. Суворов, Р. Р. Ахунов, Р. В. Губарев, Е. И. Дзюба, Ф. С. Файзуллин // Экономика региона. — 2020. — Т. 16. — № 1. — С. 187–200. DOI: 10.17059/2020-l-14.

5. *Дмитриенко Д. В.* Модели и алгоритмы эффективной эксплуатации объектов водного транспорта / Д. В. Дмитриенко. — СПб.: Судостроение, 2010. — 203 с.

6. *Кубонива М.* Математическая экономика на персональном компьютере: пер. с яп. / М. Кубонива, М. Табата, С. Табата, Ю. Хасэбэ; под ред. М. Кубонива; под ред. и с предисл. Е. З. Демиденко. — М.: Финансы и статистика, 1991. — 304 с.

7. *Сидоров А. В.* Диагностика состояния транспортной инфраструктуры с использованием нейронных сетей / А. В. Сидоров, С. В. Михеев, А. А. Осьмушин // Современные проблемы науки и образования. — 2013. — № 6. — С. 215.

8. *Сазонов А. Е.* Прогнозирование траектории движения судна при помощи нейронной сети / А. Е. Сазонов, В. В. Дерябин // Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С. О. Макарова. — 2013. — № 3 (22). — С. 6–13.

9. *Дерябин В. В.* Применение нейронной сети в модели счисления пути судна / В. В. Дерябин // Эксплуатация морского транспорта. — 2011. — № 3 (65). — С. 20–27.

10. *Кротов В. Ф.* Основы теории оптимального управления / В. Ф. Кротов, Б. А. Лагоша, С. М. Лобанов, Н. И. Данилина, С. И. Сергеев. — М.: Высшая школа, 1990. — 432 с.

REFERENCES

1. Kolchinskaya, E. E., and S. N. Rastvortseva. “Research of the factors of industrial growth in Russia using the production function.” *Russian Journal of Economics and Law* 4 (2013): 152–158.

2. Ruzanov, A.I. “Production functions and their use to describe the patterns of production.” *Vestnik of Lobachevsky University of Nizhni Novgorod* 5–1 (2011): 212–217.

3. Sakharov, V. V., A. A. Kuz’min, and A. A. Chertkov. *Modeli i algoritmy optimizatsii tekhnologicheskikh protsessov na ob”ektakh vodnogo transporta v srede MATLAB: monografiya*. SPb.: Izd-vo GUMRF im. adm. S. O. Makarova, 2015.

4. Suvorov, N. V., R. R. Akhunov, R. V. Gubarev, E. I. Dzyuba, and F. S. Fayzullin. “Applying the Cobb-Douglas Production Function for Analysing the Region’s Industry.” *Economy of Regions* 16.1 (2020): 187–200. DOI: 10.17059/2020-l-14

5. Dmitrienko, D. V. *Modeli i algoritmy effektivnoi ekspluatatsii ob”ektov vodnogo transporta*. SPb.: Sudostroenie, 2010.

6. Kuboniva, M., M. Tabata, S. Tabata, and Yu. Khasebe. *Matematicheskaya ekonomika na personal’nom komp’yutere*. Edited by M. Kuboniva and E. Z. Demidenko. M.: Finansy i statistika, 1991.

7. Sidorov, A. V., S. V. Mikheev, and A. A. Osmushin. “Diagnosis of the transport infrastructure using neural networks.” *Modern problems of science and education* 6 (2013): 215.

8. Sazonov, A.E., and V. V. Deryabin. “Forecasting to paths of the motion ship with the help of neyronnoy network.” *Vestnik Gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova* 3(22) (2013): 7–13.

9. Deryabin, V. V. “Neural network implementation in vessel’s dead reckoning model.” *Ekspluatatsiya morskogo transporta* 3(65) (2011): 20–27.

10. Krotov, V. F., B. A. Lagosha, S. M. Lobanov, N. I. Danilina, and S. I. Sergeev. *Osnovy teorii optimal’nogo upravleniya*. M.: Vysshaya shkola, 1990.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Чертков Александр Александрович —
доктор технических наук, доцент
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала
С. О. Макарова»
198035, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
ул. Двинская, 5/7
e-mail: *chertkov51@mail.ru*,
kaf _electricautomatic@gumrf.ru

Сабуров Сергей Валерьевич —
кандидат технических наук
Котласский филиал ФГБОУ ВО
«ГУМРФ имени адмирала С. О. Макарова»
198035, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
ул. Двинская 5/7
e-mail: *_saharov_@rambler.ru*

Каск Ярослав Николаевич —
кандидат технических наук
ФГБОУ ВО «ГУМРФ имени адмирала
С. О. Макарова»
198035, Российская Федерация, Санкт-Петербург,
ул. Двинская, 5/7
e-mail: *rgam2010@yandex.ru*,
kaf _electricautomatic@gumrf.ru

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Chertkov, Alexandr A. —
Dr. of Technical Sciences, associate professor
Admiral Makarov State University of Maritime
and Inland Shipping
5/7 Dvinskaya Str., St. Petersburg, 198035,
Russian Federation
e-mail: *chertkov51@mail.ru*,
kaf _electricautomatic@gumrf.ru

Saburov, Sergey V. —
PhD
Kotlas branch of Admiral Makarov State University
of Maritime and Inland Shipping
5/7 Dvinskaya Str., St. Petersburg, 198035,
Russian Federation
e-mail: *_saharov_@rambler.ru*

Kask, Yaroslav N. —
PhD
Admiral Makarov State University of Maritime
and Inland Shipping
5/7 Dvinskaya Str., St. Petersburg, 198035,
Russian Federation
e-mail: *rgam2010@yandex.ru*,
kaf _electricautomatic@gumrf.ru

Статья поступила в редакцию 4 ноября 2023 г.
Received: November 4, 2023.