

ВЕРИФИКАЦИЯ РАЗРАБАТЫВАЕМОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ОРГАНИЗАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ МОРСКИМИ ГРУЗОПЕРЕВОЗКАМИ В АРКТИЧЕСКИХ УСЛОВИЯХ

Е. Ю. Соболевская

*Владивостокский государственный университет экономики и сервиса,
Владивосток, Российская Федерация*

В связи с развитием морских грузоперевозок в Арктической зоне России и субарктическом поясе Дальнего Востока России (Северный морской путь) стремительно увеличивается спрос на морской фрахт в данном регионе. Анализ существующих программных средств и информационных ресурсов в сфере организации морских грузоперевозок подтвердил необходимость разработки интеллектуальной информационной транспортно-логистической системы управления, способной оптимизировать логистические операции в Арктической зоне России и субарктическом поясе Дальнего Востока России. Представлена визуализация нечёткого вывода типа Мамдани, реализованная посредством математического пакета MATLAB с помощью интерактивного инструмента GUIDE. Модель нечёткого вывода типа Мамдани и база правил нечётких продукций реализована посредством Fuzzy Logic Toolbox математического пакета MATLAB. Обоснована необходимость настройки модели нечёткого вывода типа Мамдани на натуральных данных из рейсовых отчётов капитанов. Проведён анализ рейсовых отчётов капитанов судов ледового класса, на основе которых сформирована проверочная выборка на натуральных данных. Проверка адекватности модели типа Мамдани на данных, сформированных на базе рейсовых отчётов капитанов, подтвердила возможность использования данной модели в любом регионе Арктической и субарктической областей России. Проведён множественный регрессионный анализ, в результате которого была построена прогнозная модель. Анализ построенной прогнозной модели подтвердил, что результаты модели типа Мамдани точнее по отношению к результатам множественного регрессионного анализа. Настроенная модель типа Мамдани является основным компонентом интеллектуальной системы для расчёта эффективности организации морских грузоперевозок в арктических условиях.

Ключевые слова: морская логистика, Арктика, нечёткая логика, нечёткий вывод Мамдани, рейсовый отчёт капитана.

Для цитирования: Соболевская Е. Ю. Верификация разрабатываемой информационной интеллектуальной системы организации и управления морскими грузоперевозками в арктических условиях // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология. 2019. № 3. С. 16–24. DOI: 10.24143/2073-1574-2019-3-16-24.

Введение

В связи с развитием морских грузоперевозок в Арктической зоне России и субарктическом поясе Дальнего Востока России стремительно увеличивается спрос на морские грузоперевозки в данном регионе. Правительство Российской Федерации считает приоритетным развитие данного региона и Северного морского пути в целом. Увеличение морских грузоперевозок обязывает к повышению эффективности их организации в арктических условиях [1, 2].

Анализ существующих программных средств и информационных ресурсов в сфере организации морских грузоперевозок в Арктической зоне и субарктическом поясе России подтвердил необходимость разработки интеллектуальной информационной транспортно-логистической системы управления, способной оптимизировать логистические операции [3].

Для реализации интеллектуальной информационной транспортно-логистической системы управления морскими грузоперевозками сформирована на базе модели нечёткого вывода типа

Мамдани и реализована посредством Fuzzy Logic Toolbox математического пакета MATLAB база правил нечётких продукций [4].

В базе правил нечётких продукций выделены и сформированы термы лингвистических переменных, которые служат для формирования входных параметров. Термы лингвистических переменных: «Период»; «Судно»; «Маршрут»; «Горосистость»; «Сплоченность льда»; «Возраст льда»; «Форма льда»; «Сжатие»; «Заснеженность».

Для проверки адекватности модели типа Мамдани необходимо:

- сформировать выборку из натуральных данных на основе рейсовых отчётов капитана;
- провести множественный регрессионный анализ для построения прогнозной модели;
- проверить адекватность настроенной/обученной модели нечёткого вывода типа Мамдани.

Методы и результаты исследования

В работе проводится анализ рейсовых отчётов капитанов судов ледового класса, данные которых стали основой для настройки модели нечёткого вывода типа Мамдани. Маршрут включает следующие порты: Магадан, Петропавловск-Камчатский, Анадырь, Провидения, Певек. Данный маршрут был выбран не случайно, т. к. навигационная обстановка (в том числе ледовая) данного региона хорошо исследована и имеет достаточно данных для настройки модели.

Настройка нечёткой модели типа Мамдани состояла в определении таких векторов (\vec{P}, \vec{W}) , чтобы среднеквадратичная ошибка (Root Mean Square Error, RMS Error, RMSE) стремилась к минимуму [5]:

$$\text{RMSE}(\vec{P}, \vec{W}) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(\vec{P}, \vec{W}, X_r))^2} \rightarrow \min,$$

где P – вектор параметров функций принадлежности термов входных и выходной переменных; W – вектор весовых коэффициентов правил базы знаний; $F(\vec{P}, \vec{W}, X_r)$ – функция, определяющая результат вывода по нечёткой базе знаний Мамдани с параметрами (\vec{P}, \vec{W}) при значении входов X_r ; M – объём выборки.

Параметры настройки нечёткой модели состоят:

- из весовых коэффициентов правил базы знаний;
- координат максимумов функций принадлежностей термов входных переменных и максимумов функций принадлежностей некрайних термов выходных переменных;
- коэффициентов концентраций функций принадлежностей термов входных и выходной переменных.

Настроенная нечёткая модель адекватно отражает поведение идентифицируемой зависимости, что подтверждает и малое значение $\text{RMSE} = 3,190$.

На высокоуровневом языке программирования MATLAB с помощью интерактивного инструмента GUIDE реализована программа, демонстрирующая работу нечёткого вывода типа Мамдани. На рис. 1 представлен интерфейс ввода данных интеллектуальной системы для расчёта эффективности организации морских грузоперевозок в арктических условиях.

Данная программа реализует работу нечёткого вывода типа Мамдани и позволяет рассчитать стоимость затрат на маршрут и количество дней в пути.

Для проверки адекватности модели нечёткого вывода типа Мамдани сформирована выборка из рейсовых отчётов капитанов (например, отчётов капитанов ледоколов «Магадан», «Адмирал Макаров», «Красин»). Рейсовые отчёты капитанов содержат информацию о навигационной обстановке на маршруте следования, что позволяет сформировать выборку.

На основе анализа данных различных рейсовых отчётов капитанов сформирована выборка, состоящая из информации о реальных условиях плавания (фрагмент данных представлен в табл. 1).



Рис. 1. Визуализация нечёткого вывода типа Мамдани

Таблица 1

Выборка натуральных данных

Период	Возраст льда, см	Торосистость, баллы	Сплоченность льда, баллы	Форма льда, м	Сжатие, баллы	Заснеженность, баллы	Судно, класс	Средняя скорость, уз	Маршрут	Дни в пути
2	10–15	0	2–6	2–20	1–2	0	LL4	7,6	3	5
2	15–30	2	10	2–20	0	0	LL4	7,9	3	8
2	15–30	1	2–3	2–20	1–2	3	Icebreaker	3	5	24
–	10–15	0	5–6	2–20	0	0	L2	9	4	3
1	15–30	0	8–10	20–100	1	0	L2	5,7	4	12
1	15–30	0	6–7	0	0	0	L2	7,25	4	3

Данные выборки послужили входными параметрами для проверки адекватности модели (фрагмент результата представлен в табл. 2).

Данные проверки модели типа Мамдани

№ выборки	Количество дней в пути согласно рейсовому отчёту капитана	Количество дней в пути согласно результатам модели Мамдани	% отклонения результата модели от натуральных данных
1	5	4,85	3,00
2	24	24,32	-1,33
3	8	7,68	4,00
4	10	10,12	-1,20
5	5	5,05	-1,00
6	14	14,01	-0,07
7	3	3,26	-8,67
8	12	12,15	-1,25
9	18	17,95	0,28
10	2	1,68	2,00

Анализ данных проверки модели доказал, что количество дней в пути согласно рейсовым отчётам капитана и результатам работы программы приблизительно равны, что подтверждает адекватность настроенной модели типа Мамдани (наибольшая ошибка – 8,67 %).

Были проанализированы также рейсовые отчёты капитанов другого региона плавания, например судна «Василий Головин», для проверки возможности применения данной модели в другом регионе плавания (фрагмент данных представлен в табл. 3).

Таблица 3

Выборка натуральных данных другого региона плавания

Маршрут	Период	Судно	Скорость, уз	Возраст льда	Сплоченность льда, баллы	Форма льда, м	Дни в пути
О-в Грэм-Белл – о-в Хейса	сентябрь–октябрь	ULA	8	Однолетний	2	2–20 (мелкобитый лёд)	5

Данные для проверочной выборки сформированы из отчётов капитана другой Арктической зоны России, также результаты работы программы приблизительно равны, что позволяет утверждать о возможности использования данной модели при прогнозировании арктического плавания в любом регионе Арктики и субарктической области (наибольшая ошибка – 4,07 %).

В работе ставилась задача провести сравнительный анализ результатов моделирования настроенной модели типа Мамдани с прогнозной регрессионной моделью. Множественный регрессионный анализ позволяет:

- выявить факторы, действующие на отклик;
- ранжировать факторы по степени влияния на отклик;
- спрогнозировать значения отклика при различных факторах.

Поскольку выходная переменная «Дни в пути» зависит от нескольких факторов, то регрессионная модель определяется уравнением множественной регрессии [6]:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_{k-1} x_{k-1} + \varepsilon,$$

где β – параметр регрессии; x_n – факторы; Y – отклик; ε – вектор случайных ошибок наблюдений.

Исходные данные для регрессионного анализа представляют собой результаты наблюдений зависимой переменной «Дни в пути» и факторов («Период»; «Судно»; «Маршрут»; «Торосистость»; «Сплоченность льда»; «Возраст льда»; «Форма льда»; «Сжатие»; «Заснеженность») и записываются в виде таблицы.

Для формирования таблицы для множественного регрессионного анализа использованы данные (см. табл. 1). Для множественной регрессии использовали программное обеспечение STATISTICA. Ниже представлены результаты регрессии.

После построения корреляционной матрицы и общего обзора описательных статистик для определения корреляции между факторами и дальнейшего исключения мультиколлинеарных факторов, проанализировав матрицу, пришли к выводу, что мультиколлинеарные факторы не обнаружены.

Построив таблицы с уровнями значимости, мы получили следующие результаты:

- зависимая переменная «Дни в пути», число наблюдений – 45;
- коэффициент множественной корреляции $R = 0,791387$, коэффициент детерминации $R^2 = 0,62629377$, скорректированный $R^2 = 0,598949$;
- среднее квадратическое отклонение ошибки наблюдений равно 3,3114644;
- оценка свободы члена регрессии равна 23,7555234;
- стандартная ошибка оценки, значение свободного члена равно 2,719798;
- значение t -статистики для проверки гипотезы о равенстве свободного члена равно нулю, соответствующий уровень значимости p : $t(34) = 8,7343$, $p = 0,000000$;
- значение F -статистики для проверки гипотезы H_0 : $F = 22,90395$, степени свободы распределения Фишера $df = 3,41$, уровень значимости $p = 0,0000$, соответствующий значению F -статистики.

Согласно рис. 2 значение коэффициента детерминации R^2 близко к 1, а p -значение меньше 0,05. Таким образом, модель регрессии признаётся значимой и очень хорошо объясняет дисперсию переменной «Дни в пути».

Statistic	Summary Statistics; DV: Дни в пути	
	Value	
Multiple R	0,821023146	
Multiple R?	0,674079007	
Adjusted R?	0,590270752	
F(9,35)	8,04310988	
p	0,00000243954105	
Std.Err. of Estimate	3,34710239	

Рис. 2. Итоговые статистики

В столбце « $t(35)$ » (рис. 3) стоят значения статистики Стьюдента для проверки гипотезы о равенстве нулю соответствующего коэффициента, а в столбце « p -value» (p -значение) – соответствующие уровни значимости отклонения этой гипотезы.

N=45	Regression Summary for Dependent Variable: Дни в пути R= ,82102315 R^2= ,67407901 Adjusted R ^2= ,59027075 F(9,35)=8,0431 p<,00000 Std.Error of estimate: 3,3471					
	b*	Std.Err. of b*	b	Std.Err. of b	t(35)	p-value
Intercept			29,82115	6,170885	4,83256	0,000027
Период	-0,435218	0,149537	-4,59348	1,578281	-2,91043	0,006238
Возраст льда	-0,115208	0,117897	-0,04243	0,043417	-0,97720	0,335178
Торосистость	0,177359	0,141438	0,87883	0,700834	1,25397	0,218163
Сплоченность льда	-0,015291	0,127345	-0,02609	0,217268	-0,12008	0,905109
Форма льда	0,013751	0,127448	0,00003	0,000292	0,10790	0,914694
Сжатие	-0,065665	0,154772	-0,46785	1,102722	-0,42427	0,673966
Заснеженность	0,222507	0,187141	0,99059	0,833148	1,18898	0,242453
Скорость	-0,768070	0,135062	-1,97496	0,347289	-5,68679	0,000002
Маршрут	-0,184280	0,143032	-0,93037	0,722121	-1,28838	0,206066

Рис. 3. Итоговая таблица регрессии

Удалили последовательно факторы, уровень значимости которых меньше 0,05, каждый раз перестраивая модель. Провели анализ остатков по двум критериям:

- остатки должны быть нормально распределены;
- остатки не зависят от предсказанных по уравнению регрессии значений отклика.

Построив гистограмму остатков (рис. 4), приходим к выводу, что распределение симметричное и гипотеза о нормальности не отклоняется.

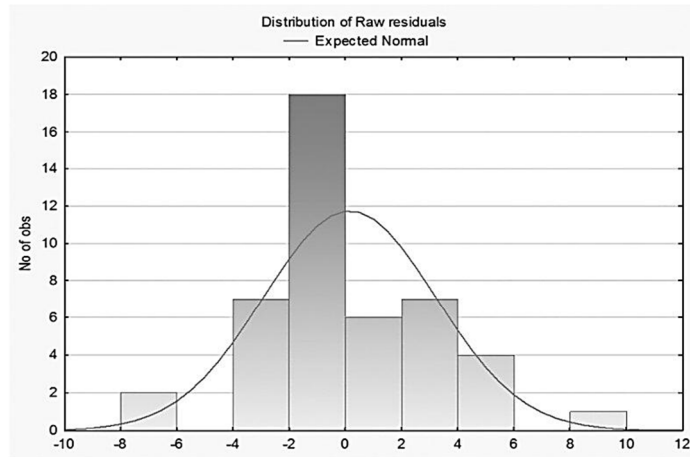


Рис. 4. Гистограмма остатков

Нормально вероятностный график остатков (рис. 5) систематических отклонений фактических данных от теоретической нормальной прямой не наблюдается, а значит, остатки распределены нормально.

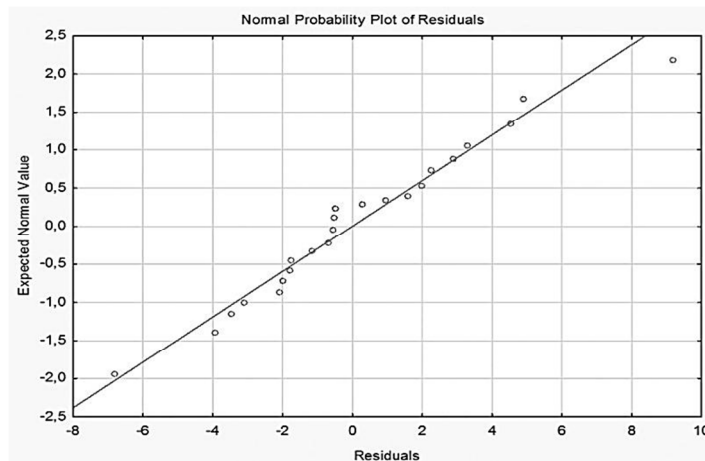


Рис. 5. Нормально вероятностный график остатков

Наличие или отсутствие зависимости остатков от предсказанных значений демонстрирует диаграмма рассеивания (рис. 6), точки не имеют системности расположения, соответственно, остатки не зависят от предсказанных значений.

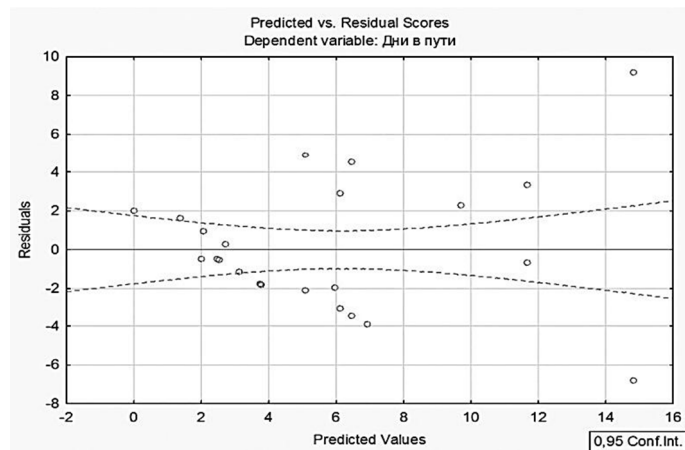


Рис. 6. Предсказанные значения и остатки

Анализ остатков удовлетворил оба критерия – свидетельствует, что модель предварительно достаточно хорошая.

Оценка приемлемости модели в целом подтвердила, что уровень значимости меньше, чем 0,05, поэтому можем утверждать, что данная модель приемлема и будет работать лучше, чем наивный прогноз по средним значениям (рис. 7).

Effect	Analysis of Variance; DV: Дни в пути				
	Sums of Squares	df	Mean Squares	F	p-value
Regress.	5104,516	2	2552,258	220,2556	0,000000
Residual	486,684	42	11,588		
Total	5591,200				

Рис. 7. Приемлемость модели

Предсказанное значение – 18,42, а фактическое – 21,86, отклонение составляет 15,73 % (рис. 8).

Variable	Predicting Values for variable: Дни в пути		
	b-Weight	Value	b-Weight * Value
Период	-3,74475	2,000000	-7,48950
Заснеженность	1,32057	3,000000	3,96170
Скорость	-1,80680	1,000000	-1,80680
Intercept			23,75552
Predicted			18,42094
-95,0%CL			15,12539
+95,0%CL			21,71648

Рис. 8. Проверка построения прогноза

Проверим построенную регрессионную модель на данных (см. табл. 2) и сравним с результатами настроенной модели типа Мамдани и реальных данных (табл. 4).

Таблица 4

Данные проверки двух моделей

№ выборки	Количество дней в пути согласно рейсовому отчёту капитана	Количество дней в пути согласно результатам модели Мамдани	% отклонения результата модели типа Мамдани от натуральных данных	Количество дней в пути согласно регрессионной модели	% отклонения результата регрессионной модели от натуральных данных
1	5	4,85	3,00	10	-100,00
2	24	24,32	-1,33	14,81	38,29
3	8	7,68	4,00	1,99	75,13
4	10	10,12	-1,20	12,7	-27,00
5	5	5,05	-1,00	3,13242	37,35
6	14	14,01	-0,07	16,74524	-19,61
7	3	3,26	-8,67	4,097	-36,57
8	12	12,15	-1,25	12,70846	-5,90
9	18	17,95	0,28	20,35884	-13,10
10	2	1,96	2,00	3,12957	-56,48

Анализ данных табл. 4 доказал, что результаты модели типа Мамдани точнее, чем результаты регрессионной модели. Поэтому целесообразно использовать в дальнейшей работе модель типа Мамдани, т. к. она приводит не только более точный результат, но и учитывает все факторы. Консультации с экспертами в данной области подтвердили важность всех факторов при ледовом плавании.

Модель типа Мамдани относится к нейросетевым технологиям, инвариантна к размерности задачи и способна накапливать информацию и обучаться на натуральных данных, что делает её наиболее приемлемой для дальнейшего использования в качестве основного компонента интеллектуальной системы для расчёта эффективности организации морских грузоперевозок в арктических условиях.

Заключение

Настроенная модель типа Мамдани с оптимальными функциями принадлежности и весами доказала работоспособность сформированной структуры исходной модели нечёткого вывода типа Мамдани и базы правил нечётких продукций, что подтвердило правильность подхода выбора вектора навигационных параметров и их интерпретации в базе правил.

Проверка адекватности модели типа Мамдани на данных, сформированных на базе рейсовых отчётов капитанов, подтвердила возможность использования данной модели в любом Арктическом регионе и регионах субарктического пояса России. Проведённый множественный регрессионный анализ определил необходимость использования большого количества входных переменных и невозможность исключения ни одного из них в связи с высокой вероятностью получения неточного результата.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *ФГБУ «Администрация Северного морского пути»*. URL: <http://www.nsra.ru> (дата обращения: 15.05.2019).
2. *ФГУП «Росморпорт»*. URL: <http://www.rosmorport.ru> (дата обращения: 15.05.2019).
3. *Соболевская Е. Ю., Глушков С. В., Левченко Н. Г.* Архитектура интеллектуальной системы организации арктических морских грузоперевозок // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2017. № 4 (19). URL: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2017/10/Sobolevskaya_4_1_17.pdf (дата обращения: 10.03.2019).
4. *Соболевская Е. Ю., Глушков С. В., Левченко Н. Г.* Разработка интеллектуальной системы морских грузоперевозок в арктических условиях – формирование базы правил нечётких продукций на базе системы нечёткого вывода типа Мамдани // Транспортное дело России. 2019. № 2. С. 154–158.
5. *Штовба С. Д.* Введение в теорию нечётких множеств и нечёткую логику. URL: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1> (дата обращения: 18.05.2019).
6. *Вуколов Э. А.* Основы статистического анализа. Практикум по статистическим методам и исследованию операций с использованием пакетов STATISTICA и EXCEL: учеб. пособие. М.: Форум, 2008. 464 с.

Статья поступила в редакцию 26.06.2019

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Соболевская Евгения Юрьевна – Россия, 690014, Владивосток; Владивостокский государственный университет экономики и сервиса; старший преподаватель кафедры информационных технологий и систем; study_z@list.ru.



VERIFICATION OF DEVELOPED INFORMATION INTELLIGENT SYSTEM OF ORGANIZATION AND MANAGEMENT OF SEA CARGO TRANSPORTATION IN ARCTIC CONDITIONS

E. Yu. Sobolevskaya

*Vladivostok State University of Economics and Service,
Vladivostok, Russian Federation*

Abstract. The paper highlights the issue of rapidly growing demand for sea cargo transportation in the Arctic zone due to the development of the Russia Far East (the Northern Sea Route). The analysis of existing software and information resources in the field of sea cargo transportation has confirmed the need to create a transport and logistics system capable to optimize logistics operations in the Arctic zone of Russia and the subarctic zone of the Russian Far East. A visual version of fuzzy inference, the Mamdani fuzzy logic type, created using Matlab math package and GUIDE interactive tool is presented. The Mamdani fuzzy inference model and the fuzzy production rule base have been implemented using Fuzzy Logic Toolbox in Matlab math package. The necessity to customize the Mamdani fuzzy inference model based on the field data from navigators' reports has been explained. The analysis of ice-class vessels navigators' reports has been carried out, on the basis of which a training sample from the field data has been generated. Checking the adequacy of the Mamdani models based on data obtained using the database of navigators' reports has confirmed the possibility to use these models in any arctic and subarctic region of Russia. A multiple regression analysis has been conducted, as a result of which a predictive model has been built. The analysis of the predictive model has shown that the results of the Mamdani model are more accurate compared to the results of the multiple regression analysis. The customized Mamdani model is the main component of an intelligent system for calculating the efficiency of the organization of sea cargo transportation in the arctic conditions.

Key words: sea logistics, the Arctic, fuzzy logic, Mamdani fuzzy logic, captain's voyage report.

For citation: Sobolevskaya E. Yu. Verification of developed information intelligent system of organization and management of sea cargo transportation in arctic conditions. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Marine Engineering and Technologies*. 2019;3:16-24. (In Russ.) DOI: 10.24143/2073-1574-2019-3-16-24.

REFERENCES

1. FGBU «Administraciya Severnogo morskogo puti» [Federal State Budgetary Institution “Administration of the Northern Sea Route”]. Available at: <http://www.nsra.ru> (accessed: 15.05.2019).
2. FGUP «Rosmorport» [Federal State Unitary Enterprise “Rosmorport”]. Available at: <http://www.rosmorport.ru> (accessed: 15.05.2019).
3. Sobolevskaya E. Yu., Glushkov S. V., Levchenko N. G. *Arhitektura intellektual'noj sistemy organizacii arkticheskikh morskikh gruzoperevozok* [Architecture of intellectual system for organizing Arctic shipping]. *Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tekhnologii*, 2017, no. 4 (19). Available at: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2017/10/Sobolevskaya_4_1_17.pdf (accessed: 10.03.2019).
4. Sobolevskaya E. Yu., Glushkov S. V., Levchenko N. G. *Razrabotka intellektual'noj sistemy morskikh gruzoperevozok v arkticheskikh usloviyah – formirovanie bazy pravil nechyotkih produkcij na baze sistemy nechyotkogo vyvoda tipa Mamdani* [Development of intelligent system of sea freight in the Arctic as formation of fuzzy production rule base based on Mamdani type fuzzy inference system]. *Transportnoe delo Rossii*, 2019, no. 2, pp. 154-158.
5. Shtovba S. D. *Vvedenie v teoriyu nechyotkih mnozhestv i nechyotkuyu logiku* [Introduction to theory of fuzzy sets and fuzzy logic]. Available at: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1> (accessed: 18.05.2019).
6. Vukolov E. A. *Osnovy statisticheskogo analiza. Praktikum po statisticheskim metodam i issledovaniyu operacij s ispol'zovaniem paketov STATISTICA i EXCEL: uchebnoe posobie* [Principles of statistical analysis. Workshop on statistical methods and operations research using STATISTICA and EXCEL packages: tutorial]. Moscow, Forum Publ., 2008. 464 p.

The article submitted to the editors 26.06.2019

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Sobolevskaya Evgeniya Yuryevna – Russia, 690014, Vladivostok; Vladivostok State University of Economics and Service; Senior Lecturer of the Department of Information Technologies and Systems; study_z@list.ru.

