

УДК: 004.67

DOI: 10.47148/1609-364X-2021-1-22-29

© Коллектив авторов

**М.Р. Вагизов, Е.П. Истомин, О.Н. Колбина, А.С. Кочнев,
В.Л. Михеев, Н.В. Яготинцева**

Механизм обучения нейронной сети для прогноза метеорологической обстановки при использовании ГИС

Аннотация. Данная статья посвящена механизмам обучения нейронной сети для прогноза метеорологической обстановки при использовании ГИС. В качестве проектного решения предложена структурная схема рассматриваемой ГИС и определены основные элементы, позволяющие внедрить нейронные сети и их обучение. В качестве инструмента для обучения нейронной сети выбран стохастический метод, как предлагающий наиболее вероятный исход события на основе предыдущей выборки. В статье приведен пример апробации обучения нейронной сети в виде прикладной программы «Обработчик данных». Описываемые в статье результаты позволяют судить о применимости выбранного метода обучения нейросети для прогнозирования метеорологических условий и использования данных в геоинформационных системах принятия решений.

Ключевые слова: геоинформационная система, синоптический метод прогнозирования, гидродинамический метод прогнозирования, агрегатор, обработчик данных, база знаний, детерминированный метод, метод экспертных оценок, стохастический метод, нейронная сеть, выборка, разброс вероятностей.

M.R. Vagizov, E.P. Istomin, O.N. Kolbina, A.S. Kochnev, V.L. Mikheev, N.V. Yagotintseva

Mechanism of neural network training for forecasting the meteorological situation when using GIS

Abstract. This article is devoted to the mechanisms of neural network training for forecasting the meteorological situation when using GIS. The structural scheme of the GIS under consideration is proposed as a project solution and the main elements allowing to implement neural networks and their training are defined. The stochastic method is chosen as a tool for neural network training as it suggests the most probable outcome of the event based on the previous sample. The article gives an example of testing neural network training as an application program «Data Processor». The results described in the article allow us to judge about the applicability of the selected neural network training method for forecasting meteorological conditions and using data in geoinformation decision-making systems.

Keywords: geoinformation system, synoptic forecast method, hydrodynamic forecast method, aggregator, data processor, knowledge base, deterministic method, expert estimation method, stochastic method, neural network, sampling, probability dispersion.

Поступила 07.10.2020
Доработана 13.01.2021

Принята к печати 01.03.2021

Введение

Планирование и проведение мероприятий и работ в таких отраслях, как авиация, лесное хозяйство, строительство, экономика и др., во многом зависит от погодных условий, и, как следствие, метеорологические данные и их прогнозирование оказывают влияние на их работу. Поэтому повышение эффективности прогнозирования метеорологических условий и формирование ГИС поддержки принятия решений на основе прогноза метеорологической обстановки является актуальной задачей.

Любая ГИС является многозадачной системой, в которой решаются задачи, связанные с:

1. Географической информацией.
2. Уменьшением затрат как временных, так и материальных ресурсов.
3. Оптимальным проектированием.
4. Сбором данных различных направлений.

Существующие методы прогнозирования погодных условий можно разделить на два типа: синоптический и гидродинамический (рис. 1).

Оба этих метода успешно применяются при прогнозировании погодных условий как с применением информационных технологий, так и без них [1].

Гидродинамический метод прогнозирования подразумевает отображение информации без ее



Рис. 1. Синоптический и гидродинамический методы прогнозирования погодных условий

Fig. 1. Synoptic and hydrodynamic methods for predicting weather conditions

визуального представления, а синоптический метод основан на построении географических карт с наложением тематических слоев.

В синоптическом методе ГИС должна непосредственно отображать графическое представление различных природных явлений на карте и предоставлять пользователю инструменты для помощи в принятии решений. Для работы с этим методом необходим штат квалифицированных работников и огромные денежные ресурсы для закупки необходимых датчиков, которые должны покрывать всю площадь, где отслеживаются погодные условия и составляются краткосрочные прогнозы. Также в данном методе предусмотрен более удобный инструмент для отображения атмосферных осадков на местности [2].

В гидродинамическом методе должны происходить огромные вычислительные работы для более точного прогнозирования, нежели в синоптическом методе. При работе с таким методом свойственно наличие большого объема данных, в силу необходимости определения вероятностных изменений погодных условий. Для обработки больших объемов статистических данных в работе такой системы могут быть применены нейронные сети [3].

Исторические данные, как, например, дневники погоды, не используются в крупных системах по прогнозированию погоды в полном своем объеме. Только небольшие его части за короткий период времени, примыкающие к моменту прогнозирования. Математические модели прогнозирования погоды, заложенные в работу современной ГИС, используют статистические данные [4], что, в свою очередь, влияет на точность прогноза. Таким образом, исполь-

зование гидродинамического метода для построения математической модели, в основу которого заложены исторические данные, и синоптического метода для отображения полученных результатов в визуальном представлении дает синтез, повышающий процент успешных прогнозов погоды [5].

Создание геоинформационной системы принятия решений на основе прогноза метеорологической обстановки с применением нейронных сетей может существенно повлиять на качество и время прогнозирования погодных условий.

Автоматизация обучения нейронной сети послужит дальнейшему регулированию и улучшению работы в целом всей ГИС.

Изменения в структуре ГИС при использовании нейронных сетей в прогнозировании метеорологической обстановки

Любая современная геоинформационная система состоит минимум из трех слоев: данные, их обработка, демонстрация этой обработки.

Геоинформационная система поддержки принятия решений на основе прогноза метеорологической обстановки структурно должна состоять из 6 блоков, связанных между собой (рис. 2).

Из-за использования нейронных сетей в привычную структурную схему добавляются такие блоки как агрегатор и обработчик данных.

Агрегатор – это блок, где происходит загрузка баз данных из сайтов для ГИС.

Обработчик данных является непосредственно тем модулем, в котором происходит обработка



Рис. 2. Структурная схема ГИС поддержки принятия решения с использованием нейронных сетей

Fig. 2. Block diagram of GIS decision support using neural networks

входных данных по средствам нейронных сетей, их обучение [6].

Базы знаний – это блок хранения данных, необходимых для работы программы и обучения нейросети.

Любое прогнозирование несет в себе потерю данных и времени на осуществления прогноза, однако использование нейронной сети позволит оптимизировать и повысить эффективность прогнозирования метеорологических условий.

Для реализации ГИС поддержки принятия решения на основе прогноза метеорологической обстановки необходимо выбрать оптимальный метод прогнозирования и способ обучения нейронной сети.

Обучение нейронной сети для последующего ее использования в гидродинамическом методе

Методы прогнозирования в нейронных сетях условно делятся на три группы, в зависимости от типа решаемой задачи:

- Детерминированный метод. Данный метод предполагает определение неслучайного значения результативного признака в зависимости от входного факторного признака.
- Метод экспертных оценок. Предполагает получение инструментальной статистики на основе

ответов на опрос экспертов в исследуемой области.

- Стохастический метод. Предполагает получение вероятностной характеристики в зависимости от входных эмпирических данных [7]. Более детальное сравнение данных методов представлено в табл. 1.

Исходя из данной таблицы, для решения задач прогнозирования в рассматриваемой ГИС будет использоваться стохастический метод, так как он будет предлагать наиболее вероятный исход события на основе предыдущей выборки и шанс того, что оно произойдет. Еще одним преимуществом этого метода является возможность его использования не только для обучения новой нейронной сети, но и для уже обученной, исключая при этом локальные минимумы.

Для обучения нейронной сети, рассматриваемой ГИС, необходимо произвести псевдослучайное изменение величины весов, фиксируя только те комбинации, которые ведут к улучшению. Обучение сети при использовании стохастического метода сводится к набору следующих последовательных шагов:

1. Массив значений метеоданных x .
2. Сгенерировать случайным образом вес.
3. Провести коррекцию полученного веса на случайное число.
4. Вычислить получающиеся выходы.

Таблица 1

Сравнение методов прогнозирования

Table 1. Comparison of forecasting methods

Метод	Экспертных оценок	Стохастический	Детерминированный
Достоинства	Точные результаты (выраженные не только цифрами) Рассмотрение с различных точек зрения	Вероятностные результаты Разброс верных результатов Скорость обработки	Точные данные (выраженные численно) Наиболее простой способ выведения результата Скорость обработки
Недостатки	Стоимость Скорость обработки	Уменьшение вероятности со временем	Точные данные (предполагается точное попадание в множество значений)

- Сравнить полученные выходы с имеющейся статистической выборкой и вычислить величину разности между ними.
- Получить целевую функцию.
- Если результат 5 шага уменьшает целевую функцию, то сохранить ее, в противном случае вернуться к первоначальному значению веса.
- Повторять шаги с 1 по 6 до тех пор, пока сеть не будет обучена в достаточной степени [8].

На вход в систему подается некоторый массив значений метеоданных x размером m . После первичной обработки по некоторому заданному условию внутри первичных блоков (кругов) новые значения w , которые уже являются значением веса, передаются во вторичную обработку, в которой получается новое значение k , как и w , идущее в обработку, после которой получается уже совершенно новое значение u , являющееся результирующим [9]. В данной схеме, если рассматривать ее как стохастический метод, u является наиболее вероятным исходом, а $\min(w, k)$ и $\max(w, k)$ являются допустимыми границами отклонения значения.

Анализ результатов обучения нейронной сети

Для проведения прогнозирования метеорологических данных была реализована прикладная программа с обученной нейронной сетью, которая полностью отвечает требованиям блока «Обработчик данных» (рис. 2). После некоторой обработки входных данных этой программой на выходе получаем:

- Вероятная погода.
- Разброс вероятностей.

Вероятная погода – это среднее предполагаемое прогнозируемое значение погоды на некоторый период времени.

Разброс вероятностей – это благоприятное отклонение от вероятной погоды, в рамках которого прогноз считается успешным.

На рис. 3 изображена база данных, взятая с сайта, который отслеживает и записывает данные в дневник погоды. Для простоты обработки данных был скачан вариант с расширением .xlsx, который открывается с помощью Ms Excel.

Для работы с базой данных была подключена библиотека Microsoft.Office.Interop.Excel, которая

Местное в	T	Po	P	Pa	U	DD	Ff	#10	#3	N	WW	W1	W2	Tn	Tx	Cl	Nh	H	Cm	Ct
01.12.2016	-3.4	766.1	766.7	-2.6	32	Ветер, дук	2			100%					-3.3	Слоисто-к: Облаков н2500 или €	Высококуч: Перис			
01.12.2016	-4.2	768.7	769.3	-1.6	39	Ветер, дук	1			100%										
01.12.2016	-5.2	770.3	770.9	-1.6	37	Ветер, дук	2			100%										
01.12.2016	-7.1	771.9	772.5	0.1	43	Ветер, дук	2			60%										
01.12.2016	-7.1	771.8	772.4	-0.1	40	Ветер, дук	2			Облаков н					-7.2					
01.12.2016	-5.1	771.9	772.5	0.4	32	Ветер, дук	3			Облаков н					-5.3					
01.12.2016	-3.3	771.5	772.1	0.3	29	Ветер, дук	3			50%										
01.12.2016	-3.2	771.2	771.9	0.3	34	Ветер, дук	3			50%										
30.11.2016	-2.4	770.9	771.5	0.6	36	Ветер, дук	3			40%										
30.11.2016	-1.7	770.3	770.9	0.7	40	Ветер, дук	3			70 – 80%										
30.11.2016	-1.5	769.6	770.2	0.2	41	Ветер, дук	4			10 70 – 80%										
30.11.2016	-3.0	769.4	770.0	0.2	49	Ветер, дук	4			100%										
30.11.2016	-5.1	769.2	769.8	-0.5	60	Ветер, дук	4			90 или бо										
30.11.2016	-6.4	769.7	770.3	-1.4	64	Ветер, дук	4			70 – 80%					-7.5					
30.11.2016	-7.2	771.1	771.7	-1.4	73	Ветер, дук	4			Облаков н					-7.5					
30.11.2016	-6.7	772.5	773.1	-1.0	74	Ветер, дук	5			10 100%										
29.11.2016	-7.4	773.5	774.1	-0.1	75	Ветер, дук	4			10 100%										
29.11.2016	-5.3	773.6	774.3	-0.8	64	Ветер, дук	4			Облаков н					-3.1					
29.11.2016	-4.5	774.4	775.0	-0.9	63	Ветер, дук	4			Облаков н										
29.11.2016	-3.2	775.3	775.9	0.0	65	Ветер, дук	3			Облаков н										
29.11.2016	-3.7	775.3	775.9	0.6	81	Ветер, дук	3			90 или бо Состояние Снег или €	Облака по				-3.9					

Рис. 3. База данных с дневником погоды

Fig. 3. Weather diary database

позволяет работать с файлами с расширением .xlsx, .xls. Также была создана пустая база знаний – для последующего автоматического заполнения результирующими показателями по итогу работы нейронной сети.

В данной базе знаний первая строка отвечает за сохранение некоторых значений, таких как:

- Дата последнего обновления;
- Отклонение прогноза (Eps);
- Успешность.

Дата последнего обновления нужна для последующего использования программы, чтобы данные в ней не были повторяемыми.

Отклонение прогноза – это переменная, отвечающая за успешность прогноза. Так, если вероятная температура –3, а фактическая –2,7, то отклонение 0,4 и прогноз считается успешным.

Успешность – это статистическая переменная, рассчитываемая с помощью формулы:

$$\frac{\text{Количество успешных прогнозов}}{\text{Общее количество прогнозов}} \quad (1)$$

На рис. 4 изображена база знаний после обработки прикладной программой. Для тестирования была взята выборка из 250 значений за период от 1.11.2018 до 1.12.2018.

Начальным отклонением было взято число 2, при успешном прогнозе данное число делилось на 2, при неуспешном увеличивалось в 2 раза или на 0,1, в зависимости от условия.

Обработчик данных является основным звеном для работы программного приложения.

На рис. 5 изображены две кривые, которые используют столбцы ‘B’ и ‘C’ в качестве точек кривой. Оранжевая линия показывает температуру, прогнозируемую с помощью данного программного приложения, синяя линия показывает реальную температуру из дневника погоды. Из графика видно, что предсказываемая температура не сильно отклоняется от линии реальной температуры. На рис. 5 отображены значения реальной температуры и значения, полученные в результате моделирования. Вершины графика, построенного по моделируемым значениям, выше реальных значений температуры, что свидетельствует о том, что при резком изменении значений реальной температуры и недостаточности входных параметров в нейронную сеть последняя дает значительные отклонения.

На рис. 6 изображен график изменения отклонения температуры от вероятного прогноза. Можно заметить, что отклонение – достаточно резкая величина в данной модели, которую возможно регулировать более плавно, но только в случае, если выборка значительно больше 250 значений, представленных в данной работе. В данном же случае заметно, что отклонение в конце обработки варьируется от 0,1 до 1,1 градусов.

На рис. 7 изображен график успешности прогнозов, который стремится к 55% при конечном

	A	B	C	D	E	F
1	Дата последнего обновления:	01.11.2018 0:00	Eps:	0,29570	Успешность	55,2
2	Дата/время	Температура	Вероятная температура	Отклонение	Успешность	
3	01.12.2018 21:00	-3,4	0,5	2,00000	100	
4	01.12.2018 18:00	-4,2	-2,9	1,00000	100	
5	01.12.2018 15:00	-5,2	-4,6	0,50000	100	
6	01.12.2018 12:00	-7,1	-5,7	0,25000	100	
7	01.12.2018 09:00	-7,1	-8,05	0,75000	80	
8	01.12.2018 06:00	-5,1	-7,1	0,25000	83,3	
9	01.12.2018 03:00	-3,3	-4,1	1,25000	71,4	
10	01.12.2018 00:00	-3,2	-2,4	0,25000	75	
11	30.11.2018 21:00	-2,4	-3,15	0,25000	77,8	
12	30.11.2018 18:00	-1,7	-2	0,75000	70	
13	30.11.2018 15:00	-1,5	-1,35	0,25000	72,7	
14	30.11.2018 12:00	-3,0	-1,4	0,00000	75	
15	30.11.2018 09:00	-5,1	-3,75	0,50000	69,2	
16	30.11.2018 06:00	-6,4	-6,15	1,50000	64,3	
17	30.11.2018 03:00	-7,2	-7,05	0,50000	66,7	
18	30.11.2018 00:00	-6,7	-7,6	0,00000	68,8	
19	29.11.2018 21:00	-7,4	-6,45	1,00000	64,7	
20	29.11.2018 18:00	-5,3	-7,75	0,50000	66,7	
21	29.11.2018 15:00	-4,5	-4,25	1,50000	63,2	
22	29.11.2018 12:00	-3,2	-4,1	0,50000	65	
23	29.11.2018 09:00	-3,7	-2,55	1,60000	61,9	

Рис. 4. Заполненная база знаний после обработки нейронной сети

Fig. 4. Completed knowledge base after neural network processing

отклонении в 0,3, что является достаточно хорошим результатом для используемой модели прогнозирования погоды при малом количестве входных данных.

Из представленных графиков видно, что успешность прогнозов будет увеличиваться и отклонения будут уменьшаться с увеличением входных данных, что не является проблемой, так как дневники погоды состоят из терабайтов информации.

Вывод

Из представленных результатов можно сделать вывод о возможности применения нейронных сетей для прогнозирования метеорологических условий

и использовании данных в геоинформационных системах принятия решений.

Такая ГИС представляет собой аппаратно-программный человеко-машинный комплекс, обеспечивающий сбор, обработку, отображение и распространение пространственно-географических данных [10], интеграцию данных и знаний о территории для их эффективного использования при решении научных и прикладных задач, связанных с инвентаризацией, анализом, моделированием, прогнозированием и управлением окружающей среды, и территориальной организацией общества.



Рис. 5. График температур
Fig. 5. Temperature graph



Рис. 6. График отклонения температуры
Fig. 6. Temperature deviation graph



Рис. 7. График успешности прогнозов
Fig. 7. Forecast success graph

ЛИТЕРАТУРА

1. Багров А.Н., Быков Ф.Л., Гордин В.А. Комплексный прогноз приземных метеорологических величин // Метеорология и гидрология. – 2014. – № 5. – С. 5-16.
2. Быков Ф.Л. Статистическая коррекция прогнозов погоды по модели COSMO с помощью нейронных сетей // Метеорология и гидрология. – 2020. – № 3. – С. 5-20.
3. Яременко И.А. Метод распределенной обработки метеорологической информации на основе технологий искусственных нейронных сетей // Труды Военно-космической академии имени А.Ф. Можайского. – 2020. – № S674. – С. 263-270.
4. Истомин Е.П., Фокичева А.А., Коршунов А.А., Слесарева Л.С. Управление гидрометеорологическими рисками в социально-экономических системах // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. – 2016. – № 44. – С. 219-224.
5. Крамарева Л.С., Андреев А.И., Блощинский В.Д., Кучма М.О., Давиденко А.Н., Пустатинцев И.Н., Шамилова Ю.А., Холодов Е.И., Королёв С.П. Использование нейронных сетей в задачах гидрометеорологии // Вычислительные технологии. – 2019. – Т. 24. – № 6. – С. 50-59.
6. Модели и методы исследования информационных систем : монография / под ред. А.Д. Хомоненко. – СПб. : Лань, 2019. – 204 с.
7. Истомин Е.П., Соколов А.Г. Теория организации: системный подход : учебник для студентов высших учебных заведений. – 2-е изд., с изм. и доп. – СПб. : «Андреевский изд. дом», 2011. – 420 с. – (Организационные системы, том 1).
8. Панфилов П.Н. Введение в нейронные сети // Современный трейдинг. – 2001. – № 2. – С. 12-17.
9. Галимянов Ф.А. Сравнительный анализ алгоритмов реализации метода обратного распространения ошибки для обучения нейронной сети // Научно-технический вестник Поволжья. – 2020. – № 2. – С. 69-71.
10. База данных метеорологических рисков / Е.П. Истомин, Я.А. Петров, А.А. Фокичева, Н.В. Яготинцева. – Свидетельство о регистрации базы данных RU 2019620208, 04.02.2019 ; заявка № 2018621294 от 18.09.2018.

REFERENCES

1. Bagrov A.N., Bykov F.L., Gordin V.A. Complex forecast of surface meteorological values // Meteorology and Hydrology. 2014. No. 5. P. 5-16.
2. Bykov F.L. Statistical correction of COSMO model weather forecasts using neural networks // Meteorology and hydrology. 2020. No. 3. P. 5-20.
3. Yaremenko I.A. Method of the distributed processing of the meteorological information on the basis of the artificial neural networks technologies of the A.F. Mozhaysky Military and Space Academy of Labor. 2020. No. S674. P. 263-270.
4. Istomin E.P., Fokicheva A.A., Korshunov A.A., Slesareva L.S. Management of the hydrometeorological risks in the socio-economic systems (in Russian) // Scientific notes of the Russian State Hydrometeorological University. 2016. No. 44. P. 219-224.
5. Kramareva L.S., Andreev A.I., Bloshchinskiy V.D., Kuchma M.O., Davidenko A.N., Pustatintsev I.N., Shamilova Yu. 2019. V. 24, No. 6. P. 50-59.
6. Models and methods of information systems research : Monograph / Under edition of A.D. Homonenko. St. Petersburg : Lan, 2019. 204 с.
7. Istomin E.P., Sokolov A.G. Organization theory: a system approach textbook for students of higher educational institutions. 2nd ed., with amendments and additions. Saint-Petersburg : Andreevsky publishing house, 2011. 420 p. (Organizational systems, vol. 1).
8. Panfilov P.N. Introduction into neural networks. Modern trading. 2001. No. 2. P. 12-17.
9. Galimyanov F.A. Comparative Analysis of Algorithms of Implementing the Method of Error Reverse Propagation for Training the Neural Network // Scientific and Technical Bulletin of the Volga Region. 2020. No. 2, P. 69-71.
10. Database of meteorological risks / E.P. Istomin, Ya.A. Petrov, A.A. Fokicheva, N.V. Yagotintseva. Certificate of RU 2019620208, 04.02.2019 ; Application No. 2018621294 of 18.09.2018.

Информация об авторах

Information about authors

Вагизов Марсель Равильевич, кандидат технических наук, исполняющий обязанности заведующего кафедрой Информационных систем и технологий федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский государственный лесотехнический университет имени С.М. Кирова». 194021, Санкт-Петербург, Институтский пер., д. 5, Литер У. E-mail: bars-tatarin@yandex.ru.

Vagizov Marcel Ravilevich, Candidate of Technical Sciences, acting head of the Department of Information systems and technologies of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «St. Petersburg State Forest Technical University». Letter U, 5, Institutsky lane, Saint Petersburg, 194021, Russia. E-mail: bars-tatarin@yandex.ru.

Истомин Евгений Петрович, доктор технических наук, заведующий кафедрой Прикладная информатика федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Российский государственный гидрометеорологический университет». 192007, Санкт-Петербург, Воронежская улица, д. 79. E-mail: biom@bk.ru.

Istomin Evgeny Petrovich, Doctor of Technical Sciences, head of the Department of Applied Informatics of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «Russian state hydrometeorological University». 79, Voronezhskaya street, Saint Petersburg, 192007, Russia. E-mail: biom@bk.ru.

Колбина Ольга Николаевна, кандидат технических наук, доцент кафедры Прикладная информатика федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Российский государственный гидрометеорологический университет». 192007, Санкт-Петербург, Воронежская улица, д. 79. E-mail: olya_kolbina@mail.ru.

Kolbina Olga Nikolaevna, Candidate of Technical Sciences, associate Professor of the Department of Applied Informatics of the Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «Russian state hydrometeorological University». 79, Voronezhskaya street, Saint Petersburg, 192007, Russia. E-mail: olya_kolbina@mail.ru.

Кочнев Александр Сергеевич, студент Санкт-Петербургского национального исследовательского университета информационных технологий, механики и оптики. 197101, Санкт-Петербург, Кронверкский проспект, д. 49. E-mail: opybook@mail.ru.

Kochnev Alexander Sergeevich, student of the Saint Petersburg national research University of information technologies, mechanics and optics. 49, Kronverksky Prospekt, Saint Petersburg, 197101, Russia. E-mail: opybook@mail.ru.

Михеев Валерий Леонидович, кандидат юридических наук, ректор федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Российский государственный гидрометеорологический университет». 192007, Санкт-Петербург, Воронежская улица, д. 79. E-mail: v.mikheev-rshu@yandex.ru.

Mikheev Valery Leonidovich, PhD in law, rector of the Federal state budgetary educational institution of higher education «Russian state hydrometeorological University». 79, Voronezhskaya street, Saint Petersburg, 192007, Russia. E-mail: v.mikheev-rshu@yandex.ru.

Яготинцева Наталья Владимировна, кандидат технических наук, доцент кафедры Прикладная информатика, федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Российский государственный гидрометеорологический университет». 192007, Санкт-Петербург, Воронежская улица, д. 79. E-mail: yagotintceva@yandex.ru.

Yagotintseva Natalia Vladimirovna, Candidate of Technical Sciences, associate Professor of the Department of Applied Informatics, Federal state budgetary educational institution of higher education «Russian state hydrometeorological University». 79, Voronezhskaya street, Saint Petersburg, 192007, Russia. E-mail: yagotintceva@yandex.ru.