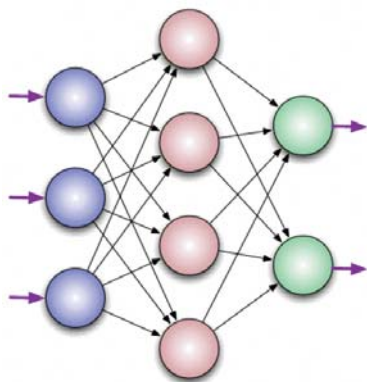


# ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ УРОВНЕЙ ЗАГРЯЗНЕНИЯ ВОЗДУХА И ВОДНЫХ ОБЪЕКТОВ



**А.А. Маслова, В.М. Панарин, К.В. Гришаков,  
Н.А. Рыбка, Е.А. Котова, Д.А. Селезнева**

**Тульский государственный университет**

Описывается процесс создания простого и эффективного инструмента для прогнозирования качества воздуха и водных объектов. Искусственные нейронные сети являются эффективным инструментом в прогнозировании концентраций взвешенных частиц тяжелых металлов. Правильный выбор входных и выходных данных с четкой зависимостью между ними необходим для получения достоверных результатов. Сделан акцент на прогнозах концентраций взвешенных частиц тяжелых металлов из-за допустимого уровня этого загрязняющего вещества, который часто превышался в Туле. Для заданных условий наилучшие результаты получены с помощью трехслойного перцептрона с алгоритмом обратного распространения.

*Ключевые слова: прогноз загрязнения, искусственные нейронные сети, алгоритм обратного распространения*

## Use of Artificial Neural Networks to Predict Levels of Air Pollution and Water Bodies

**A.A. Maslova, V.M. Panarin, K.V. Grishakov, N.A. Rybka, E.A. Kotova, D.A. Selezneva**  
Tula State University, 300012 Tula, Russia

Describes the process of creating a simple and effective tool for predicting the quality of air and water bodies. Artificial neural networks are an effective tool for predicting the concentrations of suspended particles of heavy metals. The correct choice of input and output data with a clear relationship between them is necessary to obtain reliable results. Emphasis is placed on predictions of heavy metals due to permissible level of these pollutants, which often was exceeded in Tula. For given conditions, the best results are obtained using a single-layer perceptron with a back propagation algorithm.

*Keywords: pollution forecast, artificial neural networks, back propagation algorithm*

DOI: 10.18412/1816-0395-2019-08-36-41

**В** результате деятельности промышленных предприятий в приземный слой атмосферы и водные объекты выбрасывается значительное количество вредных веществ, оказывающих негативное воздействие на здоровье человека и окружающую среду. В последнее время, несмотря на то, что число промышленных предприятий снизилось, количество аварийных ситуаций, в том числе и с выбросом вредных веществ, значительно возросло. Жизнь и здоровье персонала и жителей окрест-

ных территорий при возникновении аварийной ситуации на таких объектах находятся под угрозой. Анализ существующих в настоящее время работ в области экологического мониторинга загрязнения водных объектов и атмосферы вредными веществами показал, что они сопровождаются не только материальными потерями, но и огромными человеческими жертвами и ухудшением здоровья населения прилегающих территорий, поэтому в условиях загрязнения водных объектов и атмосферного воздуха

важное значение имеет скорость и достоверность получаемой информации. Развитие промышленности требует все большего внимания к контролю загрязнения водных объектов и атмосферного воздуха вредными веществами. Решение подобных задач невозможно без создания автоматизированной системы мониторинга загрязнения водных объектов и атмосферного воздуха промышленными предприятиями, в частности химической отрасли.

В связи с этим на государственном уровне в России

разработаны и реализуются Федеральная и входящие в нее региональные целевые программы "Снижение рисков и смягчение последствий чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера в Российской Федерации". В перечне критических технологий развития науки и техники в РФ присутствует раздел "Технологии мониторинга и прогнозирования состояния атмосферы и гидросферы". Важное место в реализуемых проектах и программах отводится разработке и внедрению автоматизированных систем мониторинга загрязнения водных объектов и атмосферы для поддержки принятия управленческих решений, в том числе и с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС) [1–3].

Высокий уровень загрязнения воздуха в настоящее время является проблемой многих районов плотной городской застройки. Превышение допустимых концентраций многих загрязняющих веществ в сочетании с неблагоприятными погодными условиями приводят к формированию смога, что, в свою очередь, приводит к ухудшению качества жизни в городских районах и может вызвать множество заболеваний. Одной из целей мониторинга качества воздуха в этих районах является обнаружение превышения допустимых концентраций загрязняющих веществ. Получение достоверных прогнозов возникновения высоких уровней загрязнения воздуха позволяет проводить профилактические мероприятия.

В связи с вышесказанным в последние годы было уделено внимание совершенствованию методов моделирования явлений, происходящих в окружающей среде, включая создание прогноза качества воздуха и водных объектов. Как известно, генерация прогнозов может основываться на статистических или детерминированных моделях.

Имеются анализы, основанные на моделировании метеоро-

логических полей и дисперсий загрязнения в детерминированных моделях. Прогнозирование системы распространения загрязнения воздуха и водных объектов является одной из таких моделей. Обычно детерминированные модели являются более сложными как в построении, так и в последующей с ними работой. Статистические модели являются более простыми, но имеют ряд недостатков. Они создаются на основе множественной серии измерений и позволяют оперировать данными только определенных точек измерений [4–8].

### *Экспериментальная часть*

Искусственная нейронная сеть относится к группе статистических математических моделей. Стоит отметить, что возможности использования нейронных сетей различны. Они используются не только для обеспечения экологического мониторинга атмосферного воздуха и водных объектов, но и в экономике, медицине, промышленности и т.д. Возможность работать с переменными динамическими данными и их прогнозирование являются преимуществом таких систем.

Существует ряд работ, посвященных прогнозированию загрязнения окружающей среды на основе искусственных нейронных сетей. Можно предсказать концентрацию определенного загрязнителя или возникновение некоторого ряда (диапазона) таковых в исследуемой области.

Следует помнить, что невозможно создать одну модель нейронной сети, которая будет одинаково хорошо работать для каждого загрязнителя и для каждого типа местности. Выбор его архитектуры включает число и тип нейронов, а выбор алгоритма обучения может существенно повлиять на его эффективность. Модели и архитектура нейронной сети должны изучаться индивидуально для каждого случая.

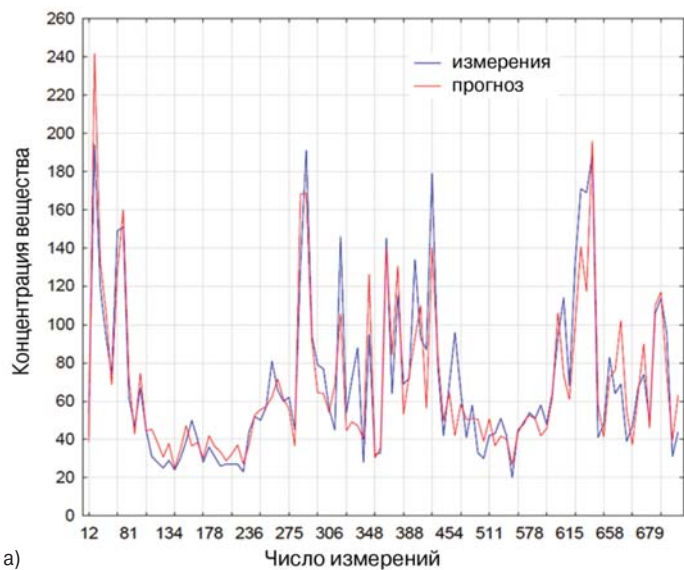
В этой статье мы остановимся на прогнозах концентрации

взвешенных частиц тяжелых металлов. Допустимый уровень этих загрязнителей часто превышает в крупных промышленных городах России.

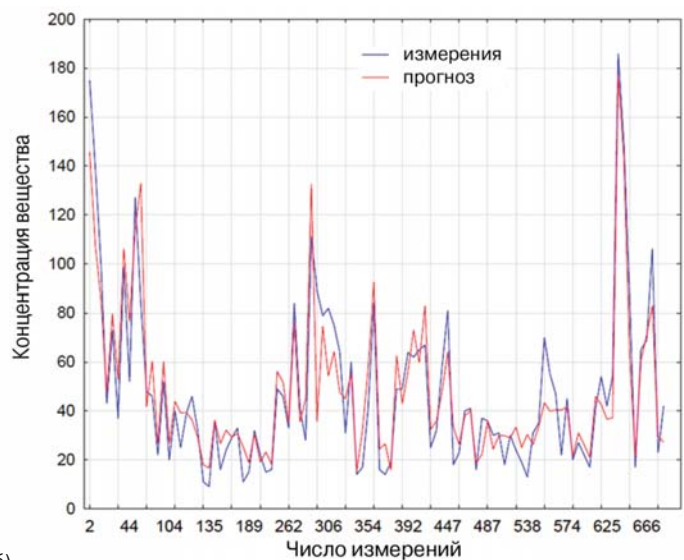
В последнее время наблюдается интенсивное развитие алгоритмов в искусственном интеллекте. Искусственные нейронные сети были одними из первых алгоритмов этого типа. Их характерная особенность заключается в том, что они могут быть использованы для решения проблемы в условиях неполной информации без знания аналитической зависимости между входными и выходными данными. Эта особенность приводит к тому, что ИНС являются очень важным инструментом для моделирования сложных неизвестных отношений между переменными. Они широко используются в различных сферах: в классификации, анализе и обработке изображений, прогнозировании временных рядов, анализе производственных проблем, анализе цен, прогнозе погоды и т.д. [9, 10].

В области охраны окружающей среды ИНС можно использовать для предоставления отсутствующих данных из мониторинга окружающей среды, прогнозирования уровней загрязнения воздуха и воды, уровня звука, автоматического анализа изображения и интерпретации результатов биологического мониторинга, оценки воздействия на окружающую среду и многих других проблем.

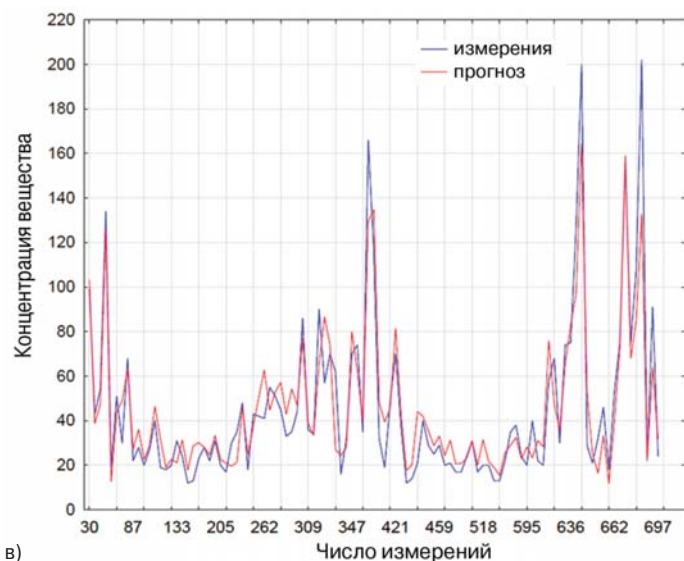
Существует много работ, в которых обсуждаются ИНС. Также существует большое число работ, посвященных прогнозированию уровня загрязнения воздуха на основе ИНС. Большинство исследований сосредоточено на краткосрочных и долгосрочных прогнозах уровней концентрации оксидов азота (NO<sub>x</sub>) и твердых частиц PM<sub>10</sub> в качестве факторов, определяющих возникновение смога. Есть также статьи, посвященные прогнозам уровней концентрации других за-



а)



б)



в)

**Измеренные и спрогнозированные посредством ИНС концентрации взвешенных частиц тяжелых металлов на ПАО "Тулачермет" (а), ПАО "КМЗ" (б) и проспекте Ленина (в)**

Measured and predicted by ANN concentration of suspended particles of heavy metals on PJSC "Tulachermet" (a), PJSC "KMZ" (b) and Lenin Avenue (c)

грязнителей воздуха, например: оксид серы ( $SO_2$ ). Эти прогнозы были сделаны на основе метеорологических данных, данных о выбросах загрязнителей воздуха и т.д. Другие исследования посвящены заполнению пробелов в данных мониторинга на основе существующих данных.

Существует множество типов ИНС, которые различаются по структуре и принципу работы, например полностью соединенные сети прямого распространения, известные как многослойный перцептрон (МСП) или радиальные базовые функциональные сети (РБФ). Основная структура ИНС состоит из трех типов слоев — нейронов (взаимосвязанных узлов). Первый — это входной уровень, где вводятся данные. Второй — скрытый уровень, в котором обрабатываются данные для получения необходимых промежуточных данных и для определения окончательного решения. Скрытый слой может быть одним или их может быть несколько. Третий слой — это выходной слой, где производятся результаты. В процессе определения многослойной нейронной сети сначала нужно указать количество слоев и число нейронов каждого слоя. Число нейронов на входе равно числу компонентов признаков. Один скрытый слой достаточен для решения большинства проблем классификации. Число нейронов скрытого слоя зависит от сложности поставленной задачи.

При применении ИНС для более сложных проблем требуется больше нейронов в скрытом слое. Количество нейронов в выходном слое равно числу предопределенных классов (в задаче классификации) или количеству выходных данных (в задачах прогнозирования).

Данные, проходящие через нейроны, модифицированы весом и передаточными функциями, поэтому при определении нейронной сети мы также должны указать тип функции

активации нейронов (нелинейную связь между сигналом полной стимуляции нейронов и его ответом), обучение алгоритма (используемый для определения лучших весов) и размер поднабора данных обучения, валидации и тестирования. Во многих случаях функция активации принимает форму сигмоидной (логистической) функции или гиперболического тангенса (часто работает лучше, чем логистическая функция). Другие функции активации могут быть линейными, экспоненциальными, синусоидными или гауссовыми (используется в сетях RBF).

Также следует отметить основные алгоритмы обучения для определения лучших значений веса нейрона. Самым популярным алгоритмом обучения МСП является алгоритм обратного распространения. Этот простой алгоритм довольно медленный, но очень эффективный. Он работает, настраивая значения веса нейрона так, чтобы минимизировать ошибку между фактическими и желаемыми выходами (путем распространения ошибки обратно в сеть).

В некоторых случаях значения веса нейрона в МСП модифицируются в процессе обучения во время алгоритмов сопряженного градиента.

Переоснастка нейронной сети является отрицательным явлением, которое может возникнуть в процессе обучения. Процесс проверки должен способствовать избеганию подобных явлений. В целях повышения надежности конечная модель сети тестируется с использованием конечных данных.

Каждый конкретный случай должен быть представлен в трех этапах: обучение, проверка и тестирование.

Огромная популярность ИНС и их широкое применение привели к появлению программных пакетов для моделирования нейронных сетей.

Нейронные сети получили широкое применение в статистике. Программные пакеты позволяют использовать раз-

личные нейронные сети, методы обучения, функции активации и функции ошибок.

ИНС учится путем сравнения входных и выходных данных, поэтому правильный выбор набора данных очень важен для построения модели нейронной сети. Стоит отметить, что должны использоваться только те входные данные, которые влияют на выходные данные. Внедрение входных данных, не связанных с прогнозируемыми данными модели, ухудшает работу сети. Набор входных данных, содержащий концентрации выбранных загрязнителей воздуха и метеорологических данных, обычно используется для прогнозирования уровня концентрации другого загрязнителя воздуха. Кроме того, можно использовать данные о выбросах загрязняющих веществ в данной области и в потоке движения. Для создания модели нейронной сети мы можем использовать временные данные, среднечасовые или среднесуточные данные [11–17].

В этой статье для создания ИНС, которая предсказывает концентрацию взвешенных частиц тяжелых металлов, что является основной причиной возникновения смога, были использованы метеорологические данные и данные о концентрациях тяжелых металлов, которые получают на измерительных станциях. Среднесуточные концентрации в период с 1 января 2012 г. по 31 декабря 2013 г. были зарегистрированы на трех измерительных станциях, действующих в Туле в рамках государственной программы мониторинга окружающей среды.

На станции возле ПАО "Тулалачермет" оценивается уровень загрязнения. На второй станции ПАО "Косогорский металлургический завод" измеряется уровень промышленных загрязнений. Станция, расположенная по пр. Ленина в г. Тула, является фоновой станцией. Измерение взвешенных частиц тяжелых металлов выполняется автоматически.

Существуют измеренные уровни концентрации других загрязняющих веществ, кроме взвешенных частиц тяжелых металлов, на вышеупомянутых измерительных станциях. Эти загрязняющие вещества: оксид азота ( $\text{NO}_2$ ), оксид азота ( $\text{NO}_4$ ), оксид серы ( $\text{SO}_4$ ), оксид углерода ( $\text{CO}_2$ ), бензол, озон (измеренный на воздухе), свинец, кадмий, мышьяк, бензо(а)пирен (измеряемый в твердых частицах). Данные, собранные во время измерений, отображены на веб-сайте Росприроднадзора.

В исследованиях авторов набор входных данных состоял из метеорологических данных (максимальная, минимальная и средняя температура, средняя скорость ветра, средняя температура предыдущего дня) и средних суточных концентраций твердых частиц предыдущего дня. Используемые модели нейронных сетей имеют одну прогнозируемую величину — это концентрация твердых частиц тяжелых металлов. Результаты показывают, что для всех экспериментов данные случайным образом разделяются на три отдельных подмножества: 75 % для подмножества обучения, 15 % для проверки и 15 % для тестирования. Различные

**Характеристики МСП станций мониторинга**  
Characteristics of ICP monitoring stations

Станция мониторинга	Количество нейронов по слоям			Коэффициент достоверности	Наибольшее расхождение результатов измерений и прогнозирования, мкг
	входной	скрытый	выходной		
ПАО "Тулалачермет"	6	13	1	0,908	12,64
ПАО "КМЗ"	6	18	1	0,921	9,92
Пр-т Ленина	6	15	1	0,933	9,89

**Примечание.** Алгоритм обучения ОР.

типы нейронных сетевых архитектур были построены и испытаны, чтобы найти лучшую сеть для каждой измерительной станции. Во всех проверенных случаях сети МСП с одним скрытым слоем достигли лучших результатов, чем РБФ сетей. Наилучшие результаты были достигнуты, когда сети МСП прошли обучение посредством алгоритма обратного распространения (ОР). Результаты проведенных испытаний приведены в таблице.

Из таблицы можно видеть, что использование алгоритма обратного распространения дает коэффициенты достоверности выше 0,9 для каждой станции. Наименьшая средняя абсолютная величина между настоящим (реальным) значением и спрогнозированным значением (для подмножества тестирования) составила 9,89 мкг для станции ПАО "КМЗ". Самый большой был равен 12,64 мкг для станции ПАО "Тулачермет".

Способность сети с многослойным персептроном для прогнозирования концентрации взвешенных частиц тяжелых металлов иллюстрирует рис. 1. Синие линии показывают полученные значения концентраций, красные линии показывают спрогнозированные значения.

Как мы видим, нейронные сети получили высокую достоверность во всех случаях. Можно заметить, что распределения разностей между ожидаемым значением и прогнозируемым значением схожи для каждой измерительной станции. Большинство различий находится в диапазоне от -10 до 10 мкг. Эксперименты показывают, что 57,7 % результатов, полученных для станции ПАО "Тулачермет", находятся в этом диапазоне. Эти значения составляют 73,3 и 61,5 % для станций на пр. Ленина и станции ПАО "КМЗ" соответственно. Важно также отметить, что для каждой измерительной станции различия между полученным значением и прогнозируемым значением меньше для концентраций нижних диапазонов взвешенных частиц тяжелых металлов. Одновременно в наборе данных, используемом в процессе обучения, преобладают случаи концентрации взвешенных частиц тяжелых металлов ниже 100 мкг [11–17].

### Заключение

Наиболее приоритетно стоит задача создания простого и эффективного инструмента для прогнозирования качества воздуха и водных объектов. Как показали исследования ав-

торов, ИНС являются эффективным инструментом в прогнозировании концентраций взвешенных частиц тяжелых металлов.

Авторы сосредоточились на прогнозах концентраций взвешенных частиц тяжелых металлов из-за допустимого уровня этого загрязняющего вещества, который часто превышался в Туле. Оказалось, что для наших условий наилучшие результаты были получены с помощью трехслойного персептрона с алгоритмом обратного распространения. Во всех случаях нейронные сети хорошо себя проявили. Коэффициенты корреляции были выше 0,9 для каждой измерительной станции. Распределение различий между измеренным значением и прогнозируемым значением было одинаковым для каждой измерительной станции. Средние абсолютные значения указанных различий находились в диапазоне 9,89 и 12,64 мкг. В нашем случае нейронная сеть обучалась на срок 1 год. В связи с этим срок прогнозирования составляет 1 год, но чем меньше временной отрезок, тем более точно работает сеть. Ссылаясь на представленные результаты, можно сделать вывод, что производительность сетей МСП является удовлетворительной.

Материалы подготовлены в рамках Гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских ученых — докторов наук (конкурс МД-2018).

### Литература

1. Бурман В.М., Кропотов Ю.А. Автоматизированная распределенная система экологического мониторинга окружающей среды модульного типа. Известия ОрелГТУ. Серия "Информационные системы и технологии". 2008. № 1–2/269(544). С. 53–57.
2. Кантюков Р.А., Панарин В.М., Горюноква А.А., Гришаков К.В. Информационно-измерительная система построения полей загрязнения атмосферного воздуха при разрыве магистральных газопроводов. Успехи в химии и химической технологии. 2016. Т. 30. № 2 (171). С. 141–142.
3. Кононов Д.А., Кульба В.В. Экологический менеджмент: сценарии развития объектов и управление экологической обстановкой. Инженерная экология. 1996. № 6. С. 78–99.
4. Каплунов Ю.В., Климов С.Л., Красавин А.П., Харионовский А.А. Концептуальные основы экологии в угольной промышленности на 2000–2002 годы. Уголь. 2000. №1. С. 68–72.

### References

1. Burman V.M., Kropotov Yu.A. Avtomatizirovannaya raspredelennaya sistema ekologicheskogo monitoringa okruzhayushchei sredy modul'nogo tipa. Izvestiya OrelGTU. Seriya "Informatsionnye sistemy i tekhnologii". 2008. № 1–2/269(544). S. 53–57.
2. Kanyukov R.A., Panarin V.M., Goryunkova A.A., Grishakov K.V. Informatsionno-izmeritel'naya sistema postroeniya polei zagryazneniya atmosfernogo vozdukhа pri razryve magistral'nykh gazoprovodov. Uspekhi v khimii i khimicheskoi tekhnologii. 2016. T. 30. № 2 (171). S. 141–142.
3. Kononov D.A., Kul'ba V.V. Ekologicheskii menedzhment: stsenarii razvitiya ob"ektov i upravlenie ekologicheskoi obstanovkoi. Inzhenernaya ekologiya. 1996. № 6. С. 78–99.
4. Kaplunov Yu.V., Klimov S.L., Krasavin A.P., Kharionovskii A.A. Kontseptual'nye osnovy ekologii v ugol'noi promyshlennosti na 2000–2002 gody. Ugol'. 2000. №1. S. 68–72.

5. **Кропотов Ю.А., Суворова Г.П.** Марковские модели в автоматизированной системе мониторинга и прогнозирования экологического состояния промышленной зоны. Известия ОрелГТУ. Серия "Информационные системы и технологии". 2008. № 1–3/269(544). С. 113–118.
6. **Крупнов А.Е., Скородумов А.И., Павлов В.Г.** Задачи построения сетей связи третьего поколения в России. Мобильные системы. Спецвыпуск, посвященный 5-летию Ассоциации 3G. 2004. С. 49–57.
7. **Ларкин Е.В., Панарин М.В.** Диспетчеризация транспортно-энергосистем. ХХУИИ Научная сессия, посвященная Дню радио. Тула, НТОРЭС им. А.С. Попова. 2010. С. 58–61.
8. **Маслова А.А., Фурсова Д.С.** Сточные воды и их очистка. Докл. XX Междунар. науч.-техн. конф. "Современные проблемы экологии". Тула, Инновационные технологии, 2018. С. 49–50.
9. **Горюнкova А.А. и др.** Метод определения расположения станций экологического контроля качества среды горнопромышленных регионов. Матер. 7-ой Междунар. конф. "Социально-экономические и экологические проблемы горной промышленности, строительства и энергетики". Тула, 2011. Т. 2. С. 293–297.
10. **Мешалкин В.П., Панарин В.М., Рыбка Н.А., Горюнкova А.А.** Оценка рассеивающей способности атмосферы химического комплекса и особенности его мониторинга (на примере города Новомосковска тульской области). Химическая промышленность сегодня. 2017. № 4. С. 29–34.
11. **Натхина Р.И.** Моделирование процессов распространения многокомпонентных промышленных выбросов. М., Наука, 2001. 234 с.
12. **Суворова Г.П.** Автоматизированная система экологического контроля предприятия. Межвуз. сб. научн. тр. "Методы и устройства передачи и обработки информации". Вып. 4. Под ред. В.В. Ромашова, В.В. Булкина. СПб., Гидрометеоздат, 2004. С. 347.
13. **Суворова Г.П.** Функциональная структура системы экологического мониторинга промышленного региона. Тр. Междунар. науч. конф. "Инновационный потенциал естественных наук". Перм. Ун-т; Естественнонаучн. Ин-т [и др.]. Пермь, РИО Пермского университета, 2006. Т. II. Экология и рациональное природопользование. Управление инновационной деятельностью. С. 139–144.
14. **Якунина И.В., Попов Н.С.** Методы и приборы контроля окружающей среды. Экологический мониторинг. Учеб. пособие. Тамбов, Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2009. 188 с.
15. **Мешалкин В.П., Лесных В.В., Путилов А.В., Горюнкova А.А.** Организация мониторинга загрязнения атмосферы химически опасными объектами. Цветные металлы. 2015. № 4. С. 85–88.
16. **Горюнкova А.А.** Современное состояние и подходы к разработке систем мониторинга загрязнения атмосферы. "Известия ТулГУ. Технические науки". Изд-во ТулГУ. 2013. Вып.11. С. 251–260.
17. **Kapias T., Griffiths R.F.** Accidental releases of titanium tetrachloride (TiCl<sub>4</sub>) in the context of major hazards — spill behavior using reactpool. Hazardous Mater. 2005. Vol. 119. № 3. P. 41–52.
5. **Kropotov Yu.A., Suvorova G.P.** Markovskie modeli v avtomatizirovannoi sisteme monitoringa i prognozirovaniya ekologicheskogo sostoyaniya promyshlennoi zony. Izvestiya OrelGTU. Seriya "Informatsionnye sistemy i tekhnologii". 2008. № 1–3/269(544). S. 113–118.
6. **Krupnov A.E., Skorodumov A.I., Pavlov V.G.** Zadachi postroeniya setei svyazi tret'ego pokoleniya v Rossii. Mobil'nye sistemy. Spetsvypusk, posvyashchennyi 5-letiyu Assotsiatsii 3G. 2004. S. 49–57.
7. **Larkin E.V., Panarin M.V.** Dispetcherizatsiya transportirovki energonositelei. KhKhYIII Nauchnaya sessiya, posvyashchennaya Dnyu radio. Tula, NTORES im. A.S. Popova. 2010. S. 58–61.
8. **Maslova A.A., Fursova D.S.** Stochnye vody i ikh ochistka. Dokl. XX Mezhdunar. nauch.-tekhn. konf. "Sovremennye problemy ekologii". Tula, Innovatsionnye tekhnologii, 2018. S. 49–50.
9. **Goryunkova A.A. i dr.** Metod opredeleniya raspolozheniya stantsii ekologicheskogo kontrolya kachestva sredy gornopromyshlennykh regionov. Mater. 7-oi Mezhdunar. konf. "Sotsial'no-ekonomicheskie i ekologicheskie problemy gornoj promyshlennosti, stroitel'stva i energetiki". Tula, 2011. T. 2. S. 293–297.
10. **Meshalkin V.P., Panarin V.M., Rybka N.A., Goryunkova A.A.** Otsenka rasseivayushchei sposobnosti atmosfery khimicheskogo kompleksa i osobennosti ego monitoringa (na primere goroda Novomoskovska tul'skoi oblasti). Khimicheskaya promyshlennost' segodnya. 2017. № 4. S. 29–34.
11. **Natkhina R.I.** Modelirovanie protsessov rasprostraneniya mnogokomponentnykh promyshlennykh vybrosov. M., Nauka, 2001. 234 s.
12. **Suvorova G.P.** Avtomatizirovannaya sistema ekologicheskogo kontrolya predpriyatiya. Mezhvuz. sb. nauchn. tr. "Metody i ustroystva peredachi i obrabotki informatsii". Vyp. 4. Pod red. V.V. Romashova, V.V. Bulkina. SPb., Gidrometeoizdat, 2004. S. 347.
13. **Suvorova G.P.** Funktsional'naya struktura sistemy ekologicheskogo monitoringa promyshlennogo regiona. Tr. Mezhdunar. nauch. konf. "Innovatsionnyi potentsial estestvennykh nauk". Perm. Un-t; Estestvennonauchn. In-t [i dr.]. Perm', RIO Permskogo universiteta, 2006. T. II. Ekologiya i ratsional'noe prirodopol'zovanie. Upravlenie innovatsionnoi deyatelnost'yu. S. 139–144.
14. **Yakunina I.V., Popov N.S.** Metody i pribory kontrolya okruzhayushchei sredy. Ekologicheskii monitoring. Ucheb. posobie. Tambov, Izd-vo Tamb. gos. tekhn. un-ta, 2009. 188 s.
15. **Meshalkin V.P., Lesnykh V.V., Putilov A.V., Goryunkova A.A.** Organizatsiya monitoringa zagryazneniya atmosfery khimicheskimi opasnymi ob'ektami. Tsvetnye metally. 2015. № 4. S. 85–88.
16. **Goryunkova A.A.** Sovremennoe sostoyanie i podkhody k razrabotke sistem monitoringa zagryazneniya atmosfery. "Izvestiya TulGU. Tekhnicheskie nauki". Izd-vo TulGU. 2013. Vyp.11. S. 251–260.
17. **Kapias T., Griffiths R.F.** Accidental releases of titanium tetrachloride (TiCl<sub>4</sub>) in the context of major hazards — spill behavior using reactpool. Hazardous Mater. 2005. Vol. 119. № 3. P. 41–52.

A.A. Маслова — д-р техн. наук, доцент, Тульский государственный университет, 300012 Россия, г. Тула, пр. Ленина 92, e-mail: anna\_zuykova@rambler.ru • В.М. Панарин — д-р техн. наук, зав. кафедрой, e-mail: panarin-tsu@yandex.ru • К.В. Гришаков — аспирант, e-mail: grishakoff.kirill@yandex.ru • Н.А. Рыбка — аспирант, e-mail: nirk.ecolog@mail.ru • Е.А. Котова — аспирант, e-mail: Ellkotova@outlook.ru • Д.А. Селезнева — магистрант, e-mail: dafomi@mail.ru

A. A. Maslova — Dr. Sci. (Eng.), Associate Professor, Tula State University, 300012 Russia, Tula, Lenin prospect 92, e-mail: anna\_zykova@rambler.ru • V.M. Panarin — Dr. Sci. (Eng.), Head of Department, e-mail: Panarin-tsu@yandex.ru • K.V. Grishakov — Post-graduate Student, e-mail grishakoff.kirill@yandex.ru • N.A. Rybka — Post-graduate Student, e-mail nirk.ecolog@mail.ru • E.A. Kotova — Post-graduate Student, e-mail: Ellkotova@outlook.ru • D.A. Selezneva — Graduate Student, e-mail: dafomi@mail.ru