

Научная статья
УДК 004.942
<https://doi.org/10.24143/2072-9502-2022-2-14-21>

Выявление сбоев датчиков на основе эколого-экономических параметров работы котельной с использованием нейросети

Л. И. Филинков^{1*}, А. М. Лихтер², А. Г. Кокуев³, В. В. Глебов⁴, Д. В. Денисов⁵

^{1, 2, 4, 5}Астраханский государственный университет,
Астрахань, Россия, Leonid_filinkov@mail.ru*

³Астраханский государственный технический университет,
Астрахань, Россия

Аннотация. Работа котлоагрегатов зачастую сопровождается выходом из строя датчиков по тем или иным причинам, при этом их показания не всегда соответствуют действительности. На Ульяновской ТЭЦ-1 в январе 2021 г. был проведен эксперимент по снятию основных технологических параметров котлоагрегата № 1. Полученные в ходе эксперимента статистические данные легли в основу обучающей выборки для нейронной сети. Для решения проблемы с предсказанием одного из параметров было принято решение по созданию однослойной нейронной сети, основанной на регрессии многих переменных. В качестве предсказываемого параметра приняли содержание оксидов в дымовых газах. Нейронная сеть представляет собой однослойную сеть с одним выходным нейроном и четырьмя входными. После полного обучения нейронной сети был проведен тест на правильность предсказания на основе тестовых данных. Ошибка тестовых предсказаний составила 0,0076, что свидетельствует о высокой точности разработанной нейронной сети. Для удобства получения предсказания с помощью нейронной сети и вывода дополнительных данных (КПД) была разработана функция, которая на вход принимает следующие значения: расход природного газа, содержание O₂ в уходящих газах, расход пара за котлом и температура уходящих дымовых газов. На основе входных данных делается предсказание содержания NO_x в уходящих газах. Данное предсказанное значение параметра сравнивается с фактически измеренным и на основе этого делается вывод о необходимости замены или калибровки датчика. Данная функция позволяет усовершенствовать существующие системы поддержки принятия решений, снизить процент ложных подсказок.

Ключевые слова: котлоагрегат, датчик, технологические параметры, содержание кислорода, паропроизводительность, оксиды азота, температура, погрешность измерения, нейронная сеть, система поддержки принятия решений

Для цитирования: Филинков Л. И., Лихтер А. М., Кокуев А. Г., Глебов В. В., Денисов Д. В. Выявление сбоев датчиков на основе эколого-экономических параметров работы котельной с использованием нейросети // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2022. № 2. С. 14–21. <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2022-2-14-21>.

Original article

Detecting sensor failures based on environmental and economic parameters of boiler room operation using neural network

L. I. Filinkov^{1*}, A. M. Likhter², A. G. Kokuev³, V. V. Glebov⁴, D. V. Denisov⁵

^{1, 2, 4, 5}Astrakhan State University,
Astrakhan, Russia, Leonid_filinkov@mail.ru*

³Astrakhan State Technical University,
Astrakhan, Russia

Abstract. Operation of boiler units is often followed by the sensors failure, their readings are not true by any reason. At the Ulyanovsk TPP-1 in January 2021, an experiment was carried out to clear the main technological parameters of the boiler unit No. 1. The statistical data obtained in the experiment formed the basis of the training sample for the neural network. To solve the problem of predicting one of the parameters, it was decided to create a single-layer neural network based on regression of many variables. The content of oxides in flue gases was taken as a predicted parameter. A neural network is a single-layer network with one output neuron and four input neurons. After fully train-

ing of the neural network, a prediction accuracy test was performed based on test data. The test prediction error was 0.0076, which indicates the high accuracy of the developed neural network. For the convenience of obtaining predictions using a neural network and outputting additional data (efficiency), a function was developed that takes the following values at the input: natural gas consumption, O₂ content in flue gases, steam consumption behind the boiler and temperature of flue gases. Based on the input data, a prediction of the NO_x content in the flue gas is made. This predicted parameter value is compared with the actually measured value, and based on this, it is concluded that the sensor needs to be replaced or calibrated. This function allows improving the existing decision support systems by reducing the percentage of false prompts.

Keywords: boiler unit, sensor, process-dependent parameters, oxygen content, steam production, nitrogen oxides, temperature, measurement error, neural network, decision support system

For citation: Filinkov L. I., Likhter A. M., Kokuev A. G., Glebov V. V., Denisov D. V. Detecting sensor failures based on environmental and economic parameters of boiler room operation using neural network. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, Computer Science and Informatics*. 2022;2:14-21. (In Russ.) <https://doi.org/10.24143/2073-5529-2022-2-14-21>.

Введение

Существующие системы поддержки принятия решений (СППР) помогают сделать лицам, принимающим решение (ЛПР) на стационарных источниках загрязнений (котельных и тепловых электростанциях), правильный, математически обоснованный выбор по использованию того или иного способа снижения величины выбросов вредных веществ в атмосферу [1–3]. Часто при работе котлоагрегатов датчики, задействованные в работе СППР, по тем или иным причинам выходят из строя, либо их показания не соответствуют действительности. Например, содержание кислорода в дымовых газах измеряют с помощью установленных в дымовом тракте котлоагрегата «твердоэлектролитных датчиков» с платиновым напылением с внутренней и внешней сторон. Часто в момент растопки котлоагрегата на датчике скапливается влага из продуктов сгорания, вследствие чего датчик выдает некорректный сигнал. На основе подсказки от СППР оператор может ошибочно принять то или иное решение, не подвергнув критическому анализу показания с датчика кислорода.

Если же оператор котельной имеет большой опыт, он вызывает группу режимной наладки, которая с помощью переносного газоанализатора измеряет истинное значение концентрации кислорода. Проблема состоит в том, что с момента вызова группы режимной наладки может пройти несколько часов (и даже несколько дней – если растопка котла происходит в праздничные или выходные дни), что может привести к значительным финансовым потерям из-за ошибочных решений, поэтому найти способ уйти от проблем с входными показаниями для СППР – важная производственная задача. Кроме того, в статье предлагается перейти от экологических показателей работы энергогенерирующего предприятия к экономическим. По нашему мнению, именно это может оказаться действенным и быть выгодным как владельцу предприятия, так и окружающей среде в вопросах, связанных со снижением экологического воздействия.

Эксперимент по снятию характеристик процесса горения в котлоагрегате

На Ульяновской ТЭЦ-1 в январе 2021 г. был проведен эксперимент по снятию основных технологических параметров котлоагрегата № 1. Этими основными параметрами были расход природного газа, содержание кислорода в дымовых газах, содержание оксидов азота в дымовых газах, паропроизводительность, температура дымовых газов t_{yx} за водяным экономайзером. Фиксация данных происходила в автоматическом режиме каждые 30 с. Данные архивировались в формат xls. На основе экспериментальных данных авторы также рассчитали КПД котлоагрегата по методике Равича.

При расчете КПД использовалась следующая формула:

$$\eta = 100 - q_2 - q_3 - q_4 - q_5 - q_6,$$

где q_2 – потери тепла с уходящими из котла газами, %; q_3 – потери тепла от химической неполноты сгорания топлива, %; q_4 – потери тепла от механической неполноты сгорания топлива, %; q_5 – потери тепла всеми элементами котельного агрегата в окружающую среду, %; q_6 – потери теплоты с физическим теплом шлаков, %.

При составлении баланса для газообразного топлива q_4 и q_6 были приняты равными 0, $q_2 = 0,01 \cdot z(t_{yx} - t_a)$, значение z для природного газа было принято равным 5,1. Ввиду отсутствия точных данных температура воздуха после воздухоподогревателя t_b принята равной 150 °С.

На основании РД 34.26.706 «Типовая энергетическая характеристика котла ТГМ-96Б при сжигании мазута» значение q_5 принято изменяющимся линейно от 0,75 до 0,38 % по мере увеличения паропроизводительности D от 195 до 500 т/ч. Математически это описывается формулой $q_5 = 0,0012 \cdot D + 0,75$. Кроме того, удобно работать не с параметром «Содержание кислорода в дымовых газах, %», а с коэффициентом избытка воздуха α . Для этого был осуществлен переход от одного параметра к другому с помощью формулы

$$\alpha = \frac{21}{21 - O_2},$$

Филинков Л. И., Лихтер А. М., Кокуев А. Г., Глебов В. В., Денисов Д. В. Выявление сбоев датчиков на основе эколого-экономических параметров работы котельной с использованием нейросети

где O_2 – содержание кислорода в дымовых газах, %. В процессе эксперимента коэффициент находился в диапазоне 1–1,15. Потери тепла q_3 из-за химического недожога рассчитаны по общеизвестной [4] формуле

$$q_3 = 0,01 (3\,016 \cdot CO' + 2\,576 \cdot H_2 + 8\,558 \cdot CH_4) / p \cdot 100.$$

Ввиду того, что в ходе эксперимента в продуктах сгорания отсутствовал водород H_2 и метан CH_4 , формула упрощается:

$$q_3 = 3016CO' / p,$$

где p – количество тепла, выделяемое при полном сгорании топлива в теоретически необходимом объеме воздуха, отнесенное к 1 м^3 сухих продуктов горения ($a = 1$), ккал/ м^3 :

$$p = Q_n / V_{cr},$$

где Q_n – низшая теплота сгорания природного газа, принятая равной $8\,115\text{ ккал}/\text{м}^3$; V_{cr} – объем сухих продуктов горения. Значения Q_n и V_{cr} взяты из табл. 7 методики Равича [4]:

$$p = 8180 / 8,3 = 985;$$

$$q_3 = 3016CO' / 985.$$

Именно таким образом величина q_3 была применена при расчете КПД котла. В ходе эксперимента ввиду отсутствия автоматической фиксации показаний концентрации C угарного газа, ppm, его концентрация была принята на основании режимной карты котла следующим образом:

$$C = \begin{cases} 0 & \text{при } D \hat{=} [0; 195]; \\ 1,78D - 347 & \text{при } D \hat{=} [195; 330]; \\ 240 & \text{при } D \hat{=} [330; 500]. \end{cases}$$

Для перехода от ppm к % использовалось соотношение $1\% = 10\,000\text{ ppm}$.

Обработка результатов эксперимента

Согласно рис. 1, по мере увеличения содержания кислорода в дымовых газах КПД котлоагрегата падает, при этом КПД не зависит от паропроизводительности котла (рис. 2).

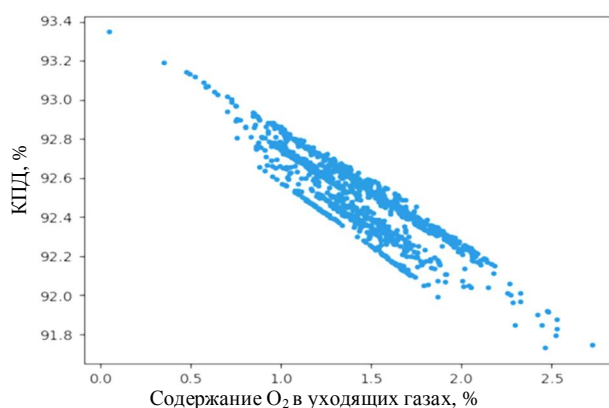


Рис. 1. Зависимость КПД от содержания кислорода в дымовых газах

Fig. 1. Dependence of efficiency on the oxygen content in flue gases

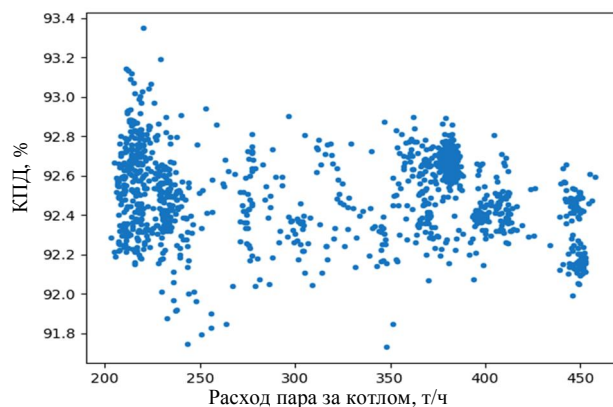


Рис. 2. Зависимость КПД от паропроизводительности котлоагрегата

Fig. 2. Dependence of efficiency on the boiler unit steam output

Однако в распоряжении авторов есть режимная карта котлоагрегата, которая однозначно показывает, что по мере роста паропроизводительности КПД должен расти. Выявленное несоответствие может свидетельствовать о необходимости проведения

внеплановой режимной наладки котлоагрегата.

Концентрация кислорода в дымовых газах не зависит от паропроизводительности (рис. 3), а концентрация оксидов азота экспоненциально зависит от паропроизводительности (рис. 4).

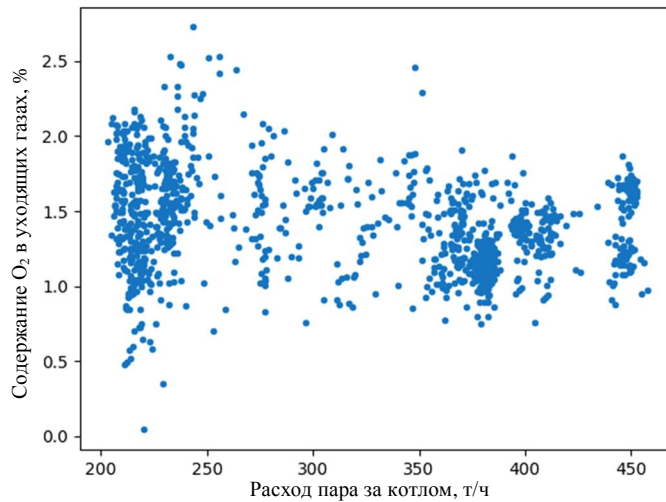


Рис. 3. Зависимость концентрации кислорода в дымовых газах от паропроизводительности

Fig. 3. Dependence of oxygen concentration in flue gases on steam capacity

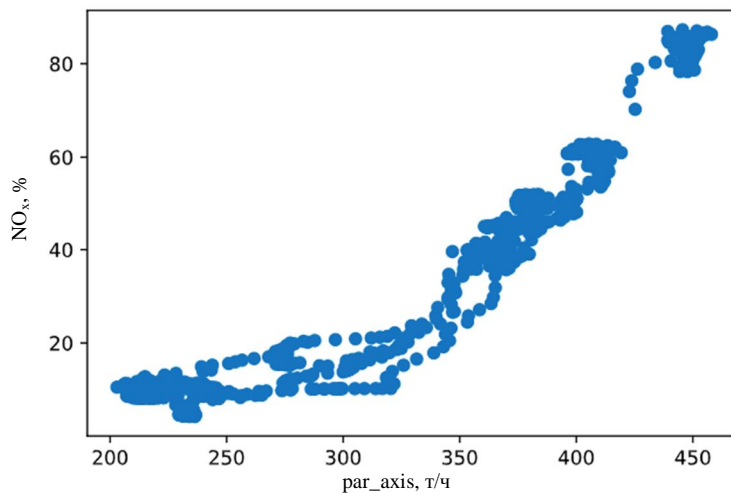


Рис. 4. Зависимость концентрации оксидов азота в дымовых газах от паропроизводительности

Fig. 4. Dependence of nitrogen oxides concentration in flue gases on steam output

Такая ситуация обусловлена тем, что увеличивается теплонапряжение в топке, способствующее более активному протеканию процесса связывания азота с кислородом и образованию тепловых оксидов азота. Общеизвестен способ снижения тепловых оксидов азота за счет снижения удельной теп-

ловой нагрузки топки котлоагрегата [5].

Также в процессе эксперимента были сняты зависимости концентрации оксидов азота, %, от температуры за котлом, °С, и температуры за котлом, °С, от паропроизводительности, т/ч (рис. 5 и 6).

Ефимков Л. Г., Диклер А. М., Кокучев А. Г., Глебов В. У., Демисов Д. У. Detecting sensor failures based on environmental and economic parameters of boiler room operation using neural network

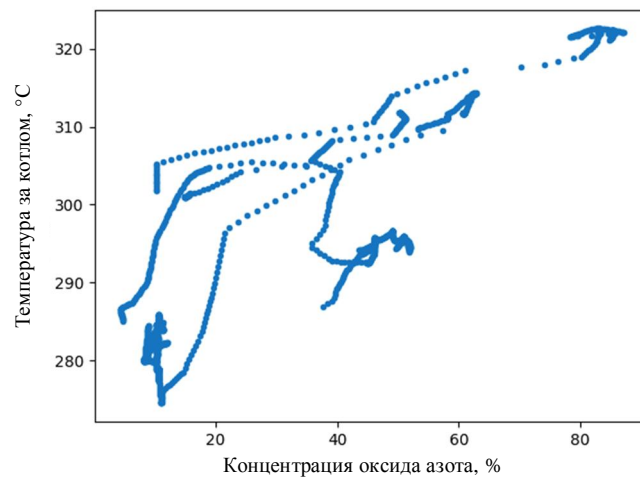


Рис. 5. Зависимость концентрации оксидов азота от температуры за котлом

Fig. 5. Dependence of nitrogen oxides concentration on temperature behind the boiler

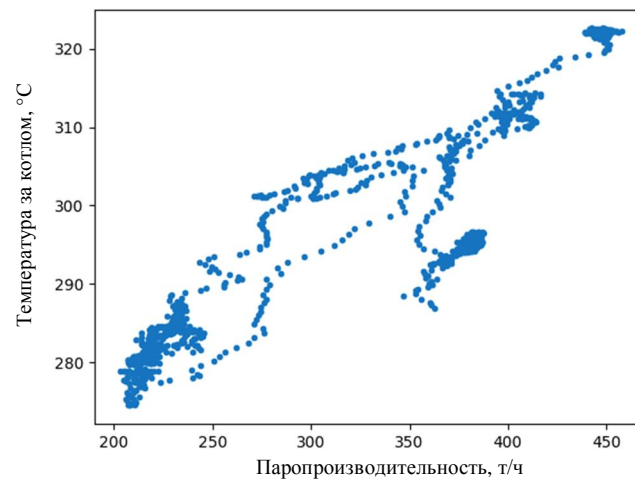


Рис. 6. Зависимость температуры за котлом от паропроизводительности

Fig. 6. Dependence of temperature behind the boiler on steam output

Было выявлено, что концентрация оксидов азота в дымовых газах растет с увеличением температуры за котлоагрегатом, которая, в свою очередь, почти прямо пропорционально зависит от паропроизводительности котла.

Из рис. 1–6 можно проследить связь между технологическими и экологическими параметрами.

Разработка нейронной сети

Полученные в ходе эксперимента статистические данные могут лечь в основу обучающей выборки для нейронной сети. Такая программа может помочь решить ряд задач. Пример решения одной из задач описан ниже.

На практике соответствующие службы котельных и ТЭЦ ежедневно проводят калибровку и ремонт приборов и датчиков, установленных на котлоагрегатах. Однако с момента обнаружения неис-

правного датчика до момента восстановления его работоспособности проходит некоторое время. Длительность этого времени (времени восстановления) есть случайная величина, которая зависит от множества факторов. В связи с этим актуальным выглядит вопрос быстрого обнаружения неисправного датчика. Сложность проблемы заключается в том, что параметры неисправного датчика могут не выходить за пределы погрешности измерения, а также наоборот, при определенных режимах выйти за пределы погрешности измерений при работоспособном состоянии датчика. Необходимо научиться предсказывать показание датчика на основе имеющихся показаний от других датчиков. Если предсказанное значение выходит за границы доверительного интервала, датчик будет считаться неисправным. Математически это условие выглядит так: если

$$\left| \frac{y_{\text{изм}} - y_{\text{предс}}}{y_{\text{изм}}} \right| > \sigma,$$

где $y_{\text{изм}}$ – измеренное значение того или иного параметра; $y_{\text{предс}}$ – предсказанное значение того или иного параметра; σ – относительная погрешность средства измерения, взятая на основе технической документации на средство измерения, то датчик неисправен.

Для решения проблемы с предсказанием одного из параметров было принято решение о создании однослойной нейронной сети, основанной на регрессии многих переменных. В качестве предсказываемого параметра приняли содержание оксидов в дымовых газах. Языком написания сети был выбран Python версии 3.8, использованные библиотеки – TensorFlow в качестве основы и Pandas для обработки имеющихся данных. В качестве входных параметров используются следующие параметры, значения которых поступают со считывающих датчиков: расход газа, содержание O_2 в уходящих газах, расход пара за котлом и температура уходящих дымовых газов. Общее количество данных, собранных с датчиков, составило 1 114 строк в таблице Excel, в связи с чем было

принято решение о разбиении данных следующим образом: 80 % данных будут являться обучающим набором, 10 % – валидационным набором, оставшиеся 10 % – тестовым набором для проверки на точность.

Сначала была проведена операция по очистке от лишних данных в таблице Excel, а именно удаление неполных данных, удаление недопустимых значений и т. п. Далее была проведена нормализация имеющихся данных к заданному диапазону, а именно от 0 до 1 для более удобного вывода и понятия данных.

Нейронная сеть представляет собой однослойную сеть с одним выходным нейроном и четырьмя входными. В качестве оптимизатора был выбран «adamax», а в качестве функции потерь – «mean_squared_error», т. к. при выборе других параметров оптимизации сеть неправильно обрабатывала данные и при обучении выдавалось значение «NaN».

Для более точного обучения было принято решение выбрать количество эпох, равное 500. По окончании обучения был построен график, демонстрирующий соотношение потери при обучении и ошибки при валидации (рис. 7).

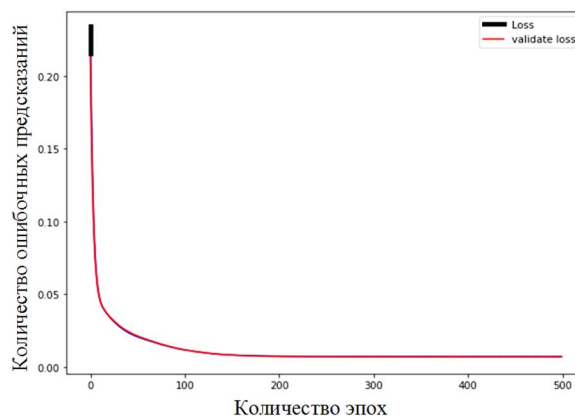


Рис. 7. Демонстрация соотношения ошибок

Fig. 7. Error ratio demonstration

Как видно из рис. 7, графики количества ошибок при обучении и валидации совпадают и уменьшаются с увеличением количества эпох обучения, а выбранное количество эпох слишком велико, можно было обойтись и меньшим количеством

(например, 200).

После полного обучения был проведен тест на правильность предсказания на основе тестовых данных (рис. 8).

```
Evaluate on test data
1/1 [=====] - 0s 18ms/step - loss: 0.0076
test loss 0.007635240908712149
Generate predictions for 3 samples
predictions shape: (112, 1)
```

Рис. 8. Результаты тестовых предсказаний

Fig. 8. Making test predictions

Filinkov I. I., Likhner A. M., Kokuev A. G., Glebov V. V., Denisov D. V. Detecting sensor failures based on environmental and economic parameters of boiler room operation using neural network

Таким образом (см. рис. 8), ошибка тестовых предсказаний составляет 0,0076, что свидетельствует о высокой точности разработанной нейронной сети.

Для удобства получения предсказания с помощью нейросети и вывода дополнительных данных (КПД) была разработана функция, которая на вход принимает следующие значения: расход природного газа, содержание O_2 в уходящих газах, расход пара за котлом и температура уходящих дымовых газов. На основе входных данных делается предсказание содержания NO_x в уходящих газах. Данное предсказанное значение параметра сравнивается с фактически измеренным и на основе этого делается вывод о необходимости замены или калибровки датчика. Данная функция позволяет усовершенствовать существующие СППР, снизив процент ложных подсказок.

Заключение

Существующие методики оценки экологического воздействия процесса горения в котлоагрегатах на воздушный бассейн имеют ряд недостатков, среди которых генерация ложных сообщений

СППР, связанная с неисправностью датчика. Неисправность датчика зачастую сложно диагностируемая ситуация. Датчик может быть физически неразрушенным, но при этом выдавать неверную информацию. Чтобы избежать подобных ситуаций, с точки зрения теории надежности, необходимо использовать избыточные (дублирующие элементы). Однако избыточный элемент, находясь в тех же условиях эксплуатации, из-за одних и тех же явлений окружающей среды может выдавать искаженную информацию. Чтобы избежать эксплуатации нескольких элементов (основного и избыточного) в одних и тех же ненормированных условиях, целесообразно применять дублирующий элемент в виде виртуального прибора, который выдает сигнал о состоянии объекта измерения на основе вычислений. Статья посвящена разработке метода повышения точности работы СППР за счет применения нейросети, оперативно отслеживающей состояние датчиков СППР. Данный метод в конечном итоге позволяет снизить негативное экологическое воздействие на воздушный бассейн, а также снизить плату [6] за негативное воздействие на окружающую среду.

Список источников

1. Вент Д. П., Волков В. Ю., Луэ Ху Дык. Интеллектуальная система выработки рекомендаций по снижению выбросов в атмосферу // Изв. Тул. гос. ун-та. Технические науки. 2012. № 3. С. 263–271.
2. Волков В. Ю., Батышклина В. В. Интеллектуальная система экологического менеджмента атмосферного воздуха промышленного кластера // Изв. Тул. гос. ун-та. Технические науки. 2012. № 3. С. 272–281.
3. Филингов Л. И., Лихтер А. М. Анализ подходов к созданию системы поддержки принятия решений по снижению выбросов в воздух от котельных // Прикасп. журн.: управление и высокие технологии. 2019. № 3. С. 10–17.

4. Методика Равича. URL: https://www.analitech.ru/files/Ravich_sm.pdf (дата обращения: 24.09.2021).
5. Таймаров М. А., Ахметова Р. В., Сунгатуллин Р. Г., Чикляев Д. Е., Чикляев Е. Г. Образование и способы снижения оксидов азота в котлах ТГ-104 с прямооточновихревыми горелками и периферийной подачей газа // Проблемы энергетики. 2016. № 9-10. С. 83–90.
6. О ставках платы за негативное воздействие на окружающую среду и дополнительных коэффициентах: Постановление Правительства РФ от 13 сентября 2016 г. № 913 (ред. от 24 января 2020 г.). URL: <https://docs.cntd.ru/document/420375216> (дата обращения: 24.09.2021).

References

1. Vent D. P., Volkov V. Iu., Lue Khu Dyk. Intel'ktual'naia sistema vyrabotki rekomendatsii po snizheniiu vybrosov v atmosferu [Intelligent system for developing recommendations to reduce emissions into atmosphere]. *Izvestiia Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2012, no. 3, pp. 263-271.
2. Volkov V. Iu., Batyshkina V. V. Intel'ktual'naia sistema ekologicheskogo menedzhmenta atmosfernogo vozdukha promyshlennogo klastera [Intelligent system of environmental management of atmospheric air in industrial cluster]. *Izvestiia Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2012, no. 3, pp. 272-281.
3. Filinkov L. I., Likhter A. M. Analiz podkhodov k sozdaniiu sistemy podderzhki priiniatii reshenii po snizheniiu vybrosov v vozdukh ot kotel'nykh [Analysis of approaches to creating decision support system to reduce air emissions from boilers]. *Prikaspiiskii zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii*, 2019, no. 3, pp. 10-17.
4. Metodika Ravicha [Ravich's methodology]. Available

- at: https://www.analitech.ru/files/Ravich_sm.pdf (accessed: 24.09.2021).
5. Taimarov M. A., Akhmetova R. V., Sungatullin R. G., Chikliaev D. E., Chikliaev E. G. Obrazovanie i sposoby snizheniia oksidov azota v kotlakh TG-104 s priamotochnovikhrevymi gorelkami i periferiinoi podachei gaza [Methods of producing and lowering and methods for reducing nitrogen oxides in TG-104 boilers with direct-flow vortex burners and peripheral supply gas]. *Problemy energetiki*, 2016, no. 9-10, pp. 83-90.
6. O stavkakh platy za negativnoe vozdeistvie na okruzhaiushchuiu srediu i dopolnitel'nykh koeffitsientakh: Postanovlenie Pravitel'stva RF ot 13 sentiabria 2016 g. № 913 (red. ot 24 yanvarya 2020 g.) [On rates of payment for negative impact on environment and additional coefficients: Decree of the Government of the Russian Federation of September 13, 2016, No. 913 (as amended on January 24, 2020)]. Available at: <https://docs.cntd.ru/document/420375216> (accessed: 24.09.2021).

Статья поступила в редакцию 29.10.2021; одобрена после рецензирования 20.02.2022; принята к публикации 05.04.2022
The article is submitted 29.10.2021; approved after reviewing 20.02.2022; accepted for publication 05.04.2022

Информация об авторах / Information about the authors

Леонид Игоревич Филинков – старший преподаватель кафедры электротехники, электроники и автоматики; Астраханский государственный университет; Leonid_filinkov@mail.ru

Leonid I. Filinkov – Senior Lecturer of the Department of Electrical Engineering, Electronics and Automation; Astrakhan State University; Leonid_filinkov@mail.ru

Анатолий Михайлович Лихтер – доктор технических наук, профессор; заведующий кафедрой общей физики; Астраханский государственный университет; Likhter@bk.ru

Anatoly M. Likhter – Doctor of Technical Sciences, Professor; Head of the Department of General Physics; Astrakhan State University; Likhter@bk.ru

Андрей Геннадьевич Кокуев – кандидат технических наук, доцент; заведующий кафедрой автоматики и управления; Астраханский государственный технический университет; kokuevag@mail.ru

Andrey G. Kokuev – Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor; Head of the Department of Automation and Control; Astrakhan State Technical University; kokuevag@mail.ru

Виктор Валерьевич Глебов – инженер отдела машинного обучения; Астраханский государственный университет; Glebov_vitia@mail.ru

Victor V. Glebov – Engineer of the Department of Machine Learning; Astrakhan State University; Glebov_vitia@mail.ru

Дмитрий Владиславович Денисов – инженер отдела машинного обучения; Астраханский государственный университет; dk.agu53@mail.ru

Dmitriy V. Denisov – Engineer of the Department of Machine Learning; Astrakhan State University; dk.agu53@mail.ru

