

МЕТОДОЛОГИЯ ОЦЕНКИ УРОВНЯ ТЕРРИТОРИАЛЬНОГО ЭКОЛОГИЧЕСКОГО РИСКА ДЛЯ ПЛАНОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТЬЮ ГОРОДСКОЙ СРЕДЫ

**Ю.А. Тунакова, С.В. Новикова, А.Р. Шагидуллин, В.С. Валиев,
Антонио Морайш**

**Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева,
Институт проблем экологии и недропользования АН РТ, г. Казань,
Лиссабонский университет**

Предложен и обоснован подход для эффективного планового управления экологической безопасностью на урбанизированной территории на локальном уровне на основе уровня территориального экологического риска. С использованием вероятностных подходов и на основе поэтапного применения интеллектуальных алгоритмов предложен способ оценки отклика чувствительных представителей населения урбанизированной территории на антропогенное воздействие. Разработанный алгоритм зонирования урбанизированной территории с помощью каскада нейронных самоорганизующихся сетей Кохонена позволяет одновременно учесть разнородные и разного размера данные, имеющие различную степень влияния на состояние исследуемых объектов окружающей среды, с произвольной точностью. Результаты зонирования урбанизированной территории предложено использовать для определения направлений ее дальнейшего использования.

Ключевые слова: урбанизированная территория, зонирование, оценка риска, отклик организма человека, нейросетевые технологии, плановое управление

Methodology for Assessing the Level of Territorial Environmental Risk for the Planned Management of Environmental Safety of the Urban Environment

Yu.A. Tunakova, S.V. Novikova, A.R. Shagidullin, V.S. Valiev, Antonio Morais

**Kazan National Research Technical University. A.N. Tupolev – KAI, 420111 Kazan, Russia,
Institute of Ecology and Subsoil Use Problems of the Academy of Sciences of the RT, 420087 Kazan, Russia,
University of Lisbon, Faculty of Architecture, 1349-063 Lisboa, R. S6 Nogueira**

An approach is proposed and justified for the effective planned management of environmental safety in an urbanized area at the local level based on the level of territorial environmental risk. Using probabilistic approaches and based on the phased application of intelligent algorithms, a method for evaluating the response of sensitive representatives of the population of an urbanized territory to anthropogenic impact. The developed zoning algorithm for an urbanized area using a cascade of Kohonen neural self-organizing networks allows you to simultaneously take into account heterogeneous and different-sized data that have varying degrees of influence on the state of the studied environmental objects with arbitrary accuracy. It is proposed to use the results of zoning of the urbanized territory to determine the directions for its further use.

Keywords: urban area, zoning, risk assessment, response of the human body, neural network technologies, planned management

DOI: 10.18412/1816-0395-2019-10-44-49

Снижение или предотвращение негативного воздействия антропогенной деятельности в пределах урбанизированных территорий на население, ликвидация накопленного экологического ущерба возможны только при создании адекватной стратегии обеспечения экологической безопасности конкретной территории. На первом этапе для форми-

рования стратегических планов дальнейшего хозяйственного освоения территории необходимо осуществить ее зонирование по уровню экологического риска, так как именно риск, как вероятность неблагоприятного сценария, позволяет интегрировать и обобщить множество факторов в виде единой характеристики, незаменимой при прогнозе экологических си-

туаций и, следовательно, разработки плановых управленческих решений. Наилучшие перспективы имеет объединение различных областей знания для решения задач оценки и управления качеством объектов окружающей среды на урбанизированной территории. Антропогенные источники воздействия на урбанизированной территории имеют свои локальные

особенности, факторы экологического риска специфичны, системы принятия природоохранных решений имеют свою структуру и особенности доступа к экологической информации, поэтому система оценки уровня экологического риска на урбанизированной территории должна создаваться именно на локальном уровне [1–5].

Любая урбанизированная территория является не простой совокупностью объектов окружающей среды, а представляет собой сложную систему, в которой эти объекты взаимосвязаны друг с другом потоками вещества [4, 5]. Поэтому в качестве маркера для оценки уровня экологического риска на урбанизированной территории были выбраны металлы, которые мигрируют между средами без трансформации, обеспечивая взаимосвязь между ними. Поступление металлов на урбанизированную территорию происходит обычно с малой интенсивностью в течение длительного времени с накоплением в депонирующих средах. Оценку полиметаллической нагрузки на урбанизированной территории необходимо проводить с учетом показателей, характеризующих как антропогенное полиметаллическое воздействие, так и отклик системы. При постоянно или продолжительно действующих слабоинтенсивных негативных факторах (повышенные концентрации металлов) на организм человека формируются определенные эффекты, отражающие адаптивные процессы на фоне накопления металлов. Известно, что пространственное воздействие антропогенной нагрузки формирует различный уровень медико-биологических откликов жителей данной территории. Количественные характеристики статичных и динамичных биосубстратов организма являются чувствительными маркерами состояния объектов окружающей среды, особенно на локальном уровне. Так, локализованное местонахождение детей-подростков и их большая чувствительность к антропогенному воздействию с откликом составов биосубстратов позволяет учитывать воздействие антропогенной полиметаллической нагрузки с территориальной дифференциацией [6, 7].

Для количественной оценки воздействия слабоинтенсивных

факторов используются модели зависимости "доза–эффект". Однако при периодически и перманентно действующих поражающих факторах даже небольшой интенсивности, происходящих в случайные моменты времени в форме опасных событий, воздействие на организм человека наступает постепенно, проявляясь по мере срыва адаптации, в первую очередь у самых уязвимых организмов [8, 9]. В этой связи зонирование показателей, характеризующих полиметаллическую нагрузку на урбанизированной территории, является нетривиальной задачей, а обобщение многомерных массивов и их классификация по совокупности признаков — важнейшей проблемой системного анализа.

Поскольку стоит задача одновременного учета и анализа разнородных и разноразмерных факторов, имеющих различную степень влияния на состояние объектов окружающей среды, то идея построения аналитической модели расчета была отвергнута. Был выбран другой подход, заключающийся в учете всех показателей, характеризующих состояние объектов окружающей среды, в процессе кластерного анализа комплексных данных. Для фиксации изменений проводится агрегация информации с кластерным анализом разнородных данных. Кластерный анализ позволяет группировать (декомпозировать) данные, обладающие схожим распределением частотных характеристик, и отделять их от "непохожих" данных. Подобная декомпозиция данных должна обладать свойством гомогенности в группах, т.е. данные в пределах одной и той же группы должны обладать схожим (в заданных условиях) распределением частотных характеристик и гетерогенностью между группами, т.е. данные, принадлежащие к разным группам, должны иметь как можно более выраженные отличия распределений. При этом число групп заранее, как правило, неизвестно [10, 11].

При дальнейшем анализе часто возникает ситуация, когда данные в одних группах обладают достаточной степенью однородности, тогда как в других кластеризация не позволяет отделить разнородные данные друг от друга. Такая ситуация возникает, когда часть наборов данных резко различается

между собой, а другая часть имеет гораздо более тонкие различия, т.е. детализация групп различна.

Для решения данной проблемы предлагается использовать разработанную авторами методику поэтапной (каскадной) кластеризации, названную методикой каскадной фильтрации. Разработанная методика отличается от стандартной кластеризации повышением точности, которое достигается многократной декомпозицией данных неким алгоритмом кластеризации для тех групп данных, детализация в которых недостаточна.

Степень детализации каждой группировки после очередного этапа кластеризации может быть оценена либо точными математическими (статистическими) методами, либо экспертно. В последнем случае эксперт на основании анализа входящих в кластер объектов и собственного опыта делает вывод, насколько, с его точки зрения, алгоритм адекватно распределил участки урбанизированной территории в группы по уровню их загрязнения. В данной работе использован экспертный метод оценки, где под "однородностью" и "неоднородностью" эксперт подразумевает компактность локализации выбранных в кластер точек по территории, т.е. вектором, задающим степень однородности, является их пространственная локализация.

На первом этапе все данные априорно относятся к единому кластеру (группе). Если, по мнению эксперта, данные в кластере на самом деле не являются однородной группой, выполняют разделение группы на заданное число кластеров. Таким образом, формируются кластеры первого уровня каскада. Далее эксперт анализирует данные в каждом из выделенных кластеров. Если в какой-то из групп вновь обнаружится выраженная неоднородность, то эти группы также кластеризуются. В результате формируются кластеры второго уровня каскада, детализация в которых выше, чем на первом уровне. Анализ полученных в результате кластеризации групп и их дальнейшая кластеризация (формирование уровней каскада с повышением степени детализации) продолжается до тех пор, пока для всех выделенных групп не будет достигнута приемлемая (по мнению эксперта) степень одно-

родности. В качестве эксперта может выступать как человек — специалист предметной области, так и автомат или алгоритм, оценивающий степень однородности данных в группе методами статистического анализа. В первом случае эксперт на основании анализа входящих в кластер объектов (в данном случае топологических точек на карте города) и собственного опыта делает вывод, насколько, с его точки зрения, алгоритм адекватно распределил точки в кластеры по уровню их загрязнения.

Разработанная методика отличается от стандартной повышенной точностью. Увеличение точности достигается многократной декомпозицией, в этом случае классический алгоритм обучения сети Кохонена "победитель получает все" можно представить как "победитель среди победителей получает все".

Тесты показали, что и для данных, изначально топологически образующих плотные группы, и для данных с изначально смешанной, существенно неоднородной структурой наилучшие результаты по точности демонстрирует алгоритм нейронных самоорганизующихся сетей Кохонена (SOM-карт). Именно этот алгоритм был отобран авторами для построения модели каскадной нейросетевой фильтрации. Данный алгоритм анализирует ряды распределений исследуемых параметров и выделяет зоны (локации), различающиеся интенсивностью исследуемых параметров. С использованием данного алгоритма разработана программа расчета и оформляется свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ "Зонирование территории методом нейросетевой фильтрации".

Методы исследования

Авторами проведено химико-аналитическое определение содержания металлов (Cd, Pb, Co, Cu, Ni, Zn, Cr, Mn, Fe) в снежном (мкг/л) и почвенном (мг/кг) покрове (косвенные характеристики уровня загрязнения приземного слоя атмосферного воздуха), динамичных (кровь, мкг/мл) и аккумулирующих (волосы, мкг/г) биосубстратах детей-подростков (в качестве адаптивного отклика чувствительных представителей населения на полиметаллическое загрязнение) с математическим анализом

полученных результатов, которые подробно описаны в работах [12–15]. Для учета поступления металлов от стационарных источников выбросов проводился расчет концентраций указанных металлов (мг/м³) в приземном слое атмосферного воздуха на территории исследования в пределах г. Казани. Для пробоотбора были выбраны 170 точек исследуемых объектов на территории г. Казани, находящихся под воздействием стационарных и передвижных источников поступления металлов.

На первом этапе исследования была проведена экспертная оценка исходных данных для подготовки адекватных массивов и определения направления исследований. Для проведения кластерного анализа урбанизированной территории необходимо задать вектор территориальной привязки для группировки точек пробоотбора в кластеры. Поскольку при управлении качеством атмосферного воздуха в первую очередь используются данные автоматизированных постов наблюдений, определяющих приоритетность и программу управления выбросами, необходимо учесть территориальную привязку точек пробоотбора к зонам охвата действующими автоматическими станциями контроля загрязнения атмосферы (АСКЗА) на территории исследуемой урбозоносности. Авторами оценивалась вероятность того, что на территории, к которой относится то или иное наблюдение, будет отмечаться превышение заданного порога хотя бы одним из исследуемых показателей. Так как АСКЗА имеют четкую географическую привязку, то при кластеризации параметр территориальной привязки позволит четко сгруппировать кластеры с учетом их расположения на исследуемой территории.

Важную роль в данном подходе играет расчет вероятностей тех или иных событий, при этом в качестве порогов этих событий приняты медианы непрерывных рядов наблюдений концентраций примесей. В результате были рассчитаны вероятности превышения в каждой зоне половины исследуемых параметров заданных для них порогов.

Таким образом, подготовленный массив данных для кластеризации содержит экспериментальные данные по содержанию ме-

таллов в снежном покрове (суммарно), почве (содержание подвижных форм) и биосубстратах детей-подростков, а также расчетные данные по содержанию металлов (расчет произведен УПРЗА "Эколог-город"), экспериментальные данные по содержанию основных примесей в зонах охвата АСКЗА. В качестве идентификатора каждого вектора выступают географические параметры точки отбора проб.

Результаты исследования

В результате работы данного алгоритма построена модель, на вход которой подается вектор $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, содержащий значения признаков некоторого объекта. В нашем случае это значения показателей загрязнения атмосферного воздуха. Задача модели — отнести этот объект к одному из кластеров, выделенных в результате вышеописанного алгоритма. На выходе модели получаем ответ: вектор X принадлежит кластеру $K'_b(v)$. При помощи нейросетевых SOM-карт проводилась группировка имеющихся векторов данных в 3 кластерах. Кластеризующие нейросетевые SOM-карты имеют размерность 16×12 нейронов, обучение производится согласно модифицированному алгоритму WTA. Для моделирования использован пакет Deductor Studio 4.3 (оформляется свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ).

Результаты кластеризации демонстрируют компактное расположение точек, отнесенных системой к одному и тому же кластеру (см. рисунок).

Кластер 0. Крупный кластер, вошедший в себя большие открытые территории в сочетании с высотной застройкой и высокой плотностью автомобильных потоков. Характеризуется средними значениями концентраций металлов в снежном покрове. В почве наблюдаются средние значения концентраций никеля, хрома и марганца. Однако значительно повышены концентрации свинца, кобальта, хрома и железа. В приземном слое атмосферного воздуха отмечены средние значения концентраций исследуемых загрязняющих веществ. Содержание всех исследуемых металлов в биосубстратах среднее или ниже среднего, за исключением единичных

случаев повышенного содержания меди в волосах. В целом кластер можно оценить как "низкой степени опасности", для которого приоритетным является разработка управляющих воздействий в отношении передвижных источников загрязнения.

Кластер 1. Территория характеризуется невысокой плотной застройкой с широкими улицами с расположением крупных промышленных предприятий, вынесенных за городскую черту. В снежном покрове можно отметить в основном повышенное содержание кадмия. Свинец и, в меньшей степени, железо имеют средние концентрации в снежном покрове в зонах данного кластера, содержание остальных металлов в снежном покрове ниже средних значений. В почве наибольший уровень загрязнения отмечен для свинца, однако его содержание меньше, чем в кластере 0. Значительно меньше относительно других кластеров содержание в почве кобальта, никеля, хрома и железа. Содержание никеля, цинка, магния и железа в приземном слое атмосферного воздуха повышено, что обусловлено, вероятно, относительной близостью промышленных предприятий. Содержание основных примесей невысокое. Содержание металлов в биосубстратах не превосходит содержания в остальных кластерах, однако имеются единичные случаи повышенного содержания свинца в волосах населения, а также меди, хрома и стронция в крови. В целом кластер можно оценить как "средней степени опасности", для которого приоритетным является разработка управляющих воздействий в отношении стационарных источников выбросов.

Кластер 2. Характеризуется плотной невысокой застройкой, нагруженным автотранспортным потоком с невысокой скоростью движения. Можно отметить среднее содержание кадмия в снежном покрове и повышенное содержание свинца и железа. По остальным металлам в снеге концентрации неравномерны — на фоне общего пониженного фона, выделяются единичные пиковые случаи загрязнения практически всеми рассматриваемыми металлами. Почвенный покров загрязнен в

меньшей степени, и на фоне других кластеров уровень загрязнения можно оценить как средний и пониженный, однако здесь выделяется высокое содержание свинца. Содержание хрома в приземном слое атмосферного воздуха повышено. Также выделяются единичные случаи высокого содержания кадмия, свинца и меди, причем в различных зонах кластера. Похожая картина наблюдается относительно загрязнения атмосферы основными примесями: на общем среднем уровне загрязнения выделяется единственный район с резко повышенным содержанием всех основных примесей. В биосубстратах отмечено высокое содержание свинца и меди в крови, содержание меди в волосах. Содержание цинка и железа в крови варьирует от умеренного до повышенного. Исключение составляет лишь стронций, содержание которого в крови относительно ниже, чем в остальных кластерах. В целом кластер можно оценить как "высокой степени опасности", для которого приоритетным является разработка управляющих воздействий в отношении и стационарных, и передвижных источников загрязнения.

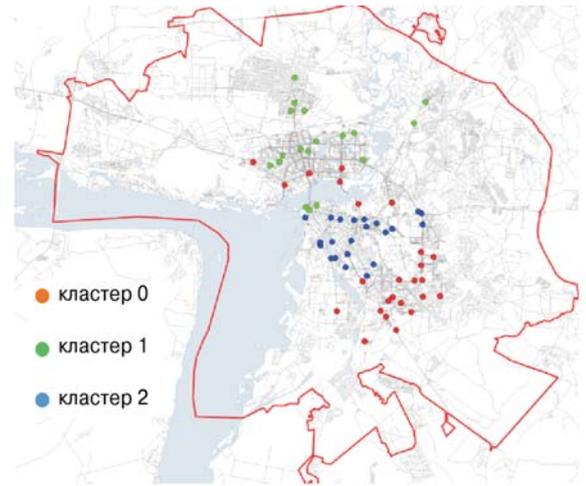
Следующий вопрос, на который необходимо ответить, — достигает ли некоторая математически ожидаемая величина, отражающая всю совокупность данных, определенного порога и, если достигает, насколько это достижение детерминировано сложившейся ситуацией. При этом оправдано использование моделей оценки вероятностей, в которых массив экспериментальных данных представлен как D , а событие достижения порога используемых параметров как S . В этом случае условную вероятность при заданном наборе данных обозначали как $p(S|D)$. Полная вероятность события S равна сумме всех вероятностей, учитывая как вероятность $p(D)$, так и условную вероятность $p(S|D)$:

$$P(S) = \sum_{(i=1)}^n p(D_i)p(S|D_i).$$

Если события D_i ($i = 1, 2, 3 \dots n$) образуют полную группу событий

$$\sum_{(i=1)}^n p(D_i) = 1,$$

и при этом событие S происходит обязательно и происходит в одном из D_i , то в этом случае ве-



Топологическое расположение точек проб-отбора на территории г. Казани с распределением по кластерам визуализации трех выделенных кластеров

Topological location of sampling points in the territory of Kazan with distributions across visualization clusters of three selected clusters

роятность определяется формулой:

$$P(D_i|S) = [p(D_i)p(S|D_i)]/p(S).$$

Вероятность $p(S|D)$ называют апостериорной вероятностью, а $p(S)$ — априорной вероятностью. Следует отметить, что знаменатель дроби является интегралом (или, в случае дискретных случайных величин, суммой) числителя по всем возможным значениям параметра, нормализующим апостериорную вероятность.

Для практического применения вероятностной модели сформируем соответствующие события S , которые фиксируют факт превышения содержания некоторого показателя его порогового значения (например, значения, соответствующие 0,5-квантили или предварительно установленные региональные нормативы), а также события D_i , которые отмечают, что превышение произошло в i -той зоне, предварительно сформированной с помощью нейросетевой классификации факторов воздействия, которую мы рассмотрим ниже. Тогда $p(D_i) = n_i/N$, где N — сумма всех n ($N = n_1 + n_2 + \dots + n_n$), а $p(S|D_i) = 1$.

При этом вероятность отдельного события в конкретной зоне будет равна отношению произведения доли всех событий в этой зоне с долей относительного числа наблюдений зоны к сумме всех подобных произведений по всем участкам.

Вероятности превышения пороговых содержаний металлов по кластерам
The probability of exceeding the threshold metal content in clusters

Кластер	Вероятность превышения в		
	снеге	биосубстратах	почве
0	0,27	0,29	0,15
1	0,34	0,31	0,33
2	0,39	0,36	0,56

Таким образом, нами предложена авторская методика расчета уровня территориального экологического риска, позволяющая рассчитывать вероятности превышения параметрами их пороговых значений в пределах разных зон, а в качестве обобщающего показателя мы предлагаем использовать вероятность превышения порога хотя бы по одному из оцениваемых параметров.

Так как мы рассматриваем независимые в совокупности события S_1, S_2, S_3 , то вероятности событий, противоположных событиям S_1, S_2, S_3 , соответственно равны $qS_1 = 1 - p(S_1), qS_2 = 1 - p(S_2), qS_3 = 1 - p(S_3)$, так как общая вероятность того, что событие S_i произойдет или не произойдет, равна 1, т.е. $p_i + q_i = 1$.

Согласно теореме умножения вероятностей для независимых событий и теореме сложения вероятностей для совместных событий искомая вероятность $P(S) = 1 - q_1 \times q_2 \times q_3$.

Иными словами, сначала вычисляется общая вероятность того, что никакого превышения не произойдет $Q = (1-p_1) \times (1-p_2) \times (1-p_3)$, а потом высчитывается вероятность того, что этого не случится, т.е. будет отмечено хотя бы одно превышение $(1 - q_1 \times q_2 \times q_3)$. Для оценки адаптивных возможностей организма авторами были использованы данные о содержании Zn, Pb, Cd, Cr, Mn, Ni, Cu в волосах детей-подростков.

Для практического применения такой вероятностной модели авторами были использованы факты превышения содержания в волосах и крови детей ряда металлов их пороговых значений. В качестве пороговых значений были использованы величины концентраций металлов, соответствующие 0,5-квантили распределения (медиане). Факты превышения установленных таким образом порогов (события) регистрировались во

всей совокупности наблюдений, выделенных в виде кластеров, сформированных с помощью нейросетевой классификации. При этом пространственное распределение выбранных наблюдений, имеющих конкретные адресные привязки, формирует соответствующие территориальные зоны.

Вероятность отдельного факта превышения порогового значения в конкретном кластере (зоне) будет равна отношению произведения доли всех подобных превышений в этом кластере (с долей относительного числа наблюдений, составляющих кластер) к сумме всех подобных произведений по всем выделенным кластерам.

В результате проведенных расчетов получены вероятности проявления неблагоприятного события по крайней мере у одного из оцениваемых параметров P1 и вероятности неблагоприятного события у половины оцениваемых параметров P50, рассчитанные в пределах выделенных кластеров. Если сопоставить вероятности превышения пороговых содержаний металлов в снеге, биосубстратах и почве, то можно заметить, что эти вероятности четко коррелируют друг с другом (см. таблицу).

Из представленной таблицы следует, что наибольший риск накопления металлов в организме детей-подростков отмечен среди наблюдений, выделенных в кластер 2. Причем для этого кластера характерны наибольшие вероятности высоких концентраций металлов как в волосах, так и в крови. Вместе с этим, следует отметить, что кластер 1 также имеет неблагоприятную вероятностную характеристику, хотя и несколько лучшую, чем кластер 2. Наиболее благоприятная ситуация складывается среди наблюдений, объединенных кластером 0, в котором отмечены относительно невысокие вероятности накопления металлов в волосах и крови детей. Установленное территориальное соответствие превышения пороговых содержаний металлов в биосубстратах детей и на подстилающей поверхности выводит на первый план в системе государственного регулирования воздействия на окружающую среду

необходимость контроля за использованием земель на урбанизированной территории.

Выводы

Установленное распределение вероятностей превышения металлами их пороговых значений свидетельствуют о значительном отклике чувствительных представителей населения на антропогенное воздействие и позволяет использовать предлагаемый подход, основанный на кластерном анализе для зонирования урбанизированной территории на локальном уровне.

Предлагаемые подходы необходимы для систем принятия природоохранных решений для разработки стратегии планового управления экологической безопасностью на урбанизированной территории. Плановое управление экологической безопасностью урбанизированной территории на основании зонирования по уровню экологического территориального риска заключается:

- в определении вектора распоряжении природными ресурсами;
- в регулировании планировки и застройки;
- в контроле за использованием земель;
- в благоустройстве и озеленении территории.

Так, в зонах высокого уровня территориального риска не должно планироваться размещение жилой застройки, здесь особенно значимо озеленение территории. В зонах, в которых преобладает влияние стационарных источников выбросов, следует исключить появление новых источников загрязнения. Для зон, которые характеризуются значительным вкладом передвижных источников выбросов, необходимо разрабатывать схемы регулирования дорожного движения для уменьшения транспортной нагрузки.

Предлагаемая методология оценки уровня территориального экологического риска предназначена для снижения общей антропогенной нагрузки на урбанизированной территории и повышения эффективности государственных мер управления экологической безопасностью территории на локальном уровне.

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ и Правительства Республики Татарстан в рамках научного проекта № 18-41-160020.

Литература

1. **Sprenger J.** Environmental Risk Analysis: Robustness Essential for Precaution. *Philosophy of Science*. 2012. 79 (5). P. 881–892.
2. **Suter G.W.** Ecological Risk Assessment in the United States Environmental Protection Agency: A Historical Overview. *Integrated Environmental Assessment and Management*. 2008. Vol. 4. Iss. 3. P. 285–289.
3. **Janssen C.** Putting ecological realism in environmental risk assessment. Report on 14th Annual CEFIC-LRI Workshop "Evolution or Revolution — Research priorities for future risk assessment". Brussels, 14–15 November 2012. P. 5–28.
4. **Яйли Е.А., Музалевский А.А.** Методология и способ оценки качества компонентов природной среды урбанизированных территорий на основе индикаторов, индексов и риска. *Экологические системы и приборы*. 2006. № 12. С. 23–29.
5. **Музалевский А.А., Карлин Л.Н.** Экологические риски — теория и практика. СПб, РГГМУ, 2011. 448 с.
6. **Сугак Е.В.** Современные методы оценки экологических рисков. *Европейский журнал социальных наук (EuropeanSocialScienceJournal)*. 2014. № 5 (44). Т. 2. С. 427–433.
7. **Dongarra G., Varrica D., Tamburo E., D'Andrea D.** Trace elements in scalp hair of children living in differing environmental contexts in Sicily (Italy). *Environ Toxicol. Pharmacol.* 2012. 34(2). P. 160–169.
8. **Blaurock-Busch E., Amin O.R., Dessoki H.H., Rabah T.** Toxic metals and essential elements in hair and severity of symptoms among children with Autism. *Maedica (Buchar)*. 2012. 7(1). P. 38–48.
9. **Carneiro M.F., Moresco M.B., Chagas G.R., Souza O., Rhoden C.R. et al.** Assessment of trace elements in scalp hair of a young urban population in Brazil. *Biol. Trace Elem. Res.* 2011. 143. P. 815–824.
10. **Сивоголовко Е.В.** Методы оценки качества чёткой кластеризации. Компьютерные инструменты в образовании. 2011. № 4. С. 14–31. [Электронный ресурс] URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-otsenki-kachestva-chyotkoy-klasterizatsii> (дата обращения 10.07.2019).
11. **Gan Guojun, Chaoqun Ma, Jianhong Wu.** DataClustering: Theory, Algorithms, and Applications. ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability. SIAM, Philadelphia, ASA, Alexandria, VA, 2007. P. 3–107.
12. **Tunakova Yulia, Novikova Svetlana, Krasnyuk Ivan, Faizullin Rashat, Gabdrakhmanova Gulnara.** Neural network self-learning model for complex assessment of drinking water safety for consumers. *BioNanoScience*. 2018. Iss. 8. P. 504–510.
13. **Тунакова Ю.А., Шагидуллина Р.А., Григорьева И.Г., Валиев В.С.** Оценка уровня полиметаллического загрязнения в урбоэкосистеме с помощью индикаторных биосубстратов организма человека "Известия Самарского научного центра РАН". 2017. Т. 19. № 2. С. 170–173.
14. **Tunakova Yulia Alekseevna, Novikova Svetlana Vladimirovna, Faizullin Rashat Iskanderovich, ValievSevolod Sergeevich.** Approximation of the Dependency of Trace Elements Concentrations in Internal Media upon their Contents in Environment Objects. *BioNanoScience*. 2018. Iss. 8. P. 288–295.
15. **Шагидуллина Р.А., Тунакова Ю.А., Григорьева И.Г., Валиев В.С.** Возможности использования биоматериалов для экологического мониторинга антропогенно-нагруженных территорий. Сб. докл. Междунар. науч.-техн. конф. "Инновационные пути решения актуальных проблем природопользования и защиты окружающей среды". Алушта, 4–8 июня, 2018 г. Ч. III. Белгород, 2018. С. 348–352.

References

1. **Sprenger J.** Environmental Risk Analysis: Robustness Essential for Precaution. *Philosophy of Science*. 2012. 79 (5). P. 881–892.
2. **Suter G.W.** Ecological Risk Assessment in the United States Environmental Protection Agency: A Historical Overview. *Integrated Environmental Assessment and Management*. 2008. Vol. 4. Iss. 3. P. 285–289.
3. **Janssen C.** Putting ecological realism in environmental risk assessment. Report on 14th Annual CEFIC-LRI Workshop "Evolution or Revolution — Research priorities for future risk assessment". Brussels, 14–15 November 2012. P. 5–28.
4. **Yaili E.A., Muzalevskii A.A.** Metodologiya i sposob otsenki kachestva komponentov prirodnoi sredy urbanizirovannykh territorii na osnove indikatorov, indeksov i riska. *Ekologicheskie sistemy i pribory*. 2006. № 12. S. 23–29.
5. **Muzalevskii A.A., Karlin L.N.** Ekologicheskie riski — teoriya i praktika. SPb, RGGMU, 2011. 448 s.
6. **Sugak E.V.** Sovremennye metody otsenki ekologicheskikh riskov. *Evropeiskii zhurnal sotsial'nykh nauk (EuropeanSocialScienceJournal)*. 2014. № 5 (44). T. 2. S. 427–433.
7. **Dongarra G., Varrica D., Tamburo E., D'Andrea D.** Trace elements in scalp hair of children living in differing environmental contexts in Sicily (Italy). *Environ Toxicol. Pharmacol.* 2012. 34(2). P. 160–169.
8. **Blaurock-Busch E., Amin O.R., Dessoki H.H., Rabah T.** Toxic metals and essential elements in hair and severity of symptoms among children with Autism. *Maedica (Buchar)*. 2012. 7(1). P. 38–48.
9. **Carneiro M.F., Moresco M.B., Chagas G.R., Souza O., Rhoden C.R. et al.** Assessment of trace elements in scalp hair of a young urban population in Brazil. *Biol. Trace Elem. Res.* 2011. 143. P. 815–824.
10. **Sivogolovko E.V.** Metody otsenki kachestva chetkoi klasterizatsii. *Komp'yuternye instrumenty v obrazovanii*. 2011. № 4. S. 14–31. [Elektronnyi resurs] URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-otsenki-kachestva-chyotkoy-klasterizatsii> (data obrashcheniya 10.07.2019).
11. **Gan Guojun, Chaoqun Ma, Jianhong Wu.** DataClustering: Theory, Algorithms, and Applications. ASA-SIAM Series on Statistics and Applied Probability. SIAM, Philadelphia, ASA, Alexandria, VA, 2007. P. 3–107.
12. **Tunakova Yulia, Novikova Svetlana, Krasnyuk Ivan, Faizullin Rashat, Gabdrakhmanova Gulnara.** Neural network self-learning model for complex assessment of drinking water safety for consumers. *BioNanoScience*. 2018. Iss. 8. P. 504–510.
13. **Tunakova Yu.A., Shagidullina R.A., Grigor'eva I.G., Valiev V.S.** Otsenka urovnya polimetallicheskogo zagryazneniya v urboekosisteme s pomoshch'yu indikatornykh biosubstratov organizma cheloveka "Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra RAN". 2017. T. 19. № 2. С. 170–173.
14. **Tunakova Yulia Alekseevna, Novikova Svetlana Vladimirovna, Faizullin Rashat Iskanderovich, ValievSevolod Sergeevich.** Approximation of the Dependency of Trace Elements Concentrations in Internal Media upon their Contents in Environment Objects. *BioNanoScience*. 2018. Iss. 8. P. 288–295.
15. **Shagidullina R.A., Tunakova Yu.A., Grigor'eva I.G., Valiev V.S.** Vozmozhnosti ispol'zovaniya biomaterialov dlya ekologicheskogo monitoringa antropogenno-nagruzhenykh territorii. *Sb. dokl. Mezhdunar. nauch.-tekhn. konf. "Innovatsionnye puti resheniya aktual'nykh problem prirodepol'zovaniya i zashchity okruzhayushchei sredy"*. Alushta, 4–8 iyunya, 2018 g. Ch. III. Belgorod, 2018. S. 348–352.

Ю.А. Тунакова – д-р хим. наук, зав. кафедрой, Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева – КАИ, 420111 Россия, г. Казань, ул. Карла Маркса 10, e-mail: juliarprof@mail.ru • С.В. Новикова – д-р техн. наук, профессор, e-mail: sweta72@bk.ru • А.Р. Шагидуллин – канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотрудник, Институт проблем экологии и недропользования АН РТ, 420087 Россия, г. Казань, ул. Даурская 28, e-mail: Artur.Shagidullin@tatar.ru • В.С. Валиев – ст. науч. сотрудник • Антонио Морайш – профессор, Лиссабонский университет, факультет архитектуры, Лиссабон, Португалия, e-mail: ajmorais@iol.pt

Yu.A. Tunakova – Dr. Sci. (Chem.), Head of Department, Kazan National Research Technical University. A.N. Tupolev – KAI, 420111 Russia, Kazan, Karl Marx Str. 10, e-mail: juliarprof@mail.ru • S.V. Novikova – Dr. Sci. (Eng.), Professor, e-mail: sweta72@bk.ru • A.R. Shagidullin – Cand. Sci. (Phys.-Math.), Senior Research Fellow, Institute of Ecology and Subsoil Use Problems of the Academy of Sciences of the RT, 420087 Russia, Kazan, Daur'skaya Str. 28, e-mail: Artur.Shagidullin@tatar.ru • V.S. Valiev – Senior Research Fellow • Antonio Morais – Professor, University of Lisbon, Faculty of Architecture, R. S6 Nogueira, 1349-063 Lisboa, e-mail: ajmorais@iol.pt