

## ОПТИМИЗАЦИЯ СТРУКТУРЫ СЕТИ МОНИТОРИНГА РАДИОАКТИВНО ЗАГРЯЗНЕННЫХ ТЕРРИТОРИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫХ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

**С.В. Грицюк, Б.И. Яцало, Г.И. Афанасьев, И.А. Пичугина**

*Обнинский институт атомной энергетики НИЯУ «МИФИ», г. Обнинск*



Рассматривается задача оптимизации структуры сети мониторинга радиоактивно загрязненных территорий. Для решения задачи применяются многокритериальные методы оптимизации, основанные на использовании генетических алгоритмов и нейронных сетей. В процессе решения используется геоинформационная система (ГИС) загрязненной территории Брянской области. Проведенные исследования показывают эффективность интеграции генетических алгоритмов, нейронных сетей и ГИС для решения задач охраны окружающей среды и оптимизации сетей мониторинга загрязненных территорий.

**Ключевые слова:** сеть мониторинга, многокритериальный анализ решений, генетические алгоритмы, нейронные сети, ГИС, защита окружающей среды.

**Key words:** monitoring network, multiobjective decision analysis, genetic algorithms, neural networks, GIS, remediation of radioactively contaminated territories.

### ВВЕДЕНИЕ

Мониторинг всех компонент биосферы, в том числе концентрации различного рода радиоактивных и токсических веществ в атмосферном воздухе, водных системах, а также в почве, является неотъемлемой частью современных концепций защиты населения и охраны окружающей среды.

Проблематике проектирования и исследования систем мониторинга уделяется широкое внимание в научно-практических исследованиях и рекомендациях соответствующих международных и национальных организаций и ведомств [1–15].

Ключевой задачей организации и проведения мониторинга территории является оценка различных величин (характеристик) в пространстве, в том числе связанных с официально регулируемыми показателями (идентификация в пространстве и времени участков (территорий) с превышением установленных показателей риска, например, уровней загрязнения радионуклидами, стойкими химическими соединениями и т.п.).

При решении задач безопасности и оценки качества окружающей среды можно выделить следующие основные цели проектирования сетей мониторинга:

- оценка соответствия показателей качества окружающей среды установленным нормативам;
- создание системы контроля чрезвычайных ситуаций (аварий, выбросов и т.п.);
- анализ динамики (направления) движения загрязнителей;
- обеспечение (систематизированными) данными для проведения оценок и исследований последствий выбросов (загрязнения), а также анализа защитных и восстановительных мероприятий.

Анализ сети мониторинга представляет собой задачу создания модели для пространственно-временного описания объектов сети и оценки множества критериев, по значениям которых можно судить о качестве исследуемой сети мониторинга [1–3, 6–8, 12–16]. Такие задачи встречаются в самых различных научно-практических исследованиях: в экологии и биологии (распределение популяций животных или растений), в геологии (анализ землетрясений различной мощности), в метеорологии и гидрологии (анализ широкого множества климатических и гидрологических измерений), в промышленности и сельском хозяйстве (анализ выбросов и загрязнения территории (с.-х. угодий)) и др.

Анализ данных сети мониторинга является необходимой частью работ по созданию, верификации и применению моделей пространственно-временных явлений, созданию карт различной степени детализации и, в конечном итоге, поддержки принятия решений по управлению соответствующими объектами или территориями. Особое внимание уделяется организации сети мониторинга для анализа последствий функционирования и возможных аварий в атомной и химической промышленности.

Базовые методы анализа сети мониторинга могут быть объединены в следующие группы: геометрические, статистические, фрактальные, а также интерполяционные методы [1–8]. Необходимо подчеркнуть также значимость применения ГИС-технологий в решении всего спектра задач анализа и оптимизации пространственно-распределенных сетей мониторинга.

Под оптимизацией сети мониторинга окружающей среды понимают создание такой ее пространственной и временной структуры, которая предоставляет возможность или способствует оптимальному достижению поставленных целей в рамках заданных (согласованных) критериев, ограничений и предпочтений.

Можно выделить следующие основные классы задач, связанные с проблематикой пространственно-временной оптимизации сети мониторинга в рамках решения различных задач защиты населения и охраны окружающей среды [12–16]:

- проектирование сети мониторинга;
- улучшение имеющейся сети мониторинга через добавление дополнительных точек измерений;
- выбор из имеющейся сети мониторинга сети меньшего размера, не уступающей или превосходящей исходную сеть с точки зрения используемых критериев оптимизации.

Выбор множества критериев для решения многокритериальной задачи оптимизации сети мониторинга является ключевым этапом при проектировании сети. Следующая группа критериев общего характера может использоваться при решении задач оптимизации сети мониторинга:

- *стоимость* системы мониторинга; при этом учитываются различные составляющие стоимости (общая стоимость создания системы, поддержка, стоимость измерений, оценка стоимости жизненного цикла); стоимость сети может рассматриваться также как одно из ограничений, используемых в процессе оптимизации;

- *средняя ошибка (невязка)* оценки исследуемой величины для рассматриваемой территории (при этом для оценки указанного и других критериев могут использоваться методы геостатистики, имитационные методы, нейронные сети);
- *максимальная ошибка* оценок для рассматриваемой территории;
- *ущерб* от неправильной классификации или принятых мер, зависящих от структуры данной сети;
- ряд других критериев, определяемых спецификой рассматриваемой задачи.

Для решения задачи оптимизации структуры сети мониторинга могут быть использованы следующие два общих подхода [10, 11]: поиск парето-оптимальных решений и (или) выбор «наилучшей» альтернативы с использованием других методов многокритериального анализа решений.

Поиск парето-оптимальных решений позволяет сузить множество рассматриваемых альтернатив от бесконечного (или достаточно большого) до приемлемого количества недоминируемых альтернатив. Дальнейший выбор нескольких или единственной «оптимальной» альтернативы решается ЛПР или согласовывается экспертами (заинтересованными сторонами); при этом могут быть использованы методы дискретного многокритериального анализа решений (например, MAVT, TOPSIS, PROMETHEE [11] и др.). Для поиска парето-оптимальных альтернатив применяются методы многоцелевого анализа решений (multiobjective decision making, MODM) [11]. В рамках решения задач многоцелевой оптимизации могут быть использованы эволюционные (генетические) алгоритмы, а также методы линейного программирования [9,10].

Выбор «оптимальной» (согласованной) альтернативы как результат применения методологии многокритериального анализа решений, в том числе и выбор единственной «оптимальной» альтернативы из множества Парето, является результатом процесса интеграции объективных показателей с (субъективными) предпочтениями ЛПР, экспертов и заинтересованных сторон.

В зарубежной и отечественной литературе опубликован ряд работ по оптимизации сетей мониторинга в различных областях: оптимизация сетей мониторинга в гидрологии, включая мониторинг как поверхностных (речных, озерных), так и подземных (грунтовых) водных систем [12, 13, 16, 24], оптимизация сетей дорог [27] и трубопроводов [29], оптимизация беспроводных сенсорных сетей [14, 28] и др. [10].

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В выбранных хозяйствах (хозяйства «Комсомолец» и «Решительный» Новозыбковского района Брянской области, РФ) имеется  $n$  полигонов (территорий различного типа землепользования), формирующих множество исследуемых объектов  $A = \{A_i, i=1, \dots, n\}$ . По каждому полигону необходимо имеется оценка рассматриваемого показателя – плотности поверхностного загрязнения полигона радионуклидами  $^{137}\text{Cs}$  (Ки/км<sup>2</sup>) [30]. Требуется построить сеть мониторинга – выбрать подмножество полигонов (с.-х. угодий, населенных пунктов), в которых будут производиться измерения загрязнения, а загрязнение других полигонов будет определяться с использованием методов математического моделирования. При этом формируемая сеть мониторинга должна быть «оптимальной» с точки зрения используемых критериев. В данной работе используются следующие критерии оптимизации сети мониторинга:

- $C_1$  – средняя относительная ошибка сети мониторинга, рассчитываемая по формуле

$$C_1 = \frac{\sum \delta_i}{N},$$

где  $N$  – число рассматриваемых точек мониторинга,  $\delta_i = \frac{|V(x_i) - V^*(x_i)|}{V(x_i)}$  – относи-

тельная ошибка значения; при этом  $V(x_i)$  – значение рассматриваемой величины в точке  $x_i$ , полученное по результатам радиационного мониторинга,  $V^*(x_i)$  – значение загрязнения в точке  $x_i$ , полученное с применением математической модели (модельная оценка); в данной работе модельные оценки основаны на применении нейронных сетей;

- $C_2$  – стоимость создания (поддержки) сети мониторинга (определяется количеством замеров, которые, согласно методическим рекомендациям по проведению мониторинга радиоактивно загрязненных территорий, необходимо провести на каждом полигоне землепользования (на пашне, поле, пастбище, сенокосе, в населенном пункте, в лесном массиве, а также на других полигонах, приведенных на соответствующей карте землепользования исследуемой территории). Для исследуемого типа мониторинга плотности поверхностного загрязнения рассматривается линейная зависимость стоимости мониторинга полигона (для получения среднего значения загрязнения на данном полигоне) от площади полигона, исходя из которой определяют количество точек отбора проб.

В рамках реабилитации радиоактивно загрязненных территорий, согласно существующим рекомендациям, стоит задача регулярного мониторинга загрязненных территорий, в частности, полного мониторинга всех с.-х. угодий. С учетом объема и стоимости работ возникает естественный вопрос о выборе подмножества полигонов, на которых проводится отбор проб, и использовании методов геостатистики (нейронных сетей) для оценки значений загрязнения в других полигонах с приемлемой точностью.

Учитывая объем рассматриваемых данных, опыт применения геостатистических методов и нейронных сетей, а также соответствующие временные затраты на проведение оценок и дальнейшего их использования в рамках многоцелевых оптимизационных алгоритмов, принято решение использовать искусственные нейронные сети для проведения оценок плотности поверхностного загрязнения радионуклидами  $^{137}\text{Cs}$  в точках, не вошедших в сеть мониторинга.

Под *альтернативой* в данной задаче понимается множество полигонов, попавших в формируемую сеть мониторинга; для не вошедших в сеть мониторинга полигонов проводится оценка значения исследуемой величины с использованием нейронных сетей.

В рассматриваемом нами регионе (два хозяйства Новозыбковского р-на Брянской обл.) в общем случае можно выделить около  $2^{200}$  альтернатив. Очевидно, в данном случае речь не может идти о полном переборе возможных вариантов.

Для решения рассматриваемой задачи были использованы генетические алгоритмы [21, 23], хорошо зарекомендовавшие себя как эффективные «оптимизаторы» для решения широкого круга задач (в том числе и комбинаторного типа).

## ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ АЛГОРИТМЫ И ПРОГРАММНЫЕ СРЕДСТВА

Для решения двухкритериальной задачи оптимизации структуры сети радиационного мониторинга использовался гибридный подход, основанный на интеграции генетического алгоритма и искусственной нейронной сети.

### Применяемые генетические алгоритмы

Многокритериальные генетические алгоритмы MOCHC и NSGA-II зарекомендовали себя как весьма эффективные при решении широкого круга многоцелевых оптимизационных задач.

NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) [21] представляет собой улучшенную версию алгоритма NSGA [41]. NSGA-II основан на разбиении популяции на недоминируемые фронты решений и оценки плотности решений для ранжирования и формирования новых поколений популяции.

Алгоритм MOCHC [23] представляет собой многокритериальную версию алгоритма CHC [22], показавшую хорошие результаты при решении практических задач [18, 20]. Наиболее важные изменения в MOCHC касаются механизма отбора: вместо ранжирования, согласно скалярному значению, в MOCHC решения ранжируются с использованием расстояний ранжирования и уплотнения, которые подобны тем, что применяются в NSGA-II [21].

### Нейронная сеть для оценки пространственных данных

Оценка и всесторонний анализ пространственно распределенных данных является широко распространенной задачей. В настоящее время существует ряд методологически различных подходов к ее решению, включая классические подходы к интерполяции данных с использованием методов триангуляции, алгебраических полиномов, сплайнов, методов обратных расстояний, а также геостатистики, основанных на применении методов вариографии и кригинга [1, 4, 7, 8]. В последние годы для проведения оценок пространственно распределенных данных активно используются также искусственные нейронные сети (ИНС) [25]. Способность ИНС к обобщению и улавливанию взаимосвязей между данными позволяет решать с их помощью самый широкий круг задач оценки данных и прогноза явлений, классификации и распознавания, в том числе при неизвестных закономерностях между входными и выходными величинами и при зашумленных исходных данных. При этом, что зачастую является существенным преимуществом ИНС перед классическими методами, ИНС могут усваивать большой объем входных данных и имеют высокое быстроедействие.

В рамках данной работы рассматриваются ИНС, на вход которых подаются географические координаты точки, в которой необходимо произвести оценку, а на выходе – оценка плотности поверхностного загрязнения в заданной точке.

На рисунке 1 приведена общая схема ИНС, рассматриваемых в данной работе: входной слой, на который подаются географические координаты центра полигона; два скрытых слоя, число нейронов в которых зависит от выбранной архитектуры сети (см. рис. 2 для сравнения), и выходной слой, с которого снимается оценка загрязнения. Ввиду того, что в нейронной сети используются только числа в диапазоне  $[0, 1]$ , входные и выходные данные проходили стадии нормализации на входном слое и денормализации на выходном. В качестве алгоритма обучения использовался алгоритм обучения с учителем с обратным распространением ошибки.

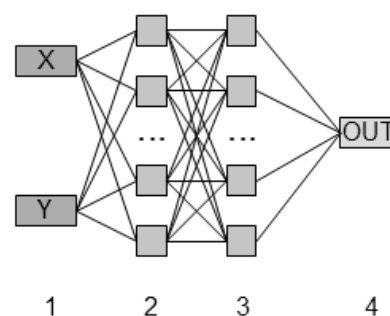


Рис. 1. Общая схема двухслойной нейронной сети: 1 – входной слой; 2 – первый скрытый слой; 3 – второй скрытый слой; 4 – выходной слой. Для каждого элемента слоя реализуются связи со всеми нейронами последующего слоя

Исследование проводилось на выборке объемом в 100 полигонов на хозяйстве «Комсомолец» Новозыбковского района Брянской области. Для выбора полигонов был разработан специальный алгоритм. Тестовая выборка формировалась из оставшихся полигонов, не попавших в обучающее множество.

На рисунке 2 приведены результаты исследования зависимости между средне-

квадратической ошибкой  $RMSE = \sqrt{\frac{\sum (V(x_i) - V^*(x_i))^2}{N}}$  (где  $N$  – число элементов в

множестве;  $V(x)$  – значение рассматриваемой величины в точке  $x$ , полученное в рамках мониторинга,  $V^*(x)$  – модельная оценка рассматриваемой величины в точке  $x$ ) и временем, необходимым для обучения двухслойных нейронных сетей различной архитектуры. В результате всестороннего исследования для интеграции в генетический алгоритм было решено использовать сеть с архитектурой 2-7-5-1 как компромиссное решение с точки зрения среднеквадратической ошибки и времени обучения.

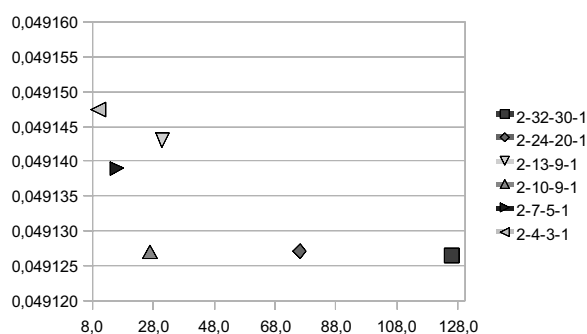


Рис. 2. Зависимость между среднеквадратической ошибкой и временем обучения (в секундах) для двухслойных сетей разной архитектуры

Время обучения нейронной сети является критическим параметром при интеграции в генетический алгоритм, т.к. для оценки каждого решения из популяции в каждом поколении необходимо проводить переобучение нейронной сети, что непосредственным образом влияет на время выполнения всего алгоритма. Нейронная сеть реализована в открытом программном пакете Encog (на языке Java), что позволило впоследствии интегрировать ИНС в генетический алгоритм.

### Кодирование решений, параметры алгоритмов и постановка эксперимента

Решение задачи представляет собой подмножество полигонов карты Новозыбковского района, для которых определяются данные мониторинга.

Для кодирования решения можно использовать бинарный массив (0 – если для данного полигона используются данные мониторинга, 1 – если для получения загрязнения данного полигона используется ИНС), имеющий длину, равную количеству рассматриваемых полигонов (185 и 176 для хозяйств, рассматриваемых в рамках поставленной задачи).

Любой генетический алгоритм строится из блоков, которые можно менять на другие блоки того же типа. К таким блокам относятся операторы кроссинговера, мутации, отбора. Для каждого оператора задается свой набор параметров. Кроме этого существует ряд параметров, которые должны быть заданы непосредственно для алгоритма. Параметры алгоритмов для данной задачи приведены в табл. 1.

Выбор значений большинства параметров алгоритмов основан на статьях за-



Таблица 1

**Параметры генетических алгоритмов**

	<b>NSGA-II</b>	<b>МОСНС</b>
Размер популяции	50	50
Оператор кроссинговера	SinglePointCrossover	HUXCrossover
Вероятность кроссинговера	0.85	0.80
Оператор мутации	BitFlipMutation	BitFlipMutation
Вероятность мутации	0.05	0.05
Оператор отбора	BinaryTournament	Для родителей: RandomSelection Для нового поколения: RankingAndCrowdingSelection
Начальное значение сходимости	—	0.25
Коэффициент сходимости	—	0.05
Коэффициент элитизма	—	10

рубежных авторов, посвященных исследованиям данных алгоритмов [21, 23], а также на статьях о применении данных алгоритмов к другим комбинаторным задачам [18, 19, 23]. Остальные значения (размер популяции и др.) подбирались экспериментально.

Предлагаемый алгоритм оптимизации структуры сети мониторинга имеет следующий общий вид (детали различаются для разных алгоритмов и выбранных генетических операторов):

- генерация случайной популяции решений (каждое решение кодирует в своем генотипе одну из возможных сетей мониторинга);
- цикл
  - кроссинговер решений, мутация;
  - оценка популяции (по данным каждого решения проводится обучение ИНС, при этом полигоны с данными мониторинга представляют собой обучающее множество, а для остальных полигонов проводится оценка загрязнения с помощью обученной ИНС);
  - формирование новой популяции;
- конец цикла (по количеству поколений, которое задается пользователем).

Для решения задачи использовалось специально разработанное приложение с графическим представлением популяций эволюционного алгоритма. Внешний вид приложения представлен на рис. 3. Вся логика алгоритмов и базовые эволюционные операторы основаны на Java-библиотеке с открытым исходным кодом JMetal [17].

**АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ**

Все алгоритмы запускались в три подхода, результаты всех подходов для каждого алгоритма объединялись в единое множество. Итоговым результатом работы алгоритма считалось множество решений, полученное из объединенного множества после применения к нему принципа парето-доминирования и удаления

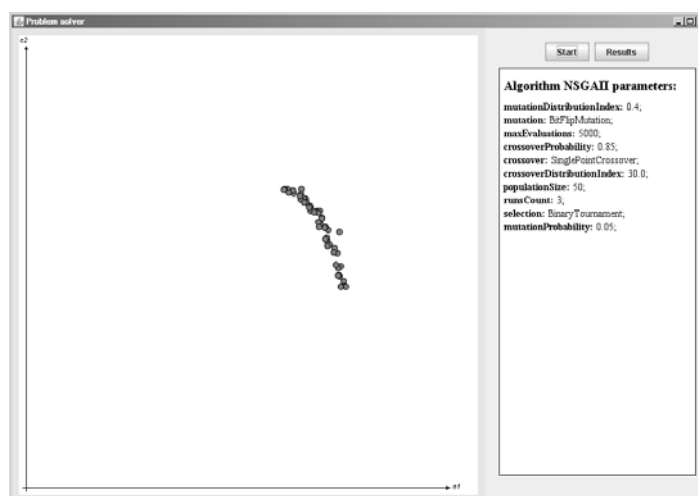


Рис. 3. Общий вид разработанного графического интерфейса: в центре – текущая популяция, справа представлены параметры алгоритма

доминируемых решений.

Алгоритмы исследовались на двух различных наборах данных (хозяйства «Комсомолец» и «Решительный» Новозыбковского района). Как видно из табл. 2, незначительное увеличение числа полигонов в рассматриваемом множестве приводит к существенному увеличению времени работы, что связано, в первую очередь, с необходимостью переобучения нейронной сети при оценке каждого нового решения в популяции.

Из таблицы 2 видно, что алгоритм МОСНС превосходит NSGA-II по производительности (что связано с большей вычислительной сложностью проводимого анализа в случае NSGA-II). Количество выдаваемых алгоритмами решений в целом можно считать достаточным для проведения дальнейшего анализа (например, многокритериальными методами анализа решений MAVT/MAUT, PROMETHEE). При всех запусках алгоритм NSGA-II выдавал более широкое распределение решений вдоль парето-фронта, что проявилось в большем количестве найденных недоминируемых решений. Решения, найденные алгоритмом МОСНС, как правило, были сгущены вокруг некоторой области парето-фронта.

Рассмотрим решения, полученные с использованием алгоритмов NSGA II и МОСНС, для двух рассматриваемых хозяйств Новозыбковского р-на Брянской обл. (табл. 3 и 4).

Таблица 2

### Время и результаты работы генетических алгоритмов

Алгоритм	Хозяйство (количество полигонов)	Время выполнения, мин	Размер объединенного множества решений	Количество найденных решений
NSGA II	«Комсомолец» (185)	62,7	52	7
МОСНС	«Комсомолец» (185)	59,0	41	5
NSGA II	«Решительный» (176)	54,4	51	9
МОСНС	«Решительный» (176)	50,9	65	7



Таблица 3

**Результаты работы алгоритмов  
(хозяйство «Комсомолец»)**

Алгоритм	$C_1$ , %	$C_2$ , у.е.	Количество оценок (замеров)
Стоимость проведения замеров на всех полигонах 60 745 у.е.			
МОСНС	17,17	27 860	94 (91)
	17,20	25 345	99 (86)
	17,44	22 793	108 (77)
	19,14	20 766	113 (72)
	22,03	16 793	121 (64)
NSGA-II	16,45	36 141	84 (101)
	16,98	32 363	93 (92)
	17,60	27 825	94 (91)
	18,32	25 599	100 (85)
	19,54	23 057	107 (78)
	20,21	22 732	109 (76)
	22,73	20 039	115 (70)

Как видно из таблицы результатов, все решения в рамках одного запуска недоминируемые, и уменьшение значения одного критерия компенсируется повышением второго. При этом, если уменьшение средней ошибки с 20 до 19% обходится повышением стоимости на 1000 у.е., то уменьшение ошибки с 17 до 16% требует уже 8000 у.е. Решения, предложенные алгоритмом МОСНС, в целом обходятся несколько дешевле, чем решения, предложенные алгоритмом NSGA-II (например, решение с относительной ошибкой в 17% обходится в 22 800 и в 27 800 у.е. соответственно).

На рисунке 4 можно видеть типичное решение рассматриваемой задачи.

Таблица 4 подтверждает сделанные выводы: алгоритм NSGA-II дает более широкий охват парето-фронта (разброс средней ошибки от 14 до 22% против разброса 16 – 20% у алгоритма МОСНС), но при этом алгоритм МОСНС находит более выгодные компромиссы, например, сеть мониторинга со средней ошибкой 17% обходится в 22 800 у.е. в случае алгоритма МОСНС и 25 200 у.е. в случае алгоритма NSGA-II.

В целом, для двух рассматриваемых хозяйств, решения, предложенные алгоритмами, позволяют ограничиться взятием проб (включением в сеть радиационного мониторинга) на 30–50% всех



Рис. 4. Наложение данных одного из решений, предложенного генетическим алгоритмом на карту хозяйства «Решительный» Новозыбковского района (темным указаны исключенные из мониторинга полигоны, в которых предлагается использовать нейронную сеть)

Таблица 4

**Результаты работы алгоритмов  
(хозяйство «Решительный»)**

Алгоритм	$C_1, \%$	$C_2, \text{у.е.}$	Количество оценок (замеров)
Стоимость проведения замеров на всех полигонах 64 406 у.е.			
МОСНС	16,76	26 904	101 (75)
	17,20	22 818	110 (66)
	17,93	20 519	113 (63)
	18,82	18 485	118 (58)
	19,69	17 982	119 (57)
	19,84	15 022	124 (52)
	20,03	14 623	125 (51)
NSGA-II	14,82	34 692	81 (95)
	16,84	29 360	90 (86)
	17,05	27 743	91 (85)
	17,25	25 213	99 (77)
	18,02	24 346	105 (71)
	19,25	23 819	101 (75)
	19,39	20 339	116 (60)
	19,66	19 969	115 (61)
	22,11	18 912	112 (64)

полигонов с последующим проведением модельных оценок загрязнения на оставшихся 70–50% полигонов.

Безусловно, указанные значения не являются абсолютными, и определяются спецификой процесса пространственного распределения загрязнения в каждом конкретном случае.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрена задача оптимизации структуры сети мониторинга радиоактивно загрязненных территорий Брянской области. Для ее решения было предложено использовать гибридный подход, совмещающий использование многоцелевых генетических алгоритмов в поиске оптимальных решений и нейронных сетей для оценки значений радиоактивного загрязнения объектов землепользования исследуемого района. Разработан программный комплекс (основанный на открытой библиотеке JMetal для генетических алгоритмов и открытой библиотеке Encog для нейронных сетей), который может быть применен для решения широкого класса задач комбинаторной многокритериальной оптимизации.

Приводятся результаты экспериментов с несколькими многокритериальными генетическими алгоритмами (NSGA-II и МОСНС). Для оценки результатов загрязнения радионуклидами  $^{137}\text{Cs}$  в точках (полигонах), не вошедших в формируемую сеть мониторинга, используется оптимизированная и обученная нейронная сеть с двумя скрытыми слоями.

Из полученных результатов можно сделать вывод о превосходстве алгоритма МОСНС над алгоритмом NSGA-II за счет нахождения оптимальных (с точки зрения

соотношения между средней ошибкой сети и ее стоимостью) решений, но при этом стоит отметить, что алгоритм NSGA-II дает более широкий охват парето-фронта, что может оказаться полезным для дальнейшего анализа.

Показано, что комбинирование генетических алгоритмов и нейронной сети дает хорошие результаты в решении задачи оптимизации структуры сети мониторинга: при экономии от 40 до 70% средств на мониторинг радиоактивно загрязненной территории получены оценки со средней относительной ошибкой от 14 до 23%. Учитывая ошибку самих данных мониторинга (10–20%), такой результат можно считать вполне удовлетворительным.

Предложенный подход, основанный на интеграции многокритериальных методов оптимизации и нейронных сетей, может быть использован для решения широкого круга задач моделирования и оптимизации пространственно распределенных данных (альтернатив) в рамках охраны окружающей среды и планирования землепользования.

**Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках проекта ФЦП (Информатика) № 14.740.11.0360.**

### Литература

1. *Harmancioglu N.B., Singh V.P. and Alpaslan M.N.* Environmental Data Management. – Boston MA: Kluwer Academic Publishers, 1998.
2. *Preparata F.P., Shamos M.I.* Computational geometry. – NY: Springer-Verlag, 1985. – P. 198-218.
3. *Smith D.R., Pumphry M.E., Snow J.T.* A comparison of errors in objectively analysed fields for uniform and nonuniform station distribution//Journ. of Atmosph. and Oceanic Techn. – 1986. – V. 3. – P. 84-97.
4. *Cressie N.* Statistics for spatial data. – New-York: John Wiley & Sons, 1991. – 900 p.
5. *Mandelbrot B.B.* The fractal geometry of nature. – New-York: Freeman, 1983.
6. *Raes F., De Cort M., Grazini G.* Multifractal nature of radioactivity deposition on soil after the Chernobyl accident//Health Physics. – 1991. – V. 61. – P. 271-274.
7. *Gooverts P.* Geostatistics for natural resources evaluation. – Oxford Univ. Press, 1997. – 483 p.
8. Каневский М.Ф., Савельева Е.А., Демьянов В.В. и др. Кригинг и базовые методы геостатистики. – ВИНТИ. Проблемы окружающей среды и природных ресурсов. – 1999. – Вып. 11. – 136 с.
9. *Davis L.* Handbook of genetic algorithms. – New York: Van Nostrand, 1991.
10. Multiple Criteria Optimization. State of the Art Annotated Bibliographic Surveys/Ed. by *M. Ehrgott and X. Gandibleux*. – New York, Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003. – 515 p.
11. *Belton V. and Steward T.* Multiple Criteria Decision Analysis: An Integrated Approach. – Boston, MA: Kluwer Academic Publishers, 2002. – 372 p.
12. *Wu J., Zheng Ch., Chien C.C.* Cost-effective sampling network design for contaminant plume monitoring under general hydrogeological conditions//Journ. of Contaminant Hydrology. – 2005(77). – P. 41- 65.
13. *Ning S.K. and Chang Ni-Bin* Multi-objective, decision-based assessment of a water quality monitoring network in a river system//J. Environ. Monit. – 2002. – 4. – P. 121-126.
14. *Jourdan D.B., de Weck O.L.* Layout optimization for a wireless sensor network using a multi-objective genetic algorithm/Proc. IEEE Vehicular Technology Conference, Milan, May 2004. 2466-2470.
15. *Rose R.* A smart technique for determining base-station locations in an urban environment/Proc. IEEE Vehicular Technology Conference. – 2001. – V. 50. – P. 43-47.
16. *Cieniawski S.E., Eheart J.W., Ranjithan S.* Using genetic algorithms to solve a multiobjective groundwater monitoring problem//Water Resources Research. – 1995. – V. 31. – P. 399-409.
17. *Durillo J.J., Nebro A.J., Luna F., Dorronsoro B., Alba E.* jMetal: a Java Framework for Developing Multi-Objective Optimization Metaheuristics. TechRep. ITI-2006-10, Departamento de Lenguajes y

Ciencias de la Computaciyn, University of M6laga, 2006.

18. *Alba E., Molina G. and Chicano F.* Optimal placement of antennae using metaheuristics. In Numerical Methods and Applications (NM&A-2006), Borovets, Bulgaria, August 2006.

19. *Blum C. and Roli A.* Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. ACM Computing Surveys, 35(3):268-308, 2003.

20. *Cordon O., Damas S. and Santamara J.* A chc evolutionary algorithm for 3d image registration. In Fuzzy Sets and Systems IFSA 2003, volume 2715/2003 of Lecture Notes in Computer Science, pages 404-411. Springer Berlin/Heidelberg, 2003.

21. *Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal and T. Meyarivan.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6(2):182-197, 2002.

22. *Eshelman L.J.* The CHC Adaptive Search Algorithm: How to Have Safe Search When Engaging in Nontraditional Genetic Recombination. – Morgan Kaufmann, 1991. – P. 265-283.

23. *Nebro A.J., Alba E., Molina G., Chicano F., Luna F., Durillo J.J.* Optimal antenna placement using a new multi-objective chc algorithm/Proceedings of ACM GECCO 2007.

24. *Cieniawski S.E., Eheart J.W. and Ranjithan S.* Using Genetic Algorithms to Solve a Multiobjective Groundwater Monitoring Problem. Water Resources Research, 31(2):399-409, February 1995.

25. *Садыхов Р.А., Геронов В.Ф.* Интерполяция поверхностей нейронными сетями.

26. *Miettinen K.M.* Nonlinear Multiobjective Optimization. – Boston, Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 1999.

27. *Nagar and A. Tawfik H.* A Multi-Criteria Based Approach to Prototyping Urban Road Networks/ Issues in Informing Science and Information Technology. – V. 4. – 2007

28. *Jourdan D.B., de Weck O.L.* Multi-objective genetic algorithm for the automated planning of a wireless sensor network to monitor a critical facility/Proc. of SPIE Defense and Security Symposium 2004.

29. *De la Cruz J.M., de Andres-Toro B., Herran A., Porta E.B., Blanco P.F.* Multiobjective optimization of the transport in oil pipelines networks. Emerging Technologies and Factory Automation, 2003. Proceedings. ETFA'03. IEEE Conference.

30. *Яцало Б.И., Пичугина И.А., Козьмин Г.В., Мирзеабасов О.А., Охрименко И.В.* Геоинформационная система радиоактивно загрязненных территорий//Известия вузов. Ядерная энергетика. 2001. – № 3. – С.57-61.

Поступила в редакцию 18.10.2010

problems solution. Authors describe the results of parametric uncertainty analysis for concerned process calculation on KORSAR/GP program code.

#### **УДК 504.064: 631.438**

*Monitoring Network Optimization on Radioactively Contaminated Territory with the use of Multiobjective Genetic Algorithms and Neural Nets* \S.V. Gritsyuk, B.I. Yatsalo, G.I. Afanasev, I.A. Pichugina; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2010. – 12 pages, 4 tables, 4 illustrations. – References, 29 titles.

Optimization of monitoring network structure for radioactively contaminated territory is considered based on multiobjective optimization with implementation of modified genetic algorithms integrated with neural network. Geographic information system (GIS) of contaminated territory is used within the case study on monitoring network optimization. This work demonstrates effectiveness of integration of multiobjective genetic algorithms with neural networks and GIS within the problems on environmental protection and remediation of contaminated sites.

#### **УДК 502.52:631.4**

*Patterns of Spatial and Temporal Changes in Soil Biological Activity in the Location of Nuclear Power Plants (on Example of Obninsk-city Soils)* \N.N. Pavlova, Yu.V. Kulish; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2010. – 7 pages, 2 tables, 1 illustration. – References, 20 titles.

Comprehensive analysis of the spatial and temporal changes in soil biological activity at the location of nuclear power plants was carried out. Found the variation of the enzymatic activity of microbial content in the soil of some heavy metals, radionuclides and organic substances, indicators of acidity and texture of the soil. The contribution of these factors in the spatial variability of biological indicators identified long-term trend direction, giving an idea about the dynamics of the functioning of soil biota.

#### **УДК 621.039.54**

*Methods Development for Economical Advantages Investigation of VVER-Type Reactors Closed Fuel Cycle* \N.I. Geraskin, N.A. Piskunova; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2010. – 9 pages, 1 table. – References, 5 titles.

The method offered in the article enables to evaluate the economical expediency of enclosing light water reactors fuel cycle in such a way that the obtained results have minimal dependence on three main parameters with most uncertain values – the costs of natural uranium, enrichment and spent fuel reprocessing. Economic expediency criterion for fuel cycle enclosing has been derived from comparison of the electric energy cost fuel factor in the closed and the open fuel cycle. There are also presented the results of this method application for investigation of economical advantages of VVER-1000 reactor closed fuel cycles with uranium and plutonium fuel.

#### **УДК 621.039.543.6**

*Developing Mathematical Model for Nuclear Energy Fuel Cycle Based on Thermal and Fast Reactors* \V.M. Dekusar, V.S. Kagramanyan, A.G. Kalashnikov, V.V. Korobeynikov, V.E. Korobitsyn, D.A. Klinov; Editorial board of journal «Izvestia visshikh uchebnikh zavedeniy. Yadernaya energetika» (Communications of Higher Schools. Nuclear Power Engineering) – Obninsk, 2010. – 14 pages, 3 tables, 13 illustrations. – References, 14 titles.

The paper describes a nuclear energy (NE) model and computer code CYCLE modules developed for this particular NE pattern. The modules developed enable to model the NE system operating in both open and closed cycles. The current research considers partially closed fuel cycle in terms of Pu and regenerated Uranium. Here it has been assumed that Pu produced by Uranium fueled thermal reactors (VVER in particular) after being cooled down due to keeping irradiated fuel in spent fuel pool and regenerating fuel is 100% used to start and maintain operation of the same reactor types fueled with MOX.

The paper discusses comparable results obtained for VVER-1000 reactor based open fuel cycle and those obtained for partially closed in terms of Pu and regenerated U fuel cycle based on U reactors and VVER-1000 reactor types fueled with MOX of the same installed power.

U-fueled and MOX-fueled reactors ratio has been determined by Pu balance. Mass and ecological fuel cycle parameters as well as the amounts accumulated in spent fuel storages and final repositories have been analyzed and compared.