

АНАЛИЗ УЯЗВИМОСТИ СЛОЖНЫХ СЕТЕВЫХ ИНФРАСТРУКТУР С ПРИМЕНЕНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Г.Г. Гребенюк, С.М. Никишов, Л.А. Середа

Аннотация. Предлагается метод анализа уязвимости сетевых инфраструктур, использующий генетический алгоритм поиска сечений, блокирующих пути доставки ресурсов от их источников к потребителям. Рассмотрены известные подходы к решению сетевых задач, основанные на комбинаторном и эволюционном подходах. Особенностью предложенного метода является выбор функции приспособленности в виде алгоритма вычисления количества путей в графе при изоляции от графа вершин, составляющих особь. Для оптимизации функции приспособленности и вычисления количеств путей используются матрица достижимости графа и простые математические операции. Показана эффективность генетического алгоритма по сравнению с комбинаторными методами, поскольку время получения решения при поиске множественных отказов существенно меньше по сравнению с алгоритмами полного перебора.

Ключевые слова: безопасность, инженерные сети, уязвимость, надежность, комбинаторные алгоритмы, модели для анализа повреждений, важнейшие элементы инженерной сети, генетические алгоритмы.

ВВЕДЕНИЕ

В качестве объекта исследования в статье рассматривается сетевая инфраструктура – сложная техническая система (электрическая, газовая и др.) [1].

Под уязвимостью понимается внутреннее свойство объекта, создающее восприимчивость к воздействию источника риска, которое может привести к какому-либо последствию [2]. Наличие уязвимости способствует реализации угрозы. Угрозами для рассматриваемых технических систем являются деструктивные воздействия в виде природных катаклизмов, атак террористов, отказов технической природы элементов системы и др. К (негативным) последствиям реализации угроз относится прежде всего потеря работоспособности крупных потребителей (предприятий, научных центров и др.), вызванная прерыванием поставок любых видов ресурсов. Такое понимание уязвимости технической системы соответствует определению надежности системы снабжения, прямо связанной с непрерывностью обеспечения ресурсами потребителей.

В качестве внутреннего свойства объекта в статье рассматривается его структура, в которой существуют наборы узлов (вершин, элементов), да-

лее именуемых ключевыми, деструктивные воздействия на которые нарушают непрерывность обеспечения потребителей ресурсами.

Для поиска ключевых узлов применяются различные методы и модели, одним из которых является математическое моделирование физических процессов в сетях электро-, газо-, тепло-, водоснабжения и др. К недостаткам такого подхода относятся необходимость использования информации о параметрах и режимах функционирования системы, которые должны быть введены в модель, случайный характер возникновения аварийных ситуаций, а также низкая скорость расчета системы алгебраических и дифференциальных уравнений высокого порядка для сложных объектов.

Более предпочтительным является применение методов топологического анализа систем, представленных в виде графа [3–6]. Такой подход является удобным по той причине, что для его реализации используется только описание структуры графа в виде вершин и связей между ними. Недостатки топологической модели проявляются в получении избыточных решений из-за неучета данных о режимах и параметрах системы. Частично эти недостатки устраняются при переходе к взвешенным графам, ребрам и вершинам которых присвоены такие характеристики сети, как пропускная способность, мощность и др.



Применение топологических методов дает приемлемые результаты для сетей небольшой размерности (десятки вершин), но с увеличением масштаба сети существенно возрастает время вычисления. Например, при поиске множественных отказов с помощью метода полного перебора количество исследуемых вариантов определяется числом сочетаний из n (число элементов в системе) по k (число повреждаемых элементов), в результате чего время вычисления растет экспоненциально. Известные методы построения минимальных сечений, такие как метод Петрика или метод непересекающихся множеств [7, 8], не устраняют указанный недостаток.

Генетический алгоритм уменьшает вычислительные проблемы при поиске ключевых элементов. С помощью такого алгоритма находится минимум (или максимум) некоторой функции (функции приспособленности), характеризующей состояние исследуемой инфраструктуры. К его основным достоинствам относятся:

- функция приспособленности может быть выполнена в виде алгоритма,
- простота реализации,
- отсутствие влияния разрывов функции приспособленности на поиск решения.

Основной недостаток генетических алгоритмов связан с неопределенностью нахождения глобального оптимума. Однако при поиске ключевых элементов с помощью предложенной ниже методики этот недостаток может быть преодолен.

Эволюционный подход имеет различное применение в сетевом анализе. Например, в работах [9, 10] с помощью генетического алгоритма выполняется оценка уязвимости энергосистемы при отключении ее элементов и реакции на них системного оператора.

В докладе [11] с помощью генетического алгоритма проводится анализ уязвимости электрических сетей для двух уровней оптимизации. При оптимизации верхнего уровня находится максимальный ущерб, нанесенный энергосистеме, который измеряется по величине сброса нагрузки. При оптимизации нижнего уровня этот ущерб сводится к минимуму посредством выбора оптимального режима работы энергосистемы. Особенность модели, представленной в работе [11], заключается в том, что среди различных доступных корректирующих действий у системного оператора есть возможность изменять топологию сети.

В статье [12] рассматривается поиск оптимальных вариантов технического обслуживания объектов инфраструктуры. Оптимальными являются те решения, которые минимизируют стоимость жизненного цикла сети при одновременном выполне-

нии требований к надежности и функциональности. Для прогнозирования эффективности функционирования объектов инфраструктуры используется модель на основе цепи Маркова.

В докладе [13] представлен подход к поиску оптимальных способов защиты инфраструктурных активов (добавление или изменение инфраструктуры в ответ на чрезвычайную ситуацию и т. д.) для сложных национальных и международных сетевых структур, таких как транспорт, телекоммуникации, финансы, энергетика и др., и исследуются их взаимосвязи.

Генетический алгоритм, предложенный в статье [14], применяется для решения задачи совместной работы системного оператора и энергосистемы. Алгоритм рассчитывает управляющие корректирующие действия для минимизации сброса нагрузки энергосистемы. В результате решения выявляются элементы сети, приводящие к наиболее тяжелым последствиям при отказах.

Потенциальные уязвимости в энергосистеме, рассмотренные в работе [15], могут быть выявлены путем определения тех линий передач, отказы которых вызывают максимальные нарушения в сети. В этом исследовании в модели сетевой инфраструктуры использовались уравнения мощности переменного тока. Отказы активизировались повышением сопротивления линий электропередач. Результатом анализа является выявление тех линий электропередачи, для которых незначительные возмущения проводимости приводят к серьезным нарушениям в сети, падению напряжения и отключению потребителей.

В статье [16] генетический алгоритм применяется для поиска уязвимых участков линий электропередач. Оценка уязвимости линий позволяет путем моделирования определить проблемные места такой инфраструктуры и оценить возможность появления каскадных сбоев.

Для улучшения стабильности напряжения системы в различных условиях эксплуатации в статье [17] предложены два подхода, основанные на генетических алгоритмах. В первом подходе при управлении в нештатном состоянии используется корректирующее воздействие, оптимизирующее индекс стабильности по напряжению. Второй подход включает в себя поиск оптимального размещения компенсаторов, а также управление генератором для минимизации индекса стабильности по напряжению.

В статье [18] рассматривается задача выбора оптимального местоположения систем накопления энергии, решение которой позволяет уменьшить уязвимость энергосистемы. В этом исследовании анализируются воздействия на шины и произво-

дится поиск наиболее уязвимых из них. Выбор оптимального местоположения осуществляется с помощью генетического алгоритма.

Применение генетических алгоритмов для оптимизации решений по защите и восстановлению инфраструктуры при авариях или катастрофах и нахождении активов, необходимых для поддержания сети в рабочем состоянии, рассмотрено в работе [19].

Довольно часто генетические алгоритмы применяются для настройки нейронных сетей [20–22].

Указанные выше работы отличаются между собой не только областью исследования, конкретными решаемыми задачами, но и выбором функции приспособленности. Ниже рассматривается задача поиска ключевых элементов в инженерных сетях на основе специально сконструированной для этой функции приспособленности.

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассматриваемые технические системы имеют сетевую организацию, которую можно представить в виде неориентированного или частично ориентированного графа $G = \{V, R\}$, где V – множество вершин графа, R – множество ребер графа [23].

Множество вершин V описывается тройкой $\{S, C, U\}$, где S – множество источников энергии, C – множество потребителей и U – множество вершин сети, в которых осуществляется преобразование энергии (трансформаторные подстанции), распределение энергии (распределительные устройства, отпайки), передача энергии (электрические линии):

$$V = S \cup C \cup U.$$

Обозначим C_z заданное подмножество наиболее важных вершин-потребителей, V_α – искомое подмножество ключевых вершин.

Тогда постановку задачи можно сформулировать следующим образом. Для графа $G = \{V, R\}$ необходимо определить минимальное подмножество ключевых вершин V_α , при исключении которых из графа G нарушается достижимость вершин C_z из вершин S , где $V_\alpha \in U$.

С применением генетических алгоритмов связаны такие понятия, как особи, популяции, хромосомы и функции приспособленности. Для рассматриваемой задачи эти понятия определяются ниже.

Под особью $\theta_d = \{V_\alpha\}$ понимается набор из ключевых вершин V_α , отказ которых приведет к отключению важных потребителей (где d – номер особи в популяции и α – число вершин графа, составляющих особь). Количество вершин графа, содержащихся в одной особи α , целесообразно вы-

бирать по числу одновременно происходящих отказов (одиночные отказы, двойные, тройные и т. д.), влияние которых на систему требуется оценить: $V_\alpha \in U$.

Популяция $P = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$, где k – размер набора из множества особей, среди которых производится выбор наилучших. Величина k фиксирована и связана с размерностью графа n . Обычно число k выбирается в процентах от общего числа вершин n в диапазоне от 5% до 15% ($k/n = 0,05 \div 0,15$). При большой размерности задачи диапазон значений k может быть меньше, например, $k/n = 0,03 \div 0,10$.

Хромосома – это числовой вектор (или строка) представляющий конкретную особь в виде бинарной строки, каждый разряд которой называется геном. Например, хромосома особи $\theta_5 = (v_3, v_2, v_{15}, v_{50})$, содержащей четыре вершины (четырёхкратный отказ) может иметь вид, представленный на рис. 1.

θ_5			
000011	000010	001111	110010
v_3	v_2	v_{15}	v_{50}

Рис. 1. Представление особи в виде хромосомы

Функция приспособленности $F(\theta_d)$ позволяет найти особь, которая в наибольшей степени влияет на общее число маршрутов по доставке ресурсов потребителям. Оценку этой величины будем производить алгоритмически [24], подсчитывая число путей ограниченной длины (3–5 шагов), оставшихся между вершинами графа после изоляции элементов, составляющих особь. Расчет количества путей будем производить с помощью возведения матрицы смежности в степень. Известно, что если при возведении матрицы смежности в степень m использовать не правила булевой алгебры, а обычные арифметические действия, то элемент $e_{i,j}$ матрицы смежности E будет равен числу ориентированных маршрутов длины m из вершины i в вершину j [25].

Выбор небольшого числа шагов m и, соответственно, небольшого показателя степени вызван необходимостью уменьшить время работы алгоритма при возведении матрицы в степень. Предполагается, что если изоляция вершин, составляющих особь, уменьшает общее количество путей в графе при небольших показателях степени m , то это также приведет к уменьшению числа путей доставки ресурсов от источников до потребителей. Проверка наличия путей доставки ресурсов производится в три этапа.

1. С помощью генетического алгоритма находится особь, изоляция вершин которой в наибольшей степени уменьшает общее количество путей в графе длины m .

2. Производится проверка наличия путей доставки ресурсов от источников до потребителей.

3. Если маршруты от источников до потребителей отсутствуют, вершины являются ключевыми и расчет заканчивается, в противном случае – расчет повторяется.

Блок-схема генетического алгоритма представлена на рис. 2.

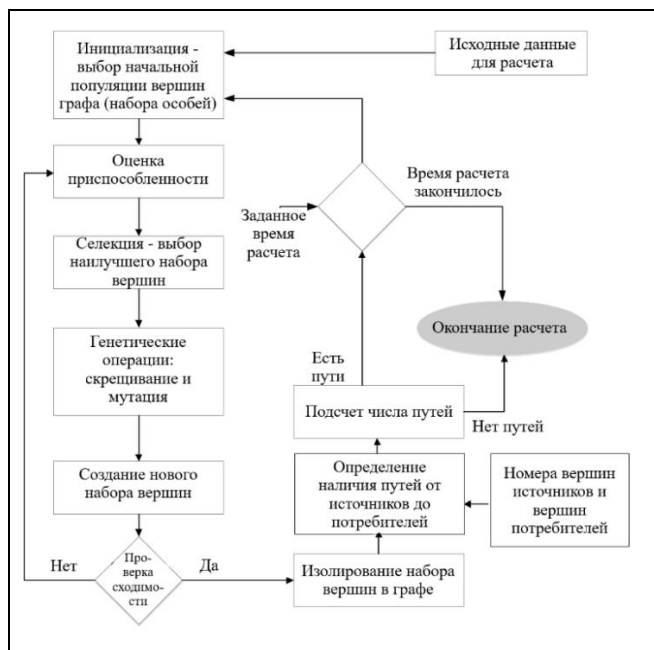


Рис. 2. Блок-схема генетического алгоритма для нахождения ключевых вершин сети

2. ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

2.1. Подготовка исходных данных для расчета

Исходная информация по графам обычно задается в виде таблиц парных связей или списков смежности. Для того чтобы упорядочить исходную информацию, всем вершинам сети присваиваются значения номеров от 1 до n , $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, и в соответствии с этими номерами создается матрица смежности графа E :

$$E = (e_{i,j}),$$

$$e_{i,j} = 1, \text{ если } (v_i, v_j) \in V,$$

$$e_{i,j} = 0, \text{ если } (v_i, v_j) \in \emptyset,$$

где i, j – соответственно строка и столбец матрицы смежности.

2.2. Инициализация и выбор начальной популяции

Популяции имеют следующие основные особенности:

- начальная популяция формируется в виде набора особей, для каждой из которых вершины, составляющие особь, выбираются случайным образом;

- размер особи θ фиксируется (количество вершин графа α в особи постоянно);

- размер популяции P не изменяется в течение работы всего алгоритма (количество особей, составляющих популяцию $P = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ постоянно);

- каждая особь $\theta_d = \{V_{\alpha}\}$ инициализируется значениями номеров вершин, которые выбираются случайным образом с помощью равномерного распределения из всего множества узлов V .

2.3. Оценка приспособленности

Поскольку сеть предназначена для доставки ресурсов потребителям, при выборе особи и оценке ее влияния на инфраструктуру целесообразно выполнять расчет количества путей в графе при изоляции тех или иных особей.

Общее количество путей между вершинами $(v_i, v_j) \in V$ длиной не более m вычисляется из матрицы достижимости $E^* = (e_{i,j}^*)$, которая представляет собой сумму возведенных в степень матриц смежности E :

$$E^* = E + E^2 + E^3 + \dots + E^m.$$

Обозначим общее количество путей в графе длиной не более m через S :

$$S = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n e^*(i, j),$$

где n – общее количество вершин графа.

Для проверки восприимчивости инфраструктуры к воздействию той или иной особи θ_d необходимо изолировать в графе соответствующие этой особи вершины. Для этого в матрице смежности значения элементов, соответствующих этим вершинам, принимаются равными нулю. Затем производится новый расчет матрицы достижимости и вычисляется новое количество путей:

$$\tilde{S} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n e^*(i, j),$$

где $\tilde{S}$ – количество путей в графе при изоляции вершин, входящих в особь θ_d .

Разделив количество всех путей в графе на число всех вершин, получим S_{cp} – среднее количество путей, приходящееся на одну вершину:

$$S_{cp} = \frac{\tilde{S}}{n}.$$

Тогда выражение для функции приспособленности будет иметь вид:

$$F(\theta_d) = \min(S_{cp}).$$

Следовательно, с помощью функции приспособленности определяется такая особь θ_d , при изоляции вершин которой достигается минимальное среднее число путей S_{cp} .

Для демонстрации работы алгоритма рассмотрим граф G сети из десяти вершин по поставке ресурсов от поставщиков $(v_1 v_2) \in G$ до потребителя v_{10} на (рис. 3). Для проверки влияния особи на количество путей изолируем от сети входящие в ее состав вершины $(v_5 v_8) \in G$. Для этого обнулим соответствующие строки и столбцы матрицы смежности (табл. 1) и вычислим количество путей в матрице достижимости.

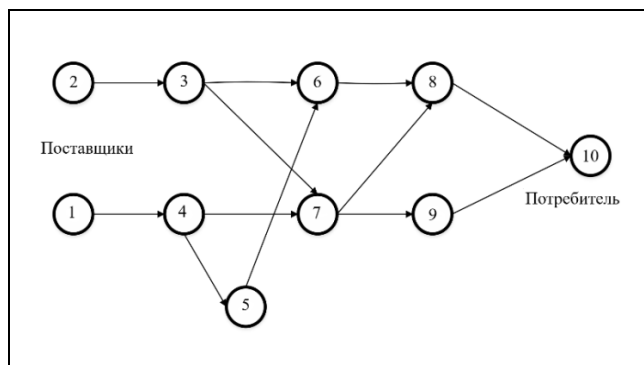


Рис. 3. Граф G сети поставки ресурсов от источников потребителям

Результаты расчета для графа G общего количества путей длиной не более трех – S и S_{cp} , без удаления вершин и при удалении различных пар вершин соответственно, – представлены в табл. 2.

Видно, что минимальное среднее число путей, приходящееся на одну вершину, получается при изоляции вершин v_6 и v_7 . В этом случае прерываются все пути между поставщиками и потребителями.

2.4. Операции селекции, скрещивания и мутации

В данном алгоритме используется ранговая селекция. При таком способе после вычисления значений приспособленности для скрещивания выбиралось $(l \times k)$ лучших особей, где l – относительное

Таблица 1

Матрица смежности графа при изоляции вершин

		v_5 и v_8									
		v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7	v_8	v_9	v_{10}
v_1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
v_2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
v_3	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
v_4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
v_5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
v_6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
v_7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
v_8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
v_9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
v_{10}	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Таблица 2

Результаты расчета для графа G

Номера удаляемых вершин	S	S_{cp}	Количество путей от источников до потребителя	Пути от источников до потребителя
–	45	4,5	6	1,4,7,9,10 1,4,7,8,10 1,4,5,6,8,10 2,3,6,8,10 2,3,7,8,10 2,3,7,9,10
5, 8	23	2,3	2	2,3,7,9,10 1,4,7,9,10
6, 7	11	1,1	0	–
3, 9	26	2,6	2	1,4,7,8,10 1,4,5,6,8,10

число лучших особей в популяции, k – размер популяции. От числа l зависит влияние селекции на выживание особей в популяции. В данной работе было выбрано значение l в интервале от 0,3 до 0,5.

Отобранные в результате селекции особи с заданной вероятностью подвергаются односточному скрещиванию (перетасовке бинарных строк), в результате чего потомки получают по половине случайным образом определенных признаков от

каждого из родителей. Созданные таким образом потомки образуют новую популяцию заданного размера k .

Мутация необходима для предотвращения возможного попадания в локальный экстремум. Поскольку особи представляют собой бинарные строки, мутация заключается в инвертировании (0 заменяется на 1 и наоборот) случайно выбранного гена для одной случайно выбранной особи. В данной работе частота мутаций задается в начале расчета и в дальнейшем не изменяется.

Критерием окончания поиска решения для одного поколения эволюции является отсутствие изменений величины функции приспособленности после селекции и мутации. После этого найденная особь должна быть проверена на изоляцию важных вершин-потребителей от источников. Для этого вычисляются пути от источников до потребителей с помощью алгоритма Флойда – Уоршелла. В случае если проверка показала наличие таких путей, необходимо снова запустить генетический алго-

ритм и начать процесс поиска нового решения для нового поколения эволюции.

2.5. Пример применения генетического алгоритма

Проверка алгоритма проводилась на графе фрагмента реальной сети, представленном на рис. 4.

Для графа электросети, состоящего из 47 элементов и включающего 15 источников и 5 потребителей, исследовались случаи шестикратных отказов элементов.

В табл. 3 представлены сечения (наборы отключаемых вершин) и количество отключенных потребителей. Видно, что глобальный оптимум (отключение всех потребителей от сети) достигнут только в одном случае из шести. Время, необходимое для получения одного решения, примерно равно трем секундам. Источники и потребители при анализе не рассматриваются (отключены в программной реализации), поскольку такой вариант считается тривиальным и виден просто из рисунка графа.

Данный подход может быть распространен на сети большей размерности после их представления в виде графа.

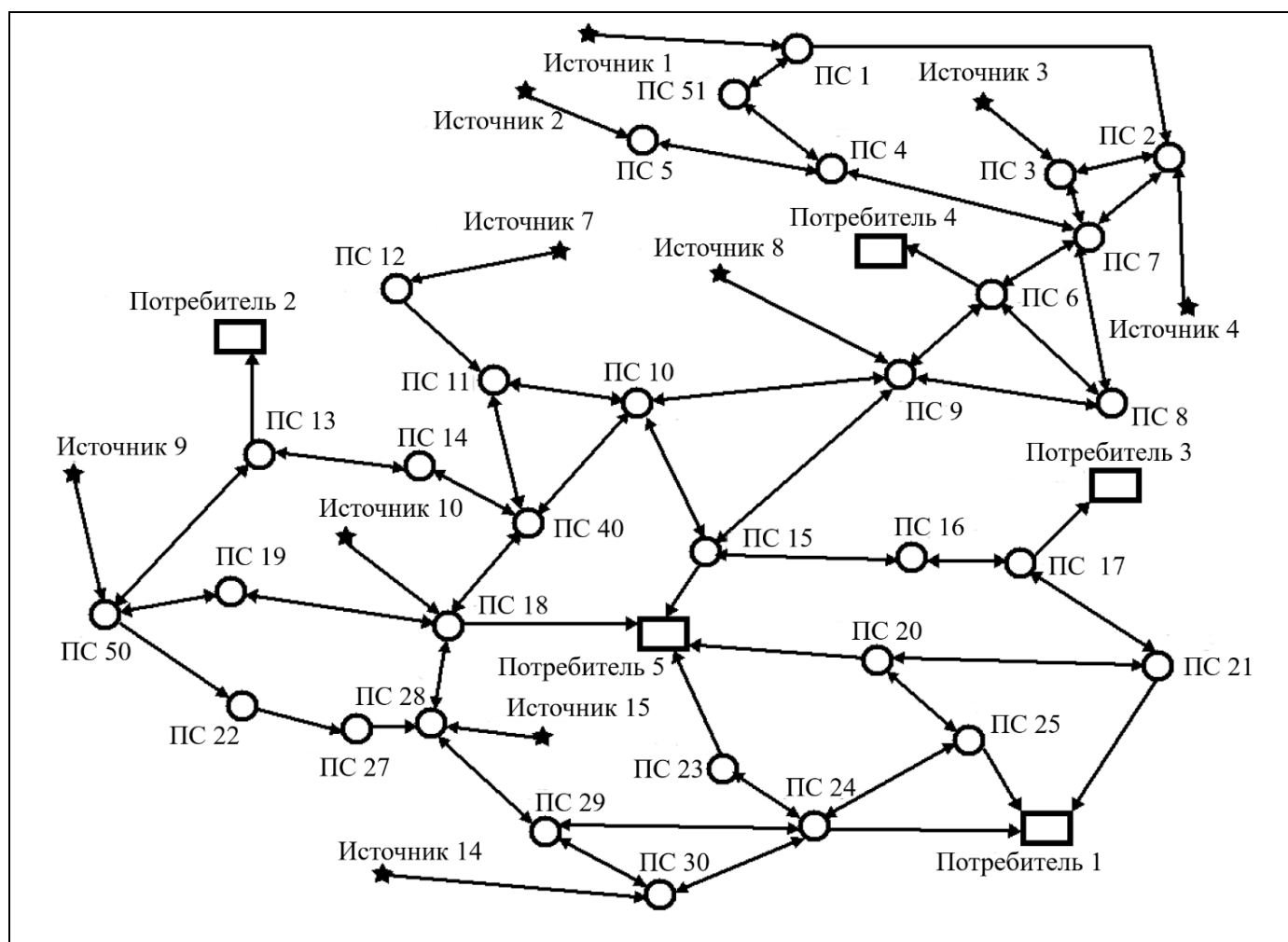


Рис. 4. Граф фрагмента электросети

Таблица 3

Результаты расчета поиска сечений в графе фрагмента электросети

Отключаемые вершины	ПС 7, ПС 10, ПС 24, ПС 18, ПС 13, ПС 9	ПС 7, ПС 15, ПС 10, ПС 13, ПС 24, ПС 18	ПС 51, ПС 22, ПС 18, ПС 10, ПС 9, ПС 24	ПС 40, ПС 15, ПС 9, ПС 7, ПС 24, ПС 13	ПС 7, ПС 9, ПС 10, ПС 18, ПС 17, ПС 24	ПС 29, ПС 9, ПС 10, ПС 18, ПС 7, ПС 24
Количество отключенных потребителей	5	4	4	4	4	4

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследование публикаций, посвященных генетическим алгоритмам, показало, что, несмотря на их широкое применение, для блокирования поставки ресурсов важным потребителям такие алгоритмы не применяются. В то же время недостатки, присущие традиционным методам, делают актуальным исследование применения генетических алгоритмов для решения подобных задач.

В рассмотренном генетическом алгоритме для вычисления функции приспособленности предложено использовать оценку среднего количества путей, приходящихся на одну вершину графа при изоляции особей. Сама реализация генетического алгоритма для решения задачи поиска сечений в инфраструктурах не представляет большой сложности.

При поиске множественных отказов в сетях большой размерности с помощью предложенного генетического алгоритма время вычисления существенно меньше по сравнению с методом полного перебора.

ЛИТЕРАТУРА

- Bhamidipati, S., Van Der Lei, T.E., Herder, P.M. A Layered Approach To Model Interconnected Infrastructure And Its Significance For Asset Management // European Journal Of Transport And Infrastructure Research. – 2016. – Vol. 16, no. 1. – P. 254–272. doi:10.18757/Ejtir.2016.16.1.3130/
- ГОСТ Р 53114-2008. Защита информации. Обеспечение информационной безопасности в организации. Основные термины и определения. – М: Стандартинформ, 2018. – 16 с. [ГОСТ R 53114-2008. Zashchita informacii. Obespechenie informacionnoy bezopasnosti v organizacii. Osnovnye terminy i opredeleniya. – М:Standartinform, 2018. – 16 s. (In Russian)]
- Cagno, E., Grande, O., Trucco, P. Towards an integrated vulnerability and resilience analysis for underground infrastructures // Reliability Engineering & System Safety. – 2011. – Vol. 96, iss. 1. – P. 139–148.
- Valencia, V.V., Maj, P.E. Network Interdependency Modeling for Risk Assessment on Built Infrastructure Systems. – 2013. – https://pdfs.semanticscholar.org/95ba/f36ae65157638a83f82084c39884b3f0fcb2.pdf?_ga=2.74081425.2003714931.1570034586-1895369083.1570034586.
- Дорри М.Х., Роцин А.А., Середя Л.А. Применение программного комплекса РДС для расчетов и визуализации последствий выхода из строя инженерных сооружений // Автоматизация в промышленности. – 2017. – № 11. – С. 11–14. [Dorri. M.Kh.. Roschin, A.A.. Sereda, L.A. Primenenie programmnogo kompleksa RDS dlya raschetov i vizualizacii posledstvij vyhoda iz stroya inzhenernyh sooruzhenij // Avtomatizaciya v promyshlennosti. – 2017. – No. 11. – S. 11–14 (In Russian)].
- Grebenyuk, G.G., Nikishov, S.M. Blocking of Energy and Resource Supply of Target Objects in Network Infrastructures // Automation and Remote Control. – 2018. – Vol. 79, iss. 3. – P. 535–544.
- Рябинин И.А. Надежность и безопасность структурно-сложных систем. – СПб.: Изд-во СПб. гос. ун-та, 2007. – 276 с. [Ryabinin, I.A. Nadezhnost' i bezopasnost' strukturno-slozhnyh system. – SPB.:Izd-vo SPb. Gos.un-ta, 2007. – 276 s. (In Russian)].
- Haenni, R. Generating Diagnoses from Conflict Sets // Proceedings of the Eleventh International FLAIRS Conference. – Sanibel Island, Florida, USA, 1998. – URL: www.aaai.org/Papers/FLAIRS/1998/FLAIRS98-081.pdf.
- Arroyo, J.M., Fernández, F.J. A Genetic Algorithm for Power System Vulnerability Analysis under Multiple Contingencies // Metaheuristics for Bi-level Optimization. Studies in Computational Intelligence. – 2013. – Vol. 482. – P. 41–68.
- Arroyo, J.M., Fernández, F.J. Application of a genetic algorithm to n-K power system security assessment // Electrical Power and Energy Systems. – 2013. – Vol. 49. – P. 114–121.
- Genesi C., Granelli G., Marannino P., et al. A genetic continuation power flow approach to assess power system vulnerability // 43rd International Universities Power Engineering Conference. – Padua, Italy, 2008. – P. 1–5. – <https://ieeexplore.ieee.org/document/4651440>.
- Morcou, G., Lounis, Z. Maintenance optimization of infrastructure networks using genetic algorithms // Automation in Construction. – 2005. – Vol. 14, iss. 1. – P. 129–142.
- Permann, M.R. Toward Developing Genetic Algorithms to Aid in Critical Infrastructure Modeling // 2007 IEEE Conference on Technologies for Homeland Security. – Woburn, MA, USA, 2007. – P. 192–197.
- Agudelo, L., Munoz, N., López-Lezama, J.M. Vulnerability assessment of power systems to intentional attacks using a specialized genetic algorithm // DYNA. – 2015. – Vol. 82, iss. 192. – P. 78–84.
- Kim, T., Wright, S.J., Bienstock, D., Harnett, S. Vulnerability Analysis of Power Systems // IEEE Transactions on Network Science and Engineering. – 2016. – Vol. 3, iss. 3. – P. 132–146.
- Karimi, E., Madani, S.M., Ebrahimi, A. Power transmission system vulnerability assessment using genetic algorithm // In-



- telligent Systems in Electrical Engineering. – 2012. – Vol. 3, no 3. – P. 1–10.
17. Roselyna, J.P., Devarajb, D., Dash, S.S. Multi-Objective Genetic Algorithm for voltage stability enhancement using rescheduling and FACTS devices // Ain Shams Engineering Journal. – 2014. – Vol. 5, iss. 3. – P. 789–801.
 18. Teng, J.-H., Chen, C.-Y., Martinez, I.C. Utilising energy storage systems to mitigate power system vulnerability // IET Generation, Transmission and Distribution. – 2013. – Vol. 7, iss. 7. – P. 790–798.
 19. Permann, M.R. Genetic Algorithms for Agent-Based Infrastructure Interdependency Modeling and Analysis // Proceedings of the 2007 Spring Simulation Multiconference, SpringSim 2007. – Norfolk, Virginia, USA, 2007. – Vol. 2. – P. 169–177.
 20. URL: <https://medium.com/swlh/genetic-algorithm-in-artificial-neural-network-5f5b9c9467d0>.
 21. URL: <https://towardsdatascience.com/using-genetic-algorithms-to-train-neural-networks-b5ffe0d51321>.
 22. Anand, H., Darayi, M. Power Network Component Vulnerability Analysis: A Machine Learning Approach // Procedia Computer Science. – 2021. – Vol. 185. – P. 73–80.
 23. Grebenuk, G.G., Dorri, M.Kh., Roshchin, A.A., Nikishov, S.M. A study of influence of the structure of Heterogeneous Engineering Networks on the Reliable Operation of Large Consumers / Proceedings of the 11th IEEE International Conference

on Application of Information and Communication Technologies (AICT2017). – Moscow: IEEE, 2017. – Vol. 2. – P. 57–61.

24. URL: <https://progr-system.ru/wp-content/uploads/Math/МАПКС-15-ГрафыАтак.pdf>.
25. URL: <http://poivs.tsput.ru/ru/Math/DiscreteMath/GraphTheory/AccessibilityMatrix>.

Статья представлена к публикации членом редколлегии И.Б. Ядыкиным.

*Поступила в редакцию 17.05.2021,
после доработки 1.09.2021.
Принята к публикации 16.09.2021*

Гребенюк Георгий Григорьевич – д-р техн. наук,
✉ grebenuk@lab49.ru,

Никишов Сергей Максимович – канд. техн. наук,
✉ nikishov@lab49.ru,

Серда Леонид Анатольевич – науч. сотрудник,
✉ sereda@lab49.ru,

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН,
г. Москва.

VULNERABILITY ANALYSIS OF COMPLEX NETWORK INFRASTRUCTURES USING A GENETIC ALGORITHM

G.G. Grebenyuk,¹ S.M. Nikishov,² and L.A. Sereda³

Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

¹✉ grebenuk@lab49.ru, ²✉ nikishov@lab49.ru, ³✉ sereda@lab49.ru

Abstract. This paper proposes a method for analyzing the vulnerability of network infrastructures. The method uses a genetic algorithm for finding cross-sections that block delivering resources from their sources to consumers. The well-known approaches to solving network problems based on combinatorial and evolutionary approaches are considered. A feature of the proposed method is the fitness function chosen as an algorithm for calculating the number of paths in the graph when isolating the graph vertices that make up the individual. The graph reachability matrix and simple mathematical operations are adopted to optimize the fitness function and calculate the number of paths. The efficiency of the genetic algorithm compared to combinatorial methods is shown: multiple failures are found significantly faster than using exhaustive search algorithms.

Keywords: safety, engineering networks, vulnerability, reliability, combinatorial algorithms, models for damage analysis, crucial elements of an engineering network, genetic algorithms.