

**МЕТОДЫ РАСПРЕДЕЛЕНИЯ КАНАЛОВ В СИСТЕМАХ МОБИЛЬНОЙ СВЯЗИ****Вступление**

В связи с быстрым ростом мобильных телекоммуникаций инженеры столкнулись с проблемой распределения каналов в системах мобильной связи. Одной из основных целей схемы распределения является назначение каналов для звонков или мобильных устройств при условии минимизации количества блокировок или вероятностей отказа и максимизации качества обслуживания. Подобная проблема относится к классу NP полных задач и рассматривается во многих научных публикациях.

Задача распределения каналов связана с мобильными системами связи, в которых радиоканалы выделяются абоненту для осуществления звонков. Оператор должен определить каналы (или радиочастоты) для базовых станций так, чтобы гарантировать определенный уровень качества обслуживания. Например, уменьшить вероятность блокировки входящего звонка абонента или снизить уровень сигнала ниже заявленного. Вычисление распределения радиочастот основывается на топологии сети и географического места развертывания и вместе с пространственной плотностью ожидаемого трафика ведет к формулировке ограничений на совместимость каждой базовой станции.

Кроме базовых требований на практике часто возникают дополнительные технические условия. Например, расширение или перепланирование существующего распределения схемы системы радиосвязи с минимальным количеством изменений в назначенных каналах или проектирование новой схемы мобильной сети с учетом роста количества абонентов (трафика) в будущем. Таким образом, все сводится к минимизации количества используемых каналов, хотя иногда возможен компромисс между проектными целями относительно их приоритетности.

Такая задача относится к комбинаторному классу задач оптимизации на основе раскраски графов и, следовательно, является NP-полной. Использование полного перебора в качестве решения подобной задачи практически невозможно из-за экспоненциального роста временного ресурса. Классические методы теории графов дают приемлемые результаты в большинстве случаев, но у них есть ряд недостатков:

1. Высокая степень неопределенности (например, распределение трафика) усложняет процесс нахождения решения.
2. Отсутствие альтернативы выбора приоритетности выполнения условия планирования, если не существует конечный результат при полном удовлетворении всех требований.
3. Подход графов частично охватывает задачу, поскольку он только позволяет уменьшить используемый спектр частот, тогда как на практике существует альтернативный вариант использования зарезервированной пропускной способности, например локальное резервирование каналов для обеспечения будущего роста сети.

Для устранения указанных недостатков используется подход, аналогичный задаче оптимизации целевой функции. В такой формулировке задача может решаться большинством алгоритмов оптимизации.

В рамках статьи рассмотрены нейронные сети на примере сети Хопфилда и самоорганизующихся сетей, а также метод имитации отжига. Отдельно рассмотрены основы генетических алгоритмов как один из возможных альтернативных вариантов.

**Постановка задачи**

Рассмотрим  $N$  шестиугольных сот, в середине каждой из которых располагается одна базовая станция (БС) со всенаправленной антенной [2, 4]. Каждая БС может работать на любом из  $C$  доступных каналов, обозначенных как  $c_k$  ( $k = 1, 2, \dots, C$ ). Допустим, что помехи

между любой парой сот известны, т.е. установлены ограничения по частотному разделению, которые устраняют перекрестные помехи и помехи от соседних каналов. Ограничения по каналам представлены в виде матрицы  $X$  :

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{2N} & \cdots & x_{NN} \end{bmatrix},$$

где  $x_{ij}$  ( $i, j = 1, \dots, N$ ) - требуемое частотное разделение между каналами, назначенными для сот  $i$  и  $j$ , в том числе, чтобы сохранить уровень помех ниже определенного порога.

Используя матрицу  $X$ , можно представить ограничения по перекрестным помехам и помехам от соседних каналов выбором соответствующих значений для элементов  $x_{ij}$ . Рассмотрим случай с перекрестными помехами, когда элементы матрицы  $X$  принимают следующие значения:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1: \text{если сота } i \text{ и } j \text{ не могут использовать один тот же канал} \\ 0: \text{ иначе} \end{cases}.$$

В данном случае указанные требования для помех не будут изменяться [2]. Однако гибкие ограничения дают дополнительные возможности, например зарезервировать каналы для будущего расширения или для услуги плавной передачи управления от одной ячейки к другой при перемещении абонента сотовой сети, или для усовершенствования существующего плана (схемы) распределения каналов. Из этого следует, что необходимо использовать как можно меньшее количество каналов, а с другой стороны, еще и уменьшить количество изменений в существующей системе.

Чтобы решить задачу распределения каналов, необходимо знать необходимое количество каналов для каждой соты. Пусть  $\lambda_i$  интенсивность поступления звонков для  $i$ -й соты, а  $\mu$  - обслуживание звонка абонента. Тогда по формуле Эрланга – В определяется пропорциональное количество каналов  $t_i$  для  $i$ -й соты, удовлетворяющее уровню обслуживания абонентов  $P_b$ . Обозначим  $T$  вектор каналов с элементами  $t_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ), отображающий количество каналов для  $i$ -й соты [4]. Определим условия задачи распределения каналов. Дано  $C$  каналов и  $N$  сот, для каждой из которых задано  $t_i$  каналов. Найти оптимальную матрицу  $A$  распределения каналов размерности  $N \times C$  :

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 1 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}, \text{ где } a_{ik} = \begin{cases} 1: \text{если на } i \text{ соте используется канал } c_k \\ 0: \text{ иначе} \end{cases}.$$

Распределение каналов допустимо, если выполнены ограничения по трафику и интерференции, т.е. выполняется тождество  $\sum_{k=1}^C a_{ik} = t_i$  для всех  $i$ ; и если  $c_k$  и  $c_l$  – каналы, назначенные для  $i$  и  $j$  сот, то  $|c_k - c_l| \geq x_{ij}$ .

### Существующие методы решения задачи распределения каналов

Для решения задачи минимизации интерференции существуют следующие методы: нейронные сети, имитация отжига.

Среди нейронных сетей используют сети Хопфилда и самоорганизующиеся сети [1]. Некоторые ученые предложили сети Хопфилда для решения оптимизационных задач. Это полносвязная нейронная сеть с симметричной матрицей связей. В процессе работы динамика таких сетей сводится к одному из положений равновесия. Эти положения являются локальными минимумами энергетической функции Ляпунова. Следовательно, нейросеть Хопфилда можно рассматривать как алгоритм оптимизации целевой функции в форме энергии сети. Это как раз тот случай для решения проблемы распределения каналов, когда надо уменьшить интерференцию.

Эффективный метод симуляции состоит из двух альтернативных шагов (рис. 1). На первом шаге пытаются устранить интерференцию, выбирая текущее решение, исходя из гиперплоскости ограничений задачи. На втором шаге, применяя алгоритмы проецирования и отсеечения, решения сети закрепляют на гиперплоскости ограничений, т.е. получают допустимые решения.

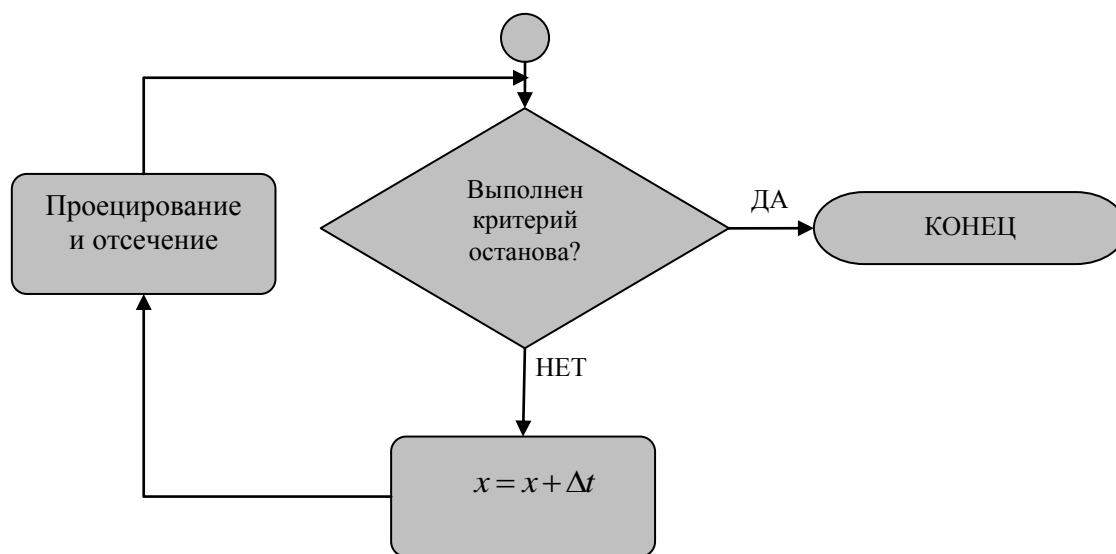


Рис. 1. Метод симуляции сети Хопфилда

Для управления скоростью алгоритма используется шаг сходимости  $\Delta t$ . Для уменьшения времени его выполнения предложено три стратегии: с постоянным  $\Delta t$ , с переменным  $\Delta t$  (прямая зависимость от приближения к экстремуму энергетической функции), и с  $\Delta t$ , зависящим от количества выполненных итераций алгоритма.

Следует заметить, что вторая стратегия и быстрее решает поставленную задачу, и дает лучшие решения при статическом распределении каналов. Третья стратегия дает лучшие решения только в некоторых случаях, возможно из-за хаотического поведения сети при большом значении шага сходимости. Такое хаотическое поведение предотвращает попадания в локальный минимум.

Для предотвращения попадания в локальные минимумы ввели новый элемент  $\alpha(t)$ , связанный с уравнением наискорейшего спуска. Этот элемент позволяет контролировать спуски и подъемы в энергетической функции. Предложено еще две сети Хопфилда с поиском экстремума, отличающиеся методом выбора  $\alpha(t)$ .

Эти две сети дают улучшения в результатах по сравнению с предыдущими, особенно при малой размерности задач.

В самоорганизующихся сетях также используются алгоритмы проецирования и отсеечения как методы удержания решения на гиперплоскости ограничений. Главное их отличие от метода Хопфилда заключается в применении нейронных сетей прямого распространения для минимизации интерференции. На входы такой сети подаются строки матрицы распределения, сформированные из вектора требований (рис. 2).

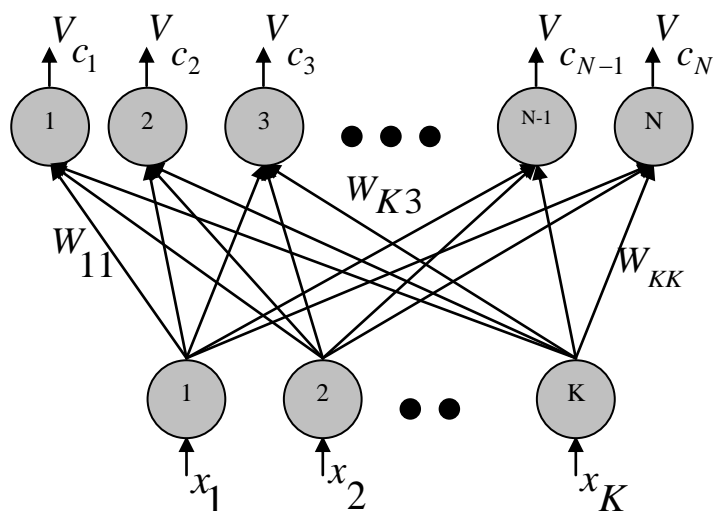


Рис. 2. Первый этап самоорганизующихся нейросетей

Все значения векторов  $x_{1..K}$  нулевые, кроме тех, в которых нужен еще один канал. Сеть вычисляет цену  $V_c$  добавления нового канала для каждого свободного канала в системе и присваивает канал с наименьшей стоимостью. Весовые коэффициенты  $W$  обновляются для реализации изменений в распределении каналов. Матрица  $W$  является результатом алгоритма.

Строки матрицы распределения последовательно подаются на входы сети, пока не будут выполнены условия вектора требований.

Результаты, получаемые при использовании самоорганизующихся нейронных сетей, для задач с небольшой размерностью улучшились по сравнению с методом Хопфилда. Такая тенденция просматривается и в большинстве задач с большой размерностью. Главный недостаток – увеличение времени симуляции [1].

Имитация отжига – общий алгоритм комбинаторной оптимизации – систематически применяется к некоторым формам распределения каналов при планировании радиосетей. Этот алгоритм основан на моделировании физического процесса, который происходит при кристаллизации вещества. Предполагается, что, во-первых, процесс протекает при понижающейся температуре, во-вторых, атомы в веществе уже выстроились в кристаллическую решетку, однако переходы отдельных атомов из одной ячейки в другую еще невозможны. Вероятность этих переходов, в свою очередь, обусловлена температурой: чем ниже температура, тем ниже вероятность. Устойчивая кристаллическая структура вещества соответствует минимальному значению энергии. Это значит, что атом либо переходит в состояние с меньшим уровнем, либо остается на месте. Алгоритм имитации отжига можно представить в виде следующей упрощенной блок-схемы (рис.3):

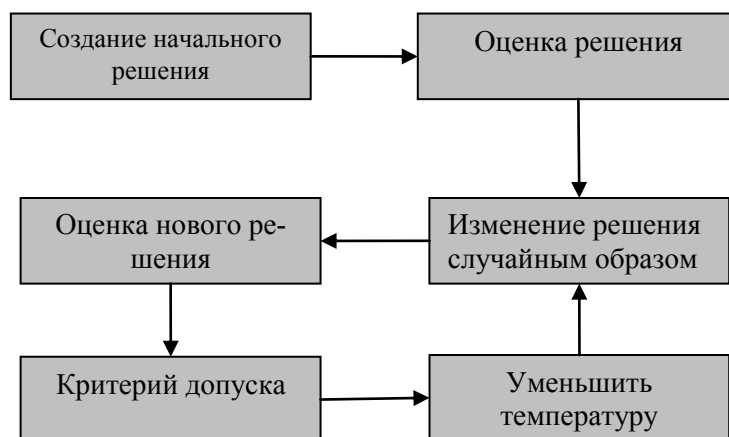


Рис. 3. Блок-схема метода имитации отжига

К настоящему времени разработано множество вариантов метода отжига - как общих, так и частных - для решения конкретных задач. Во время изменения размерности задачи сталкиваются с проблемами касательно временной эффективности и качества решения. Это исправляется тщательной модификацией операций перехода для топологии сети.

По сравнению с полным перебором приведенные методы имеют преимущества в скорости нахождения оптимальных решений. Различные модификации в операторах переходов позволяют избегать локальные экстремумы в пространстве решений задачи. Но основным недостатком все-таки является качество решения. Не всегда найденное решение является окончательным, возможны коллизии с ограничениями.

### **Генетические алгоритмы**

Генетические алгоритмы (ГА) – это семейство вычислительных моделей, основывающихся на теории эволюции. Эти алгоритмы кодируют потенциальное решение специфической проблемы в простые хромосомоподобные структуры данных и используют рекомбинационные операторы на этих структурах для сохранения критически важной информации. Чаще всего ГА рассматривают для оптимизации функций, хотя они нашли применение в широком ряде задач.

Применение ГА начинается с создания популяций (обычно случайным образом) хромосом. Потом проводится оценка хромосом и определяются репродуктивные свойства, при которых те хромосомы, которые представляют лучшее решение для поставленной задачи, имели бы больше шансов принять участие в создании нового поколения, чем те, которые представляют решения, менее соответствующие условиям задачи. «Качество» решения определяется по отношению к текущей популяции.

Такое определение ГА абстрактно, потому что термин ГА имеет два значения. В строгой интерпретации ГА относятся к модели, представленной в исследованиях Джона Холланда (1975) и его студентов (например, ДеДжонг, 1975). Большинство методологий применения ГА основано на использовании (исключительно или частично) модели Холланда так же, как и вариации канонического генетического алгоритма. В современных научных направлениях моделирования ГА в основном рассматривают канонический генетический алгоритм (Воуз, 1993) [3].

Канонический генетический алгоритм состоит из следующих шагов:

1. Инициализация или выбор исходной популяции хромосом.
2. Оценка приспособленности хромосом в популяции или применение фитнес-функции.
3. Проверка условия остановки алгоритма.
4. Селекция хромосом.
5. Применение генетических операторов (операторы скрещивания и мутации).
6. Формирование новой популяции.
7. Выбор «наилучшей» хромосомы.

Блок-схема КГА изображена на рис. 4.

Обычно только два компонента ГА являются проблемно зависимыми: кодирование и фитнес-функция.

Существуют следующие виды кодирования решений: двоичное, логарифмическое, ранжированное, прямое и деревья.

Двоичное кодирование является наиболее часто применяемым, потому что предоставляет самый простой вариант кодирования и дает множество хромосом даже с небольшим числом аллелей, но, с другой стороны, такое кодирование часто неестественно для многих задач, а иногда необходимо корректировать хромосомы после кроссовера и/или мутации.

Логарифмическое кодирование применяется в ГА для уменьшения длины хромосом. Оно используется в задачах многомерной оптимизации с большим пространством поиска решений.

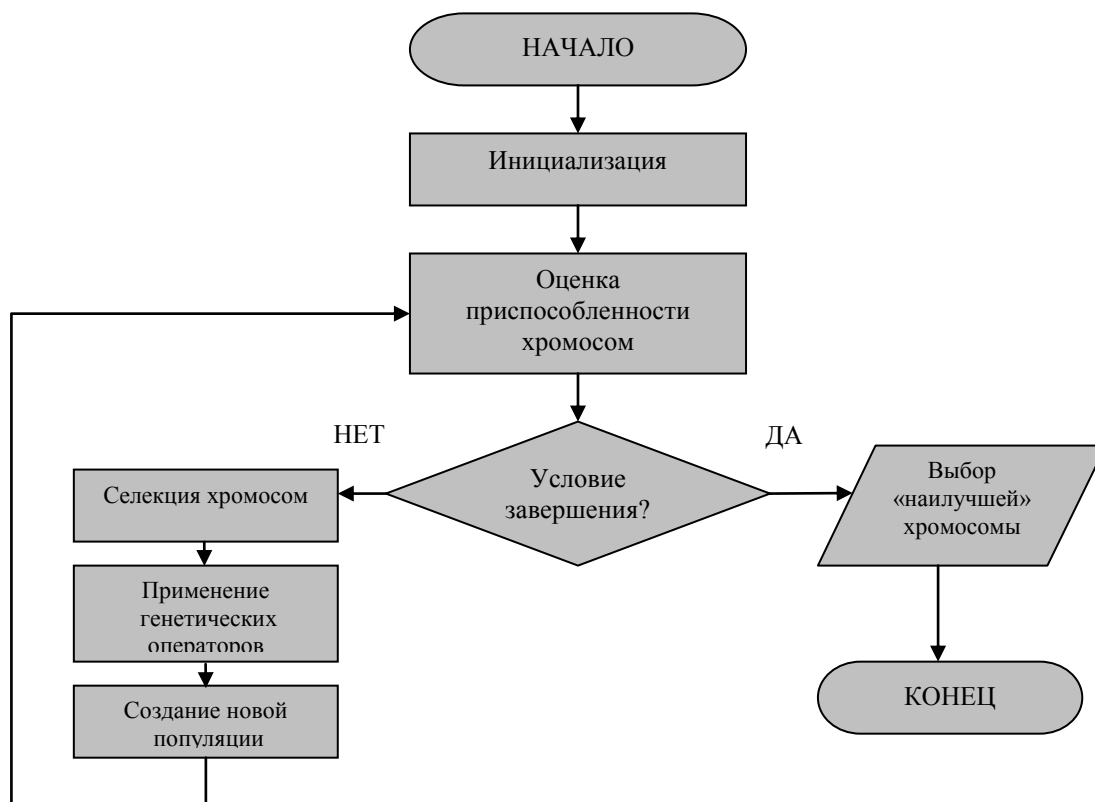


Рис. 4. Блок-схема канонического генетического алгоритма

Ранжированное кодирование используется в задачах упорядочивания так же, как задача коммивояжера – в задачах расписаний. Каждая хромосома – это строка натуральных чисел, которые обозначают порядковый номер в последовательности. Необходимо проверять хромосому после кроссовера и мутаций на противоречивость и исправлять конфликты.

Прямое кодирование – кодирование величины, которое используется в задачах с комплексными значениями (двоичное кодирование в таких задачах затруднительно). Каждая хромосома представляется в виде строки с некоторыми значениями. В качестве значений может выступать все, что связано с задачей. Например: формы чисел, вещественные числа или символьное представление комплексных параметров.

Деревья используются при создании программ или выражений в эволюционном программировании. Хромосома – это дерево объектов, т.е. функций или команд языка программирования. Чаще всего используют язык LISP, потому что программы в нем представлены в подобной форме и легко кодируются как деревья. Операторы мутации и кроссовера относительно просто реализуются.

Фитнес-функция - это определенный тип целевой функции, которая используется для суммирования как показатель качества того, насколько решение, закодированное в хромосоме, помогает в достижении поставленных целей задачи. Для создания нового поколения необходимо удалить  $N$  худших хромосом и вывести новые  $N$  хромосом из лучших. Поэтому каждой хромосоме надо присвоить значение приспособленности с помощью фитнес-функции, т.е. определить уровень соответствия решения условиям задачи [3].

Основная причина того, что генетический алгоритм является одним из быстрых способов нахождения субоптимальных решений, заключается в успехе, связанном с проектированием выполнимой фитнес-функции. Определение фитнес-функции для каждой задачи индивидуально. Если фитнес-функция неправильно рассчитана, алгоритм будет сходиться на несоответствующие решения или вообще будет расходиться.

Кроме того, фитнес-функция должна не только тесно коррелироваться с целевыми установками, но и должна быстро вычисляться. Скорость исполнения очень критична, т.к. в генетическом алгоритме вычисляется итеративно много раз для выявления полезного результата в нетривиальных задачах.

В некоторых случаях целесообразно использовать аппроксимацию фитнес-функции:

- при больших временных затратах на выполнение фитнес-функции;
- при отсутствии точной модели фитнес-функции;
- при неопределенности или зашумленности фитнес-функции.

Существует два основных класса фитнес-функций. Первый класс – когда фитнес-функция не изменяется, т.е. при оптимизации фиксированной функции или при проведении тестирования на фиксированной совокупности тестовых данных. Второй – когда фитнес-функция изменяется как в стратегии ниш (стратегия фирмы, состоящая в поиске и захвате свободных сегментов рынка), так и в совместно развивающейся совокупности тестовых наборов.

Масштабирование фитнес-функции выполняется по двум причинам. Во-первых, для предотвращения преждевременной сходимости ГА, а во-вторых – в случае, когда в популяции сохраняется значительная неоднородность, однако среднее значение приспособленности ненамного отличается от максимального значения.

Рассмотрим вариацию алгоритма, в котором для кодирования решений используют двоичные строки. Использование такого типа кодирования дает возможность напрямую использовать матрицу распределения каналов  $A$ , объединив все строки в одну. Тогда строка, созданная конкатенацией  $N$  подстрок длиной  $C$ , отображает все каналы во всех сотах. Функцию оценки для особей в этом алгоритме можно представить как

$$F = \sum_{i=1}^N \left( t_i - \sum_{k=1}^C a_{ik} \right)^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^C \sum_{j=1, j \neq i}^N \sum_{l=1}^C x_{ij} a_{ik} a_{jl},$$

где первое слагаемое – количество конфликтов в результате назначения отличного от требуемого количества каналов, а второе – количество конфликтов, созданных за счет интерференции. Такая формулировка фитнес-функции позволяет осуществлять поиск решений с наименьшим количеством конфликтов, т.е. с нулевым количеством нарушений для трафика и интерференции.

Определен турнирный механизм отбора родительской пары, который состоит в выборе лучшей хромосомы из четырех случайно выбранных. В качестве оператора скрещивания определили одноточечный кроссинговер. Такой оператор случайно выбирает точку скрещивания двух хромосом (родителей) и создает новые с вероятностью  $p_c$  (отпрыски), используя одну часть каждого родителя. Оператор мутации изменяет бит хромосомы с вероятностью  $p_m$ .

ГА использовали в решении задачи распределения каналов для двух типов топологии покрытия территории мобильной сетью: линейной и планарной. Для первого варианта использовали 9 линейно расположенных БС, для второго – 21 БС, представляющих собой планарный граф, у которого ребра между вершинами соответствуют соседству БС.

Для определения эффективности ГА сначала проверили варианты топологий для равномерного и неравномерного распределения трафика в мобильной сети. При равномерном распределении нагрузка трафика составляла от 2 до 4 каналов на каждую БС. При неравномерном распределении каждой БС выбирался размер трафика от 2 до 4 каналов.

В таблице перечислено поколение, когда было определено наилучшее решение, и количество конфликтов в решении.

Топология покрытия	Распределения трафика	Номер варианта	Количество поколений	Конфликты
Линейная	Равномерное	1	77	0
		2	120	0
		3	99	3
	Неравномерное	1	155	0
		2	138	1,8
		3	139	0,5
Планарная	Равномерное	1	151	21
		2	195	27,2
		3	198	38,6
	Неравномерное	1	175	29
		2	186	25,4
		3	192	28,8

При использовании линейной топологии алгоритм находил решение с небольшим количеством конфликтов, если не обнаруживал оптимального решения. Однако в другой топологии количество конфликтов было намного больше и ни одного оптимального решения.

### Выводы

Рассмотрены эвристические алгоритмы решения задачи распределения каналов в мобильной сети. Главным недостатком нейронных сетей является увеличение времени симуляции при больших размерностях задачи. Алгоритм имитации отжига за счет использования простых операций затрачивал меньше времени, но не всегда сразу выдавал оптимальное решение. Обобщенный генетический алгоритм полезен при нахождении оптимальных решений для линейного варианта планирования мобильных систем.

Следующим шагом в продолжении исследования будет модификация операторов кроссовера и мутации под данную задачу, с учетом в матрице интерференции трех типов помех, а также определение размера начальной популяции в зависимости от размерности конкретной задачи.

**Список литературы:** 1. Комашинский, В.И., Смирнов, Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М. : Горячая линия-Теорекм, 2003. – 94 с. 2. David, Tse, Pramod, Viswanath. Fundamentals of Wireless Communication. – Cambridge University Press 2003. – P. 554. 3. Representations for Genetic and Evolutionary Algorithms. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006. – P 325. 4. Andreas, F. Molish. Wireless Communication. – Jonh Wiley & Sons Ltd, 2011. – p 827.

Харьковский национальный  
университет им. В.Н. Каразина

Поступила в редколлегию 11.02.2012