

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ ПОДСИСТЕМА ПЛАНИРОВАНИЯ И КООРДИНАЦИИ РАБОТЫ ТОРГОВЫХ АГЕНТОВ В УСЛОВИЯХ АО «ВО «КОНТИ»

Гуценко О.А., Фототов А.М.

Донецкий национальный технический университет

Кафедра автоматизированных систем управления

oleggut@i.ua

В статье приведено описание генетического алгоритма для решения задачи составления оптимального маршрута-расписания в сфере логистических услуг. Выполнен анализ результатов работы алгоритма.

Актуальность задачи

Координация работы торговых агентов по посещению торговых точек (ТТ) в течение недели может существенно повысить товароборот. Специфика работы каждой торговой точки, ограниченное число посещений торговых точек в неделю, время посещения и другие параметры могут повлиять на объемы заказанного товара, а следовательно и прибыли. Таким образом актуальной является задача составления наборов торговых точек для посещения в каждый день недели. Менеджер по продажам (МП) должен составить наборы $L\{D,T,C\}$, где D – день недели, T – множество ТТ для посещения, C – торговый агент (ТА).

На текущий момент МП вручную составляет расписание. Целью работы является разработка и исследование генетического алгоритма составления расписания посещений торговых точек.

Решение задачи составления расписаний зависит от задачи определения перечня торговых точек по следующим параметрам:

P_i – периодичность посещения ТТ;

G_i – географические широта и долгота;

Avr_{ij} – средние продажи за день в T_i ;

MK_i – коэффициент зависимости продаж от дня, в который посещена T_i ;

$Sells_{ij}$ – средние продажи в T_i за j -ый по счету день рабочего периода.

В зависимости от этих параметров может изменяться число посещений на каждый день, т.к. изменяется длина проходимого пути.

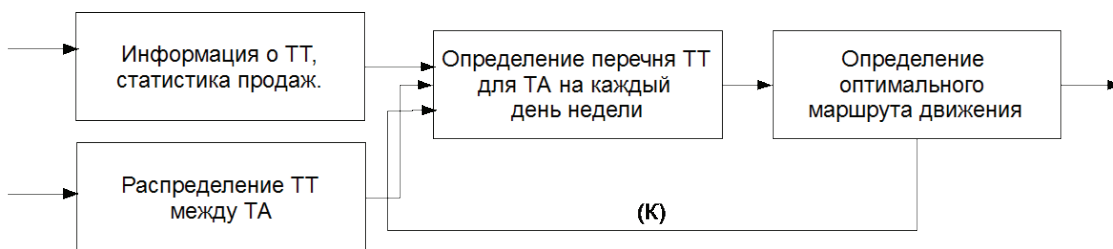


Рисунок 1. Общая схема работы системы

В результате менеджер по продажам получает возможность учитывать расписание посещений ТТ $L\{D,T,C,K\}$, где K – коэффициент полезного действия (КПД) маршрута.

В качестве КПД маршрута предлагается использовать объем прогнозируемых продаж, которые будут достигнуты при следовании сформированным расписанием.

$$\sum_{i=1}^K \left(\sum_{j=1}^W (IS_{ij} \cdot (Avr_{ij} \cdot (1 - MK_i) + MK_i \cdot Sells_{ij})) \right) \rightarrow max \tag{1}$$

В формуле (1) коэффициент IS_{ij} коэффициент показывает, посещается ли T_i в j -ый по счету день рабочего периода.

Учет возможных маршрутов и их эффективности на этапе формирования набора ТТ позволит повысить эффективность работы торговых агентов, учесть требования к посещению ТТ, что в итоге позволит повысить доход компании.

Описание алгоритма

При решении данной задачи возможно использование: целочисленного программирования, эволюционных методов, естественных методов. Целочисленное программирование неприемлемо, ввиду значительного количества ТТ (на одного ТА приходится до 100 ТТ), вследствие чего алгоритм будет слишком ресурсоемким. Среди естественных методов выделяют – метод отжига (разновидность метода Монте-Карло). Однако данный метод обладает недостатком: в холодном состоянии метод становится таким же «жадным» как градиентный спуск. Кроме того, как и эволюционные методы, метод отжига является неточным. Среди эволюционных методов было решено использовать ГА, несмотря на то, что ГА уступает в скорости методу отжига. ГА легко масштабируемы, что крайне важно в решении данной задачи; ГА не является «жадным», что позволяет использовать его для задач с большим количеством локальных минимумов в пространстве решений.

В качестве представления хромосомы возьмем табличное представление [1].

Таблица 1. Матричное представление особи в ГА

Код ТТ	Пн	Вт	Ср	Чт	Пт
567454	1	0	1	0	1
987897	0	1	1	1	0
47667	1	0	0	1	1
123673	0	1	1	0	0
965565	0	1	0	1	1

На пересечении кода ТТ и соответствующего дня недели выставляется 1 в случае посещения данной ТТ в этот рабочий день или 0, если ТТ не посещается в этот день. Данное представление позволяет использовать все необходимые генетические операторы: кроссинговер, мутацию, селекцию, репродукцию и т.д. [1].

Рассмотрим подробно реализацию кроссинговера. Решено использовать двухточечный частично-соответствующий (partially-mapped – PMX) кроссинговер. Для этого в случайном порядке выбираем две «секущие» ячейки в таблицах родителей: $A[i;j]$, $Z[i1;j1]$ [3]. Затем производим обмен всеми генами, строка и столбец которых удовлетворяют условиям:

$$i \leq iL \leq iI \ \& \ j \leq iC \leq jI, \quad (2)$$

где iL – номер строки гена в таблице особи, iC – номер столбца гена в таблице особи.

Для наглядности возьмем пример с двумя хромосомами-родителями (табл. 2 и табл. 3), и случайно выбранными «секущими» ячейками: $A[2;2]$, $Z[3;4]$.

После выполнения кроссинговера с заданными секущими ячейками будет получены следующие два потомка (табл. 4 и табл. 5)

Таблица 2. Первый родитель

Код ТТ	Пн	Вт	Ср	Чт	Пт
567454	1	0	0	0	1
987897	1	1	1	0	0
47667	1	1	0	1	1
123673	0	1	1	0	0
965565	0	1	0	1	1

Таблица 3. Второй родитель

Код ТТ	Пн	Вт	Ср	Чт	Пт
567454	0	1	1	1	1
987897	0	0	0	0	1
47667	0	0	0	0	1
123673	0	1	1	1	0
965565	0	1	1	1	0

Таблица 4. Первый потомок

Код ТТ	Пн	Вт	Ср	Чт	Пт
567454	1	0	0	0	1
987897	1	0	0	0	0
47667	1	0	0	0	1
123673	0	1	1	0	0
965565	0	1	0	1	1

Таблица 5. Второй потомок

Код ТТ	Пн	Вт	Ср	Чт	Пт
567454	0	1	1	1	1
987897	0	1	1	0	1
47667	0	1	0	1	1
123673	0	1	1	1	0
965565	0	1	1	1	0

Курсивом отмечены гены, которыми обменялись особи.

Оператор мутации реализуется следующим образом: в случайном порядке выбирается номер столбца и строки гена, после чего значение гена инвертируется (изменяется из 1 в 0 или обратно: из 0 в 1).

После выполнения выше описанных операторов необходимо проверить полноту всех расписаний, т.е. необходимо проверить число посещений каждой ТТ требуемое количество раз, и в случае необходимости добавить или убрать посещения для ТТ. Также необходима проверка на количество ТТ в каждом дне – рабочий день ТА не должен превышать 8 часов. Затем происходит выполнение селекции. Для определения «приспособленности» хромосомы, помимо функции (1), используются штрафные функции, которые уменьшают значение фитнес-функции для данной особи если некоторая ТТ посещается не в задекларированный для нее день недели.

После определения для каждой особи фитнес-функции происходит регулирование численности популяции до начального уровня. Далее, если самое лучшее расписание в популяции удовлетворяет условиям оптимальности – решение найдено, иначе повторяем действия сначала [2].

Анализ полученных результатов

Сравнение расписания составленного путем использования разработанного алгоритма с фактическим расписанием.

Таблица 6. Сравнение реального расписания с результатом работы алгоритма

№ п/п	ТТ	1	2	3	4	5
1	88647			449,6032		966,5982
2	88660	22402,26	5779,729	3047,42	7354,046	2418,694
3	88662			2970,472	4378,905	1257,954
4	88699		2159,186	512,1012		
5	88703				2759,187	
6	88704		1830,875	922,2046		
7	88705		656,8928	1402,379		
8	88706		1225,584			3428,68
9	88714			531,995		
10	88746	5000,174	48,19	1498,295		
11	88771				905,5577	1144,153
12	88775	965,8213	446,2375		881,28	1048,293
13	88780				382,7706	
14	88788			618,944		
15	88796		1026,144	205,7119		
16	88811				149,5995	

Выводы из таблицы: сгенерированное расписание по 5 ТТ (их номера выделены жирным и подчеркнуты) совпало с реальным абсолютно. Сгенерированное расписание по 4 ТТ не совпало с реальным не в одном дне к посещению. По 7 ТТ сгенерированное расписание совпало частично. При формировании расписания ГА учитывал только географическое расположение ТТ. Следует учесть, что реальное расписание составляется под влиянием таких факторов: географическое месторасположение ТТ, определение дня посещения ТТ самим руководством ТТ, множество случайных факторов (ТТ оказалась закрыта в необходимый день, в ТТ нагрязнула государственная проверка и т.д.).

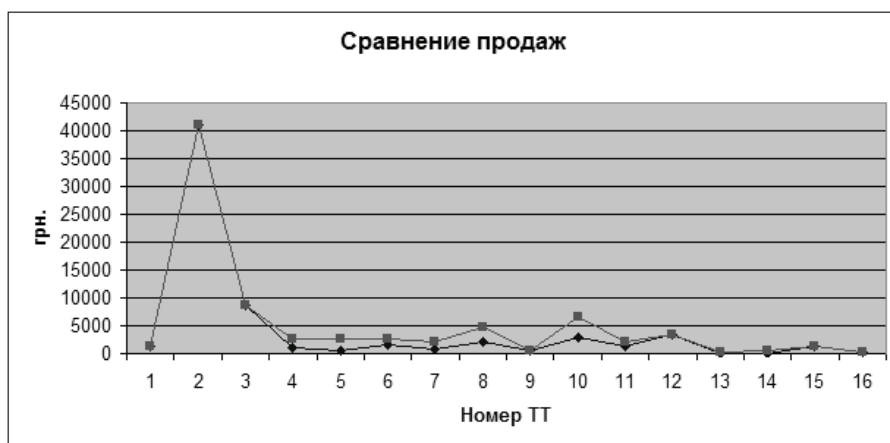


Рисунок 2. Сравнение прогноза продаж с реальными данными

На графике (рис.2) по горизонтальной оси отложены ТТ, по вертикальной оси отложены значения продаж в соответствии с расписанием посещений. Светлый график – отображает реальные данные продаж, темный график – прогноз продаж при следовании сгенерированного расписания (прогноз осуществляется на основании формулы (1)). Как следует из графика на рис. 2, прогноз по сгенерированному расписанию несколько хуже, чем реальные продажи: 66 744,24 против 80 775,94.

Сгенерированные результаты получены при параметрах, приведенных в табл. 7, опыт №1.

Таблица 7. Значение параметров работы ГА

Название параметра	Опыт №1	Опыт №2	Опыт №3
Размер начальной популяции	100	300	1500
Вероятность кроссинговера	0,5	0,7	0,6
Вероятность мутации	0,5	0,8	0,2

Изменим параметры работы ГА (табл. 7, опыт №2).

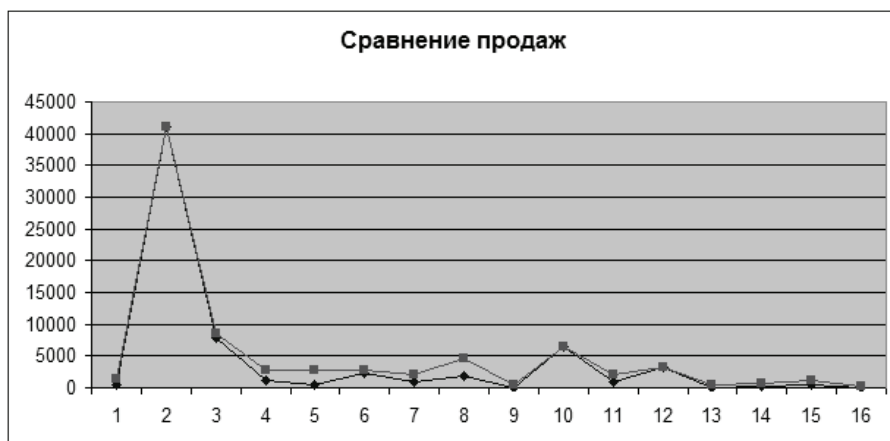


Рисунок 3. Сравнение прогноза продаж с реальными данными

В результате изменения параметров результаты работы ГА изменились незначительно, несколько возросла прогнозируемая сумма продаж: 67 191,23, т.е. результат улучшился на 1,002%.

Изменим параметры работы ГА (таблица 7, опыт №3).

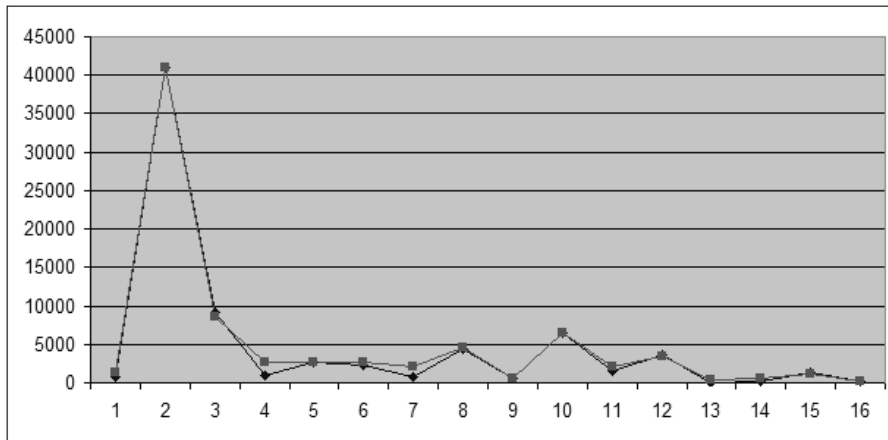


Рисунок 4. Сравнение прогноза продаж с реальными данными

В результате увеличения начальной популяции в 15 раз по сравнению с первоначальным опытом, а также изменении вероятностей кроссинговера и мутации, прогнозируемый объем продаж увеличился на 12,2% по сравнению с начальным показателем и составил 75 995,04.

Выводы

В работе сформулирована актуальность задачи планирования и координации работы торговых агентов. Приведено описание алгоритма. Проанализированы результаты работы алгоритма. В результате анализа работы алгоритма, выявлено, что алгоритм генерирует корректные рабочие решения, однако данные решения еще не дотягивают до отклонения 2-3% от реальных продаж.

Литература

- [1] Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений [Текст].- Донецк: ДонНТУ, 2008.-326с
- [2] Седжвик Р. Фундаментальные алгоритмы [Текст]. – Киев: Азимут-Украина, 2003. – С. 154-190.
- [3] Konstantin Boukreev. Genetic Algorithm and Traveling Salesman Problem. Электронный ресурс. Режим доступа: <http://www.generation5.org/content/2001/tspapp.asp>
- [4] Zach Garner. An Introduction to Genetic Programming. Электронный ресурс. Режим доступа: <http://www.generation5.org/content/2000/ga00.asp>