http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC\_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8\_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0

Алгоритм имитации отжига

**Материал из MachineLearning.**

Перейти к: [навигация](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#column-one), [поиск](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#searchInput)

**Алгоритм имитации отжига** (Simulated annealing) — алгоритм решения различных оптимизационных задач. Он основан на моделировании реального физического процесса, который происходит при кристаллизации вещества из жидкого состояния в твёрдое, в том числе при отжиге металлов.

Целью алгоритма является минимизация некоторого функционала. В процессе работы алгоритма хранится текущее решение, которое является промежуточным результатом. А после работы алгоритма оно и будет ответом.

|  |
| --- |
| **Содержание**[убрать]* [1 Основные шаги алгоритма](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9E.D1.81.D0.BD.D0.BE.D0.B2.D0.BD.D1.8B.D0.B5_.D1.88.D0.B0.D0.B3.D0.B8_.D0.B0.D0.BB.D0.B3.D0.BE.D1.80.D0.B8.D1.82.D0.BC.D0.B0)
	+ [1.1 Выбор начального решения](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.92.D1.8B.D0.B1.D0.BE.D1.80_.D0.BD.D0.B0.D1.87.D0.B0.D0.BB.D1.8C.D0.BD.D0.BE.D0.B3.D0.BE_.D1.80.D0.B5.D1.88.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D1.8F)
	+ [1.2 Оценка решения](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9E.D1.86.D0.B5.D0.BD.D0.BA.D0.B0_.D1.80.D0.B5.D1.88.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D1.8F)
	+ [1.3 Основной шаг алгоритма](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9E.D1.81.D0.BD.D0.BE.D0.B2.D0.BD.D0.BE.D0.B9_.D1.88.D0.B0.D0.B3_.D0.B0.D0.BB.D0.B3.D0.BE.D1.80.D0.B8.D1.82.D0.BC.D0.B0)
	+ [1.4 Случайное изменение решения](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.A1.D0.BB.D1.83.D1.87.D0.B0.D0.B9.D0.BD.D0.BE.D0.B5_.D0.B8.D0.B7.D0.BC.D0.B5.D0.BD.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D0.B5_.D1.80.D0.B5.D1.88.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D1.8F)
	+ [1.5 Критерий допуска](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9A.D1.80.D0.B8.D1.82.D0.B5.D1.80.D0.B8.D0.B9_.D0.B4.D0.BE.D0.BF.D1.83.D1.81.D0.BA.D0.B0)
	+ [1.6 Уменьшение температуры](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.A3.D0.BC.D0.B5.D0.BD.D1.8C.D1.88.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D0.B5_.D1.82.D0.B5.D0.BC.D0.BF.D0.B5.D1.80.D0.B0.D1.82.D1.83.D1.80.D1.8B)
	+ [1.7 Выбор начальной и пороговой температуры](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.92.D1.8B.D0.B1.D0.BE.D1.80_.D0.BD.D0.B0.D1.87.D0.B0.D0.BB.D1.8C.D0.BD.D0.BE.D0.B9_.D0.B8_.D0.BF.D0.BE.D1.80.D0.BE.D0.B3.D0.BE.D0.B2.D0.BE.D0.B9_.D1.82.D0.B5.D0.BC.D0.BF.D0.B5.D1.80.D0.B0.D1.82.D1.83.D1.80.D1.8B)
* [2 Области применения](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9E.D0.B1.D0.BB.D0.B0.D1.81.D1.82.D0.B8_.D0.BF.D1.80.D0.B8.D0.BC.D0.B5.D0.BD.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D1.8F)
* [3 Пример работы алгоритма. Задача о расстановке ферзей](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9F.D1.80.D0.B8.D0.BC.D0.B5.D1.80_.D1.80.D0.B0.D0.B1.D0.BE.D1.82.D1.8B_.D0.B0.D0.BB.D0.B3.D0.BE.D1.80.D0.B8.D1.82.D0.BC.D0.B0._.D0.97.D0.B0.D0.B4.D0.B0.D1.87.D0.B0_.D0.BE_.D1.80.D0.B0.D1.81.D1.81.D1.82.D0.B0.D0.BD.D0.BE.D0.B2.D0.BA.D0.B5_.D1.84.D0.B5.D)
* [4 Литература](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#.D0.9B.D0.B8.D1.82.D0.B5.D1.80.D0.B0.D1.82.D1.83.D1.80.D0.B0)
 |

Основные шаги алгоритма

1. Выбор начального решения и начальной температуры
2. Оценка начального решения
3. Основной шаг алгоритма
	1. Случайное изменение текущего решения
	2. Оценка измененного решения
	3. Критерий допуска
4. Уменьшение температуры и, если температура больше некоторого порога, то переход к основному шагу

**Выбор начального решения**

Хорошей стратегий является случайный выбор начального решения. Также в качестве начального решения можно предложить решение полученное другими методами. Это предоставляет алгоритму базу, на основании которой он будет строить более оптимальное решение.

**Оценка решения**

Этот этап полностью завит от специфики задачи. Единственным требованием является получение в качестве оценки одного вещественного числа, которое будет характеризовать оптимальность предлагаемого решения. Это число в алгоритме имитации отжига принятно называть *энергией*. Если выбор такого числа является затруднительным, то, возможно, стоит отказаться от использования предлагаемого метода.

**Основной шаг алгоритма**

Основной шаг при некоторой температуре повторяется несколько раз. Возможно, что один раз. Также возможен вариант с зависимостью числа повторов от температуры.

**Случайное изменение решения**

Этот этап сильно зависит от специфики задачи. Однако, изменение стоит производить локальные. Например, для задачи коммивояжера, хорошей стратегий будет обмен, в текущем порядке следования городов, двух случайных городов местами. В результате изменения у нас будет два решения: текущее и измененное.

**Критерий допуска**

Для определенности будем считать, что оптимизация заключается в минимизации энергии. В большинстве случаев этот подход справедлив. Критерий допуска заключается в проверке и возможной замене текущего решения измененным.

Если измененное решение имеет меньшую энергию, то оно принимается за текущее. Если же измененное решение имеет большую энергию, то оно принимается с вероятностью P = exp(-δE/T), где:

* P — вероятность принять измененное решение,
* δE — модуль разности между энергией оптимального решения и энергий измененного решения,
* T — текущая температура.

**Уменьшение температуры**

Важной частью алгоритма является уменьшение температуры. При большой температуре вероятность выбора менее оптимального решения высока. Однако, в процессе работы алгоритма температура снижается, и вероятность выбора менее оптимального решения снижается.

Выбор способа уменьшения температуры может быть различным и выбирается экспериментально. Главное, чтобы температура монотонно убывала к нулю. Хорошей стратегий является умножение на каждом шаге температуры на некоторый коэффициент немного меньший единицы.

**Выбор начальной и пороговой температуры**

Этот выбор тоже следует производить экспериментально. Естественными рекомендациями могут служить выбор пороговой температуры близкой к нулю, а начальной достаточно высокой.

Области применения

1. Создание пути
2. Реконструкция изображения
3. Назначение задач и планирование
4. Размещение сети
5. Глобальная маршрутизация
6. Обнаружение и распознавание визуальных объектов
7. Разработка специальных цифровых фильтров

[[1]](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#cite_note-0)

Пример работы алгоритма. Задача о расстановке ферзей

Покажем работу алгоритма на примере классической задачи. Пусть у нас есть шахматная доска NxN. На ней требуется расставить N ферзей так, чтобы они не били друг друга. Прочесть решение данной задачи алгоритмом имитации отжига можно по следующей ссылке [[1]](http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=%D0%90%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC_%D0%B8%D0%BC%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8_%D0%BE%D1%82%D0%B6%D0%B8%D0%B3%D0%B0#cite_note-0).

Литература

**Введение**

Метод отжига – это техника оптимизации, использующая упорядоченный случайный поиск на основе аналогии с процессом образования веществом кристаллической структуры с минимальной энергией при охлаждении. В настоящее время метод отжига применяется для решения многих оптимизационных задач – финансовых, компьютерной графики, комбинаторных, в телекоммуникационных сетях, и многих других. Зачастую метод отжига используют для обучения нейронных сетей. Несмотря на такую широкую область применения, скорость сходимости метода отжига все еще мало изучена. История метода отжига начинается с 1953 года. В этом году Н. Метрополисом был разработан алгоритм симуляции установления равновесия в системе с множеством степеней свободы при заданной температуре. В начале 80-х у С. Киркпатрика впервые появилась идея использовать этот алгоритм не только для моделирования физических систем, но и для решения некоторых задач оптимизации. Огромным преимуществом метода отжига является свойство избежать “ловушки” в локальных минимумах оптимизируемой функции, и продолжить поиск глобального минимума. Это достигается за счет принятия не только изменений параметров, приводящих к уменьшению значения функции, но и некоторых изменений, увеличивающих ее значение, в зависимости от т.н. температуры характеристики моделируемого процесса. Чем выше температура, тем больше “ухудшающие” изменения допустимы, и больше их вероятность. Еще одним преимуществом является то, что даже в условиях нехватки вычислительных ресурсов для нахождения глобального минимума, метод отжига, как правило, выдает весьма неплохое решение. Л. Ингбером показано, что метод отжига и его модификации являются одним из наиболее эффективных методов случайного поиска оптимального решения для большого класса задач. К настоящему времени разработано множество различных вариантов метода отжига, как общих так и их специализаций для конкретных задач.

**Постановка задачи**

Задача данной курсовой работы:

1. Применить алгоритм имитационной нормализации к решению оптимизационных задач. Применение рассматривается на примере решения задачи компоновки рюкзака: пусть имеется *n* предметов, каждый из которых имеет ценность и объем , . Имеется ранец (рюкзак), объем которого есть *V* , при этом , то есть все предметы в ранец положить невозможно. Необходимо положить в ранец набор предметов с максимальной суммарной ценностью.

2. Провести сравнительный анализ с другими подходами к решению оптимизационных задач.

**Алгоритм имитации отжига**

Алгоритм основывается на имитации физического процесса, который происходит при кристаллизации вещества из жидкого состояния в твёрдое, в том числе при отжиге металлов. Предполагается, что атомы уже выстроились в кристаллическую решётку, но ещё допустимы переходы отдельных атомов из одной ячейки в другую. Предполагается, что процесс протекает при постепенно понижающейся температуре. Переход атома из одной ячейки в другую происходит с некоторой вероятностью, причём вероятность уменьшается с понижением температуры. Устойчивая кристаллическая решётка соответствует минимуму энергии атомов, поэтому атом либо переходит в состояние с меньшим уровнем энергии, либо остаётся на месте. (Этот алгоритм также называется алгоритмом Н. Метрополиса, по имени его автора).

При помощи моделирования такого процесса ищется такая точка или множество точек, на котором достигается минимум некоторой числовой функции , где . Вводится последовательность точек пространства X. Алгоритм последовательно находит следующую точку по предыдущей, начиная с точки , которая является начальным приближением. Алгоритм останавливается по достижении точки .

Точка по алгоритму получается на основе текущей точки следующим образом. К точке применяется оператор Α, который случайным образом модифицирует соответствующую точку, в результате чего получается новая точка . Точка становится точкой с вероятностью , которая вычисляется в соответствии с распределением Гиббса:



Здесь **> 0 - элементы произвольной убывающей, сходящейся к нулю положительной последовательности, которая задаёт аналог падающей температуры в кристалле. Скорость убывания и закон убывания могут быть заданы по желанию создателя алгоритма.

Алгоритм имитации отжига похож на градиентный спуск, но за счёт случайности выбора промежуточной точки должен будет попадать в локальные минимумы реже, чем градиентный спуск. Алгоритм имитации отжига не гарантирует нахождения минимума функции, однако при правильной политике генерации случайной точки в пространстве X, как правило, происходит улучшение начального приближения.

**Общие схемы метода отжига**
**Больцмановский отжиг**

Исторически первой схемой метода отжига является схема Больцмановского отжига. Именно эта схема использовалась Н. Метрополисом для вычисления многомерных интегралов пути в задачах статистической физики, а также с Киркпатриком для решения задачи нахождения оптимальной разводки микросхем. В Больцмановском отжиге изменения температуры задается формулой 

Семейство распределений выбирается как семейство нормальных распределений с математическим ожиданием и дисперсией, т.е. задается плотностью 

где D - размерность пространства состояний. Пространство состояний предполагается метрическим. Для Больцмановской схемы доказано, что при достаточно больших и общем количестве шагов *k*, выбор такого семейства распределений гарантирует нахождение глобального минимума.
**Отжиг Коши (быстрый отжиг)**

Основным недостатком Больцмановского отжига является очень медленное убывание температуры. Например, чтобы понизить исходную температуры в 40 раз, требуется итераций, что уже вряд ли приемлемо при решении каких-либо задач. Ввиду этого Цу и Хартли предложили алгоритм, который позволяет использовать для изменения температуры схему (1) без потери гарантии нахождения глобального минимума. Это достигается за счет использования в качестве *Q* распределений Коши с плотностью



соответствующим образом нормированных. Например, в случае *D* = 1 приходим к плотности

.

К сожалению, это распределение не очень удобно моделировать в пространстве размерности больше 1. Этого можно избежать, например, с помощью перемножения *D* одномерных распределений Коши:



но в этом случае нахождении глобального минимума гарантируется только при законе изменения температуры не быстрее чем:

что гораздо медленнее схемы (1).
**Сверхбыстрый отжиг**

Недостатки двух предыдущих методов привели к тому, что в 1989 году американским исследователем Л. Ингбером был разработан метод сверхбыстрого отжига. В нем пространство *S* считается состоящим из *D*-мерных векторов где . Кроме этого, температура по каждой из координат может различаться, таким образом, *T* также является вектором размерности *D*.

Семейство распределений сроится следующим образом. Вводится функция



В качестве *y* для получения плотности распределений используется , таким образом, новое значение вычисляется по формуле где - случайная величина с плотностью на 

При этом выходящие за границы интервала значения параметра генерируются заново или приравниваются соответствующим границам. Такую случайную величину легко промоделировать:

(2)

где - независимые случайные величины, распределенные равномерно на 

Доказано, что закон изменения температуры дает статистическую гарантию нахождения глобального минимума. Для вероятности принятия также используется отдельная шкала температуры, изменяющаяся по такому же закону. Как правило, при реализации этого метода управляется двумя параметрами: 

Преимущество такого методы очевидны. Во-первых, экспоненциальное убывание температуры гораздо быстрее достижимого в предыдущих методах. Во-вторых, разделение размерностей может дать большой выигрыш, как и благодаря отдельным температурам, так и благодаря ускорению процесса, в случае, если не нужно менять все координаты одновременно.

Кроме того, в отличие от отжига Коши, сверхбыстрый отжиг, как было показано, допускает очень быстрое моделирование распределения независимо от размерности *S*.

Среди недостатков этого метода можно назвать то, что ввиду большого количества параметров иногда требуется несколько месяцев, чтобы хорошо настроить его для решения конкретной задачи.
**Алгоритм Ксин Яо**

Алгоритм Ксин Яо был повторным применением идеи предыдущего алгоритма. В качестве выбирается



Утверждается, что при изменении температуры по закону



достигается статистическая гарантия нахождения глобального минимума.

Однако, как показано, увеличение скорости убывания температуры вовсе не означает ускорения в решении задачи. Более того, “размазанность” распределения приводит к тому, что метод генерирует огромное число “длинных” переходов, которые отвергаются в силу низкой вероятности их принятия.

Таким образом, несмотря на то. Что этот процесс итерировать до бесконечности, получая законы изменения температуры, ценность таких “улучшений” представляется сомнительной. Более того, легко видеть, что в пределе это приводит к тривиальному методу случайного поиска, которым является метод отжига при *T*= 0.

Это в небольшой степени применимо и к методу сверхбыстрого отжига, так что вопрос о скорости сходимости этих методов, а также о других методах, обеспечивающих не такое быстрое убывание температуры, но большую скорость сходимости, остается открытым. Вполне возможны задачи, на которых вторая итерация вышеописанного процесса может давать не плохие результаты.
**Метод
“
тушения
”**

Далеко не всегда хватает вычислительных ресурсов на поиск глобального минимума. Кроме того, зачастую достаточно достигнуть не глобального оптимального решения задачи, а достаточно близкого к нему. Методы “тушения” не гарантируют нахождения глобального минимума, но, как правило, быстро находят близкое решение, а на практике зачастую и сам оптимум.

Основная идея этих методов заключается в том, чтобы скомбинировать семейство распределений одного из предыдущих четырех методов с более быстрым законом убывания температуры.

Например, можно рассматривать нормальное распределение из Больцмановского отжига, но при этом уменьшать температуру по закону .

Как правило, в этом случае *c* выбирается между 0.7 и 0.99. Такой метод очень быстро сходится, и для конкретных задач может давать весьма неплохое решение, близкое к оптимальному, в условиях реального времени.

Зачастую они основаны либо на нормальном распределении, либо на распределении для сверхбыстрого отжига. Кроме того, встречаются специальные распределения, подобранные опытным путем для решения конкретных задач.

**Анализ результатов**

Программа была запущенна с разными исходными данными большое количество раз. Результаты эксперимента занесены в таблицу.

N – количество предметов; R – объём рюкзака.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| N | R | α | Стоимость | Вес предметов | МДП | МИО |
| 10 | 10 | 0,1 | 6 5 2 3 4 5 4 8 7 3 | 2 2 2 1 2 2 3 3 1 | 27/0,17с | 27/0,0156с |
| 20 | 10 | 0,1 | 6 5 2 3 4 5 4 8 7 36 5 2 3 4 5 4 8 7 3 | 2 2 2 1 2 2 3 3 12 2 2 1 2 2 3 3 1 | 29/0,18с | 29/0,0156с |
| 20 | 20 | 0,10,50,9 | 2 4 10 12 6 8 11 3 4 7 2 4 10 12 6 8 11 3 4 7  | 13 19 8 6 10 8 4 9 8 5 13 19 8 6 10 8 4 9 8 5 | 46/0,21с | 45/0,0156с45/0,0572с46/0,109с |
| 30 | 20 | 0,10,50,9 | 2 9 1 10 5 7 1 12 3 4 2 9 1 10 5 7 1 12 3 4 2 9 1 10 5 7 1 12 3 4 | 5 6 2 3 7 2 5 12 5 2 2 3 7 2 5 2 5 12 5 2 2 3 7 2 5 6 8 7 3 3 | 66/0,23с | 64,7/0,014с65,3/0,0218с66/0,115с |
| 40 | 10 | 0,1 | 6 5 2 3 4 5 4 8 7 36 5 2 3 4 5 4 8 7 36 5 2 3 4 5 4 8 7 36 5 2 3 4 5 4 8 7 3 | 2 2 2 1 2 2 3 3 12 2 2 1 2 2 3 3 12 2 2 1 2 2 3 3 12 2 2 1 2 2 3 3 1 | 30/0,23с | 30/0,0156 |
| 40 | 20 | 0,10,50,9 | 1 4 6 8 2 4 3 9 7 10 3 1 2 6 3 7 5 4 5 5 7 1 10 3 2 2 6 8 3 9 1 10 9 5 2 3 6 7 4 2 | 2 6 8 10 12 4 6 6 8 9 2 3 10 4 6 8 2 5 15 2 1 4 2 5 6 7 9 3 2 8 5 6 4 5 2 3 5 7 8 1 | 54/0,23с | 52/0,0156с52/0,031с52/0,468с |
| 50 | 10 | 0,10,5 | 3 4 3 5 4 4 2 6 3 1 6 7 5 6 4 3 3 5 6 2 2 7 7 8 5 6 3 2 5 4 6 6 5 4 6 4 5 3 2 4 7 3 2 1 2 3 8 5 6 5 | 2 3 4 1 2 5 4 4 3 1 2 2 2 1 3 2 4 3 3 1 4 2 3 5 4 1 1 2 3 4 2 1 2 2 1 3 2 1 4 3 5 3 4 4 2 2 2 3 3 1 | 49/0,21с | 48,8/0,0652с49/0,35с |
| 50 | 20 | 0,1 | 1 4 6 8 2 4 3 9 7 10 3 1 2 6 3 7 5 4 5 5 7 1 10 3 2 2 6 8 3 9 1 10 9 5 2 3 6 7 4 2 1 4 6 8 2 4 3 9 7 10 | 2 6 8 10 12 4 6 6 8 9 2 3 10 4 6 8 2 5 15 2 1 4 2 5 6 7 9 3 2 8 5 6 4 5 2 3 5 7 8 1 1 8 7 5 3 2 5 4 6 5 | 57/0,24с | 57/0,125с |
| 5050 | 2030 | 0,10,50,90,1 | 4 5 4 4 6 3 7 6 5 6 8 7 7 8 6 5 7 3 4 5 6 6 5 4 7 6 6 5 7 4 5 5 6 3 4 5 8 7 6 5 5 6 7 6 5 4 4 5 3 4 | 5 10 2 5 7 12 9 5 2 2 7 1 1 8 2 13 1 1 8 5 6 9 3 1 7 4 8 10 2 9 1 3 1 5 5 5 3 12 5 6 3 2 2 10 11 5 4 7 10 9 | 79/0,2398/0,21 | 77,8/0,0249с78/0,0769с78,8/0,503с98/0,0156с |
| 5050 | 3020 | 0,10,10,50,9 | 9 8 7 6 7 5 10 7 5 11 9 3 4 3 3 8 6 12 5 12 11 6 5 3 5 8 10 6 3 3 5 5 15 4 6 7 8 10 9 10 11 7 5 4 5 2 7 8 10 8 | 8 10 8 7 2 5 4 5 7 11 10 9 10 8 7 6 4 15 5 5 3 3 6 10 8 5 3 5 6 11 12 5 12 6 8 3 3 4 3 9 11 5 7 10 5 7 6 7 8 9 | 84/0,21с59/0,21с | 84/0,0262с57/0,0512с57,8/0,07с58/0,61с |
| 50 | 30 | 0,1 | 9 8 7 6 7 5 10 7 5 11 9 3 4 3 3 8 6 12 5 12 11 6 5 3 5 8 10 6 3 3 5 5 15 4 6 7 8 10 9 10 11 7 5 4 5 2 7 8 10 8 | 9 10 8 15 11 20 9 7 7 10 22 9 9 8 10 21 9 8 8 7 8 20 16 17 14 8 5 7 20 10 11 7 17 15 2 5 9 5 10 6 9 10 13 9 10 10 7 8 10 20 | 55/0,20с | 55/0,0124с |
| 50 | 50 | 0,10,50,9 | 3 4 3 5 4 4 2 6 3 1 6 7 5 6 4 3 3 5 6 2 2 7 7 8 5 6 3 2 5 4 6 6 5 4 6 4 5 3 2 4 7 3 2 1 2 3 8 5 6 5 | 25 21 20 30 21 19 31 32 20 15 23 20 15 23 20 15 21 33 33 21 18 34 20 15 22 16 34 25 20 14 15 30 21 19 31 20 23 15 23 20 14 21 15 30 21 34 18 20 15 16 14 22 25 | 21/0,21с | 18,5/0,017с19/0,0311с19,8/0,565с |
| 50 | 50 | 0,1 | 3 4 3 5 4 4 2 6 3 1 6 7 5 6 4 3 3 5 6 2 2 7 7 8 5 6 3 2 5 4 6 6 5 4 6 4 5 3 2 4 7 3 2 1 2 3 8 5 6 5 | 25 3 20 15 5 23 30 35 6 2 2 29 31 7 31 8 25 3 2 2 30 33 24 20 19 10 15 35 7 1 2 33 34 25 20 21 25 22 2 33 31 15 10 11 10 5 3 30 31 5 | 66/0,20с | 66/0,0156с |

На основе данных, приведенных в таблицах, можно построить следующие графики.

Сравнение по среднему значению целевой функции

α = 0,9


Сравнение по среднему времени работы программы



Сравнение по среднему значению целевой функции

α = 0,5


Сравнение по среднему времени работы программы



Сравнительный анализ работы алгоритмов

Для решения задачи компоновки рюкзака на плоскости использовались два алгоритма: имитации отжига и метод динамического программирования.

В результате тестирования программы были получены данные, представленные в таблице. По этим данным легко увидеть, что при α = 0,9 алгоритм имитации отжига дает оптимальное решение задачи или достаточно близкого к нему, но время выполнения программы превышает время выполнения метода динамического программирования при большом количестве предметов; при α = 0,5 алгоритм имитации отжига имеет наиболее высокую скорость нахождения решения по сравнению с метод динамического программирования и дает решение, близкое к оптимальному.

http://www.coolreferat.com/Метод\_отжига\_часть=2