

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО»

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ЭВОЛЮЦИОННОГО АЛГОРИТМА (1+1) НА ДИНАМИЧЕСКИХ ПСЕВДОБУЛЕВЫХ ЗАДАЧАХ ОПТИМИЗАЦИИ

Автор: Торопин Константин Игоревич _____

Направление подготовки: 01.03.02 Прикладная
математика и информатика

Квалификация: Бакалавр

Руководитель ВКР: Буздалов М.В., к.т.н. _____

Санкт-Петербург, 2021 г.

Обучающийся Торопин Константин Игоревич
Группа М3437 Факультет ИТиП

Направленность (профиль), специализация
Математические модели и алгоритмы в разработке программного обеспечения

ВКР принята « ____ » _____ 20 ____ г.

Оригинальность ВКР ____ %

ВКР выполнена с оценкой _____

Дата защиты « ____ » _____ 20 ____ г.

Секретарь ГЭК Павлова О.Н. _____

Листов хранения _____

Демонстрационных материалов/Чертежей хранения _____

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО»

УТВЕРЖДАЮ

Руководитель ОП
проф., д.т.н. Парфенов В.Г. _____
« ____ » _____ 20__ г.

ЗАДАНИЕ
НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ

Обучающийся Торопин Константин Игоревич

Группа М3437 **Факультет** ИТиП

Квалификация: Бакалавр

Направление подготовки (специальность): 01.03.02 Прикладная математика и информатика

Направленность (профиль): Математические модели и алгоритмы в разработке программного обеспечения

Тема ВКР: Теоретическое исследование эволюционного алгоритма (1+1) на динамических псевдобулевых задачах оптимизации

Руководитель Буздалов М.В., к.т.н.,

2 Срок сдачи студентом законченной работы до: « ____ » _____ 20__ г.

3 Техническое задание и исходные данные к работе

4 Содержание выпускной квалификационной работы (перечень подлежащих разработке вопросов)

- а) Постановка задачи
- б) Поиск плато
- в) Оценки скорости нахождения первого оптимума
- г) Проверка гипотез на реальных данных

5 Перечень графического материала (с указанием обязательного материала)

Графические материалы и чертежи работой не предусмотрены

6 Исходные материалы и пособия

7 Дата выдачи задания « ____ » _____ 20__ г.

Руководитель ВКР _____

Задание принял к исполнению _____ « ____ » _____ 20__ г.

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО»

АННОТАЦИЯ
ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Обучающийся: Торопин Константин Игоревич

Наименование темы ВКР: Теоретическое исследование эволюционного алгоритма (1+1) на динамических псевдобулевых задачах оптимизации

Наименование организации, где выполнена ВКР: Университет ИТМО

ХАРАКТЕРИСТИКА ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

1 Цель исследования: Анализ динамического алгоритма $(1 + 1)EA$ на задаче *OneMax*

2 Задачи, решаемые в ВКР:

- а) Нахождение плато в зависимости от динамики;
- б) Проработка теории для анализа времени работы алгоритмов
- в) Проверка теории на практике

3 Число источников, использованных при составлении обзора: 0

4 Полное число источников, использованных в работе: 12

5 В том числе источников по годам:

Отечественных			Иностранных		
Последние 5 лет	От 5 до 10 лет	Более 10 лет	Последние 5 лет	От 5 до 10 лет	Более 10 лет
0	0	0	5	3	4

6 Использование информационных ресурсов Internet: нет

7 Использование современных пакетов компьютерных программ и технологий:

Пакеты компьютерных программ и технологий	Раздел работы
Интегрированная среда разработки PyCharm	3

8 Краткая характеристика полученных результатов

Проанализирован алгоритм $(1 + 1)EA$ на задаче *OneMax* с динамическими изменениями, а так же была расширена теоретическая база эволюционных алгоритмов на динамических псевдобулевых задачах оптимизации

.

9 Гранты, полученные при выполнении работы

Грантов и других форм государственной поддержки и субсидирования в процессе в процессе выполнения не предусматривалось.

10 Наличие публикаций и выступлений на конференциях по теме выпускной работы

Публикации и выступления, связанные с данной работой, отсутствуют.

Обучающийся Торопин К. И. _____

Руководитель Буздалов М.В. _____

«_____» _____ 20__ г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. Пояснительная записка	6
2. Теоретическое исследование.....	8
2.1. Постановка задачи	8
2.2. Поиск плато	10
2.3. Оценки скорости нахождения первого оптимума	16
2.4. Добавочные леммы.....	19
3. Проверка гипотез на реальных данных	21
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	26
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	27

ВВЕДЕНИЕ

В практике применения эволюционных алгоритмов нередко встречаются динамические задачи оптимизации, в рамках которых функция выживания изменяется со временем. В теоретическом анализе времени работы эволюционных алгоритмов не так много работ уделяется этим задачам. И в этих работах центральным ставится вопрос может ли быть достигнут оптимум между изменениями функции приспособленности, а то, как в промежутке меняется значение приспособленности, не особо рассматривается, за вычетом приспособленностей, крайне близких к оптимуму. В частности не решается вопрос что должно происходить с различными способами адаптации параметров, которые применяются для повышения эффективности алгоритмов. Поэтому задача анализа алгоритма $(1 + 1)$ на динамических псевдобулевых задачах оптимизации является актуальной.

ГЛАВА 1. ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

Эволюционные алгоритмы могут применяться для поиска экстремума функции.

Однако в теории эволюционных алгоритмов существует проблема, которая заключается в том, что функция в процессе поиска экстремума может изменяться. Примером такой задачи может быть поиск оптимального маршрута в городе - искомый маршрут в зависимости от времени может отличаться. Поэтому возникает потребность проанализировать алгоритмы учитывая динамическое преобразование функции. Для начала был взят алгоритм $(1 + 1)$ на задаче *OneMax*.

Данный алгоритм был выбран потому что это наиболее понятная и простая задача для анализа и часто является отправной точкой для исследования.

OneMax - задача поиска минимума функции количества несовпадающих бит с некоторым вектором f_{max} , длина которого n .

Алгоритм $(1 + 1)$ решает её следующим образом - берётся случайный вектор длины n и далее итеративно мутируется - каждый бит независимо меняется с некоторой вероятностью $\frac{r}{n}$ (r рассматривается в данном исследовании $o(1)$ по отношению к n). Если количество совпадающих бит увеличивается, берётся мутируемый. Добавим следующую динамику для задачи - пусть каждые T итераций алгоритма вектор f_{max} меняет один случайный бит. Существуют несколько статей на похожую тему [3] и [7] где также исследуется вопрос скорости работы динамических алгоритмов, однако в этих статьях нет исследований самого поведения алгоритма. В рамках исследования были выявлены две ситуации - когда T слишком мала, то алгоритм "застывает" на некотором значении, расстояние до f_{max} колеблется на уровне некоторого $\cdot n$. Значение c будем называть точкой стабилизации или плато. То есть в этой ситуации с некоторого момента примерное отношение бит которые не совпадают с вектором f_{max} ко всем битам будет равна c . Вторая ситуация - T оказывается достаточно большой, что алгоритм доходит до нужного оптимума, однако медленнее чем если бы динамики не было. Помимо этого был рассмотрена ситуация когда алгоритм не заканчивается на достижении оптимума (что вполне можно увидеть на реальных задачах). Тогда будет разумным вопрос - какая вероятность, что при изменении одного бита алгоритм успеет найти новый оптимум до следующего изменения.

По первому случаю был установлен факт, что значение c не зависит от параметра T (если $n > 1/c$), это значит что если мы фиксируем какое-то значение T , то насколько сильно мы бы не увеличивали n , значение c будет оставаться тем же. Были найдены некоторые оценки на значение c , а также теоретически обоснован факт почему алгоритм фиксируется и почти не уходит от этого значения.

Что касается второго случая - асимптотика EA-алгоритмов обычно оценивается с помощью некоторых теорем которые несут общее название drift-analysis. Были взяты теоремы Additive Drift и Variable Drift и рассмотрены с точки зрения того, что математическое ожидание изменения функции на некоторых шагах отличается от обычного. Если рассматривать данную конкретную задачу, то в ней каждые K шагов математическое ожидание будет отличаться на некоторое значение ≤ 1 . Эти теоремы в дальнейшем могут помочь исследовать скорость нахождения первого оптимума и в более сложных алгоритмах в которых будет введена динамика. С помощью видоизмененных теорем была доказано, что если T больше некоторого значения, то асимптотика алгоритма не изменится, то есть останется $O(n \cdot \log(n))$

Экспериментальные данные показывают, что плато находится на тех значениях, которые предсказывает теория.

ГЛАВА 2. ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

2.1. Постановка задачи

Для начала рассмотрим базовую задачу *OneMax* в том, чтобы найти заданный вектор, когда у нас есть только ”черный ящик” который говорит сколько бит совпадает с оптимальным вектором. Суть базового алгоритма $(1+1)EA$ в том берём случайный вектор, и каждую итерацию изменяем каждый бит независимо с некоторой вероятностью $\frac{r}{n}$, где n - длина вектора, а r - некоторая константа Более наглядно показано с помощью псевдокода

Листинг 1 – *OneMax* $(1+1)EA$

Require: x_{max} - required vector; n — dimensionality of vector; r - constant

```

1: Sample first individual  $x$  randomly
2: Calculate fitness of  $x$ :  $f_{best} \leftarrow samebits(x, x_{max})$ 
3: while  $x \neq x_{max}$  do
4:    $y \leftarrow mutate(x, \frac{r}{n})$ 
5:    $f_y \leftarrow samebits(y)$ 
6:   if  $f_y > f_{best}$  then
7:      $x \leftarrow y$ 
8:      $f_{best} \leftarrow samebits(y, x_{max})$ 
9:   end if
10: end while
```

Суть алгоритмов $(1+1)EA$ и задачи *OneMax* детально расписана в [10] и [12].

Далее введём для данного алгоритма динамику схожую с той, которую вводят в [5] [6]. Раз в T итераций алгоритм случайным образом изменяет в необходимом векторе ровно один бит.

В ходе практического анализа алгоритма была обнаружена закономерность, что алгоритм при некоторых значениях параметра T алгоритм ”останавливается” в некоторых точках.

Для дальнейшего анализа нам потребуются обозначения: $(x_t)_{t \in N}$ - текущий вектор на итерации t

$(x_t^{opt})_{t \in N}$ - оптимальный вектор, который алгоритм пытается найти на итерации t . x_0^{opt} считаем равным изначальному искомому вектору

Множество всевозможных пар x_t, x_t^{opt} будет задавать пространство исходов Ω , вероятность конкретного исхода как и вся σ -алгебра естественным образом выводится из фильтрации, которую порождает случайный процесс.

Листинг 2 – OneMax (1 + 1)EA with dynamic

Require: x^{opt} - required vector; r - constant; T - constant

```

11: Sample first individual  $x$  randomly
12: Calculate fitness of  $x$ :  $f_{best} \leftarrow samebits(x, x_{max})$ 
13:  $i \leftarrow 1$ 
14: while  $x \neq x^{opt}$  do
15:   if  $i \bmod T = 0$  then
16:      $x_{max} \leftarrow change(x^{opt})$ 
17:   end if
18:    $y \leftarrow mutate(x, \frac{r}{n})$ 
19:    $f_y \leftarrow samebits(y)$ 
20:   if  $f_y > f_{best}$  then
21:      $x \leftarrow y$ 
22:      $f_{best} \leftarrow samebits(y, x^{opt})$ 
23:   end if
24: end while

```

Таким образом построено вероятностное пространство $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$.

$samebits(a, b)$ - количество совпадающих бит у двух векторов.

$X_t := samebits(x_t, x_t^{opt})$, последовательность случайных величин обозначающих количество совпадающих бит текущего вектора на итерации t .

Y_t - случайная величина, обозначающая прирост величины X_t за счёт изменения вектора x_t .

Формально $Y_t := \begin{cases} samebits(x_t, x_{t-1}^{opt}) - X_{t-1}, & \text{if } t > 0 \\ 0, & \text{if } t = 0 \end{cases}$.

Z_t - случайная величина, обозначающая уменьшение величины X_t за счёт изменения x_t^{opt} . Формально

$Z_t := \begin{cases} samebits(x_t, x_t^{opt}) - samebits(x_t, x_{t-1}^{opt}), & \text{if } t > 0 \\ 0, & \text{if } t = 0 \end{cases}$

Очевидно что в рамках данной задачи $Z_t = 0, -1$ для всех t .

Так же можно увидеть что $X_t = X_{t-1} + Y_t + Z_t$.

Небольшая ремарка: в дальнейших рассуждениях будут использоваться формулы вида $E[X_{t+1} = a | x_t = I]$ то есть в них будет опускаться фильтрация, хотя она, конечно, неявно подразумевается.

Введём обозначения $p = \frac{r}{n}$, $q = 1 - p$.

2.2. Поиск плато

В ходе практического исследования алгоритма был установлен факт, что для некоторых T значение алгоритм останавливается на некотором значении и не может далеко уйти за эти рамки. Назовём значение этой точки "плато" и будем искать его в следующей точке: пусть I - количество совпадающих бит, n - длина массива где математическое ожидание "подняться вверх" то есть на сколько больше бит будет будет равняться оптимальному будет равно значению $\frac{1}{T \cdot n}$. Физический смысл этого можно понять так: пусть мы рассматриваем задачу, когда динамика может происходить каждый раз, но с вероятностью $1/T$. Данная задача также исследуется в [2] [11]. Вероятность того, что динамика ухудшит ответ будет $\frac{I}{T \cdot n}$ и математическое ожидание будет процесса динамики будет равно этому же $\frac{I}{T \cdot n}$. Так что суммарное математическое ожидание будет равно 0. На самом деле задача стоит другим образом и честная оценка $E[X_{t+T} - X_t, x_t = I]$ через T итераций будет ниже чем $T \cdot E[Y_t, X_t = I]I, \dots$

Пусть в данный момент у алгоритма величина $X_t = I$, то есть количество бит текущего, которые совпадают с текущим оптимальным вектором. Введём обозначения - для конкретной I

$$\begin{aligned} Bin(m, n) &\equiv C_m^n \cdot p^m \cdot q^{n-m} = C_m^n \cdot p^m \cdot q^{n-m} \\ A(i) &\equiv Bin(i, I) \\ Q(i) &\equiv Bin(i, n - I) \\ &= \frac{I}{n} \end{aligned}$$

Значение c можно рассматривать как процент правильных бит. Значение $A(i)$ как вероятность что среди I бит произойдёт ровно i изменений. Значение $Q(i)$ как вероятность что среди $n - I$ бит произойдёт ровно i изменений.

Так как вероятность изменения значения вектора ровно на i равна вероятности того что среди ещё не найденных бит изменится ровно k бит, а в найденных изменится $k - i$ для всех возможных k .

$$P(Y_t = i | X_t = I) = \sum_{j=1}^{\min(I-i, n-I-i)} A(i+j)Q(i)$$

Давайте рассматривать только такие I что

$$c > 0.5$$

$$r = O(1), n \rightarrow \infty$$

Очевидно что рассматривать алгоритм в тех случаях, когда $c < 0.5$ не имеет смысла, так как уже начальное приближение задачи при инициализации вектора будет иметь математическое ожидание количества совпадающих бит уже $\frac{n}{2}$.

По поводу второго приближения, все изучения задачи *OneMax* всегда используют $r = o(1)$, а ещё чаще равному 1. По поводу третьего - мы будем рассматривать те точки c , которые до Заметим что

$$P(Y_t = i | X_t = I) = \sum_{j=1}^{I-i} A(i+j)Q(i)$$

Тогда значение $E[Y_t, X_t = I]$ можно расписать в виде: $E[Y_t, X_t = I] = \sum_{i=1}^I i \cdot \sum_{j=1}^{I-i} A(i+j)Q(i) = \sum_{i=1}^I Q(i) \sum_{j=i}^I j \cdot A(j-i) =$

$$\begin{aligned} = & Q(0)A(1) + 2 \cdot Q(0)A(2) + 3 \cdot Q(0)A(3) + \dots + I \cdot Q(0)A(I) + \\ & Q(1)A(2) + 2 \cdot Q(1)A(3) + \dots + (I-1) \cdot Q(1)A(I) + \\ & + \dots + A(I)Q(n-I) \end{aligned}$$

Так как $\sum_{j=1}^I j \cdot A(j)$ это определение матожидание случайной величины A , что равно pI

Заметим что первая строка равна $\tau^* \equiv Q(0) \cdot \sum_{j=1}^I j \cdot A(j) = Q(0) \cdot pI = q^{n-I} \cdot c \cdot r$

Это будет нашей нижней оценкой на $E[Y_t, X_t = I]$

Далее оценим сумму остальных строк. Давайте оценим сверху для каждой строки во сколько изменяется элемент в строке относительно предыдущего, взяв отношение элемента в строке $j+1$ и поделим на элемент в строке j : Для строки i : $i \geq 2$

$$\frac{(j+1) \cdot Q(i) \cdot A(i+j+1)}{j \cdot Q(i) \cdot A(i+j)}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{j+1}{j} \cdot \frac{I!}{(I-(i+j+1))! \cdot (i+j+1)!} \cdot p^{I-(i+j+1)} q^{i+j+1} \cdot \\
&\quad \cdot \frac{1}{\frac{I!}{(I-(i+j))! \cdot (i+j)!}} \cdot \frac{1}{p^{I-(i+j)} q^{i+j}} \\
&= \frac{j+1}{j} \cdot \frac{I-i-j}{i+j+1} \cdot \left(\frac{q}{p} = \frac{r \cdot n}{n \cdot (n-r)} = \frac{r}{n-r} \right) \\
&= \frac{j+1}{j \cdot (i+j+1)} \cdot \frac{c \cdot (n-r) + c \cdot r - i - j}{n-r} \cdot r \leq \\
&\leq \frac{1}{2} \cdot \frac{c \cdot (n-r)}{n-r} \cdot r + o(1) \approx \frac{c \cdot r}{2}
\end{aligned}$$

Все попытки анализа данной модели для r равной произвольной константе от n не увенчались успехом, скорее всего для анализа необходимо использовать модель по аналогии с той, которая делалась в [1]

Если принять гипотезу что $r < 2$, тогда каждая строка i :

$$\begin{aligned}
a_i &\equiv \sum_{j=1}^{I-i} (j \cdot Q(i) \cdot A(i+j)) \leq \\
&\leq \sum_{j=1}^{inf} (Q(i) \cdot A(i+1) \cdot \left(\frac{c \cdot r}{2}\right)^j) \\
&= Q(i) \cdot A(i+1) \cdot \frac{1}{1 - \frac{c \cdot r}{2}}
\end{aligned}$$

Аналогично сравним первые элементы рядов i и $i+1$:

$$\begin{aligned}
\frac{Q(i+1) \cdot A(i+2)}{Q(i) \cdot A(i+1)} &= \frac{(n-I-i) \cdot (I-i-1)}{(i+1) \cdot i} \cdot \left(\frac{r}{n-r}\right)^2 \\
&\leq \frac{(1-c) \cdot (n-1)2 \cdot c \cdot r^2}{(n-r)^2} = c \cdot (1-c) \cdot r^2
\end{aligned}$$

Получившийся коэффициент сходится благодаря тому что $c \cdot (1-c) < 1/4$, а $r < 2$ как мы приняли.

Аналогично получается геометрическая прогрессия, которая сходится, теперь посчитаем сумму всех рядов:

$$Q(1)A(2) \cdot \frac{1}{1-c \cdot (1-c) \cdot r^2} \cdot \frac{1}{1-c \cdot r/2} = \frac{(n-I) \cdot I \cdot (I-1)}{2} \cdot p^3 \cdot q^{n-3} \cdot constants$$

$$\leq c^2 \cdot r^3 \cdot q^{n-3} = (q^{n-I} \cdot c \cdot r) \cdot (q^{I-3} \cdot c \cdot r^2) = \tau^* \cdot (q^{I-3} \cdot c \cdot r^2)$$

Значение $constants < 1$ его можно использовать, чтобы брать более качественные оценки на c_{lower} о котором будет говорится позже.

Оценки τ^* :

Введем значение $\tau \equiv \exp(-r + r \cdot c) \cdot c \cdot r$

$$\begin{aligned} \tau^* &= q^{n-I} \cdot c \cdot r = (1 - r/n)^n \cdot (1 - c) \cdot c \cdot r < \exp(-r + r \cdot c) \cdot c \cdot r = \tau \\ \tau^* &= (1 - r/n)^{n-r} \cdot (1 - c) \cdot c \cdot r \cdot (1 - r/n)^r \cdot (1 - c) \\ &> \exp(-r + r \cdot c) \cdot c \cdot r \cdot (1 - r^2/2n)^{1-c} > \\ \exp(-r + r \cdot c) \cdot c \cdot r \cdot (1 - r^2/2n) &> \exp(-r + r \cdot c) \cdot c \cdot r \cdot (1 - o(1)) = \tau \cdot (1 - o(1)) \end{aligned}$$

Заметим также:

$$q^{I-3} = (1 - r/n)^{c-3} < \exp(-r \cdot c) \cdot (1 - r/n)^{-3} < \exp(-r \cdot c) + o(1)$$

Обозначим $k \equiv \exp(-r \cdot c) \cdot c \cdot r^2$

Тогда сумма всей таблицы оценивается сверху как:

$$\tau^* \cdot (1 + q^{I-3} \cdot c \cdot r^2) < \exp(-r + r \cdot c) \cdot c \cdot r \cdot (1 + \exp(-r \cdot c) + o(1)) \cdot c \cdot r^2 < \tau \cdot (1$$

Из чего сделаем вывод что $E[Y_t, X_t = I] \in (\tau \cdot (1 - o(1)), \tau \cdot (1 + k + o(1)))$

Рассмотрим $E[\Delta Z, X_t = I]$.

Для начала давайте рассматривать задачу в которой каждый шаг с вероятностью $1/T$ меняется один бит в векторе x^{opt}

Связь с истинной задачей будет рассматриваться позже. Так как вероятность что случайно выбранный бит будет из тех, которые уже достигли оптимума равняется $1 - I/n = (1 - c)$ Тогда

$$E[\Delta Z, X_t = I] = (1 - c)/T$$

Заметим что $E[\Delta Z, X_t = I]c, E[Y_t, X_t = I]$ убывает.

Второй факт доказывается тем что при $p > 1/2$ вероятность изменить бит $> \frac{1}{2}$, а количество необходимых бит убывает. Тогда рассмотрим для фиксированного T такие два значения c_{upper} и c_{lower} для которых мы можем быть уверены что:

$$E[\Delta(X_t)|X_t = n \cdot c_{upper}] > 0 E[\Delta(X_t)|X_t = n \cdot c_{lower}] < 0$$

Грубо говоря вне этого промежутка алгоритм будет "тянуть" его назад.

$$\begin{aligned} E[\Delta(X_t)|X_t = n \cdot c] &= E[(Y_t)|X_t = n \cdot c] - \frac{(1 - c)}{K} \\ E[Y_t, X_t = I] &\in (\tau - o(1), \tau \cdot (1 + k + o(1))) \\ 0 \leq [\Delta(X_t)|X_t = n \cdot c] &< \tau - o(1) - \frac{(1 - c)}{K} \\ K \cdot (\tau - o(1)) &> (1 - c) \\ K &> \frac{(1 - c)}{\tau \cdot (1 - o(1))} \end{aligned}$$

$$\text{Рассмотрим } g_{lower}(c) = \frac{(1-c)}{\tau} = \frac{(1-c)}{\exp(-r+r \cdot c) \cdot c \cdot r}$$

$$\text{Тогда } c_{lower} = g_{lower}^{-1}(K) + \epsilon \text{ где } \epsilon \rightarrow 0$$

$$\begin{aligned} \text{Аналогично } g_{upper}(c) &= \frac{(1-c)}{\tau \cdot (1+k)} = \frac{(1-c)}{\exp(-r+r \cdot c) \cdot c \cdot r \cdot (1 + \exp(-r \cdot c) \cdot c \cdot r^2)} \\ c_{upper} &= g_{upper}^{-1}(K) \end{aligned}$$

Заметим что величины c_{upper} и c_{lower} не зависят от n , а значит мы можем сделать вывод что плато будет начинаться в одинаковых значениях вне зависимости от величины n .

Далее оценим величину:

$$P(Y_t \geq j | X_t = I)$$

Установим следующий факт:

Теорема 1.

$$r, \eta > 0, I > n/2 : \\ P(Y_t \geq j | X_t = I) \leq \frac{r}{(1 + \eta)^j}$$

Доказательство.

$$P(j)P(Y = j | X_t = I) = \sum_{i=0}^{I-j} A(i+j)Q(i) \\ \frac{A(i)}{A(i+1)} = \frac{n!}{i! \cdot (n-i)!} \cdot p^i \cdot q^{n-i} \cdot \frac{(i+1)! \cdot (n-i-1)!}{n!} \cdot \frac{1}{p^{i+1} \cdot q^{n-i-1}} = \\ = \frac{i+1}{n-i} \cdot \frac{n-r}{r} P(Y_t \geq j | X_t = I)$$

Тогда используя Negative-drift из [9] теорему мы можем доказать что уйти на любое значение от плато займёт экспоненциальное время.

Теорема 2. Пусть $X_{t_0} = c : c \in (c_{lower}, c_{upper})$ Тогда найдётся такое большое n , что:

$$1. \forall k : k > 1/2, k \cdot n < c_{lower} \cdot n - 1,$$

$$T_a = \min t > t_0 | X_t \leq k \cdot n \exists l :$$

$$P[T_a \leq e^{l \cdot n}] < e^{-l \cdot n}$$

$$2. \forall k : k \leq 1, k \cdot n > c_{upper} \cdot n + 1,$$

$$T_a = \min t > t_0 | X_t \geq k \cdot n \exists l :$$

$$P[T_a \leq e^{l \cdot n}] < e^{-l \cdot n}$$

Доказательство. Из факта выше следует, что для всех $I > 1/2$

$$P(Y_t \geq j | X_t = I) \leq \frac{r}{(1+\eta)}$$

также заметим что Z_t не может превышать по модулю 1

$$P(Z_t \geq 1) \leq \frac{1}{K} P(Z_t \geq j > 1) = 0$$

Таким образом:

$$P(|\Delta X| \geq j | X_t = I) \leq \frac{\max(r, 1/K)}{(1+\eta)}$$

1. Рассмотрим второй случай, так как $E[\Delta X_t | X_t = I]$ убывает и $E[\Delta X | X_t = c_{upper} \cdot n] \equiv \delta < 0$

И по монотонности для всех

$$I \in (c_{upper} \cdot n, k \cdot n) E[\Delta X | X_t = I] < \delta < 0$$

Таким образом все условия Negative-Drift теоремы выполнены.

2. Аналогично, только рассмотрим вместо X_t случайную величину $W_t = -X_t$, тогда

$$E[\Delta W | W_t = c_{lower} \cdot n] \equiv \delta < 0$$

$$I \in (k \cdot n, c_{lower} \cdot n)$$

$$E[\Delta W | W_t = I] \equiv \delta < 0$$

.

2.3. Оценки скорости нахождения первого оптимума

Для оценки скорости эволюционных алгоритмов часто используют так называемые Drift-теоремы например в [4] подробнее теоремы можно изучить в [9] и [8]. Рассмотрим классические Drift-теоремы с точки зрения динамической задачи задачи.

Теорема 3. Пусть $(X_t)_{t \in N}$, последовательность случайных величин с $S \in [0, \infty)$ состояниями

$$X \in Z$$

$$s_{\min} = \inf(S \setminus \{0\})$$

Пусть $T := \inf t > 0 | X_t = 0$.

Для любого $t \geq 0$:

$$\delta_t(s) = E[X_t - X_{t+1} | t \% K \neq K - 1, X_t = s]$$

$$\Delta_t(s) = E[X_t - X_{t+1} | t \% K = K - 1, X_t = s]$$

Если существуют такие константы ϵ и δ , что:

$$\epsilon \cdot K > \delta$$

$$\delta_t(s) > \epsilon$$

$$\Delta_t(s) > \epsilon - \delta$$

Тогда $E[T] \leq \frac{E[X_0]}{\delta - \epsilon/K}$

Доказательство. Теорему можно свести к классической теореме об Аддитивном дрефте. [8] Рассмотрим случайную величину $Y_i = X_{i \cdot K}$

$$E[Y_0] = E[X_0]$$

$$Y_{i+1} = X_i \cdot k + \sum_{t=i \cdot K}^{i \cdot (K+1) - 1} (X_{t+1} - X_t) + \delta$$

$$E[Y_i - Y_{i+1}] \geq K \cdot \epsilon - \delta > 0$$

Последнее неравенство из условия.

Тогда если I - первое такое i , что $Y_i = 0$, $E[I] \leq \frac{E[X_0]}{K \cdot \epsilon - \delta}$.

А значит $E[T] \leq E[I] \cdot K \leq \frac{E[X_0]}{\epsilon - \frac{\delta}{K}}$

Теперь рассмотрим вариативный дрефт:

Теорема 4. Пусть $(X_t)_{t \in \mathbb{N}}$, последовательность с $S \in [0, \infty)$ состояниями, число K $s_{\min} = \inf(S \setminus \{0\})$ Пусть $T := \inf t > 0 | X_t = 0$. И для любого $t \geq 0$:

$$\delta_t(s) = E[X_t - X_{t+1} | t \% K \neq K - 1, X_t = s]$$

$$\Delta_t(s) = E[X_t - X_{t+1} | t \% K = K - 1, X_t = s]$$

Если существуют такая константа ϵ и монотонно возрастающая функция $h : R^+ \rightarrow R^+$ что:

$$\delta_t(s) > h(s)$$

$$\Delta_t(s) > h(s) - \epsilon$$

$$K > \frac{\epsilon}{h(s_{\min})}$$

Тогда:

$$E[T] \leq \frac{1}{1 - \frac{\epsilon}{K \cdot h(s_{\min})}} \cdot \left(\frac{s_{\min}}{h(s_{\min})} + E\left[\int_{s_{\min}}^{X_0} \frac{1}{h(\sigma)} d\sigma\right] \right)$$

Доказательство. Воспользуемся доказательством классического вариативного дрифта. [9] Если рассматривать функцию $g(s) := \begin{cases} \frac{s_{\min}}{h(s_{\min})} + \int_{s_{\min}}^s \frac{1}{h(\sigma)} d\sigma, & \text{if } s \geq s_{\min} \\ \frac{s_{\min}}{h(s_{\min})}, & \text{if } 0 \leq s \leq s_{\min} \end{cases}$ То по свойствам функции из теоремы получается что если брать $Y_t = g(X_t)$:
Для $t \bmod K \neq K - 1$:

$$\begin{aligned} E[Y_t - Y_{t+1} | Y_t = g(s)] &= E[g(X_t) - g(X_{t+1}) | g(X_t) = g(s)] \\ &\geq E\left[\frac{X_t - X_{t+1}}{h(X_t)}\right] = \frac{\delta_t(s)}{h(s)} \geq 1 \end{aligned}$$

Для $t \bmod K = K - 1$:

$$E[Y_t - Y_{t+1} | Y_t = g(s)] \geq \frac{\Delta_t(s)}{h(s)} \geq 1 - \frac{\epsilon}{h(s_{\min})}$$

Тогда можем применяя (3) выше со следующими условиями:

$$\begin{aligned} \epsilon_{new} &\equiv 1 \\ \delta_{new} &\equiv \frac{\epsilon}{h(s_{\min})} \\ K_{new} &\equiv K \\ K &> \frac{\epsilon}{h(s_{\min})} > \delta_{new} \\ \epsilon_{new} \cdot K_{new} &> \delta_{new} \end{aligned}$$

Значит:

$$E[T] \leq \frac{1}{1 - \frac{\epsilon}{K \cdot h(s_{\min})}} \cdot \left(\frac{s_{\min}}{h(s_{\min})} + E\left[\int_{s_{\min}}^{X_0} \frac{1}{h(\sigma)} d\sigma\right] \right)$$

Применим данную теорему к рассматриваемой задаче:

Теорема 5. Если Алгоритм $OneMax(K)$ имеет $K = O(n)$, $K > \frac{n \cdot \exp(r)}{r} + O(n)$, то $E[T] = O(n \cdot \log(n))$

Доказательство.

$$\delta_t(s) \geq A(1)Q(0) = i \cdot p \cdot q^{n-1} = i \cdot r/n \cdot (1 - r/n)^{n-1}$$

$$\geq \frac{i}{n} \cdot r \cdot \exp(-r) - \phi(n)$$

$$\phi(n) = o(1/n)$$

$$\Delta_t(s) = \delta_t(s) - \frac{n-s}{n} \geq \delta_t(s) - 1$$

$$\epsilon = 1$$

$$s_{\min} = 1$$

$$h(s) = r \cdot \frac{s}{n} \cdot \exp(-r) - \phi(n)$$

$$h(s_{\min}) = \frac{r \cdot \exp(-r)}{n} - \phi(n)$$

$$K > \frac{1}{h(s_{\min})}$$

$$\exists c \in (0, 1) : \frac{1}{1 - \frac{1}{K \cdot h(s_{\min})}} < c$$

Значит мы можем применить теорему (4):

$$\begin{aligned} E[T] &\leq \frac{1}{1 - \frac{\epsilon}{K \cdot h(s_{\min})}} \cdot \left(\frac{s_{\min}}{h(s_{\min})} + E\left[\int_{s_{\min}}^{X_0} \frac{1}{h(\sigma)} d\sigma\right] \right) = \\ &= c \cdot (O(n \cdot \log(n))) = O(n \cdot \log(n)) \end{aligned}$$

2.4. Добавочные леммы

Леммы, используемые в доказательстве:

Лемма 6. $(1 - r/n)^n < e^{-r}$

Лемма 7. $(1 - r/n)^{n-r} > e^{-r}$

Лемма 8. $(1 - r/n)^r > 1 - 2r/n$

Доказательство. Пусть a - такое что $a = 2^k, a \leq r, 2 \cdot a > r$, где $k \in \mathbb{N}$

$$\begin{aligned} (1 - r/n)^r &\geq (1 - r/n)^a = (1 - 2r/n + r^2/n^2)^{a/2} > (1 - 2r/n)^{a/2} \\ &> (1 - 4r/n)^{a/4} > 1 - a \cdot r/n > 1 - 2 \cdot r^2/n \end{aligned}$$

Лемма 9. $(1 - r/n)^n > e^{-r} \cdot (1 - o(1/n))$

Доказательство.

$$(1 - r/n)^n > e^{-r} \cdot (1 - r/n)^r > e^{-r} \cdot (1 - 2 \cdot r^2/n) > e^{-r} - o(r^2/n) = e^{-r} - o(1)$$

ГЛАВА 3. ПРОВЕРКА ГИПОТЕЗ НА РЕАЛЬНЫХ ДАННЫХ

Для того чтобы посмотреть насколько быстро будет возвращаться алгоритм после первого достижения оптимума были проведён следующий эксперимент:

Алгоритм запускается несколько раз на одних и тех же n и T . И рассматривается количество раз, когда алгоритм успевает найти новый оптимум.

μ - матожидание первого срабатывания.

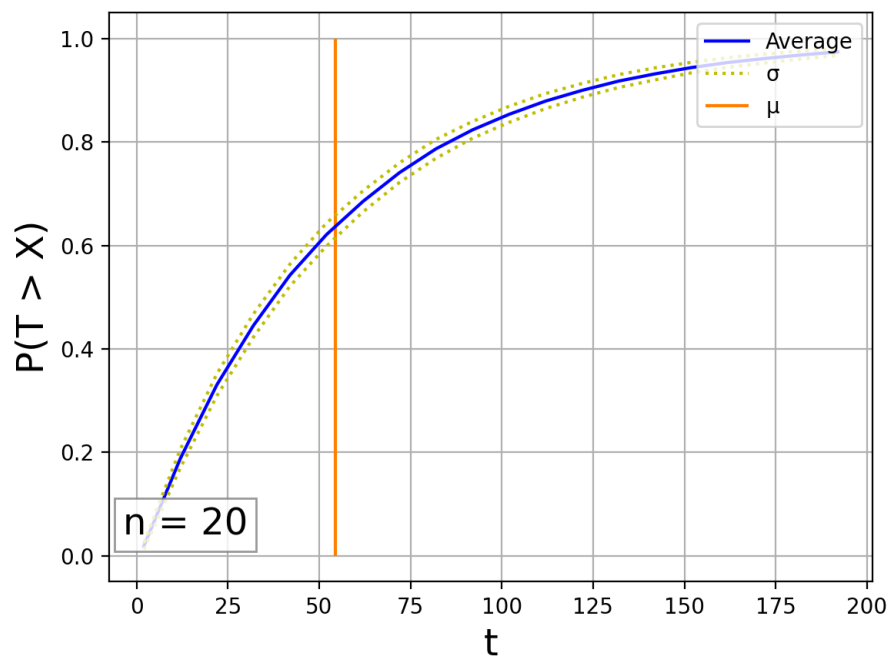


Рисунок 1 – Как часто алгоритм найти успевает новый оптимум при $n = 20$

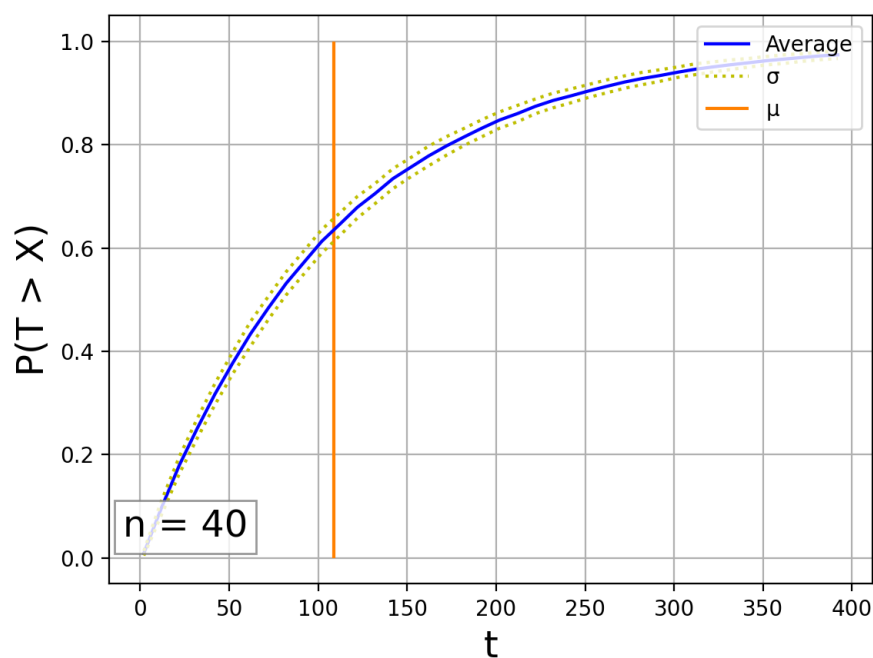


Рисунок 2 – Как часто алгоритм найти удается новый оптимум при $n = 40$

Для оценки скорости алгоритма также рассматриваются разные значения T

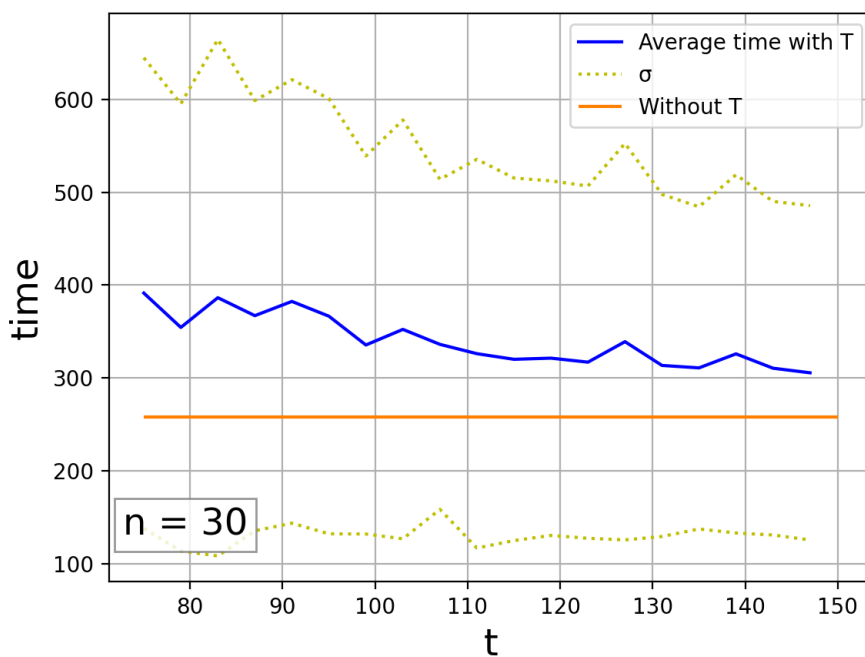


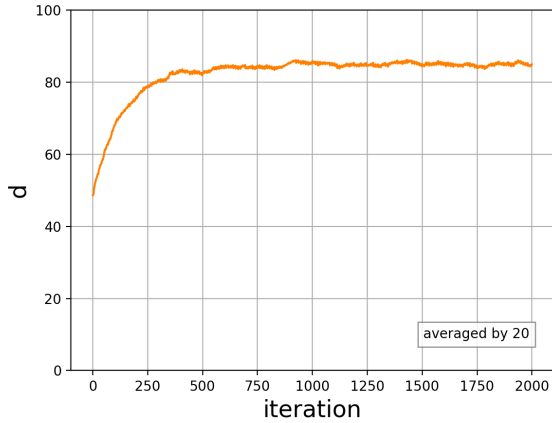
Рисунок 3 – Время работы алгоритма с $n = 30$

В качестве демонстрации основной гипотезы о независимости значения плато от n поставлены несколько экспериментов с разными n , но с одной и

той же $T = 10$.

На графиках изображено усредненное поведение функции d - количество разных бит у x и x^{opt} за 20 запусков.

Как видно из экспериментов они все останавливаются примерно на одном уровне по отношению к n .

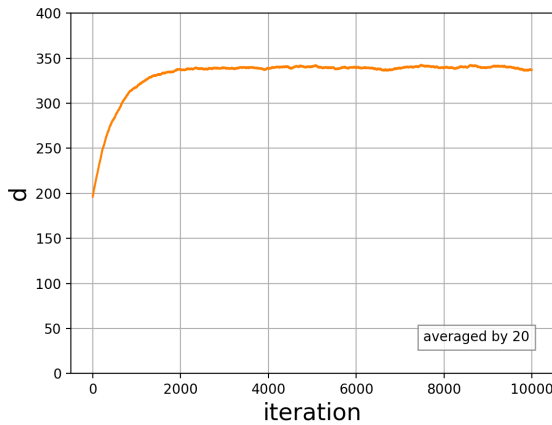


$n = 100$

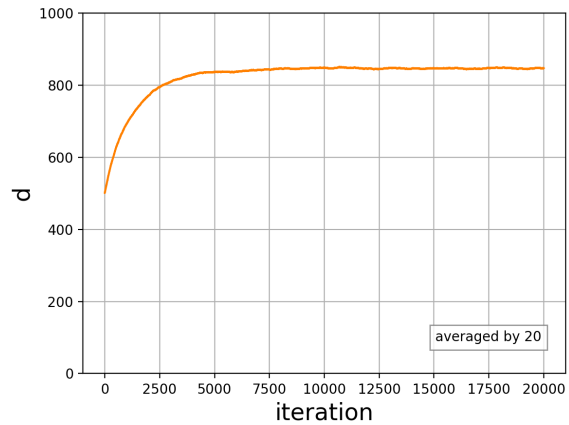


$n = 200$

Рисунок 4 – Усредненное поведение алгоритма по 20 итерациям при $T = 10$



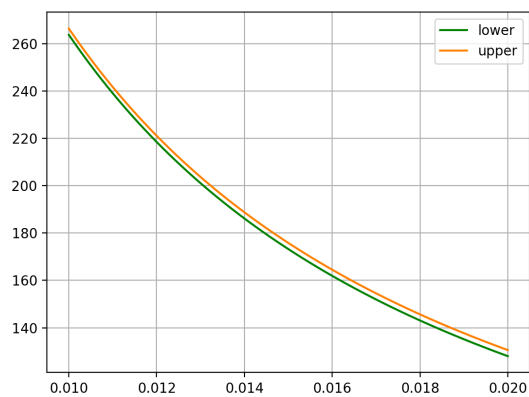
$n = 100$



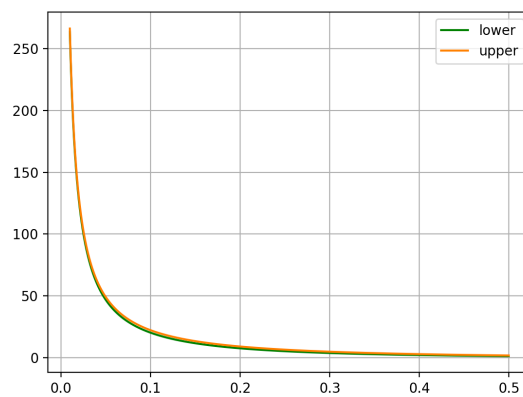
$n = 200$

Рисунок 5 – Усредненное поведение алгоритма по 20 итерациям при $T = 10$

В рамках анализа поведения было установлено, что если бы мы решали обратную задачу, то есть для данного c , пытались бы найти T , то оно лежало бы в промежутке (g_{lower}, g_{upper}) где $g_{lower} = \frac{(1-c)}{\exp(-r+r \cdot c) \cdot c \cdot r}$; $g_{upper}(c) = \frac{(1-c)}{\exp(-r+r \cdot c) \cdot c \cdot r \cdot (1 + \exp(-r \cdot c) \cdot c \cdot r^2)}$ так что для нахождения T взять обратную функцию от данной. Для анализа функций g_{upper} и g_{lower} приведены следующие графики:

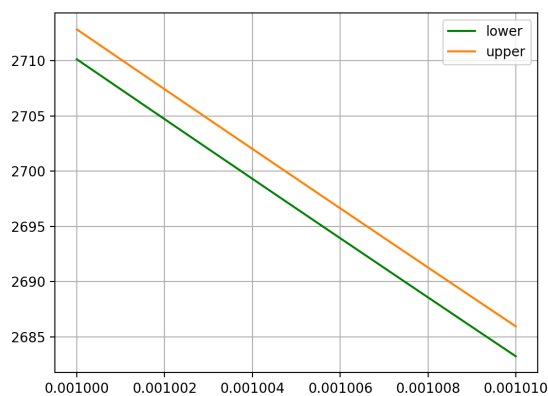


с от 1 до 2

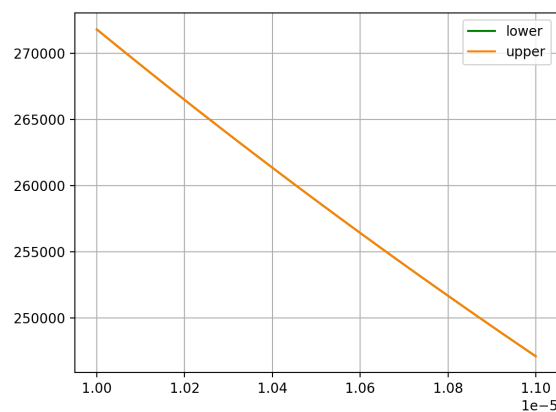


с от 1 до 5

Рисунок 6 – Зависимость T от c



с от 0.001 до 0.00101

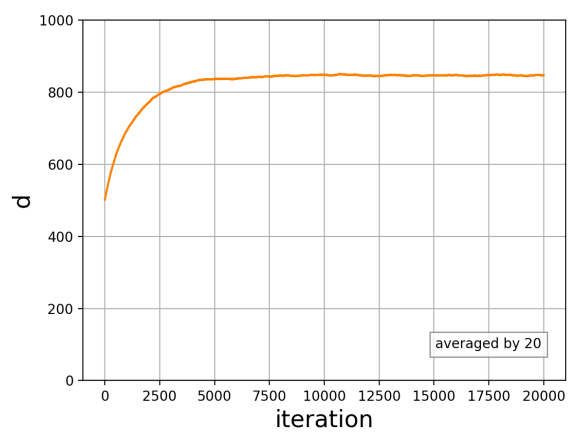


с от 0.0001 до 0.00011

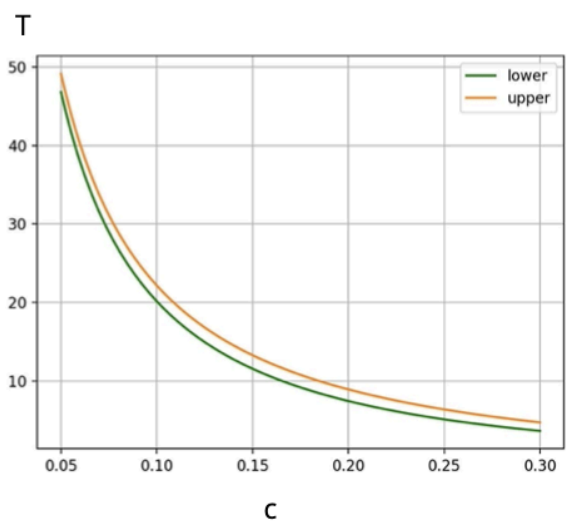
Рисунок 7 – Зависимость T от c

Рассмотрим как предсказанная функция ведёт себя на практике

Если взять значение из графика справа, то для $T = 10$ значение c должно быть равно примерно 0.17, то есть остановиться на $1000 \cdot (1 - 0.17) = 830$, что и показывается на практике.



Усреднённое значение по 20
итерациям



c
с от 0.05 до 0.30

Рисунок 8 – Анализ качества предсказанной функции

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате было обнаружено и доказано несколько теорем, которые помогут в дальнейшем анализировать эволюционные алгоритмы с динамическими изменениями. Предсказаны оценки какая точка стабилизация будут находиться для данного T . То есть в каком месте алгоритм будет находиться в независимости от n . Выведены пару drift-теорем, которые могут помочь дальнейшим исследованиям динамических оптимизаций, в частности теоремы применены к данной задаче в следствие чего была установлены такие значение T , при которых алгоритм будет находить оптимумы за то же асимптотическое время. Оценки были подтверждены экспериментальными данными.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 A Blend of Markov-Chain and Drift Analysis // International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. — 2008. — Т. 5199. — С. 41–51.
- 2 A general noise model and its effects on evolution strategy performance / C. Qian [и др.] // Evolutionary Computation. — 2017. — С. 1399–1406.
- 3 *Droste S.* Analysis of the (1+1) EA for a Dynamically Bitwise Changing OneMax // Genetic and Evolutionary Computation. — 2003. — Т. 1, № 1. — С. 909–921.
- 4 *Gießen C., Witt C.* The Interplay of Population Size and Mutation Probability in the $(1+\lambda)$ EA on OneMax // Algorithmica. — 2017. — Т. 78, № 2. — С. 587–609.
- 5 *Jansen T., Dang D. C., Lehre P.* Populations Can Be Essential in Tracking Dynamic Optima // Algorithmica. — 2017. — Т. 78, № 2. — С. 660–680.
- 6 *Jansen T., Zarges C.* Analysis of Randomised Search Heuristics for Dynamic Optimisation // Evolutionary Computation. — 2015. — Т. 23. — С. 513–541.
- 7 *Kötzing T., Lissovoi A., Witt C.* (1+1) EA on Generalized Dynamic OneMax // the 2015 ACM Conference on Foundations of Genetic Algorithms XIII (FOGA '15). — 2015. — С. 40–51.
- 8 *Lehre P. K., Witt C.* General Drift Analysis with Tail Bounds. — 2013. — <http://arxiv.org/abs/1307.2559>.
- 9 *Lengler J.* Drift Analysis. — 2018. — <https://arxiv.org/abs/1712.009>.
- 10 *Mühlenbein H.* How genetic algorithms really work: I. mutation and hill climbing. — 1992.
- 11 Optimal resampling for the noisy OneMax problem / J. Liu [и др.] // CoRR. — 2016.
- 12 *S. Droste T. J., Wegener I.* On the analysis of the (1+1) evolutionary algorithm // Theoretical Computer Science. — 2002. — Т. 276, № 1. — С. 51–81.