Задание практикума: генетический алгоритм

Дмитрий Волканов, Алексей Сальников

2020

Содержание

4.2. Генерация начальной популяции	1.	. Введенние	1
4. Методические указания 4.1. Шаги генетического алгоритма	2.	. Кодирование особи	2
4.1. Шаги генетического алгоритма	3.	. Требования к программе	2
4.2. Генерация начальной популяции	4.	. Методические указания	2
4.3. Вычисление целевой функции		4.1. Шаги генетического алгоритма	2
4.4. Произведение селекции		4.2. Генерация начальной популяции	3
4.5. Произведение скрещиваний		4.3. Вычисление целевой функции	3
		4.4. Произведение селекции	3
4.6. Организация мутаций		4.5. Произведение скрещиваний	5
		4.6. Организация мутаций	5

1. Введенние

Требуется найти экстремум функции одной переменной на заданном интервале генетическим алгоритмом [1].

Размер начальной популяции population_volume является параметром программы. Значение по умолчанию равно 30. Начальная популяция формируется случайным образом. Количество скрещиваемых особей (допустимых решений) и вероятность мутации особи задаются в параметрах программы.

Все функции заданы на отрезке [0,4). В функциях 1,4-8 необходимо найти max и argmax, а в функциях 2,3 необходимо найти min и argmin

Далее перечислены функции:

$$f_1(x) = (x-2)(x-2.5)(x-3.5)(1-\exp^{x-1.5})$$
 (1)

$$f_2(x) = (x - 2.1)(x - 1.5)(x - 2.4)(x - 0.33)(1 - \exp^{x - 3.5})\cos(x)$$
 (2)

$$f_3(x) = (x-2)(x-0.5)(x-0.25)(x-1.5)\sin(\frac{x}{5})$$
(3)

$$f_4(x) = (x-1)^5(x-0.05)(x-3)(x-3.5)(1-\exp^{x-3.95})ln(x+0.22)$$
 (4)

$$f_5(x) = (x-3)(x-2)(x-0.01)^4(x-3.99)^4(1-\exp^{x-1.5})\sin(\frac{x}{3}+0.2)$$
 (5)

$$f_6(x) = x(x-1.1)^5(x-1.2)^4(x-1.3)^3\cos(x+100)$$
(6)

$$f_7(x) = x \cdot \sin(x+5)\cos(x-6)\sin(x+7)\cos(x-8)\sin(\frac{x}{3})$$
 (7)

$$f_8(x) = x(x-2)(x-2.75)\cos(\frac{x}{10})(2-3^{x-2})\exp^{\frac{x}{10}}$$
(8)

Критерий останова алгоритма:

- 1. Выполнение алгоритмом априорно заданного числа итераций max iters.
- 2. Выполнение алгоритмом априорно заданного числа итераций без улучшения качества популяции при заданном quality epsilon (По умолчанию 10^{-5}). max valueless iters.
- 3. Достижение некоторого априорно заданного значения целевой функции $enough_function_value$.

Виды селекции: Случайная схема; Схема пропорционального отбора; При помощи рулетки; Турнирная; Отбор усечением.

Виды скрещивания: Одноточечное; Двухточечное; Универсальное; Однородное. Виды мутации:

- 1. Изменение случайно выбранного бита
- 2. Перестановка случайно выбранных битов местами
- 3. Реверс битовой строки, начиная со случайно выбранного бита

2. Кодирование особи

Генетические алгоритмы работают только с дискретным пространством. Однако максимальное и минимальное значение по условию задачи приходится искать для непрерывного пространства. Поэтому необходимо придумать способ дискретизации индивидума — «кодирования особи». С этой целью, весь отрезок от [0,4) разобьём на 2^M точек. Величину M - желательно подбирать так, чтобы образовавшееся число влезло в стандартные типы данных языка программирования. Соотвественно для отрезка [a,b] особь ent в её непрерывное значение val можно пересчитать по простой формуле:

$$val = a + ent \frac{(b-a)}{2^M}$$

3. Требования к программе

Программа должна работать в двух режимах: тестовый и основной.

В тестовом режиме программа должна выводить в файл и, при желании пользователя, на экран популяцию решений, получаемую на каждом шаге работы алгоритма.

В основном режиме на экран выводится только наилучшая точка в популяции и, значение функции в этой точке, номер итерации. В конце окончательную найденую точку, значение в этой точке и число итераций, за которые результат был достигнут.

Все шаги алгоритма должны быть реализованы в виде отдельных процедур.

Параметры алгоритма должны быть собраны в некотором текстовом конфигурационном файле, где параметры могут быть перечислены в любом порядке. Формат записи для одного параметра: "*имя_параметра = значение*". Так же в файле могут встречаться коментарии задаваемые символом решётка.

4. Методические указания

4.1. Шаги генетического алгоритма

Генетический алгоритм работает в соответствии со следующими шагами:

- 1. Чтение параметров
- 2. Формирование начальной популяции
- 3. Вычисление функции качества для каждой особи и сортировка популяции

- 4. Проверка условия остановки. Если достигнуто завершаем алгоритм.
- 5. Селекция
- 6. Формирование новой популяции: скрещивания, мутации
- 7. переход на шаг 3.

Общая схема работы генетических алгоритмов представлена на рисунке 1.

Рассмотрим более подробно каждый из этапов работы Генетического Алгоритма (ГА) и варианты используемых генетических операторов.

4.2. Генерация начальной популяции

Генерация начальной популяции может происходить как случайным образом, так и с помощью некоторого алгоритма.

4.3. Вычисление целевой функции

Целевая функция (функция качества) позволяет оценить степень приспособленности данной особи в популяции и характеризует качество получаемого решения. В данной задаче целевая функция — это значение одной из функций $f_1(x),...,f_8(x)$ в точке, соответствующей данной особи. Во время генетического процесса вычисление целевой функции осуществляется над элементами всей популяции решений. Нужно отметить, что достаточно часто сложность генетических алгоритмов оценивается по количеству вычислений целевой функции.

4.4. Произведение селекции

Выбор решений для следующей популяции (оператор селекции) предназначен для улучшения качества решений в новой популяции, а именно сохранение разнообразия популяции, сохранение лучших решений и удаление из нее недопустимых решений. Обычно выбираются элементы с наибольшей приспособленностью (наилучшем значением функции качества).

Селекция в любом случае должна быть устроена так, что как минимум одна лучшая особь защищена от истребления в результате селекции. В алгоритме число защищаемых верхних позиций от отбора является параметром алгоритма preserved_high_positions. Так же полезно защищать некоторое количество нижних позиций, так как в результате скрещивания с ними возможны выходы из локальных экстремумов. Параметр preserved low positions.

Возможны различные варианты операции селекции, основанные на разных схемах отбора:

- Случайная схема. В данной схеме отбора особи, попадающие в новую популяцию выбираются случайным образом. Верхняя часть (по значению функции качества) не участвует в отборе.
- Схема пропорционального отбора. В данной схеме отбора вычисляется значение целевой функции для каждого решения $f_m(x_i)$ и определяется среднее значение целевой функции в популяции F_{ave} . Затем для каждого решения i вычисляется отношение $\frac{f_m(x_i)}{F_{ave}}$. Например, если отношение равно 2.36, то данное решение имеет двойной шанс на выживание в популяции. Так же в зависимости от даннго коэффициента можно вычислять вероятность скрещивания. Тогда решение будет иметь вероятность равную 0.36 для третьего скрещивания. Если же приспособленность равна 0.54, то решение примет участие в единственном скрещивании с вероятностью 0.54.
- Схема отбора на основе рулетки. Каждому решению выделяется сектор рулетки

discretion(i) =
$$2\pi \cdot \frac{f_m(x_i)}{\sum_{j=1}^{\text{population}} volume} f_m(x_j)$$

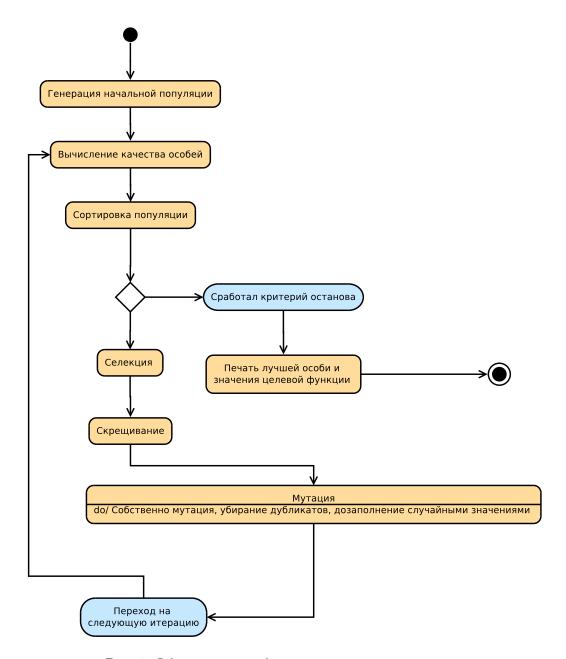


Рис. 1: Общая схема работы генетического алгоритма

Решение попадает в новую популяцию, если случайным образом сгенерированное число попадает в этот сектор.

- Турнирный отбор. Схему турнирного отбора можно описать следующим образом: из популяции, содержащей N решений, выбирается случайным образом 2 решения и между выбранными решениями проводится турнир. Победившее решение остаётся в популяции.
- Отбор усечением. Число решений для сохранения в популяции выбирается в соответствии с порогом $T \in [0;1]$. Порог определяет, какая доля особей, начиная с самой первой (самой приспособленной) будет принимать участие в отборе.

4.5. Произведение скрещиваний

Оператор скрещивания используется для передачи родительских признаков потомкам. Пары для скрещивания выбираются либо случайно, либо на основе одной из схем селекции, описанных выше.

Доля особей участвующих в скрещивании задаётся параметром *crossing_volume*. Возможны следующие варианты оператора скрещивания (рис. 2).

- Одноточечное скрещивание. Выбирается одна точка, и относительно неё решения обмениваются своими частями.
- Двухточечное скрещивание. Аналогично предыдущему, но точек скрещивания выбирается две.
- Универсальное скрещивание. С некоторой вероятностью выбирается бит либо одного, либо другого родителя.
- Однородное скрещивание. Каждый ген в потомстве создается посредством копирования соответствующего гена от одного или другого родителя, выбранного согласно случайно сгенерированной маске скрещивания. Если в маске скрещивания стоит 1, то ген копируется от первого родителя, если в маске стоит 0, то ген копируется от второго родителя. Процесс повторяется с новыми родителями для создания второго потомства. Новая маска скрещивания случайно генерируется для каждой пары родителей.

После операции скрещивания новые решения остаются в популяции вместе с родителями, по которым были порождены скрещенные особи.

4.6. Организация мутаций

Оператор мутации используется для внесения в решение некоторых новых признаков. Некоторые варианты реализации операции мутации представлены на рисунке 3. Все варианты изменяют биты битовой строки с некоторой вероятностью.

Доля мутирующих особей в популяции определяется параметром алгоритма variability.

- Изменение случайно выбранного бита.
- Перестановка случайно выбранных битов местами.
- Реверс битовой строки, начиная со случайно выбранного бита.

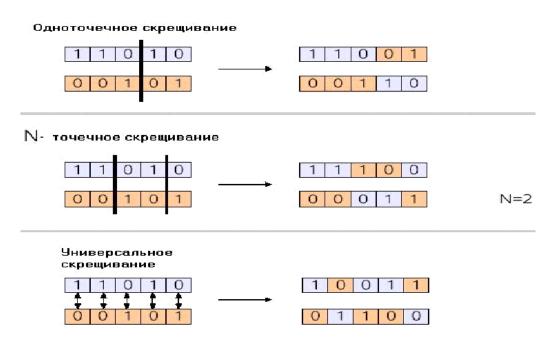


Рис. 2: Варианты оператора скрещивания.

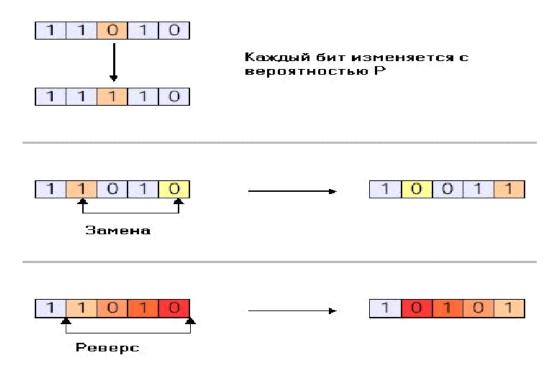


Рис. 3: Варианты операции мутации.

Список литературы

- [1] Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы / Под ред. В.М. Курейчика. 2-е изд., испр. и доп. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. 320 с. ISBN 5-9221-0510-8.
- [2] Holland J.N. Adaptation in Natural and Artificial Systems // Ann Arbor, Michigan: Univ. of Michigan Press, 1975.
- [3] Goldberg D.E. Genethic Algorithms in Search Optimization & Machine Learning // Addison Wesley, Reading, 1989.