

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ ФОРМЫ ОБЛАСТИ ПОИСКА НА КАЧЕСТВО РАБОТЫ ПОПУЛЯЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ОПТИМИЗАЦИИ

Журавлев В.Е.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет», 119454, Россия, г. Москва, проспект Вернадского, 78, e-mail: vovcrane@mail.ru.

В данной работе рассматриваются популяционные алгоритмы оптимизации и зависимость качества их работы от геометрии формы области поиска в пространстве решений. Описывается присущий некоторым алгоритмам дефект, из-за которого при непропорциональном уменьшении области поиска точность оптимизации ухудшается, что является нежелательным эффектом и делает использование таких алгоритмов нецелесообразным. Для его обнаружения предлагается простой двухэтапный подход, в котором используется односторонний статистический U-критерий Манна-Уитни и относительные характеристики, позволяющие численно оценить выраженность дефекта. Для апробации предложенного подхода в данной работе проверяется более 150 различных популяционных алгоритмов оптимизации. Полученные в ходе экспериментов результаты обсуждаются и анализируются.

Ключевые слова: численная оптимизация, популяционные алгоритмы, тестовые функции, статистический критерий Манна-Уитни, проблема неравномерности.

STUDY OF THE INFLUENCE OF THE SEARCH AREA SHAPE ON THE PERFORMANCE OF POPULATION-BASED OPTIMIZATION ALGORITHMS

Zhuravlev V.E.

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "MIREA - Russian Technological University", 119454, Russia, Moscow, Vernadsky Avenue, 78, e-mail: vovcrane@mail.ru.

This paper considers population-based optimization algorithms and the dependence of its performance on the geometry of the search area shape in the solution space. A defect inherent in some algorithms is described, due to which, when the search area is disproportionately reduced, the optimization accuracy deteriorates, which is an undesirable effect and makes the use of such algorithms impractical. To detect it, a simple two-step approach is proposed, which uses a one-tailed Mann-Whitney U test and relative characteristics that make it possible to numerically assess the severity of the defect. To validate the proposed approach, more than 150 different population-based optimization algorithms are tested in this paper. The results obtained from the experiments are discussed and analyzed.

Keywords: numerical optimization, population-based algorithms, test functions, Mann-Whitney U test, unevenness problem.

Введение

Еще с тех времен, как вычислительные машины стали неотъемлемым атрибутом любого научного и производственного процесса, решение задачи оптимизации сложных систем до сих пор остается актуальным и востребованным направлением для исследований. Более того, общий объем информации во всем мире стремительно растет с каждым годом, поэтому потребность в решении разных оптимизационных задач только увеличивается.

Под оптимизацией подразумевается поиск таких значений для параметров системы, при которых достигается минимальная или максимальная возможная оценка по заранее определенной метрике. Например, в сфере маркетинга часто требуется увеличить объем продаж или доход компании, сформировав наиболее подходящую для этой цели стратегию, которая может включать в себя огромное количество разных аспектов, влияющих на итоговый результат [1]. Решение оптимизационных задач также применяется в сферах информационной безопасности [2], электроэнергетики [3] и многих других.

В более широком смысле оптимизацией можно назвать процесс поиска экстремумов некоторой заданной целевой функции. В настоящее время существует множество различных методов оптимизации, среди которых наибольшую популярность в последнее время снискали популяционные алгоритмы.

Для нахождения искомым оптимальных значений такие алгоритмы используют множество агентов, совокупность которых называют популяцией, благодаря чему вся область поиска исследуется на наличие локальных и глобальных экстремумов. Неоспоримое преимущество популяционных алгоритмов заключается в высокой скорости их работы на задачах большой и сверхбольшой размерности со сложным ландшафтом оптимизируемых функций, не всегда явно зависящих от оптимизируемых параметров, а также – в их универсальности, позволяющей эффективно решать плохо формализованные задачи. Например, такие алгоритмы могут применяться для настройки гиперпараметров моделей машинного обучения [4] или поисковых методов [5], качество работы которых, как правило, сложным образом зависит от их конфигурации.

Как было отмечено в [6], с каждым годом появляется все больше публикаций, описывающих новые подходы к популяционной оптимизации, но при этом все чаще среди них оказываются некорректные алгоритмы, которые показывают качественные результаты лишь на известных тестовых задачах. Описанная автором проблема центрального смещения (center-bias problem) показывает, что некоторые алгоритмы совершенно не подходят для реальных практических задач, в которых оптимальное решение почти никогда не находится в центре области поиска. По этой причине имеет смысл выполнять дополнительную проверку на наличие такого дефекта при выборе конкретного алгоритма для какой-либо цели, как это показано, например, в [7].

В данной работе описывается новый дефект, присущий некоторым популяционным алгоритмам оптимизации. С целью его обнаружения осуществляется проверка более 150 различных алгоритмов и обсуждается ее результат.

Проблема неравномерности и ее обнаружение

Новый дефект, обнаруженный в некоторых популяционных алгоритмах, можно назвать «проблемой неравномерности», поскольку он проявляется в факте зависимости качества оптимизации от геометрической формы области поиска. Чем ближе ее форма к гиперкубу, тем более качественные результаты производят такие алгоритмы. Говоря иными словами, чем более равномерны (равновелики) размахи диапазонов области поиска вдоль каждой из размерностей решаемой задачи, тем лучше алгоритм справляется с ней.

К сожалению, почти все из наиболее популярных тестовых функций, используемых для проверки качества оптимизации и сравнения разных алгоритмов друг с другом, обладают одинаковыми диапазонами поиска вдоль каждой из размерностей, поэтому не позволяют заметить описываемый дефект.

Предлагаемый в данной работе подход для обнаружения проблемы неравномерности состоит из двух этапов. На первом этапе производится 20 независимых запусков алгоритма на тестовой функции с классической «равномерной» областью поиска. На втором этапе осуществляются те же действия, но область поиска для функции уменьшается таким образом, что диапазон значений для каждой следующей размерности становится в $d = 2$ раз меньше, чем для предыдущей. Затем 20 результатов, полученных на первом этапе, $s = \{s_1, s_2, \dots, s_{20}\}$ сравниваются с 20 результатами, полученными на втором этапе, $r = \{r_1, r_2, \dots, r_{20}\}$ с помощью одностороннего статистического U-критерия Манна-Уитни [8] при доверительном уровне значимости $\alpha = 0,01$. При этом принимается следующая нулевая гипотеза:

$$H_0: P(s < r) = 0,5 \quad (1)$$

Для индикации улучшения и ухудшения качества работы алгоритмов после уменьшения области поиска принимаются следующие альтернативные гипотезы соответственно:

$$H_1': P(s < r) < 0,5 \quad (2)$$

$$H_1'': P(s < r) > 0,5 \quad (3)$$

Для числового представления разницы между результатами двух этапов используется отношение:

$$\text{ratio} = \frac{\text{median}(s)}{\text{median}(r)} \quad (4)$$

Поскольку знаменатель в выражении (4) может принимать значение ноль, перед расчетом необходимо каждое число из обеих выборок s и r , меньшее, чем $\epsilon = 10^{-9}$ принять равным ϵ . Таким образом, чем меньше значение ratio , тем сильнее ухудшились результаты алгоритма после уменьшения области поиска.

Предлагаемый в данной работе подход для обнаружения проблемы неравномерности опирается на тот факт, что вместе с уменьшением диапазонов области поиска уменьшается также и ее объем, следовательно, сокращается множество возможных решений, что упрощает процесс поиска глобального экстремума. Однако данное суждение требует, чтобы в обоих случаях одно и то же оптимальное решение задачи находилось внутри области поиска, поэтому идеальными тестовыми функциями для описываемого в данной работе метода являются те, глобальный экстремум которых находится в центре области поиска. По этой причине для проведения эксперимента на более чем 150 различных алгоритмах были выбраны тестовые функции в пространстве размерности, равной 5, представленные в таблице 1.

Таблица 1 – Тестовые функции

Обозначение	Название	Оптимальное решение	Оптимальное значение	Область поиска на этапе 1	Область поиска на этапе 2
f_1	Sphere	[0; 0; 0; 0; 0]	0	$\begin{cases} x_1 \in [-100; 100] \\ x_2 \in [-100; 100] \\ x_3 \in [-100; 100] \\ x_4 \in [-100; 100] \\ x_5 \in [-100; 100] \end{cases}$	$\begin{cases} x_1 \in [-100; 100] \\ x_2 \in [-50; 50] \\ x_3 \in [-25; 25] \\ x_4 \in [-12,5; 12,5] \\ x_5 \in [-6,25; 6,25] \end{cases}$
f_2	Schwefel 2.21	[0; 0; 0; 0; 0]	0	$\begin{cases} x_1 \in [-100; 100] \\ x_2 \in [-100; 100] \\ x_3 \in [-100; 100] \\ x_4 \in [-100; 100] \\ x_5 \in [-100; 100] \end{cases}$	$\begin{cases} x_1 \in [-100; 100] \\ x_2 \in [-50; 50] \\ x_3 \in [-25; 25] \\ x_4 \in [-12,5; 12,5] \\ x_5 \in [-6,25; 6,25] \end{cases}$
f_3	Ackley	[0; 0; 0; 0; 0]	0	$\begin{cases} x_1 \in [-32; 32] \\ x_2 \in [-32; 32] \\ x_3 \in [-32; 32] \\ x_4 \in [-32; 32] \\ x_5 \in [-32; 32] \end{cases}$	$\begin{cases} x_1 \in [-32; 32] \\ x_2 \in [-16; 16] \\ x_3 \in [-8; 8] \\ x_4 \in [-4; 4] \\ x_5 \in [-2; 2] \end{cases}$

Определения используемых тестовых функций взяты из [9].

Проведение экспериментов

Апробация предлагаемого подхода для обнаружения проблемы неравномерности у популяционных алгоритмов оптимизации была выполнена с применением языка программирования Python 3.12 в среде Jupyter Notebook. В ходе экспериментов использовался следующий компьютер: MacBook Pro 13 2017 A1708 (процессор: Intel(R) Core(TM) i5-7360U CPU 2.3 ГГц, 2.3 ГГц, 2 ядра; оперативная память: 8 Гб; 64-разрядная операционная система).

В качестве проверяемых алгоритмов использовались их готовые реализации из библиотеки Mealy [10]. Всего было выбрано 162 различных алгоритма, результаты обоих этапов проверки которых представлены в таблице 2, где бледно-красным цветом выделены те случаи, при которых односторонний U-критерий Манна-Уитни определил ухудшение качества оптимизации при уменьшении области поиска (то есть была принята гипотеза H_1''), а светло-зеленым – те случаи, при которых, наоборот, было зафиксировано улучшение качества работы (принята гипотеза H_1'). Названия алгоритмов в таблице и далее совпадают с именами соответствующих им классов из библиотеки Mealy.

Таблица 2 – Результаты тестирования алгоритмов

Алгоритм	Год	ratio			Алгоритм	Год	ratio		
		f_1	f_2	f_3			f_1	f_2	f_3
OriginalEP	1964	1.90E+01	5.01E+00	2.80E+00	OriginalWHO	2019	9.65E-02	5.74E-01	2.68E-01
OriginalES	1971	1.61E+00	1.41E+00	1.13E+00	ABFO	2019	1.20E+01	2.57E+00	3.99E-01
OriginalSA	1983	1.12E+01	3.72E+00	1.89E+00	OriginalNRO	2019	1.00E+00	2.77E+00	2.83E+00
SwarmSA	1987	6.35E+00	2.62E+00	4.21E+00	OriginalSFO	2019	4.81E-01	8.17E-01	5.27E-01
OriginalMA	1989	3.75E+00	1.00E+00	1.43E+00	OriginalSARO	2019	1.00E+00	4.72E+00	8.30E+00
BaseGA	1992	5.91E+00	3.00E+00	2.58E+00	OriginalSOA	2019	4.96E+00	2.62E+00	1.68E+00
OriginalHC	1993	1.52E+00	1.13E+00	1.24E+00	OriginalGSKA	2019	3.97E+00	2.67E+00	3.98E+00
OriginalCA	1994	3.70E+01	2.81E+00	2.20E+00	OriginalSSDO	2019	1.40E+00	1.64E+01	1.19E+01
OriginalPSO	1995	2.44E+00	1.02E+00	1.79E+00	OriginalSLO	2019	1.00E+00	5.88E+00	1.17E+00
BaseDE	1997	3.00E+01	6.00E+00	7.54E+00	OCRO	2019	2.49E+01	4.15E+00	6.77E+00
OriginalCEM	1997	1.62E+01	3.86E+00	2.06E+02	PPSO	2019	5.12E+00	6.61E-01	1.56E+00

Продолжение таблицы 2

Алгоритм	Год	ratio			Алгоритм	Год	ratio		
		f_1	f_2	f_3			f_1	f_2	f_3
OriginalHS	2001	7.68E+00	1.14E+00	1.43E+00	HI_WOA	2019	1.00E+00	4.57E+00	1.05E+01
OriginalBFO	2002	1.84E+01	4.38E+00	2.58E+00	OriginalAEO	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
CMA_ES	2003	9.41E+00	3.98E+00	2.52E+00	EnhancedTWO	2020	2.17E+00	6.93E-01	1.02E+00
OriginalTS	2004	7.22E+01	5.37E+00	2.20E+00	OriginalHBO	2020	6.71E+00	3.71E+00	2.43E+00
SADE	2005	1.20E+01	3.60E+00	5.87E+00	OriginalSMA	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalBeesA	2005	1.62E+01	4.50E+00	2.86E+00	OriginalTSA	2020	1.72E+00	4.19E+00	7.90E+02
OriginalCSO	2006	1.84E+01	3.75E+00	2.32E+00	OriginalMRFO	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
CL_PSO	2006	6.10E+00	3.76E+00	9.04E+00	WhaleFOA	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalIWO	2006	1.53E+00	9.09E+02	1.05E+00	ModifiedEO	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
SAP_DE	2006	9.13E+00	3.47E+00	2.43E+00	OriginalBES	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
CleverBookBeesA	2006	3.12E+00	4.33E+00	1.91E+00	OriginalBRO	2020	1.05E+01	2.32E+00	1.77E+00
OriginalABC	2007	2.07E+00	6.15E+00	1.70E+01	OriginalSSA	2020	1.00E+00	1.41E+00	6.86E-01
OriginalACOR	2008	1.59E+01	5.38E+00	2.16E+01	AdaptiveEO	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalBBO	2008	1.35E+01	3.90E+00	2.23E+00	EnhancedAEO	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
JADE	2009	1.41E+01	4.06E+00	3.97E+00	OriginalCHIO	2020	1.45E+01	4.51E+00	2.25E+00
OriginalFFA	2009	1.19E+01	3.27E+00	4.77E+00	OriginalGBO	2020	1.00E+00	3.03E+00	8.64E-01
OriginalCSA	2009	2.15E+01	3.97E+00	2.44E+00	OriginalFBIO	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalFA	2010	1.26E+01	1.38E+01	1.39E+00	OriginalSPBO	2020	7.03E+00	4.14E+00	2.65E+00
OriginalBA	2010	1.17E+01	3.72E+00	1.85E+00	OriginalMPA	2020	4.46E+00	7.30E+00	4.67E+00
AdaptiveBA	2010	1.10E+01	3.90E+00	2.37E+00	ModifiedAEO	2020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalBSO	2011	1.55E+02	7.32E+01	1.67E+00	OriginalPSS	2021	1.00E+00	2.85E+00	1.94E+00
OriginalTLO	2011	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	LevyJA	2021	3.35E+01	6.18E+00	1.09E+01
OriginalFOA	2012	1.83E+00	1.13E+00	1.47E+00	OriginalCGO	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
BaseTLO	2012	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalArchOA	2021	1.37E+01	5.14E+00	4.96E+00
OriginalWCA	2012	5.74E-02	3.78E-01	2.17E+00	ImprovedAEO	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSHADE	2013	1.09E+01	2.25E+00	3.40E+00	OriginalHGS	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalWDO	2013	2.35E+11	5.13E+08	6.06E+09	OriginalNGO	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalCRO	2014	2.12E+00	3.04E+00	7.61E-01	OriginalAGTO	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
L_SHADE	2014	1.29E+01	3.93E+00	3.01E+00	OriginalRUN	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalFPA	2014	1.10E+01	4.09E+00	2.63E+00	OriginalTOA	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalGWO	2014	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalAO	2021	1.64E+00	3.82E+00	2.52E-01
OriginalSOS	2014	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalTSO	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
ProbBeesA	2015	1.07E+02	4.31E+00	2.96E+00	ImprovedQSA	2021	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalALO	2015	1.29E-07	8.62E-04	4.38E-05	OriginalINFO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
C_PSO	2015	6.83E+00	3.24E+00	2.03E+00	OriginalServalOA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSSpiderA	2015	3.54E+00	2.48E+00	3.22E+00	OriginalCircleSA	2022	2.05E-04	1.23E-01	6.05E-01
OriginalEHO	2015	1.78E+01	2.82E+00	5.49E+00	OriginalTDO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalMFO	2015	1.03E+01	4.13E+00	2.74E+00	OriginalARO	2022	1.00E+00	3.37E+00	4.85E+00
OriginalEFO	2016	9.37E+00	4.65E+00	1.96E+00	OriginalSeaHO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalMVO	2016	4.53E+00	1.51E+00	2.39E+00	OriginalHCO	2022	3.23E+00	5.52E-01	1.17E+00
OriginalJA	2016	9.67E+00	3.51E+00	2.08E+00	OriginalGJO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalDO	2016	2.77E-01	1.12E+00	1.13E+01	ImprovedSLO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalTWO	2016	9.62E+00	4.21E+00	1.91E+00	OriginalGTO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalVCS	2016	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalZOA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalBSA	2016	1.50E-01	6.62E-01	1.63E+00	Matlab10IGTO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSCA	2016	1.83E+00	6.34E+00	5.97E+00	OriginalESOA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalWOA	2016	1.00E+00	3.63E+00	1.00E+00	OriginalAVOA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSBO	2017	1.91E+00	1.70E+00	9.18E-04	OriginalFFO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalTPO	2017	1.00E+00	5.05E+00	2.12E+01	OriginalWarSO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSHO	2017	1.15E+01	2.86E+00	2.27E+00	OriginalDMOA	2022	1.37E+00	1.48E+00	1.04E+00
OriginalGOA	2017	2.32E-08	2.11E-04	9.07E-05	AugmentedAEO	2022	1.00E+00	1.09E+01	2.17E+00
OriginalSRSR	2017	3.20E+01	3.17E+00	2.96E+06	OriginalSCSO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSSO	2017	4.41E-08	9.53E-05	5.42E-05	IARO	2022	1.00E+00	4.60E+00	4.51E+00
ImprovedBSO	2017	9.77E-01	9.11E-01	9.68E-01	GWO_WOA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
HPSO_TVAC	2017	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalWaOA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalMSA	2018	1.90E+01	4.62E+01	2.64E-01	OriginalMGO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalSSpiderO	2018	5.32E+00	2.28E+00	1.07E+00	OriginalHBA	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalBMO	2018	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalSHIO	2022	1.00E+00	4.53E+00	1.00E+00
OriginalCOA	2018	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalSTO	2022	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalEOA	2018	1.39E+01	5.03E+00	3.21E+00	Simple_CMA_ES	2023	1.98E+01	5.28E+00	9.05E+00
OriginalGCO	2018	3.05E+01	7.21E+00	1.11E+01	OriginalBBOA	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00

Алгоритм	Год	ratio			Алгоритм	Год	ratio		
		f_1	f_2	f_3			f_1	f_2	f_3
OriginalLCO	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalRIME	2023	1.21E+01	2.54E+00	5.31E+00
OriginalHGSO	2019	4.71E+00	2.13E+00	1.87E+00	MGTO	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalASO	2019	1.19E+01	3.50E+00	2.53E+00	OriginalPOA	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
RW_GWO	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalEVO	2023	8.26E+00	1.09E+00	5.98E-08
OriginalPFA	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalOOA	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalHHO	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalFOX	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalNMRA	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalFLA	2023	6.14E+00	2.92E+00	4.44E+00
OriginalEO	2019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	OriginalCDO	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
OriginalQSA	2019	1.14E+00	4.03E+00	3.60E+00	OriginalCoatiOA	2023	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00

Согласно полученным результатам, большинство алгоритмов оптимизации либо статистически значимо улучшило качество работы после уменьшения области поиска, либо почти не изменилось. Однако есть и те, которые показали значимое ухудшение сразу на всех трех тестовых функциях.

Самым устойчивым к проблеме неравномерности можно назвать алгоритм Wind Driven Optimization (OriginalWDO), поскольку после уменьшения размеров области поиска качество его работы увеличилось на 11, 8 и 9 порядков по каждой из тестовых функций соответственно, о чем можно судить по показателю ratio.

Наиболее явно дефект неравномерности проявился у таких алгоритмов, как Grasshopper Optimization Algorithm (OriginalGOA), Salp Swarm Optimization (OriginalSSO), Ant Lion Optimizer (OriginalALO) и некоторых других.

Статистика по каждой из тестовых функций в виде круговых диаграмм представлена на рисунке 1.

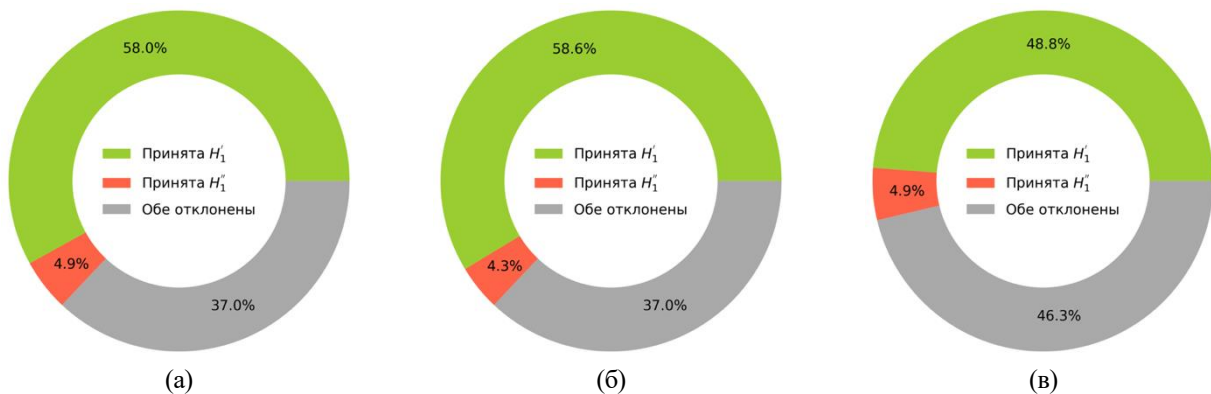


Рисунок 1 – Распределение алгоритмов по результатам эксперимента: а – на функции Sphere, б – на функции Schwefel 2.21, в – на функции Ackley

Как видно по получившимся диаграммам, на каждой из трех тестовых функций примерно 4-5% всех алгоритмов показали статистически значимое ухудшение качества работы после уменьшения размеров области поиска.

Отдельно стоит отметить, что публикации, описывающие большинство из подверженных дефекту алгоритмов, преимущественно выходили начиная с 2015 года. На рисунке 2 показана гистограмма распределения публикаций, связанных с каждым из 162 рассмотренных алгоритмов, по годам их выхода.

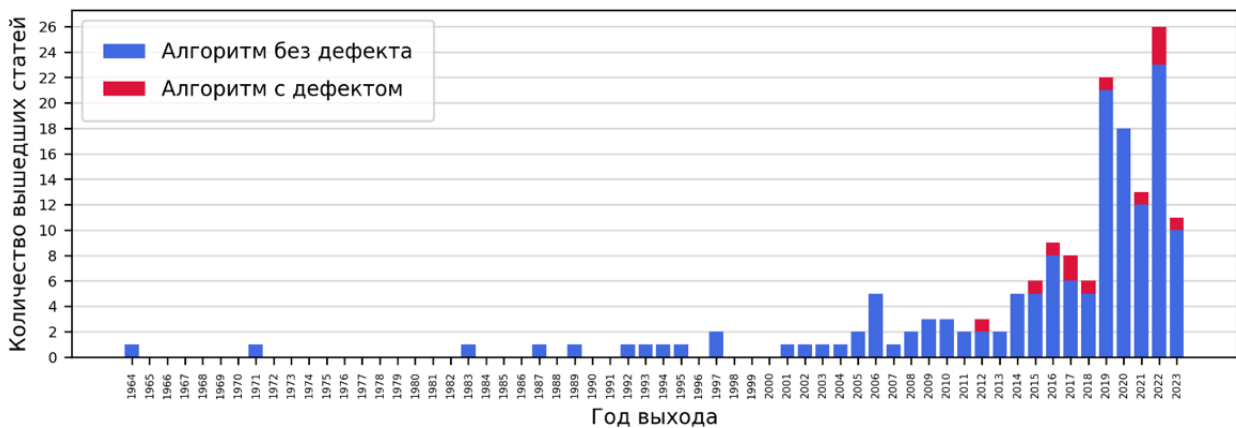


Рисунок 2 – Гистограмма распределения публикаций по годам

На гистограмме красным цветом обозначены те алгоритмы, которые показали статистически значимое ухудшение качества работы при непропорциональном уменьшении области поиска хотя бы на одной из трех тестовых функций.

Дополнительный эксперимент

Проблема неравномерности проявляет себя именно при непропорциональном уменьшении размеров области поиска, как это было реализовано в ходе предыдущего эксперимента. Для проверки данного утверждения был проведен еще один двухэтапный эксперимент, аналогичный уже проведенному, но на втором этапе область поиска была уменьшена пропорционально таким образом, что диапазоны для каждой из пяти размерностей стали такими же, какими они были у последней размерности на втором этапе предыдущего эксперимента (таблица 1). Например, для функции Sphere область поиска приняла следующий вид:

$$\forall i \in [1; 5]: x_i \in [-6,25; 6,25] \quad (5)$$

В результате для каждого алгоритма была принята либо гипотеза H'_1 , утверждающая статистически значимое улучшение качества работы алгоритма после «равномерного» уменьшения области поиска, либо гипотеза H''_1 , утверждающая, наоборот, ухудшение качества работы, либо ни одна из двух, что можно считать за отсутствие значимых различий.

В таблице 3 показано сопоставление результатов первого эксперимента с непропорциональным уменьшением области поиска (данные взяты из таблицы 2) с результатами дополнительного второго эксперимента с равномерным уменьшением области поиска. В последних трех столбцах для каждой функции указано, для какой доли всех алгоритмов во время первого эксперимента была принята гипотеза, указанная в первом столбце, а для второго (дополнительного) эксперимента была принята гипотеза, указанная во втором столбце.

Для удобства светло-зеленым цветом были выделены гипотезы, подтверждающие улучшение качества работы алгоритма после уменьшения области поиска, а бледно-красным – гипотезы, подтверждающие, наоборот, ухудшение.

Таблица 3 – Результаты дополнительного эксперимента

Гипотеза, принятая при пропорциональном уменьшении области поиска (первый эксперимент)	Гипотеза, принятая при непропорциональном уменьшении области поиска (второй эксперимент)	Доля всех алгоритмов		
		f_1	f_2	f_3
H'_1	H'_1	58,0%	58,6%	48,8%
H''_1	H'_1	4,3%	3,1%	3,7%
Ни H'_1 , ни H''_1	H'_1	23,5%	25,9%	14,8%
H'_1	H''_1	0%	0%	0%
H''_1	H''_1	0%	0%	1,2%
Ни H'_1 , ни H''_1	H''_1	0%	0%	0%
H'_1	Ни H'_1 , ни H''_1	0%	0%	0%
H''_1	Ни H'_1 , ни H''_1	0,6%	1,2%	0%
Ни H'_1 , ни H''_1	Ни H'_1 , ни H''_1	13,6%	11,1%	31,5%

Как можно заметить, только 1,2% из всех 162 алгоритмов показали статистически значимое снижение качества оптимизации после пропорционального уменьшения области поиска, но только на функции Ackley и с учетом того, что и в ходе первого эксперимента эти алгоритмы показали аналогичный результат. В остальном статистика показывает, что качество оптимизации при пропорциональном уменьшении области поиска в целом выше, чем при непропорциональном.

Таким образом, результаты дополнительного эксперимента как минимум не позволяют опровергнуть предположение о том, что дефект неравномерности проявляется только при непропорциональном уменьшении размеров области поиска, что оправдывает выбранное для него название.

Заключение

Реальные практические задачи на многомерную оптимизацию крайне редко сводятся к поиску решения в гиперкубе, поскольку подбираемые алгоритмом значения параметров, как правило, обладают разными порядками размерности и собственными ограничениями. По этой причине обнаруженный в данной работе дефект

неравномерности лишает смысла в использовании некоторых алгоритмов для решения реальных задач. При этом было установлено, что обнаруженный дефект наиболее явно проявляется именно при факте непропорциональности области поиска, в которой осуществляется оптимизация.

Таким образом, около 7,4% алгоритмов из 162 рассмотренных в данной работе показали наличие дефекта неравномерности хотя бы на одной из тестовых функций, что позволяет считать их ненадежными вариантами для решения реальных задач. Учитывая, что большинство таких алгоритмов, согласно датам выхода публикаций, в которых они впервые упоминаются, появилось только за последние 10 лет, обозначенную в данной работе проблему можно считать актуальной. Поэтому при реализации новых популяционных алгоритмов оптимизации следует обратить особое внимание на их поведение при исследовании неравномерных областей поиска.

Дальнейшие исследования могут быть посвящены как модернизации предложенного в данной работе подхода, так и разработке новых методов тестирования популяционных алгоритмов оптимизации, которые бы учитывали не только качество их работы на известных эталонных функциях, но и анализировали их на наличие таких дефектов, как проблема центрального смещения и проблема неравномерности.

Данная работа была выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, тема № FSFZ-2024-0023 «Методы выявления и обработки инцидентов в программном обеспечении на основе интеллектуального анализа мультимодальных векторных представлений текстов программ с применением технологий машинного и глубокого обучения».

Список литературы

1. Хрищатый, А. С. Исследование использования нейросетей для анализа данных и принятия бизнес-решений: анализ эффективности использования нейросетей для обработки больших объемов данных и предоставления ценных инсайтов для принятия решений / А. С. Хрищатый // *Инновации и инвестиции*. – 2023. – № 7. – С. 294-298.
2. Назаров, А. Н. Хакерские кибератаки в реальных областях / А. Н. Назаров, Е. Г. Андрианова // *ИТ-Стандарт*. – 2023. – № 4(37). – С. 58-67.
3. Лозовский, В. В. Использование алгоритма пчелиной колонии для решения задачи оптимального соединения потребителей и источника электроэнергии / В. В. Лозовский, А. В. Богдан, Д. Н. Грищенко // *ИТ-Стандарт*. – 2022. – № 2(31). – С. 6-9.
4. Демидова, Л. А. Островной генетический алгоритм в задаче классификации данных с учетом издержек / Л. А. Демидова, А. А. Шыхыев, М. А. Шаршатов // *ИТ-Стандарт*. – 2023. – № 2(35). – С. 19-32.
5. Архипов, А. Н. Применение кода Грея в генетическом алгоритме при кодировании признаков, представляемых целыми числами / А. Н. Архипов, А. В. Панов // *ИТ-Стандарт*. – 2020. – № 4(25). – С. 25-30.
6. Kudela, J. The Evolutionary Computation Methods No One Should Use / Jakub Kudela // *arXiv*. – 2023. – DOI 10.48550/arXiv.2301.01984.
7. Demidova, L. A. Novel Four-stage Comprehensive Analysis Approach for Population-based Optimization Algorithms / L. A. Demidova, V. E. Zhuravlev // *2023 5th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA)*. – 2023. – P. 263-268. – DOI 10.1109/SUMMA60232.2023.10349534.
8. Bucchianico, A. Di. Combinatorics, computer algebra and the Wilcoxon-Mann-Whitney test / A. Di Bucchianico // *Journal of Statistical Planning and Inference*. – Vol. 79(2). – 1999. – P. 349-364. – DOI 10.1016/S0378-3758(98)00261-4.
9. Plevris, V. A Collection of 30 Multidimensional Functions for Global Optimization Benchmarking / V. Plevris, G. Solorzano // *Data*. – 2022. – 7(4). – DOI 10.3390/data7040046.
10. Thieu, N. V. MEALPY: An open-source library for latest meta-heuristic algorithms in Python (v2.5.4) / N. V. Thieu, S. Mirjalili // *Zenodo*. – 2023. – DOI 10.5281/zenodo.8220162.

References

1. Khrishchaty, A. S. Exploring the use of neural networks for data analysis and business decision making: analyzing the effectiveness of using neural networks to process large amounts of data and provide valuable insights for decision making / A. S. Khrishchaty // *Innovations and investment*. – 2023. – Vol. 7. – P. 294-298.
2. Nazarov, A. N. Hacking cyber attacks in real areas / A. N. Nazarov, E. G. Andrianova // *IT-Standard*. – 2023. – Vol. 4(37). – P. 58-67.

3. Lozovskiy, V. V. The use of algorithm bee colony to solve the problem of optimal connection load and power source / V. V. Lozovskiy, A. V. Bogdan, D. N. Grishchenko // IT-Standard. – 2022. – Vol. 2(31). – P. 6-9.
4. Demidova, L. A. Island genetic algorithm in the problem of cost-sensitive data classification / L. A. Demidova, A. A. Shykhiev, M. A. Sharshatov // IT-Standard. – 2023. – Vol. 2(35). – P. 19-32.
5. Arkhipov, A. N. Application of gray code in genetic algorithm for representation of attributes represented as integer numbers / A. N. Arkhipov, A. V. Panov // IT-Standard. – 2020. – Vol. 4(25). – P. 25-30.
6. Kudela, J. The Evolutionary Computation Methods No One Should Use / Jakub Kudela // arXiv. – 2023. – DOI 10.48550/arXiv.2301.01984.
7. Demidova, L. A. Novel Four-stage Comprehensive Analysis Approach for Population-based Optimization Algorithms / L. A. Demidova, V. E. Zhuravlev // 2023 5th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA). – 2023. – P. 263-268. – DOI 10.1109/SUMMA60232.2023.10349534.
8. Bucchianico, A.Di. Combinatorics, computer algebra and the Wilcoxon-Mann-Whitney test / A.Di Bucchianico // Journal of Statistical Planning and Inference. – Vol. 79(2). – 1999. – P. 349-364. – DOI 10.1016/S0378-3758(98)00261-4.
9. Plevris, V. A Collection of 30 Multidimensional Functions for Global Optimization Benchmarking / V. Plevris, G. Solorzano // Data. – 2022. – 7(4). – DOI 10.3390/data7040046.
10. Thieu, N. V. MEALPY: An open-source library for latest meta-heuristic algorithms in Python (v2.5.4) / N. V. Thieu, S. Mirjalili // Zenodo. – 2023. – DOI 10.5281/zenodo.8220162.