

Догадина Е.П.

ФГБОУ ВО Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации,
 Факультет информационных технологий и анализа больших данных
 Департамент анализа данных и машинного обучения
 107023, Москва, 4-й Вешняковский пр-д, 4
 e-mail: epdogadina@fa.ru

Применение методов оптимизации для определения оптимальной формы обучения школьников

Период обучения ребенка в школе совпадает с рядом важнейших этапов развития человека. Каждый этап характеризуется своими особенностями и сложностями, требующими внимания со стороны старшего поколения. На этот процесс накладывается очень серьезная учебная нагрузка, которая регламентируется СанПиНом.

Пандемия Covid-19 с вынужденной самоизоляцией поставила эксперимент по изменению уклада жизни каждой семьи. Ученики перешли на дистанционное обучение, и те функции, которые были делегированы родителями школьным учителям, вернулись обратно. Результатом стало как общее снижение успеваемости школьников, так и увеличение разрыва между успеваемостью внутри класса и между школами. Это означает, что большая часть учеников за отведенное время не могут или не успевают решить те задачи, которые с успехом решали их предшественники.

В статье рассматривается многокритериальная модель программирования для оптимизации времени выполнения домашнего задания обучающимися как в форме онлайн обучения, так и обучения в классе. Для решения этой проблемы было выделено 12 критериев, влияющих на эффективность решения школьных задач, 5 из которых относятся к самой задаче, а 7 – к условиям, при которых она решается. Данные критерии были использованы для построения нейросети, результаты которой влияют на целевую функцию и поиск оптимальных значений тремя методами оптимизации: алгоритмом поисковой оптимизации с возвратом (BSA), алгоритмом оптимизации роя частиц (PSO) и генетическим алгоритмом (GA). Результат поиска оптимального времени выполнения домашнего задания обучающимися предлагается представить в виде множества Парето.

Рассмотрим пример оптимизации выполнения индивидуального домашнего задания одним обучающимся при дистанционной форме обучения. Входные параметры системы оставим такими же, как и в случае с очным обучением [1]. В данной задаче изменится лишь коэффициент эффективности задач, полученный с помощью нейронной сети. В результате вычислений, результаты которого представлены на рисунке 1, наиболее оптимальный результат показал генетический алгоритм.

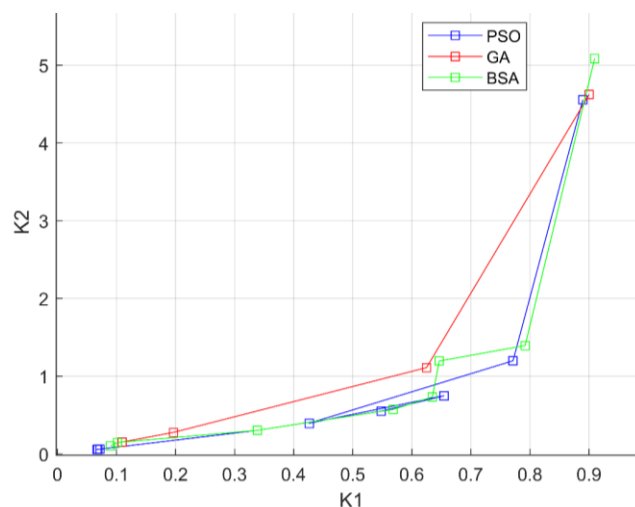


Рис.1. Парето-оптимальное множество для решения задачи тремя методами.

В результате работы генетического алгоритма получены следующие значения критериев оптимальности: $\xi=0.9$, $K_1=0.7713$, $K_2=1.1979$, что соответствует 21,32 мин. Полученное значение на 9,67% выше, чем нормы, отведенные на время выполнения домашнего задания учащимися 6 класса. Поэтому является целесообразным сделать вывод о том, что полный переход на дистанционную форму обучения дает результаты, превышающие предельно-допустимые нормы. Полученное решение достигнуто при минимизации времени выполнения домашнего задания при условии получения максимальной эффективности от выполненных задач.

Экспериментальное исследование методов представлено в таблице 1. Используемые тестовые функции позволяют проверить качество поиска экстремумов для функций с различным рельефом пространства поиска [2]. Две тестовые функции: сферическая

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad \text{и} \quad \text{Розенброка} \quad F_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100 \cdot (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1))$$

остальные: функция де Йонга $F_3(x) = \frac{-100}{100 \cdot (x_1^2 - x_2) + (1 - x_1)^2 + 1}$ и функция Растргина

$$F_4(x) = 10 \cdot n + \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cdot \cos(2 \cdot \pi \cdot x_i))$$

– сложными мультимодальными. Для всех функций размерность координатного пространства $n=10$. В таблице 1 также приведены усредненные значения данных показателей.

Таблица 1. Индикаторы эффективности различных методов

Функция	Индикаторы	PSO	BSA	GA
$F_1(x)$	Эффективность	100%	100%	100%
	Время решения	523.4	0.0917	0.9988
	Количество итераций	0.311	0.0917	0.9988
$F_2(x)$	Эффективность	100%	100%	100%
	Время решения	591.2	0.1020	0.8975
	Количество итераций	0.408	0.1070	0.8790
$F_3(x)$	Эффективность	90.1%	0.3709	0.2468
	Время решения	754.5	0.9103	0.1005
	Количество итераций	0.634	1.3500	0.0677
$F_4(x)$	Эффективность	92.5%	1.8140	0.0504
	Время решения	712.9	3.5776	0.0255
	Количество итераций	0.612		
Усредненные значения	Эффективность	95.7%	1.8140	0.0504
	Время решения	645.4	3.5776	0.0255
	Количество итераций	0.491		

Из предложенных к рассмотрению алгоритмов методов оптимизации наилучший результат по эффективности, времени решения и числу итераций показал генетический алгоритм. Поэтому можно сделать вывод, что данный алгоритм в большей мере подходит для исследуемой задачи многокритериальной оптимизации.

Литература

1. Dogadina, E.P.; Smirnov, M.V.; Osipov, A.V.; Suvorov, S.V. Formation of the Optimal Load of High School Students Using a Genetic Algorithm and a Neural Network. Appl. Sci. 2021, Volume 11, Issue 11, 5263, DOI: 10.3390/app11115263.
2. Park, K.; Shin, D.; Chi, S. Variable Chromosome Genetic Algorithm for Structure Learning in Neural Networks to Imitate Human Brain. Appl. Sci. 2019, 9, 3176.