

# Подбор контрольных заданий для обучающихся с использованием нейронных сетей и многокритериальной оптимизации

## Selection of Control Tasks for Students Using Neural Networks and Multi-Criteria Optimization

Получено 21.06.2023 Одобрено 26.06.2023 Опубликовано 25.08.2023

УДК 372.851

DOI: 10.12737/1998-1740-2023-11-4-13-21

**Т.А. КОНЦОВА,**  
ФГОБУ ВО «Финансовый университет при  
Правительстве Российской Федерации», г. Москва

e-mail: ktania2013@mail.ru

**Е.П. ДОГАДИНА,**  
ФГОБУ ВО «Финансовый университет при  
Правительстве Российской Федерации», г. Москва

e-mail: epdogadina@fa.ru

**М.И. БОЧАРОВ,**  
ГАОУ ВО «Московский городской педагогический  
университет», г. Москва

e-mail: bocharovmi@mgpu.ru

**Т.А. KONCOVA,**  
Financial University under the Government of the Russian  
Federation, Moscow

e-mail: ktania2013@mail.ru

**E.P. DOGADINA,**  
Financial University under the Government of the Russian  
Federation, Moscow

e-mail: epdogadina@fa.ru

**М.И. BOCHAROV,**  
Moscow City Pedagogical University,  
Moscow

e-mail: bocharovmi@mgpu.ru

### Аннотация

Одним из наиболее важных параметров успеваемости обучающегося является правильный подбор контрольных заданий при проведении промежуточного среза знаний. В данной работе предлагается оптимальное составление заданий контрольной работы с учетом их сложности, продолжительности выполнения, количества вопросов в задании, количества охватываемых тем и действий, необходимых для выполнения задания. Поскольку каждый обучающийся индивидуален, встает вопрос о корректности предоставления одного и того же контрольного задания ученикам с разными умственными и психоэмоциональными особенностями. Поэтому оптимальное составление задания под конкретного обучающегося является достаточно актуальным. Данное исследование позволит повысить успеваемость обучающегося и его успешность в целом, а также снимет ряд обязанностей с преподавателя, связанных с генерацией тем и заданий при составлении контрольной работы.

В работе предлагается разработать гибридную систему многокритериальной оптимизации с двумя полно связанными нейронными сетями, позволяющую определять наиболее подходящую модель для составления задания контрольной работы, основываясь на ряде признаков конкретного обучающегося.

**Ключевые слова:** проверка качества знаний, многокритериальная оптимизация, генетический алгоритм, множество Парето, мотивированность к обучению, успешность обучения, нейронные сети.

### Abstract

One of the most important parameters of a student's progress is the correct selection of control tasks when conducting an intermediate cut of knowledge. This paper proposes the optimal compilation of test tasks, taking into account their complexity, duration of execution, the number of questions in the task, the number of topics covered and the actions required to complete the task. Since each student is individual, the question arises of the correctness of providing the same control task to students with different mental and psycho-emotional characteristics. Therefore, the optimal compilation of tasks for a particular student is quite relevant. This study will improve the student's progress and success in general, and will also remove a number of responsibilities from the teacher related to the generation of topics and tasks when compiling the test.

The paper proposes to develop a hybrid system of multi-criteria optimization with two fully connected neural networks, which allows determining the most suitable model for compiling a task of control work based on a number of features of a particular student.

**Keywords:** knowledge quality control, multicriteria optimization, genetic algorithm, Pareto set, motivation for learning, learning success, neural networks.

### Введение

Уже не одно столетие ученые сталкиваются с проблемой оценки успешности обучения школьников [1–14]. На практике поднимается ряд вопросов: как правильно оценивать успеваемость обучающихся. Успеваемость можно определить как степень освоения обучающимся

учебной программы, поэтому успеваемость можно считать косвенной оценкой успешности.

Основные критерии, определяющие уровень успеваемости школьника, можно разделить на две основные группы: педагогические (способность к изучению школьной программы; способность к применению полученных навыков, умений и знаний) и психологические.

Успеваемость выражается в итоговых отметках за конкретную дисциплину (например, годовая, триместровая или оценка в аттестате). Однако, по мнению многих экспертов, для получения итоговой оценки необходимо пользоваться не простым усреднением балла (среднее значение), а взвешенным средним, поскольку оценки за разные виды работ должны по-разному влиять на итоговое значение (иметь разные весовые коэффициенты). Так, например, самостоятельно выполненная на уроке контрольная работа должна иметь больший коэффициент, чем сделанная в домашних условиях домашняя работа или выход к доске с возможностью коллективного обсуждения. В последние годы такой подход к оценке школьников применен в системе электронного журнала-дневника ЭЖД и позволяет автоматически настраивать вес оценки в зависимости от вида выполняемой работы (контрольная работа, реферат, олимпиада, опрос, диктант, устный ответ и т.д.). Так, Б.Б. Кулагин [9] оценивал успеваемость обучающихся только на основе выполнения проверочных заданий (экзамен, зачет, контрольная работа).

Кроме использования весовых коэффициентов для разных видов работ была предложена методика Н.В. Соболя [1], помогающая оценить успешность выполнения самой проверочной работы и отследить прогресс обучения школьника в динамике. А.К. Маркова, Т.А. Матис, А.Б. Орлов [2] отмечают необходимость учета не только достигнутого в процессе обучения результата, но и пути его достижения. Для этого были предложены следующие критерии: положительная динамика развития; положительная мотивация к обучению; социальная адаптированность; позитивные отношения между учеником и учителем; позитивные отношения с одноклассниками; хорошее физическое и психическое здоровье; адекватно-позитивная самооценка; чувство благополучия в семье. Такие критерии близки к антропоцентристической философии Д.Б. Эльконина и В.В. Давыдова, по мнению которой, центральное место в обучении занимают человеческие взаимоотношения типов взрослый-ребенок, ребенок-ребенок, отражающие атмосферу как в школе, так и дома.

Однако при оценке успеваемости обучающихся ключевое место занимает процесс выполнения проверочной работы и соответственно оценка качества выполнения данной работы. Поэтому правильности и эффективности составления и подбора заданий и тем билета проверочной работы уделяется большое внимание. В основном процесс

составления проверочной работы лежит на преподавателе, поэтому от качества составленного им билета напрямую зависит успеваемость обучающегося.

В данной статье предлагается разработать программную модель эффективного составления билета проверочной работы, учитывая базовые характеристики обучающегося. Для этого в работе используются две полно связанные нейронные сети, отвечающие за оценку основных критериев: эффективного времени выполнения работы и количество набранных за каждое задание баллов. Оптимизацию параметров задачи для ученика предлагается осуществлять на основе генетического алгоритма. Такой подход успешно спрятывается с нахождением Парето-оптимального состояния для успешной минимизации затраченных учеником сил и достижения наилучшего результата.

Цель работы – разработка программы подбора контрольных заданий для проведения промежуточного среза знаний обучающихся.

### Материалы и методы

В реализации представленного алгоритма используется 13 основных признаков студента и задания, позволяющие наиболее обще и одновременно корректно описать их.

Для описания учебных заданий используется 5 критерии:

- сложность,
- продолжительность выполнения,
- количество вопросов в задании,
- количество действий при решении задания,
- количество тем, которые проверяет задание.

Сложность – это максимальный балл, которым оценивает данное задание преподаватель. Продолжительность – экспертный признак, определяющий необходимое для решения задания время. Это либо заранее заданная величина, например, в ЕГЭ, или наименьшее время в исследуемой выборке по данному заданию. Количество видов деятельности определяется числом простейших операций, необходимых для получения итогового ответа (подзадач). Количество вопросов в задании определяется числом ответов, которые необходимо дать для полного решения задания. Последний признак указывает число тем, входящих в задание. В данной статье были рассмотрены следующие задачи (табл. 1).

Для обучающего применяется 8 из 13 признаков, причем стоит отметить, что только один из них постоянен. Остальные меняются со временем и требуют своевременного обновления и корректировки:

Таблица 1

## Признаки задач

№	Балл	Время	Количество ответов	Количество действий	Количество тем
1	1	95	4	5	1
2	3	288	12	12	1
3	5	342	3	10	3
4	4	359	2	9	2
5	1	120	2	2	2
6	2	129	1	3	2
7	1	45	3	3	1
8	2	104	3	6	2

- пол обучающегося,
- возраст обучающегося,
- оценка за текущую тему,
- оценка за прошлый семестр,
- негативное отношение к очному школьному обучению,
- демонстрация компетентности,
- позитивное отношение к школьной жизни,
- социальная значимость учения как ценность.

Пол, возраст и оценка за прошлый триместр ученика берутся из журнала или личного дела. Оценка за текущую тему определяется как взвешенное среднее оценок, полученных на данный момент обучающимся по данной теме в процессе ее прохождения. В качестве весовых коэффициентов для усреднения предлагается использовать подход, реализованный в электронном журнале, однако допустимо использование своих вариаций (например, подход Б.Б. Кулагина и т.д.). Последние 4 признака являются результатом прохождения теста Л.И. Божович [3] (таблица 2), отражающего мотивированность и заинтересованность обучающегося в учебном процессе.

Результаты проведенного анкетирования среди учащихся пятых классов представлены в таблице 3.

Обработка полученных ответов позволяет сформировать следующие показатели уровня мотивации (таблица 4), необходимые для работы нашей системы.

Данные по успеваемости учеников – оценку за последний триместр и среднюю оценку за тему – получаем из ЭЖД. Исходные данные признаков по каждому обучающемуся приведены в таблице 5).

Для оценки оптимизационных критерии – времени выполнения каждого отдельно взятого

задания из контрольной работы и балла, полученного обучающим за это задания, – предполагается использование полносвязных нейронных сетей, имеющих **следующие параметры**:

- входной слой – 13 (признаки ученика и задания),
- скрытый слой – 26,
- выходной слой – 1 (итоговое значение – результат).

В процессе обучения на вход нейронной сети подается общий вектор из 13 значений признаков обучающегося и задачи. Для формирования входного вектора используются пары номеров ученика и задачи, а также к каждой подобной паре прописаны правильные ответы полученного балла и потраченного на решение времени в секундах.

## Данные для обучения

№ ребенка	№ задания	Балл	Время
1	1	1	129
2	1	1	115
3	1	1	123
4	1	1	122
5	1	1	179

В качестве функции активации выбрана ReLU, как наиболее простая в вычислении, поскольку использование других более сложных вариантов не дает улучшений. В качестве базы для реализации нейронных сетей выбрана библиотека torch в python, также метод распространения – Adam.

Таблица 2

Анкета для определения мотивации ученика

№ п/п		Да 	Может быть 	Не знаю 	Нет 
1	Мне нравится учиться, потому что у нас дружный класс				
2	Я стараюсь хорошо учиться, потому что это радует моих родителей				
3	Мне нравится, когда меня вызывают отвечать у доски				
4	Мне кажется, что дома учиться лучше, чем в школе				
5	Я стараюсь хорошо учиться, потому что это радует нашу учительницу				
6	Я люблю школу, потому что в нашем классе дружные ребята				
7	Я горжусь похвалой учительницы на уроке				
8	Я люблю отвечать на уроках, когда меня спрашивает учительница				
9	У нас каждый день слишком много уроков				
10	Я горжусь собой, когда могу решить трудную задачу				
11	Я бы хотел учиться онлайн				
12	Я скучаю по школе, когда болею				
13	Я с удовольствием читаю новый параграф в учебнике				
14	Я радуюсь, когда иду в школу после каникул				
15	Я люблю болеть, потому что могу отдохнуть от школы				

Таблица 3

Результаты анкетирования

Учебная мотивация (УМУ)			Вносить ответы следующим образом: Да = 3, Может быть = 2, Не знаю = 1, Нет = 0														
№	Фамилия ИО	Возраст	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1		10	3	0	2	0	0	3	0	2	0	0	0	3	2	1	0
2		10	2	3	2	3	2	2	3	3	3	1	3	1	0	0	3
3		11	0	3	3	1	2	0	3	2	3	3	3	2	0	0	3
4		11	0	2	1	2	1	0	2	0	3	3	3	2	2	3	2
5		11	0	3	3	3	2	0	2	3	3	2	3	2	1	3	3
6		12	2	3	3	3	0	1	3	2	3	0	3	0	1	0	3
7		11	3	3	3	0	3	3	1	3	2	3	2	3	3	2	0

Таблица 4

## Уровень мотивации обучающихся

№	ФИО	Возраст	Негативное отношение к очному школьному обучению	Демонстрация компетентности	Позитивное отношение к школьной жизни	Социальная значимость учения как ценность	Общий уровень мотивации
1		10	0	9	7	0	16
2		10	12	6	4	9	19
3		11	10	7	0	11	18
4		11	10	5	3	8	16
5		11	12	9	3	9	21
6		12	12	6	3	6	15
7		11	4	12	8	10	30

Таблица 5

## Признаки обучающихся

№	ФИО	Возраст	Триместр	Средняя оценка по теме	Негативное отношение к очному школьному обучению	Демонстрация компетентности	Позитивное отношение к школьной жизни	Социальная значимость учения как ценность
1		10	4	4,00	0	9	7	0
2		10	4	3,47	12	6	4	9
3		11	5	4,75	10	7	0	11
4		11	3	3,21	10	5	3	8
5		11	4	3,82	12	9	3	9
6		12	3	2,82	12	6	3	6
7		11	5	4,33	4	12	8	10

Для оптимизации параметров предлагаемой ученику задачи используется генетический алгоритм. Данный метод оптимизации хорошо зарекомендовал себя для решений задач много-критериальной оптимизации. Он позволяет находить глобальные минимумы, игнорируя локальные.

В качестве гена для оптимизации будем использовать вектор характеристик задачи из пяти признаков: сложность, продолжительность вы-

полнения, количество вопросов в задании, количество видов деятельности, количество тем  $X = (X_1, X_2, X_3, X_4, X_5)$ .

Для каждого  $X_i$  существует множество  $\Omega$  допустимых значений. Эти границы определяются преподавателем, планирующим давать работу, и зависят от времени, отведенного на выполнение, от количества задач в работе, желания преподавателя и т.д. В реализованную в работе модель они передаются как константные значения.

Исходная популяция состоит из 20 представителей, однако количество индивидов можно менять при необходимости, единственным требованием будет кратность популяции четырем, для корректного формирования последующих поколений.

На протяжении 300 поколений (аналогично эпохам при обучение нейронных сетей) выделяются **следующие этапы**.

1) Расчет функции приспособленности для каждого гена текущего поколения.

Значение фитнес-функции или функции приспособленности – это численный показатель степени удовлетворения ученика конкретной моделью задания и представлена в виде аддитивной свертки двух оптимизируемых признаков времени решений и балла за выполнение. Также для ребалансировки значимости этих критериев при принятии решения введен коэффициент  $a$ , находящийся в диапазоне от 0 до 1. Прямое значение данного коэффициента отражает важность показателя «балл» (полученный учеником за выполнение задания),  $(1 - a)$  – вклад относительного времени выполнения задания учеником. В данной версии реализации предлагается проверку оптимальной модели задания для параметров  $a$ , равных: 0.0, 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0:

$$F = a \cdot g_i + (1 - a) \cdot (1 - t_i / t_0),$$

где  $g_i$  – предсказанный нейронной сетью балл,  $t_i$  – предсказанное время выполнения задания,  $t_0$  – коэффициент нормировки (идеальное время выполнения задания).

2) На основе вектора рассчитанных для каждого гена значений фитнес-функции ( $F$ ) строится вектор вероятностей ( $P$ ) выбора каждого представителя по формуле (нормировка в пределах от 0 до 1):

$$P = \frac{F - \min(F)}{\sum F}.$$

3) Из общего числа генов (в нашем случае  $n = 20$ ) с учетом вектора вероятности  $P$  выбирается  $n/4$  пар родителей для образования последующего поколения. В данной вариации метода «взвешенного случайного выбора» допустим выбор одного гена для формирования нескольких пар, однако в одной паре гены обязательно должны быть разные.

4) Кроссинговер или скрещивание реализуется методом “two points”: в данном подходе гены-родители обмениваются участком хромосом, расположенным между двумя случайно выбранными точками для создания двух потомков.

Таким образом образуется  $n/2$  экземпляров нового поколения. Вторую половину будущей популяции формируем из случайно выбранных генов исходной популяции, подвергая их мутации.

5) Для выбора представителей поколения, которые подвергнутся мутации, используется равномерное распределение вероятностей, что позволяет избегать застоя в локальных минимумах, поскольку наименее приспособленные индивиды также часто могут выбираться для мутаций.

6) При реализации мутационного процесса были введены границы мутации, поскольку не лимитированный рост даст нам практико-не-применимые результаты и повлечет выход за границы рассматриваемого нами Парето-множества. В реализованной функции не всегда совершается процесс изменения признака гена (мутация), что достигается за счет выхода за рамки допустимого множества сгенерированного значения, что позволяет снизить интенсивность мутации и добавить большую вариативность в формирование нового поколения.

Также в процессе мутации на каждом витке цикла выбор хромосомы для изменения производится случайно. Количество этих витков определяется параметром `mutation_rate = 2` (по умолчанию).

7) После окончательного формирования нового поколения (потомки + мутации) повторяется весь процесс.

## Результаты и обсуждение

В процессе обучения нейронных сетей для оценки времени (рисунок 1) и качества решения задания обучающимся (рисунок 2) были получены следующие графики для MSE (mean square error).

Тестовая точность, достигнутая для показателей, выражена через метрику MAE (average absolute error) и равна 91.2863 для времени решения и 0.7999 для балла, полученного за задачу.

Для проверки работы рассмотрен не учтенный при обучении ученик с признаками [1, 11, 3, 2.11, 8, 10, 9, 12].

Для него были получены **следующие параметры задач:**

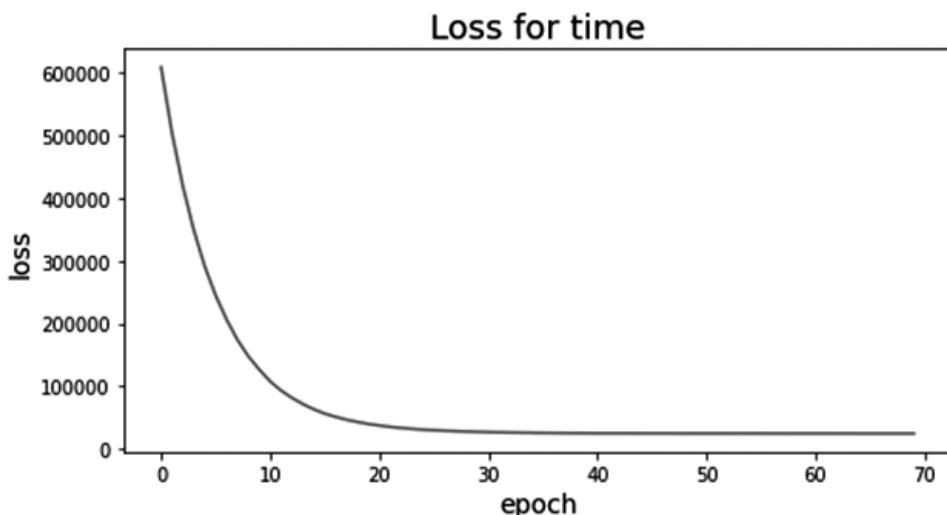


Рисунок 1. Кривая обучения нейронной сети для определения эффективного времени выполнения работы обучающимся

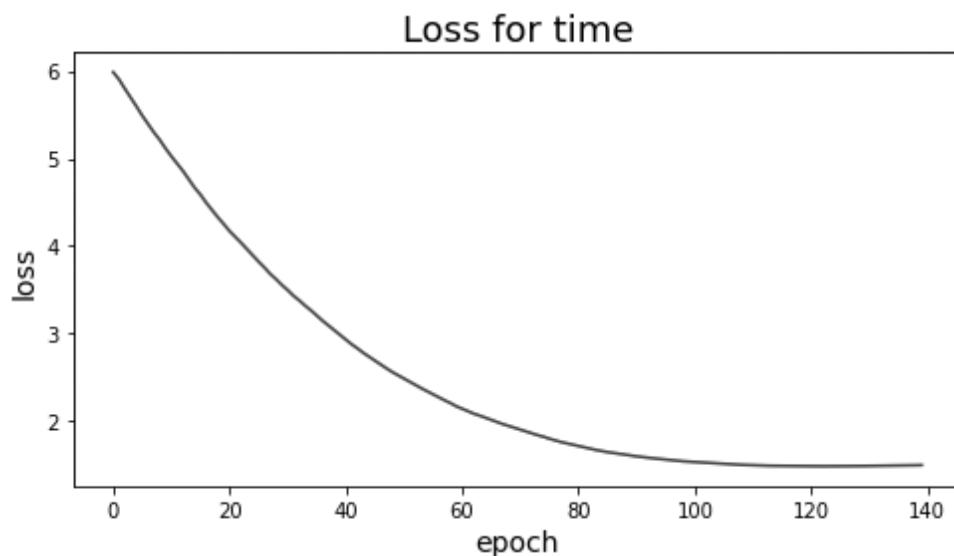


Рисунок 2. Кривая обучения нейронной сети для определения балла

При  $a=0.0$  признаки задачи: [ 1. 255. 4. 4. 1.], значение f-приспособленности 0.21772056818008423  
 При  $a=0.1$  признаки задачи: [ 1. 299. 11. 5. 2.], значение f-приспособленности 0.37580394744873047  
 При  $a=0.2$  признаки задачи: [ 1. 286. 5. 3. 1.], значение f-приспособленности 0.5597884058952332  
 При  $a=0.3$  признаки задачи: [ 1. 320. 5. 11. 1.], значение f-приспособленности 0.9278097152709961  
 При  $a=0.4$  признаки задачи: [ 3. 369. 3. 12. 1.], значение f-приспособленности 1.3728883266448975  
 При  $a=0.5$  признаки задачи: [ 2. 357. 2. 11. 1.], значение f-приспособленности 1.682417392730713  
 При  $a=0.6$  признаки задачи: [ 1. 286. 6. 11. 2.], значение f-приспособленности 1.4497407674789429  
 При  $a=0.7$  признаки задачи: [ 3. 378. 2. 14. 1.], значение f-приспособленности 2.2263238430023193  
 При  $a=0.8$  признаки задачи: [ 1. 335. 3. 3. 1.], значение f-приспособленности 2.2289717197418213  
 При  $a=0.9$  признаки задачи: [ 3. 339. 5. 6. 2.], значение f-приспособленности 2.4656755924224854  
 При  $a=1.0$  признаки задачи: [ 4. 380. 10. 10. 2.], значение f-приспособленности 2.818596839904785

Для проверки пригодности каждого из полученных наборов параметров и выбора наилучшего коэффициента  $a$  были собраны тестовые контрольные работы из задач, соответствующих предложенным моделям. В силу ограниченности по времени решение задач с высоким коэффициентом  $a > 0.5$  практически не удобно, поскольку сильно ограничивает количество и разнообразие задач в работе. Однако включение одной такой задачи позволяет проверить сообразительность и умение работать с нестандартными задачами. В то же время низкий коэффициент предлагает слишком легкие задачи, часто не позволяющие охватить весь спектр изучаемого материала. В силу этого для более детальной проверки предлагается собирать работу из трех-четырех моделей, с разными коэффициентами  $a$ .

### Заключение

Контрольная или проверочная работа – это основной инструмент оценки успеваемости обучающихся и важная составляющая всего учебного процесса. От успеха написания итоговой работы часто зависит не только триместровая оценка, но и моральная составляющая успешности ученика. В силу этого очень важно не только проверить полученные знания и приобретенные навыки, но и сделать процесс прохождения итогового контроля более «гладким» для обучающегося с психоэмоциональной точки зрения. В статье представлен один из возможных путей решения задачи подбора оптимальной модели задания для достижения обучающим максимального результата. Эта задача решается на основе использова-

ния нейронных сетей и генетического алгоритма, реализующего многокритериальную оптимизацию параметров задания.

Представленная математическая модель позволяет определить набор характеристик задания, наиболее пригодного для эффективной оценки обучающегося. В данном случае образовательный процесс рассматривается с учетом минимизации усилий школьников при условии достижения максимальной результативности этого процесса.

Поскольку разным ученикам прощеается выполнение разных видов задания, предлагается определять наиболее подходящую модель задания, основываясь на ряде признаков конкретного обучающегося. А также находить оптимальные параметры при условии разной силы влияния каждого критерия на итоговую функцию, что позволяет более гибко подстраивать модель и делать выбор с учетом разного приоритета оптимизируемых критерииев.

По сравнению с известными алгоритмами предложенный метод позволяет объединить точность предсказания нейронной сети с гибкой многокритериальной оптимизацией геновых алгоритмов, чтобы получить лучшую сходимость и более точные значения множества Парето на рассматриваемой задаче оптимизации. Поэтому предложенный алгоритм, применяемый для решения задач многокритериальной оптимизации, может обеспечить такие результаты оптимизации параметров, которые приводят к повышению успеваемости учащихся, снижению стресса при выполнении контрольных работ с учетом личностных особенностей обучающихся.

### Список литературы

1. Соболь Н.В. Оценка успешности обучения учащихся // ИД «Первое сентября», фестиваль «Открытый урок». URL: <https://festival.1september.ru/articles/101368/>
2. Маркова, А.К., Матис, Т.А., Орлов, А.Б. Формирование мотивации учения. М.: Просвещение, 1990. — 192 с.
3. Божович Л.И. Личность и ее формирование в детском возрасте. —СПб.: Питер, 2009. 400 с.
4. Анцыферова Л.И. К психологии личности как развивающейся системе // Психология формирования и развития личности. —М., 1981.
5. Эльконин Д.Б. Психологические вопросы формирования учебной деятельности в младшем школьном возрасте//Хрестоматия по возрастной и педагогической психологии / Под ред. И.И. Ильясова, В.Я. Ляудис. — М., 1981.
6. Якунин В.А. Педагогическая психология. — СПб.: Изд-во Михайлова В.А., 2000

### References

1. Sobol N.V. Ocenka uspeshnosti obucheniya uchashchihsya // ID «Pervoe sentyabrya», festival «Otkrytyj urok». URL: <https://festival.1september.ru/articles/101368/>
2. Markova, A.K., Matis, T.A., Orlov, A.B. Formirovaniye motivacii ucheniya // — M.: Prosveshchenie, 1990. — 192 s.
3. Bozhovich L.I. Lichnosti ee formirovanie v detskom vozraste. —SPb.: Piter, 2009. 400 s.
4. Anzyferova L.I. K psihologii lichnosti kak razvivayushcheysha sisteme // Psihologiya formirovaniya i razvitiya lichnosti. —M., 1981.
5. Elkonin D.B. Psihologicheskie voprosy formirovaniya uchebnoj deyatelnosti v mladshem shkolnom vozraste//Hrestomatiya po vozrastnoj i pedagogicheskoy psihologii / Pod red. I.I. Ilyasova, V.YA. Lyaudis. — M., 1981.
6. YAkunin V.A. Pedagogicheskaya psihologiya. — SPb.: Izd-vo Mihajlova V.A., 2000

7. Гинзбург М.Р. Развитие мотивов учения у детей 6–7 лет // Особенности психического развития детей 6–7-летнего возраста / Под ред. Д.Б. Эльконина, А.Л. Венгера. – М.: Педагогика, 1988. С. 36–44.
8. Гуткина Н.И. Психологическая готовность к школе. – СПб.: Питер, 2004. – 208 с.
9. Зарецкий Ю.В., Зарецкий В.К., Кулагина И.Ю. Методика исследования субъектной позиции учащихся разных возрастов // Психологическая наука и образование. 2014. № 1. С. 99–110.
10. Лусканова Н.Г. Методы исследования детей с трудностями в обучении: учебно-методическое пособие. – М.: Фолиум, 1999. – 32 с.
11. Матюхина М.В. Мотивация учения младших школьников. – М.: Педагогика, 1984. – 144 с.
12. Нежнова Т.А. Психологические различия в отношении к школе и учению у шести- и семилетних школьников в начале и в конце первого года обучения // Диагностика учебной деятельности и интеллектуального развития детей / Под ред. Д.Б. Эльконина, А.Л. Венгера. – М.: НИИ ОПП АПН СССР, 1981. С. 79–97.
13. Солдатов Д.В. Диагностика мотивационной готовности к обучению в школе. Обнинск: Принтер, 2001. – 92 с.
14. Щукина Г.И. Педагогические проблемы формирования познавательных интересов учащихся. – М.: Педагогика, 1988. – 208 с.
15. Muhammad Kamal Amjad, Shahid Ikramullah Butt, Rubeena Kousar, Riaz Ahmad, Mujtaba Hassan Agha, Zhang Faping, Naveed Anjum, and Umer Asgher. Recent Research Trends in Genetic Algorithm Based Flexible Job Shop Scheduling Problems // Hindawi, Mathematical Problems in Engineering, Volume 2018, Article ID 9270802, 32 pages. <https://doi.org/10.1155/2018/9270802>
16. Viana M.S., Morandin Junior O., Contreras R.C. A Modified Genetic Algorithm with Local Search Strategies and Multi-Crossover Operator for Job Shop Scheduling Problem. Sensors 2020, 20, 5440. <https://doi.org/10.3390/s20185440>
17. Rarit L., Stamova I., Tomasiello S. Numerical schemes and genetic algorithms for the optimal control of a continuous model of supply chains//Applied Mathematics and Computation / Volume 388, 1 January 2021, 125464. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125464>
18. Bakoush M. Evaluating the role of simulation-based experiential learning in improving satisfaction of finance students // The International Journal of Management Education, 20 (3). DOI:10.13140/RG.2.2.19256.47363.
19. Luo X., Sun Y., Liu Y. Course timetable optimization for a university teaching building considering the building energy efficiency and time-varying thermal perception of students// Building and Environment, 2022, 219, 109175.
20. Xu Y., Yan Ch., Jiang Y. A three-stage optimization method for the classroom envelope in primary and secondary schools in China // Journal of Building Engineering, 2022, 52, 104487. DOI:10.1016/j.buildenv.2022.109175.
21. Курапова Т.Ю. Критерии успешности обучения учащихся общеобразовательных школ // Психология в России и за рубежом: материалы I Междунар. науч. конф. Санкт-Петербург: Реноме, 2011. – С. 106–109. URL: <https://moluch.ru/conf/psy/archive/32/1092/> (дата обращения: 27.08.2022).
22. 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, 11, 5263. <https://doi.org/10.3390/app11115263>.
7. Ginzburg M.R. Razvitiye motivov ucheniya u detej 6–7 let // Osobennosti psichicheskogo razvitiya detej 6–7-letnego vozrasta / Pod red. D.B. Elkonina, A.L. Vengera. – M.: Pedagogika, 1988. S. 36–44.
8. Gutkina N.I. Psihologicheskaya gotovnost k shkole. – SPb.: Piter, 2004. – 208 s.
9. Zareckij YU.V., Zareckij V.K., Kulagina I.YU. Metodika issledovaniya subektnoj pozicii uchashchihsya raznyh vozrastov // Psihologicheskaya nauka i obrazovanie. 2014. № 1. S. 99–110.
10. Luskanova N.G. Metody issledovaniya detej s trudnostyami v obuchenii: uchebno-metodicheskoe posobie. – M.: Folium, 1999. – 32 s.
11. Matyuhina M.V. Motivaciya ucheniya mladshih shkolnikov. – M.: Pedagogika, 1984. – 144 s.
12. Nezhnova T.A. Psihologicheskie razlichiya v otnoshenii k shkole i ucheniyu u shesti- i semiletnih shkolnikov v nachale i v konce pervogo goda obucheniya // Diagnostika uchebnoj deyatelnosti i intellektualnogo razvitiya detej / Pod red. D.B. Elkonina, A.L. Vengera. – M.: NII OPP APN SSSR, 1981. S. 79–97.
13. Soldatov D.V. Diagnostika motivacionnoj gotovnosti k obucheniyu v shkole. Obninsk: Printer, 2001. – 92 s.
14. SHChukina G. I. Pedagogicheskie problemy formirovaniya poznavatelnyh interesov uchashchihsya. – M.: Pedagogika, 1988. – 208 s.
15. Muhammad Kamal Amjad , Shahid Ikramullah Butt , Rubeena Kousar, Riaz Ahmad, Mujtaba Hassan Agha, Zhang Faping , Naveed Anjum, and Umer Asgher. Recent Research Trends in Genetic Algorithm Based Flexible Job Shop Scheduling Problems // Hindawi, Mathematical Problems in Engineering, Volume 2018, Article ID 9270802, 32 pages. <https://doi.org/10.1155/2018/9270802>
16. Viana M.S., Morandin Junior O., Contreras R.C. A Modified Genetic Algorithm with Local Search Strategies and Multi-Crossover Operator for Job Shop Scheduling Problem. Sensors 2020, 20, 5440. <https://doi.org/10.3390/s20185440>
17. Rarit L., Stamova I., Tomasiello S. Numerical schemes and genetic algorithms for the optimal control of a continuous model of supply chains//Applied Mathematics and Computation / Volume 388, 1 January 2021, 125464. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125464>
18. Bakoush M. Evaluating the role of simulation-based experiential learning in improving satisfaction of finance students // The International Journal of Management Education, 20 (3). DOI:10.13140/RG.2.2.19256.47363.
19. Luo X., Sun Y., Liu Y. Course timetable optimization for a university teaching building considering the building energy efficiency and time-varying thermal perception of students// Building and Environment, 2022, 219, 109175.
20. Xu Y., Yan Ch., Jiang Y. A three-stage optimization method for the classroom envelope in primary and secondary schools in China // Journal of Building Engineering, 2022, 52, 104487. DOI:10.1016/j.buildenv.2022.109175.
21. Kurapova T. YU. Kriterii uspeshnosti obucheniya uchashchihsya obshcheobrazovatel'nyh shkol // Psihologiya v Rossii i za rubezhom: materialy I Mezhdunar. nauch. konf. Sankt-Peterburg: Renome, 2011. – S. 106–109. URL: <https://moluch.ru/conf/psy/archive/32/1092/> (data obrashcheniya: 27.08.2022).
22. 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, 11, 5263. <https://doi.org/10.3390/app11115263>.