DOI: 10.11991/yykj.202203033

网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/detail//23.1191.U.20221207.1438.013.html

基于遗传算法的自动组卷系统的策略优化设计及实现

郑道博1. 宁慧1. 张汝波2

1. 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院, 黑龙江 哈尔滨 150001 2. 大连民族大学 机电工程学院, 辽宁 大连 116600

摘 要:针对传统制作试卷人力物力耗费大且不够科学的问题,本文研究和实现基于遗传算法的自动组卷系统。由于存在 学生记忆历年试题以降低考试难度的情况,为了保证考试的科学性,本系统对原有的遗传算法进行了研究和改进。每次组 卷时,自动组卷策略会拒绝将旧题目组进试卷,以保证相邻的3次考试中不出现重复的试题。本文使用的适应度函数能够 使用量化后的试卷难度、章节知识点数等多个约束条件对试卷的优劣进行评判,生成符合组卷规则的试卷。实验结果表明: 基于遗传算法的自动组卷系统生成的试卷在难度、章节知识点数和独一性等指标上能够达到要求,满足了课程考核的需要。 关键词:遗传算法;自动组卷;约束条件;最简遗传算法;适应度函数;交叉算子;有限迭代;编码后计算

中图分类号:TP312

文献标志码:A

文章编号:1009-671X(2023)03-0017-06

Strategy optimization design and implementation of automatic test paper generation system based on genetic algorithm

ZHENG Daobo¹, NING Hui¹, ZHANG Rubo²

- 1. College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China
- 2. College of Mechanical and Electronic Engineering, Dalian Minzu University, Dalian 116600, China

Abstract: Aiming at the problem that traditional production of test paper consumes a lot of manpower and material resources and is not scientific enough, this paper studies and implements the automatic test paper generation system based on genetic algorithm. Due to the fact that students memorize the test questions over the years to reduce the difficulty of the test, in order to ensure the scientificity of the test, the system studies and improves the original genetic algorithm. During each test paper generation, the automatic test paper generation strategy will refuse to group the old questions into the test paper, so as to ensure that there are not duplicate questions in the adjacent three tests. The fitness function used in this paper can use the quantified test paper difficulty, chapter knowledge points and other constraints to judge the advantages and disadvantages of the test paper, and generate the test paper that conforms to the test paper rules. The experimental results show that the test paper generated by the automatic test paper generation system based on genetic algorithm can meet the requirements in terms of difficulty, chapter knowledge points and uniqueness, and can meet the needs of example course examination.

Keywords: genetic algorithm; automatic test paper generation; constraint condition; simple genetic algorithm; fitness function; crossover operator; finite iteration; calculate after encoding

在互联网覆盖率扩大以及电子设备普及的今 天,在线教育己经逐渐被大多数人所接受。特别 是在疫情肆虐,无法进行传统教育的背景下,为

收稿日期: 2022-03-28. 网络出版日期: 2022-12-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61673084).

作者简介:郑道博,男,硕士研究生.

宁慧,女,副教授.

通信作者: 宁慧, E-mail: ninghui@hrbeu.edu.cn.

了能够继续学习,在线教育被广泛使用。 而为了使在线教育达到良好的教学效果,实现高 效的在线考试功能就显得尤为重要。其中,如何 能实现既科学又迅速的自动组卷功能一直是研究 的重点。本文研究和实现了基于遗传算法的自动 组卷系统。

在传统教育中,试卷一般是由许多出题教师

分工完成,并且需要在考试日期的前一个月开始准备。这对于人力物力有着很大的要求。另外,试卷的试题内容和试题顺序不可避免地会受到出题老师的主观因素的影响。因此需要一种调整过的组卷方式来保证试卷内容的科学性。

本系统中自动组卷问题的实质是求解多约束条件下的多目标优化问题^[1]。遗传算法作为一种高效的全局并行搜索算法,其过程简单、个体选择具有随机性的特点使其非常适于用来解决此类多目标优化问题。

1 相关算法

1.1 遗传算法

遗传算法(genetic algorithm, GA)是 20世纪 70年代初由美国 Michigan 大学 Holland 教授提出的一种借鉴达尔文进化论体系中种群的自然选择和遗传机制的随机搜索算法。该算法计算过程清晰,经过合适的编码后对搜索空间表现出广泛的适应性^[2],且求解效率较高,尤其适用于处理传统搜索方法难以解决的复杂和非线性问题和一些原本只能由启发式算法解释的问题。

由于依照生物进化论和遗传学设计数学计 算模型,遗传算法能够通过数学的方式来模拟生 物自然进化的过程。遗传算法将问题求解的过 程与生物进化过程中染色体基因的选择、交叉、 变异等一一对应,从而用来寻求多组合优化的最 优解。遗传算法的流程一般包括初始化、计算适 应度、选择、交叉、变异和每次迭代后的判断。 其表现为每代生成随机的种群,然后淘汰不符合 适应度的种群,接着在已生存下来的种群基础上 再次繁殖、淘汰,多次迭代直到出现符合要求的 种群。由于是模拟种群的进化过程,加上计算机 的性能限制,遗传算法的判断退出条件一般为适 应度是否达到期望值以上或者迭代次数是否达 到最大值,从而避免无限迭代。遗传算法执行过 程如图 1 所示。遗传算法中每次判断时要使用 每代种群的适应度值,而适应度值的计算需要使 用每代种群的具体约束条件值。所以约束条件 设计的优劣直接影响着迭代效率和结果的准确 度。冗余又量化不合理的约束条件会使最终迭 代结果与组卷要求大相径庭。因而在设计约束 条件时应当尽量减少实际参与计算的约束条件 个数和使用能让适应度快速收敛于目标适应度 的约束条件。

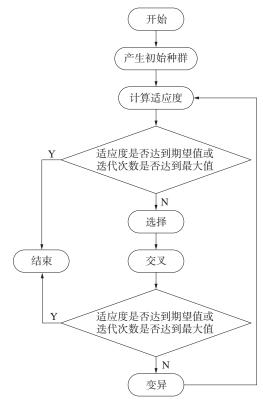


图1 遗传算法流程

1.2 改进的遗传算法

考虑到存在学生记忆历年试题以降低考试难度的情况,并为了提高种群迭代效率,本文通过修改约束条件来改进自动组卷策略,从而实现了对基于遗传算法的自动组卷算法的改进^[3]。

为了加快迭代速度^[4],本算法在生成初始种群时不采用随机组合的方式,而是直接采用已设定的具体约束条件,这样可以使初始种群的适应度值更接近期望适应度值,进而提高迭代效率。在自动组卷的场景中,这种方式会加快迭代速度。例如在自动组卷前设定好要生成的试卷的题目数量和总分数,算法就会在此基础上生成符合要求的随机初始试卷(即初始种群),之后的试卷都是和最终期望试卷题目数量相同且总分相同。接下来的迭代便主要依据试题内容和难度等约束条件。若初始题目数量各不相同,随后的迭代需要向期望试题数量靠近。所以这种方式比起完全随机生成题目数量不一的初始试卷策略会更加节约算法运行时间。

除此之外,在种群迭代过程中^[5],会出现适应度值缓慢趋近期望适应度值的情况。这表现为算法的后半段虽然使用了整体迭代时间的一半,但适应度值的增长十分微小且十分接近期望适应度值。为此需要使用能让适应度快速收敛于目标适应度的约束条件。结合算法性能要求又考虑到要保证试卷的科学性,本算法增加了试题曝光度这

个约束条件。试题曝光度是指试题相对于当前试 卷的新旧程度。本策略旨在使用最近未出现过的 试题。每次抽取试题组成种群时,算法会剔除存 在于当前试卷的前3套之内的试题,并重新选择 其他试题。而每成功生成一次试卷,算法就会为 每道试题在数据库中的试题记录里写入当前试卷 序号,以供后续组卷时进行计算和比较。这种策 略有利于增大组成当前试卷的试题之间的差别, 从而尽量减少出现迭代一次后前代试卷和后代试 卷的适应度值差别很小的情况,进而使适应度值 快速收敛。同时也能在某种程度上避免学生记忆 历年试题以降低考试难度的情况。

2 系统设计与实现

本系统中,自动组卷是依据教师在网页中设定的规则信息和试卷信息去抽取题库表中与预期试卷特征参数相匹配的试题,从而得到符合条件的试题组成的试卷。

由于传统的遗传算法存在进化后期效率变低、进化方向可能出现逆向、容易陷入局部最优解等问题。为了避免这些问题,查阅资料后,本系统应用了对传统的遗传算法做出的一些调整策略,具体为:使用精英主义模式、采用实数编码方式和优化选择算子。

本系统使用的题库中的试题全部为分值为2分、一共有5个章节且难度不等的单选题。其中每个章节代表一个知识点。所组成的试卷特征由参数决定,允许试题总数不等和总分不足100分。之后拓展题库中题目数量,本系统仍可继续正常使用。在通过实验验证后,本系统所组试卷达到了要求,能很好地满足课程考核的需求。

2.1 染色体编码的设计

使用遗传算法生成试卷,首先要将试卷包含的题目 id 序列映射成一组字符串,即染色体的编码问题。在传统的遗传算法样例中,一般使用二进制编码。就本系统而言,如果采用二进制编码,对应的染色体会代表整个题库中的所有试题。具体而言,二进制编码按照题库中试题的顺序将题库编码成一个由 01 字符组成的字符串,1 代表试题出现,0 代表没有。显然,对于一个大型的题库而言,这样的编码规模太冗长。

经过查阅相关资料,本系统决定采用实数编码方式,将试题库中的试题 id 作为基因,试卷中的每道试题由试题 id 代表,它和染色体的某个基因——对应,然后将每张试卷映射为一个染色体。每个章节的题号组合成一段,在进化过程中对遗

传算子的操作也按段进行,这样保证了每个章节的题目总数不变。比如,要组一套题目数为10的试卷,每个章节有2道题,其基因序列分布表示为

(16, 66 | 18, 25 | 52, 67 | 31, 32 | 99, 45)

章节1章节2章节3章节4章节5

初始化种群时采取不完全随机的方式。通过需求分析,本系统生成新试卷有试题总数量、总分数、章节知识点分布、难度系数和试题曝光度这5个约束条件。在算法第1步初始化试卷种群时,根据教师给定的参数形成的规则随机从试题表抽取固定数量的试题,由于每道题目都是2分,这样算法生成的初始种群中的个体数量就满足了题目数量和总分的约束条件。

试题曝光度的约束是指本次考试不会出现近3年内考试中出现过的题目,由于其完全由底层数据库查询和后台判断实现,所以不参与适应度函数的计算。这样,参与适应度函数计算的约束条件减少为2个:知识点分布和难度系数。这样算法的迭代次数被减少,收敛也将加快。

2.3 适应度函数设计

2.2 初始化种群设计

适应度值由多个约束条件作为自变量进行运算后获得。它的大小代表着种群中个体的优劣程度。由于在算法开始时,已经满足了试卷种群中题目数量和总分这2个条件,而曝光度在适应度函数中不能用来计算,所以试卷个体的适应度大小只与章节知识点的分布和难度系数直接相关。在生成试卷的过程中,试卷的难度系数计算公式为

$$D = \frac{\sum_{i=1}^{N} C_i \times S_i}{\sum_{i=1}^{N} S_i}$$

式中: $i=1,2,\cdots,N$, N 为生成试卷参数中设定的题目为总数; C_i 、 S_i 分别为某张试卷中第i 题的难度系数和分数。本题库中都是分值为 2 分的选择题,故 S_i 恒为 2 分。

章节知识点分布使用某张试卷中现在包含的章节知识点的比重来衡量,例如期望某张试卷包含x个章节知识点,而某张试卷中包含的章节知识点的并集中包含y个(y<x),则章节知识点的分布为y/x。对于一张符合生成新试卷参数的试卷,教师的期望难度系数 E_D 应与试卷当前难度系数D之差很小,章节知识点比重应很大,因此适应度函数f设计为 $^{[6]}$

$$f = (1 - y/x) \times k_1 - |E_D - D| \times k_2$$

式中: k_1 为章节知识点分布的权重, k_2 为难度系数 所占权重。用户可根据自己的需求设置这 2 个参数,但要保证这 2 个参数的和是 $1^{[7]}$ 。

2.4 选择算子设计

选择的目的是为了增加种群中优秀个体的数量,使后代染色体具有较高的适应度值。在进化过程中,选择操作会很大程度地影响种群的进化方向。本系统的选择策略是设定一个淘汰种群,记该淘汰种群大小为 A。从原试卷种群中随机挑选 A 个试卷组成一个淘汰种群,通过适应度的计算和排序后将该淘汰种群中的最优试卷个体作为选择算子的结果。

2.5 交叉算子设计

交叉操作是种群产生新个体的主要方法,交叉的实质是染色体上基因的重组,其直接决定了算法的全局搜索能力。交叉算子可以在每代进化中产生随机的表现型,即生成随机的试题组合。在每代的进化过程中,每次执行交叉算子会由2个染色体生成2个不同的染色体。重复执行交叉算子若干次,使得到的新的个体数等于上一代种群的个体数^[8],实现该次进化的主要工作。

在交叉过程中,要保证交叉点位的选择满足随机性。本交叉策略采用 2 点交叉和随机点位策略,在试卷染色体的基因序列 (0,N) 之间调用python 的随机数函数产生 2 个整数 n_1 、 n_2 ,母亲基因序列上 n_1 ~ n_2 的基因全部遗传给子代,父亲基因序列上的 n_1 ~ n_2 之外的基因遗传给子代。为了保证试卷个体中不出现重复试题,每次交叉后都会进行判断。如果出现重复试题,交叉函数会从试题库中随机选择一道与重复试题的章节知识点相同且分值相同的试题替换第 1 次出现的相同试题。

2.6 变异算子设计

在进化过程中,基因的变异产生了新的基因,有利于避免出现局部解。本变异策略中,每个试卷个体的每个试题基因都有可能变异。当某一代随机生成的随机概率小于设定的变异概率,那么试题基因就可以突变。变异的基因所代表的试题以与原试题同分数且同章节知识点为原则。查阅资料^[9]知,确定变异概率时,在0.1~0.001^[10]效果最好,本算法选取0.085作为变异概率。

2.7 试题曝光度约束的设计

由于学生中会出现记忆历年题以降低考试中出现重复试题的作答难度的情况。为了保证考试的科学性,本系统在与数据库交互的底层中设置了组卷选择试题时不接受近3次试卷中出现过的重复试题的限制。在本系统中,当前试卷表中已

有的试卷总数记为当前次数。在数据库的设计中,在试题表加入使用记录字段,它记录该试题最新在第几次组卷时被使用。每次在组成新试卷时,对新试卷的试题进行查找和比较,在抽取到的试题的使用记录字段值与当前次数的差的绝对值大于3时才会被使用。在组卷成功后,后台会把当前次数更新到所选用的试题的使用记录字段中,供下次组卷作为参考。同理,在变异算子中选择新题目也要保证不出现近3次重复试题的限制。

组卷时实现试题曝光度约束的代码如下: @classmethod

def getQuestionArray(self, type: int, idString: dict) -> List[QuestionBean]:

用来选择指定类型和知识点的试题数组 if type == 1:
b = [] if idString['1'] != 0:

c1 = models.Question.objects.filter

(chapterId='1').all() # 选择近3次考试中未出现过或从未使用过的试题 c1 = [i for i in c1 if idString['maintime'] -

i.times > 3 or i.times == 0] c_1 = random.sample(c1, int(idString['1'])) for i in c_1:

> a = QuestionBean() a.id = i.qid a.difficulty = i.level a.pointId = i.chapterId a.stem = i.title a.choice1 = i.optionA

a.choice1 = i.optionA a.choice2 = i.optionB a.choice3 = i.optionC

a.choice4 = i.optionD a.answer = i.answer a.score = 2.0

a.type = 1 b.append(a)

2.8 系统实现

本系统基于 Django 框架^[11-12], 采用服务器-客户机 (server/client, C/S) 架构, 使用 Python 语言进行程序编写, 使用 MTV(model, template, view) 设计模式^[13]来实现功能。另外, 本系统使用 Bootstrap框架^[14]编写前端页面, 通过 MySQL 来实现数据库存取功能。

本系统分为教师端和学生端,教师端负责管理功能,学生端负责在线考试功能。学生在登录系统后,可以点击考试进行考试。系统自动判分后^[15],学生可以查看个人成绩。教师在登录系统后,可以在系统上管理试题、自动组卷^[16]、管理试卷。教师管理试题库在试题管理页面中实现,不必在数据库软件中进行,试题管理页面如图 2 所示。自动组卷时教师需要提供试卷相关的信息和试卷参数,如考试名、难度系数、每个章节的题目

数量、总分、考试时间等,输入完成后点击生成按钮,后台就会自动生成试卷并将其存入数据库的试卷表中。本次实验中,教师将期望试卷难度设置为0.7,题目总数为30。自动组卷界面如图3所示。



图2 试题管理页面



图3 自动组卷页面

教师生成新试卷之后,返回到试卷管理页,教师在此页面可以查看生成的最新试卷及其相关信息,试卷管理界面如图 4 所示。学生登录学生端进行考试时的考试界面如图 5 所示。

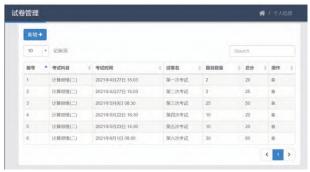


图4 试卷管理页面



图5 学生考试页面

根据图 4 的试卷管理页面,第 6 次考试的试卷的试题数量和总分与设定的数值一致。根据图 5 的学生考试页面,经检测在该次考试的 30 道题中未出现前 5 次考试中出现过的试题。因此,可以认为该组卷算法生成的试卷能够满足用户的要求,试卷的质量能够得到保证。

在另外的算法效率实验中,本系统使用包含600 道试题的 MySQL 数据库为实验材料,进行关于最简遗传算法 (simple genetic algorithm, SGA) 和本文优化后的遗传算法收敛速度的比较,分别记录两者在遗传进化到100代的过程中不同阶段的最优个体的适应度值。经过仿真实验,可以看出本文算法较最简遗传算法 SGA 略有优势,实验结果如图 6 所示。

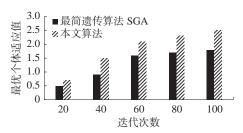


图6 算法收敛速度比较

3 结论

本文研究和实现了基于遗传算法的自动组卷系统,克服了传统制作试卷方式的工作量大、试卷缺乏科学性的问题。本文根据现有试卷还存在试题不唯一的问题,除了给出通过遗传算法实现自动组卷系统的详细设计过程,还对算法做出了相应改进以限制出现近3次考试中的试题。经实验验证,该算法自动生成的试卷满足设定的组卷规则,保证了试卷在连续3次组卷时的唯一性,试卷的质量能够很好地满足课程的考核的要求。

参考文献:

- [1]张海洋. 基于遗传算法的自动组卷系统优化设计及应用 [D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2019.
- [2]张超群, 郑建国, 钱洁. 遗传算法编码方案比较 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 819-822.
- [3]陈培培, 徐家喜. 基于 SSM 的自动组卷系统的设计与实现 [J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(20): 49-51.
- [4]赵博, 宁慧, 张汝波. 基于遗传算法的智能组卷系统的研究与实现 [J]. 应用科技, 2021, 48(2): 50-53.
- [5]黄国政. 基于遗传算法的自动组卷系统的设计与实现 [D]. 南京: 南京理工大学, 2008.

(下转第43页)

- 2020(11): 80-81.
- [2] 贺东霞, 李竹林, 王静. 浅谈数字图像处理的应用与发展 趋势 [J]. 延安大学学报(自然科学版), 2013, 32(4): 18-21.
- [3] 李桂华, 马万龙, 朱天天, 等. 基于数字图像相关方法的空心圆盘热变形测量 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 368-373.
- [4] 秦强, 张翔宇, 郭翔, 等. 基于数字图像的高温光学变形测量方法研究 [J]. 航空科学技术, 2021, 32(10): 1-11.
- [5] 刘纲, 顾嘉伟, 李孟珠, 等. 基于数字图像相关的古建筑 彩绘梁损伤识别方法 [J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2022, 44(2): 148-157.
- [6] 张武, 赵亮, 徐琳, 等. 基于数字图像相关法在建筑结构变形场中的抗噪研究及应用[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2021, 53(5): 723-728.
- [7] PAN Bing, XIE Huimin, WANG Zhaoyang. Equivalence of digital image correlation criteria for pattern matching[J]. Applied optics, 2010, 49(28): 5501–5509.
- [8] 林哲. 基于图像子区的数字图像相关方法的原理与实验 [J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2019, 31(5): 400-403, 409.
- [9] ZHANG Dongsheng, LUO Miao, AROLA D D. Displacement/strain measurements using an optical micro-

- scope and digital image correlation[J]. Optical engineering, 2006, 45: 033605.
- [10] PAN Bing. Fast, robust and accurate digital image correlation calculation without redundant computations[J]. Experimental mechanics, 2013, 53(7): 1277–1289
- [11] 谭芳喜, 肖世德, 李晟尧, 等. 基于密集特征匹配的数字 图像相关法 [J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 390-398.
- [12] TAN Fangxi, XIAO Shide, LI Shengyao, et al. Digital image correlation method based on dense feature matching[J]. Laser & optoelectronics progress, 2021, 58(16): 1612001.
- [13] 唐晨, 闫海青, 佟景伟, 等. 小波变换用于数字图像相关 法位移场的平滑处理 [J]. 天津大学学报, 2002, 35(5): 577-580.
- [14] 孙轩, 王雅萍, 王博怀. 数字图像相关法变形测量系统的 研究与应用 [J]. 机械设计与制造, 2019(3): 149-152, 157.
- [15] PAN Bing. Reliability-guided digital image correlation for image deformation measurement[J]. Applied optics, 2009, 48(8): 1535–1542.

本文引用格式:

高山, 陈泰铮, 陈立伟, 等. 基于网格点扩散的二维 DIC 连续变形测量方法研究 [J]. 应用科技, 2023, 50(3): 37–43. GAO Shan, CHEN Taizheng, CHEN Liwei, et al. Continuous deformation measurement of 2D-DIC based on grid point diffusion[J]. Applied science and technology, 2023, 50(3): 37–43.

(上接第21页)

- [6] 李敏强. 遗传算法的基本理论与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [7] 徐秀芳, 夏旻, 徐森, 等. 基于 Django 的校园疫情防控系 统设计与实现 [J]. 软件导刊, 2021, 20(2): 24-30.
- [8] 石凤贵. 基于 MTV 模式的远程教学系统设计与实现 [J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(7): 93-96.
- [9] 杜慧红. Web 系统前端框架和库的相关技术分析 [J]. 产业科技创新, 2021, 3(2): 56-58.
- [10] 邓学明. 基于遗传算法的开放在线教育考试系统组卷实现 [J]. 广西广播电视大学学报, 2019, 30(2): 24-26.
- [11] 金玉苹, 李春雨. 一种改进的遗传算法在智能组卷上的

- 应用 [J]. 牡丹江师范学院学报 (自然科学版), 2017(2): 38-40.
- [12] 庄越, 黄君羡. 基于知识点和改进随机抽取算法的智能组卷方案研究 [J]. 计算机与数字工程, 2009, 37(6): 16-18, 56.
- [13] 唐永红, 龚安, 王超. 基于优化初始种群的自动组卷算法 [J]. 计算机与现代化, 2012(7): 38-40, 43.
- [14] 杨春哲, 常涵吉. 基于遗传算法的大学计算机基础自动组卷方法 [J]. 现代电子技术, 2018, 41(11): 171-174.
- [15] 周志锋, 童凌, 王浩茂, 等. 基于自动组卷与判卷的在线 考试系统设计 [J]. 软件导刊, 2017, 16(6): 66-69.
- [16] 刘雅莉. 一种改进遗传算法的自动组卷系统优化研究 [J]. 微型电脑应用, 2020, 36(8): 28-30, 40.

本文引用格式:

郑道博, 宁慧, 张汝波. 基于遗传算法的自动组卷系统的策略优化设计及实现 [J]. 应用科技, 2023, 50(3): 17-21, 43.

ZHENG Daobo, NING Hui, ZHANG Rubo. Strategy optimization design and implementation of automatic test paper generation system based on genetic algorithm[J]. Applied science and technology, 2023, 50(3): 17–21, 43.