

国内图书分类号：TP273.4
国际图书分类号：621.3

密级：公开

西南交通大学 研究生学位论文

基于改进 BBO 算法的模糊 PID 控制策略研究

年 级_____二〇一五_____

姓 名_____李登辉_____

申请学位级别_____工学硕士_____

专 业_____电气工程_____

指 导 老 师_____苟先太 副 教 授_____

二零一八年四月

Classified Index: TP273.4

U.D.C: 004

Southwest Jiaotong University

Master Degree Thesis

RESEARCH ON FUZZY PID CONTROL
STRATEGY BASED ON IMPROVED BBO
ALGORITHM

Grade: 2015

Candidate: Li Denghui

Academic Degree Applied for : Master Degree

Speciality: Electrical Engineering

Supervisor: Prof . Gou Xiantai

April, 2018

西南交通大学

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。本人授权西南交通大学可以将本论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复印手段保存和汇编本学位论文。

本学位论文属于

1. 保密□，在 年解密后适用本授权书；
2. 不保密☒，使用本授权书。

(请在以上方框内打“√”)

学位论文作者签名：李登辉

指导老师签名：苟先大

日期：2018.5.10

日期：2018.5.10

西南交通大学硕士学位论文主要工作（贡献）声明

本人在学位论文中所做的主要工作或贡献如下：

1) 给出了生物地理学优化算法对模糊控制器的隶属度函数以及模糊规则等参数优化的流程和步骤，并通过 MATLAB 平台进行仿真实验，经与常规模糊 PID 控制器实验对比，表明该算法能够提高模糊 PID 控制器的控制性能。

2) 针对生物地理学优化算法在后期收敛速度变慢的不足，给出了基于云模型理论改进的生物地理学优化算法的方法，并通过测试基准函数检验改进效果，然后与未改进的生物地理学优化算法、遗传算法、粒子群算法等优化的模糊 PID 控制器进行仿真实验对比，验证了改进后的生物地理学优化算法对于模糊 PID 控制器的控制品质能起到更好的提升。

3) 将改进的生物地理学优化算法用于工业生产中具有代表性的伺服控制领域，通过 MATLAB/Simulink 搭建交流伺服控制系统仿真模型，然后使用基于改进的生物地理学优化算法优化的模糊 PID 控制器对其进行速度控制的仿真实验，反映了该方法使得伺服系统有着更好的稳定性和抗干扰性。

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是在导师指导下独立进行研究工作所得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中作了明确说明。本人完全了解违反上述声明所引起的一切法律责任将由本人承担。

学位论文作者签名：李登辉

日期：2018.5.10

摘要

PID 控制因其控制原理简单,易于操作,适合于大多数对控制要求低的工业控制场所,但其难以满足非线性、时变的复杂控制系统,且参数无法自整定。而模糊控制对复杂的控制情况能够经过模糊度量、识别,然后经知识推理做出决策,实现对被控对象的控制,非常适合非线性、时变等无法获得精确函数模型的控制系统。依据两者的特点,研究者常将模糊控制与 PID 控制结合构成模糊 PID 控制器,实现 PID 参数的自整定。但是,由于模糊控制中的隶属度函数及模糊控制规则仅仅依赖专家知识和现场操作人员的经验获得,无法避免人为因素造成的偏差,常导致控制效果不太理想。

Dan Simon 提出的生物地理学优化算法(Biogeography-Based Optimization, BBO)是一种用于解决优化问题的智能进化算法。该算法具有机制新颖,结构简单,收敛性好等特点。在研究 BBO 算法后,将其用于优化模糊 PID 控制器中的隶属度函数和模糊规则等参数,减小人为因素对控制器的影响,提升其控制性能。本文所做的主要内容有:

- 1) 介绍了 PID 控制和模糊控制的研究现状,分析了模糊 PID 控制器的优势和不足,并详细给出模糊 PID 控制器的设计步骤。
- 2) 介绍了一种新颖的智能进化算法—生物地理学优化算法,并将该算法用于优化模糊 PID 控制器隶属度函数和模糊规则的参数寻优。通过 MATLAB 仿真平台,使用 BBO 算法优化模糊 PID 控制器参数,然后与常规的模糊 PID 器及常规 PID 控制器进行仿真实验对比,实验结果表明其控制效果更加有效。
- 3) 针对 BBO 算法到后期收敛速度慢的不足,使用云模型理论对算法的迁移操作中的最重要的迁移模型进行改进,然后将改进后的 BBO 算法与原 BBO 算法、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)及粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)进行六种基准函数测试对比。最后将这四种算法对模糊 PID 控制器的参数进行优化,并进行仿真实验对比。实验结果表明经改进的 BBO 算法优化后模糊 PID 控制器具有更好的控制效果。
- 4) 将改进的 BBO 算法用于工业生产中具有代表性的伺服控制领域。通过 MATLAB/Simulink 搭建交流伺服控制系统模型,然后使用基于改进的 BBO 算法优化的模糊 PID 控制器进行仿真实验,并与常规模糊 PID 控制器做对比。结果表明前者用于伺服系统的速度控制使的系统有更好的稳定性和抗干扰能力。

关键词: 模糊 PID 控制器; 生物地理学优化算法; 遗传算法; 粒子群算法; MATLAB/Simulink

Abstract

Because of its simple control principle and easy operation, PID control is suitable for most industrial control sites with low control requirements. However, it is difficult to satisfy the nonlinear and time-varying complex control systems, and the parameters cannot be self-tuned. The fuzzy control can measure and identify the complicated control situation, and then make decisions through knowledge reasoning to realize the control of the controlled object. It is very suitable for the control system that can not obtain the accurate function model such as nonlinear and time-varying. According to the characteristics of the two, researchers often combine fuzzy control and PID control to form a fuzzy PID control to achieve self-tuning of PID parameters. However, as membership functions and fuzzy control rule tables in fuzzy control rely only on expert knowledge and on-site personnel experience, it is impossible to avoid deviations caused by human factors, resulting in unsatisfactory control results.

Biogeography-Based Optimization (BBO) is an intelligent evolutionary algorithm proposed by Dan Simon to solve optimization problems. The algorithm has the characteristics of novel mechanism, simple structure and good convergence. This paper studies the BBO algorithm and combines it with fuzzy PID, which is used to self-optimize parameters such as membership function and fuzzy rules in fuzzy control to avoid artificially affecting the controller and improving the control performance of the controller. The main contents of this article are:

1) Introduced the research status of PID control and fuzzy control, analyzed the advantages and disadvantages of fuzzy PID controller, and gave detailed design steps of fuzzy PID controller.

2) Introduced a novel intelligent evolution algorithm - biogeographic optimization algorithm, and used this algorithm to optimize the parameter optimization of fuzzy PID controller membership function and fuzzy rules. Through MATLAB simulation platform, using BBO algorithm to optimize fuzzy PID controller parameters, and compared with conventional fuzzy PID controller and conventional PID controller simulation experiments, the results show that the control effect is more effective.

3) For the insufficiency of the slow convergence rate of the BBO algorithm in the later period, the cloud model theory is used to improve the most important migration model in the migration operation of the algorithm, and then the improved BBO algorithm is compared

with the original BBO algorithm and the genetic algorithm (GA). Particle swarm optimization (PSO) performs six benchmark function test comparisons. Finally, these four algorithms are used to optimize the parameters of the fuzzy PID controller holding system and compare the simulation experiments. The results show that the improved biogeographic optimization fuzzy PID controller has better simulation results.

4) The improved BBO algorithm is used in representative servo control fields in industrial production. The AC servo control system model was built by MATLAB/Simulink, and then the fuzzy PID controller based on the improved BBO algorithm was used to simulate the experiment and compared with the conventional fuzzy PID controller. The results show that the former is used for servo system speed control to make the system have better stability and anti-jamming capability.

Key Words: Fuzzy PID Controller; Biogeography-Based Optimization(BBO); Genetic Algorithm(GA); Particle Swarm Optimization(PSO); MATLAB/Simulink

目录

摘要	I
Abstract	II
目录	IV
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 模糊 PID 控制系统发展现状	1
1.3 生物地理学优化算法研究现状	2
1.4 论文内容和章节安排	3
第 2 章 模糊 PID 控制系统理论及设计	5
2.1 PID 控制	5
2.1.1 PID 控制分类	5
2.1.2 PID 控制参数整定	6
2.1.3 PID 控制的性能指标	7
2.2 模糊控制	7
2.2.1 模糊控制系统原理	7
2.2.2 模糊控制器的结构	8
2.3 模糊 PID 控制	11
2.3.1 模糊 PID 控制系统基本原理	11
2.3.2 模糊 PID 控制器的设计	11
2.3.3 智能算法优化模糊 PID 器的研究	14
第 3 章 基于 BBO 算法优化模糊 PID 控制器	15
3.1 生物地理学优化算法简介	15
3.1.1 生物地理学优化算法理论基础	15
3.1.2 生物地理学优化算法	16
3.1.3 生物地理学优化算法流程	19
3.1.4 生物地理学优化算法简要分析和对比	20
3.2 BBO 算法优化模糊 PID 控制器的设计	20
3.2.1 模糊控制器待优化参数的确定	21
3.2.2 BBO 算法设计研究	22
3.2.3 BBO 算法优化模糊控制 PID 器	24

3.3 仿真实验.....	25
3.3.1 选取仿真对象.....	25
3.3.2 仿真研究对比.....	25
第 4 章 改进算法优化模糊 PID 控制器.....	29
4.1 云模型理论.....	29
4.1.1 云的数字特征.....	29
4.1.2 云发生器.....	29
4.2 基于云模型改进的 BBO 算法.....	30
4.2.1 改进原理.....	30
4.2.2 算法性能分析.....	32
4.3 改进的 BBO 算法优化模糊 PID 控制器.....	34
4.4 仿真实验.....	35
4.4.1 实验一.....	35
4.4.2 实验二.....	38
第 5 章 基于 BBO 的交流伺服控制系统仿真.....	41
5.1 dq 坐标系下 PMSM 的数学模型及矢量控制策略.....	41
5.2 PMSM 伺服控制系统模型搭建.....	42
5.3 仿真实验.....	43
5.3.1 电机进行空载启动实验.....	43
5.3.2 电机进行带载启动实验.....	45
结论与展望.....	47
致谢.....	49
参考文献.....	50
攻读硕士学位期间发表的论文及科研成果.....	54

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

自控制论提出以来,该理论得到了快速的发展,其研究成果对人类工业发展产生了巨大的影响。许多专家学者投入许多时间和精力来研究其理论基础以及新的方式方,取得了不错的成果。到目前为止,自动控制理论经过了三个研究阶段,分别是经典控制、现代控制及智能控制^[1]。

经典控制理论需要知道被控对象的传递函数,而现代控制理论则需要得到其状态方程,但是现如今在工业控制系统中,由于被控对象变的越发复杂,其常是多输入、多输出、非线性、时变的控制系统,数学模型难以精确地建立,因此这些方法就变的不太适用。为了解决这些问题,智能控制就被提出并发展起来。

智能控制是控制理论的最新阶段,其主要是以控制理论、计算机科学、人工智能、运筹学等学科交叉发展而来^[2]。智能控制中具有代表性的是模糊控制,其相对于传统控制方式,不需要获得被控对象的数学模型,适合于非线性、时变的复杂控制场所^[3],而 PID 控制结构简单、易于操作、鲁棒性好等特点,适用于大多数控制要求低的场所,但却不适合复杂控制场所,因此模糊控制常与 PID 控制相结合,能够发挥各自的优点。然而由于模糊控制器的隶属度函数以及模糊规则均是由专家知识和现场工作人员的经验构成,因此不可避免由人为因素产生的局限,控制效果常常不能令人满意^[4]。为了解决模糊 PID 控制器的这些问题,许多专家与学者使用智能算法来优化模糊 PID 控制器的,以实现其参数的自适应调整,从而达到提升控制器控制品质的目的。

生物地理学优化算法(Biogeography-Based Optimization, BBO)^[5]作为智能算法的一种,主要是通过生物物种在栖息地间迁移和迁出,将各自的信息进行交换,实现待优化问题的求解。因其算法机制独特,程序易于实现,且收敛性好等特点,本文使用生物地理学优化算法与模糊 PID 控制器相结合,用以优化模糊控制器的参数,以提高模糊 PID 控制器的控制品质。

1.2 模糊 PID 控制系统发展现状

模糊控制是以模糊集合论、模糊语言变量和模糊逻辑推理为基础的一种计算机数字控制技术。1965 年,美国的 L.A.Zadeh 创建了模糊集合论^[6],并于 1973 年给出了其相关的定义以及定理^[7]。1974 年,英国人 E.H.Mamdani 首次根据模糊控制语句构造模糊控制器,并用于控制锅炉和蒸汽机^[8],实验获得了满意效果,这一事件标志着模糊控

制论的诞生。模糊控制由于其良好的控制性能使它成为智能控制技术重要的一部分，并成功的应用于现实生活之中。美国在 1980 年第一次成功制造出模糊芯片；日本于 1987 年成功的将模糊控制器应用于仙台地铁。随后，模糊控制器得到了迅速应用，在工业控制领域和民用商品中都得到广泛使用。

对于国内，虽然模糊控制研究的相对较晚，但是其发展速度却很迅速，在许多方面我国都取得了不错的成绩。在 1981 年，我国成立了模糊系统和模糊数学学会。2002 年，李洪兴领导的团队实现第一个四级倒立摆控制^[9]。汪培庄教授提出的“因素空间、模型落影和真值流推理”等 3 项理论为模糊控制发展提够了新的思路^[10]。从中可以看出我国模糊控制研究处于快速发展之中。

许多学者根据模糊控制和 PID 控制两者各自的优点，将两者结合起来，经模糊推理，对 PID 的参数进行自适应调整。文献^[11]将模糊控制与 PID 控制结合，用于船舶航向的控制；文献^[12]使用模糊 PID 用于液位控制系统中的控制；文献^[13]将模糊 PID 用于电锅炉温度的控制。这些研究表明模糊 PID 控制器有着不错的控制性能。但是在模糊 PID 控制器中，最重要的是隶属度函数选择和模糊规则表的制定，然而其只能依赖于专家的知识 and 现场工作人员的经验获得，因此无法避免人为因素造成的干扰，且自适应的能力有限，控制效果有时无法令人满意。

为了提高模糊 PID 控制器的性能，专家和学者提出了多种改进的模糊 PID 控制器，如文献^[14]将预测控制引入模糊 PID 控制器；文献^[15]则使用模糊切换算法对模糊 PID 控制器进行改进。另外，目前研究较多的是将一些智能算法运用到模糊 PID 控制器中，如将神经网络、GA、PSO 等算法^[16-18]与模糊 PID 控制器相结合，实现模糊 PID 控制器的参数自适应调整，获得对系统更好的控制效果。

1.3 生物地理学优化算法研究现状

生物地理学优化算法(BBO)是 Dan Simon 在 2008 年 IEEE Transactions On Evolutionary Computation 提出的^[5]。该算法是一种基于生物地理学理论为基础的一种新型智能进化算法，其依据物种生存的迁移以及变异规律来完成问题的优化。作为一种智能进化算法，BBO 算法以其独特的算法机制以及简单易实现的特点，且有较好的全局搜索能力，因此引起许多学者的关注。当然该算法也有许多不足之处有待改进，例如在进化到后期收敛速度变慢以及容易早熟和陷入局部最优等问题。因此在提升算法性能以及算法应用等方面成为了当前许多国内外学者研究的热点。

自 BBO 算法提出以来，经国内外学者的不断研究，该算法有了快速的发展。Dan Simon^[19]采用 Markov 链进行了生物地理学优化算法的理论分析，然后进行基准函数测试，结果表明该算法有着良好的收敛性能。马海平^[20]通过深入研究种群在栖息地间的

迁移规律,提出了几种不同的迁移模型,并通过多种测试函数对不同的迁移模型进行了对比实验,得出越符合实际自然迁移规律的模型,算法性能就会越好;Yang^[21]则对 BBO 算法的变异操作进行改进;Gong^[22]使用实数编码方式对 BBO 算法进行编码并使用差分进化进行改进;Boussaid^[23]使用差分进化算法与 BBO 算法进行结合,经基准函数测试;李静文^[24]将 DE 算法的变异算子进行改进,然后用于 DE-BBO 混合算法的改进;张萍^[25]将混沌思想引入到的 BBO 算法,以进一步提高算法的全局搜索能力。通过的以上的改进, BBO 算法的性能得到了较大提升。

在大量的理论研究及算法改进之后, BBO 算法被应用于许多工程领域,如图像处理、复杂经济问题、电力系统的经济调度问题、离散变量函数优化问题等诸多方面。罗丹^[26]使用 5 种改进的 BBO 算法,对系统辨识、旅行商问题、调度问题和种植规划等问题进行优化。王彦超^[27]将迁移和变异算子进行改进,然后对机械加工的零件产生的形位误差进行评判,取得了不错的效果。Bhattacharya^[28-29]将差分变异与 BBO 相结合,然后处理电力系统中的经济调度问题。为解决图像分割问题,郑肇葆^[30]使用像元对 BBO 算法的迁移操作进行改进。李翔硕^[31]则对生物地理学优化算法的变异操作进行了改进,然后用于输电网络规划。这些应用都表明了 BBO 算法具有不错的优化问题的能力。

1.4 论文内容和章节安排

生物地理学优化算法作为一种智能进化算法,因其算法机制独特,程序易于实现,且收敛性好,因此本文使用此算法用于模糊 PID 控制策略的研究。所做的各章研究内容如下:

第 1 章:绪论

从论文的课题背景及意义讲述了模糊 PID 控制以及 BBO 算法在国内外的研究现状。

第 2 章:模糊 PID 控制系统的原理及设计

详细介绍了 PID 控制,模糊控制的基础理论,然后依据 PID 控制及模糊控制各自的优点,详细给出了将两者结合构成模糊 PID 控制器的设计步骤。最后针对模糊 PID 控制器的缺点,将 BBO 算法的思想引入到优化模糊 PID 控制器参数上来。

第 3 章: BBO 算法应用于模糊 PID 控制器及实验对比

详细介绍了一种进化算法—生物地理学优化算法,阐述了该算法的基本思想,算法中的迁移和变异操作,以及完整的算法流程。然后详细给出了 BBO 算法优化隶属度函数以及模糊规则参数的流程以及设计步骤。最后将 BBO 算法优化的模糊 PID 控制器与常规模糊 PID 控制器通过 MATLAB 进行仿真实验对比,以验证该方法的有效性。

第 4 章：基于改进的 BBO 算法应用于模糊 PID 控制器及实验对比

针对 BBO 算法的到后期收敛变慢的问题，给出了使用云模型理论对 BBO 算法进行改进。在算法原有的余弦迁移模型里引入经云模型得出的调整因子 CR ，使得算法能够朝着较好的方向进化，加快收敛速度。然后将改进后的 BBO 算法与原 BBO 算法、GA 算法、PSO 算法进行六种基准函数测试对比，结果表明改进后的算法具有更好的性能。然后将改进后的 BBO 算法优化模糊 PID 控制器的参数。最后通过 MATLAB 进行仿真实验，将实验结果与常规模糊 PID、原 BBO 算法优化模糊 PID、GA 算法优化模糊 PID 及 PSO 算法优化模糊 PID 的结果进行对比，以验证改进的 BBO 算法优化模糊 PID 参数得到的控制器具有更好的稳态和动态性能。

第 5 章：基于 BBO 算法的模糊 PID 控制器用于交流伺服控制系统的仿真

将改的 BBO 算法用于工业生产中具有代表性的伺服控制领域，通过 MATLAB/Simulink 搭建交流伺服控制系统模型，然后使用基于 BBO 优化的模糊 PID 控制器进行仿真实验对比，以检验该方法用于伺服系统的速度控制能使得系统有更高的稳定性和抗干扰性。

第 2 章 模糊 PID 控制系统理论及设计

2.1 PID 控制

在工业控制中，系统产生的偏差利用比例(Proportional, P)、积分(Integral, I)和微分 (Derivation, D)计算出控制量，然后作用于被控对象，实现对其控制的方法称为 PID 控制。因为 PID 控制原理简单、易于实现、鲁棒性好，可以满足工业生产的基本控制要求，因此在工业生产中占据着重要的地位^[32]。PID 控制系统框图如图 2-1 所示：

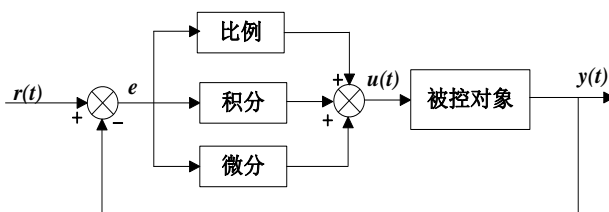


图 2-1 PID 控制系统框图

其中：

比例（Proportion，P），即输入偏差乘以一个常数；

积分（Integral，I），即对输入偏差进行积分运算；

微分（Derivative，D），即对输入偏差进行微分运算。

比例控制是通过比例系数实现对系统的控制，适当增大比例系数，可以加快系统响应速度，减小稳态误差；积分控制是通过积累系统的误差量，然后输出一定的控制量用来抵消掉误差，因此积分控制能够完全消除误差，提升系统的稳态性能；微分控制是通过对误差的预测，产生一个控制量提前抑制误差的产生，因此微分控制能够减小系统的动态响应时间，提升系统的动态性能。

2.1.1 PID 控制分类

按照 PID 控制系统输入信号的不同，其可以分为模拟式 PID 和数字式 PID 两类。

1. 模拟式

模拟 PID 控制是通过接收模拟信号进行控制作用，其控制规律的表达式为：

$$u(t) = K_p \left[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt} \right] \quad (2-1)$$

$$e(t) = r(t) - c(t) \quad (2-2)$$

式中， $r(t)$ 为输入量， $u(t)$ 为输出量， $e(t)$ 为误差， K_p 为比例系数， T_i 积分时间常数， T_d 为微分时间常数。

2. 数字式

数字式 PID 控制是通过计算机将模拟信号转换成数字信号, 完成对被控对象的控制。数字式 PID 控制又可以具体分为位置式和增量式两种。

(1) 位置式 PID

对式(2-1)进行离散化处理, 便得到位置式 PID, 其表达式为:

$$u(k) = K_p e(k) + K_p \frac{T}{T_i} \sum_{j=0}^k e(j) + K_p \frac{T_d}{T} [e(k) - e(k-1)] \quad (2-3)$$

式中, $k=0,1,2,3\dots,T$ 为采样周期, $u(k)$ 为第 k 个采样周期, $e(k)$ 与 $e(k-1)$ 分别为第 k 与 $k-1$ 时刻的采样的误差信号, K_p 为比例系数, T_i 为积分时间常数, T_d 为微分时间常数。

由式(2-3)可以推出 $k-1$ 采样时刻的输出值:

$$u(k-1) = K_p e(k-1) + K_p \frac{T}{T_i} \sum_{j=0}^k e(j) + K_p \frac{T_d}{T} [e(k-1) - e(k-2)] \quad (2-4)$$

(2) 增量式 PID

式(2-3)减去式(2-4), 便可得到增量式 PID 的表达式:

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (2-5)$$

$$\Delta u(k) = K_p (e(k) - e(k-1)) + \frac{K_p}{T_i} T e(k) + \frac{K_p T_d (e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)))}{T} \quad (2-6)$$

式中, $k=0,1,2,3\dots,T$ 为采样周期, $u(k)$ 为第 k 个采样周期, $e(k)$, $e(k-1)$ 和 $e(k-2)$ 分别为第 k , $k-1$ 和 $k-2$ 采样时刻的误差信号, K_p 为比例系数, T_i 积分时间常数, T_d 为微分时间常数。

位置式 PID 需要用到之前的采样累加值, 产生的控制量容易过大, 不利于系统的稳定; 而增量式 PID 中的增量 $\Delta u(k)$ 仅需知道最近 3 次的采样值, 便可计算的到, 其累加的误差较小, 可以对系统产生良好的控制^[33]。

2.1.2 PID 控制参数整定

PID 控制器的参数整定对于工业控制来说非常重要, 比较常见的参数整定的方法有经验法、开环阶跃响应曲线法和 Ziegler-Nichols 法等^[34]。工程上比较常用的 PID 控制器参数整定方法是 Ziegler-Nichols 经验公式法。Ziegler-Nichols 经验公式法需要先获得被控对象的传递函数, 而对于大多数的工业控制系统, 可以近似简化成一阶惯性加纯延迟的模型, 即:

$$G(s) = \frac{K e^{-\tau s}}{1 + Ts} \quad (2-7)$$

式(2-7)中, K , τ , T 可以根据实际情况得出。然后根据经验公式(2-8)整定出 PID 的参数。

$$K_p = \frac{1.2T}{K\tau}, T_i = 2T, T_d = 0.5T \quad (2-8)$$

式(2-8)中, K_p 为比例系数, T_i 为积分时间常数, T_d 为微分时间常数。选择合适的 PID 控制器参数能够使控制效果达到令人满意的结果, 因此如何获得合适的 PID 控制器参数对于工业控制有着非常重要的意义。

2.1.3 PID 控制的性能指标

PID 控制器的性能指标是用来表明控制系统性能的一种指标。在实际工业控制过程中, 由于周围环境干扰以及自身的一些参数变化, 就会引起系统的暂态变化, 这些变化能够通过一些性能指标表现出来。比较常见的性能指标包括: 上升时间 t_r 、调节时间 t_s 、峰值时间 t_p 、超调量 $\sigma\%$ 、稳态误差 e_{ss} 等。但是这些指标在设计系统时不能够全都满足, 因此需要综合考虑较多的性能, 最后使用一种综合性能指标来表现出来。

在工业控制中常用时间误差积分为综合性能指标反应控制系统的性能, 如: 绝对误差积分 IAE 、平方误差积分 ISE 、时间乘误差平方的积分 $ITSE$ 、时间与绝对误差积分 $ITAE$ 、误差绝对值乘时间平方积分 $ISTAE$ 等。 $ITSE$ 以及 $ITAE$ 都对动态过程进行描述比较合适, 但是 $ITAE$ 可以更加反映出参数的灵敏性, 而且能对系统的动静态性能进行综合评价, 因此在许多应用中都采用 $ITAE$ 作为评价的性能指标, $ITAE$ 的表达式为:

$$ITAE = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (2-9)$$

2.2 模糊控制

在工业控制过程中, 常常遇到一些复杂多变的系统, 常规的 PID 控制方式难以满足控制需求, 而模糊控制作为智能控制的一部分, 因其不需要被控对象的精确数学模型, 对于非线性、时变等复杂控制过程能够得到满意的控制, 所以现如今的模糊控制已经广泛的应用于人类社会生产生活当中。

2.2.1 模糊控制系统原理

模糊控制系统原理框图如图 2-2 所示:

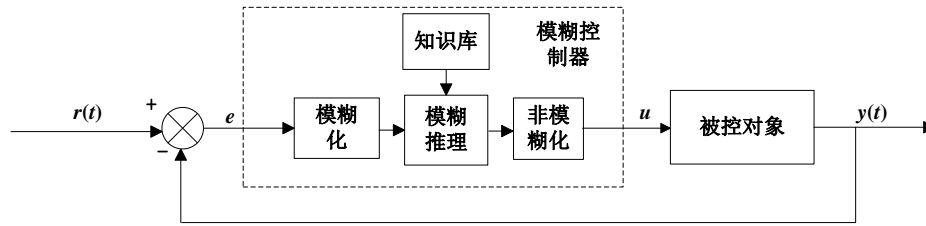


图 2-2 模糊控制系统原理框图

模糊控制系统中最为重要的是模糊控制器，其组成部分主要是：模糊化、知识库、模糊推理和去精确化四个部分^[35]，其中：

模糊化：将输入控制器的精确变量转换成系统能够进行处理的模糊变量。

知识库：由数据库及规则库构成。数据库由输入输出量论域组成；规则库则是根据专家知识和现场工作人员的经验建立，其包含众多控制规则，是将人的知识经验转化为控制器能够识别的重要环节。

模糊推理：根据知识库里已有的知识规则，通过模糊推理算法进行逻辑推理和判断，最后得出新的结论。

非模糊化：又叫去模糊化。其是将推理得出的结论转换成可以用于控制使用的精确值的过程。

2.2.2 模糊控制器的结构

1. 控制器的维数

模糊控制器的维数指的是输入控制器的变量的个数。一维模糊控制器输入的变量只有系统的偏差量 e ；二维模糊控制器输入的变量则为偏差量 e 和偏差变化率 e_c ；三维模糊控制器输入的变量为偏差量 e ，偏差变化率 e_c 及偏差的二阶导 e_{cc} 。由于一维系统过于简单，三维系统则过于复杂，因此选用二维模糊控制器^[36]。二维系统框图如图 2-3 所示：

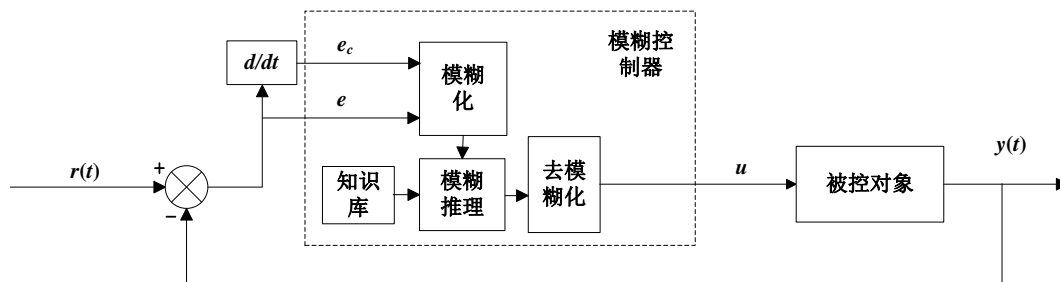


图 2-3 二维模糊控制系统框图

2. 模糊化

(1) 定义语言值。

设输入量偏差 e 、偏差变化率 e_c 和输出量 u 的论域分别为 $[-e, e]$ 、 $[-e_c, e_c]$ 和 $[-u, u]$ ，然后定义它们的语言值均表示为 NB(负大)，NM(负中)，NS(负小)，Z(零)，PS(正小)，PM(正中)，PB(正大)七个语言值。

(2) 确定隶属度函数

隶属度函数的确定对于模糊控制来讲比较重要，由于模糊控制需要解决的问题常常带有模糊性，其无法进行精确地数学表达，只能凭借人的经验去判断问题的大小程度。对于隶属度函数的确定，常有以下几种方法：

1) 模糊统计法

运用统计原理，通过对若干人进行调查实验，确定模糊集合 A 中的不同元素隶属于模糊集合 A 的程度，如过在 m 次试验中某一元素被选中 n 次，则隶属度的值就是 n/m 。

2) 二元对比排序法

二元对比排序方法就是通过对论域中的多个元素进行两两对比，然后进行排序，依此计算隶属度函数的大概形状。

3) 专家经验法

根据专家的知识经验，大概确定隶属度函数，然后在实际情况中不断的修正和改进。

4) 模糊分布

模糊分布即为模糊集合以实数 R 为论域的隶属度函数。当模糊问题的隶属函数与某个模糊分布类似时，就将该分布作为其隶属度函数。

在工程实际应用中，比较常见的隶属度函数有三角形、高斯型、梯形等隶属度函数，其数学表达式分别为：

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x < b \\ \frac{x-b}{a-b} & b \leq x \leq a \\ \frac{c-x}{c-a} & a \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (2-10)$$

$$\mu(x) = e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-a}{\sigma})^2} \quad (2-11)$$

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \text{ OR } x \geq d \\ \frac{x-a}{b-a} & a \leq x \leq b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c \leq x \leq d \end{cases} \quad (2-12)$$

式子(2-10)中, a 为三角形顶点, b 和 c 为底边顶点; 式子(2-11)中, a 和 σ 分别为隶属度函数重心坐标和曲线宽度; 式子(2-12)中, a 、 b 、 c 、 d 为梯形的四个顶点。

3. 知识库

知识库是由专家及现场工作人员经过长期的知识经验积累构建而成的若干条模糊控制规则库和输入输出的论域数据库组成的。模糊控制规则常见的有语言型、公式型以及表格型等三种形式, 其中语言模糊规则形式为: *if ...is...and...is...then...is...*。

4. 模糊推理

模糊推理是依据输入模糊变量以及知识库中的规则库, 经模糊推理得出新的结论的过程。常用的模糊推理方法有 Mamdani 模糊推理算法和 Takagi-Sugeno 模糊推理算法等。

5. 清晰化(非模糊化)

由于经模糊推理得出模糊子集在实际工程中无法直接使用, 必须将其转化为被控对象可以使用的变量, 这个过程被称之为清晰化^[37]。清晰化比较常用的方法有:

(1) 最大隶属度法

该方法输出值是推理结果中隶属度最大的元素:

$$v_0 = \max \mu_v(v), v \in V \quad (2-13)$$

由于该法只考虑最大的输出值, 忽略了隶属度函数的形状, 因此得到的信息不完整。但是因为该方法简单易用, 适用于对控制要求不高的场所。

(2) 重心法

该方法的输出值为隶属度函数曲线与横坐标围成面积的重心:

$$v_0 = \frac{\int_v v \mu_v(v) dv}{\int_v \mu_v(v) dv} \quad (2-14)$$

(3) 加权平均法

该方法的输出值为模糊推理中各元素进行加权处理后得到的值, 其最为核心的是权系数的选择, 输出值为:

$$v_0 = \frac{\sum_{i=1}^m v_i k_i}{\sum_{i=1}^m k_i} \quad (2-15)$$

其中 k_i 为加权系数。

2.3 模糊 PID 控制

传统的 PID 控制目前依旧应用广泛，但是在一些非线性、参数时变以及数学模型不确定等的复杂控制场所时，控制效果差且不能在线整定参数。而对于模糊控制，其不需知道被控对象精确数学模型，而是依据人经验知识建立知识库，然后经模糊推理实现控制，适合于非线性、时变等复杂系统的控制^[3]。但是模糊控制无法将稳态误差消除，因此常将模糊控制与 PID 控制结合构成模糊 PID 控制器。模糊 PID 控制器能够在系统运行过程中不断修正 PID 控制器的三个参数，实现 PID 参数在线自整定，从而提升控制器的控制性能。

2.3.1 模糊 PID 控制系统基本原理

模糊 PID 控制系统的原理是模糊控制器根据输入信号偏差 e 和偏差变化率 e_c ，经模糊推理后得出推理结果，自动的修正 PID 的 Kp ， Ki ， Kd 三个参数，以消除系统因参数变化及外界干扰带来的影响，获得满意的控制效果。模糊 PID 控制系统原理框图如图 2-4 所示^[38]：

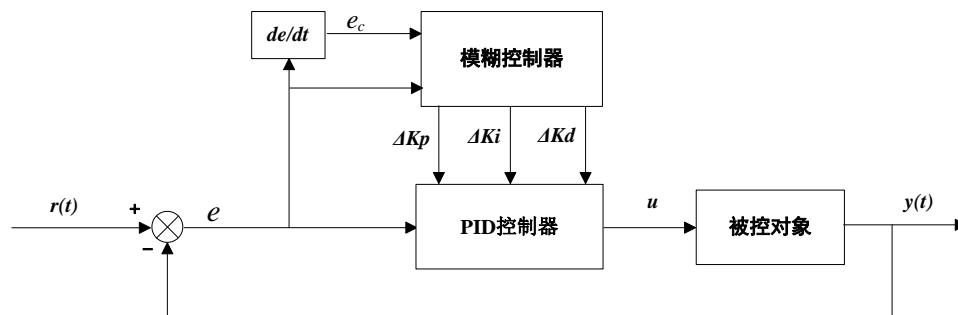


图 2-4 模糊 PID 控制系统原理框图

2.3.2 模糊 PID 控制器的设计

step1: 选择模糊 PID 控制器采用两个输入和三个输出的模型。偏差 e 和误差变化率 e_c 为两个输入量， Δk_p ， Δk_i ， Δk_d 为三个输出量。 Δk_p ， Δk_i ， Δk_d 分别是 PID 三个参数的补偿量。

step2: 模糊论域的选取。设输入量 e 和 e_c 的论域均为 $[-3,3]$ ，三个输出量 Δk_p 、 Δk_i 、 Δk_d 的论域分别为 $[-0.3,0.3]$ 、 $[-0.06,0.06]$ 、 $[-3,3]$ ，各语言变量的语言值选为七个档，分别为NB(负大)，NM(负中)，NS(负小)，Z(零)，PS(正小)，PM(正中)，PB(正大)七个语言值。

step3: 为计算方便两个输入量和三个输出量的隶属度函数度均采用三角形，如图 2-5 所示：

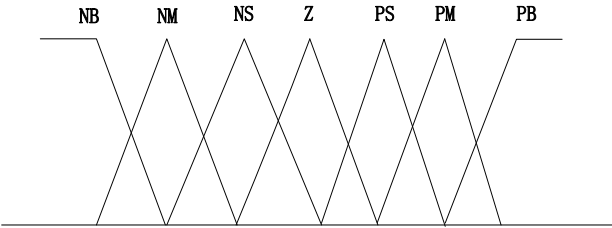


图 2-5 三角形隶属度函数

step4: 进行模糊规则的制定。规则制定是依据误差 e 和 e_c 进行选取的。选取的过程全依赖于专家知识和限产工作人员的经验来进行的。因此， Δk_p ， Δk_i ， Δk_d 制定的模糊规则表为表 2-1、表 2-2 和表 2-3 所示^[39]：

表 2-1 Δk_p 模糊规则表

$\begin{smallmatrix} e & e_c \end{smallmatrix}$	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PM	PM	PS	Z	Z
NM	PB	PB	PM	PS	PS	Z	NS
NS	PM	PM	PM	PS	Z	NS	NS
Z	PM	PM	PS	Z	NS	NM	NM
PS	PS	PS	Z	NS	NS	NM	NM
PM	PS	Z	NS	NM	NM	NM	NM
PB	Z	Z	NM	NM	NM	NB	NB

表 2-2 Δk_i 模糊规则表

$\begin{smallmatrix} e & e_c \end{smallmatrix}$	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NM	NM	NS	Z	Z
NM	NB	NB	NM	NS	NS	Z	Z
NS	NB	NM	NS	NS	Z	PS	PS
Z	NM	NM	NS	Z	PS	PM	PM
PS	NM	NS	Z	PS	PS	PM	PB
PM	Z	Z	PS	PS	PM	PB	PB
PB	Z	Z	PS	PM	PM	PB	PB

表 2-3 Δk_d 模糊规则表

$\begin{matrix} e & ec \end{matrix}$	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	PS	NS	NB	NB	NB	NM	PS
NM	PS	NS	NB	NM	NM	NS	Z
NS	Z	NS	NM	NM	NS	NS	Z
Z	Z	NS	NS	NS	NS	NS	Z
PS	Z	Z	Z	Z	Z	Z	Z
PM	PB	PS	PS	PS	PS	PS	PB
PB	PB	PM	PM	PM	PS	PS	PB

step5: 进行去模糊化。对模糊控制器的进行解模糊, 转化为 PID 控制器的三个参数的修正量。本文选择最常用的重心法进行解模糊。

在 MATLAB 平台上设计模糊控制器时, 需要在命令窗口运行 fuzzy 命令, 然后进入模糊逻辑编辑器, 选择 Mamdani 控制器, 并按照以上步骤设置相应参数便完成模糊控制器设计。

将模糊控制器产生的修正量为 Δk_p , Δk_i , Δk_d 用于 PID 控制器的三个参数的修正, 其表达式为:

$$\begin{aligned} K_p &= K_{p0} + \Delta k_p \\ K_i &= K_{i0} + \Delta k_i \\ K_d &= K_{d0} + \Delta k_d \end{aligned} \quad (2-16)$$

式(2-16)中, K_{p0} , K_{i0} , K_{d0} 为 PID 控制器的初值。模糊 PID 控制系统工作流程图如图 2-6 所示:

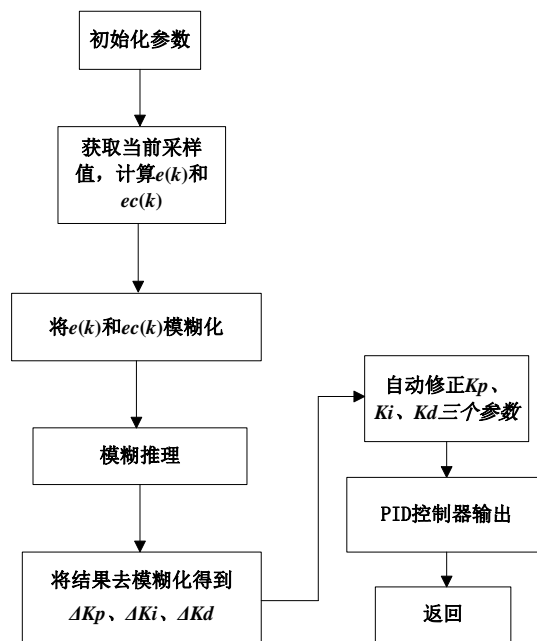


图 2-6 模糊 PID 控制系统工作流程图

模糊 PID 控制器虽然能够对 PID 控制器的三个参数在线进行修正，但是由于模糊控制器中的隶属度函数的选取以及模糊规则等参数的设定全部来自于人工经验获得，因此将会有很大的主观性，影响控制的性能。

2.3.3 智能算法优化模糊 PID 器的研究

相较于传统 PID 控制，模糊 PID 控制能够提高控制性能，但是由于现今的控制系统中的被控对象愈发复杂，且模糊控制器中的隶属度函数的选取以及模糊规则等参数仅靠人工设定，控制效果并不能令人满意，因此许多专家与学者将其它的智能算法用来优化模糊控制器的这些参数，实现参数依据不同状况自适应的进行调整。例如神经网络与模糊控制相结合构成智能模糊 PID 控制方法和使用各种进化优化算法优化模糊 PID 控制的方法。例如，进化算法中的遗传算法（GA）和粒子群算法（PSO）被较多的应用于优化模糊控制器的参数。GA^[40]算法用于优化问题主要是通过选择、交叉和变异等步骤完成参数的优化，而 PSO^[41]算法则是将求解的问题看作一个粒子，然后依据周围粒子的飞行轨迹动态的改变自己的飞行速度和位置，进而在解空间中不断搜索，直到找到最优解。文献^[42-44]等使用 GA 算法对模糊 PID 控制器参数优化做了较多研究，文献^[45-47]则使用 PSO 算法对优化模糊 PID 控制器进行优化。这些学者的研究表明使用智能算法优化模糊控制器能够实现参数的在线调整，可以使控制效果更加优良，这也是本文使用生物地理学优化算法优化模糊 PID 控制器参数的立足点所在。

第 3 章 基于 BBO 算法优化模糊 PID 控制器

3.1 生物地理学优化算法简介

智能优化算法是人们通过观察一些自然规律，受到自然界中生物的生理构造，种群进化，群体活动行为等的启发，然后提出了许多解决优化问题的算法。如依据进化规律得到的遗传算法(GA)；通过研究群体行为的的粒子群算法(PSO)等，这些优化算法都有着不错的优化效果，在许多领域都得到了广泛的应用。

生物地理学作为研究大自然中生物的种群在栖息地间的分布、迁移和灭绝等自然规律的理论，最早是在 19 世纪由 Alfred Wallace^[48]和 Charles Darwin^[49]提出，随后经过许多生物学家不断研究与发展，逐渐成为一门独立学科^[50]。而生物地理学优化算法(BBO)正是由 Dan Simon 教授通过对该学科的深入研究提出的一种新的智能进化算法。

3.1.1 生物地理学优化算法理论基础

生物地理学优化算法是由生物地理学理论建立的数学模型为基础发展而来的。由于自然条件，许多物种分布在不同的生活区域，这些区域就是所谓的栖息地^[51]。各个栖息地被自然分为相对独立的区域，但是由于各个栖息地生存的环境会发生变化，生物种群会在不同的栖息地之间互相迁移，如图 3-1 所示：

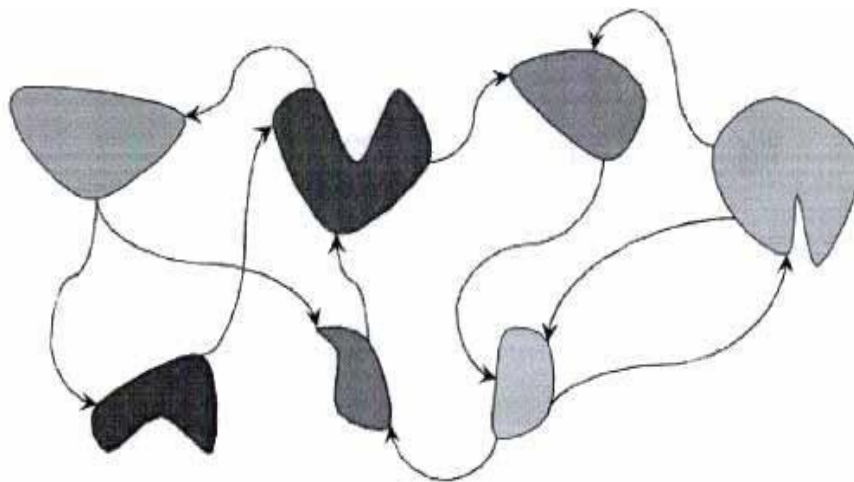


图 3-1 物种迁移示意图

每一个栖息地都用一个适宜度指数(Habitat Suitability Index, HSI)来评价该地适合生存的程度。HSI 则受到栖息地的温度、湿度、阳光、降雨量、植物种类、土地面积等因素的影响，而每一个因素被称为适宜度指数变量(Suitability Index Variables, SIVs)，这些变量所构成的向量叫做适宜度向量(Suitable Index Vektor, SIV)。

栖息地的 HSI 越高,越适合生物种群的生存,种群的数量就会较多,但当 HSI 较低时,这个栖息地的种群数量就会较低。由于高 HSI 栖息地的种群数量多,竞争激烈,生存的空间逐渐趋向饱和,就会出现种群向其他栖息地迁出现象,HSI 越高,迁出率就会越大。相反,低 HSI 栖息地由于种群少,生存空间充足,就会吸引其他种群迁入。如果一个栖息地有灾难性事件发生,该栖息地的环境就会发生巨大变化,这种情况称之为突变,突变可以改善栖息地的 HSI,利于物种的生存。

3.1.2 生物地理学优化算法

1. 迁移操作

某一栖息地的 HSI 越高,说明容纳的种群数量越多,该地区的竞争就越是激烈,将会有较多物种迁移出去以及较少的物种迁入进来,相反,低 HSI 的地区由于种群数量少,将会有较多物种迁入进来以及较少物种迁移出去。用来描述栖息地物种迁移规律的数学模型被称为迁移模型。以下列出了四种不同形式的迁移模型,如图 3-2 所示^[20]:

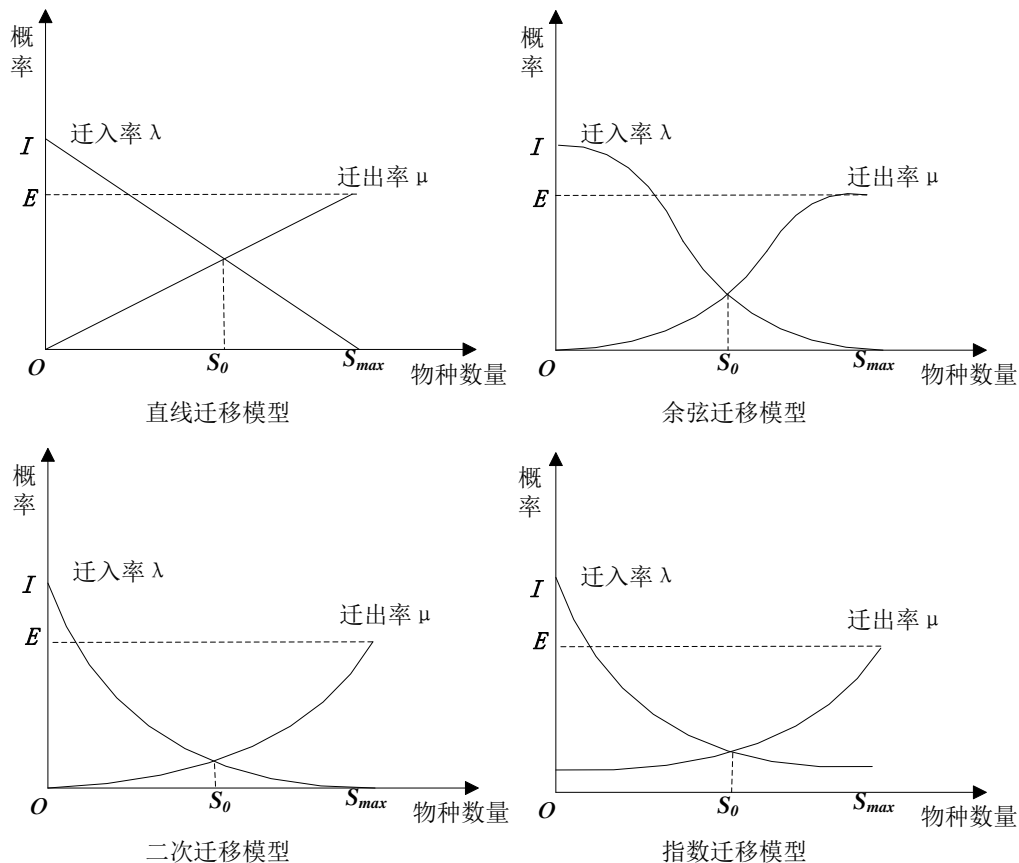


图 3-2 四种不同的迁移模型

在图 3-2 中,横轴代表容纳的种群数量,纵轴代表迁移的概率。 I 和 E 分别表示迁入率 λ 和迁出率 μ 的最大值,交点 S_0 为平衡点, S_{\max} 为栖息地能够容纳种群的最大数量。

图 3-2 的四种迁移模型使用数学公式表示为:

(1) 直线迁移模型:

$$\mu = \frac{E \cdot S}{S_{\max}}, \lambda = I - \frac{I \cdot S}{S_{\max}} \quad (3-1)$$

(2) 二次迁移模型:

$$\mu = E \cdot \left(\frac{S}{S_{\max}}\right)^2, \lambda = I \cdot \left(1 - \frac{S}{S_{\max}}\right)^2 \quad (3-2)$$

(3) 余弦迁移模型:

$$\mu = \frac{E}{2} \cdot \left(-\cos\left(\frac{S \cdot \pi}{S_{\max}}\right) + 1\right), \lambda = \frac{I}{2} \cdot \left(\cos\left(\frac{S \cdot \pi}{S_{\max}}\right) + 1\right) \quad (3-3)$$

(4) 指数迁移模型:

$$\mu = E \cdot e^{\frac{S}{S_{\max}} - 1}, \lambda = I \cdot e^{-\frac{S}{S_{\max}}} \quad (3-4)$$

由图 3-2 可知,当栖息地的物种数量几乎为零时, λ 取到最大值 I , μ 则几乎为零。但是随着物种数量逐渐增加, 栖息地的资源越来越少, λ 逐渐下降, 当种群数量达到最大值 S_{\max} , λ 趋向于零; 与此同时, μ 由零逐渐上升到最大值 E 。

在平衡点 s_0 处, 栖息地的迁入率等于迁出率, 此刻种群数量达到了动态平衡。 s_0 会因环境改变产生移动, s_0 增大时称为正向移动, s_0 减小时称为负向移动。当别的种群突然迁入, 如从别的栖息地的迁入, 就会正向移动; 当发生瘟疫或者自然界中大灾难时将会负向移动。

生物地理学优化算法是通过种群在栖息地间的迁入操作和迁出操作完成信息之间的相互交换, 进而寻找到最优解。迁移操作时需要进行迁入操作和迁出操作, 其迁入操作为将各栖息地的 HSI 排序, 依据全局概率确定要进行迁入的栖息地, 然后依据该栖息地的迁入率 λ 选择其某一个 SIVs, 最后使用同样步骤迁出操作, 然后将迁出操作选中的 SIVs 替换迁出操作的 SIVs, 完成迁移操作, 伪代码如下所示:

迁移操作伪代码

1. for $i=1$ to N (N 为栖息地数量或种群数量)
 2. 使用 P_{mod} 概率选择栖息地 X_i
 3. for $k=1$ to D (D 为栖息地特征值维数)
 4. if $\text{rand}(0,1) < \lambda_i$ (选择栖息地是否迁入)
 5. 选择栖息地 X_i 特征分量 X_{ij}
 6. if $\text{rand}(0,1) < \mu_k$ (选择另外栖息地 X_k 是否迁出)
 7. 选择栖息地 X_k 特征分量 X_{kj} , 用 X_{kj} 替换 X_{ij}
-

```

8.         end
9.     end
10. end
11. end

```

2. 突变操作

当灾难性的事件在一个栖息地发生时, 该地区的生存环境就会发生很大变化, 即适宜度特征变量发生变化。生物地理学优化算法就根据这种情况进行突变操作。假设某个栖息地有 s 个种群, 这个栖息地最多容纳 n 个种群, 则依据式(3-5)得到物种数量概率 P_s :

$$P_s = \begin{cases} \frac{1}{1 + \sum_{s=i}^n \frac{\lambda_0 \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_{s-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_n}} & S = 0 \\ \frac{\lambda_0 \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_{s-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_s \left(1 + \sum_{s=i}^n \frac{\lambda_0 \lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_{s-1}}{\mu_1 \mu_2 \dots \mu_n} \right)} & 1 \leq S \leq n \end{cases} \quad (3-5)$$

当 P_s 较大时或者较小时, 容易受到外界的干扰, 更加容易发生突变。由此分析出发生变异的概率与 P_s 成反比函数关系^[27]。设突变概率为 M_s , 最大突变率为 M_{\max} , P_{\max} 为 P_s 的最大值, 则突变概率 M_s 与的 P_s 函数关系式为:

$$M_s = M_{\max} \cdot \left(1 - \frac{P_s}{P_{\max}} \right) \quad (3-6)$$

突变操作是依据全局概率 P_{mod} 确定要进行突变的栖息地, 然后依据该栖息地的种群概率 P_s 计算其突变概率 M_s , 判断是否进行突变操作, 伪代码如下所示:

突变操作的伪代码

```

1. for i=1 to N(N 为栖息地数量或种群数量)
2.     使用  $P_{mod}$  概率选择栖息地  $X_i$ , 计算种群的概率  $P_s$ 
3.     for j=1 to D(D 为特征维数)
4.         if rand(0,1) <  $M_s$  (选择是否突变)
5.             用一个随机产生的特征变量  $X_{im}$  代替原来的特征变量  $X_{ij}$ 
6.         end
7.     end
8. end

```

通过突变操作, 适应度指数 HSI 较低的栖息地能够得到突变的概率增加, 进而环境得到改善。另外在进行突变操作时, 为了保留较好的栖息地特征, 会保留一些精英个体, 以确保寻优过程向好的方向进化。

3.1.3 生物地理学优化算法流程

生物地理学优化算法进行优化函数时，将栖息地的适宜度特征向量对应函数的候选解，并以该函数作为目标函数，该目标函数是与适度指数密切相关的，且将适宜度指数 HIS 看作是优化问题的评价函数。算法的核心是种群的迁移和变异，能够使 HSI 不断的得到优化。生物地理学优化算法流程如图 3-3 所示：

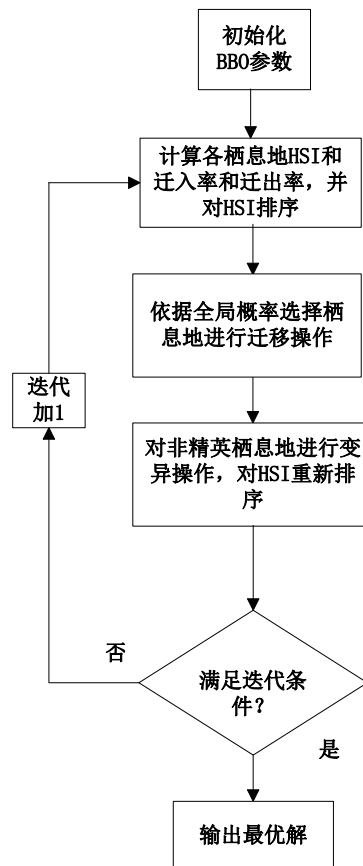


图 3-3 生物地理学优化算法流程图

生物地理学优化算法的操作步骤为：

step1: 设置栖息地数量 N , 问题的维度 D , 最大种群容量 S_{\max} , 迭代次数 G , 全局概率 P_{mod} , 最大变异概率 M_{\max} , 精英个数 z 等参数, 初始化 BBO 参数, 然后将栖息地特征向量 SIV 进行随机初始化;

step2: 计算出各栖息地适宜度指数 HSI, 并对这些栖息地的 HSI 排序, 确定其迁入率 λ 和迁出率 μ ;

step3: 依据全局概率 P_{mod} 确定需要迁移的栖息地, 然后进行迁移操作。

step4: 计算各栖息地的 P_s , 确定变异概率 M_s , 对非精英栖息地进行变异操作, 最后再次计算各栖息地的适宜度指数 HSI, 对 HSI 重新排序;

step5: 进行算法迭代, 然后判断是否满足迭代要求。若满足, 则停止寻优, 输出结果, 否则返回 step2。

3.1.4 生物地理学优化算法简要分析和对比

生物地理学优化算法作为一种智能进化算法，被用来解决许多优化问题。为了检验算法的性能，Dan Simon 将 BBO 算法和 GA/GUR 算法(Genetic Algorithm with Global Uniform Recombination)进行分析,并进行了基准函数测试对比^[52]；王存睿^[53]利用 BBO 算法对多个基准函数进行测试，并与多种进化算法进行比较，结果表明 BBO 算法有着不错的收敛性和稳定性。

生物地理学优化算法和其它的进化算法均是模拟生物种群的进化规律进行问题的优化。例如，遗传算法(GA)是模拟生物的基因遗传方式来寻找问题的最优解。GA 算法将生物种群进行初始化，种群中的每个成员对应问题的解，然后使用选择操作算子选取一个父代，父代进行类似基因交叉和变异的操作算子产生新的下一代，直到进化出满意的解。而粒子群算法(PSO)是模拟鸟群飞行和捕食来进行问题的寻优。PSO 算法将群体中的每一个个体被看作是一个粒子，粒子在搜索空间中通过分享自己的飞行速度和位置信息，在空间中寻找最优解。而生物地理学优化算法在寻优的过程中，种群不会产生新的后代，也不会消失，而是通过生物种群在不同的栖息地进行迁移和迁出，完成信息的交换，最终寻找到最优解。且在 BBO 算法中有种群数量概率这一概念，依据种群数量的多少，栖息地将使用不同的迁移概率和变异概率，使得算法更加具有灵活性。

3.2 BBO 算法优化模糊 PID 控制器的设计

在模糊 PID 控制系统中最重要部分是模糊控制器，但是模糊控制器中隶属度函数的选取以及模糊控制规则的制定完全依赖于专家的知识以及现场工作人员的经验获取，因此具有很大的为主观性，故本文使用 BBO 算法优化这些参数实现其参数自调整。常见的优化模糊控制器参数有以下几种：

- (1) 模糊控制规则确定，优化隶属度函数；
- (2) 隶属度函数确定，优化模糊控制规则；
- (3) 以上两者一起优化。

前两种优化由于只是独立的优化一个方面，割裂了它们之间的内在联系，其中一个部分可以达到最优，但另一部分不一定是最优的，最后的结果也不一定达到最优。生物地理学优化算法由于具有独特的算法机制，原理简单，收敛性好，因此本文使用生物地理学优化算法优化模糊控制器的隶属度函数以及模糊控制规则，以提高模糊 PID 控制器的控制效果。

基于生物地理学优化算法优化模糊 PID 控制系统的框图如下图 3-4 所示：

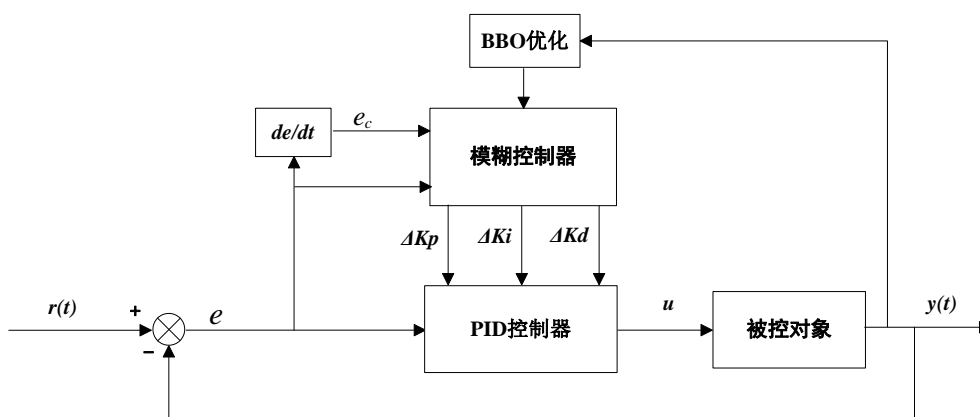


图 3-4 BBO 优化模糊 PID 控制系统框图

3.2.1 模糊控制器待优化参数的确定

常规的模糊控制器中，隶属度函数参数和模糊规则这些参数是由专家的知识 and 现场工作人员的经验获取，一旦参数确定下来，就不能更改，因此这些参数的选取成为了影响模糊控制器性能的主要障碍。为了解决这些问题，本文使用 BBO 算法优化模糊控制器的参数，这些参数将构成 BBO 算法的特征向量 SIV 。BBO 算法需要优化的参数有：

1. 隶属度函数的参数

对于三角行隶属度函数，将其底边宽度作为待优化参数，其中 x_1 为 NB 和 PB 的底边宽度， x_2 为 Z 底边宽度的一半， x_3 为 NS、NM、PS 和 PM 底边宽度的一半，如图 3-5 所示。因为模糊控制器有两个输入和三个输出五个变量，故隶属度函数参数共有 15 个参数构成，可以表示为 X_i ($i=1, 2, \dots, 14, 15$)。

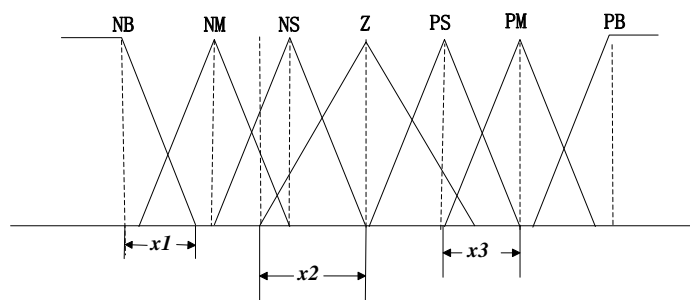


图 3-5 三角隶属度函数参数设置示意图

2. 模糊规则的参数

本文使用的模糊控制器是由两个输入和三个输出构成的二维控制器，其模糊规则是由形如 *if ...is...and...is...then...is...* 的模糊语句构成的。因每个输入变量有七个语言值，因此可以构成 49 条规则，故模糊控制器的三个输出 Δk_p , Δk_i , Δk_d 构成的表 2-1、表 2-2 和表 2-3 可以使用模糊规则表示为如下形式：

规则 1: if e is NB and ec is NB then Δk_p is PB and Δk_i is NB and Δk_d is PS

规则 2: if e is NB and ec is NM then Δk_p is PB and Δk_i is NB and Δk_d is NS

规则 3: if e is NB and ec is NS then Δk_p is PM and Δk_i is NM and Δk_d is NB

.

.

.

规则 48: if e is PB and ec is PM then Δk_p is NB and Δk_i is PB and Δk_d is PS

规则 49: if e is PB and ec is PB then Δk_p is NB and Δk_i is PB and Δk_d is PB

将这些规则存放到 MATLAB 平台下的 *rulelist* 库中,以便模糊控制进行推理调用。

因本文中所使用的二维模糊控制器,所构成的 *rulelist* 库一共有七列:前两列表示模糊控制器的两个输入;第三到第五列表示三个输出;第六列表示规则的逻辑关系(0 表示“与”,1 表示“或”);七列表示规则的权值,取值为 1。将七个语言值 NB, NM, NS, Z, PS, PM, PB 对应数字 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7 七个值,并把规则表里编写到 *rulelist* 库中,其形式为:

1 1 7 1 5 1 1

1 2 7 1 3 1 1

1 3 6 2 1 1 1

.

.

.

7 6 1 7 5 1 1

7 7 1 7 7 1 1

三个输出量 Δk_p , Δk_i , Δk_d 构成的表 2-1、表 2-2、表 2-3 中的每一条模糊规则的元素都被看作是需要优化的模糊规则的参数,一共有 $7 \times 7 \times 3 = 147$ 个参数。

3.2.2 BBO 算法设计研究

BBO 算法用于优化实际的工程问题,需要以下几个方面的考虑:

1. 特征向量 SIV 以及编码

栖息地中的特征向量 SIV 对应生物地理学优化算法中优化问题的解向量,如温度,适度,阳光,降雨量,植物种类,土地面积等因素对应 BBO 算法中的需要优化的模糊 PID 中参数解向量中的各个分量。

对于编码方式,比较常用为二进制编码和实数编码两种方式。出于对特征向量 SIV 维数上的考虑,对模糊 PID 控制器待优化的参数采用二进制和实数混合编码的方式,其中隶属度函数参数使用实数编码的方式;模糊规则采用三位二进制编码方式,001 至 111 分别对应 NB 至 PB,其编码形式如图 3-6 所示:

$$\left\{ \underbrace{x_1 x_2 \dots x_{14} x_{15}}_{\substack{e, ec, \Delta k_p, \Delta k_i, \Delta k_d \text{ 的} \\ \text{隶属度函数参数实数编码}}} \underbrace{111111\dots 001}_{\substack{\Delta k_p \text{ 规则表参数} \\ \text{二进制编码}}} \underbrace{001001\dots 001}_{\substack{\Delta k_i \text{ 规则表参数} \\ \text{二进制编码}}} \underbrace{101011\dots 111}_{\substack{\Delta k_d \text{ 规则表参数} \\ \text{二进制编码}}} \right\}$$

图 3-6 参数编码示意图

因此 BBO 算法的待优化特征向量 SIV 的维数一共为 $3 \times 5 + 7 \times 7 \times 3 \times 3 = 456$ 。

2. 适应度函数选择

栖息地的适宜度指数 HSI 是用来评价栖息地环境好坏的指标，因此可以看作是对优化问题的解向量的度量值。较高的 HSI 对应较好的解决方案，较低的 HSI 值则对应较差的解决方案。对于 BBO 算法优化模糊控制器中的参数，为了获得满意的动静态性能，使用改进后的时间乘误差绝对值积分性能指标（ITAE）作为目标函数，其表达式为：

$$\begin{cases} J(t) = \int_0^{\infty} [at|e(t)| + bu^2(t)]dt & \text{无超调} \\ J(t) = \int_0^{\infty} [at|e(t)| + bu^2(t) + c|e(t)|]dt & \text{有超调} \end{cases} \quad (3-7)$$

其中 $e(t)$ 为系统误差， $u(t)$ 为控制器输出， a 、 b 、 c 为权值，且 c 远大于 a 。

由于目标函数值越小，控制器的控制性能越好，所以在使用 BBO 算法优化问题时，适应度函数由 $F(t)$ 确定， $F(t)$ 的表达式为：

$$F(t) = \frac{1}{J(t)} \quad (3-8)$$

3. 迁移模型

栖息地的迁入和迁出操作完成生物地理学优化算法中的信息相互交换，因此迁移模型的选取对于 BBO 算法来说非常重要，经过研究表明，越是接近自然规律的模型，算法的性能就会越好^[20]。故本文选取余弦函数作为迁移模型来进行迁移操作。余弦模型的数学表达式为式（3-3），其模型为图 3-7 所示：

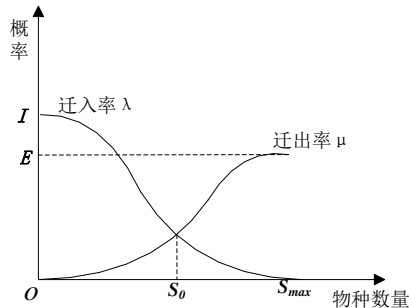


图 3-7 余弦函数迁移模型

3.2.3 BBO 算法优化模糊控制 PID 器

经过对 BBO 算法优化模糊 PID 控制器参数的算法设计研究, 使用 BBO 算法实现优化模糊 PID 控制器参数的完整框架图如图 3-8 所示:

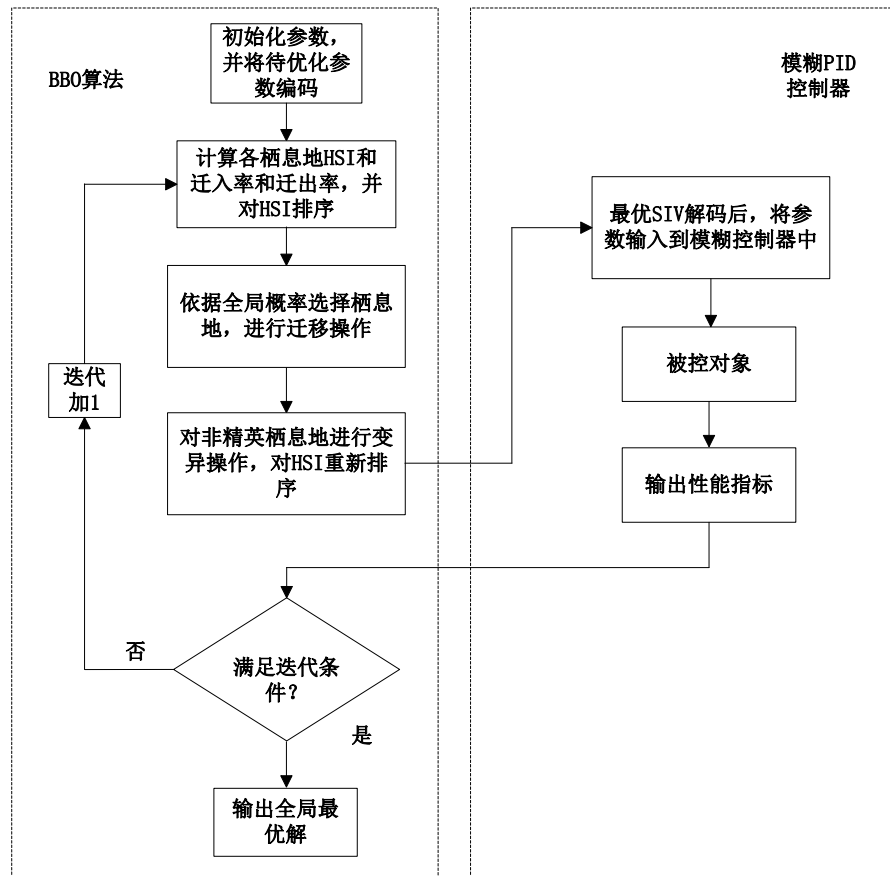


图 3-8 BBO 算法优化模糊 PID 控制器框图

由于图 3-8 可知, BBO 算法优化模糊 PID 控制器的具体步骤为:

step1: 栖息地数量 N , 问题的维度 D , 最大种群容量 S_{\max} , 迭代次数 G , 全局概率 P_{mod} , 最大变异概率 M_{\max} , 精英个数 z 等参数, 初始化 BBO 参数。将模糊 PID 隶属度参数 X_i ($i=1, 2, \dots, 14, 15$) 以及模糊规则进行编码, 构成栖息地的特征向量 SIV, 并将其作为某一个栖息地的 SIV, 其余 $N-1$ 个栖息地进行随机初始化;

step2: 计算出各栖息地适宜度指数 HSI, 对这些栖息地的适宜度 HSI 进行排序。依据栖息地的物种数量计算出该栖息地的物种概率 P_s , 通过余弦迁移模型确定其迁入率 λ 和迁出率 μ ;

step3: 使用全局概率 P_{mod} 进行循环操作。对需要迁入的栖息地 K_i , 随机的选出其特征分量 K_{ij} , 使用另外的栖息地特征分量 K_{mj} 将 K_{ij} 替换, 完成迁移操作。对各栖息地 HSI 排序;

step4: 计算各栖息地的变异概率, 对非精英栖息地进行变异操作, 计算栖息地 K_i

变异概率 M_s ，完成突变。并重新计算 HSI 并排序；

step5: 将最优的 HSI 对应的特征向量解 SIV 经过解码后获得的隶属度函数参数以及模糊规则参数输入到模糊控制器中；

step6: 判断是否满足要求，若满足则停止寻优，输出结果，否则返回 step2。

3.3 仿真实验

3.3.1 选取仿真对象

对 BBO 算法优化模糊 PID 控制器进行仿真实验，本文将文献^[39]中的三阶传递函数模型作为对象仿真实验对象。三阶传递函数模型表达式为：

$$G(s) = \frac{523500}{s^3 + 87.35s^2 + 10470s} \quad (3-9)$$

3.3.2 仿真研究对比

仿真实验使用 MATLAB2014b 软件平台，在该平台上依据上文设计的模糊 PID 控制器创建 BBO-fuzzyPID.m 文件，其 BBO 算法的参数设置为：最大进化代数 $G=100$ ，种群数量 $N=50$ ，迁移率 $I=E=1$ ，全局变异概率 $P_{mod}=1$ ，突变概率 $M_{max}=0.04$ ，目标函数权重 $a=0.999$ ， $b=0.001$ ， $c=100$ 。模糊 PID 初始参数 $K_{p0}=0.350$ ， $K_{i0}=0.0001$ ， $K_{d0}=1.520$ 。

设仿真采样周期 $T=0.001s$ ，仿真时间 $t=0.5s$ ，进行常规模糊 PID 的仿真实验和基于 BBO 算法的模糊 PID 的仿真实验对比。

1. 输入为单位阶跃响应

图 3-9 为 BBO 算法优化的模糊 PID 控制与常规模糊 PID 控制阶跃响应曲线对比结果，图 3-10 为两者的误差曲线对比。

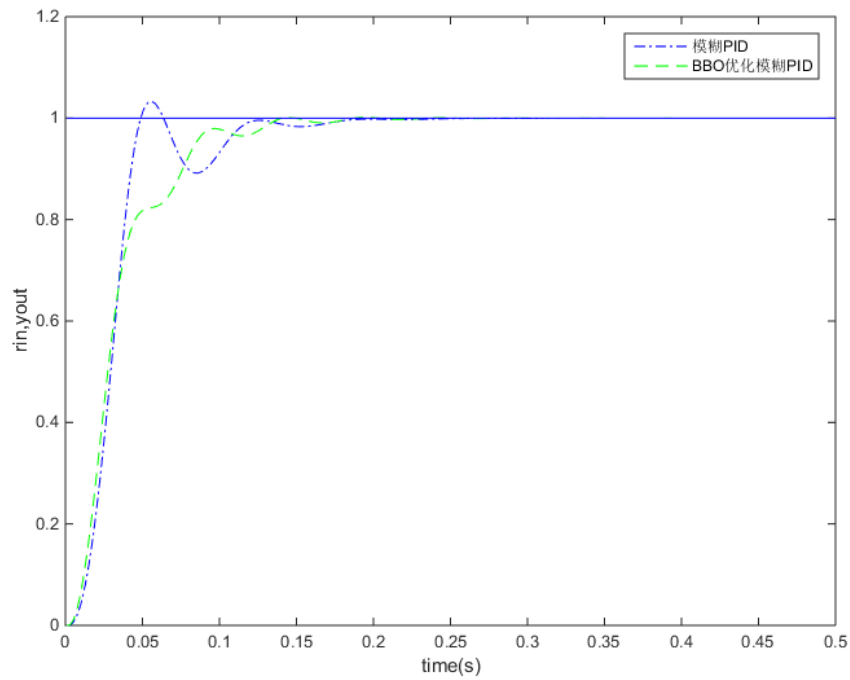


图 3-9 阶跃响应结果对比

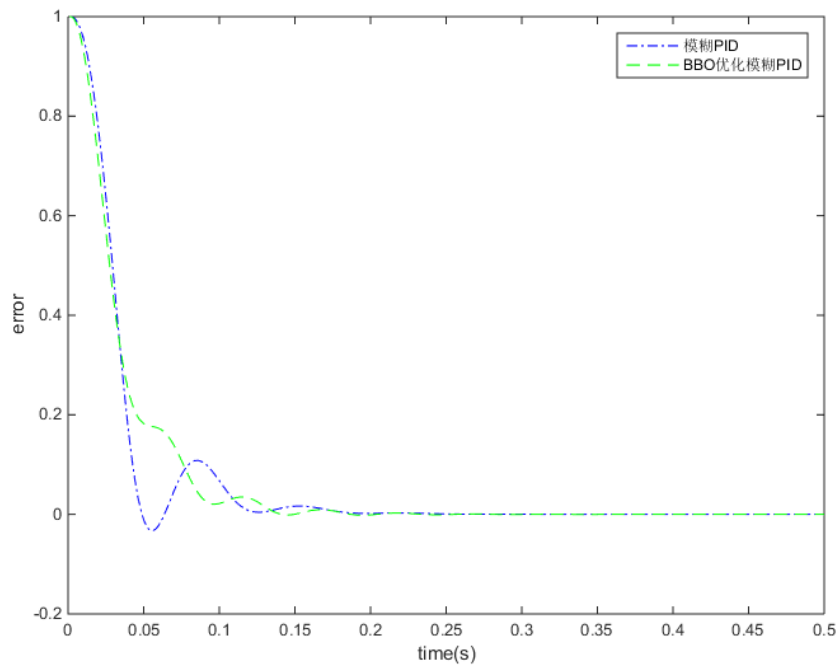


图 3-10 误差结果对比

从图 3-9 和图 3-10 中可以分析得出，常规的模糊 PID 控制器的超调量为 2.9%，调节时间为 0.2571s，而使用 BBO 算法优化模糊 PID 控制器的超调量为 0.135%，调节时间为 0.1894s，得到的最优的 PID 的三个参数 $K_p=0.431$ ， $K_i=0.0$ ， $K_d=2.25$ 。因此经 BBO 算法优化的模糊 PID 控制器可以获得更好的在动态性能和稳态性能。

3. 输入为单位阶跃响应, 且在 $t=0.3s$ 时加入单位脉冲响应作为干扰

图 3-11 为 BBO 算法优化的模糊 PID 控制与常规模糊 PID 控制外加扰动曲线对比结果, 图 3-12 为两者的误差曲线对比。

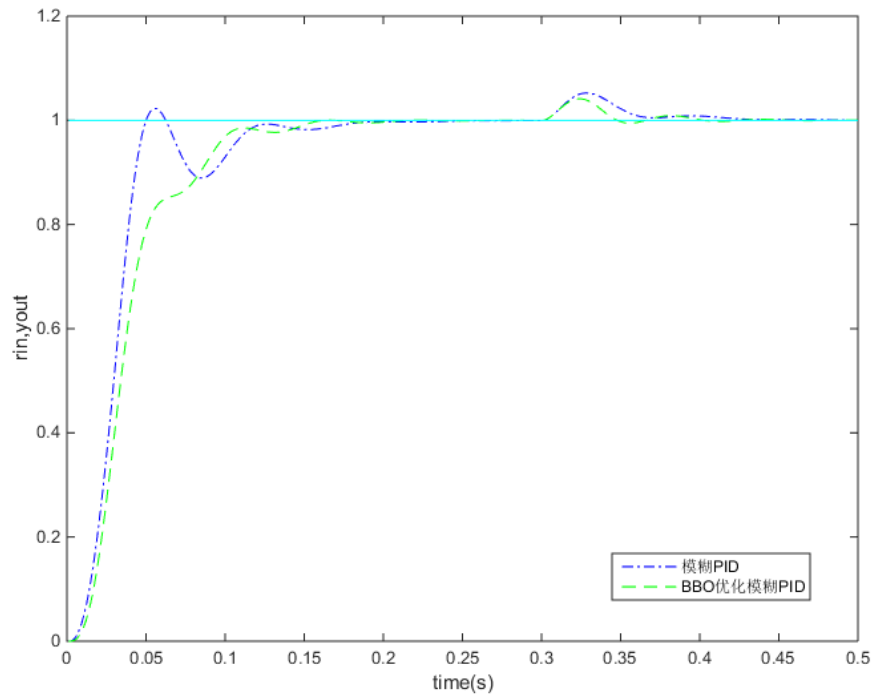


图 3-11 扰动下的单位阶跃响应结果对比

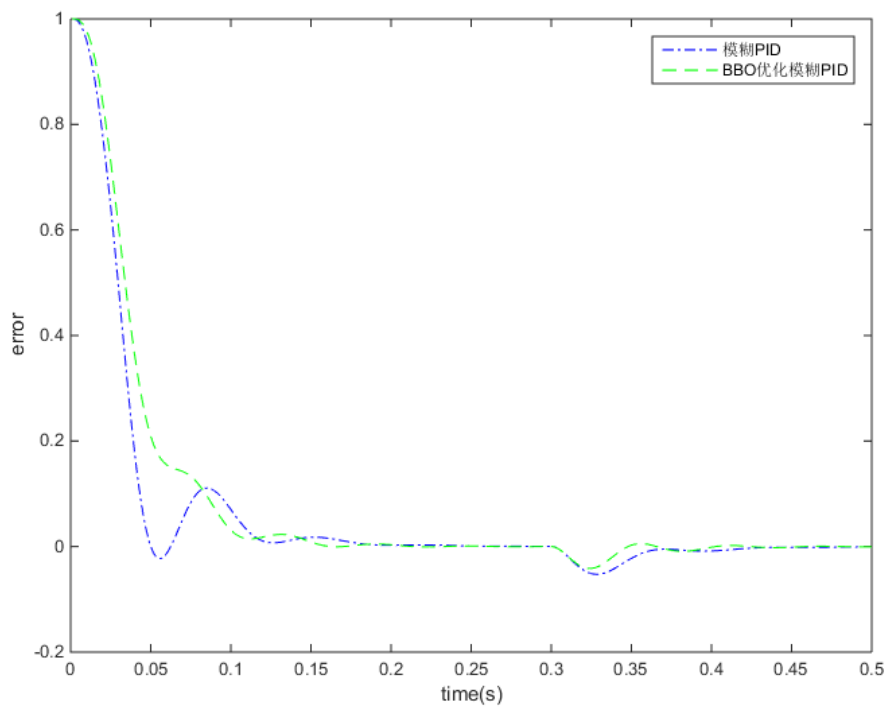


图 3-12 扰动下的误差结果对比

从图 3-11 和图 3-12 可以看出，在定值输入的情况下，外部出现干扰时，系统能够较快的消除干扰信号，使其恢复到正常工作状态。仿真的结果说明基于 BBO 算法优化的模糊 PID 控制器较常规模糊 PID 控制器有着更好的抗干扰能力。

第 4 章 改进算法优化模糊 PID 控制器

BBO 算法作为一种进化算法，虽然有不错的性能，但是和其它的进化算法类似，BBO 算法容易陷入局部最优，收敛速度不够快等缺点。为了能够进一步提升生物地理学优化算法性能，给出了基于云模型理论改进的 BBO 算法的方法，并将其用以优化模糊 PID 控制器。

4.1 云模型理论

定义 4.1：云

假设 U 为一集合表示的论域， C 表示 U 上的定性概念，若 $x \in U$ 并且 x 是 C 的一次随机实现， x 对 C 的确定度为 $\mu(x) \in [0, 1]$ ， $\mu(x)$ 表示稳定倾向的随机数。若

$$\mu: U \rightarrow [0, 1] \quad \forall x \in U \quad x \rightarrow \mu(x) \quad (4-1)$$

则在论域 U 上的分布 x 被称为云，每一个 x 叫云滴^[54]。

4.1.1 云的数字特征

云模型可以用 3 个数字特征进行表征^[55]，分别为期望 Ex (Expected Value)、熵 En (Entropy) 和超熵 He (Hyper Entropy)，其可以表示为 $C(Ex, En, He)$ 。期望 Ex 表示云滴的期望值，表示定性概念的量值；熵 En 用来度量定性概念的不确定性；超熵 He 用来度量熵 En 的不确定性。

4.1.2 云发生器

按照云的产生方式和计算的方向，可以分为正向云发生器和逆向云发生器等。正向云发生器是根据已知的正态云的数字特征产生满足正态云分布特征的云滴 x 。若 x 满足： $x \sim N(E_x, E_n'^2)$ ，其中 $E_n' \sim N(E_n, H_e^2)$ ，并且 x 对 C 的确定度满足式(4-2)：

$$\mu = e^{-\frac{(x-E_x)^2}{2(E_n')^2}} \quad (4-2)$$

则 x 在 U 上的分布被称为正态云。

正向正态云发生器是定性概念到定量数值的一种映射，其生成流程如下：

Step1：以期望 En 、方差 H_e^2 生成正态随机数 $E_{n_i}' = N(E_n, H_e^2)$ ；

Step2：以期望 En 、方差 $E_n'^2$ 生成正态随机数 $x_i' = N(E_x, E_{n_i}'^2)$ ；

Step3: 计算 $\mu_i = e^{-\frac{(x_i - E_x)^2}{2(E_n)^2}}$;

Step4: 确定度为 μ_i 的 x_i 成为数域中的一个云滴;

Step5: 重复 step1~step4, 生成 n 个云滴。

云模型采用不同的参数生成的云滴图如图 4-1 所示, 曲线从左至右的参数分别为图中: $Ex=0.3, En=0.1, He=0.005$; $Ex=0.5, En=0.1, He=0.1$; $Ex=0.7, En=0.1, He=0.3$ 。

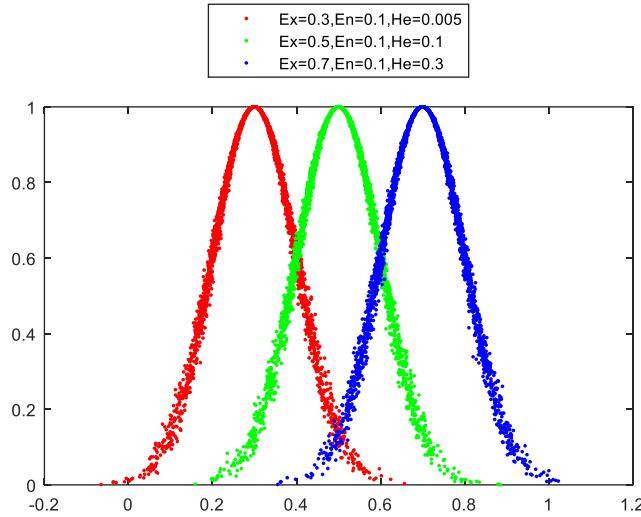


图 4-1 云滴图

4.2 基于云模型改进的 BBO 算法

4.2.1 改进原理

由于 BBO 算法是通过迁移模型来完成栖息地间的信息交换与更新, 因此迁移模型的选取对于 BBO 算法的性能影响很大。马海平^[16]提出了多种迁移模型, 经过分析对比这些模型, 指出越是接近自然规律的模型, 算法取得的效果就会越好。因此本文在余弦模型的基础上使用云模型加以改进, 给出了基于云模型改进生物地理学优化算法 (Improved Biogeography-Based Optimization Base on Cloud Model, CBBO) 的方法。其原理是在 BBO 算法原有的余弦迁移模型里引入经云模型得出的调整因子 CR , 使得算法能够朝着较好的方向进化, 加快收敛速度, 进一步提升 BBO 算法的性能。

设 BBO 算法中栖息地的数量为 N , 每一个栖息地的适宜度为 f_i , 然后求取这些栖息地的平均适宜度为:

$$f_{mean} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i \quad (4-3)$$

在这些栖息地中最优的个体的适宜度为 f_{\min} 。针对适宜度高于 f_{\min} 的所有栖息地，计算它们的平均适宜度 f'_{mean} ；而对于适宜度小于 f_{\min} 的所有栖息地，计算它们的平均适宜度 f''_{mean} 。为了能够提高 BBO 算法的搜索能力和避免局部最优这些问题，将全部的栖息地分成 3 个子群体栖息地，根据不同子群的情况依据云模型理论生成不同调整因子 CR ，对 BBO 算法的迁移模型进行调整，其调整的策略如下：

(1) 优良子群栖息地：个体适宜度 f_i 高于 f'_{mean}

该子群中的个体栖息地属于 BBO 算法所有栖息地中的优秀个体，距离全局最优个体的距离比较近，故采用较小的调整因子 CR 对栖息地的迁移模型进行调整，以便能够精细化搜索，此时 CR 取值等于 0.2。

(2) 普通子群栖息地：个体适宜度 f_i 次于 f'_{mean} 但高于 f''_{mean}

该子群的个体适宜度较为一般，相对于优良子群体和较差子群体的数量是最多的，因此该群体栖息地的调整因子 CR 运用云模型的正态云发生器生成，其生成的过程如下：

Step1: 计算期望 $Ex = f'_{mean}$

Step2: 计算熵 $En = (f'_{mean} - f_{\min}) / k_1$

Step3: 计算超熵 $He = En / k_2$

Step4: 计算 $En' = Normrnd(En, He)$

Step5: 计算调整因子 $CR = 0.9 - 0.7 \times e^{-\frac{(f' - Ex)^2}{2(En')^2}}$ ，其中， k_1 、 k_2 表示控制参数，由于 $e^{-\frac{(f' - Ex)^2}{2(En')^2}} \in [0, 1]$ ，则 $CR \in [0.2, 0.9]$ 。

(3) 较差子群栖息地：个体适宜度 f_i 次于 f''_{mean}

该群体的个体适宜度是群体中较差的，距离最优解个体的距离最远，故采用较大的调整因子 CR 对迁移模型进行调整，增加搜索范围，加快寻优的速度， CR 取值等于 0.9。

然后使用云模型生成的调整因子 CR 对余弦模型改进，得到改进后的余弦迁移模型迁入率 λ 和迁出率 μ 的公式为：

$$\lambda = CR \times \frac{I}{2} \cdot \left(\cos\left(\frac{S \cdot \pi}{S_{\max}}\right) + 1 \right) \quad (4-4)$$

$$\mu = (1 - CR) \times \frac{E}{2} \cdot \left(-\cos\left(\frac{S \cdot \pi}{S_{\max}}\right) + 1 \right) \quad (4-5)$$

其中， CR 表示调整因子， $CR \in [0, 1]$ 。

经过调整因子 CR 调整后的迁移模型，使得好的特征信息从高迁出率的栖息地能分享给低适宜度的栖息地，同时保证高适应度的栖息地不被差的特征信息影响，提高算法的性能。

4.2.2 算法性能分析

常见的进化算法都会具有自己的优点和不足，在这里为了测试使用云模型改进后的 BBO 算法的性能，将与改进前的 BBO 算法、文献^[44]使用的 GA 算法以及^[45]使用的 PSO 算法进行基准函数测试。

1. 基准函数选取

本文选取六种基准函数进行算法的性能，基准测试函数如下所示：

(1) 函数一：

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, x_i \in [-100, 100], f(x)_{\min} = 0$$

(2) 函数二：

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i)^2 + (x_i - 1)^2], x_i \in [-30, 30], f(x)_{\min} = 0$$

(3) 函数三：

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1), x_i \in [-1.28, 1.28], f(x)_{\min} = 0$$

(4) 函数四：

$$f_4(x) = \frac{\pi}{n} \left\{ 10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{n-1} (y_i - 1)^2 \left[1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1}) \right] + (y_n - 1)^2 \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$$

$$y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4}, u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}, x_i \in [-50, 50], f(x)_{\min} = 0$$

(5) 函数五：

$$f_5(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 \left[1 + \sin^2(3\pi x_{i+1}) \right] + (x_n - 1)^2 \left[1 + \sin^2(2\pi x_n) \right] \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4),$$

$$\text{其中 } u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}, x_i \in [-50, 50], f(x)_{\min} = 0$$

(6) 函数六：

$$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1, x_i \in [-600, 600], f_{\min}(x) = 0$$

2. 参数设置

算法基本参数设置为：种群的数量 $N=50$ ，迭代的次数 $G=200$ 。改进的 BBO 算法和原 BBO 算法的迁移模型为余弦模型，其参数为：最大迁入率和最大迁出率 $I=E=1$ ，最大突变概率 $M_{\max}=0.04$ ，全局变异概率 $P_{\text{mod}}=1$ ，目标函数权重 $a=0.999$ ， $b=0.001$ ， $c=100$ ，向量的维数 $D=50$ ，云控制参数 $k_1=3.0$ ， $k_2=9.8$ 。GA 算法根据文献^[45]设参数为：交叉概率 $P_c=0.9$ ，变异概率 $P_m=0.008$ 。PSO 算法根据文献^[46]设参数为：最大飞行速度 $V_{\max}=0.8$ ，学习因子 $C_1=C_2=2$ ， w 取值范围为 $[0.4, 0.9]$ 。

3. 函数测试及对比

将以上四种算法进行基准函数测试，以此对比各自的算法性能。图 4-2 至图 4-7 为测试函数迭代进化图：

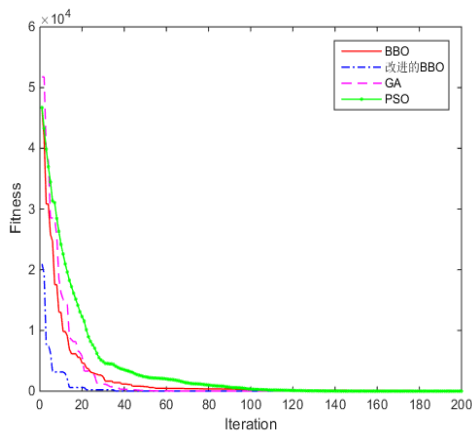


图 4-2 测试函数一

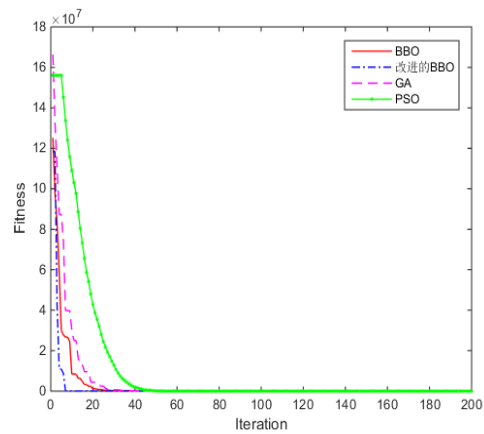


图 4-3 测试函数二

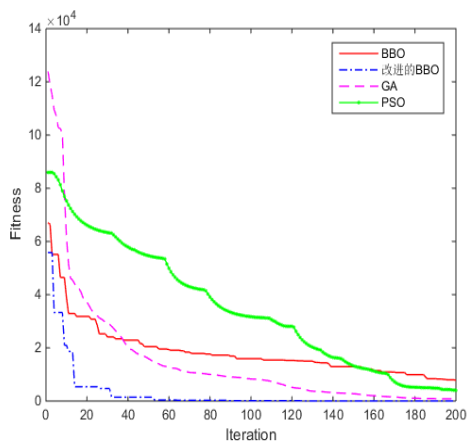


图 4-4 测试函数三

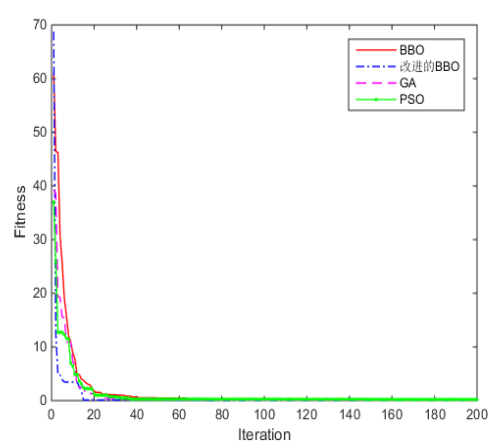


图 4-5 测试函数四

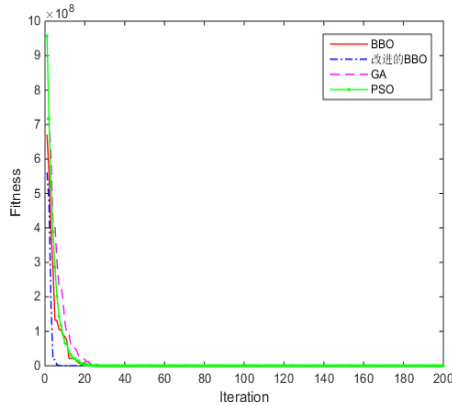


图 4-6 测试函数五

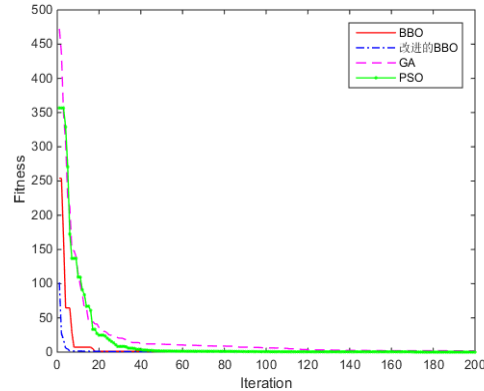


图 4-7 测试函数六

从图 4-2 至图 4-7 可以看出，对于函数，测试的结果都表明改进后的 BBO 算法具有较好的收敛速度，能够在最短的迭代周期收敛到最优的结果。因此，CBBO 算法和另外的三种算法相比，具有更好的收敛性能。

4.3 改进的 BBO 算法优化模糊 PID 控制器

使用改进的 BBO 算法对模糊 PID 控制器的隶属度函数和模糊规则进行优化，进一步提升控制器的控制性能。其优化控制器参数的步骤为：

step1: 栖息地数量 N ，问题的维度 D ，最大种群容量 S_{\max} ，迭代次数 G ，全局概率 P_{mod} ，最大变异概率 M_{\max} ，精英个数 z 等参数，初始化 BBO 参数。模糊 PID 隶属度参数 X_i ($i=1, 2, \dots, 14, 15$) 以及模糊规则等参数编码后构为栖息地特征向量 SIV ，并将其作为某一个栖息地的 SIV ，其余 $N-1$ 个栖息地进行随机初始化；

step2: 计算各栖息地适宜度 HSI ，计算 f_{mean} 、 f_{\min} 、 f'_{mean} 和 f''_{mean} ，并对这些栖息地的 HSI 排序，然后根据该栖息地的适宜度值来选择调整因子 CR 的大小。属于优良子群的栖息地， CR 取为 0.2；属于普通子群的栖息地，使用公式 $CR = 0.9 - 0.7 \times e^{-\frac{(f' - Ex)^2}{2(En')^2}}$ 计算 CR ；属于较差子群的栖息地， CR 取值为 0.9，最后使用公式(4-4)和公式(4-5)计算确定迁入率 λ 和迁出率 μ ；

step3: 使用全局概率 P_{mod} 进行循环操作。对需要迁入的栖息地 K_i ，随机的选出其特征分量 K_{ij} ，使用另外的栖息地特征分量 K_{mj} 将 K_{ij} 替换，完成迁移操作。对各栖息地 HSI 排序；

step4: 计算各栖息地的变异概率，对非精英栖息地进行变异操作，计算栖息地 K_i 变异概率 M_s ，完成突变。并重新计算 HSI 并排序；

step5: 将最优的 HSI 对应的特征向量解 SIV 经过解码后获得的隶属度函数参数以及模糊规则参数输入到模糊控制器中；

step6: 判断是否满足迭代要求，若满足则停止寻优，输出结果，否则返回 step2。

4.4 仿真实验

为了验证改进的 BBO 算法的性能,依然使用上文中三阶传递函数^[39]作为实验对象。在 MATLAB 软件平台上通过编程创建 CBBO-fuzzyPID.m 文件,然后进行仿真实验。设仿真采样周期 $T=0.001s$, 仿真时间 $t=0.5s$, 输入为单位阶跃响应。

改进的 BBO 算法的初始参数设置仍为: 最大进化代数 $G=100$, 种群数量 $N=50$, 迁移率 $I=E=1$, 全局变异概率 $P_{mod}=1$, 突变概率 $M_s=0.04$, 目标函数权重 $a=0.999, b=0.001$, $c=100$, 云控制参数 $k_1=3.0, k_2=9.8$ 。

4.4.1 实验一

将改进的 BBO 算法与原 BBO 算法优化模糊 PID 控制器参数优化和常规模糊 PID 器进行实验对比, 图 4-8、图 4-9 和表 4-1 为无外界干扰实验结果对比, 图 4-10 和图 4-11 为在 $t=0.3s$ 加入外界干扰的实验结果对比。

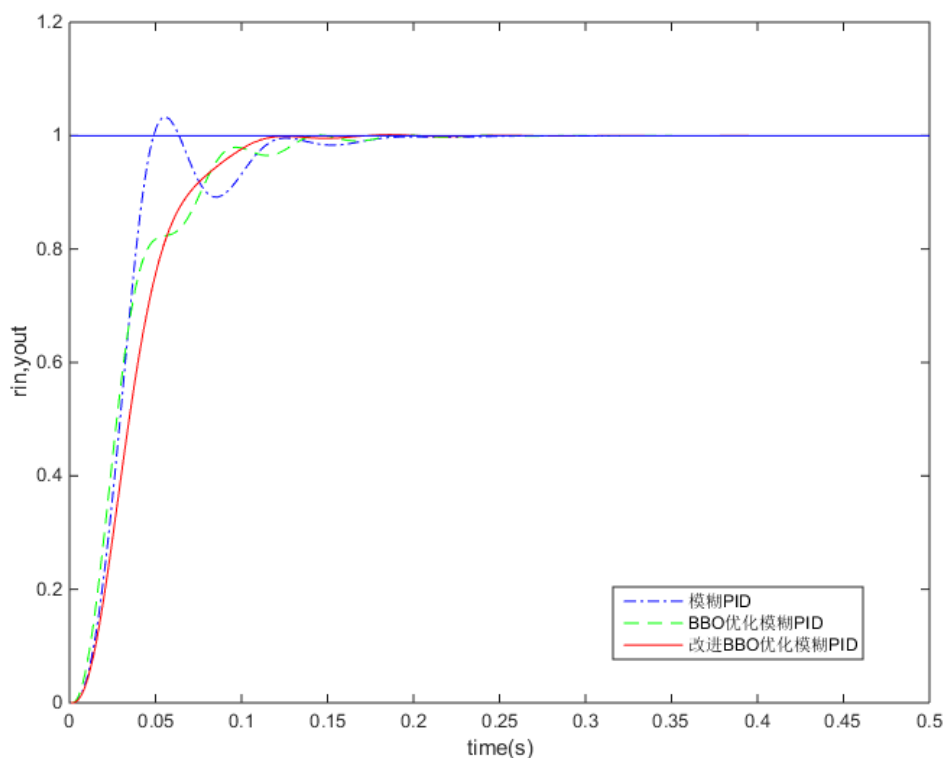


图 4-8 阶跃响应结果对比

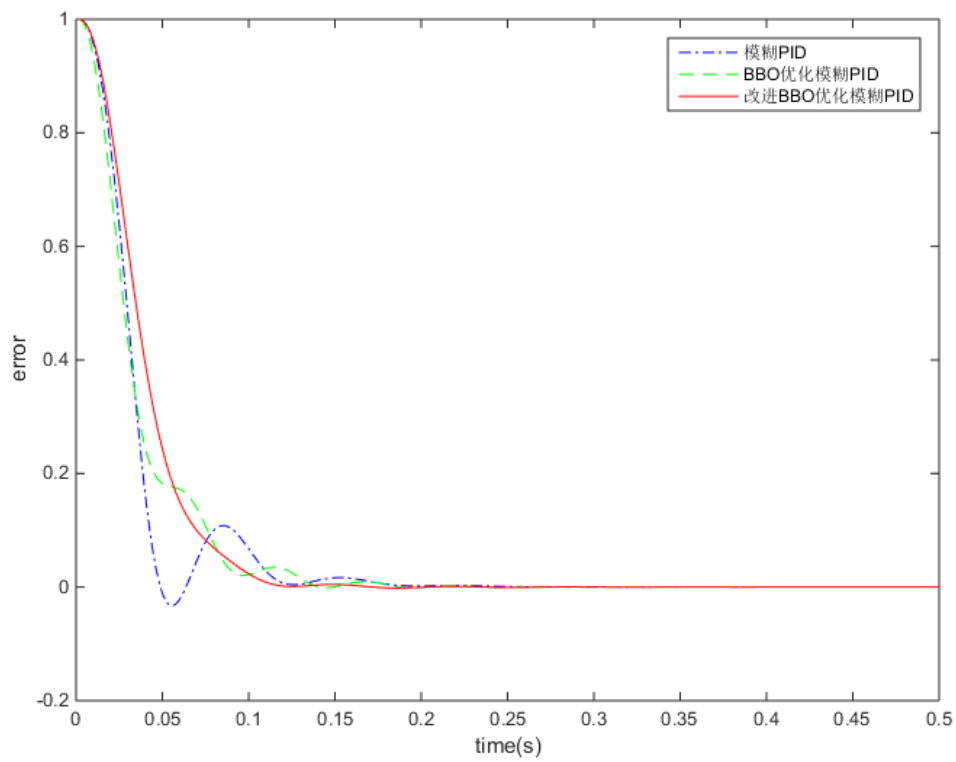


图 4-9 误差结果对比

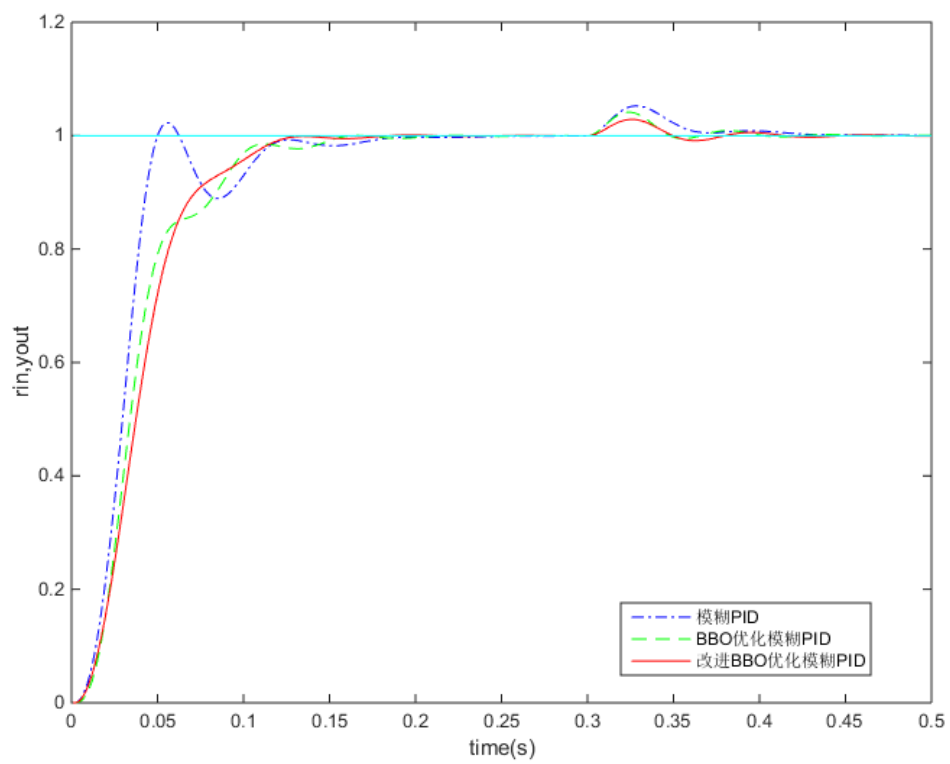


图 4-10 外部扰动的阶跃响应结果对比

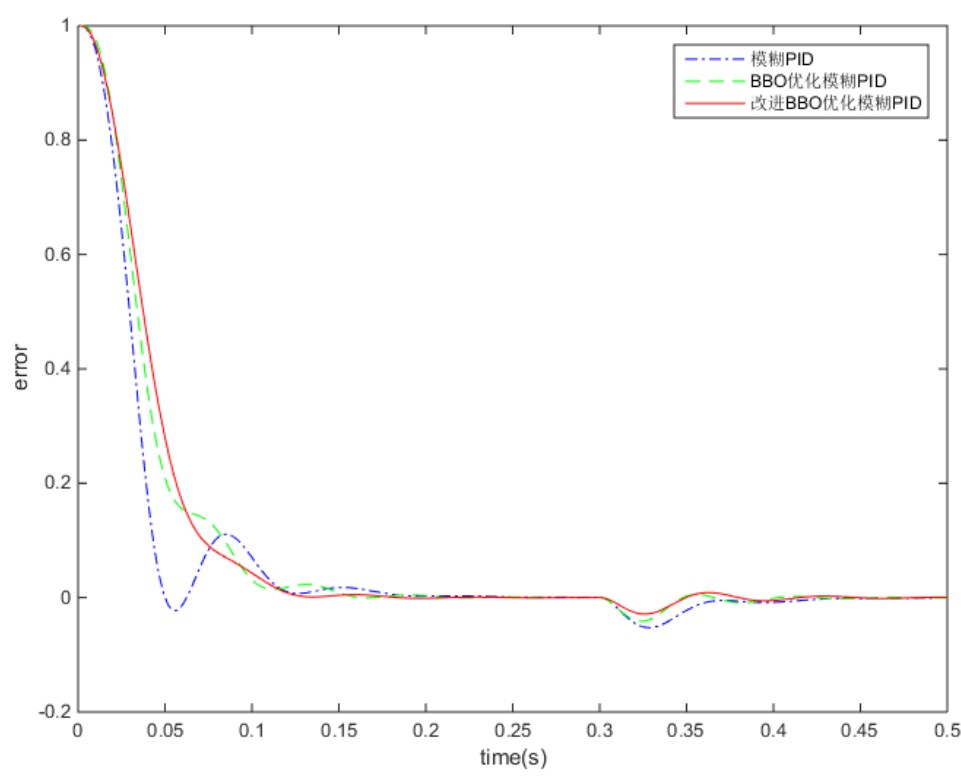


图 4-11 外部扰动的阶跃响应误差结果对比

表 4-1 优化性能参数结果			
优化方法	模糊 PID	BBO 优化模糊 PID	改进 BBO 优化模糊 PID
调节时间 $t_s(s)$	0.2571	0.1894	0.1412
超调量 $\sigma(\%)$	2.9283	0.1350	0.1073
最佳适应值		33.2631	30.2135

其改进后的 BBO 算法优化模糊 PID 控制器得到自整定的 PID 的三个参数为：

$$K_p=0.281, K_i=0.0, K_d=2.799$$

优化模糊 PID 器得到的隶属度函数为：

$$\{1.231\ 0.921\ 1.673\ 1.212\ 0.934\ 1.652\ 0.122\ 0.092\ 0.114\ 0.0247\ 0.0189\ 0.0231\ 0.119\ 0.097\ 0.118\}$$

优化模糊 PID 得到的模糊规则为：

1. If (e is NB) and (ec is NB) then (kp is PM)(ki is Z)(kd is Z)
2. If (e is NB) and (ec is NM) then (kp is PS)(ki is PB)(kd is PM)
3. If (e is NB) and (ec is NS) then (kp is NS)(ki is NM)(kd is NS)
4. If (e is NB) and (ec is Z) then (kp is NB)(ki is NM)(kd is NM)
5. If (e is NB) and (ec is PS) then (kp is PM)(ki is NS)(kd is NS)
6. If (e is NB) and (ec is PM) then (kp is Z)(ki is Z)(kd is PB)
7. If (e is NB) and (ec is PB) then (kp is Z)(ki is PM)(kd is PS)
8. If (e is NM) and (ec is NB) then (kp is PS)(ki is NM)(kd is PM)
9. If (e is NM) and (ec is NM) then (kp is PM)(ki is NS)(kd is PM)
10. If (e is NM) and (ec is NS) then (kp is NB)(ki is PB)(kd is PB)
11. If (e is NM) and (ec is Z) then (kp is PB)(ki is NM)(kd is PB)
12. If (e is NM) and (ec is PS) then (kp is NB)(ki is NS)(kd is Z)
13. If (e is NM) and (ec is PM) then (kp is NB)(ki is Z)(kd is NM)
14. If (e is NM) and (ec is PB) then (kp is PB)(ki is Z)(kd is Z)
15. If (e is NS) and (ec is NB) then (kp is PS)(ki is NB)(kd is PM)
16. If (e is NS) and (ec is NM) then (kp is NB)(ki is NM)(kd is PM)
17. If (e is NS) and (ec is NS) then (kp is PB)(ki is PM)(kd is PS)
18. If (e is NS) and (ec is Z) then (kp is NB)(ki is PM)(kd is NM)
19. If (e is NS) and (ec is PS) then (kp is PS)(ki is Z)(kd is NS)
20. If (e is NS) and (ec is PM) then (kp is NM)(ki is NM)(kd is NB)
21. If (e is NS) and (ec is PB) then (kp is Z)(ki is PS)(kd is Z)
22. If (e is Z) and (ec is NB) then (kp is NB)(ki is NS)(kd is PB)
23. If (e is Z) and (ec is NM) then (kp is Z)(ki is NM)(kd is PM)
24. If (e is Z) and (ec is NS) then (kp is NS)(ki is PB)(kd is PS)
25. If (e is Z) and (ec is Z) then (kp is PS)(ki is PB)(kd is NM)
26. If (e is Z) and (ec is PS) then (kp is PM)(ki is PS)(kd is NB)
27. If (e is Z) and (ec is PM) then (kp is NM)(ki is NM)(kd is PS)
28. If (e is Z) and (ec is PB) then (kp is NS)(ki is NB)(kd is PM)
29. If (e is PS) and (ec is NB) then (kp is PM)(ki is NS)(kd is PM)
30. If (e is PS) and (ec is NM) then (kp is PS)(ki is NS)(kd is NM)
31. If (e is PS) and (ec is NS) then (kp is PB)(ki is Z)(kd is PB)
32. If (e is PS) and (ec is Z) then (kp is NS)(ki is NM)(kd is NS)
33. If (e is PS) and (ec is PS) then (kp is PM)(ki is PB)(kd is NB)
34. If (e is PS) and (ec is PM) then (kp is NS)(ki is PB)(kd is NM)
35. If (e is PS) and (ec is PB) then (kp is NM)(ki is PM)(kd is NS)
36. If (e is PM) and (ec is NB) then (kp is Z)(ki is PM)(kd is PB)
37. If (e is PM) and (ec is NM) then (kp is NB)(ki is PB)(kd is PS)
38. If (e is PM) and (ec is NS) then (kp is PM)(ki is NM)(kd is Z)
39. If (e is PM) and (ec is Z) then (kp is NM)(ki is PS)(kd is PS)
40. If (e is PM) and (ec is PS) then (kp is NM)(ki is PM)(kd is Z)
41. If (e is PM) and (ec is PM) then (kp is NB)(ki is Z)(kd is PS)
42. If (e is PM) and (ec is PB) then (kp is NB)(ki is PS)(kd is NB)
43. If (e is PB) and (ec is NB) then (kp is NS)(ki is NB)(kd is NS)
44. If (e is PB) and (ec is NM) then (kp is Z)(ki is PM)(kd is NB)
45. If (e is PB) and (ec is NS) then (kp is PS)(ki is NB)(kd is Z)
46. If (e is PB) and (ec is Z) then (kp is NM)(ki is PS)(kd is PM)
47. If (e is PB) and (ec is PS) then (kp is NM)(ki is PM)(kd is NM)
48. If (e is PB) and (ec is PM) then (kp is NB)(ki is PB)(kd is PS)
49. If (e is PB) and (ec is PB) then (kp is PM)(ki is NS)(kd is PB)

从图 4-8 和图 4-9 可知,改进的 BBO 算法得到相对于原 BBO 算法以及常规模糊 PID 器得到的仿真有着有不错的效果,稳态误差被消除,控制器有着更好的稳态性能。图 4-11 和图 4-12 为在受到外界干扰时,改进的 BBO 优化后的控制器可以更快的消除干扰,有着更好的抗干扰能力。表 4-1 也反映出改进的 BBO 优化后的控制器几乎无超调,调节时间很短。由此可以分析出,改进后的 BBO 算法对模糊 PID 控制器的优化后得到的控制效果更加有效。

4.4.2 实验二

为进一步验证算法有效性,将改进的算法与文献^[56]中的 GA 算法、文献^[57]中的 PSO 算法对模糊 PID 控制器参数优化做进一步的实验对比,GA 算法参数为:交叉概率 $P_c=0.9$,变异概率 $P_m=0.008$ 。PSO 算法参数为:最大飞行速度 $V_{max}=0.8$,学习因子 $C_1=C_2=2$, w 取值范围为 $[0.4,0.9]$ 。

在 MATLAB 平台上进行仿真,三者的实验结果对比如图 4-12 和图 4-13 所示:

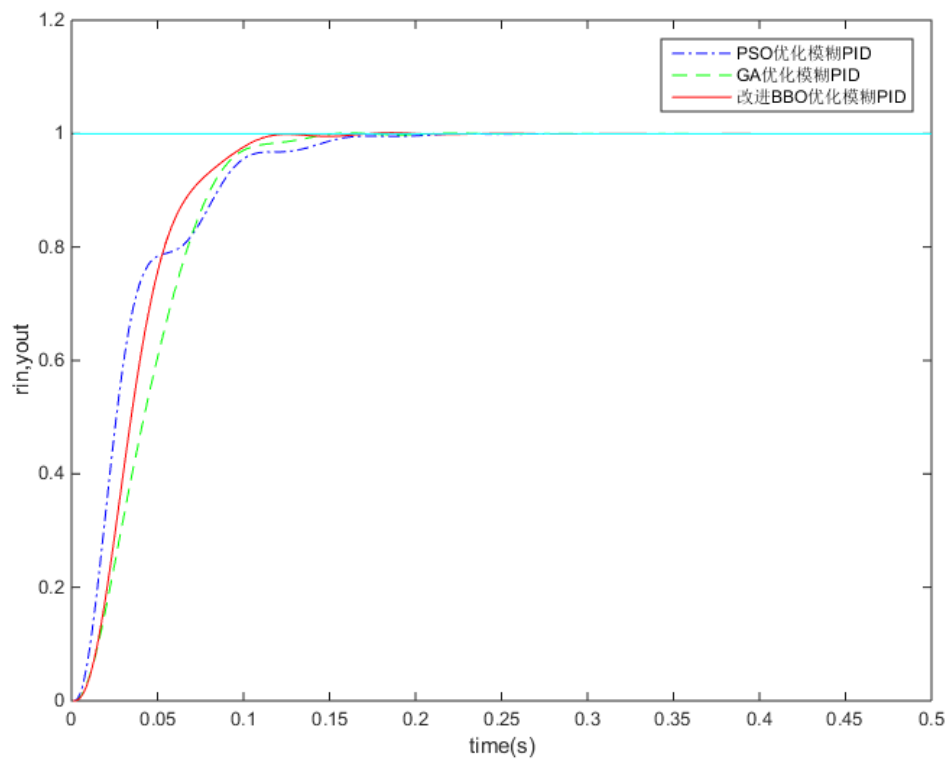


图 4-12 阶跃响应结果对比

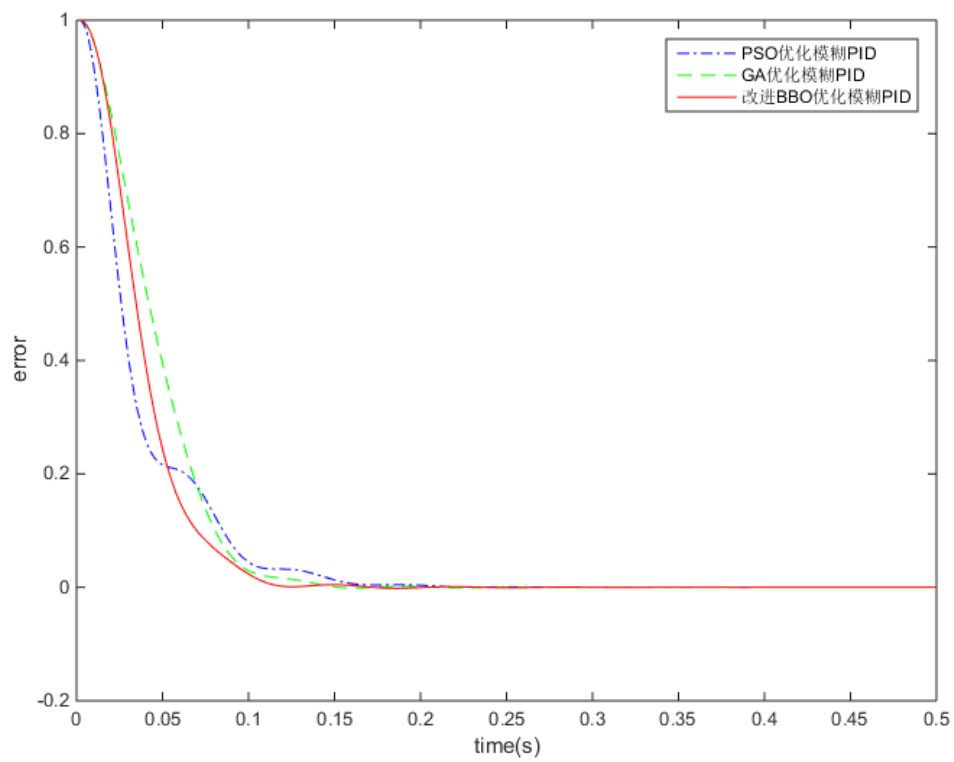


图 4-13 阶跃响应误差结果对比

表 4-2 优化性能参数结果

优化方法	改进 BBO	GA	PSO
上升时间 $t_r(s)$	0.076	0.083	0.091
调节时间 $t_s(s)$	0.141	0.158	0.172
超调量 $\sigma(\%)$	0.107	0.117	0.103
最佳适应值	30.2135	32.7621	34.3405

从图 4-12 和图 4-13 的单位阶跃响应对比结果以及表 4-2 得到的优化性能参数结果可知，三种优化算法对于优化模糊 PID 控制器参数都取得了不错的效果，上升时间和调节时间都比较接近，超调量几乎为零，稳态误差能够完全消除，但是改进后的 BBO 算法得到的响应曲线比 GA 和 PSO 的更加平滑，响应速度更快。

由以上的实验可以得出：将改进的 BBO 算法与原 BBO 算法、GA 算法、PSO 算法以及常规模糊 PID 控制器的控制效果做仿真结果对比，可知改进后的 BBO 算法优化模糊 PID 器参数更加有效，控制器能够得到更好的动态和静态性能，较大的提升了控制品质。

第 5 章 基于 BBO 的交流伺服控制系统仿真

随着我国工业的快速发展，用于生产所使用的伺服控制系统越来越多的应用于各个行业。而伺服控制系统中的交流永磁同步伺服电机（PMSM）因具有结构比较简单、产生的转矩大、响应速度快、损耗较少等特点^[58]，已经被广泛的应用其中。但是，目前用于控制是伺服系统的控制方法方法依旧比较的单一，其中的模糊 PID 控制由于其不错的控制性能被应用于此^[59]。但是由于模糊 PID 控制器的隶属度函数的及模糊规则等参数设置完全依赖于专家知识经验，控制效果受到较大局限，因此将改进的 BBO 算法优化的模糊 PID 控制器用于 MATLAB/Simulink 搭建的交流伺服控制系统中，并进行速度控制的仿真实验。

5.1 dq 坐标系下 PMSM 的数学模型及矢量控制策略

设永磁同步电机为理想情况下的模型，定子绕组采用星形连接，则在 dq 坐标系下的数学模型为：

$$u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \omega \psi_q \quad (5-1)$$

$$\psi_d = L_d i_d + \psi_f \quad (5-2)$$

$$u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \omega \psi_d \quad (5-3)$$

$$\psi_q = L_q i_q \quad (5-4)$$

$$T_e = \frac{3}{2} (P_n \psi_f i_q + P_n i_d i_q (L_d - L_q)) \quad (5-5)$$

$$T_e - T_L - B\omega_r = J \frac{d\omega_r}{dt} \quad (5-6)$$

式中， u_d 和 u_q 为定子电压矢量在 d 轴和 q 轴的分量； ψ_d 和 ψ_q 为定子磁链矢量在 d 轴和 q 轴的分量； i_d 和 i_q 为定子电流矢量在 d 轴和 q 轴的分量； L_d 和 L_q 为 dq 轴的同步电感； R_s 、 ψ_f 分别为定子绕组电阻、转子的偶合磁链； ω 、 ω_r 、 P_n 分别为转子的旋转电角速度、转子的机械电角速度、磁极对数，其中 $\omega = P_n \omega_r$ ； T_L 为负载转矩； B 、 J 分别为摩擦系数、转动惯量。

在电机控制策略中，空间电压矢量脉宽（Space Vector PWM，SVPWM）控制因其具有优秀的控制效果且易于应用等特点，已经成为控制电机的常用方法^[60]。为了便

于计算, 使用 $i_d=0$ 的空间电压矢量控制 (SVPWM) 策略^[62], 于是可以得到简化后的电磁转矩的数学模型为:

$$T_e = \frac{3}{2} P_n \psi_f i_q \quad (5-7)$$

从式 (5.7) 可知, T_e 和 i_q 成正比, 因此电机可以等效为直流电机, 方便工程计算。

5.2 PMSM 伺服控制系统模型搭建

在 MATLAB/Simulink 仿真平台上, 使用 PSB 模块库搭建转速和电流双闭环交流永磁同步电机调速系统仿真模型, 图 5-1 为转速和电流双闭环永磁同步电机调速系统的控制系统原理框图:

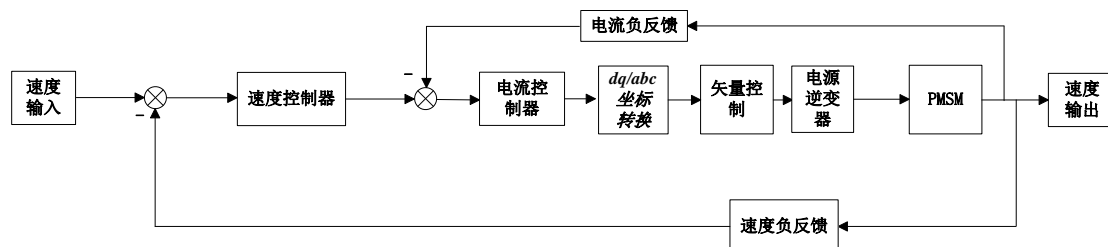


图 5-1 伺服控制系统原理框图

该系统的外环为速度环, 使用改进 BBO 优化的模糊 PID 控制器进行控制, 内环为电流环, 使用 PI 控制器控制, 对电源逆变器采用 SVPWM 控制策略^[61]。

由上文可知, 改进的 BBO 算法优化模糊 PID 控制器是通过编程创建 CBBO-fuzzyPID.m 文件实现的, 因此想要将该算法应用到伺服控制系统中, 需要将该 M 文件通过 S 函数转换为可以在 MATLAB/Simulink 环境下调用的文件, 然后封装在 MATLAB/Simulink 中的 S-Function 模块中。构建的模型主要由坐标变换、SVPWM、电源逆变器及 PMSM 等模块构成^[61-62], 其中 SVPWM 模块如图 5-2 所示:

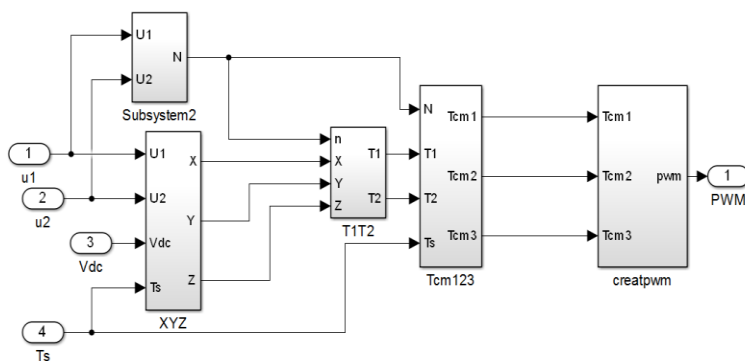


图 5-2 SVPWM 模块

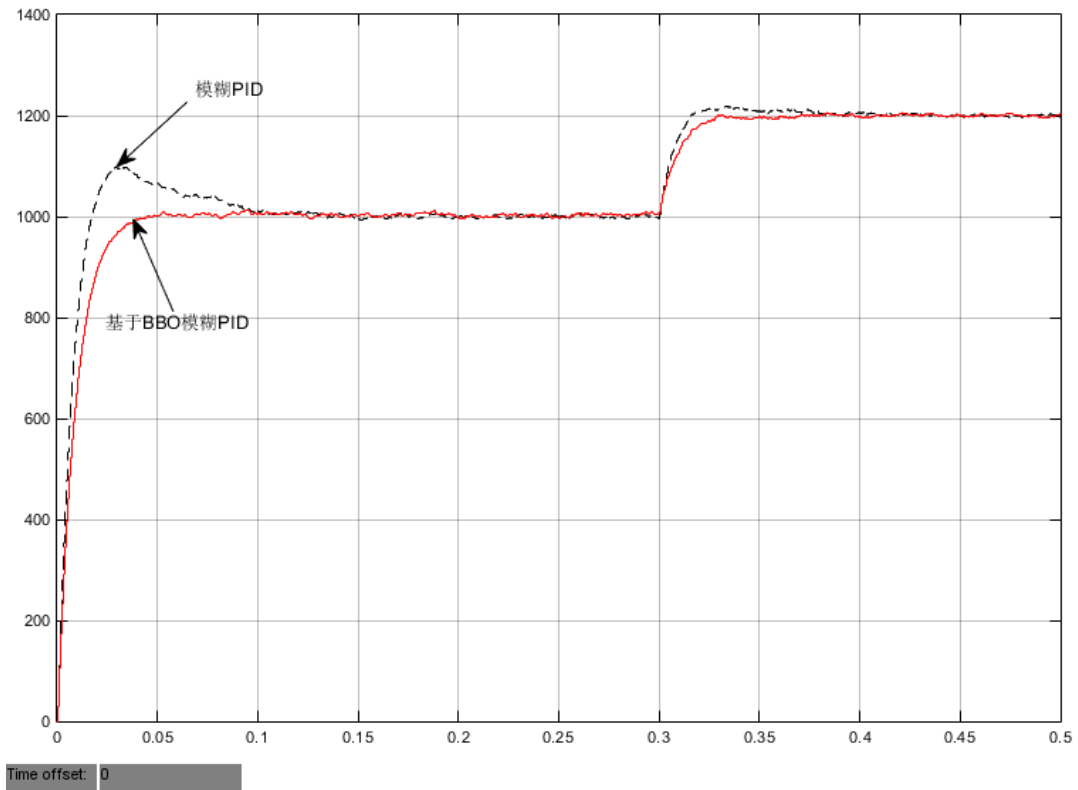


图 5-4 空载下电机转速仿真对比

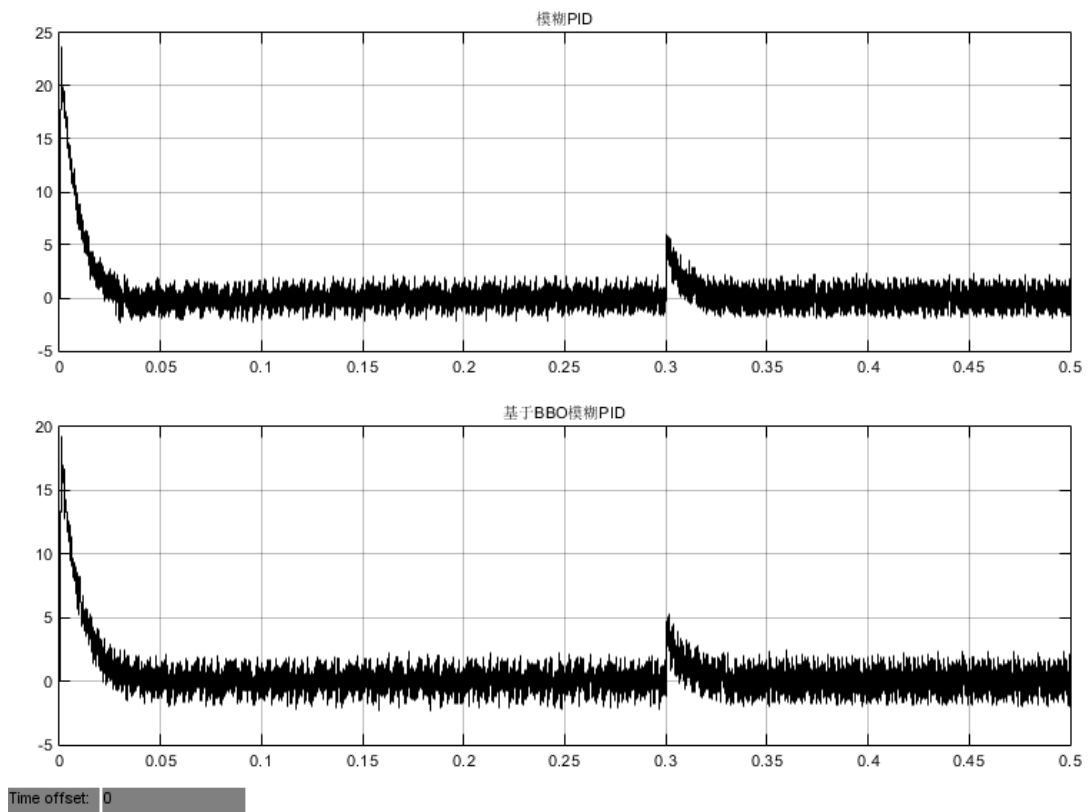


图 5-5 空载下转矩仿真对比

由图 5-4 和图 5-5 可知电机在模糊 PID 控制作用下转速能够较快的提升,但是有一定的超调量,转速大约在 $0.12s$ 时趋于稳定;而在改进 BBO 优化的模糊 PID 控制作用下,电机转速能够稳定的提升,且没有超调量,转速大约在 $0.05s$ 时趋于稳定;当转速在 $t=0.3s$ 提升到 1200 r/min 时,依旧能够稳定快速的稳定到最终转速。所以改进 BBO 优化模糊 PID 控制器的方法具有更高的稳态精度以及跟随性能。

5.3.2 电机进行带载启动实验

电机进行带载启动时,设给定的转速为 1000 r/min ,启动负载为 $20\text{ N}\cdot\text{m}$,仿真时间 $t=0.5s$ 。当在 $t=0.2s$ 时,突加负载 $5\text{ N}\cdot\text{m}$,在 $t=0.35s$ 时,减少 $10\text{ N}\cdot\text{m}$ 的负载,最后得到的转速和转矩的仿真对比如图 5-6 和图 5-7 所示:

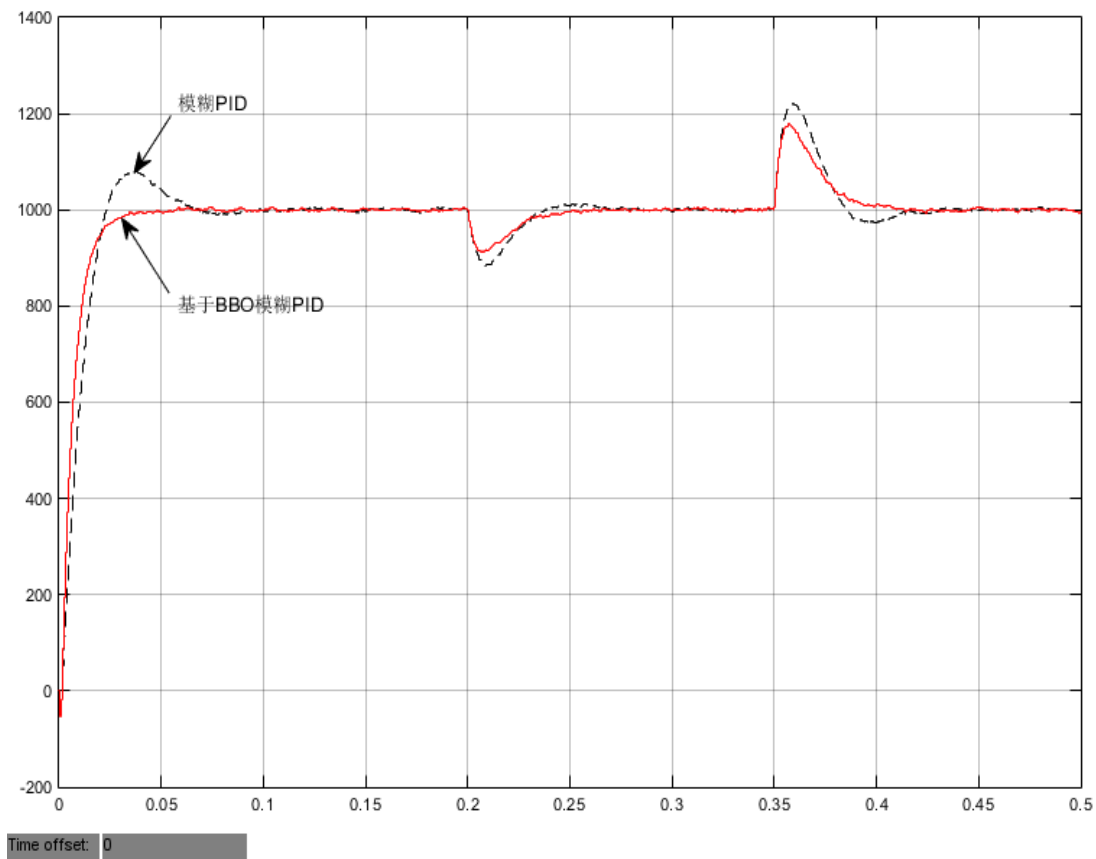


图 5-6 负载变化的转速响应对比

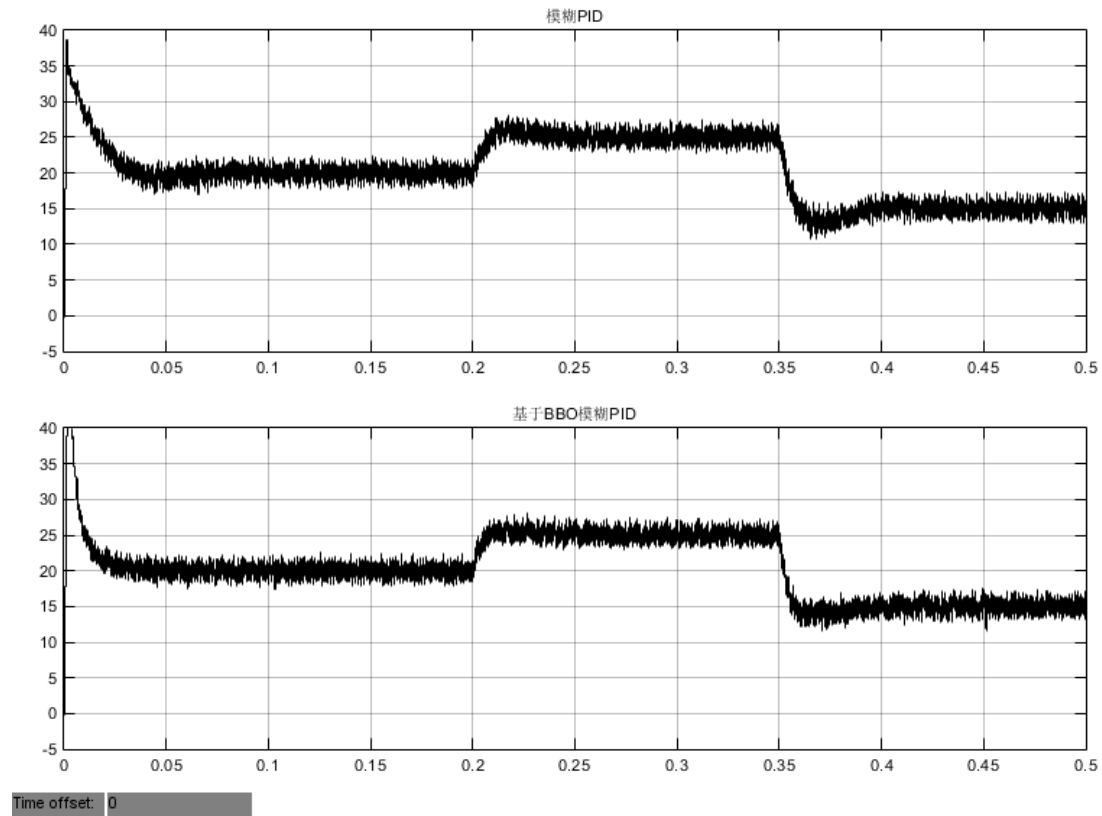


图 5-7 负载变化的转矩响应对比

从图 5-6 和图 5-7 可以看出，改进 BBO 优化的模糊 PID 控制器的方法相比于模糊 PID 控制器在突然外加负载以及减小负载的情况下，转速的突然下降和上升能够以更小的幅值变化，并且能够更加快速平稳的恢复到给定的转速，具有更好的抗干扰能力。

因此，使用基于 BBO 模糊 PID 控制器的方法对 PMSM 伺服系统进行转速控制无论是在空载还是带载启动的情况下，系统都能够表现出更好的稳态性和抗干扰能力。

结论与展望

1. 工作总结

如今许多控制方法应用于工业控制中，其中的模糊控制与 PID 控制两者结合起来构成的模糊 PID 控制器，可以整定 PID 的三个参数，提高控制精度。但是模糊控制隶属度函数和模糊规则完全依赖专家和工作人员知识经验确定的，具有较大的盲目性，故使用智能算法对其进行参数优化，进一步提升控制器的性能。

本文使用 BBO 算法对模糊 PID 控制器的参数进行优化研究，并通过改进 BBO 算法，以进一步提升控制器的控制性能。通过一系列的仿真实验，表明该方法的有效性。论文的主要工作为：

1) 对生物地理学优化算法的迁移操作和变异操作做了详细阐述。将该算法用于模糊 PID 控制器的隶属度函数和模糊规则的参数优化，详细给出了隶属度函数以及模糊规则等参数的选择，并使用混合编码将参数构成 BBO 算法的解向量 SIV。最后给出了基于 BBO 算法优化模糊 PID 控制器的混合优化方法的框图及步骤。

2) 在分析了 BBO 算法是通过迁移操作完成栖息地的信息交换的基础上，给出了一种基于云模型理论改进的 BBO 算法。在原 BBO 算法的余弦迁移模型的基础上通过云模型调整因子优化迁入率和迁出率的取值范围，提高 BBO 算法的收敛速度。然后将改进后的 BBO 算法用于模糊控制器中的隶属度函数和模糊规则等参数的优化，并在 MATLAB 上进行仿真实验。仿真结果与常规模糊 PID 控制器和基于 BBO 算法、GA 算法、PSO 算法优化后的模糊 PID 控制器进行仿真实验对比。结果表明，改进后的 BBO 算法对于阶跃响应具有更快的响应速度和跟踪能力，能够较大的改善控制器的静态能力。

3) 将改进的 BBO 算法用于工业生产中具有代表性的伺服控制领域，通过 MATLAB/Simulink 搭建交流伺服控制系统模型，然后使用改进 BBO 算法优化的模糊 PID 控制器进行仿真实验对比，反映了该方法用于速度控制使得伺服系统有更高的稳定性和抗干能力。

2. 展望

由于时间及能力有限，本文使用 BBO 算法对模糊 PID 控制器的参数进行寻优所做的工作还有许多不足，依然有大量的工作需要进行：

1) 生物地理学优化算法作为一种进化算法，与其它的进化算法有着相似之处但也有区别，虽然本文提出了改进的 BBO 算法，但是如何获得更加接近实际的自然规律的迁移模型以及变异机制从而进一步提高 BBO 算法的性能有待更多的研究和探索。

2) 本文使用 BBO 算法对模糊 PID 控制器的参数进行的寻优是在 MATLAB 仿真平

台上进行的，但是由于寻优参数较多，需要耗费较多的时间进行寻优，因此对于实时跟踪要求较高的场合效果不好，因此如何提高算法寻优速度有待更多改进。

3) 由于 BBO 算法对模糊 PID 控制器的参数寻优是在仿真环境下进行的实验，虽然有着不错的效果，但是对于现场的真实工作环境，如何让 BBO 算法能够有效、安全的运用其中还需要进一步的深入研究

致谢

不知不觉三年的读研究生涯已经悄然而至，在毕业即将来临之际，我思考了许多，也回想了很多。在这三年的时间里，我收获许多，而这些收获离不开导师，同学，家人对我的关心，鼓励和支持。借论文完成之际，向我的导师，同学和家人表示深深的感谢。

非常感谢我的导师苟先太老师三年来对我的悉心教导，老师严谨的治学精神、渊博的知识素养、精益求精的态度、扎实的工作作风以及宽以待人的人格魅力使我受益匪浅，为我今后的人生树立了一个榜样，在此，衷心地向老师在我学习的过程中对我的帮助和指导表示真诚的感谢！

非常感谢金炜东教授对于学习方面的严格要求，使我在研究上一直保持着谨慎的态度。感谢实验室团队老师在科研实验中的指导，让我在完成任务的过程中得到了很多启发。

感谢我的同学和朋友，当我在学习研究遇到困难时，是你们一直在我身边关心我，支持我。在实验室里，大家一起研究、生活、玩耍，丰富了我的生活，祝愿大家都有一个美好的未来。

最后，我要特别感谢我家人，每当我遇到的困难时，是你们默默的陪伴，感谢我的父母对于我的无微不至的关怀和鼓励！

最后，衷心感谢各位专家于百忙之中详细审阅我的论文，期盼给予我批评和指正。

参考文献

- [1] 倪寄淞. 浅谈自动控制理论的发展及其应用[J]. 东方企业文化, 2015(15): 192+195.
- [2] 刘涛, 黄梓瑜. 智能控制系统综述[J]. 信息通信, 2014(08): 101-102.
- [3] 窦艳艳, 钱蕾, 冯金龙. 基于 Matlab 的模糊 PID 控制系统设计及仿真[J]. 电子科技, 2015, 28(02): 119-122.
- [4] 乔志杰, 程翠翠. 基于遗传算法优化的模糊 PID 控制研究及其仿真[J]. 安徽电气工程职业技术学院学报, 2009, 14(03): 98-102.
- [5] Simon D. Biogeography-Based Optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702-713.
- [6] L.A.Zadeh. Fuzzy Sets[J]. Information and Control, 1965, 8: 338-353.
- [7] L.A.Zadeh. Outline of a New Approach to the Analysis and Decision processes[J]. IEEE Trans SMC. 1973, 3(1).
- [8] Mandani E H. Application of Fuzzy Algorithms for simple Dynamic Plant. Proc. IEEE. 1974, 121: 1585-1588.
- [9] 李洪兴, 苗志宏, 王加银. 四级倒立摆的变论域自适应模糊控制[J]. 中国科学 E 辑: 技术科学, 2002(01): 65-75.
- [10] 张瑞娟. 基于遗传优化的 Fuzzy-PID 控制策略研究[D]. 燕山大学, 2010.
- [11] 何芝强. PID 控制器参数整定方法及其应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2005.
- [12] 李岩. 模糊 PID 控制在液位控制中的应用[D]. 合肥工业大学, 2008.
- [13] 路桂明. 基于模糊 PID 控制的电锅炉温度控制系统研究[D]. 哈尔滨理工大学, 2007.
- [14] 陈小强, 马泳娟, 侯涛, 等. 预测模糊 PID 在高速列车速度控制中的研究[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(01): 191-196+201.
- [15] 马小雨. 模糊 PID 复合控制算法的有效改进[J]. 现代电子技术, 2016, 39(04): 153-155.
- [16] 刘明. 基于神经网络的混合型模糊 PID 控制研究[D]. 中国石油大学, 2009.
- [17] 任林杰, 范多旺, 杨军霞. 基于 GA 优化模糊 PID 控制的 ATO 算法研究[J]. 铁道标准设计, 2017, 61(02): 127-130.
- [18] 刘滨朝, 李明辉. 粒子群整定模糊 PID 控制纸机干燥部压力研究[J]. 中国造纸学报, 2017, 32(04): 42-46.
- [19] Simon D, Ergezer M, Du Dawei. Markov models for biogeography-based optimization

- and genetic algorithms with global uniform recombination[EB/OL]. [2014-04-03]. <http://academic.csuohio.edu/simond/bbo>.
- [20] 马海平, 李雪, 林升东. 生物地理学优化算法的迁移率模型分析[J]. 东南大学学报, 2009, 39(S1): 16-21.
- [21] Guoping Yang, Sanyang Liu, Jianke Zhang, et al. Control and synchronization of chaotic systems by an improved biogeography-based optimization algorithm[J]. Apply Intelligence, 2013, 39: 132-143.
- [22] Wenyin Gong, Zhihua Cai, Charles X. Ling, et al. A real-coded biogeography-based optimization with mutation[J]. Applied Mathematics and Computation, 2010, 216(9).
- [23] Boussaid I, Chatterjee A, Siarry P, et al. Two-stage update biogeography-based optimization using differential evolution algorithm[J]. Computer and Operations Research, 2011, 38(8): 1188-1198.
- [24] 李静文, 赵晋泉, 张勇. 基于改进差分进化-生物地理学优化算法的最优潮流问题[J]. 电网技术, 2012, 36(09): 115-119.
- [25] 张萍, 魏平, 于鸿洋, 等. 基于混沌的生物地理分布优化算法[J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(01): 65-69.
- [26] 罗丹. 生物地理学算法的研究及应用[D]. 新疆大学, 2015.
- [27] 王彦超. 生物地理学优化算法的改进研究及应用[D]. 南昌航空大学, 2016.
- [28] Bhattacharya A, Chattopadhyay P K. Hybrid differential evolution with biogeography-based optimization for solution of economic load dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2010, 25(4): 1955-1964.
- [29] Bhattacharya A, Chattopadhyay P K. Hybrid differential evolution with biogeography-based optimization algorithm for solution of economic emission load dispatch problems [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38 (11): 14001-14010.
- [30] 郑肇葆. 生物地理学优化(BBO)在图像分割中的应用[J]. 武汉大学学报, 2011, 36(08): 932-935.
- [31] 李翔硕. 基于生物地理学优化算法的输电网规划[D]. 南昌大学, 2012.
- [32] 李刘川. PID 控制在过程控制中的应用探讨[J]. 电子技术与软件工程, 2016(12): 150.
- [33] 范津齐. 基于模糊自整定 PID 算法的电锅炉温度控制[D]. 沈阳理工大学, 2013.
- [34] 段力学. PID 参数整定方法分类与概述[J]. 现代计算机(专业版), 2012(07): 23-26.
- [35] 窦振中. 模糊逻辑技术是二十一世纪的核心技术[J]. 计算机应用研究, 1996(04): 8-12.
- [36] 瞿枫. 智能 PID 控制方法及模糊控制装置实现[D]. 南京师范大学, 2007.
- [37] 陈志飞. 基于 PLC 及模糊 PID 控制器的供暖锅炉控制系统设计[D]. 宁夏大学,

2009.

- [38] 诸静. 模糊控制理论与系统原理. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [39] 刘金锟. 先进 PID 控制 MATLAB 仿真(第 4 版). 北京: 电子工业出版社, 2016.
- [40] Bagley, J. D. The Behavior of Adaptive Systems Which Employ Genetic and Correlation Algorithms. Dissertation Abstracts International, 1967, 28(12).
- [41] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of the IEEE Tnternational Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948.
- [42] 王锋, 张国焯, 张怀相. 模糊隶属度函数的遗传优化[J]. 杭州电子科技大学学报, 2009, 29(04): 34-37.
- [43] 杨洪坤, 任德均, 孙勇威, 翟少斌. 基于改进的遗传算法的伺服电机模糊 PID 控制器设计[J]. 精密制造与自动化, 2016(04): 38-41.
- [44] 任林杰, 范多旺, 杨军霞. 基于 GA 优化模糊 PID 控制的 ATO 算法研究[J]. 铁道标准设计, 2017, 61(02): 127-130.
- [45] 刘滨朝, 李明辉. 粒子群整定模糊 PID 控制纸机干燥部压力研究[J]. 中国造纸学报, 2017, 32(04): 42-46.
- [46] 崔雪兵. 基于 PSO 的同步发电机模糊 PID 励磁控制研究[D]. 东北大学, 2010.
- [47] 刘乐, 高海波, 缪光辉, 等. 基于 PSO 优化模糊控制的船舶能量管理策略研究[J]. 武汉理工大学学报, 2017, 39(03): 32-37.
- [48] Wallace. The Geographical Distribution of Animals [M]. Boston, MA: Adamant Media Corporation, 2005.
- [49] Darwin. The Origin of Species [M]. Gramercy, 1995.
- [50] MacArthur R, Wilson E. The Theory of Biogeography [M]. Princeton, NJ: Princeton Univ. Press, 1967.
- [51] Gilpin H M. Meta Population Biology [M]. New York Academic, 1997.
- [52] Simon D, Rarick R, Ergezer M, et al. Analytical and numerical comparisons of biogeography-based optimization and genetic algorithms[J]. Information Sciences, 2011, 181(7): 1224-1248.
- [53] 王存睿, 王楠楠, 段晓东, 等. 生物地理学优化算法综述[J]. 计算机科学, 2010, 37(07): 34-38.
- [54] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995(06): 15-20.
- [55] 付斌, 李道国, 王慕快. 云模型研究的回顾与展望[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(02): 420-426.

-
- [56]张小川, 魏建新, 郭鲁, 等. 基于遗传算法的足球机器人模糊 PID 优化控制策略[J]. 重庆理工大学学报, 2012, 26(04): 91-95+103.
- [57]杨梅. 基于微粒群算法的模糊 PID 控制系统设计方法研究[D]. 西南交通大学, 2008.
- [58]黄陈蓉, 徐波. 永磁同步电机矢量控制仿真分析[J]. 电气自动化, 2016, 38(02): 11-12+51.
- [59]孙书诚, 郎朗, 陈孟元. 模糊自适应 PID 控制器在交流伺服控制系统中的研究[J]. 长春工程学院学报, 2012, 13(02): 39-42.
- [60]于月森, 姜小艳, 符晓, 等. 三电平变换器 SVPWM 算法综述[J]. 变频器世界, 2009(09): 35-40.
- [61]王大江, 童亮, 李竹芳, 等. 基于 SVPWM 控制策略的 PMSM 驱动系统[J]. 北京信息科技大学学报, 2014, 29(05): 77-80.
- [62]高延荣, 舒志兵, 耿宏涛. 基于 Matlab/Simulink 的永磁同步电机(PMSM)矢量控制仿真[J]. 机床与液压, 2008(07): 296-299.
-

攻读硕士学位期间发表的论文及科研成果

发表论文：

- [1]李登辉. 基于云模型的 BBO 算法优化模糊 PID 控制研究. 无线互联科技, 2018.