学校代号  学 号

分 类 号 密 级

****

硕士学位论文

基于改进蝴蝶优化算法聚类的协同过滤推荐系统的研究与实现

学位申请人姓名 何雄

培 养 单 位 信息科学与工程学院

导师姓名及职称 戴牧红教授

学 科 专 业 软件工程

研 究 方 向 推荐系统

论文提交日期 2022年 2月10日

**The Research on Some Chemical and Physical Test Methods in the Chemical and Fiber Production Process**

**by**

**LIU Changjiang**

## B.E.(Hunan University)1995

**A thesis submitted in partial satisfaction of the**

**requirements for the degree of**

**Master of science**

**in**

**Analytical chemistry**

**in the**

**Graduate school**

**of**

**Hunan University**

**Supervisor**

**Professor Wang Xiong**

**October,2001**

湖　南　大　学

学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的论文是本人在导师的指导下独立进行研究所取得的研究成果。 除了文中特别加以标注引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写的 成果作品。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完 全意识到本声明的法律后果由本人承担。 作者签名： 日期： 年 月 日

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。本人授权湖南大学可以 将本学位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 制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□。

(请在以上相应方框内打”√”)

作者签名： 日期： 年 月 日

导师签名： 日期： 年 月 日

Ⅰ

**摘 要**

石油化工行业的科学研究和产业发展对相关现代分析提出了新的要求，… …

（略）

关键词：酯；过氧化物；气相色谱；纤度；

Ⅱ

**Abstract**

The development of the scientific research and production in…………(略)

[B.E.(Hunan University)1995 3](#_Toc90403639)

**Key Words：** Ester; Peroxide; Gas Chromatography; Fiber number

Ⅲ

**目 录**

学位论文原创性声明和学位论文版权使用授权书………Ⅰ

摘要………………………………………………………Ⅱ

**Abstract**…………………………………………………Ⅲ

插图索引……………………………………………………Ⅶ

附表索引……………………………………………………Ⅷ

**第1章 绪论**…………………………………………………1

1.1 环已烷高压氧化液中酯类、过氧化物的气相色谱分 析研究………………………………………………2

1.1.1 气相色谱法最新进展…………………………2

1.1.2 气相色谱应用…………………………………7

**结论**…………………………………………………………61

**参考文献**……………………………………………………62

**附录A**（攻读学位期间所发表的学术论文目录）………63

致谢…………………………………………………………64

Ⅵ

**插图索引**

图1.1 气相色谱装置框图…………………………………2

图1.2 色谱流出曲线图(色谱图)………………………… 3

图2.1 Carbowax-20M柱110℃柱温环已烷氧化液的色谱图 … … … … … … … … … … … … … … … … … … … 21

Ⅶ

**附表索引**

表2.1 柱温与样品沸点的关系…………………………… 15

表2.2 9.26氧化液及其还原产物的色谱数据…………… 32

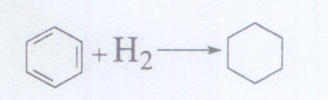
Ⅷ

**第1章　绪 论**

石化行业在我国国民经济中占有重要的地位，在质量检验和生产过程控制中，需要用到大量的化学和物理分析检验方法，这些分析检验方法的可靠性和检测分析速度对加强企业技术水平有着很重要的价值。发展与建立新的方法对促进企业的发展、丰富石化行业的理化分析方法和推动相关领域的理论和实践有着重要的意义。

鹰山石化厂化工化纤生产主要包括以下生产过程[3,4]：

苯加氢



（1.1）

**1.1 研究背景和意义**

中国互联网信息中心（CNNIC）发布的<<第46次中国互联网网络发展状况统计报告>> [1] 显示，截止2020年6月，我国网民规模达9.40亿，较2020年3月增长3625万，互联网普及率达67.0%，较2020年3月提升2.5个百分点。我国手机网民规模达9.32亿，较2020年3月增长3546万，网民使用手机上网的比例达99.2%，较2020年3月基本持平。

为了给这些互联网用户群体提供资讯服务，人们随处可见到各种各样的应用，根据上文的CNNIC报告显示，截止2020年6月底，我们国内市场上检测到的APP数量359万款，由此带来的网络数据的规模也日益膨胀。希捷科技赞助、国际数据公司（IDC）发布了《数据时代2025》[1]白皮书。白皮书显示，未来数据增长速度惊人，全球数据领域将从 2019 年的 45 ZB 增长到 2025 年的 175 ZB。数据的来源以及由数据飙升引起的应用趋势也会产生变化，这是数据未来的大势所趋。从数据中挖掘隐藏的巨大的价值，也必将促进社会的进步。

目前的社交、视频、新闻以及电子商务等互联网系统都是采用推荐系统给用户提供更好的体验。推荐系统的核心及充分考虑用户个性化的需求，即结合用户行为偏好、历史数据等，使用合适算法从海量数据中，将用户喜爱的内容推送给到用户，达到“千人千面”的目的。它能有效的提升用户忠诚度、粘性、增加流量，并提供满意度。同时也能够更深入了解用户，便于进行更多产品形态的开发和变现。

**1.2 国内外研究现状**

自从上个世纪90年代起，“推荐系统”被首先提出，最早是Tapestry首次提出协同过滤，解决电子邮件分类过滤问题。而其后协同过滤作为推荐系统的重要技术开始发展开来。其后，亚马逊等企业纷纷引入该算法，也就将推荐系统在多个领域开枝散叶。经过了经过了二十多年的沉淀与发展，推荐系统取得了瞩目的成果。

基于协同过滤的推荐。一般有基于用户的协同过滤和基于物品的协同过滤。不需要预先获取用户和新闻的特征数据，仅仅依赖于用户的历史行为数据对用户建模分析，从而给出推荐。具体是：根据用户－项目评分矩阵，寻找与目标用户（待推荐用户）有相似偏好的其他用户，即为目标用户的最近邻居，根据最近邻居进行评分预测，形成推荐。

但是在整个用户空间搜索目标用户的最近邻居非常耗时，并且存在选择邻居不合理的情况，进而导致推荐质量和推荐效率不高。于是基于聚类的协同过滤改进算法被提出。聚类技术的引入，使得在为了寻找近邻计算相似度的过程中，不用比较全局用户而只需比较同一个簇内的用户，减少了寻找相似用户时间。且聚类得到的同一个簇中对象具有较高的相似度。可以降低算法在计算相似度时的复杂性，并且增加系统的可扩展性。近些年许多学者对基于聚类的协同过滤算法提出了改进方案，Wang等人［3］设计了启发式聚类模型，根据数据集的特性为目标用户划分邻居，提高了推荐效率，仿真实验证明了这一算法的可行性。Li等人［4］提出了一种类别偏好Canopy-K-means聚类的协同过滤推荐算法，设计类别偏好比率，改善了推荐效率。

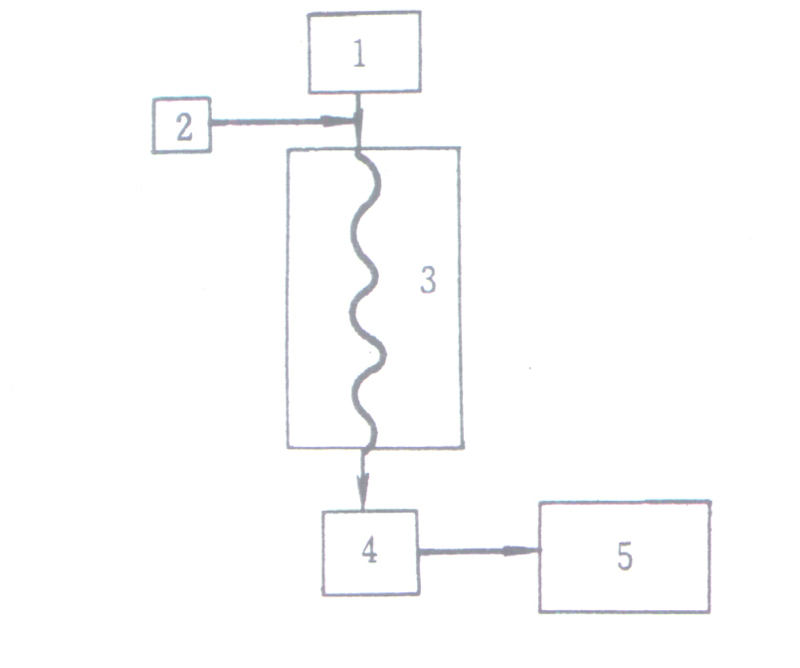


图1.1 气相色谱装置框图

1—流动相；2—样品；3—色谱柱与固定相；4—检测器；5—数据记录及处理器

**1.3 论文主要内容和组织结构**

论文分为以下五个章节：

第一章为绪论，主要介绍群智能算法、聚类算法和推荐系统的研究背景和意义，以及国内外的研究成果。

第二章主要介绍聚类算法中的 K-means 聚类和群智能算法中的粒子群优化的相关理论基础。

第三章主要介绍对粒子群算法的改进和加入改进粒子群的 K-means 聚类算法 IPK-means。

第四章主要介绍协同过滤推荐系统相关概念及其常见的协同过滤推荐算法，

协同过滤推荐算法的改进策略以及 IPK-means 算法在协同过滤推荐系统中的应用效果。

第五章主要是对全文研究工作的总结以及未来工作的展望。

**4**

**1.1.1.1 理论方面**

从色谱流出曲线（见图1.2）可知，为了获得最挂分离结果，应满足的条件是[11]

式为[13]



（1.11）.

式（1.11）还表明，在除柱温外其他操作参数都不变的情况下，给定组分的、或I等保留值与柱温有倒数的线性关系。另外，在操作参数不变的情况下，

**1.5 本文构想**

，提出工作。

**第2章　相关理论基础**

**2.1 聚类算法**

**2.1.1 聚类分析概念**

聚类分析作为数据挖掘领域中一个重要的研究方向，被广泛应用于统计学、生物学、医学、机器学习和模式识别等领域[6,27]。聚类分析的主要核心思想是物以类聚，即根据样本特征属性将类似的样本划分到相同的类群中，而差别相对比较大的样本则是分配到不同的类群中。算法是通过每个样本自身的特点属性实现这一划分的，这种划分过程的无监督的，因此我们不需要事先了解每个数据对象分别属于哪个类别。聚类可以根据样本是否只属于一个簇类，主要有硬聚类和模糊聚类。其中在数据挖掘领域中使用最为广泛的聚类方法是硬聚类，因此本文也主要针对硬聚类中的相关算法进行研究。

**2.1.2 聚类算法的要求**

受目前正处于蓬勃发展期的聚类分析技术的影响，相关人员也因此不断地研究和改进聚类分析技术中涉及到的各种聚类算法。然而，随着该技术的应用范围不断扩大，作为聚类分析核心的聚类算法也需要不断的完善以应对应用范围所带来的日益复杂的数据集。

（1）可扩展性和高维性

在当今数据呈爆炸式增长的大数据时代，算法所面对的数据量或许能达到成千上万甚至上百万。而大多数聚类算法表现出来的非常好的聚类效果可能是在那些规模相对较小的数据集上，这并不意味着它们能够在规模达到成千上万的数据集上得到同样高效的运行效果和效率。因此仅仅根据在较少的低维数据集上表现出的非常好的聚类结果，并不能评判一个聚类算法的好坏，一个良好的聚类算法同时也需要在大量的高维数据集上呈现出较好的性能。

（2）降低人工设定参数带来的影响

很多聚类算法在执行过程中都设定一些变量参数的值，这些参数的值一般都是由我们人为设定，比如 K-means 聚类中的 k 值等。然而一个稳定且良好的聚类算法在执行过程中应尽可能地降低人工设定参数的个数。首先，由于人工设定的参数值具有很大的随机性，因此用户只要通过不断尝试不同的参数值才能确定一个最佳的参数，这不仅增加了用户的使用难度，更提高了对使用者技能水平的要求；其次，人工设定的参数在算法的执行过程中很难发生改变，因此固定不变的参数过多只能保证算法在某个数据集上具有较好的效果，但是并不能说明它同样适用于其它更多的数据集。

（3）适用于任何类型数据集

由于过去数据类型的单一性，目前的大多数聚类算法对于非数值型元素形式的处理效果不太理想，但随着科技时代的不断发展，数据库中存储的数据形式也变得更加多样化，图片、文本等一些非数值型数据也会出现在我们需要处理的数据集中，这要求算法在处理这类数据集时也要表现出良好的性能。

**2.1.3 聚类算法**

目前为止相关研究人员提出发表的聚类算法各式各样，但是根据这些常见算法的聚类原理，我们可以把它们分为三类：划分聚类、密度聚类和层次聚类。下面是对这3类聚类方法的介绍并分析每个类型的典型算法。

（一）基于划分的聚类方法

基于划分的聚类方法是目前应用相对广泛的一种聚类方法，其基本原理是利用事先给定的方式将数据集中的数据对象划分到对应的簇类中。在得到聚簇的数目和初始化聚类中心点之后，基于划分的聚类方法会根据某个分配原则将每个数据对象依次划分到合适的簇类，然后不断重复执行更新中心点和分配数据集操作，直至算法满足结束条件。这类聚类方法的典型代表有 K-means 聚类等。

K-means 算法是一种经典的基于划分的聚类算法[28]。算法在开始时需要事先设定初始聚类中心点和聚类过程中形成的聚簇数目，然后根据距离原则将数据集中的每个数据划分到距离最近的簇类中，随后使用目标函数对聚类结果进行评价，如果不满足终止条件，则根据结果计算聚类中心重新聚类直至满足条件。算法的具体步骤如下：

（1）人为设定即将聚类的类别数目 k 的值；

（2）在原始数据集中以一定策略选择 k 个数据点作为当前每个类别的初始中心点；

（3）根据最小距离原则将数据集中的数据划分到距离最小的簇内；

（4）根据每个类中元素的属性计算平均值，作为该类的聚类中心点；

（5）根据目标函数评价当前聚类指标；

（6）如果满足终止条件，则算法结束；否则返回步骤（3）。

算法通常选用欧式距离计算数据和中心的差异，直接使用聚类评价指标函数作为目标函数，下节将介绍常见的聚类评价指标函数。

K-means 聚类算法的主要优点是原理易于理解和思想易于实现，而且算法具有快速的搜索能力，在包含球形元素的数据集上有着非常不错的聚类效果。但是算法在开始执行时要求我们人为输入类别数目 k 的值，另外聚类使用的数据集中的数据对象通常都是没有标签的，即我们事先并不知道每个数据分别属于哪一类，因此聚簇的数目事先是无法确定的，因此我们很难确定一个合适的 k 值；除此之外，聚类的初始中心点是算法开始时随机初始化得到的——即从原始数据集中随机的选取 k 个数据，而这些随机产生的中心点会对聚类结果和收敛速度产生很大的影响；另外数据集中的噪声点对于算法的聚类效果也有很大影响。

（二）基于密度的聚类方法

基于划分的聚类方法在判断数据对象之间的相似性时，通常采用的是计算并对比它们距离的方法，因此只能发现以聚类中心点为球心的球形簇类，不适用于其他非球形簇群。为了能够实现对各种形状数据集的聚类，研究人员提出了一种基于密度的聚类方法。该算法的实现原理是以包含的数据对象的数量对数据集划分聚类。这类聚类方法中比较有代表性的主要有 DBSCAN 算法等。

在 DBSCAN 聚类算法中，我们将邻域内包含数据点多且互通的数据点所形成的最大连通数据集合称作一个类别，根据这种处理方式我们将袁术数据集中的数据划分成多个聚类。算法执行之前要求人为设定两个参数——数据对象的邻域范围半径 r 和数据点的密度阈值 MinPts。

（1）r 邻域：以数据对象 xi为中心，r 为半径的球形空间区域，其中)，为数据 xi 的r邻域内的数据对象个数；

（2）核心对象：如果数据对象的r领域内所包含的对象个数不小于密度阈值 MinPts，那么 xi为核心对象，否则不是。

DBSCAN 算法的执行过程如下：

（1）输入需要聚类的数据集 S、邻域范围半径参数 r 和数据点的密度阈值MinPts。

（2）设定核心对象集合 P=∅，簇群数目 k=0，没有被访问过的对象集合 Q=S，聚类划分结果 C=∅。

（3）依次选择数据集 S 中的每个数据对象 xi，统计该对象的 r 邻域内包含的数据对象个数|xi|，若数据对象个数大于输入的参数阈值 MinPts，则xi为核心对象，即将 xi加入到核心对象集合 P 中，即 P=P∪{xi}。

（4）如果核心对象集合 P=∅，则算法结束，并输出聚类结果 C；否则转入（5）。

（5）从（3）中得到的核心对象集合 P 中取出一个核心对象 xi，建立一个当前聚类的核心对象集合𝑃′={xi}，并更新类别序号 k=k+1 和当前簇类中的数据对象集合= {𝑥𝑖}，同时修改没有被访问过的对象集合Q = Q − {𝑥𝑖}。

（6）如果当前聚类中包含的核心对象集合𝑃′=∅，则第 k 个聚类中的对象集合生成完毕，同时修改聚类划分结果 C 和核心对象集合P = P − ，返回步骤（4）；否则转入步骤（7）。

（7）从当前聚类包含的核心对象集合𝑃′中取出一个对象，找到该对象r的领域内所有对象集合，并将其中的核心对象加入到𝑃′，同时更新当前聚类的对象集合Q = Q − ，返回步骤（6）。

首先，DBSCAN 算法在非球形的数据集上的聚类效果不算差；其次，算法划分聚簇的标准为对象的密度，因此可以有效地降低个别噪声数据对整个算法聚类效果的影响；但是算法依然有着一些缺点，首先密度聚类算法不适合处理分布密度不均匀的数据集；其次算法运行过程中达到收敛的时间会比较长，并且随着数据集规模的增大，算法收敛所需要的时间会大幅度增加；最后阈值的设定也会影响聚类效果，但在实际的聚类过程中人为设定一个最佳的阈值是很难实现的。

（三）基于层次的聚类方法

基于层次的聚类方法实现原理是利用数据对象间的属性相似成都来划分数据集的聚类结构，聚类方法的过程就是合并与分解每层结构的过程。根据这种聚类思想，相关人员将层次聚类分为两种类型：凝聚聚类和分裂聚类。自底向上的凝聚层次聚类的原理是首先假设原始数据集中的每个数据对象都属于不同的类别，即每个数据对象自成一类，然后通过计算每个类别之间的相似度大小以判断哪些类群可以合并为一个更大的新类群，直至数据集中所有数据合并成一个类群或者算法达到某个终止条件。自上而下的分裂层次聚类的思想则与之相反，首先将整个原始数据集中的所有数据对象看作为一个类别，然后计算每个类别内的相似性大小并判断这些类别是否需要分裂为两个较小的类别，直至每个元素都是一个单独的类别或者达到终止条件。

作为一种经典的自底向上的凝聚层次聚类算法，AGNES 算法的执行过程如下：

下：

（1）输入数据集最终簇类数目 k 作为终止条件。

（2）将 S 中的每个对象初始化为一个单独的簇类，得到初始簇类集合，其中。

（3）根据簇类之间的距离计算公式找出距离最近的簇类 Ci和 Cj。

（4）将簇类 Ci和 Cj 合并为一个较大的簇类，即生成新的簇类 Cm=Ci∪Cj，同时将 Ci和 Cj 从C中删除，并将 Cm 加入到C中。 判断当前簇类数目|C|是否等于 k，若不是，则返回（3）；否则结束算法，输出聚类结果。

AGENS 聚类算法的效果与参数 k 的取值相关，通过设置不同的参数 k 值，算法可以得到不同粒度的多层次聚类结构，因此算法适用于任意形状的数据集；在聚类过程中算法合并聚类之后就无法撤销，这样尽管可以减少计算代价，但不可避免会出现合并后的簇类效果不如之前的问题；最后，随着聚类数据集规模的不断增大，聚类算法的运行时间也会大幅度增加，因此不具备较好的扩展性。

**2.1.4 聚类评价指标**

聚类评价指标是用来评价聚类效果的好坏，也是聚类算法的好坏的重要依据[29]。而聚类算法的目的是把数据对象划分为一个个簇类，同一簇内元素之间的属性相似度越高，不同簇间元素之间的相似度越小，则聚类效果越好。基于这一思想，研究人员引入了多种聚类评价指标的计算方式。另外由于目标函数也是算法

在聚类过程中的聚类效果好坏的体现，因此我们可以将目标函数设定为聚类评价

指标。在介绍聚类评价指标之前，我们需要先了解数据对象的相似性是如何计算

的。

（一）数据元素的相似度计算

聚类算法大多数是根据不同数据元素的相似度来对数据集进行划分聚类，因

此相似度的计算是聚类过程中至关重要的一步，不同的相似性计算方法也会对聚

类结果产生一些影响。目前常用相似性的计算方法主要有基于距离的欧几里得距

离公式，即： 

=

−=n

k

jkikji

xxxx1

2

)(),(dis ；当距离值 dis 越小，说明两个数据对象

越相似。

（二）聚类评价指标

介绍了数据对象的相似性计算之后，接下来我们讨论的是如何判断一个聚类

结果的好坏，也就是聚类评价指标的计算方式。一个好的聚类算法产生的簇类特

点为类内相似度高，簇间相似度低[

30]；一般评估聚类质量的指标分为内部评价指

标和外部评价指标。外部质量评价标准只适用于有标签类别的数据集，在已知每

个数据真实类别的前提下进行评价；而内部评价指标适用于任何数据集，它是基

于数据集的数据属性特征评价聚类效果，因此后者的适用性相对更加广泛。

常用的内部评价指标轮廓指数（SI）、邓恩指数（DVI）和戴维森堡丁指数

（DBI）。

（1）SI 主要测量每个簇自身距离和其它最近簇的距离比值：

k

i SI

SI

k

i



== 1

)( （2-1）

)}C()},C,C({maxmax{

)C()}C,C({max

)(iji

j

iji

j

avgdis

avgdis

i SI

−

= （2-2）

其中

|||

),(

),(dis

jiCx Cy

jiCCyxdis

CCi j

 

 

= （2-3）

)1|\*(|||

),(\*2

)(a,

,

−

=



iiyyx Cxi

CCyxdis

Cvgi （2-4）

dis(Ci,C

j)，avg(C

i)分别表示簇类 C

i 和 C

j 任意两个不同簇类数据的平均距离

和簇类 Ci

中任意两个数据的平均距离。SI 指数越高说明同一簇类内数据对象的

距离越小，不同簇类间数据对象的距离越大，聚类效果也就越好，但是该指标

的计算复杂度较高。

（2）DBI 主要测量任意两个簇类的类内平均距离之和与对应质心间距的比

值最大值：



=



+

=

k

1i}

),(

)()({max

1

jijiji uudis

avgCavg C

k

DBI （2-5）

其中

||u

i

Cxi

C

x

i





= （2-6）

ui

表示簇类 C

i 的簇心。DBI 指数越小说明同一簇类内数据对象的距离越

小，不同簇类间数据对象的距离越大，也就是说聚类效果越好。但是环状分布

的簇类得到的该指标数值上会相对较大。

（3）DVI 主要测量任意两个簇之间的类间最短距离和任意簇的类内最大距

离的比值：

)}},({max{max

)}},({min{min

,0,0yxdis

yxdis

DVI

i

jiCyxki

jixCy Ck



= （2-7）

DVI 值越大说明同一簇类内数据对象的距离越小，不同簇类间数据对象的

距离越大，也就说明聚类效果越好。但是具有离散类的簇类结果计算得到的该

指标数值会相对较大。

**第3章　改进蝴蝶优化聚类算法**

**3.1蝴蝶优化算法的改进**

**3.1.1 指数收敛因子**

为了增强BOA算法的探索能力和提供收敛精度，引入线性收敛因子(Linear convergence factor)α在蝴蝶森爱的全局位置更新处，为其设计的迭代前期α较大可以增强全局探索能力且递减速度快，而在迭代后期α收敛到较小值且递减速度变缓慢，以实现前期加速收敛，后期保证收敛精度在较高水平。Α随着迭代次数由2减小到0。文献收敛因子和黄金指引机制的蝴蝶优化算法，设计的公式是：

式中：t是当前迭代次数，是最大迭代次数。

一种改进的蝴蝶优化算法中实验指出，α递增算法性能也越来越差，当α算法随指数性能最优时。本文引入一种新的基于指数变化的收敛因子(Exponential connective factor)更新方式。



**3.1.2 融入差分进化策略和精英策略**

差分进化是一类基于群体的自适应全局优化算法，与遗传算法类似，不过不采用二进制编码，而是实数编码。它的进化也包括变异，交叉和选择。

变异操作：在每次迭代中基于指数收敛因子的蝴蝶算法融入差分进化策略（differential evolution）和精英(elite)策略。为了加强种群个体交互信息，做出了优化。

为了验证改进的指数收敛因子的有效性，实验首先进行了比较经典的蝴蝶优化算法，线性收敛因子蝴蝶算法和指数收敛因子蝴蝶优化算法在求解Sphere（单峰函数，公式）和Rastrigin函数（多峰函数）最小值问题过程中的优化结果。种群数量50，最大迭代次数500。动态转换概率0.8，C取0.01，α取0.1。结果如下，结果为算法独立运行30次取平均值。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 测试函数 | BOA算法 | LBOA算法 | EBOA算法 | EDEIBOA算法 |
| Sphere函数 | 0.026949 | 0.039431 | 1.255e-09 | 9.69674e-18 |
| Alpine函数 | 1.679137 | 0.839685 | 0.0001138 | 4.803655e-05 |

算法的改进算法的时间复杂度分析算法的种群规模设置为 N，最大迭代次数为 maxiter，搜索空间的维度为 dim，增加 差分进化策略，相当于增加一个内层循环( 由改进算法的流程图可以直接看出) ，则增加的运算量为 O( maxiter × dim × N) ，相当于增加了一个内层循环，根据改进算法的寻优效率来说，增加的计算量是可以接受的。

可以看到我们最终的最优的算法。相对于最初的基本蝴蝶算法。对于Sphere函数精度提升了16个数量级，对于Alpine函数精度也提升了5个数量级。

验证了EDEIBOA算法的有效性之后，我们在进一步验证与之结合的K-means 算法在不同数据集中的聚类结果表现。

**结 论**

本

**参 考 文 献**

-5-

[1] 赵晓，庞劲风，杨春光.浅析我国锦纶6帘子布生产现状.合成纤维工业，2001，24（1）：43-46

[2]  王德诚.我国轮胎帘子布供求现状与发展前景.中国化纤信息，1998，（9）：14-16

[3] 中国科学院大连化学物理研究所.气相色谱法. 北京：科学出版社，1972，44-46

[4] Crippen R C. Indentification of Oragnic Compounds With the Aid of Gas Chromatography. New York: Mc Graw Hill, 1993,36-39

1. Pecsok R L, Shieds L D, Cairns T, et al. Modern Methods of Chemical Analysis, New York: John Wiley & Sons, 1976,67-70

附录A 攻读学位期间所发表的学术论文目录

-6-

-10-

[1] 刘长江，邵国寅，王雄. 环己烷高压氧化液中环己基过氧化氢的气相色谱分析.湖南大学学报，已接受，待发表，文章编号20023497

-8-

致 谢

……（略）

-7-