

旅行推销员问题：近期研究的视角回顾

9

和新的结果与 生物启发的元启发法

Eneko Osaba^a, 杨新社^b, Javier Del Ser^{a,c}

^aTECNALIA, 巴斯克研究与技术联盟 (BRTA), 西班牙德里奥。

^bMiddlesex University London, School of Science and Technology, London, United Kingdom

^c巴斯克地区大学 (UPV/EHU), 西班牙毕尔巴鄂。

目录

9.1 简介	136
9.2 问题陈述	137
9.3 旅行销售问题的最新进展	139
9.3.1 TSP和遗传算法	139
9.3.2 TSP和模拟退火	140
9.3.3 TSP和Tabu搜索	140
9.3.4 TSP和蚁群优化	141
9.3.5 TSP和粒子群优化	142
9.3.6 TSP和蝙蝠算法	142
9.3.7 TSP和萤火虫算法	143
9.3.8 TSP和布谷鸟搜索	143
9.3.9 TSP和人工蜂群	143
9.3.10 TSP和帝国主义竞争算法	144
9.3.11 TSP和其他受自然启发的元启发法	145
9.4 新奇的搜索	145
9.5 拟议的生物启发方法	147
9.5.1 蝙蝠算法	149
9.5.2 萤火虫算法	149
9.5.3 粒子群优化	150

论	154
鸣谢.....	154
参考文献	154

自然启发的计算和群集智能 • <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-819714-1.00020-8>

Copyright © 2020 Elsevier Ltd. 版权所有。保留所有权利。

9.1 简介

在当前的运筹学和优化界，路由问题是研究最多的范式之一。有两个主要的原因使这一主题成为该领域中最重要主题：（1）其固有的实用性和社会利益，这使得路由问题不仅适用于休闲或旅游场景，也适用于与物流和商业相关的情况；（2）其复杂性，使这类问题即使对于中等规模的数据集也很难优化解决。可以说，这类问题的建模和表述从现实世界的物流和运输情况中获得了灵感，在正确解决的情况下直接意味着社会和/或商业利益。此外，由于这些问题的NP-

hard性质，有效解决这些问题对科学界来说通常是一个严峻的挑战。这一事实导致相关研究人员采用不同的人工智能求解器，旨在以一种计算上可承受的方式来解决这些问题。如果考虑到关于变体的不同表述的丰富文献，这个问题会变得更加复杂。在这些种类繁多的问题中，旅行推销员问题（TSP）（Lawler等人，1985）和车辆路由问题（VRP）（Christofides，1976）被广泛认为是研究最多的问题。本研究的重点是这些问题中的第一个，即TSP。

与此相呼应，多年来提出了许多优化方法来处理VRP。研究最多、最成熟的三种方案是精确方法（Laporte，1992a, b）、启发式方法（Vaghela等人，2018；Pozna等人，2010）和元启发式方法。目前的研究主要集中在后者，特别是在过去的十年中，它们在正确解决路由问题方面表现出了显著的效率。这类方法中最被认可的是模拟退火（SA）（Kirkpatrick等人，1983）和塔布搜索（TS）（Glover，1989）作为基于局部搜索的求解器，以及蚁群优化（ACO）（Bell和McMullen，2004；Yu等人，2009）、粒子群优化（PSO）（Kennedy等人，1995；Tang等人，2015）和遗传算法（GA）（Goldberg，1989；De Jong，1975）作为基于群体的方法。除了这些经典和公认的方法外，新的元启发式方法的设计和实现也是相关运筹学和优化界的一个热门话题。作为这一科学趋势的结果，近年来提出了很多成功的求解器，如蝙蝠算法（BA）（Yang，2010）、萤火虫算法（FA）（Yang，2009）、引力搜索算法（Rashedi等，2009；David等，2013）和烟花算法优化（FAO）（Tan和Zhu，2010）等等。

这项工作的主要贡献可以分为三个不同点。首先，我们用一个全面的章节概述了近年来围绕TSP问题进行的研究，将我们的努力集中在通过使用元启发式算法来解决该问题上。其次，我们在阐述一个新的研究方向时，在技术现状的基础上更进一步：将新颖搜索（NS）机制和生物启发计算算法混合起来解决TSP。NS（Lehman和Stanley，2008）是在2008年提出的，作为一种提高

基于群体算法的求解器的探索能力。在展示了它在几个优化问题上的出色表现后，我们假设它在TSP上也有很好的表现。为此，我们开发了不同版本的著名群集智能方法，即PSO、FA和BA，并在本章中评估了这些元启发式方法在其基本方案中嵌入NS机制的性能。我们在这一章中介绍了这些方法是如何被建模以解决手头的问题的，以及NS是如何被适应这种离散情况的。为了评估每个已实施的求解器的性能，我们比较并讨论了在15个实例中获得的结果。最后，一个重要的额外贡献是我们对这一领域的个人设想，我们以挑战和开放机会的形式提出，在不久的将来应该解决。

本章的其余部分结构如下。在第9.2节中，描述了TSP及其一些最重要的变体，并对其进行了数学表述。第9.3节通过分析最近围绕TSP进行的研究，阐述了本章的第一个贡献。在第9.4节中，介绍了NS背后的概念，强调了我们是如何将元启发式求解器与这种机制混合起来的。第9.5节描述了所考虑的启发式求解器和它们的实现细节。第9.6节详细介绍了实验设置，以及对所获结果的讨论。第9.7节强调了该领域的研究机会。最后，第9.8节以对广大读者的总体展望结束了本章。

9.2 问题陈述

在这一章中，我们用NS和所选择的生物启发优化方法的实验是用TSP的基本版本完成的。正如在许多科学文献中可以看到的那样

在这个过程中，典型的TSP可以被表示为一个完整的图 $G = (V, A)$ 。其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 说明了代表图中节点的顶点组，而 $A = \{(v_i, v_j) \mid v_i, v_j \in V, i, j = 1, \dots, N, i \neq j\}$ 是连接中每一对节点的边的组。此外，每条边 $(v_i, v_j) \in A$ 都有一个相关的成本 $c_{ij} \in \mathbb{R}^+$ ，表示这条弧线的旅行权重。由于基本TSP的对称性，可以确保 $c_{ij} = c_{ji}$ ，也就是说，从一个 v_i 到另一个 v_j 的成本等于反向行程 (v_j, v_i) 。

因此，TSP的主要优化目标集中在发现一条路线，该路线对每个节点只访问一次（即图 G 中的哈密尔顿循环），使整个路线的总成本最小。这个遗传问题可以在数学上表述为

$$\underset{\mathbf{X}}{\text{减少}} \quad f(\mathbf{X}) = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N \sum_{j=1}^N c_{ij} x_{ij} \quad (9.1a)$$

$$\text{隶属于} \quad \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^N x_{ij} = 1, \quad \forall j \in \{1, \dots, N\}. \quad (9.1b)$$

$$\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^N x_{ij} = 1, \quad \forall i \in \{1, \dots, N\}, \quad (9.1c)$$

$$\sum_{\substack{i \in S \\ j \in S \\ i \neq j}} x_{ij} \geq 1 \quad \forall S \subset V, \quad (9.1d)$$

其中 $\mathbf{X} = [x_{ij}]$ 是一个 $N \times N$ 的二进制矩阵，其条目 $x_{ij} = 0, 1$ 的值为1，如果解决方案中使用了边 (i, j) 。此外，目标函数在公式 (9.1a) 中表示为与解决方案中所有边相关的成本之和。此外，公式 (9.1b) 和 (9.1c) 描述了每个顶点必须被访问一次，而且只有一次。最后，(9.1d) 保证没有子线，并强制要求任何节点的子集 S 必须至少被放弃一次。这个限制是必要的，以防止在整个路线上存在副路线。

除了TSP的这一经典表述外，多年来还建立了许多不同的变体模型，旨在适应和解决物流和运输领域存在的不同特征。我们在此列出一些最有名的TSP的高级变体。

- **非对称TSP (ATSP)** (Asadpour等, 2017; Svensson, 2018)。TSP的核心特征是，尽管可能存在 $c_{ij} \neq c_{ji}$ 的弧线，但一般来说， $c_{ij} = c_{ji}$ 。
- **多重TSP (M-TSP)** (Kitjacharoenchai等人, 2019; Rostami等人, 2015)。在M-TSP中，有一组精确的销售员，他们应该访问一组 n 个城市，在同一个城市开始和结束。
- **有时间窗口的TSP (TSPTW)** (Roberti和Wen, 2016; Fachini和Armentano, 2018)。在这个变体中，旅行推销员应该访问每个顶点，尊重每个分离节点所固定的时间窗口。
- **时间相关的TSP (TDTSP)** (Arigliano等人, 2019; Furini等人, 2016)。TDTSP的基本思想是，两个不同节点之间的旅行成本是与时间有关的。换句话说，旅行时间在一天中可能会有明显的变化，例如，在高峰和非高峰时段。
- **广义的TSP (GTSP)** (Smith和Imeson, 2017; Helsgaun, 2015)。在GTSP中，节点集被划分为不同的群组。这个公式的主要目标是找到一条最小成本的路线，正好经过每个集群的一个节点。

其他有趣的研究活动可以围绕丰富的TSP (R-TSP) 检测，也被称为多属性TSP (Caceres-Cruz等人, 2015)。这类问题是具有复杂表述和多种限制的TSP的特殊情况。R-TSP的主要特征是其复杂的表述，它由多个约束条件构成。这一特点直接导致了解决的复杂性增加，这同时也带来了重大的科学挑战。这些问题在目前的社会中特别重要，因为它们模拟了

许多现实世界的问题。相应地，R-TSP的高效解法可以在许多有价值的现实世界应用中发挥作用。一些显著的例子可以在Lahyani等人（2017）、Osaba等人（2015）或Maity等人（2019）中找到。

可以看出，文献中提出的TSP变体的数量过多，使得在本节中列出所有有趣和有价值的表述是不可行的。出于这个原因，我们概述了一些最常用的变体，目的是为了让人们认识到这个问题背后有一个充满活力的科学活动。

9.3 旅行销售员问题的最新进展

自其提出以来，TSP已经成为离散优化算法性能分析中最常用的基准问题之一。近几十年来，大量的方法被应用于TSP及其变体。我们可以强调经典的方法，如GA（Grefenstette等，1985；Larrañaga等，1999），TS（Fiechter，1994；Knox，1994；Gendreau等，1998），或SA（Malek等，1989；Aarts等，1988）。除了这些经典算法，更多最新的有效方法也被广泛用于解决TSP，如ACO（Dorigo和Gambardella，1997；Junman和Yi，2012），PSO（Clerc，2004；Shi等人，2007），或变量邻域搜索（Carrabs等人，2007；Burke等人，2001）。除了这些著名的方法外，TSP及其多种派生方法也是许多基准研究的重点，用于衡量许多最近提出的自然启发方法的质量。一些例子是FA（Kumbharana和Pandey，2013）、CS（Ouaarab等人，2014）、ICA（Yousefikhoshbakht和Sedighpour，2013）、广受好评的人工蜂群（ABC）（Karaboga和Gorkemli，2011）和蜜蜂交配优化（Marinakis等人，2011）。

可以看出，TSP自提出以来，已经被运筹学和计算智能研究人员广泛地用于不同的目的。围绕这个问题的技术现状非常广泛，在本节中，我们将重点关注过去几年中进行的研究和进展。由于意识到相关文献比本系统综述中的内容要多，我们建议感兴趣的读者参考一些调查报告，如（Potvin，1993；Laporte，1992a；Bellmore and Nemhauser，1968；Lust and Teghem，2010；Matai等人，2010）。

9.3.1 TSP和遗传算法

GA已被当前科学界的许多作者采用于TSP及其变体。例如，在Dong和Cai（2019）中，我们可以发现一个有趣的GA用于解决具有挑战性的大规模彩色平衡TSP。在Lo等人（2018）中，Lo等人探索了GA对现实生活中面向多个TSP的适应。与GA应用于TSP相关的另外一种常见做法是制定新的运算符，如Hussain等人（2019）中可以看到，其中一个新的交叉运算符

提出。Roy等人(2019)提出了一个所谓的多子代交叉,它与Sakai等人(2018)提出的多子代交叉有一些共同的概念,称为边际组合交叉。在Wang等人(2016)中可以找到这种做法的另一个有价值的例子,其中提出了一个多子代GA。该重新搜索的作者声称,在GA的基本版本中,生成的后代数量与父母的数量相同。因此,他们探讨了这样一个概念:为了物种的生存和多样性,产生更多数量的后代是可取的。在Hussain等人(2017)中,Hussain等人建立了一个有效的组合函数,称为修正的循环交叉算子。在Liu和Li(2018)中,作者提出了一种新的方法来初始化用于TSP的GA群体,称为贪婪的permuting方法。Deng等人(2015)开发了另一种初始化策略,它的灵感来自于著名的K-mean算法。可以很容易地查到,现在围绕着TSP和这种成功方法的文献非常丰富,每年都有无数的作品。有兴趣的读者可以参考其他优秀作品,如Bolaños等人(2015)、Groba等人(2015)以及Contreras-Bolton和Parada(2015)。

9.3.2 TSP和模拟退火

尽管是一种经典的方法,SA仍然是围绕TSP及其变体的许多研究的焦点。例如,在Ezugwu等人(2017)中,Ezugwu等人提出了一种基于SA和最近提出的症状生物体搜索方法的解决TSP的混合元启发式。Zhan等人(2016)提出了基于列表的SA,其主要依据是一种控制温度参数的新机制。所实施的方法用一个温度列表来计算,其中的最大值被一个Metropolis接受准则用来决定是否接受一个候选解决方案。此外,温度列表是根据问题的解决空间动态调整的。在Osaba等人(2016a)发表的短文中,为TSP开发了一个进化SA,并与TS等附加元启发式方法进行了比较。另一项有趣的研究可以在Wu和Gao(2017)中找到,其中基本SA的性能通过使用贪婪搜索机制来适当处理大规模TSP。最近的一项研究见于Zhou等人(2019),其中采用了SA来增加基因表达编程方法的群体多样性,旨在提高搜索的能力。其他有价值的相关研究可以在Liu和Zhang(2018)、Xu等人(2017)和Makuchowski(2018)等论文中找到。

9.3.3 TSP和Tabu搜索

在经典方法中,TS可能是在时间过程中受影响最大的一种。在过去的几十年里,TS是一种成功的方法,被认为是组合优化和TSP科学界的一块基石。多年来,复杂的方法将TS搁置一旁,今天很难找到围绕TS数字的显著研究。在这些为数不多的研究中,我们可以发现

其中最具有代表性的是Lin等人 (2016) 的研究, 他们提出了一个针对对称TSP的TS-SA混合求解器。这个混合方案的特点之一是开发了一个动态邻域结构, 其主要目标是通过减少传统2-opt邻域的随机性来提高方法的搜索效率。在Osaba等人 (2018d) 中, TS被用作解决开放路径不对称绿色TSP的元启发学池的一部分。这个多属性TSP变体的主要目标是在固定的出发地和目的地之间找到一条路线, 正好访问一组中间点一次, 使汽车排放的CO₂和行驶的距离最小。额外的分析可以在Xu等人 (2015) 中找到。在其他方面, 该研究的作者不仅探讨了使用不同tabu机制的四个不同版本的TS的效率, 而且还探讨了混合方法中TS和ACO的协同作用。

9.3.4 TSP和蚁群优化

与TS相反, 近年来在TSP领域使用最多的方法之一是ACO, 在Ariyasingha和Fernando (2015) 和Mahi等人 (2015) 的作品中可以看到。在这些作品中的第一个, 最近提出的多目标ACO被用于解决不同配置下的多目标TSP, 使用两个、三个和四个目标, 以及不同数量的蚂蚁和迭代。在第二项研究中, 提出了一种混合方法, 采用PSO来优化影响ACO算法性能的参数。此外, 一个3-opt启发式方法被赋予了所提出的方法, 以改善局部解决方案。Gülcü等人 (2018) 实现了一个类似的求解器, 称为PACO-3Opt。这种混合准绳和合作方法, 采用多个殖民地和主从范式, 也采用了3-opt函数来避免局部最小值。在Mavrovouniotis等人 (2016年) 的研究中, 还可以找到一个有争议的研究。这项工作的主要价值在于它对动态TSP的应用。为了正确处理这个问题实例的不稳定性, 作者为ACO赋予了一个局部搜索算子 (称为unstring和string), 该算子迭代地获取算法找到的最佳解决方案, 并以改善解决方案质量的方式删除/插入城市。Chowdhury等人 (2018) 也使用了相同的问题动态表述, 结合自适应大邻域搜索实现了ACO的一个变体。此外, Zhang等人 (2016) 提出了一个值得注意的多目标版本的ACO, 用于解决生物目标的TSP。该算法的基本特征之一是利用Physarum启发的数学模型的先验知识来初始化信息素矩阵。其他关注ACO的有趣作品可以在Pang等人 (2015)、Eskandari等人 (2019) 以及Zaidi和Gupta (2018) 中找到。对于对记忆或混合方法感兴趣的读者, 强烈推荐Sahana等人 (2018)、Liao和Liu (2018) 以及Dahan等人 (2019) 等研究。

9.3.5 TSP和粒子群优化

自从Eberhart和Kennedy在1995年提出PSO以来，PSO已经成为群集智能领域中使用最多的技术，也是其主要的影響力代表之一。PSO是在鸟群、鱼群和人类社会行为的启发下发展起来的，尽管它最初的设计并不是为了应用于离散问题，但一些修改使它成为可能。关于TSP，在过去的十年中，有很多论文致力于它的应用；我们强调Wang等人（2003）、Clerc（2004）和Pang等人（2004）的贡献。把注意力集中在最近几年的研究上，我们可以强调Zhong等人（2018）所介绍的工作，其中PSO与Metropolis验收准则的结合被实施。这种合并的根本原因是为了加强PSO以摆脱过早收敛，赋予该方法一个复杂的机制来决定是否接受新产生的解决方案。Marinakis等人（2015）发表了一项非常有趣的研究，其中通过自适应多群PSO解决了一个概率TSP。在该自适应PSO中，在搜索的初始阶段分配随机值。之后，这些参数与问题的目标函数的优化同时被动态地优化。Khan等人（2018）提出了一个额外的改进PSO，用于解决不精确的成本矩阵TSP。该模型PSO的主要修改包括采用互换序列、互换操作和不同的速度更新规则。另一个有趣的增强型PSO的例子可以在Yu等人（2015）中找到，其中多目标TSP是用所谓的基于集合的综合学习PSO解决的。最近发表的其他作品包括Wang和Xu（2017）、Chang（2016）和Akhand等人（2016）。

9.3.6 TSP和蝙蝠算法

把注意力集中在最近提出的自然启发方法上，从著名的BA开始，我们可以发现Al-

Sorori等人（2016）的一项有趣的最新研究，其中提出了一种混合方法，与遗传操作符交叉和变异相结合，并使用2-opt和3-

opt操作符作为局部搜索机制，以提高搜索性能并加快收敛速度。Saji和Riffi

（2016）提出了另一种有趣的方法，其主要贡献是使用的速度方案，表示为蝙蝠到达虫群中最佳候选者所需的排列组合数。Jiang（2016）提出了一个类似的替代方案，采用近邻游构建启发式方法来初始化群体，并在方法的局部搜索步骤中采用2-

opt边缘交换算法。在所有这些论文中，我们应该强调Osaba等人（2016b）提出的研究，它不仅被认为是BA对TSP和不对称TSP问题的首次调整，而且也是被引用最多的一篇。七个方面使这项研究变得有趣，例如使用著名的汉明距离作为距离函数或其倾斜机制，允许该方法沿着运行方向修改解空间方案。

。

9.3.7 TSP和萤火虫算法

如果我们把注意力转向FA，我们可以强调Mohsen和Al-Sorori (2017) 最近提出的研究。这项研究的作者明确地以Al-Sorori等人 (2016) 之前发表的研究为基础，为适应的FA赋予了交叉和变异机制，并采用了3-opt和2-opt函数来提高方法的收敛性和搜索性能。Teng和Li (2018) 也提出了另外一种混合方案，其中FA与GA相结合。该工作的作者通过引入交换算子和交换序列重新定义了FA的距离，以避免算法容易陷入局部最优。Li等人 (2015) 提出了一个更详细的研究，该研究集中在多个TSP的解决方案上，这是一个TSP的泛化，在解决方案中允许使用一个以上的销售员。Chuah等人 (2017) 开发了一种基于交换的FA，它的运动策略基于广泛采用的交换函数。此外，本文作者将他们的FA与最近邻初始化、重置策略和固定半径的近邻2-opt算子结合起来。Zhou等人 (2015) 和Jie等人 (2017) 又提出了两项有趣和有价值的研究，前者的特点是采用了基于邻域搜索算法的动态机制，而后者则是与k-opt算法相结合。其他关注FA应用的最新论文可以在Saraceni和Mansouri (2019)、Wang等人 (2018b) 以及Jati等人 (2013) 中找到。

9.3.8 TSP和布谷鸟搜索

关于CS，可以说最近发表的最有价值的研究是Ouaarab等人 (2014) 发表的研究，该研究被社区认为是CS在TSP上的首次应用。这篇论文为后续研究提供了灵感，例如Ouaarab等人 (2015) 的研究。在那篇论文中，提出了一个随机密钥CS，它开发了一个简化的随机密钥编码方案，以从连续空间传递到组合空间。特别有趣的是Tzy-Luen等人 (2016) 提出的工作，其中在开放多处理 (OpenMP) 上实现了一个基于子种群的并行CS，用于解决TSP。Lin等人在Lin等人 (2017) 中开发了所谓的基因型-表型CS，其基本，其贡献是用于建立解决方案的表示方案。此外，CS已经出现在与其他方法的结合中，如Hasan (2018) 和Kumar等人 (2015) 的研究，其中CS与ACO相结合实施。这一趋势的另一个例子可以在Min等人 (2017) 中找到，他们将CS与SA算法的Metropolis接受准则混合在一起，以允许以一定的概率接受劣质的解决方案。

9.3.9 TSP和人工蜂群

自2007年由Karaboga和Basturk创立以来，ABC (Karaboga和Basturk, 2007) 也被用于解决组合优化问题。

如TSP。特别是在最近几年，它一直是TSP社区内一些有价值的研究的焦点。最近，该技术的设计者之一Karaboga与Gorkemli在Karaboga和Gorkemli (2019)中提出了研究，其中引入了离散ABC的新改进版本，用于解决对称TSP。最近，Choong等人(2019)的工作也是如此，其中实施了一种称为修正选择函数的超自然方法，用于适当调节围观者和受雇蜜蜂使用的邻域搜索算子的选择。Zhong等人(2017)提出了另一项有价值的研究，介绍了一种混合ABC算法，该算法采用阈值接受准则方法作为接受机制。特别有价值的是Venkatesh和Singh (2019)介绍的工作，其中解决了具有挑战性的广义覆盖TSP问题。为此，作者开发了一种具有动态扰动程度的ABC，其中解决方案为生成新蜜蜂而被修改的程度在执行过程中被降低。Singh还参与了Pandiri和Singh (2018)中提出的工作，其中设计了一个基于超启发式的ABC，用于面对 k -interconnected multidepot TSP。进一步的杰出研究可以在Khan和Maiti (2019)、Hu等人(2016)和Meng等人(2016)中找到。

9.3.10 TSP和帝国主义竞争算法

帝国主义竞争算法(ICA)是2007年引入的一种多人口元启发法，它从帝国主义的概念中找到了灵感，将整个人口划分为独立的帝国，这些帝国相互争斗，旨在征服帝国其他地区最弱的殖民地(Atashpaz-Gargari and Lucas, 2007)。该求解器在TSP界也是多产的，被用于最近发表的许多知名研究中。我们可以在Yousefikhoshbakht和Sedighpour (2013)中找到这种复杂方法的第一次改编，它成为许多作者和作品的主要灵感，如Xu等人(2014)。在Ardalan等人(2015年)中，提出了一个改进的ICA版本，用于处理基因化的TSP。该工作的作者用一些机制改进了ICA的基本版本，如新的编码方案、同化政策程序、去掉/构建运算符和帝国主义的发展计划。此外，田口方法被用于适当配置算法的一些最关键的参数。Chen等人(2017)提出了一种混合方法，将ICA与政策学习功能相结合。这种混合的核心思想是允许弱小的菌落通过学习强壮个体的政策来产生越来越有前途的后代。在Osaba等人(2018e)中也可以找到对ICA的简要改编，作为解决TSP和ATSP的元启发式方法库的一部分。对这一特定元启发式感兴趣的读者可以参考Firoozkooh (2011)、Haleh和Esmaeili Aliabadi (2015)以及Yousefikhoshbakht和Dolatnejad (2016)。

9.3.11 TSP和其他受自然启发的元启发法

关于自然启发社区，20年前PSO和ACO的提出决定性地影响了大量方法的产生，这些方法显然继承了它们的基本理念。为了设计和提出这些新颖的方法，人们考虑了许多不同的灵感来源，如（1）动物的行为模式，如水牛或鲸鱼；（2）社会和政治行为，如等级社会；（3）物理过程，如光学系统、电磁学理论或重力动力学。

由于这个原因，在目前的社区中，可以找到无数的这类方法。在本节中，我们回顾了TSP社区中一些最成功的元启发式求解器。在任何情况下，我们都非常清楚，整个社区是由大量的额外方法组成的，通常比这里概述的方法更不经常使用。此外，尽管这部分内容很全面，但我们也意识到将所有已发表的相关作品集中起来是很困难的。出于这个原因，我们只考虑了那些与TSP社区严格相关的，并且已经在公认的科学数据库中发表的作品。

在任何情况下，读者可能会想到某些值得一提的方法，甚至整个章节。为了寻求本研究的完整性，在本节的最后部分，我们展示了一个表格，总结了近年来用于解决TSP的其他方法（表9.1）。在这个表中，我们描述了方法的名称，它的主要灵感，以及一些相关的工作。

9.4 新颖的搜索

NS的主要目的是提高基于种群的元启发式的多样性能力。为了做到这一点，该机制在行为空间而不是搜索空间中寻找新的解决方案。通常情况下，组成群体的候选者倾向于聚集在解决方案空间的同一区域。相反，这种趋势不会发生在行为空间中，因为行为空间的结构采用的是欧几里得距离。这样，我们就可以用下面的公式来衡量一个候选者 \mathbf{x} 的新颖性。

$$\rho(\mathbf{c}) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d(\mathbf{c}, \mu_i), \quad (9.2)$$

其中 $d(\cdot, \cdot)$ 表示欧氏距离。此外， k 是指从邻居候选子集中选择的邻居解决方案的数量 $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$

$$N = \{ \mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k \} \subseteq P$$

（即邻居大小）。这最后一个参数与问题有关，应该根据经验来确定。此外，个体的选择是使用距离度量进行的，这也取决于问题。

表9.1 其他 自然启发的方法及其在TSP中的应用摘要。

算法	主要灵感	参考文献。
花卉授粉算法 (Yang, 2012) 和谐搜索 (Geem等人, 2001) 烟花算法 (Tan和Zhu, 2010) 非洲水牛优化 (Odili等人, 2015) 头脑风暴优化 (Shi, 2011)。 金球元启发法 (Osaba等人, 2014b)。 企鹅搜索优化 (Gheraibia和Moussaoui, 2013) 蜜蜂交配优化 (Haddad等人, 2006)。 鲸鱼优化算法 (Mirjalili和Lewis, 2016) 水循环算法 (Eskandar等人, 2012)。 燕群优化 (Neshat等, 2013) 黑洞算法 (Hatamlou, 2013) 水文循环算法 (Wedyan等, 2017) 蜻蜓算法 (Mirjalili, 2016)。 鸽子启发的优化 (段和乔, 2014)	花朵的授粉过程 模仿音乐演奏者的即兴表演 烟花的爆炸和火花的位置 非洲水牛的组织能力 人类的头脑风暴过程 足球世界中的球队和球员组织 企鹅的合作狩猎策略 蜜蜂的交配过程 座头鲸的社会行为 自然地表径流的水 重现燕子群的行为 空地上的黑洞现象 自然循环 中水滴的运动 蜻蜓的蜂拥行为 鸽子的归巢特点	Zhou等人 (2017) ; Strange (2017) Boryczka和Szwarc (2019b,a) Luo等人 (2018) ; Taidi等人 (2017) Odili和Mohmad Kahar (2016) ; Odili等人 (2017) Xu等人 (2018) ; Hua等人 (2016) Osaba等人 (2014a) ; Sayoti和Riffi (2015) Mzili等人 (2015, 2017)。 Odili等人 (2016) ; Marinakis等人 (2011) Gupta等人 (2018)。 Osaba等 (2018e) Bouzidi和Riffi (2017) Hatamlou (2018) Wedyan等 (2018) Hammouri等 (2018) Zhong等人 (2019)

需要强调的是，尽管NS在迄今为止发表的许多作品中表现出了很高的效率（Liapis等人，2015；Gomes等人，2015；Fister等人，2019；López-López等人，2018），但将这一机制适当地适应于问题的策略仍然定义得很弱，而且它受制于眼前的问题（Fister等人，2018）。

在本章介绍的研究中，NS被以同样的方式应用于三个已实现的生物启发元启发法。在实施NS时，关键的东西是适当的距离度量的建模。在这项研究中，所选择的函数是汉明距离 D_H （ \vec{c}_i ， \vec{c}_j ），这将在下面的章节中详细说明。此外，还考虑了一个子集，其中每一代都插入所有被丢弃和替换的候选者。这样一来，子集的大小与求解器的主要群体相同。

从概念上讲，子集是由新的解决方案组成的，并且容易被重新引入到主群体中。因此，当一个进化的候选方案 c_i 比它要替换的个体好时，它被直接插入主群体，而被替换的方案被引入。另一方面，如果试验的候选个体不比它的前一个版本好，则前者被插入到NE T中。此外，一旦第 t 代结束，如果 r_{NS}

（从正态概率分布中提取的值）低于参数 NS_P 0.0, 1.0, 就会进行NS机制。在本研究中，经过综合经验分析，我们将 NS_P 设为0.25。

同样值得注意的是，关于在整个NS 中应该重新引入主要种群的适当数量的解决方案，以及它们应该如何取代现有的个体，并没有一个具体的科学共识。在这方面，研究人员主张根据手头的问题来调整这些标准。在这项具体工作中，我们将重新插入的候选方案的数量设定为8个。这些解决方案取代了主要群体中健身性最差的个体。此外，这些候选人是根据他们与整个蜂群的距离来选择的。因此，相对于种群而言，具有更大多样性的八个解决方案被选作重新插入的方案。

最后，我们在我们实施的NS程序中提出的主要贡献，包括一个新的邻域变化程序。具体来说，每当一个可以 didate c 被插入到，它的运动函数 $f_j(c, B$ --)被修改。因此，当一个候选者被重新引入主群体时，它可以使用不同的策略探索解决空间。这种简单的机制提高了蜂群的多样性和算法的探索能力。

9.5 拟议的生物启发方法

我们在这项工作中提出了三种不同的生物启发元启发方法和NS机制的结合。在具体说明每个求解器的细节之前，我们在此介绍一些关键的方面，以便正确理解所进行的研究。

这些方面与解决方案的表述和用于衡量不同候选人之间差异的指标有关。

在解决TSP时，对路径进行编码的方式可以遵循不同的策略。在这项工作中，经常提到的路径编码已经被使用。因此，每个个体被表示为数字的排列组合，描述了节点被访问的顺序。例如，在一个给定的10个节点的数据集中，一个可能的解决方案可以被编码为 $\mathbf{x} = [8, 9, 1, 4, 3, 5, 2, 6, 7, 0]$ ，这意味着节点8首先被访问，其次是节点9，1，依此类推。每个候选人都采用这种方法。此外，采用的目标函数是公式（9.1a）中给出的完整路径的总成本。

也许，当把PSO、FA和BA适应于离散问题（如TSP）时，最关键的问题是设计类似于候选人如何在解决空间中移动的函数，同时保证它们对所研究的搜索问题的有效贡献。为了进行这些运动，根据个体之间的距离，使用了三种著名的运动算子。

- **插入。**这是解决不同性质的组合优化问题最经常使用的函数之一。具体来说，它从路由中选择并提取一个随机选择的节点。之后，这个节点被重新插入路线中的一个随机选择的位置。
- **交换功能。**这个著名的函数也被广泛地应用于许多研究中（Tarantilis, 2005）。在这种情况下，解决方案中的两个节点被随机选择，并且它们的位置被交换。
- **2-opt。**这个算子最早由Lin（1965）提出，已被广泛地应用于不同类型的路由问题，如TSP（Tarantilis and Kiranoudis, 2007; Bianchessi and Righini, 2007）。这个运算器的主要设计原理是随机消除现有路线中的两个弧，以创建两个新的弧，避免产生副路线。

在这一点上，有必要说明，插入被认为是所有元启发方法的主要操作者；然而，交换和2-opt构成了NS考虑重新插入候选人的函数库。

最后，为了评估两个不同个体（路线）之间的距离，采用了著名的汉明距离 D_H （ \mathbf{x}^p 和 \mathbf{x}^t ）。这个函数被计算为两个个体的序列中不对应的元素的数量；例如，如果以下向量代表两条可行的路线。

$$\mathbf{x}^p = [8, 9, 1, 4, 3, 5, 2, 6, 7, 0]。$$

$$\mathbf{x}^t = [8, 7, 1, 4, 3, 5, 0, 6, 2, 9],$$

他们的汉明距离 $D_H(\mathbf{x}^p, \mathbf{x}^t)$ 将等于4。一旦两个个体之间的距离被计算出来，就会进行移动。我们现在介绍一下所考虑的元启发式算法。

9.5.1 蝙蝠算法

BA是由Yang (2010) 提出的, 它是基于微型蝙蝠的回声定位行为, 即使在完全黑暗的环境中也能找到它们的猎物并分辨出不同种类的昆虫。从一些调查报告中可以看出 (Yang and He, 2013a; Chawla and Duhan, 2015), 这种方法已经被广泛地应用于处理非常多样化的优化领域和问题。在文献中可以找到许多纯粹专注于BA的研究, 这一事实证实了它吸引了社会的大量兴趣 (Saad等人, 2019; Lu和Jiang, 2019; Osaba等人, 2019; 陈等人, 2018)。

BA最早是为解决连续优化问题而提出的 (Yang, 2010)。因此, 必须进行离散的调整, 以使其方案适当地适应本研究中处理的问题的组合性质。在文献中, 可以找到这种适应性的几种方法 (Osaba等人, 2018b; Cai等人, 2019)。首先, 群体中的每只蝙蝠都代表TSP的可行方案。此外, 响度 A_i 和脉冲排放 r_i 这两个概念都已被修改, 类似于天真的BA。为了简化方法, 没有考虑频率参数。此外, 速度 v_i 采用了

汉明距离作为其相似性函数为 $v^t = \text{rand}[1, D_H(\mathbf{c}_p, \mathbf{c}^{best})]$ 。在其他也就是说, 种群中第 p 个蝙蝠在第 t 代的速度 v_i 是一个随机数, 它遵循1和 \mathbf{c}_p 与虫群中最佳蝙蝠 \mathbf{c}^{best} 之间的汉明距离的离散均匀分布。

有了这一切, \mathbf{c}_p 在第 t 代向 \mathbf{c}^{best} 移动, 因为

$$\mathbf{c}_p(t+1) = \left(\mathbf{J}_i(\mathbf{c}_p(t), \min fV_p, p^t), \right) \quad (9.3)$$

其中 $\mathbf{J}_i(\mathbf{c}, Z)$ 插入, 交换, 2- opt 是运动算子, 参数为该函数应用于 \mathbf{c} 的 Z 次, 经过 Z 次试验, 选择最佳考虑的运动作为输出。

9.5.2 萤火虫算法

FA的第一个版本是由Yang (2008, 2009) 开发的, 它是基于萤火虫的闪光特性的理想化行为。正如我们为BA指出的, FA是最近许多综合调查的重点 (Tilahun和Ngnotchouye, 2017; Fister等人, 2013, 2014; Yang和He, 2013b, 2018)。更进一步, 它最近被应用于许多不同的问题和知识领域 (Osaba等人, 2017; Danraka等人, 2019; Matthopoulos和Sofianopoulou, 2018; Osaba等人, 2018c)。

由于典型的FA最初是为处理连续操作问题而设计的, 因此也做了一些修改以使其适当适应。因此, 在前面描述的BA中, 蜂群中的每个萤火虫都代表TSP的一个可能的解决方案。此外, 还考虑了光的吸收, 这是调整萤火虫吸引力的一个重要概念。对于萤火虫在解决空间中的移动, 我们遵循公式 (9.3) 中的相同逻辑。

最后，为了衡量两个个体之间的相似性，还使用了 $D_H(,)$ 。 --

9.5.3 粒子群优化

PSO是最常用的群集智能元启发法之一，近年来，它被改编为连续问题（Precup和David, 2019）和离散问题（Wu等人, 2019；Qiu和Xiang, 2019）。诸如Zhong等人（2007）的作品对我们在本研究中开发的离散PSO有启发。另外，在这个适应中，群体中的每个个体（粒子）都代表一个可行的解决方案。对于所面临的问题，速度 $\mathbf{v}^{(t)}$ 和运动函数的计算与之前描述的求解器一样被考虑。此外，公式（9.3）中的运动准则也被用于驱动粒子的运动。最后， $D_H(-, -)$ 也被作为距离函数。

9.6 实验和结果

三个开发的求解器的性能通过15个对比的TSP数据集来衡量，这些数据集都来自于著名的TSPLIB资源库（Reinelt, 1991）。所考虑的数据集的大小在30到124个节点之间。以Osaba等人（2018a）提出的良好做法为灵感，所有求解器都考虑了类似的函数和参数，旨在获得公平和严谨的见解。此外，每个（数据集、技术）组合都执行了20次独立运行。因此，我们对每种方法的性能提供了统计学上可靠的结论。每种方法的群体大小被确定为50个个体。在FA中，光吸收系数的值被配置为 $\gamma = 0.95$ ，而对于BA来说， $\alpha = \beta = 0.98$ ， $iA^0 = 1.0$ （响度）， $r^0 \leftarrow 0.1$ （速率）。

在表9.2中，显示了每种方法获得的结果。为了正确理解NS在每个元启发式方案中的影响，我们不仅显示了使用这种机制的每种方法的结果（用下标NS表示），而且还显示了基本版本的结果。每个（问题，技术）组合都提供了平均数（Avg）和标准差（SD）。此外，我们还在表中列出了平均生成数 t_{conv} ，

在这个数字中，每个技术和问题实例都达到了最佳解决方案。我们以百为单位表示这个数值。此外，我们用粗体字描述了每个元启发式的最佳结果，以便于直观地分析NS的影响。本工作中进行的所有测试都是在英特尔酷睿i7-7600U上进行的，并使用了Java作为编程语言。

此外，考虑到所选方案PSO、FA和BA之间的比较不是本研究的重点，为了完整起见，我们对所获得的结果进行了统计测试。为此，按照Derrac等人（2011）的指导原则，进行了弗里德曼非参数测试，以进行多重比较，这可以检查是否存在显著的差异。

表9.2 使用BA、FA和PSO对TSP结合NS机制进行的优化 结果。

实例		PSO			陕西省商务厅			FA			属于			文学士			BANS		
命名	铂金	平均	AAA	tconv	平均	AAA	tconv	平均	AA A	tconv	平均	AAA	tconv	平均	AAA	tconv	平均	AA A	tconv
奥利弗30	420	420.3	0.47	0.21	420.4	0.49	0.10	421.0	0.80	0.04	420.4	0.58	0.03	421.2	1.69	0.18	420.2	0.43	0.11
Eilon50	425	435.4	4.49	0.80	432.2	3.89	0.40	439.3	2.91	0.14	439.4	2.33	0.11	436.0	5.33	0.71	432.0	3.88	0.38
Eil51	426	437.1	4.10	0.78	434.5	5.51	0.39	442.5	3.08	0.15	440.0	2.22	0.14	437.1	4.85	0.76	433.5	2.61	0.35
柏林52	7542	7667.3	89.00	1.07	7699.8	148.69	0.49	7678.1	51.64	0.29	7593.2	25.98	0.16	7711.4	118.35	1.05	7620.5	100.98	0.49
St70	675	693.6	7.55	1.86	689.8	10.09	1.30	702.7	3.92	0.32	697.3	3.40	0.26	696.7	8.53	1.97	688.4	4.53	1.05
Eilon75	535	565.1	5.04	1.96	549.4	7.37	1.25	572.6	2.53	0.38	569.2	2.99	0.27	564.3	6.39	2.08	555.2	6.85	1.27
Eil76	538	565.2	7.34	2.47	557.4	7.87	1.24	572.4	3.27	0.42	568.7	2.79	0.23	565.4	7.68	2.28	557.8	7.87	1.05
KroA100	21282	22335.0	372.26	8.00	21907.6	495.90	5.03	22586.1	77.63	1.14	22429.9	77.35	0.47	22528.1	524.92	7.62	21740.0	246.23	5.27
KroB100	22140	23457.0	412.72	6.34	22743.8	259.96	5.70	23653.9	172.21	1.05	23346.2	147.47	0.58	23393.3	374.39	7.64	22795.2	343.61	5.04
KroC100	20749	22064.4	430.82	7.50	21368.8	347.78	5.74	22197.0	117.20	0.97	21900.3	117.55	0.46	22135.8	286.75	7.56	21347.7	430.22	5.10
KroD100	21294	22684.9	292.39	6.86	21866.2	338.32	5.45	22634.3	104.09	1.19	22312.3	85.21	0.48	22561.2	373.45	7.84	22040.2	514.55	4.81
KroE100	22068	23362.7	537.66	7.03	22586.2	286.88	5.35	23453.4	126.53	1.18	23248.9	112.23	0.45	23550.5	384.86	6.50	22649.8	393.95	5.76
Eil101	629	673.8	7.47	5.11	635.0	6.84	3.97	670.2	4.21	1.00	662.3	3.10	0.58	670.5	11.41	5.84	654.6	4.99	3.85
AAA	44303	46592.5	563.92	9.25	45746.3	1056.43	5.86	46336.4	224.35	1.35	45941.3	90.77	0.42	46727.4	897.94	10.80	45709.8	981.18	6.47
AAA	59030	64150.5	1635.70	14.85	60387.7	898.76	11.12	64505.9	332.04	1.43	62552.8	204.86	0.84	64436.7	1985.18	14.84	60554.1	1179.60	11.39
弗里德曼的非参数测试																			
级别		4.0333			2.1			4.5333			4			4.7			1.8333		

所有报告的方法所得到的结果。因此，在表9.2的最后一行，我们显示了这种非参数检验对每一种被比较的算法和情景所返回的平均排名（排名越低，性能越好）。此外，获得的弗里德曼统计量是35.914。置信区间被设定为99%，其中9.236是具有五个自由度的 χ^2 分布中的临界点。由于35.914>5.991，可以得出结论，结果之间存在着明显的差异。

从这个初步实验得到的结果可以得出几个结论。首先，我们可以看到NS机制的使用如何有力地改善了所有三个使用的元启发式方案的结果。在PSO的情况下，NS提高了15个实例中13个实例的平均结果质量。对于FA，所有15个数据集都有这种改善。最后，BA在15个例子中的14个达到了更好的解决方案。这些发现支持了这样的假设：由于NS程序在群体中注入了多样性，它增强了所考虑的三种生物启发元启发法的探索能力。

同样有趣的是，可以观察到关于convergence行为的现象。在这种情况下，可以看出，在元启发式方案中引入NS机制，也意味着对convergence的改进，在较少的代数中达到最终解决方案，并降低计算量。在改善结果的同时，这一特点也为NS程序提供了巨大的优势。

作为最后的反思，并且通过弗里德曼非参数检验的结果很容易观察到，我们可以强调，使用NS的方法是达到更好的结果。在这个意义上，BA_{NS}已经成为的最佳选择，其次是PSO_{NS}和FA_{NS}。同样地，BA_{NS}是六个实施技术中呈现出最佳收敛行为的求解器。在任何情况下，如前所述，不同元启发式方法之间的比较不属于本实验的范围。

9.7 研究机会和公开挑战

根据第9.3节的文献综述和探索生物启发计算和NS之间协同作用的新实验，毫无疑问，TSP是一个仍然吸引相关社区显著关注的主题，是丰富研究材料的范围。计算的现状和实践者手中的多种资源为该领域面临的新挑战提供了机会。在这一背景下，我们预见了沿着不同轴线的研究方向，其中我们暂停了以下几个方向。

- 如第9.3节所述，在过去和最近的文献中，已经提出了大量的经典和复杂的求解器来有效地解决TSP及其变体。社区应该面临的主要挑战之一是

迫切需要面对的是放慢对更多新方法的阐述。尽管存在着各种各样广受赞誉的方法，但社区的一部分人继续仔细研究自然界，寻求制定新的元启发式方法，模仿一些新的生物现象。最近的一些例子可以在最近的研究中找到，如Kaveh和Zolghadr (2016)，Arora和Singh (2019)，以及Wang等人 (2018a)。这些新颖的方法不仅为社会提供了一个进步，而且还增强了批判性研究者的怀疑精神。这些实践者不断质疑新方法的必要性，这些方法显然与之前发表的方法非常相似。与这种趋势相反，整个社区应该朝着同一方向努力，试图使现有的方法适应TSP的更复杂的表述，并探索不同方法或机制之间可能产生的不同的协同作用。

- 与前面的挑战有关，目前，TSP仍然被社区视为一个基准问题或学术问题，对现实世界问题的适用性非常有限。为了解决这个问题，该领域的从业人员应该致力于制定更丰富、更复杂的TSP公式，以使该问题适应现实的物流和运输问题。这一研究趋势目前正受到研究人员的关注，它导致了丰富或多属性TSP这一术语的诞生。正如第9.2节所指出的，这些问题因其更接近于现实情况而引起了科学界的兴趣。尽管这种活动越来越多，但这些具体公式背后的研究仍然不引人注目。这在一定程度上是因为社区的一部分人是在前面的挑战中提到的分支工作。因此，通过这一章，我们呼吁不仅要对TSP的新的复杂公式的制定进行深刻的反思，而且要探索解决这些问题的新方法，如混合的和记忆的元启发。
- 最后，我们高度鼓励相关研究人员考虑解决大尺寸的TSP变体。在目前的文献中可以找到的许多研究都是处理小规模或中等规模的控制问题数据集（就节点数量而言）。本研究的实验部分也是这种趋势的一个例子。尽管如此，现实世界的问题很容易有更大的规模，这对研究人员和他们提出的解决方法都是一个挑战。事实上，大规模的变体不仅阻碍了许多经常使用的方法的效率，而且也是对求解器的收敛性的一种妥协。在这种情况下，考虑新的优化方法，如被称为大规模全局优化技术的方法，可以为这个领域带来前所未有的好处。一些可以考虑应用的方法是SHADE-ILS (Molina等人, 2018) 或多子代采样 (La-Torre等人, 2012)。与计算效率有关的其他有趣的研究趋势可以在合作共进化算法领域找到 (Ma等人, 2018)。最后，另一个有希望的选择是设计和实现自适应求解器 (Kramer, 2008)。

9.8 结论

本章主要是对著名的TSP进行回顾。在这个工作的第一部分，我们简要介绍了这个著名的问题，以及它的一些最有价值的变体。之后，我们对这个问题的近期历史做了一个系统的概述，描述了近年来发表的一些最杰出的研究。为此，我们将注意力集中在经典的（SA、TS、GA等）和复杂的（BA、ICA、FA）元启发式求解器上。在这些文献回顾之后，我们提出了一项实验研究，重点是NS机制和三种不同的生物启发计算方案的混合。PSO、FA和BA。已实施的求解器的性能已经在由15个著名数据集组成的基准上进行了测试。从这项研究中得出的主要结论支持这样的假设：NS是一种有前途的机制，可以被考虑用于解决TSP，证明这种程序有助于元启发法提高其结果的质量。

在这些初步测试之后，我们通过分享我们对相关社区未来的展望来结束我们的研究。为此，我们指出了几个鼓舞人心的机会和相关的挑战，这些机会和挑战应该在未来几年内聚集大部分的研究工作。在我们预见的未来研究方向中，我们主张面对更大和更适用的数据集，使用尚未深入探索的替代方法，或多年来由相关专家提出的求解器的协同混合。可以说，我们预见到TSP社区的未来是激动人心的，而且仍然是多产的，在TSP研究这条无尽的道路，会有新的诱人的节点出现。

鸣谢

Eneko Osaba和Javier Del Ser要感谢巴斯克政府通过EMAITEK计划提供的资金。

参考文献

- Aarts, E.H., Korst, J.H., van Laarhoven, P.J., 1988.模拟退火算法的定量分析：旅行销售员问题的案例研究。Journal of Statistical Physics 50 (1-2), 187-206.
- Akhand, M., Hossain, S., Akter, S., 2016.著名粒子群优化的比较研究基于的方法来解决旅行销售员问题。International Journal of Swarm Intelligence and Evolutionary Computation 5 (139), 2.
- Al-Sorori, W., Mohsen, A., et al., 2016.针对旅行销售员问题的改进型混合蝙蝠算法。在。生物启发式计算国际会议。理论与应用，第504-511页。
- Ardalan, Z., Karimi, S., Poursabzi, O., Naderi, B., 2015.广义旅行推销员问题的新型帝国主义竞争算法。Applied Soft Computing 26, 546-555.
- Arigliano, A., Ghiani, G., Grieco, A., Guerriero, E., Plana, I., 2019.随时间变化的不对称旅行有时间窗口的推销员问题：属性和精确算法。Discrete Applied Mathematics 261, 28-39.

- Ariyasingha, I., Fernando, T., 2015.旅行销售员问题的多目标蚁群优化算法的性能分析.Swarm and Evolutionary Computation 23, 11-26.
- Arora, S., Singh, S., 2019.蝴蝶优化算法：一种全局优化的新方法.Soft Computing 23 (3), 715-734.
- Asadpour, A., Goemans, M.X., Madry, A., Gharan, S.O., Saberi, A., 2017.非对称旅行推销员问题的 $o(\log n/\log n)$ 近似算法.Operations Research 65 (4), 1043-1061.
- Atashpaz-Gargari, E., Lucas, C., 2007.Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition.In: 2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp.4661-4667.
- Bell, J.E., McMullen, P.R., 2004.车辆路由问题的蚁群优化技术。高级工程信息学18 (1), 41-48.
- Bellmore, M., Nemhauser, G.L., 1968.旅行销售员问题：一项调查。运筹学16 (3), 538-558.
- Bianchessi, N., Righini, G., 2007.启发式算法的车辆路由问题，同时取货和送货。计算机与运筹学34 (2), 578-594.
- Bolaños, R., Echeverry, M., Escobar, J., 2015.多目标非主导排序遗传算法 (NSGA-II) 用于解决多路销售员问题。Decision Science Letters 4 (4), 559-568.
- Boryczka, U., Szwarc, K., 2019a.非对称旅行销售人员问题的有效混合和谐搜索.Engineering Optimization, 1-17.
- Boryczka, U., Szwarc, K., 2019b.不对称旅行销售员问题的和谐搜索算法与和谐记忆的额外改进.Expert Systems with Applications 122, 43-53.
- Bouziid, S., Riffi, M.E., 2017.旅行销售人员问题的离散燕群优化算法.In:2017年智能数字环境国际会议论文集，第80-84页。
- Burke, E.K., Cowling, P.I., Keuthen, R., 2001.针对不对称旅行推销员问题的有效的局部和引导变量邻域搜索方法。In:Applications of Evolutionary Computing.Springer, pp.203-212.
- Caceres-Cruz, J., Arias, P., Guimarans, D., Riera, D., Juan, A.A., 2015.Rich vehicle routing problem: survey.ACM计算调查 (CSUR) 47 (2), 32.
- Cai, Y., Qi, Y., Cai, H., Huang, H., Chen, H., 2019.Chaotic discrete bat algorithm for capacitated vehicle routing problem.International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems (IJAACS) 12 (2), 91-108.
- Carrabs, F., Cordeau, J.F., Laporte, G., 2007.旅行销售员问题的可变邻域搜索与LIFO装载。INFORMS计算杂志19 (4), 618-632.
- Chang, J.C., 2016.基于一个Hadoop MapReduce框架的解决旅行销售员问题的修正粒子群优化。In:2016 International Conference on Applied System Innovation (ICASI), pp.1-4.
- Chawla, M., Duhan, M., 2015.蝙蝠算法：对最先进技术的调查。Applied Artificial Intelligence 29 (6), 617-634.
- Chen, M.H., Chen, S.H., Chang, P.C., 2017.旅行销售员问题的帝国竞争算法与策略学习.软计算21 (7), 1863-1875.
- Chen, S., Peng, G.H., He, X.S., Yang, X.S., 2018.使用马尔科夫框架和动力系统理论对蝙蝠算法进行全球收敛分析。Expert Systems with Applications 114, 173-182.
- Choong, S., Wong, L. P., Lim, C. P., 2019.人工蜂群算法与旅行推销员问题的修正选择函数.Swarm and Evolutionary Computation 44, 622-635.
- Chowdhury, S., Marufuzzaman, M., Tunc, H., Bian, L., Bullington, W., 2018.解决动态旅行推销员问题的改良蚁群优化算法：用无人机监视野生动物的案例研究。计算设计与工程》杂志。
- Christofides, N., 1976.车辆路由问题。RAIRO.Recherche Opérationnelle 10 (V1), 55-70.Chuah, H. S., Wong, L. P., Hassan, F. H., 2017.基于交换的离散萤火虫算法的旅行销售-----。人的问题。In:人工智能多学科趋势国际研讨会，第409-425页。

- Clerc, M., 2004.离散粒子群优化,以旅行销售员问题为例。In:工程中的新优化技术。Springer, pp.219-239.
- Contreras-Bolton, C., Parada, V., 2015.遗传算法中运算符的自动组合,以解决旅行销售员问题。PLoS ONE 10 (9), e0137724.
- Dahan, F., El Hindi, K., Mathkour, H., AlSalman, H., 2019.动态飞行蚁群优化 (DFACO), 用于解决旅行销售员问题。Sensors 19 (8), 1837.
- Danraka, S. S., Yahaya, S. M., Usman, A. D., Umar, A., Abubakar, A. M., 2019.离散萤火虫算法基于特征选择方案的改进人脸识别。Computing & Information Systems 23 (2).
- David, R.C., Precup, R.E., Petriu, E.M., Rădac, M.B., Preitl, S., 2013.引力搜索算法-基于模糊控制系统的设计,减少参数敏感性。信息科学247, 154-173.
- De Jong, K., 1975.一类遗传适应性系统的行为分析.Ph.D. thesis.密歇根大学, 美国密歇根州。
- Deng, Y., Liu, Y., Zhou, D., 2015.一种改进的遗传算法与对称TSP的初始种群策略.2015年工程中的数学问题.
- Derrac, J., García, S., Molina, D., Herrera, F., 2011.关于使用非参数统计测试作为比较进化和蜂群智能算法的方法的实用教程。Swarm and Evolutionary Computation 1 (1), 3-18.
- Dong, X., Cai, Y., 2019.大规模彩色平衡旅行销售员问题的新型遗传算法.Future Generations Computer Systems 95, 727-742.
- Dorigo, M., Gambardella, L.M., 1997.蚁群系统:对旅行销售员问题的合作学习方法。IEEE Transactions on Evolutionary Computation 1 (1), 53-66.
- Duan, H., Qiao, P., 2014.鸽子启发的优化:一种用于空中机器人路径规划的新型群集智能优化器.国际智能计算和网络学杂志7 (1), 24-37.
- Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreinejad, A., Hamdi, M., 2012.水循环算法--用于解决受限工程优化问题的新型元启发式优化方法.应用软计算110 (111), 151-166.
- Eskandari, L., Jafarian, A., Rahimloo, P., Baleanu, D., 2019.旅行销售员问题的改良和增强型蚁群运算timization算法.In:工程中的数学方法.Springer, pp.25-265.
- Ezugwu, A. E. S., Adewumi, A. O., Frincu, M. E., 2017.基于模拟退火法的共生有机体搜索优化算法的旅行销售员问题。Expert Systems with Applications 77, 189-210.
- Fachini, R.F., Armentano, V.A., 2018.具有灵活时间窗口的旅行推销员问题的精确和启发式动态编程算法.Optimization Letters, 1-31.
- Fiechter, C.N., 1994.大型旅行销售员问题的并行Tabu搜索算法.Discrete Applied Mathematics 51 (3), 243-267.
- Firoozkooh, I., 2011.使用帝国竞争算法解决旅行销售员问题, 比较所提出的算法与使用的方法的效率。澳大利亚基础和应用科学杂志5, 540-543.
- Fister, I., Fister Jr, I., Yang, X.S., Brest, J., 2013.萤火虫算法的全面回顾。Swarm and Evolutionary Computation 13, 34-46.
- Fister, I., Yang, X.S., Fister, D., 2014.萤火虫算法:扩展文献的简要回顾。In:Cuckoo Search and Firefly Algorithm.Springer, pp.347-360.
- Fister, I., Iglesias, A., Galvez, A., Del Ser, J., Osaba, E., 2018.在差异化进化中使用新奇的搜索。In:International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems, pp.534-542.
- Fister, I., Iglesias, A., Galvez, A., Del Ser, J., Osaba, E., Fister Jr, I., Perc, M., Slavinec, M., 2019.全局优化的新颖性搜索.Applied Mathematics and Computation 347, 865-881.
- Furini, F., Persiani, C.A., Toth, P., 2016.受控空域中的时间依赖型旅行销售员计划问题.运输研究。B部分:方法学90, 38-55.

- Geem, Z.W., Kim, J.H., Loganathan, G.V., 2001. 一种新的启发式优化算法：和谐搜索。模拟76 (2), 60-68。
- Gendreau, M., Laporte, G., Semet, F., 1998. 无定向选择的旅行售货员问题的Tabu搜索启发式。欧洲运筹学报106 (2), 539-545.
- Gheraibia, Y., Moussaoui, A., 2013. 企鹅搜索优化算法 (PeSOA)。In: International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems, pp. 222-231.
- Glover, F., 1989. Tabu搜索, 第一部分。ORSA计算杂志1 (3), 190-206.
- Goldberg, D., 1989. 搜索、优化和机器学习中的遗传算法》。Addison-Wesley Professional.
- Gomes, J., Mariano, P., Christensen, A.L., 2015. 设计有效的新颖性搜索算法：一个全面的实证研究。In: 遗传与进化计算2015年年会论文集》, 第943-950页。
- Grefenstette, J., Gopal, R., Rosmaita, B., Van Gucht, D., 1985. 旅行销售人员问题的遗传算法。In: 第一届遗传算法及其应用国际会议论文集》, 第160-168页。
- Groba, C., Sartal, A., Vázquez, X.H., 2015. 使用带有轨迹预测的遗传算法解决动态旅行推销员问题：对鱼类聚集装置的应用。Computers & Operations Research 56, 22-32.
- Gülcü, Ş ., Mahi, M. , Baykan, Ö.K. , Kodaz, H. , 2018. 一种基于蚁群优化和3-opt算法的并行合作混合方法, 用于解决旅行销售员问题。软计算22 (5), 1669-1685.
- Gupta, R., Shrivastava, N., Jain, M., Singh, V., Rani, A., 2018. Greedy WOA for travelling salesman problem. In: International Conference on Advances in Computing and Data Sciences, pp.321-330.
- Haddad, O.B., Afshar, A., Mariño, M.A., 2006. 蜜蜂交配优化 (HBMO) 算法：一种新的启发式水资源优化方法。水资源管理 20 (5), 661-680.
- Haleh, H., Esmacili Aliabadi, D., 2015. 通过使用帝国主义学习算子改进帝国主义殖民地算法, 并在旅行推销员问题中实施。发展杂志 & Evolution Management 1394 (22), 55-61.
- Hammouri, A. I., Samra, E. T. A., Al-Betar, M. A., Khalil, R. M., Alasmer, Z., Kanan, M., 2018. 用于解决旅行销售员问题的蜻蜓 算法。In: 2018 8th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering, pp.136-141.
- Hasan, L.S., 2018. 使用布谷鸟搜索和蚁群算法解决旅行销售员问题。Al-Qadisiyah 计算机科学和数学杂志10 (2), 59.
- Hatamlou, A., 2013. 黑洞：数据聚类的新启发式优化方法。信息科学222, 175-184.
- Hatamlou, A., 2018. 使用黑洞算法解决旅行推销员问题。软计算22 (24), 8167-8175.
- Helsgaun, K., 2015. 使用Lin- Kernighan-Helsgaun算法解决平等的广义旅行推销员问题。Mathematical Programming Computation 7 (3), 269-287.
- Hu, G., Chu, X., Niu, B., Li, L., Lin, D., Liu, Y., 2016. 旅行销售员问题的Hybrid学习的增强型人工蜂群。In: International Conference on Intelligent Computing, pp.636-643.
- Hua, Z., Chen, J., Xie, Y., 2016. 脑风暴优化与离散粒子群优化的TSP.在：2016年第12届国际计算智能与安全会议 (CIS) 上, 第190-193页。
- Hussain, A., Muhammad, Y.S., Nauman Sajid, M., Hussain, I., Mohamd Shoukry, A., Gani, S., 2017. 带修改过的循环交叉算子的旅行销售员问题的Ge-netic算法。Computational Intelligence and Neuroscience 2017.
- Hussain, A., Muhammad, Y.S., Sajid, M.N., 2019. 利用旅行销售员问题对具有新交叉算子的遗传算法进行模拟研究。Journal of Mathematics (ISSN 1016-2526) 51 (5), 61-77.

- Jati, G.K., Manurung, R., Suyanto, 2013.旅行销售员问题的离散萤火虫算法：一种新的运动方案.Swarm Intelligence and Bio-Inspired Computation:Theory and Applications, 295-312.
- Jiang, Z., 2016.旅行销售员问题的离散蝙蝠算法.In: 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), pp.343-347.
- Jie, L., Teng, L., Yin, S., 2017.一种用于旅行销售员问题的改进的离散萤火虫算法. In:International Conference on Swarm Intelligence, pp.593-600.
- Jun-man, K., Yi, Z., 2012.改进的蚁群优化在广义旅行销售员问题上的应用.Energy Procedia 17, 319-325.
- Karaboga, D., Basturk, B., 2007.一种强大而高效的数值函数优化算法：人工蜂群（ABC）算法.全球优化杂志39 (3), 459-471.
- Karaboga, D., Gorkemli, B., 2011.用于旅行销售人员问题的组合式人工蜂群算法.In:International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, pp. 50-53.
- Karaboga, D., Gorkemli, B., 2019.利用组合式人工蜂群算法解决旅行销售员问题.International Journal on Artificial Intelligence Tools 28 (01), 1950004.
- Kaveh, A., Zolghadr, A., 2016.一种新型元启发式算法：拔河优化.International Journal of Optimization in Civil Engineering 6 (4), 469-492.
- Kennedy, J., Eberhart, R., et al., 1995.粒子群优化。In:IEEE国际神经网络会议论文集，第4卷，第1942-1948页。
- Khan, I., Maiti, M.K., 2019.基于交换序列的人工蜂群算法用于旅行销售员问题。Swarm and Evolutionary Computation 44, 428-438.
- Khan, I., Pal, S., Maiti, M.K., 2018.用于解决具有不精确成本矩阵的旅行销售员问题的改良粒子群优化算法。In: 2018 4th International Conference on Recent Advances in Information Technology (RAIT), pp.1-8.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C., Vecchi, M., 1983.通过模拟退火进行优化。科学220 (4598), 671-680。
- Kitjacharoenchai, P., Ventresca, M., Moshref-Javadi, M., Lee, S., Tanchoco, J.M., Brunese, P.A., 2019.有无机器的多重旅行推销员问题：数学模型和启发式方法。Computers & Industrial Engineering 129, 14-30.
- Knox, J., 1994.对称旅行销售员问题的Tabu搜索性能.Computers & Operations Research 21 (8), 867-876.
- Kramer, O., 2008.进化计算的自适应启发式方法，第147卷。Springer.
- Kumar, S., Kurmi, J., Tiwari, S.P., 2015.旅行销售员问题的混合蚁群优化和布谷鸟搜索算法.International Journal of Scientific and Research Publications 5 (6), 1-5.Kumbharana, S.N., Pandey, G.M., 2013.使用萤火虫算法解决旅行推销员问题。International Science & Advanced Technology Research Journal 2 (2), 53-57。
- Lahyani, R., Khemakhem, M., Semet, F., 2017.解决有利润的多约束旅行推销员问题的统一数学方法.EURO Journal on Computational Optimization 5 (3), 393-422.Laporte, G., 1992a.旅行推销员问题：精确和近似算法的概述。欧洲运筹学杂志59 (2), 231-247.
- Laporte, G., 1992b.车辆路由问题：精确和近似算法的概述.European Journal of Operational Research 59 (3), 345-358.
- Larrañaga, P., Kuijpers, C.M.H., Murga, R.H., Inza, I., Dizdarevic, S., 1999.旅行推销员问题的遗传算法：表示法和运算符的回顾。人工智能再观察 13 (2), 129-170.
- LaTorre, A., Muelas, S., Peña, J.M., 2012.大规模全局优化中的多子代采样。In: 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp.
- Lawler, E.L., Lenstra, J.K., Kan, A.R., Shmoys, D.B., 1985.The Traveling Salesman Problem: a Guided Tour of Combinatorial Optimization, Vol.3. Wiley, New York.
- Lehman, J., Stanley, K.O., 2008.利用开放性，通过寻找新奇的问题来解决问题。In:ALIFE, pp.329-

- Li, M., Ma, J., Zhang, Y., Zhou, H., Liu, J., 2015. 萤火虫算法解决多个旅行推销员问题. 计算和理论纳米科学杂志 12 (7), 1277-1281.
- Liao, E., Liu, C., 2018. 一种基于密度峰聚类和蚁群运算的分层算法, 用于旅行销售员问题mization. IEEE Access 6, 38921-38933.
- Liapis, A., Yannakakis, G.N., Togelius, J., 2015. 受限的新颖性搜索: 关于游戏内容的研究代. Evolutionary Computation 23 (1), 101-129.
- Lin, S., 1965. 旅行销售员问题的计算机解决方案. 贝尔系统技术杂志 44 (10), 2245-2269.
- Lin, Y., Bian, Z., Liu, X., 2016. 为自适应混合模拟退火-塔布搜索算法开发动态邻域结构以解决对称旅行推销员问题. 应用 软计算 49, 937-952.
- Lin, M., Zhong, Y., Liu, B., Lin, X., 2017. Genotype-phenotype cuckoo search algorithm for traveling salesman problem. Computer Engineering and Applications 2017 (24), 28.
- Liu, J., Li, W., 2018. 遗传算法在旅行销售员问题上的贪婪的排列方法. In: 8th International Conference on Electronics Information and Emergency Communication, pp.47-51.
- Liu, C., Zhang, Y., 2018. 基于模拟退火的MTSP问题研究. In: 2018年国际信息科学与系统会议论文集, 第283-285页。
- Lo, K.M., Yi, W.Y., Wong, P.K., Leung, K.S., Leung, Y., Mak, S.T., 2018. 一种带有新的局部算子的遗传算法, 用于解决多个旅行推销员问题。 International Journal of Computational Intelligence Systems 11 (1), 692-705.
- López-López, V.R., Trujillo, L., Legrand, P., 2018. 抨击系统的软件改进的新颖性搜索。 In: 遗传和进化计算会议同伴论文集, 第1598-1605页。
- Lu, Y., Jiang, T., 2019. 基于Bi-population的低碳作业车间调度问题的离散蝙蝠算法. IEEE Access 7, 14513-14522.
- Luo, H., Xu, W., Tan, Y., 2018. 一种解决大规模旅行推销员问题的离散火工品算法。 In: 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), pp.1-8.
- Lust, T., Teghem, J., 2010. 多目标旅行销售员问题: 一项调查和一种新方法. 在: 多目标自然启发计算的进展。 Springer, pp.119-141.
- Ma, X., Li, X., Zhang, Q., Tang, K., Liang, Z., Xie, W., Zhu, Z., 2018. 合作性共同进化算法的调查。 IEEE Transactions on Evolutionary Computation 23 (3), 421-441.
- Mahi, M., Baykan, Ö.K., Kodaz, H., 2015. 一种基于粒子群优化、蚁群优化和3-opt算法的新的混合方法, 用于解决旅行销售员问题。 Applied Soft Computing 30, 484-490.
- Maity, S., Roy, A., Maiti, M., 2019. 用于不确定约束的多目标固体旅行销售员问题的粗略多目标遗传算法. Granular Computing 4 (1), 125-142.
- Makuchowski, M., 2018. 模拟退火法对对称旅行推销员问题的有效算法. In: International Conference on Dependability and Complex Systems, pp.348-359.
- Malek, M., Guruswamy, M., Pandya, M., Owens, H., 1989. 旅行销售员问题的串行和并行模拟退火和Tabu搜索算法. 运筹学学鉴 21 (1), 59-84.
- Marinakakis, Y., Marinaki, M., Dounias, G., 2011. Euclidean旅行销售员问题的蜜蜂交配优化算法. 信息科学 181 (20), 4684-4698.
- Marinakakis, Y., Marinaki, M., Migdalas, A., 2015. 多群粒子群优化算法中所有参数的自适应调整: 对概率性旅行销售员问题的应用。 In: 信息时代的优化、控制和应用。 Springer, pp.187-207.
- Matai, R., Singh, S., Mittal, M.L., 2010. Traveling salesman problem: an overview of applications, formulations, and solution approaches. In: Traveling Salesman Problem, Theory and Applications. IntechOpen.
- Mathopoulous, P.P., Sofianopoulou, S., 2018. 用于异质固定车队VRP的萤火虫算法. International Journal of Industrial and Systems Engineering.
- Mavrovouniotis, M., Müller, F.M., Yang, S., 2016. 蚁群优化与动态旅行销售员问题的局部搜索. IEEE Cybernetics Transactions 47 (7), 1743-1756.

- Meng, L., Yin, S., Hu, X., 2016.一种用于旅行销售员问题的新方法，基于离散人工蜂群算法。Telkomnika 14 (1), 342.
- Min, L., Bixiong, L., Xiaoyu, L., 2017.带有大都市准则的混合离散布谷鸟搜索算法为旅行推销员问题。南京大学学报（自然科学版）5, 17.
- Mirjalili, S., 2016.蜻蜓算法：一种新的元启发式优化技术，用于解决单目标、离散和多目标问题。Neural Computing & Applications 27 (4), 1053-1073.
- Mirjalili, S., Lewis, A., 2016.鲸鱼优化算法.Advances in Engineering Software 95, 51-67.
- Mohsen, A.M., Al-Sorori, W., 2017.一种新的混合离散萤火虫算法，用于解决旅行销售员问题。In:Applied Computing and Information Technology.Springer, pp.169-180.
- Molina, D., LaTorre, A., Herrera, F., 2018.用迭代局部搜索进行大规模全球操作的遮蔽mization.In: 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), pp.1-8.
- Mzili, I., Bouzidi, M., Riffi, M.E., 2015.一种新型的混合企鹅搜索优化算法来解决旅行推销员问题。In: 2015 Third World Conference on Complex Systems (WCCS), pp.1-5.
- Mzili, I., Riffi, M.E., Benzekri, F., 2017.混合企鹅搜索优化算法和遗传算法.解决旅行推销员问题的算法。In:国际先进信息技术、服务和系统会议，第461-473页。
- Neshat, M., Sepidnam, G., Sargolzaei, M., 2013.燕群优化算法：一种新方法到优化。Neural Computing & Applications 23 (2), 429-454.
- Odili, J.B., Mohmad Kahar, M.N., 2016.使用非洲布法罗优化法解决旅行推销员问题.Computational Intelligence and Neuroscience 2016, 3.
- Odili, J.B., Kahar, M.N.M., Anwar, S., 2015.非洲水牛的优化：一种蜂群智能技术 nique.Procedia Computer Science 76, 443-448.
- Odili, J.B., Kahar, M.N., Noraziah, A., 2016.使用非洲水牛优化、蜜蜂交配优化和Lin-Kerningham算法解决旅行推销员的问题。世界应用科学杂志34 (7), 911-916.
- Odili, J., Kahar, M.N.M., Anwar, S., Ali, M., 2017.关于非洲水牛优化的教程，用于解决ing the travelling salesman problem.International Journal of Software Engineering and Computer Systems 3 (3), 120-128.
- Osaba, E., Diaz, F., Carballedo, R., Onieva, E., Perallos, A., 2014a.专注于全球元启发式：对更广泛的问题集的扩展研究。The Scientific World Journal 2014.
- Osaba, E., Diaz, F., Onieva, E., 2014b.全球：一种新型的元启发式方法，用于解决基于足球概念的组合运算问题。应用智能41 (1), 145-166.
- Osaba, E., Onieva, E., Diaz, F., Carballedo, R., Lopez, P., Perallos, A., 2015.不对称的多重用回程的旅行推销员问题来解决拨号乘车问题。在：2015年IEEE第13届应用机器智能和信息学国家间研讨会（SAMI）上，第151-156页。
- Osaba, E., Carballedo, R., López-Garcia, P., Diaz, F., 2016a.全球元宝之间的比较启发式、进化模拟退火法和Tabu搜索的旅行销售员问题。In:2016年遗传与进化计算会议论文集》，第1469-1470页。
- Osaba, E., Yang, X.S., Diaz, F., Lopez-Garcia, P., Carballedo, R., 2016b.一个改进的离散蝙蝠 al-对称和非对称旅行推销员问题的计算方法.人工智能的工程应用 48, 59-71.
- Osaba, E., Yang, X.S., Diaz, F., Onieva, E., Masegosa, A.D., Perallos, A., 2017.一个离散的萤火虫算法来解决一个丰富的车辆路由问题，对一个有回收政策的报纸分发系统进行建模。软计算 21 (18), 5295-5308.
- Osaba, E., Carballedo, R., Diaz, F., Onieva, E., Masegosa, A., Perallos, A., 2018a.良好做法建议用于解决路由问题的元启发式方法的实施、展示和比较。Neurocomputing 271, 2-8.
- Osaba, E., Carballedo, R., Yang, X.S., Fister Jr, I., Lopez-Garcia, P., Del Ser, J., 2018b.关于有效解决使用带有随机重新插入运算符的蝙蝠算法解决带有时间窗口的车辆路由问题。在:自然启发的算法和应用优化。Springer, pp.69-89.

- Osaba, E., Del Ser, J., Camacho, D., Galvez, A., Iglesias, A., Fister, I., 2018c.使用受自然启发的启发式方法进行加权定向网络中的社区检测。In:International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning, pp. 325-335.
- Osaba, E., Del Ser, J., Iglesias, A., Bilbao, M.N., Fister, I., Galvez, A., 2018d.解决开放路径的问题
现实城市环境中的非对称绿色旅行推销员问题。In:International Symposium on Intelligent and Distributed Computing, pp.181-191.
- Osaba, E., Del Ser, J., Sadollah, A., Bilbao, M.N., Camacho, D., 2018e.用于解决对称和非对称旅行推销员问题的离散水循环算法。Applied Soft Computing 71, 277-290.
- Osaba, E., Yang, X.S., Fister Jr, I., Del Ser, J., Lopez-Garcia, P., Vazquez-Pardavila, A.J., 2019.用于解决具有药学 废物收集的医疗商品分配问题的离散和改进的蝙蝠算法。Swarm and Evolutionary Computation 44, 273-286.
- Ouaarab, A., Ahiod, B., Yang, X.S., 2014.旅行销售员的离散布谷鸟搜索算法
问题。Neural Computing & Applications 24 (7-8), 1659-1669.
- Ouaarab, A., Ahiod, B., Yang, X.S., 2015.旅行销售员问题的随机密钥布谷鸟搜索。
软计算19 (4), 1099-1106.
- Pandiri, V., Singh, A., 2018.基于超启发式的人工蜂群算法，用于解决k-
interconnected多网点多旅行推销员问题。Information Sciences 463, 261-281.
- Pang, W., Wang, K.p., Zhou, C.g., Dong, L.j., 2004.用于解决旅行销售员问题的模糊离散粒子群优化。In:The Fourth International Conference on Computer and Information Technology.CIT'04, 2004, pp.796-800.
- Pang, S., Ma, T., Liu, T., 2015.一种改进的蚁群优化与最优搜索库，用于
，解决旅行销售员问题。计算和理论纳米科学杂志12 (7), 1440-1444.
- Potvin, J.Y., 1993.最先进的调查-旅行推销员问题：神经网络的视角。
ORSA计算杂志5 (4), 328-348.
- Pozna, C., Precup, R.E., Tar, J.K., Škrjanc, I., Preitl, S., 2010.来自贝叶斯过滤的建模的新结果。基于知识的系统23 (2), 182-194.
- Precup, R.E., David, R.C., 2019.模糊控制伺服系统的自然启发的优化算法.Butterworth-Heinemann.
- Qiu, C., Xiang, F., 2019.使用基于集合的离散粒子群优化和
新型特征子集评价标准的特征选择.智能数据分析23 (1), 5-21.
- Rashedi, E., Nezamabadi-Pour, H., Saryazdi, S., 2009.GSA：一种引力搜索算法。信息科学 179 (13), 2232-2248.
- Reinelt, G., 1991.TSPLIB: 一个旅行销售员问题库.ORSA计算杂志3 (4), 376-384.
- Roberti, R., Wen, M., 2016.带时间窗口的电动旅行推销员问题.运输
研究。E部分，物流和运输评论89, 32-52.
- Rostami, A.S., Mohanna, F., Keshavarz, H., Hosseinabadi, A.A.R., 2015.使用引力仿真局部搜索算法解决多个旅行销售- 人问题。Applied Mathematics & Information Sciences 9 (2), 1-11.
- Roy, A., Manna, A., Maity, S., 2019.基于多亲交叉技术的新型记忆遗传算法解决旅行销售员问题.Decision
Making:管理和工程中的应用.
- Saad, A., Dong, Z., Buckham, B., Crawford, C., Younis, A., Karimi, M., 2019.一个新的Kriging-Bat al
解决计算昂贵的黑箱全局优化问题的算法.Engineering Optimization 51 (2), 265-285.
- Sahana, S.K., et al., 2018.用于解决旅行销售员问题的改进的模块化混合蚁群方法.GSTF Journal on
Computing (JoC) 1 (2).
- Saji, Y., Riffi, M.E., 2016.一种解决旅行推销员问题的新型离散蝙蝠算法。
神经计算与应用27 (7), 1853-1866.
- Sakai, M., Hanada, Y., Orito, Y., 2018.边缘组装交叉使用多个父母的旅行销售员问题。In: 2018
Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems, pp.474-477.

- Saraei, M., Mansouri, P., 2019.HMFA：用于旅行销售员问题的混合突变基萤火虫算法。In:Fundamental Research in Electrical Engineering.Springer, pp.413-427.
- Sayoti, F., Riffi, M., 2015.解决旅行推销员问题的随机键金球算法。国际建模和模拟评论 (IREMOS) 8 (1), 84-89.
- Shi, Y., 2011.脑力风暴优化算法.In:International Conference in Swarm Intelligence, pp.303-309.
- Shi, X.H., Liang, Y.C., Lee, H.P., Lu, C., Wang, Q., 2007.基于粒子群优化的TSP和泛化TSP算法.Information Processing Letters 103 (5), 169-176.
- Smith, S.L., Imeson, F., 2017.GLNS：广义旅行销售员问题的有效大邻域搜索启发法。Computers & Operations Research 87, 1-19.
- Strange, R., 2017.用于解决对称旅行推销员问题的离散花粉算法。博士学位论文。
- Svensson, O., 2018.非对称旅行推销员问题的算法。In:第38届IARCS软件技术和理论计算机科学基础年度会议。
- Taidi, Z., Benameur, L., Chentoufi, J.A., 2017.一种解决旅行销售员问题的烟花算法。International Journal of Computational Systems Engineering 3 (3), 157-162.
- Tan, Y., Zhu, Y., 2010.优化的Fireworks算法.In:International conference in swarm intelligence, pp. 355-364.
- Tang, K., Li, Z., Luo, L., Liu, B., 2015.多策略自适应粒子群优化的数值优化.人工智能的工程应用 37, 9-19.
- Tarantilis, C.D., 2005.用自适应记忆编程方法解决车辆路由问题.Computers & Operations Research 32 (9), 2309-2327.
- Tarantilis, C., Kiranoudis, C., 2007.一个灵活的基于记忆的适应性算法，用于现实生活中的运输- tion操作：来自乳制品和建筑部门的两个案例研究。《欧洲运筹学杂志》179 (3), 806-822.
- Teng, L., Li, H., 2018.修改后的离散萤火虫算法结合遗传算法用于旅行销售- 人问题.Telkomnika 16 (1), 424-431.
- Tilahun, S. L., Ngnotchouye, J. M. T., 2017.离散优化问题的萤火虫算法：一个调查。KSCE Journal of Civil Engineering 21 (2), 535-545.
- Tzy-Luen, N., Keat, Y.T., Abdullah, R., 2016.针对旅行销售员问题的OpenMP上的平行布谷鸟搜索算法。In: 2016 3rd International Conference on Computer and Information Sciences (ICCOINS), pp.380-385.
- Vaghela, K.N., Tanna, P.J., Lathigara, A.M., 2018.云计算环境中的工作调度启发式和模拟工具：一项调查。International Journal of Advanced Networking and Applications 10 (2), 3782-3787.
- Venkatesh, P., Singh, A., 2019.广义覆盖式旅行销售员问题的可变扰动程度的人工蜂群算法.Applied Soft Computing.
- Wang, Y., Xu, N., 2017.一种用于旅行销售员问题的混合粒子群优化方法。International Journal of Applied Metaheuristic Computing (IJAMC) 8 (3), 53-65.
- Wang, K.P., Huang, L., Zhou, C.G., Pang, W., 2003.旅行销售员问题的粒子群优化。In:2003年机器学习与控制论国际会议论文集。IEEE Cat.No. 03EX693, vol. 3, pp.1583-1585.
- Wang, J., Ersoy, O.K., He, M., Wang, F., 2016.多子代遗传算法及其在旅行销售员问题上的应用.Applied Soft Computing 43, 415-423.
- Wang, G. G., Gao, X. Z., Zenger, K., Coelho, L. d. S., 2018a.受犀牛群行为启发的一种新型元启发算法。In:Proceedings of The 9th EUROSIM Congress on Modelling and Simulation, vol. 142, pp.1026-1033.
- Wang, Y., Wang, Q.P., Wang, X.F., 2018b.基于改进的萤火虫算法的旅行推销员问题的解决.Computer Systems & Applications 8, 37.
- Wedyan, A., Whalley, J., Narayanan, A., 2017.连续优化问题的水文循环算法.Journal of Optimization 2017.
- Wedyan, A., Whalley, J., Narayanan, A., 2018.使用水文循环算法解决旅行销售员问题.American

- Wu, X., Gao, D., 2017.关于贪婪搜索的研究,以改善大规模旅行销售员问题的模拟退火。In:International Conference on Swarm Intelligence, pp.250-257.
- Wu, X., Shen, X., Zhang, L., 2019.用双层离散粒子群优化法同时解决医院的计划和调度问题.Mathematical Biosciences and Engineering 16 (2), 831-861.
- Xu, S., Wang, Y., Huang, A., 2014.帝国主义竞争算法在解决旅行推销员问题上的应用.Algorithms 7 (2), 229-242.
- Xu, D., Weise, T., Wu, Y., Lässig, J., Chiong, R., 2015.对旅行销售员问题的混合Tabu搜索的调查.Bio-Inspired Computing-Theories and Applications, 523-537.
- Xu, M., Li, S., Guo, J., 2017.基于模拟退火遗传算法的多重旅行推销员问题的优化.In:MATEC Web of Conferences, vol. 100, 02025.
- Xu, Y., Wu, Y., Fu, Y., Wang, X., Lu, A., 2018.基于先验知识的旅行销售员问题的离散头脑风暴优化算法.In: 2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pp. 2740-2745.
- Yang, X.S., 2008.自然启发的元启发式算法.Luniver Press, UK.
- Yang, X.S., 2009.多模态优化的萤火虫算法.In:Stochastic Algorithms:Foundations and Applications.Springer, pp.169-178.
- Yang, X.S., 2010.一种新的元启发式的蝙蝠后发算法.In:Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010).Springer, pp.65-74.
- Yang, X.S., 2012.全局优化的花粉算法.In:International Conference on Unconventional Computing and Natural Computation, pp. 240-249.
- Yang, X.S., He, X., 2013a.蝙蝠算法:文献回顾和应用.International Journal of Bio- Inspired Computation 5 (3), 141-149.
- Yang, X.S., He, X., 2013b.萤火虫算法:最新进展和应用.International Journal of Swarm Intelligence (IJSI) 1, 36-50.
- Yang, X.S., He, X.S., 2018.为什么萤火虫算法有效?在:Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization.Springer, pp.245-259.
- Yousefikhoshbakht, M., Dolatnejad, A., 2016.解决旅行销售员问题的高效组合元启发式算法.BRAIN.人工智能和神经科学的广泛研究7 (3) , 125-138.
- Yousefikhoshbakht, M., Sedighpour, M., 2013.新的帝国主义竞争算法解决旅行- ling salesman问题.International Journal of Computer Mathematics 90 (7), 1495-1505.
- Yu, B., Yang, Z.Z., Yao, B., 2009.一种改进的车辆路由问题蚁群优化方法.《欧洲操作研究杂志》196 (1), 171-176.
- Yu, X., Chen, W.N., Hu, X.m., Zhang, J., 2015.基于集合的综合学习粒子群操作分解的多目标旅行销售员问题.In: 2015年遗传与进化计算年会论文集, 第89-96页。
- Zaidi, T., Gupta, P., 2018.云 计算环境的蚁群优化算法的旅行推销员问题.International Journal of Grid and Distributed Computing 11 (8), 13-22.
- Zhan, S.h., Lin, J., Zhang, Z.j., Zhong, Y.w., 2016.基于列表的模拟退火算法用于旅行销售员问题.Computational Intelligence and Neuroscience 2016, 8.
- Zhang, Z., Gao, C., Lu, Y., Liu, Y., Liang, M., 2016.基于Physarum启发的数学模型的多目标蚁群优化,用于双目标旅行推销员问题。PLoS ONE 11 (1), e0146709.
- Zhong, W.h., Zhang, J., Chen, W.n., 2007.一种解决旅行销售员问题的新型离散粒子群优化方法.In:IEEE进化计算大会, 第3283-3287页。
- Zhong, Y., Lin, J., Wang, L., Zhang, H., 2017.混合离散人工蜂群算法与旅行销售员问题的阈值接受标准.Information Sciences 421, 70-84.

Zhong,	Y.,	Lin,	J.,	Wang,	L.,	Zhang,	H.,
2018.带有大都市接受准则的旅行销售员问题的离散综合学习粒子群操作算法.Swarm							and
Evolutionary Computation 42, 77-88.							
Zhong,	Y.,	Wang,	L.,	Lin,	M.,	Zhang,	H.,
2019.大规模旅行推销员问题的离散鸽子启发的优化算法与大都市接受准则.Swarm							and
Evolutionary Computation 48, 134-144.							

Zhou, L., Ding, L., Qiang, X., Luo, Y.,

2015.一种改进的离散萤火虫算法用于旅行销售员问题.计算和理论纳米科学杂志12 (7), 1184-1189.

Zhou, Y., Wang, R., Zhao, C., Luo, Q., Metwally, M.A.,

2017.球形旅行推销员问题的离散贪婪花粉算法.神经计算与应用, 1-16.

Zhou, A.H., Zhu, L.P., Hu, B., Deng, S., Song, Y., Qiu, H., Pan, S.,

2019.基于模拟退火和基因表达编程的旅行推销员问题算法.Information 10 (1), 7.