

# 控制与决策

Control and Decision

## 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度

胡成玉, 余果, 颜雪松, 龚文引, 蔡君怡

引用本文:

胡成玉, 余果, 颜雪松, 等. 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 159–165.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0702>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 基于知识粒度特征的多目标粗糙集属性约简算法

Multi objective rough set attribute reduction algorithm based on characteristics of knowledge granularity

控制与决策. 2021, 36(1): 196–205 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0490>

### 基于改进蛙跳算法的分布式两阶段混合流水车间调度

An improved shuffled frog leaping algorithm for the distributed two-stage hybrid flow shop scheduling

控制与决策. 2021, 36(1): 241–248 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0472>

### 基于负荷平衡的柔性预约决策

Flexible outpatient appointment decision model with loading balance

控制与决策. 2021, 36(1): 226–233 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1690>

### 基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化

Timing optimization of regional traffic signals based on improved firefly algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2829–2834 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1835>

### 基于树形结构无界存档的多目标粒子群算法

Multi-objective particle swarm optimization algorithm based on tree-structured unbounded archive

控制与决策. 2020, 35(11): 2675–2686 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0276>

# 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度

胡成玉, 余果, 颜雪松<sup>†</sup>, 龚文引, 蔡君怡

(中国地质大学(武汉) 计算机学院, 武汉 430074)

**摘要:** 在数据中心的运营中运营商需要考虑如何在利润最大化的同时降低碳排放和提升服务质量, 这些目标之间的平衡是一个巨大挑战. 针对该问题, 建立分布式数据中心负载调度的多目标优化模型, 提出一种改进拥挤距离和自适应交叉变异的非支配排序遗传算法(ICDA-NSGA-II). 在NSGA-II算法的基础上, 通过对拥挤距离的改进能够提高算法的开采和勘探能力, 引入正态分布交叉(NDX)算子和自适应变异算子增强种群的多样性, 从而保证算法能快速、准确地得到Pareto解集. 为了显示改进算法的有效性, 对基准测试函数进行求解, 仿真结果表明, 改进算法相比于典型的NSGA-II和MOEA/D具有更快的收敛速度和精度, 在分布式数据中心负载调度优化中, 能够快速有效地给出满足利润、碳排放和服务质量等目标的Pareto最优解.

**关键词:** 数据中心; 负载调度; 多目标优化; 拥挤距离; 自适应变异

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0702

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 胡成玉, 余果, 颜雪松, 等. 基于改进多目标优化算法的分布式数据中心负载调度[J]. 控制与决策, 2021, 36(1): 159-165.

## Multi-objective optimization of energy and performance management in distributed data centers

HU Cheng-yu, YU Guo, YAN Xue-song<sup>†</sup>, GONG Wen-yin, CAI Jun-yi

(School of Computer Science, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China)

**Abstract:** In data center operations, operators need to consider how to maximize profits, reduce carbon emissions and improve service quality. However, the balance between these objectives is a huge challenge, and in practical problems, we need get a group of solutions with good distribution quickly. Aiming at this problems, this paper establishes a multi-objective optimization model for distributed data centers energy and performance management, and proposes an improved adaptive mutation non-dominated sorting genetic algorithm (ICDA-NSGA-II) which improves the crowding distance and crossover operator. The crowding distance is improved in order to improve the dispersion and convergence speed of the algorithm based on the NSGA-II algorithm. Meanwhile, normal distribution crossover (NDX) operators and adaptive adjustment mutation operators are introduced to enhance the diversity of the population, so that the Pareto solution set can be obtained quickly and accurately. The experimental results on benchmark problems show that the improved algorithm has better convergence and distribution compared with the NSGA-II and the MOEA/D, and further results on the model of data centers show that the proposed algorithm can solve this problem quickly and accurately.

**Keywords:** data center; workload scheduling; multi-objective optimization; crowding distance; adaptive mutation

## 0 引言

如今,人们对互联网服务日益增长的需求大大增加了互联网以及云计算数据中心的能源消耗. 2014年,美国数据中心的用电量估计为700亿千瓦时,约占美国总用电量的1.8%<sup>[1]</sup>. 而我国近年来随着各行业对数据服务的需求不断增加,数据中心市场逐年扩

大,投资规模也快速增长. 2015年,我国数据中心总耗电量从2009年的413.7亿千瓦时增长到近1000亿千瓦时,约占当年全国电力消耗总量的2%<sup>[2]</sup>. 数据中心巨大的用电量带来的主要问题是高额电费以及大量的碳排放<sup>[3]</sup>. 因此,如何减少数据中心的用电,进而减少其面临的高额电费和大量碳排放,成为了国内外

收稿日期: 2019-05-21; 修回日期: 2019-07-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(62073300, U1911205); 数字制造装备与技术国家重点实验室一般项目(DMETKF2019018).

责任编辑: 王凌.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: yanxs@cug.edu.cn.

研究的热点. 这些研究中除了使用绿色能源减少电费和碳排放外, 还包括一些能更高效运行数据中心的资源管理方法. 其中一种是利用功耗管理减少数据中心的能耗, 例如动态电压频率调整技术<sup>[4]</sup>根据服务器的工作负载调整其CPU时钟频率以达到降低用电量的目的; 通过在系统未得到充分利用的低工作负载期间, 仅在一部分机器上分配负载并关闭其余机器降低总功耗<sup>[5]</sup>. 另一种方式是利用电力市场中的价格差异, 在多个地点的数据中心之间分配工作量以最大限度地降低电力总成本<sup>[6]</sup>. 一些研究还考虑到数据中心能源费用最小化与云计算服务收入最大化之间的平衡<sup>[7]</sup>. 此外, 也有研究指出<sup>[8]</sup>, 最小化能耗和最大化系统提供的服务质量是能源性能管理中的重要平衡, 其中对数据中心的的服务质量可以通过各种度量进行定义, 并根据服务协议(SLA)中的内容具体化.

目前, 针对数据中心能源与性能管理的优化主要是单目标优化, 如用电量、运营收入等. 在很多研究中, 将用电量和运营收入作为同一个目标讨论, 但实际上, 虽然数据中心的用电量直接影响着运营收入, 但由于服务协议的影响, 电费的减少未必意味着数据中心总收入的提高. 另一方面, 用电量能够直接反映数据中心的碳排放量. 同时, 目前的研究很少将服务质量作为优化目标, 而仅是作为约束条件考虑. 在合理量化服务质量的前提下, 将服务质量作为优化的目标之一, 可以有效地改善用户体验. 鉴于此, 本文建立了数据中心运营收入、碳排放和服务质量的三目标优化模型, 并根据问题特征设计了改进的多目标优化算法ICDA-NSGA-II. 通过与经典的NSGA-II算法<sup>[9]</sup>和基于分解的多目标进化算法<sup>[10]</sup>对比, 所提出的算法无论在Benchmarks测试函数还是实际问题求解中, 都要优于经典的多目标优化算法.

## 1 分布式数据中心能源与性能建模

### 1.1 问题描述

考虑 $n$ 个地理位置分散的数据中心, 负载调度服务器接收到服务请求后, 根据各数据中心的实时情况将服务请求发往不同的数据中心, 服务请求达到数据

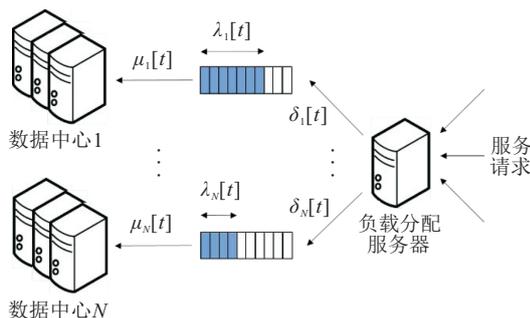


图1 分布式数据中心系统架构

中心后都首先放在一个队列中, 直到任何有可用的服务器可以处理它们为止. 每个数据中心按照规定的服务等级协议(SLA)运营, 数据中心的最大开机数量为 $M_{\max}$ , 该因素限制了其处理数据的最大能力, 要求在各个数据中心不超出其最大服务能力的前提下, 尽量增加运营收入, 减少碳排放并提高服务质量. 分布式数据中心系统架构如图1所示.

### 1.2 问题模型

#### 1.2.1 数据中心利润

在不考虑数据中心维护成本等因素的情况下, 数据中心的利润计算主要由服务收入和电费两部分构成, 其中电费的多少与数据中心的用电量即碳排放是正相关的, 因此这里只考虑数据中心的收入最大化. 本文使用一种带不耐烦客户的 $m/m/1$ 队列模型对数据中心中的每个服务器进行建模, 可以理解为服务请求队列有一定的长度限制, 当服务队列达到一定长度后, 新到达的服务请求将会被丢弃, 即使它们能被得到处理也将会超时. 根据一般SLA的规定<sup>[11]</sup>, 若服务商在规定时间内 $D$ 内满足服务请求, 则可收取一定的服务费用; 若没有在规定的时间内完成服务, 则需要缴纳一定的罚金, 这是计算数据中心收入的主要依据. 数据中心在某时段 $T$ 的总收入为

$$\text{revenue} = \sum_{i=1}^n [(1 - l(\mu_i))\alpha\lambda_i T - l(\mu_i)\beta\lambda_i T]. \quad (1)$$

每经过一段时间间隔 $T$ , 负载调度服务器重新分配所有 $n$ 个分布式数据中心服务请求的到达速率 $\lambda_i$ 和处理速率 $\mu_i$ 是模型中的决策变量.  $\alpha$ 和 $\beta$ 分别表示根据SLA在规定的时间内 $D$ 内完成服务请求收取的费用以及超时未完成服务请求的罚款费用.  $l(\mu)$ 表示服务请求的丢失概率, 即由于服务队列被占满而导致服务请求被丢弃的概率. 根据排队理论, 带有不耐烦客户 $m/m/1$ 排队模型中丢失概率 $l(\mu)$ 的计算方式<sup>[12]</sup>如下:

$$l(\mu) = \frac{\lambda}{\mu} q_0 e^{(\lambda - \mu)D}, \quad (2)$$

其中

$$q_0 = \left[ \frac{\mu + \lambda}{\mu} + \frac{\lambda^2}{\mu} \left( \frac{1 - e^{(\lambda - \mu)D}}{\mu - \lambda} \right) \right]^{-1}. \quad (3)$$

#### 1.2.2 数据中心碳排放

数据中心的碳排放量与用电量之间的换算可以通过碳排放因子计算. 数据中心的用电量通过将计算机服务器的总功耗与设备的总功耗(如冷却、照明等)相加得到. 由文献[7, 13]中的计算方法, 数据中心的总功率为

$$P_i = \frac{a\mu_i + b\lambda_i[1 - l(\lambda)]}{\varepsilon}. \quad (4)$$

其中

$$a \triangleq P_{\text{idle}} + (E - 1)P_{\text{peak}}, \quad (5)$$

$$b \triangleq P_{\text{peak}} - P_{\text{idle}}, \quad (6)$$

$P_{\text{peak}}$  和  $P_{\text{idle}}$  分别为服务器的平均空闲功耗和处理服务请求时的平均峰值功耗,  $\varepsilon$  为每个服务器平均处理一条服务请求所需要的时间. 参数在不同数据中心的取值也不尽相同, 根据服务器总功耗, 求得数据中心在某时间段  $T$  内的碳排放量为

$$\text{emission} = \sum_{i=1}^n \text{EF} \cdot T \cdot P_i. \quad (7)$$

其中: EF 为碳排放因子, 可以通过各区域电网的发电情况计算得到, 以华中区域电网为例<sup>[4]</sup>, 计算得到的碳排放因子为  $0.9014 \text{ tCO}_2/\text{MWh}$ .

### 1.2.3 数据中心服务质量

一个数据中心的的服务质量 (quality of service, QoS) 主要根据平均客户等待时间和服务请求的丢失率进行评价. 文献 [12] 介绍了带有不耐烦客户  $m/m/1$  排队模型的客户等待时间分布为

$$P\{W \leq x\} = \frac{\mu}{\lambda} \int_0^x l(y) dy + q_0. \quad (8)$$

由式 (8) 求得客户等待时间的期望为

$$E(W) = \left[ \frac{D(\lambda - \mu) - 1}{(\lambda - \mu)^2} e^{(\lambda - \mu)D} + \frac{1}{(\lambda - \mu)^2} \right] \lambda q_0. \quad (9)$$

考虑到服务请求丢失对服务质量的影响, 将丢失概率考虑到数据中心服务质量的模型中, 有

$$\text{QoS} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{ [1 - l_i(\mu)] E_i(W) + l_i(\mu) D \}. \quad (10)$$

其中:  $[1 - l_i(\mu)] E_i(W)$  为接受了服务的客户等待时间,  $l_i(\mu) D$  为未接受服务的客户等待时间, 由于最终该客户没有得到服务, 可以考虑加大这一项的权值.

### 1.2.4 数学模型

综上所述, 分布式数据中心能源与性能管理多目标优化模型如下:

$$\min F = \begin{bmatrix} \max -\text{revenue}(\lambda, \mu) \\ \text{emission}(\lambda, \mu) \\ \text{QoS}(\mu) \end{bmatrix}; \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = \lambda, \quad (12)$$

$$\lambda_i \leq \mu_i \leq \varepsilon M_{\text{max}}. \quad (13)$$

其中  $\mu_i$  和  $\lambda_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为决策变量, 分别代表各个数据中心的的服务请求到达速率. 式 (12) 代表所有服务请求被分配到各个数据中心进行处理, 式 (13) 中  $\varepsilon M_{\text{max}}$  为数据中心的最大处理速率, max 为数据

中心最大收入, 显然  $\mu$  应小于该值, 而为了防止服务请求的不断堆积, 服务请求的处理速率  $\mu$  应大于到达速率  $\lambda$ . 在该模型中, 由于各个数据中心的相关参数可能不同, 某些数据中心可能很容易被分配绝大部分的工作负载, 需要得到一组多样性丰富的解, 从而能更好地选择负载较为均衡的方案, 这对优化算法的分布性能而言是一个挑战.

## 2 改进后的 NSGA-II 多目标优化算法

带精英策略非支配排序的遗传算法 (NSGA-II) 是目前解决多目标优化问题中应用最广泛、效果最优秀的方法之一. Deb 等<sup>[9]</sup> 在原 NSGA 算法的基础上对排序方法和搜索机制进行改进, 提出了更高效的快速非支配排序方法, 并引入了以拥挤距离算子为基础的精英保留策略, 使得 NSGA-II 算法具有更好的收敛性和分布性.

随着多目标优化理论的发展, 出现越来越多复杂的多目标优化问题, 在大量实践中发现, 传统的 NSGA-II 算法虽然通过拥挤距离机制增加了种群多样性, 但仍然存在分布性不佳、局部最优的问题. 在本文模型中, 如何保持种群多样性的同时加快算法的收敛速度是算法设计中所面临的主要困难. 一方面, 为了更容易得到均衡的负载分配方案, 有需要得到分布性更好的解决方案的需求; 另一方面, 数据中心相关参数的差异可能导致优化结果有较强的偏向性. 同时, 较快的收敛速度有助于负载分配服务器更加及时地为各个数据中心分配负载, 在设计算法时有必要对这一方面加以考虑. 针对该问题, 本文在 NSGA-II 算法的基础上进行了一些改进, 以提高算法的收敛速度和优化结果的分布性.

### 2.1 改进的拥挤距离计算方法

拥挤距离的计算是 NSGA-II 算法中排挤机制的基础, 个体拥挤距离是指在同一 Pareto 层级中, 某一个体与其前后相邻的两个个体在各个方向上的距离之和. 对于第  $i$  个层级的某个个体  $j$ , 其拥挤距离  $\text{dis}^j$  的计算方法如下.

Step 1: 将拥挤距离  $\text{dis}^j$  初始化为 0.

Step 2: 依次对各个目标函数  $k$  进行如下计算: 1) 根据第  $k$  个目标函数的大小对第  $i$  层级中的各个个体进行排序; 2) 对于边界上的个体 (目标函数最大或最小), 定义  $\text{dis}^j = \text{inf}$  (无穷大); 3) 对于其他个体, 假设其排序为  $n$ , 则有

$$\text{dis}^j = \text{dis}^j + \frac{f_{n+1}^k - f_{n-1}^k}{f_{\text{max}}^k - f_{\text{min}}^k}. \quad (14)$$

这种拥挤距离的计算方式在某些状况下有一定

局限性,可以通过两个例子说明.在图2中,如果按照原先的计算方式,个体在C点或D点时的拥挤距离是一样的,但实际上,当个体在D点时更能体现种群的均匀分布,应该有最佳的拥挤距离.同样在图2中,若按照原先的计算方式,个体在E点或F点时的拥挤距离是一样的,但实际上,当个体在E点时能加快种群的收敛速度,应该有最佳的拥挤距离.

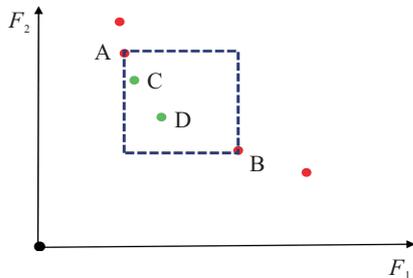


图2 个体在C或D点时拥挤距离的计算

为了更好地体现种群中个体分布的均匀性,加强种群的收敛性,对拥挤距离的计算方法作一些改进,新的拥挤距离  $dis_j^i$  定义如下:

$$dis_j^i = dis_j + \frac{cd(f_{n+1}^k - f_{n-1}^k)}{f_{\max}^k - f_{\min}^k}. \quad (15)$$

其中

$$c = \frac{f_{n+1}^k - f_n^k}{f_{\max}^k - f_{\min}^k}, \quad (16)$$

$$d = \frac{(f_{n+1}^k - f_n^k)(f_n^k - f_{n-1}^k)}{(f_{\max}^k - f_{\min}^k)^2}. \quad (17)$$

由图2和图3可见:当个体越靠近原点时,  $c$  的取值越大;当个体分布得越均匀时,  $d$  的取值越大.因此,  $c$  越大代表个体的目标函数越优,收敛得越快,  $d$  越大代表个体有着越好的分布性.在综合考虑这两个参数后,将它们整合进新的拥挤距离计算方法中.

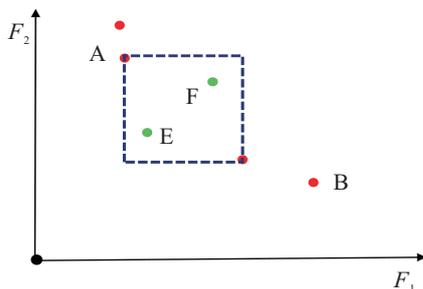


图3 个体在E点或F点时拥挤距离的计算

## 2.2 引入NDX算子的自适应交叉变异方式

在NSGA-II算法中,交叉与变异往往是通过遗传算法实现,其中存在一些缺陷影响了算法的收敛性和搜索能力.一方面,NSGA-II算法中的交叉过程采用了SBX算子(模拟二进制交叉算子),而SBX算子的大多数子代解决方案位于父代解决方案的相邻区域,因此这种变异方式往往收敛速度较慢;另一方面,传

统的NSGA-II算法采取多项式变异方式,这种方式不能根据种群中个体的变化调整变异方式,收敛速度缓慢.

一般而言,SBX算子专注于搜索父代个体周围的一小部分区域,若优化问题比较庞大,则产生的子代个体只能覆盖总搜索空间很小一部分.由于它们都靠近父代个体,找到非支配解的可能性很低,相比之下,正态分布交叉算子(NBX)算子具有更强的全局搜索能力<sup>[15]</sup>.本文引入NBX算子以增强算法的空间搜索能力,假定父代为  $p_1$  和  $p_2$ ,产生了子代  $x_1$  和  $x_2$ ,其中第  $i$  个变量的交叉过程为

$$\begin{cases} x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2}, \\ x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2}, \end{cases} \quad u \leq 0.5; \quad (18)$$

$$\begin{cases} x_{1,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} - \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2}, \\ x_{2,i} = \frac{p_{1,i} + p_{2,i}}{2} + \frac{1.481(p_{1,i} - p_{2,i})|N(0,1)|}{2}, \end{cases} \quad u > 0.5. \quad (19)$$

其中:  $u$  为区间  $(0, 1)$  中一个随机数,  $N(0, 1)$  为正态分布随机变量.同时,为了提高种群的收敛速度,引入一种自适应调整的变异方式,种群中某一个体  $X_i$  的变异概率为

$$P(X_i) = \overline{P_N} + k \overline{P_N} \frac{\overline{F(X)} - F(X_i)}{\overline{F(X)}}. \quad (20)$$

其中:  $N$  为个体数量;  $F(X_i)$  为个体  $X_i$  的适应度评价函数;  $\overline{F(X)}$  为  $N$  个个体适应度评价函数的平均数;  $\overline{P_N}$  为期望变异概率,当  $P(X_i)$  大于1(小于0)时,变异概率取1(0);  $k$  为适应度对变异概率的影响因子(默认取1).由式(20)可以看出:当个体适应度较高时,变异的概率变低;当个体适应度较低时,变异的概率变高.同时,种群整体的变异概率与原本的期望变异概率  $\overline{P_N}$  也相差不大.这种方法在保持种群较好分布性的同时增强了种群的局部搜索能力.

改进后的算法流程如下.

step 1: 随机产生有  $N$  个个体的初始种群  $P_0$ ,对种群进行快速非支配排序,并采用改进后的拥挤距离计算个体的拥挤度.

step 2: 采用二进制锦标赛选择操作,从  $P_n$  中随机选择个体进行遗传操作后产生子代  $Q_n$ ,交叉和变异分别采用正态分布交叉方式和改进的自适应调整变异方式.

step 3: 将种群  $P_n$  和  $Q_n$  合并后进行快速非支配

排序,并计算改进后的拥挤距离,优选出  $N$  个个体组成新一代种群,形成新一代种群  $P_{n+1}$ .

step 4: 若达到最大迭代次数,则满足终止条件,循环结束,否则转至 step 2.

### 3 实验与分析

为了显示改进算法的有效性,本文首先对基准测试函数进行计算,然后利用该改进算法求解多数据中心负载调度优化问题.

#### 3.1 实验环境和参数设置

本文所提出的 ICDA- NSGA-II 算法由 Matlab 实现,运行在 PlatEMO 平台<sup>[16]</sup>,运行实验的电脑 CPU 为 Intel Core i5-7500,内存 8.0 GB. 所有算法的相关参数设置如下:初始种群大小  $N = 100$ ;期望变异概率  $p = m/d$ ,即优化的目标数量除以决策变量的数量;当达到最大迭代次数  $G_{max} = 10\ 000$  时,算法终止.

#### 3.2 测试函数及性能评价指标

本文采用经典的基准测试问题 ZDT 系列<sup>[17]</sup>和 DTLZ 系列<sup>[18]</sup>进行对比实验.同时选用 IGD<sup>[19]</sup>、SP<sup>[20]</sup>以及运行时间作为算法的性能评价指标.IGD 和 SP 能够分别评价算法的收敛性和分散性.其中:IGD 值越小表明算法的收敛性能越好,SP 值越大表明算法有越好的分散性.实验采用每种算法对各个测试问题独立运行 30 次后,对统计结果进行评价.

#### 3.3 对比实验

在对比实验中,选用 NSGA-II<sup>[9]</sup>和 MOEA/D<sup>[10]</sup>与所提出的 ICDA-NSGA-II 进行对比.表 1 为各算法对所有测试问题的运行时间.基于实验结果,使用置信水平为 95% 的秩和检验来评价不同算法间的性能差异.基于性能指标 IGD 和 SP 的实验结果分别如表 2 和表 3 所示.其中“+”和“-”分别表示其他算法显著优于或劣于 ICDA-NSGA-II,“=”表示差距不明显,各算法中表现最好的性能评价指数用加粗字体显示.由表 1~表 3 的测试结果可以看出:针对 15 个测试问题,ICDA-NSGA-II 不仅在运行时间上显著优于其他两个算法,而且在其中 10 个测试问题上有着最优的 IGD 值,在其中 7 个测试问题上有着最优的 SP 值,这表明所提出的算法在收敛性和分散性上总体表现都更好.

实验结果表明,相较传统的两种多目标优化算法,本文提出的 ICDA-NSGA-II 收敛性和分散性更好,由于收敛性的改善,算法的求解速度也明显更快.在实际问题中,这对于负载分配服务器及时分配负载是有利的.性能改善的原因在于:首先,改进后的拥挤距离能兼顾算法的收敛性和分散性;然后,NDX 算子的

表 1 各算法在所有测试函数上的平均运行时间

problem	mean runtime / s		
	MOEAD	NSGA-II	ICDA-NSGA-II
ZDT1	3.128 5e+0-	2.958 0e-1-	<b>2.671 2e-1</b>
ZDT2	3.148 3e+0-	3.837 6e-1-	<b>3.039 1e-1</b>
ZDT3	3.149 2e+0-	2.902 1e-1-	<b>2.661 7e-1</b>
ZDT4	3.099 0e+0-	<b>2.802 4e-1=</b>	2.895 0e-1
ZDT5	2.865 3e+0-	<b>2.467 5e-1+</b>	2.506 1e-1
ZDT6	3.087 3e+0-	2.626 6e-1-	<b>2.410 7e-1</b>
DTLZ1	3.324 6e+0-	2.704 5e-1=	<b>2.655 1e-1</b>
DTLZ2	3.437 9e+0-	2.886 8e-1-	<b>2.799 8e-1</b>
DTLZ3	3.488 7e+0-	2.893 3e-1-	<b>2.756 7e-1</b>
DTLZ4	3.521 4e+0-	2.886 9e-1-	<b>2.843 1e-1</b>
DTLZ5	3.331 4e+0-	2.865 3e-1-	<b>2.758 7e-1</b>
DTLZ6	3.564 3e+0-	<b>2.831 1e-1+</b>	2.901 4e-1
DTLZ7	3.490 0e+0-	3.020 2e-1-	<b>2.869 5e-1</b>
DTLZ8	3.765 2e+0-	3.116 3e-1-	<b>2.951 1e-1</b>
DTLZ9	3.547 4e+0-	3.015 4e-1-	<b>2.760 5e-1</b>

表 2 各算法在所有测试函数上的平均 IGD

problem	mean IGD		
	MOEAD	NSGA-II	ICDA-NSGA-II
ZDT1	1.628 9e-1-	2.315 9e-1-	<b>9.137 8e-3</b>
ZDT2	4.114 7e-1-	4.782 6e-1-	<b>9.599 8e-3</b>
ZDT3	2.203 2e-1-	1.657 3e-1-	<b>1.641 3e-2</b>
ZDT4	5.482 6e-1+	<b>2.603 1e-1+</b>	3.428 8e+0
ZDT5	8.074 4e+0-	<b>7.239 3e-1=</b>	7.562 7e-1
ZDT6	8.661 5e-2-	9.006 7e-2-	<b>6.370 9e-3</b>
DTLZ1	<b>2.295 3e-1+</b>	2.369 5e-1+	1.530 9e+1
DTLZ2	<b>5.488 7e-2+</b>	6.997 7e-2=	6.907 9e-2
DTLZ3	1.436 2e+1+	<b>7.306 6e+0+</b>	1.668 5 e+2
DTLZ4	4.552 6e-1-	1.327 3e-1=	<b>7.130 7e-2</b>
DTLZ5	3.259 7e-2-	6.136 5e-3-	<b>5.662 3e-3</b>
DTLZ6	2.219 4e-1-	5.934 4e-3-	<b>5.250 2e-3</b>
DTLZ7	1.496 2e-1-	1.108 1e-1=	<b>9.170 2e-2</b>
DTLZ8	NaN	4.891 1e-2-	<b>4.377 6e-2</b>
DTLZ9	2.067 2e+0-	7.500 3e-2-	<b>2.135 2e-2</b>

表 3 各算法在所有测试函数上的平均 SP

problem	mean SP		
	MOEAD	NSGA-II	ICDA-NSGA-II
ZDT1	2.227 6e-2-	1.358 3e-2-	<b>6.265 5e-3</b>
ZDT2	NaN	NaN	<b>7.202 7e-3</b>
ZDT3	4.403 1e-2-	1.412 0e-2-	<b>7.876 2e-3</b>
ZDT4	<b>1.443 6e-2+</b>	2.526 3e-2+	1.496 6e-1
ZDT5	6.268 8e-2+	<b>5.839 9e-2+</b>	4.312 1e-1
ZDT6	<b>1.713 6e-2+</b>	1.828 9e-2+	7.662 7e-2
DTLZ1	6.218 0e-2+	<b>4.766 8e-2+</b>	1.805 3e+0
DTLZ2	5.600 1e-2-	5.764 3e-2-	<b>5.427 9e-2</b>
DTLZ3	1.882 6e+0+	<b>8.772 5e-1+</b>	1.710 7e+1
DTLZ4	<b>2.933 9e-2+</b>	5.247 6e-2=	5.643 2e-2
DTLZ5	1.393 1e-2-	9.705 9e-3-	<b>8.706 7e-3</b>
DTLZ6	4.376 3e-2-	1.137 6e-2-	<b>8.997 5e-3</b>
DTLZ7	1.788 1e-1-	<b>6.858 9e-2=</b>	7.351 3e-2
DTLZ8	NaN	<b>2.794 6e-2+</b>	3.239 2e-2
DTLZ9	2.793 8e-2-	3.811 1e-2=	<b>2.606 3e-2</b>

引入增强了算法的空间搜索能力,能够在保证种群多样性的同时能更快地找到非支配解;最后,改进后的变异方式基本不改变总体的期望变异概率,在加快收敛速度的同时没有对种群的多样性造成太大影响,提高了算法的总体性能.

3.4 实例模拟与分析

本实验对 NSGA-II 和 ICDA-NSGA-II 进行对比分析. 实验数据来自文献 [21], 包括分布式数据中心在一天中某几个时间段的实际运行数据, 对 3 个位于不同地区、提供相同服务的数据中心的运行进行管理与优化. 实验中采用的 SLA 数据在文献 [22] 的基础上根据实际情况作出调整, 客户的最大等待时间  $D = 100 \text{ ms}$ , 最大开机数量  $M_{\max} = 50000$ , 按时完成服务收费  $\alpha = 7 \times 10^{-5}$  美元/条, 未按时完成服务罚款  $\beta = 3.5 \times 10^{-5}$  美元/条. 负载调度服务器根据收到的服务请求总到达率  $\lambda$ , 每经过一个时间间隔  $T = 15 \text{ min}$  后, 对负载重新进行分配, 数据中心服务器参数的上下限见表 4.

表 4 数据中心各参数上下限

$\epsilon$	$P_{\text{peak}}/W$	$P_{\text{idle}}/W$	$\lambda/(\text{request/s})$
0.1	120	80	0
5	200	120	5000

实验中, 首先比较 ICDA-NSGA-II 和 NSGA-II 分别在 4 种不同的数据中心及电价模型下, 对分布式数据中心能源与性能管理的算法性能. 表 5 给出了两个算法在优化模型上求得的 SP 平均值以及结果的标准差, 表中符号 “+” “-” 的含义同表 1. 由表 5 可见, 所提出的 ICDA-NSGA-II 在 4 种情形下的种群分散性结果均优于 NSGA-II.

表 5 算法对实际问题的 SP 结果

problem	NSGA-II		ICDA-NSGA-II	
	mean SP	std SP	mean SP	std SP
1	3.2024e-1-	7.37e-2	<b>2.061 6e-1</b>	1.66e-2
2	2.4389e-2-	2.72e-2	<b>2.080 8e-1</b>	1.65e-2
3	2.3816e-2-	2.66e-2	<b>2.042 6e-1</b>	1.18e-2
4	2.2667e-2-	1.97e-2	<b>2.008 1e-1</b>	1.95e-2

在实际情况中, 对数据中心运行管理优化目标的选择与权衡可以根据实际情况调整, 在保证服务质量的前提下选择收入更高、碳排放更低的运行模式, 也可以根据某种权重进行选择. 表 6 给出的优化结果根据 ICDA-NSGA-II 求得的 Pareto 前沿, 采用前一种偏好进行选择. 与文献 [21] 方法对比的结果显示, 除

了在问题 1 中 ICDA-NSGA-II 的优化结果能耗较高以外, 在其他问题上优化后的各项目标都更优. 可以看出, 采用本文提出的多目标优化模型与算法求得的参数设定值可以获得更好的结果.

表 6 实际问题优化结果

problem	algorithm	revenue (dollars)	emission (kg)	Qos (ms)
1	文献 [22] 内点法	14.68	<b>272.1</b>	26.6
	ICDA-NSGA-II	<b>15.15</b>	275.5	<b>11.5</b>
2	文献 [22] 内点法	14.34	228.9	23.8
	ICDA-NSGA-II	<b>14.80</b>	<b>219.6</b>	<b>19.8</b>
3	文献 [22] 内点法	13.17	248.5	25.1
	ICDA-NSGA-II	<b>13.33</b>	<b>246.4</b>	<b>19.8</b>
4	文献 [22] 内点法	16.20	308.4	24.4
	ICDA-NSGA-II	<b>16.59</b>	<b>301.5</b>	<b>14.3</b>

4 结论

针对分布式数据中心运行负载调度过程中经常出现的能耗优化问题, 本文进一步考虑了数据中心收入与服务质量的优化, 建立了问题的多目标能源与性能管理优化模型, 从而保证了在数据中心能耗降低的同时优化收入和服务质量. 同时, 针对所建立的模型提出了一种改进拥挤距离及交叉算子的自适应调整变异 NSGA-II 算法. 基于 15 个基准测试问题的实验结果表明, 该算法的性能优于传统的多目标算法. 数据中心管理的优化问题的测试结果表明, 所提出的算法显著优于传统多目标优化算法 NSGA-II, 且优化结果能够在保证服务质量的同时进一步降低能耗, 增加收入.

参考文献 (References)

- [1] Shehabi A, Smith S, Sartor D, et al. United states data center energy usage report[R]. Berkeley: Lawrence Berkeley National Lab, 2016.
- [2] Xu M M, Zhai X Q, Li G Z, et al. Research progress in cooling technology of data centers[J]. Building Science, 2018, 34(8): 124-132.
- [3] Qureshi A, Weber R, Balakrishnan H, et al. Cutting the electric bill for internet-scale systems[J]. ACM Sigcomm Computer Communication Review, 2009, 39(4): 123-134.
- [4] Chen Y, Das A, Qin W, et al. Managing server energy and operational costs in hosting centers[J]. ACM Sigmetrics Performance Evaluation Review, 2005, 33(1): 303-314.
- [5] Heo J, Henriksson D, Liu X, et al. Integrating adaptive components: An emerging challenge in

- performance-adaptive systems and a server farm case-study[C]. The 28th IEEE International Real-time Systems Symposium. Tucson: IEEE, 2007: 227-238.
- [6] Li J Y, Li Z Y, Ren K, et al. Towards optimal electric demand management for internet data centers[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(1): 183-192.
- [7] Ghamkhari M, Mohsenian-Rad H. Energy and performance management of green data centers: A profit maximization approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(2): 1017-1025.
- [8] Beloglazov A, Buyya R. Managing overloaded hosts for dynamic consolidation of virtual machines in cloud data centers under quality of service constraints[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(7): 1366-1379.
- [9] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [10] Zhang Q, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [11] Macías M, Guitart J. SLA negotiation and enforcement policies for revenue maximization and client classification in cloud providers[J]. Future Generation Computer Systems, 2014, 41: 19-31.
- [12] Choi B D, Kim B, Chung J.  $M/M/1$  queue with impatient customers of higher priority[J]. Queueing Systems, 2001, 38(1): 49-66.
- [13] Fan X B, Weber W D, Barroso L A. Power provisioning for a warehouse-sized computer[J]. ACM SIGARCH Computer Architecture News, 2007, 35(2): 13-23.
- [14] Baseline Emission Factor of China Regional Power Grid for 2017 Emission Reduction Project[R]. Beijing: Ministry of Ecology and Environment of China, 2018.
- [15] Zheng F F, Qi Z X, Bi W W, et al. Improved understanding on the searching behavior of NSGA-II operators using run-time measure metrics with application to water distribution system design problems[J]. Water Resources Management, 2017, 31(4): 1121-1138.
- [16] Tian Y, Cheng R, Zhang X Y, et al. PlatEMO: A Matlab platform for evolutionary multi-objective optimization [educational forum][J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2017, 12(4): 73-87.
- [17] Zitzler E, Deb K, Thiele L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195.
- [18] Deb K, Thiele L, Laumanns M, et al. Scalable test problems for evolutionary multiobjective optimization[C]. Evolutionary Multiobjective Optimization. London: Springer, 2005: 105-145.
- [19] Coello C A C, Cortés N C. Solving multiobjective optimization problems using an artificial immune system[J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2005, 6(2): 163-190.
- [20] Schott J R. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization[D]. Master: Department of Aeronautics and Astronautics, Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [21] Ghamkhari M, Mohsenian-Rad H. Optimal integration of renewable energy resources in data centers with behind-the-meter renewable generator[C]. IEEE International Conference on Communications. Ottawa: IEEE, 2012: 3340-3344.
- [22] Kusic D, Kephart J O, Hanson J E, et al. Power and performance management of virtualized computing environments via lookahead control[J]. Cluster Computing, 2009, 12(1): 1-15.

### 作者简介

胡成玉(1978—),男,副教授,博士,从事智能计算、强化学习、多目标优化等研究, E-mail: huchengyu@cug.edu.cn;

余果(1996—),男,硕士生,从事智能计算、深度强化学习的研究, E-mail: 843300981@qq.com;

颜雪松(1977—),男,副教授,博士生导师,从事智能计算、地震反演问题等研究, E-mail: yanxs@cug.edu.cn;

龚文引(1979—),男,教授,博士生导师,从事智能计算及其应用等研究, E-mail: wenyigong@yahoo.com;

蔡君怡(1995—),男,硕士生,从事深度强化学习的研究, E-mail: 465940332@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)