

面向个性化定制需求的异构制造资源服务组合优化方法

陈子东

广东工业大学自动化学院, 广东 广州

收稿日期: 2023年11月26日; 录用日期: 2023年12月21日; 发布日期: 2023年12月29日

摘要

工业制造任务日趋复杂, 组件服务组合优化问题相关的指标日益增多, 需要综合考虑各个评价指标, 从备选服务中筛选出最优服务组合。本文针对工业制造的特点, 从服务成本、服务时间等服务质量(QoS)指标构建了组件服务评价指标体系。为了处理高维多目标优化问题并针对非支配排序遗传算法(NSGA-II)只能求得最优解集的特点, 本文提出改进 ϵ -约束策略融合Pareto支配改进NSGA-II算法, 并将NSGA-II和模糊决策相结合, 利用模糊决策从最优解集中寻找最优解。

关键词

工业软件组件服务组合, 多目标优化, 改进NSGA-II算法

Optimization Method for Heterogeneous Manufacturing Resource Service Composition Catering to Personalized Customization Demands

Zidong Chen

School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong

Received: Nov. 26th, 2023; accepted: Dec. 21st, 2023; published: Dec. 29th, 2023

Abstract

With the increasingly complex tasks in industrial manufacturing, the metrics related to the opti-

mization of component service combinations are growing. It's essential to comprehensively consider various evaluation metrics to filter out the optimal service combinations from alternative services. This paper, targeting the characteristics of industrial manufacturing, constructs a framework of evaluation metrics for component services based on QoS indicators such as service cost and service time. To address high-dimensional multi-objective optimization problems and considering the limitation of the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) in obtaining only the optimal solution set, this paper proposes an improved ε -constraint strategy integrated with the Pareto dominance-enhanced NSGA-II algorithm. Additionally, it combines NSGA-II with fuzzy decision-making to search for the optimal solution within the obtained optimal solution set using fuzzy decision-making methods.

Keywords

Industrial Software Component Service Composition, Multi-Objective Optimization, Improved NSGA-II Algorithm

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,工业与城市互联网环境工业软件系统具有规模庞大、涵盖的软件组件与设备实体繁杂异构、跨平台、跨操作系统、跨编程语言、跨网络,跨 IT/OT 域集成等典型特征,工业软件组件实现对繁杂异构软件组件与设备实体进行服务化、组件化、标准化封装,提供统一的互操作访问接口,从而支撑灵活敏捷的大型工业软件系统构建开发。随着工业制造复杂程度的提高以及个性化需求增多,实现制造资源与组件服务的最优组合与配置,避免资源的闲置与浪费,是促进工业制造模式向传统制造产业深度融合与应用的关键技术之一。

服务组合是在制造环境下完成制造任务的主要实现方式,如何从大量服务组合中选择出最符合要求的服务组合方案,是目前服务组合面临的难题。国内外学者对服务组合优化问题不断探索,取得了一定的研究成果。Liu 等人[1]提出了一种基于相似度的可信度计算模型,并通过相似度的倒数将其与 QoS 发布值相结合,使 Web 服务的 QoS 满足实际运行效果。Arunachalam 等人[2]提出了一种基于改进余弦相似度的 Web 服务组合人工蜂群优化方案,从响应式服务组合过程中生成的 workflow 建模图中确定最优候选服务解决方案。尹超等人[3]通过建立包括非功能属性与历史评价属性的云制造服务评价指标体系来评估服务优选组合过程。翟振坤[4]提出一种扩展型 NSGA-II 算法,通过改进协同进化算子和次优解筛选机制,提高 NSGA-II 在复杂优化问题应用环境中的算法性能。

在工业制造环境中,针对同一个子任务有大量功能属性相同但非功能属性不同的组件服务,组件服务的非功能性属性通常用 QoS (服务质量)来描述[5]。在实际应用中,组件服务的 QoS 指标众多, QoS 指标间往往是相互冲突的,且转化为单目标优化问题进行求解时极易陷入局部最优解。本文综合考虑工业制造环境下的情况,提出了一种新的组件服务组合数学模型,该模型以服务时间、服务成本、服务可用性、服务能耗、服务满意度为指标体系,运用基于 ε -约束法的 NSGA-II 算法对该模型进行求解,使算法能够更好地处理高维多目标优化问题并消除量纲影响。对于求得的 Pareto 解集,采用模糊决策法对解集中的所有组合方案进行评估,为选取最优服务组合提供参考。

2. 工业软件组件服务组合优化模型

考虑工业制造过程在服务执行过程中的动态性、不稳定性，为方便建立数学优化模型，作出以下假设：服务组合过程中不存在一个制造资源同时为多个制造子任务服务的情况；以顺序结构作为组件服务组合的研究对象。

2.1. QoS 评价指标体系

工业软件组件服务需要更多地考虑服务需求方的需求和工业制造场景的特点，并结合指标的可量化性，选取服务成本、服务时间、服务可用性、服务能耗、服务满意度 5 个指标，构建 QoS 评价指标体系。

1) 服务成本 C 。服务需求方提交服务请求到取得服务结果所花费的总时间。可表示为

$$C = \sum_{i=1}^n c_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中， c_i 为子任务 i 对应服务提供方完成子任务的成本。

2) 服务时间 T 。从服务需求方提交任务开始，到获得服务结果所花费的总费用。可表示为

$$T = \sum_{i=1}^n t_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中， t_i 为子任务 i 对应服务提供方完成子任务时间。

3) 服务可用性 A 。可表示为

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{i=1}^n a_i}{n}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中， a_i 为子任务 i 对应服务提供方完成子任务时间， n 为子任务数。

4) 服务能耗 E 。在生产制造过程中产生的能源消耗 E ，可表示为

$$E = \sum_{i=1}^n e_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中， e_i 为子任务 i 对应服务提供方完成子任务时间。

5) 服务满意度 S 。组件服务组合的满意度是服务需求方对各个服务提供方通过打分得到的历史服务评价结果，取值在 0~1 之间，数值越高，表示服务提供方的服务水平越好。可表示为

$$S = \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{i=1}^n s_i}{n}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中， s_i 为服务需求方对子任务 i 所对应的服务提供方的服务满意度打分评定结果； n 为子任务数。

2.2. 多目标组合优选模型

组件服务组合的总体目标是使得所优化指标，即服务成本、服务时间、服务能耗最小、服务可用性、服务满意度最高来完成制造任务。本文建立的组件制造服务组合优化模型如下：

$$F(X) = (\min C, \min T, \min E, \max A, \max S) \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} C \leq C_{\max} \\ T \leq T_{\max} \\ E \leq E_{\max} \\ A \geq A_{\min} \\ S \geq S_{\min} \end{cases} \quad (7)$$

目标函数(6)表示服务组合的服务成本、服务时间、服务能耗尽可能达到最小化，而服务可用性、服务满意度需尽可能达到最大化。5个约束分别表示模型中的服务成本 C 不超过服务需求者规定的最高成本 C_{\max} ，服务时间 T 不超过服务需求者规定的最长时间 T_{\max} ，服务能耗 E 不超过服务需求者规定的最长时间 E_{\max} ，服务可用性 A 不低于服务需求者规定的最低可用性 A_{\min} ，服务满意度 S 不低于规定的最低服务满意度 S_{\min} 。

3. 工业软件组件服务组合优化算法

3.1. ε -约束法

在目标函数维度较高时，基于 Pareto 支配的多目标进化算法会遇到收敛度显著下降的问题。在 NSGA-II 算法对于 3 个以上的目标时性能会显著下降，按照 Pareto 支配的定义，当一个个体 A 只要没有在所有指标上等于且至少有一个优于个体 B，则这两个个体之间互不支配，在高维度目标时这就很难找到一个个体支配另一个个体，导致 Pareto 前沿上的解集过大，使得算法的寻优能力大大降低。因此本文将约束条件处理方面，将 ε -约束法加以改进并由于对 NSGA-II 算法进行改进。

根据式(6)(7)的多目标优化模型，我们定义约束违反度：

$$O(x) = \sum_{x \in X} [f(x) + |f(x)|] \quad (8)$$

其中， X 为可行域， $f(x)$ 为误差度，我们定义为：

$$f(x) = \begin{cases} \sum Q_{\min} - Q & \text{越大越好的 QoS} \\ \sum Q - Q_{\max} & \text{越小越好的 QoS} \end{cases} \quad (9)$$

式中， Q_{\min} 、 Q_{\max} 为所规定的每种 QoS 指标的上下限， Q 为每种 QoS 的值。

当在进行快速非支配排序时，当个体 X_1 和个体 X_2 的违反约束度均小于等于 ε 时，则两者均视为可行解，此时 $O(x)$ 为 0，按照原有步骤确定支配关系；当 X_1 的约束违反度小于等于 ε ， X_2 的约束违反度大于 ε 时，则认为 X_1 支配 X_2 ；当 X_1 和 X_2 的约束违反度均大于 ε ，且 X_1 的约束违反度小于 X_2 的约束违反度时，则认为 X_1 支配 X_2 。

ε -约束法的关键在于确定 ε 的值，在迭代初期，为了让部分有较好基因但为不可行解的个体能遗传到下一代， ε 应设为较大值；在迭代后期，为了使结果收敛为可行解， ε 应趋于 0。按照这个思想，设计 ε 的公式为：

$$\varepsilon(n) = \max \left[\varepsilon_{\max} - \frac{\varepsilon_{\max}}{n} (n-1), 0 \right] \quad (10)$$

式中 n 为当前迭代代数； ε_{\max} 为迭代代数为 1 时的 ε 值。

3.2. 基于 ε -约束法的 NSGA-II 算法

本文利用基于 ε -约束法的 NSGA-II 算法对组件服务组合优化问题的多目标优化模型进行求解，具体步骤如下：

步骤 1：初始化种群，随机生成大小为 N 的种群 P ，设置种群规模、进化代数、交叉概率、变异概率及 ε_{\max} 的值。对于每个个体采用整数编码的方式，根据备选组件服务的序号对各个组件服务进行编码。

步骤 2：对种群 P 进行基于 ε -约束法的非支配排序和所有个体拥挤度的计算。

步骤 3：对父代种群 P 进行锦标赛竞选，我们将每次选取种群规模的 60% 个体进行比较，选择非支配序小且拥挤度大的个体。根据组件服务的特点，本场景下的组合优化问题适合使用整数编码的均匀两

点交叉以及邻近变异产生子代，最终得到子代种群 Q ，并将父代和子代种群合并($P + Q$)。

步骤 4: 整数编码在交叉变异后可能会产生重复的个体，影响了种群的多样性，因此需要对重复的个体进行剔除，并补充随机新个体直至种群规模为 $2N$ 。

步骤 5: 对新种群进行基于 ε -约束法的非支配排序及拥挤度计算，并根据等级排序及拥挤度选出种群大小为 N 的下一代父代种群 P_{n+1} 。

步骤 6: 判断此时是否达到进化的最大代数，若是则结束迭代并输出最终的非支配前沿解集；若还未达到则重复步骤 3~5 直至进化最大代数。

3.3. 基于模糊决策的组合优选算法

当得到非支配前沿解集后，需要从解集中选出最适合的一种组合服务。模糊决策是指在模糊环境下进行决策的数学理论和方法。其原理为将模糊技术应用到决策过程中，使用模糊事实、模糊规则来描述决策过程中存在的不确定性和不准确性，通过使用模糊推理技术获得决策候选方案以及使用模糊综合评判以获得最佳决策方案。本文采用模糊优选法的基本理论构建多目标模糊优选模型。总体的步骤为：

- 1) 确定评价指标，评价指标数量为 m 。(QoS 数量)
- 2) 确定评价指标等级，数量为 o 。(给每种 QoS 评价优劣的等级)
- 3) 确定评价指标的权重向量 $A = (a_1, a_2, \dots, a_m)$ ，其中 $\sum a_m = 1$ ， $a_m > 0$ 。
- 4) 进行单因素模糊评价。针对每个非劣解计算其各个指标等级的隶属度，得到模糊关系矩阵 R ， R 是 m 行 o 列矩阵。
- 5) 多指标综合评价。利用权矢量 A 和模糊关系矩阵 R 合成模糊综合评价结果矢量 B ，即 $B = A \cdot R$ ，其中 B 中值最大的方案即为最优方案。

若 Pareto 解集中有 n 个备选方案，在选择方案时需要综合考虑 m 个目标对每个方案的影响，那么可以构建指标矩阵如下：

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (11)$$

矩阵 X 中 x_{ij} 表示第 j 个方案中第 i 个目标的 QoS 值。

由于各个目标的基本参量不同，为了便于对各个方案进行评价，首先要对 QoS 属性值进行归一化，即求出各个目标值的相对优属度。

$$x'_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, & \text{目标值越大越好} \\ \frac{x_{\max} - x_{ij}}{x_{\max} - x_{\min}}, & \text{目标值越小越好} \end{cases} \quad (12)$$

本文的隶属函数选取如下：

$$f_{ij} = \begin{cases} 1 & f_{ij} < f_{i\min} \\ x'_{ij} & f_{i\min} < f_{ij} < f_{i\max} \\ 0 & f_{ij} > f_{i\max} \end{cases} \quad (13)$$

式中 f_{ij} 为在 Pareto 解集中的第 j 个最优解在第 i 个 QoS 指标数值的隶属度； $f_{i\min}$ 为第 i 个 QoS 指标数值下限； $f_{i\max}$ 为第 i 个 QoS 指标数值上限。

本文前半部分是利用基于 ϵ -约束法的 NSGA-II 求解出收敛种群对应的 Pareto 解集，再利用模糊决策对求解出的 Pareto 解集进行计算所得的多目标综合最优解。总体流程图如图 1 所示。

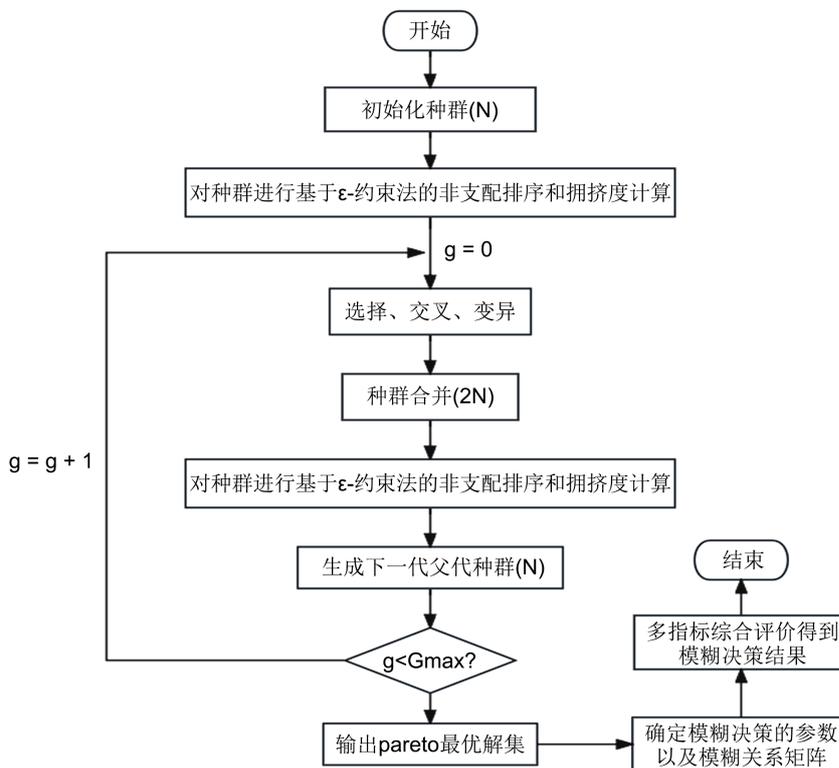


Figure 1. The flowchart of NSGA-II algorithm was improved
图 1. 改进 NSGA-II 算法流程图

4. 实验与结果分析

4.1. 算例模型

为验证所提模型及方法的可行性和有效性，本文分别设计了算法测试和应用算例。实验在 pycharm2022.2.2 软件上实现，系统为 Windows 10，内存 8 GB。

本节模拟用户将制造任务和相关需求提交至平台，系统根据任务解析工具将制造任务分解的行为，以验证工业组件服务组合优化模型的可行性。由于尚未有公开的数据集，本文采用在合理范围内随机生成的模拟数据以验证模型。表 1 为 5 个子任务分配的候选资源服务，每个子任务会在初始时刻选择其中一个资源服务。

Table 1. Candidate service resources

表 1. 候选服务资源

制造子任务	ST ₁	ST ₂	ST ₃	ST ₄	ST ₅
候选组件服务	CS ₁₁	CS ₂₁	CS ₃₁	CS ₄₁	CS ₅₁
	CS ₁₂	CS ₂₂	CS ₃₂	CS ₄₂	CS ₅₂
	CS ₁₃	CS ₂₃	CS ₃₃	CS ₄₃	CS ₅₃
	CS ₁₄		CS ₃₄	CS ₄₄	

本文在 pycharm 2022.2.2 环境中进行多目标优化模型求解, $T_{\max} = 200$ h, $C_{\max} = 1800$ 元, $A_{\min} = 0.85$, $E_{\max} = 200$ kW·h, $S_{\min} = 0.9$ 。首先将工业制造任务划分为 5 个子任务, 各子任务按照顺序结构执行, 表示为 $\{ST_1, ST_2, ST_3, ST_4, ST_5\}$; 根据子任务的需求为其匹配相应的组件服务待选; 最后为每个子任务选择一个资源进行随机组合, 通过所选算法求出最优的组合方案集合。

4.2. 算例验证

采用种群规模为 50, 最大进化代数 200, 交叉概率 0.95, 变异概率 0.05, $\epsilon_{\max} = 20$, 生成初始种群; 模糊决策的权重向量 $A = (0.3, 0.15, 0.15, 0.3, 0.1)$ 。通过算例仿真求解, 输出的非支配解集及目标函数值如表 2 所示。其中服务组合中的数字表示对应子任务下备选组件服务的编号。

Table 2. Patrol solution set and the value of the objective function

表 2. Patrol 解集及目标函数值

服务组合	可用性 A	满意度 S	时间 T	成本 C	能耗 E
[1,2,3,4,2]	0.89	0.94	173	1463	166
[3,2,2,2,2]	0.87	0.95	177	1508	169
[1,2,1,4,2]	0.91	0.92	172	1448	156
[1,2,1,4,1]	0.90	0.93	175	1472	160
[3,2,2,4,2]	0.89	0.95	175	1483	165
[4,2,2,1,2]	0.89	0.95	184	1563	177
[3,2,2,1,2]	0.88	0.95	179	1518	172
[3,2,1,4,2]	0.89	0.93	173	1464	159
[2,1,1,4,2]	0.84	0.92	170	1436	150
[2,2,2,4,1]	0.86	0.96	176	1498	164
[2,2,1,4,3]	0.86	0.93	173	1483	156
[2,2,2,2,2]	0.85	0.96	175	1499	164
[2,2,2,4,2]	0.87	0.95	173	1474	160
[2,2,2,1,1]	0.85	0.96	180	1533	171
[1,2,2,4,1]	0.89	0.94	177	1491	166

根据求得的 Pareto 解集各组合服务的 QoS 参数指标构建模糊决策矩阵, 根据权重向量的设定以及隶属度的确定, 应用模糊决策算法对求得的 Pareto 最优组合服务进行评估, 表 3 为求解的最优组合服务。

Table 3. The optimal Pareto solutions for service composition

表 3. 服务组合最优 Pareto 解

服务组合	$[S_{11}, S_{22}, S_{31}, S_{44}, S_{52}]$
服务可用性 A	0.91
服务满意度 S	0.92
服务时间 T	172
服务成本 C	1448
服务能耗 E	156

本文在每个种群规模下采用两种算法分别独立进行 5 次实验, 得到的平均最优解集的大小如图 2 所示。

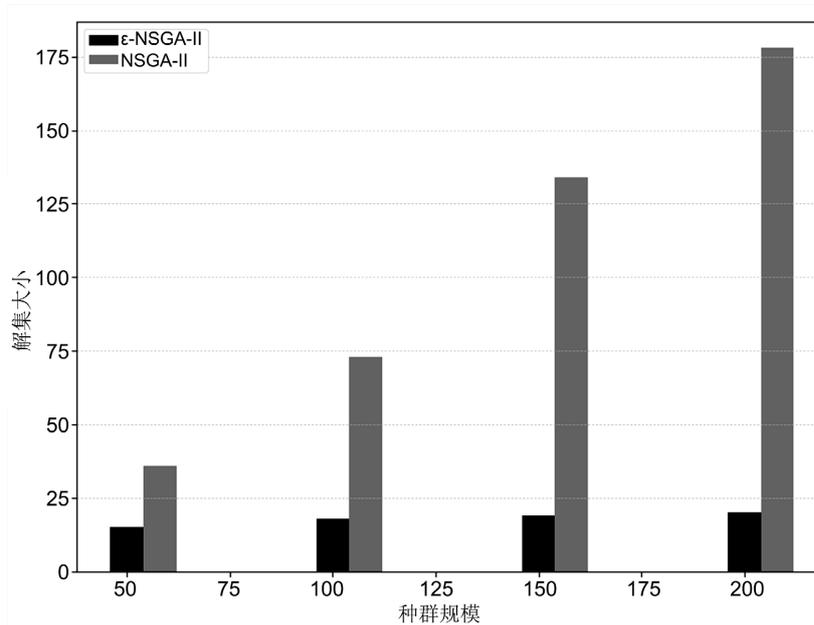


Figure 2. The comparison of the number of individuals in the optimal solution sets of the two algorithms

图 2. 两种算法最优解集个体数量对比

实验结果表明, 与 NSGA-II 算法相比, 基于 ε -约束法的 NSGA-II 算法其非支配解集个体数目随种群规模扩大上涨不大, 解集明显较小, 大大减小了组合优选步骤的计算量; 这是因为原 NSGA-II 算法基于 Pareto 支配, 在高维度情况下很难确定支配关系, 从而导致解集几乎占据了整个种群, 进而使得各个目标下的 QoS 指标值变差。

4.3. 结论

工业物联网的发展使得工业制造任务日趋复杂, 本文分析了工业组件服务组合的重要性和服务流程, 提出了一种以服务时间最少、服务成本最低、服务可用性最大、服务能耗最小、服务满意度最高的工业组件服务组合优化模型, 为了使多个目标同时达到优化, 运用基于 ε -约束法的 NSGA-II 对多目标数学模型求解, 对于求得的 Pareto 解集, 采用模糊决策法对解集中的服务组合进行综合评估, 选取最符合需求的服务组合。通过算例实验论证, 验证了所提模型和求解算法在解决工业组件服务组合问题的有效性和可行性。

参考文献

- [1] Liu, F., Han, M. and Liu, J. (2021) Credible Web Service Composition Based on Improved Multi-Objective Particle Swarm Optimization. 2021 40th Chinese Control Conference (CCC), Shanghai, 26-28 July 2021, 2408-2413. <https://doi.org/10.23919/CCC52363.2021.9549893>
- [2] Arunachalam, N. and Amuthan, A. (2018) Improved Cosine Similarity-Based Artificial Bee Colony Optimization Scheme for Reactive and Dynamic Service Composition. *Journal of King Saud University—Computer and Information Sciences*, **34**, 270-281. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2018.10.003>
- [3] 尹超, 许加晟, 李孝斌. 基于 NSGA-III 算法的云制造服务组合优选方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(4): 1164-1176. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2022.04.018>
- [4] 翟振坤. 面向服务的开放式数控系统设计关键技术研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- [5] Zheng, Z., Wu, X., Zhang, Y., et al. (2013) QoS Ranking Prediction for Cloud Services. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, **24**, 1213-1222. <https://doi.org/10.1109/TPDS.2012.285>