

# 融媒体平台多目标约束下供应商选择研究

孙一凡, 李军祥\*, 李元睿, 陈佳乐

上海理工大学管理学院, 上海

收稿日期: 2025年3月15日; 录用日期: 2025年4月18日; 发布日期: 2025年4月25日

## 摘要

媒体平台建设面临复杂的多目标约束下的供应商评价和选择问题。以县级融媒体平台的构建需求为例, 采购范围涵盖了硬件设备、耗材以及虚拟产品、软件和云服务等。不同类型的产品或服务在选择供应商时, 往往需要从不同的维度综合考虑。本文聚焦县级融媒体平台供应商选择所面临的产品种类多样化及动态采购决策问题, 构建供应商指标体系、搭建供应商评价评估参数模型、提出ACO-GA组合评价模型的供应商评价方法帮助提高决策效率和决策质量。

## 关键词

融媒体平台, 多目标约束, 供应商选择, 遗传算法, 蚁群算法

# Research on Supplier Selection under Multi-Objective Constraints of Integrated Media Platforms

Yifan Sun, Junxiang Li\*, Yuanrui Li, Jiale Chen

Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 15<sup>th</sup>, 2025; accepted: Apr. 18<sup>th</sup>, 2025; published: Apr. 25<sup>th</sup>, 2025

## Abstract

The construction of media integration platforms faces the complex problem of supplier evaluation and selection under the constraints of multiple objectives. Taking the construction needs of county-level integrated media platforms as an example, the procurement scope covers hardware equipment, consumables, and virtual products, software and cloud services. Different types of products or services often require comprehensive consideration from different dimensions when selecting suppliers.

\*通讯作者。

ers. In this paper, we focus on the diverse product types and dynamic procurement decision-making problems faced by suppliers of county-level integrated media platforms, construct a supplier indicator system, build a supplier evaluation parameter model, and propose a supplier evaluation method of ACO-GA combination evaluation model to help improve decision-making efficiency and quality.

## Keywords

**Integrated Media Platform, Multi-Objective Constraints, Supplier Selection, Genetic Algorithm, Ant Colony Optimization**

Copyright © 2025 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

县级融媒体[1]结合网络技术、数字技术、移动技术与智能技术,融入贯通各行各业,是地方政府党委政府“治县理政”的抓手与平台。数字化、智能化的变革浪潮之下,使得传统县级媒体急需转型为县融媒体中心,才能以科技赋能传统媒体行业。2020年国务院印发《关于加快推进媒体深度融合发展的意见》指出:要以先进技术引领驱动融合发展,用好5G、大数据、云计算、物联网、区块链、人工智能等信息技术革命成果,加强新技术在新闻传播领域的前瞻性研究和应用,推动关键核心技术自主创新。要深化主流媒体体制机制改革,建立适应全媒体生产传播的一体化组织架构,构建新型采编流程,形成集约高效的内容生产体系和传播链条。如何快速搭建县级融媒体平台[2],解决其中供应商的选择及评价评估问题是建设融媒体平台首先需要考虑的事项。国内外众多学者在供应链[3]及供应商选择方面做了大量研究。殷俊等人[4]在其文章中构建出基于层次分析法(Alytic Hierarchy Process)的宁夏县级融媒体中心公共文化服务的效能评估体系,并对宁夏三县的融媒体中心公共文化服务的效能进行综合实证评估。冯夏楠等人[5]运用LDA主题模型的分析方法梳理我国县级融媒体中心文化服务相关研究,探讨民族地区县级融媒体中心公共文化服务研究的趋势。武丹等人[6]在其文章中构建了基于犹豫模糊语言投影算法的县级融媒体中心科技传播能力评价模型,对县级融媒体中心科技传播能力进行评价。同时有众多学者在供应链[7]及供应商选择领域做出大量研究。Atadoga等人[8]的文章探讨了信息技术(IT)在全球范围内增强供应链弹性的关键作用;研究了人工智能(AI)、物联网(Internet of Things)和区块链等先进技术的集成对供应链管理的变革性影响。Fosso等人[9]基于ChatGPT和生成型人工智能(Gen-AI)研究新兴技术在运营和供应链管理中所发挥的影响。Eyo-Udo等人[10]梳理2013年至2023年发表的期刊和会议论文中,研究机器学习、自然语言处理和机器人等关键的AI技术在企业需求预测、库存管理和物流优化等供应链流程中的应用。Alsheyadi等人[11]研究通过整合企业内部和外部电子供应链,来提高企业经营效率和企业绩效产出。

国内外学者在融媒体领域以及供应商选择[12]-[15]领域做了大量工作,但是没有聚焦到融媒体中心建设项目面临复杂的多目标约束下的供应商评价和选择的问题。本文主要围绕如何选择合适的供应商展开研究,同时需要解决以下问题:

(1) 产品种类多样化:融媒体平台的建设需要采购实体硬件产品、耗材以及虚拟产品。硬件设备在采购中往往优先考虑交货时间和后续维护成本,以保证设备的可用性和运营效率。而对于虚拟产品,如软件服务和云平台服务,采购重点则转向技术支持的响应速度和软件更新的持续性,以确保平台的稳定性和更新迭代。针对不同种类产品的不同需求,需要在供应商选择时制定差异化的优化策略。

(2) 多目标约束冲突：本文中供应商的选择需要在多种约束条件下进行权衡，寻找成本、质量和交货时间的平衡。一些供应商提供的硬件产品质量较高，但价格也相对昂贵，适合长周期的战略性合作；而其他供应商虽然提供的产品价格较低，但可能在交货时间或产品质量上有所妥协。因此，如何在保证融媒体中心平台长期高效运转的前提下，平衡各类供应商的质量、成本和交货时间等因素，成为采购决策中至关重要的挑战。

(3) 动态环境中的决策难度：融媒体中心平台的建设和运营面临着供应市场的动态变化。例如，供应商的产品质量、市场价格和交货周期可能随着时间发生波动，使得单一周期的选择难以适应长期需求。这种动态更新的需求要求平台在各采购周期内能够综合平衡多目标，以维持供应链的持续优化。

供应商的选择与评价是非常重要的环节。本文通过构建供应商指标体系，搭建供应商评价评估参数模型，提出 ACO-GA 组合评价模型的供应商评价方法，并进行仿真实验。

## 2. 构建融媒体中心供应商指标体系

### 2.1. 供应市场分析

企业为满足融媒体项目需要，针对所采购的物品或服务进行了供应商、供应价格、供应量等相关数据的调研、收集、整理和归纳，从中分析出所有相关要素。通过研究分析，了解了主要设备或关键设备的供应商、供应市场结构、供应市场层次的情况。通过对供应商的初步调查，掌握广播电视行业供应商的一个基本情况，达到两个目的，一是为选择最佳供应商做好准备，二是了解整个资源市场的情况。因为许多供应商基本情况的汇总就是整个资源市场的基本情况。本文通过以下渠道寻找合适的融媒体供应商：网络、用户借鉴、行业聚焦平台、采购网站、行业出版物、国内外行业协会、国内外采购指南、国家市场监督管理总局官网等。

### 2.2. 专家调查法

本文采用专家调查法，选取融媒体供应商的几个主要评价指标。成立由采购和供应链管理专家组成的专家小组，这些专家均来自广播电视行业。评价指标体系是对供应商进行综合评价的依据和标准。单项设备或者单类项目选择供应商往往通过专家打分的方法，决定评价指标以及指标权重。

在融媒体供应链采购中，针对硬件产品，交货时间和维护成本是采购中的重要指标，而虚拟产品则更需要关注技术支持的及时性和更新的可持续性。多个优化目标之间存在时间、成本、价格方面的冲突。为应对这些挑战，研究中结合了层次分析法(AHP) [16] [17]和熵权法来确定各特征的权重分配。AHP 方法通过专家判断的方式，确定特征的重要性，适用于考量长期合作中的动态变化；熵权法则通过信息熵分析，提供了对各特征客观贡献的衡量，适用于供应商特征数据的动态变化。通过结合这两种方法，确保了在多目标优化中权重分配的合理性与灵活性。

在多目标求解中，常用的方法包括蚁群算法[18] [19] (Ant Colony Optimization)和遗传算法[20] [21] (Genetic Algorithm)。蚁群算法通过模拟蚁群觅食行为，适合复杂的全局搜索，能够发现不同供应商组合的最优解。然而，在多周期采购环境中，它可能面临局部最优的问题。遗传算法则通过模拟进化过程进行优化，虽然具备较好的全局搜索能力，但在多周期环境下收敛速度较慢，难以快速响应市场变化。因此，通过结合两种算法的优势，可以在动态采购过程中实现多目标的平衡优化。

## 3. 基于 ACO-GA 组合评价模型的供应商评价方法

### 3.1. 模型建立

本文通过以下方式生成硬件、耗材和虚拟产品供应商的数据。每个供应商的数据均基于一定的市场

基准价格，并且考虑到了价格、质量、交货时间、技术支持等特征。各类产品还涉及特定的维护成本和折旧费用，具体生成规则如下。

### 3.1.1. 价格

产品价格的计算基于市场基准价格  $P_0$ ，价格波动根据产品类型有所不同，随周期  $cycle$  增长并随质量提升而增加。价格的通用计算公式如下：

$$price = P_0 \times (1 + price\_variation) \times (1 + k \times cycle) + (quality - q) \times C \quad (1)$$

其中，根据融媒体采购的实际情况，将参数  $k$ 、 $q$  和  $C$  根据产品类型不同而取值：硬件产品： $k = 0.05$ ， $q = 0.8$ ， $C = 500$ ；耗材产品： $k = 0.03$ ， $q = 0.7$ ， $C = 100$ ；虚拟产品： $k = 0.02$ ， $q = 0.6$ ， $C = 500$ 。公式(1)可用于所有产品类型的价格计算。

### 3.1.2. 质量

产品质量评分不通过随机生成，而是依据质量评分表，基于客观量化的标准进行打分。如表 1。

Table 1. Quality rating scale

表 1. 质量评分表

质量维度	硬件产品评分	耗材产品评分	虚拟产品评分
可靠性	0.3	0.2	0.1
耐用性	0.4	0.3	N/A
安全性	0.2	0.3	N/A
用户满意度	0.1	0.2	0.5

每项评分可加权后汇总，形成最终的质量得分  $quality$ ，计算公式如下：

$$quality = \sum(\text{质量维度评分} \times \text{权重}_i) \quad (2)$$

### 3.1.3. 交货时间

(1) 硬件产品交货时间：硬件产品的交货时间遵循正态分布  $\mathcal{N}(10,2)$ ，即平均交货时间为 10 天，标准差为 2 天。为确保及时性，交货时间下限设定为 1 天，以满足最低需求。

(2) 耗材产品交货时间：耗材产品的交货时间遵循正态分布  $\mathcal{N}(6,1)$ 。

(3) 虚拟产品交货时间：虚拟产品交货时间一般为即时交付或在短时间内完成，且不遵循正态分布。基于系统性能和用户网络环境的实际表现，虚拟产品的交货时间通常在 10 到 15 天之间波动，绝大多数情况下可在此范围内完成交付。

### 3.1.4. 维护成本

硬件产品维护成本：硬件产品的维护成本随使用周期逐步增加，其计算公式如下：

$$maintenance_{cost} = random(100,200) \times (1 + 0.02 \times cycle) \quad (3)$$

其中，维护成本在每个周期内随机生成一个基准值[100, 200]，并随着周期  $cycle$  的增长按 2% 的比率增加。

### 3.1.5. 折旧费用

(1) 硬件产品折旧费：硬件产品折旧费用随使用周期逐步增加，具体计算公式为：

$$depreciation_{cost} = random(150, 250) \times (1 + 0.03 \times cycle) \tag{4}$$

其中，折旧费用在每个周期内随机生成一个基准值[150, 250]，并随着周期  $cycle$  增长按 3% 的比率增加。随着硬件产品的老化和使用年限的增加，其价值逐渐减少，因此折旧费用也随周期的延长而增大。

(2) 折扣率：耗材产品的折扣率在每个周期内随机生成，范围在[0.05, 0.3]之间。具体的折扣金额计算公式如下：

$$discount_{amount} = price \times discount_{rate} \tag{5}$$

各特征值通过标准化处理，使所有特征在同一尺度下进行比较，最终通过加权和反映供应商的综合表现，计算公式为：

$$f(s) = \sum_{i=1}^N w_i \cdot \frac{f_i(s) - \min(f_i)}{\max(f_i) - \min(f_i) + \epsilon} \tag{6}$$

其中， $f_i(s)$  为供应商  $s$  在第  $i$  个特征上的值， $w_i$  为第  $i$  个特征的权重， $\epsilon$  是防止除零的常数。

### 3.2. 权重求解方法

为了合理分配每个特征的权重  $w_i$ ，我们采用两种权重求解方法的结合，即层次分析法(AHP)与熵权法。最终的权重为这两种方法的平均结果，从而确保权重分配既考虑了专家经验(通过 AHP)，又反映了数据的客观分布(通过熵权法)。

#### 3.2.1. 层次分析法(AHP)

层次分析法通过构建特征之间的成对比较矩阵，求解各特征的相对重要性。给定比较矩阵  $A = [a_{ij}]$ ，其中  $a_{ij}$  表示特征  $i$  相对于特征  $j$  的重要性。首先对矩阵进行归一化处理，并求出特征权重向量  $w_{AHP}$ 。其计算公式为：

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^N a_{ij}}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij}} \tag{7}$$

其中， $w_i$  为第  $i$  个特征的权重。通过计算每一行的平均值，得出各个特征的权重。在供应商选择中，不同类型的产品被划分为四个或六个关键特征，专家根据这些特征打分生成对比矩阵，以确定供应商对产品特征的主观权重。该专家来自融媒体行业，具备丰富的供应链管理与内容采购经验，能够精准反映融媒体平台的需求，为供应商选择提供科学的决策支持。

对于四个特征的产品，生成的对比矩阵如下：

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 3 & 2 & 4 \\ \frac{1}{3} & 1 & \frac{1}{2} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{2} & 2 & 1 & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{4} & 3 & 4 & 1 \end{pmatrix} \tag{8}$$

对于六个特征的产品，调整后的对比矩阵为：

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 3 & 5 & 3 & 4 \\ \frac{1}{4} & 1 & \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & 1 & 2 \\ \frac{1}{3} & 2 & 1 & \frac{1}{4} & 1 & 1 \\ \frac{1}{5} & 3 & 4 & 1 & 1 & 1 \\ \frac{1}{3} & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{2} & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

计算得到的权重向量如下:

对于四个特征的产品:

$$(0.4837 \quad 0.0936 \quad 0.1432 \quad 0.2796)^T$$

对于六个特征的产品:

$$(0.4150 \quad 0.0940 \quad 0.1043 \quad 0.1784 \quad 0.1104 \quad 0.0980)^T$$

从以上结果可以看出,专家主观上更偏向于第一个特征(价格),使其在权重分配中占据更高的比例,体现了其对整体决策的重要性。通过这些对比矩阵,我们获得了不同特征的主观权重,有助于优化供应商选择过程。

### 3.2.2. 熵权法

熵权法通过计算每个特征的信息熵,来衡量特征的重要性。首先将每个特征进行标准化,计算第  $i$  个特征的熵值  $E_i$ :

$$E_i = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{j=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (10)$$

其中,  $p_{ij}$  是第  $i$  个特征对于第  $j$  个供应商的标准化值,  $n$  是供应商数量。熵越大,表示该特征提供的信息越少,因此权重越小。熵权  $w_i$  的计算公式为:

$$w_i = 1 - E_i \quad (11)$$

接着,将所有熵权进行归一化,得到最终的熵权向量  $w_{Entropy}$ 。为了结合层次分析法和熵权法的优势,最终每个特征的权重  $w_i$  是层次分析法权重和熵权法权重的平均值,计算公式为:

$$w_i = \frac{W_{AHP,i} + w_{Entropy,i}}{2} \quad (12)$$

该方法确保了权重的合理性,既反映了供应商的主观判断,又考虑了客观数据的分布。通过这一权重求解方法,可以为目标函数提供更加合理的加权系数,从而提升供应商选择过程的优化效果。

### 3.3. 蚁群算法

蚁群优化算法(ACO)是一种通过模拟蚂蚁觅食行为进行优化搜索的算法,广泛应用于组合优化问题。其核心思想是利用信息素引导蚂蚁群体搜索最优路径。在供应商选择问题中,ACO 通过逐步迭代优化,寻找最佳的供应商组合。

### 3.3.1. 目标函数

在供应商选择问题中，蚁群优化通过以下目标函数来评估各个供应商组合的适应度：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_j \cdot \frac{f_{ij} - \min(f_{ij})}{\max(f_{ij}) - \min(f_{ij}) + \epsilon} \quad (13)$$

其中， $w_j$  为第  $j$  个特征的权重， $f_{ij}$  为第  $i$  个供应商在第  $j$  个特征上的表现。通过对各供应商特征值进行归一化处理，该函数消除了特征间尺度差异的影响， $\epsilon$  是防止除零的常数。

### 3.3.2. 惩罚因子

在供应商选择问题中，实际应用可能需要考虑预算超支、质量不达标和交货延迟等因素。这些约束条件通过惩罚因子进行建模，并整合到蚁群算法中，使不符合要求的供应商组合受到惩罚。具体定义如下：

(1) 预算惩罚：

$$P_b = \begin{cases} 1, & \text{if } price_s \leq budget \\ \frac{budget}{price_s}, & \text{if } price_s > budget \end{cases} \quad (14)$$

(2) 质量惩罚：

$$P_q = \begin{cases} 1, & \text{if } quality_s \geq min\_quality \\ \frac{quality_s}{min\_quality}, & \text{if } quality_s < min\_quality \end{cases} \quad (15)$$

(3) 交货时间惩罚：

$$P_d = \begin{cases} 1, & \text{if } delivery\_time_s \leq max\_time \\ \frac{max\_time}{delivery\_time_s}, & \text{if } delivery\_time_s > max\_time \end{cases} \quad (16)$$

(4) 总惩罚因子：

$$P_s = P_b \times P_q \times P_d \quad (17)$$

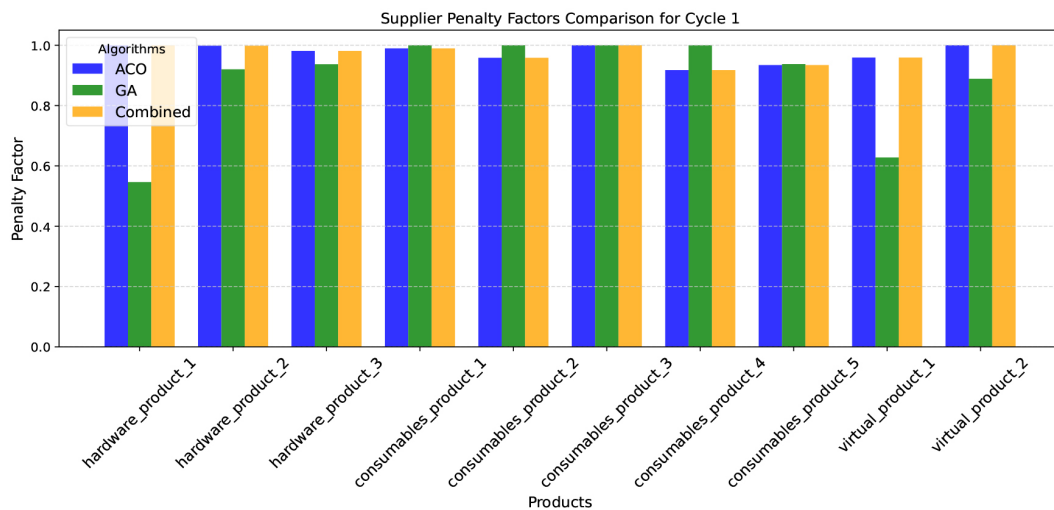


Figure 1. Comparison chart of penalty factors

图 1. 惩罚因子对比图

惩罚因子可以有效降低不符合预算、质量和交货时间要求的供应商组合的适应度，从而减少其被选择的概率。蚁群算法、遗传算法和联合算法的惩罚因子，分别在硬件产品、软件产品、虚拟产品中的惩罚因子如图 1 所示。

### 3.3.3. 启发式信息

在蚁群优化算法(ACO)中，每个供应商  $H_j$  的启发式信息通过归一化的特征值加权求和进行计算。特征  $i$  的权重  $w_i$  由层次分析法(AHP)和熵权法结合计算得到。

供应商  $j$  的启发式信息  $H_j$  计算公式如下：

$$H_j = \sum_{i=1}^n w_i \left( 1 + 9 \cdot \frac{x_{ij} - \min_i(x_{ij})}{\max_i(x_{ij}) - \min_i(x_{ij}) + \epsilon} \right) \quad (18)$$

其中， $H_j$  表示供应商  $j$  的启发式信息； $w_i$  为特征  $i$  的权重，由 AHP 和熵权法计算得到； $x_{ij}$  为供应商  $j$  在特征  $i$  上的值； $\min_i(x_{ij})$  和  $\max_i(x_{ij})$  分别为所有供应商在特征  $i$  上的最小值和最大值； $\epsilon$  是为了避免除以零而加入的小常数； $n$  表示特征的总数。

### 3.3.4. 信息素更新规则

ACO 的信息素更新规则为：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (19)$$

其中， $\rho$  为信息素的蒸发率， $\Delta\tau_{ij}$  为本次迭代中的信息素增量。引入惩罚因子后，信息素增量调整为：

$$\Delta\tau_{ij} = \frac{Q}{f(x)} \times P_s \quad (20)$$

通过惩罚因子  $P_s$ ，如果某个供应商组合超出预算、不符合质量或交货时间要求，其信息素增量会减少，降低在下次迭代中被选择的概率。

### 3.3.5. 选择概率

蚂蚁选择供应商的概率不仅依赖于信息素浓度，还与引入的惩罚因子有关。选择概率更新为：

$$P_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}(t)^\alpha \cdot \eta_{ij}(t)^\beta}{\sum_{k=1}^m \tau_{ik}(t)^\alpha \cdot \eta_{ik}(t)^\beta} \times P_s \quad (21)$$

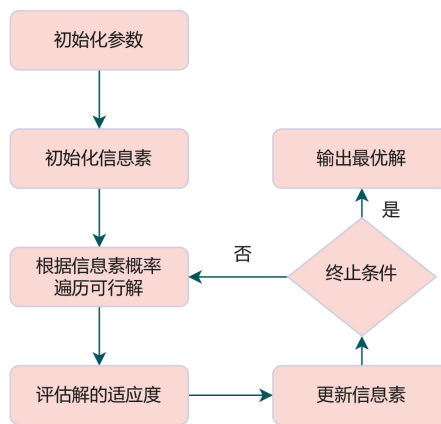


Figure 2. Flowchart of ant colony algorithm  
图 2. 蚁群算法流程图



当供应商的预算、质量或交货时间不符合要求时惩罚因子  $P_s$  使得选择概率降低，促使更倾向于选择表现更好的供应商组合。遗传算法的流程图如图 2 所示。

蚁群优化算法在供应商选择问题中具有多项优势，能够通过权重分配处理多目标优化问题，综合考虑价格、质量和交货期等关键指标，得出符合整体需求的供应商组合方案。然而，单独使用 ACO 也存在一些局限。在大规模、复杂问题中，ACO 的收敛速度较慢，特别是在算法早期阶段，通常需要大量迭代，导致求解时间较长。此外，ACO 对参数设置敏感，参数选择直接影响算法性能，增加了调参的复杂性。尽管信息素机制能够一定程度上避免局部最优，但在复杂问题中，信息素可能集中某些路径，导致算法过早收敛到局部最优解，限制其全局优化能力。

为了解决这些问题，可以将 ACO 引入遗传算法。遗传算法的全局搜索能力和对种群多样性的维护可以补充 ACO 在参数敏感性和早期收敛方面的不足。通过这种混合优化策略，可以加快收敛速度，并减少陷入局部最优的风险。这种方法在大规模供应商选择问题中可能表现出更好的优化效果，从而提供更全面的解决方案。

### 3.4. 遗传算法

遗传算法通过模拟自然界中的生物进化过程，逐步优化供应商选择方案。每一个种群实际上就是一组供应商选择方案，而初始种群则是一个供应商方案的集合。通过遗传算法的迭代，种群中的个体不断进化，最终找到最优的供应商组合。

在每一代中，遗传算法的优化过程包括选择、交叉和变异三个主要步骤。以下是遗传算法的具体求解步骤。

#### 3.4.1. 初始种群

在遗传算法的开始阶段，首先随机生成一个包含多个供应商方案的初始种群。每个个体代表一个完整的供应商组合，个体中的基因序列表示为各产品的供应商选择。设种群大小为  $p$ ，则初始种群  $S$  可以表示为：

$$S = \{S_1, S_2, \dots, S_p\} \quad (22)$$

其中，每个个体是一个供应商组合，表示为：

$$s_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in}\} \quad (23)$$

其中  $n$  是产品的数量， $s_{ij}$  表示第  $i$  个个体中第  $j$  个产品选择的供应商。

#### 3.4.2. 适应度评估

遗传算法中的每个个体都会通过适应度函数  $f(x)$  进行评估，以确定该个体代表的供应商组合的优劣。适应度函数的目标是最小化总成本、最大化质量，并优化交货时间。

适应度函数  $f(x)$  的定义如下：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_j \cdot \frac{f_{ij} - \min(f_{ij})}{\max f(x) - \min f(x) + \epsilon} \quad (24)$$

其中， $f(x)$  表示第  $i$  个供应商的第  $j$  个特征值， $w_j$  为特征的权重， $\epsilon$  用于防止除零。适应度函数对不同供应商方案的特征值进行标准化处理，以便统一比较。适应度值即为遗传算法找到的可行解所对应的目标函数值。为了统一概念，我们将蚁群算法中的目标函数也用于适应度评估，从而在两种算法之间实现

统一的评价标准。这一做法确保了两种算法在不同的迭代过程中，都能够通过相同的标准评估解的优劣，增强了联合优化过程的连贯性。

将蚁群算法的目标函数也用于适应度评估的好处在于，它允许 GA 和 ACO 在联合优化过程中保持一致的评估标准，保证两者的解在相同的维度上进行比较。这不仅提高了联合优化的效率，也确保了了解的质量在两种算法中得到一致性的提升。

### 3.4.3. 更新种群

在每次迭代结束后，遗传算法将进行代数更新：选择适应度较高的个体进入下一代种群，淘汰适应度较差的个体。通过交叉和变异产生的新个体也会加入种群，增加种群的多样性。随着多次迭代的进行，遗传算法逐步逼近最优供应商组合。遗传算法的求解过程可以通过图 3 流程图表示。

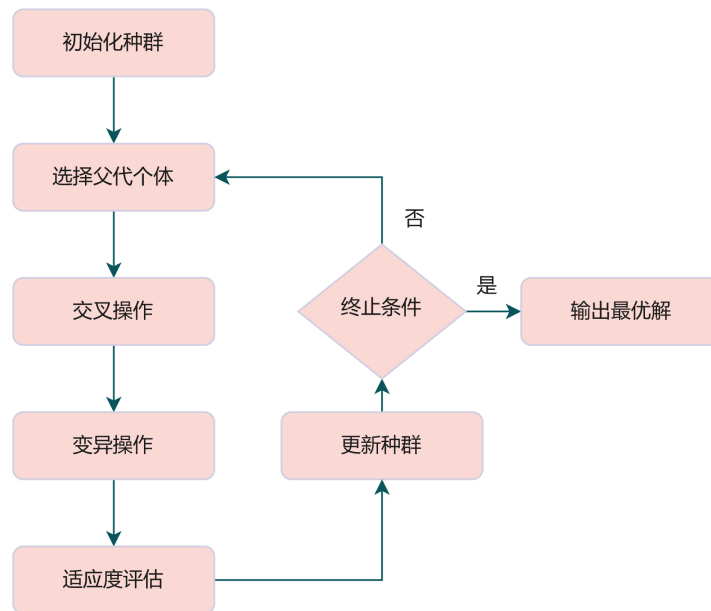


Figure 3. Genetic algorithm flowchart  
图 3. 遗传算法流程图

遗传算法虽然是一种快速高效求解供应商选择问题的方法，但它的局限性也很明显。它往往只关注目标函数所对应的适应度值，而忽略了惩罚函数的影响，也没有充分考虑采购方对于不同货品的偏好。随着采购品类和数量的增加，遗传算法很容易陷入局部最优解，导致求得的解未必符合采购方的实际需求。算法提供的结果可能看似合理，却忽略了实际业务中对供应商选择的多种复杂因素，导致最终的结果并不理想。

### 3.5. ACO 与 GA 联合优化

在联合算法中，蚁群算法在初期承担主要的搜索功能，其作用相比单独使用蚁群算法更为高效。通过引入启发式信息作为探索的主导因素，蚁群算法在初期能够遍历更多的可行解空间。相较于单独的蚁群算法，这种联合策略利用遗传算法提供的初始解与全局信息，有效地减少了盲目搜索的范围，并加快了收敛速度。启发式信息的引导使得蚂蚁能够优先探索高潜力区域，从而提高了解的质量，为后续的迭代提供了良好的基础。与单一算法对比，蚁群算法不收敛，而结合遗传算法可以收敛并且可以得到更优的解。不同算法的适应度对比如图 4 所示。

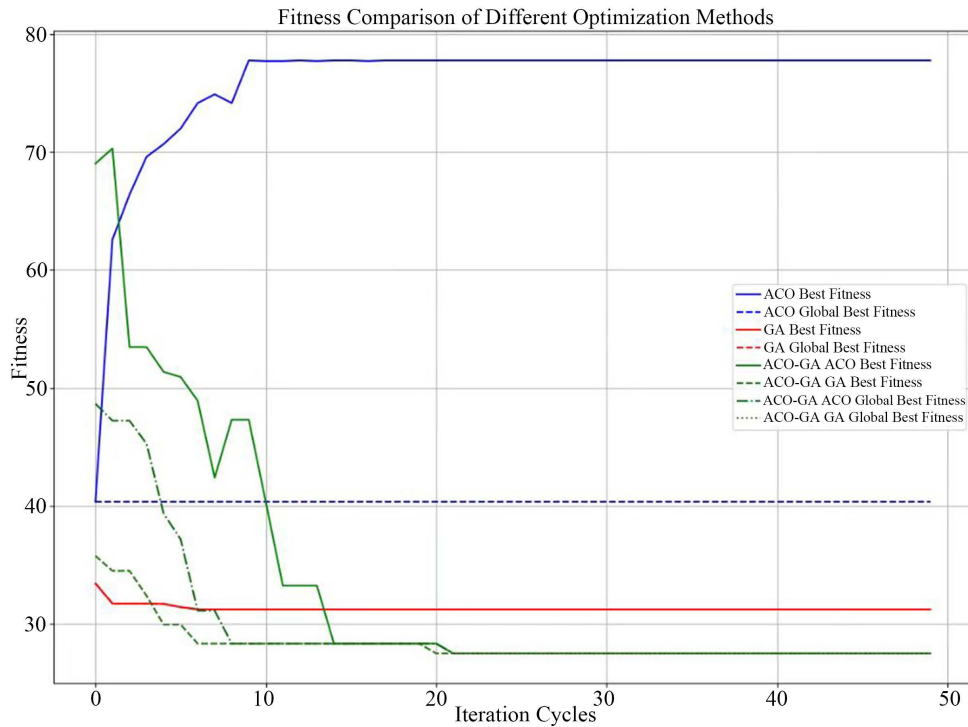


Figure 4. Comparison plot of adaptation of different algorithms  
图 4. 不同算法的适应度对比图

同时，在后续迭代过程中，蚁群算法会根据遗传算法更新的解对信息素进行调整，逐渐趋向于更优的可行解。遗传算法的指导不仅提高了蚁群算法的搜索效率，还确保了解的连续优化，使蚁群算法能够在每个周期内更加稳定地朝向全局最优解方向前进，从而进一步增强了联合算法的整体性能和稳定性。

在每次迭代结束后，GA 的最优解将用于 ACO 的信息素更新。通过这种联合优化策略，ACO 能够更高效地探索解空间，避免陷入局部最优。信息素更新公式为：

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \frac{k \cdot \tau_{max}}{f_{GA-best}} \quad (25)$$

其中， $f_{GA-best}$  为 GA 的最优适应度， $\tau_{max}$  为当前信息素的最大值， $k$  为最大信息素奖励倍数。

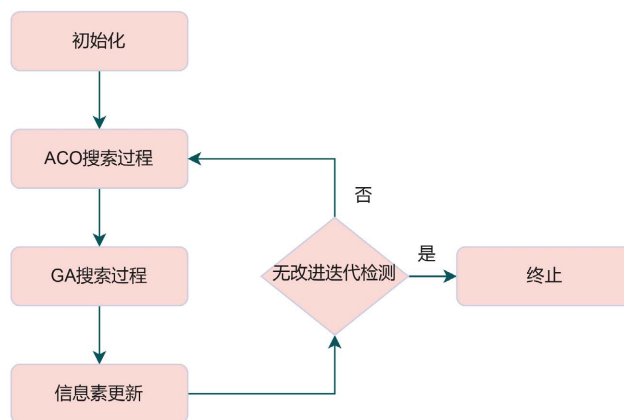


Figure 5. Flowchart of the joint algorithm  
图 5. 联合算法流程图

为了避免算法陷入局部最优, 设置了无改进检测机制。如果在连续  $N$  次迭代中, ACO 和 GA 的全局最优解均无改进, 则更新供应商数据并重新初始化部分参数。新的供应商数据生成后, 算法重新进入优化流程, 从而适应动态的采购环境。联合算法流程图如图 5 所示。

通过综合考虑成本、质量、交付时间等多项约束条件, 该方法能够在多重目标间找到平衡方案, 实现资源的最优配置。在此基础上, 联合蚁群算法和遗传算法的动态优化过程进一步展现了算法的高效性和适应性。联合算法变化图的变化如图 6。

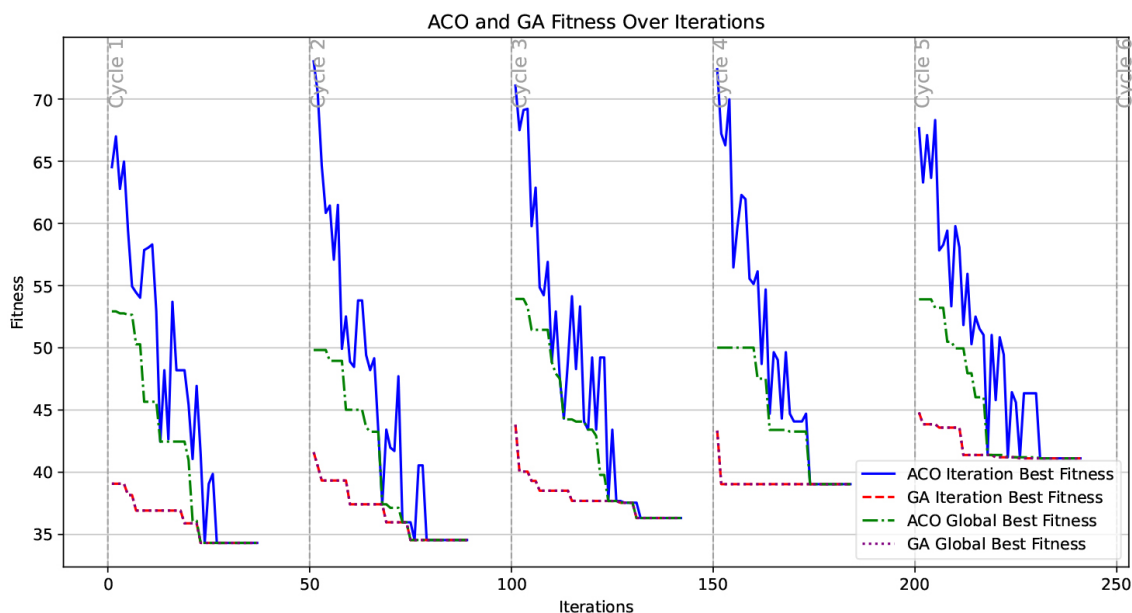


Figure 6. Trend map of changes in the joint algorithm

图 6. 联合算法变化趋势图

该图展示了蚁群算法(ACO)与遗传算法(GA)协同优化的动态过程。在每 50 次迭代时更新采购周期, 以调整产品特征, 从而适应不同周期的优化需求。图中可见, 遗传算法从蚁群算法获取初始可行解, 迅速引导蚁群算法收敛至最优解。随着采购周期的更新, 算法在一定迭代内保持无改进状态, 满足停止条件后保留当前最优解并自动进入下一个周期。此过程展示了两算法协同优化的优势, 通过交替作用, 提升了整体收敛效率和解的稳定性。

#### 4. 结论

本文基于县融媒体中心平台构建供应商指标体系、搭建供应商评价评估参数模型, 提出一种结合了蚁群优化算法(ACO)与遗传算法(GA)的动态优化模型, 有效应对了融媒体平台供应商选择中的多目标约束问题。这一模型通过权重的合理分配和对多种约束的协调, 在供应商选择的过程中平衡了成本、质量和交货时间等多方面的需求, 使得供应商选择决策更加科学化和数据驱动。联合算法在不断变化的市场环境下展现出较强的适应性, 这一创新为采购流程的优化提供了高效的辅助工具。文章仍存在一些不足之处, 未来我们的研究还可以从融媒体平台管理角度出发, 结合企业管理、绩效评估、供应链稳定等风险管控手段, 去优化融媒体中心平台供应商选择方案。

#### 基金项目

国家自然科学基金(72071130, 71871144); 上海理工大学大学生创新基金(XJ2024137)。

## 参考文献

- [1] 杨星星, 颜灿威. 基层传播: 县级融媒体中心建设取向与路径[J]. 中国出版, 2024(6): 38-43.
- [2] 张华, 陈莉红. 平台化治理视域下县级融媒体中心的建设[J]. 青年记者, 2023(21): 80-82.
- [3] Power, D. (2005) Supply Chain Management Integration and Implementation: A Literature Review. *Supply Chain Management: An International Journal*, **10**, 252-263. <https://doi.org/10.1108/13598540510612721>
- [4] 殷俊, 冯夏楠. 基于 AHP 层次分析法的宁夏县级融媒体中心公共文化服务效能评估研究[J]. 新闻界, 2023(2): 44-56.
- [5] 冯夏楠, 潘忠宇. 我国县级融媒体中心公共文化服务研究综述——基于 LDA 模型的主题演化分析[J]. 传媒, 2022(23): 26-29.
- [6] 武丹, 张鑫. 基于犹豫模糊语言投影算法的县级融媒体中心科技传播能力评价模型[J]. 技术经济, 2022, 41(8): 123-135.
- [7] Hugos, M.H. (2024) Essentials of Supply Chain Management. John Wiley & Sons.
- [8] Atadoga, A., Osasona, F., Amoo, O.O., Farayola, O.A., Ayinla, B.S. and Abrahams, T.O. (2024) The Role of It in Enhancing Supply Chain Resilience: A Global Review. *International Journal of Management & Entrepreneurship Research*, **6**, 336-351. <https://doi.org/10.51594/ijmer.v6i2.774>
- [9] Fosso Wamba, S., Guthrie, C., Queiroz, M.M. and Minner, S. (2024) ChatGPT and Generative Artificial Intelligence: An Exploratory Study of Key Benefits and Challenges in Operations and Supply Chain Management. *International Journal of Production Research*, **62**, 5676-5696. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2294116>
- [10] Eyo-Udo, N.L. (2024) Leveraging Artificial Intelligence for Enhanced Supply Chain Optimization. *Open Access Research Journal of Multidisciplinary Studies*, **7**, 1-15. <https://doi.org/10.53022/oarjms.2024.7.2.0044>
- [11] Alsheyadi, A., Baawain, A. and Shaukat, M.R. (2024) E-supply Chain Coordination and Performance Impacts: An Empirical Investigation. *Production & Manufacturing Research*, **12**, Article 2379942. <https://doi.org/10.1080/21693277.2024.2379942>
- [12] Sahoo, S.K., Goswami, S.S. and Halder, R. (2024) Supplier Selection in the Age of Industry 4.0: A Review on MCDM Applications and Trends. *Decision Making Advances*, **2**, 32-47. <https://doi.org/10.31181/dma21202420>
- [13] Vaka, D.K. (2024) Enhancing Supplier Relationships: Critical Factors in Procurement Supplier Selection. *Journal of Artificial Intelligence, Machine Learning and Data Science*, **2**, 229-233. <https://doi.org/10.51219/jaimld/dilip-kumar-vaka/74>
- [14] Aditi, Govindan, K. and Jha, P.C. (2024) Modelling of Barriers in Implementing Sustainable Manufacturer-Supplier Collaboration and Coping Strategies. *Journal of Cleaner Production*, **434**, Article139635. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.139635>
- [15] Emon, M.M.H., Khan, T. and Siam, S.A.J. (2024) Quantifying the Influence of Supplier Relationship Management and Supply Chain Performance. *Brazilian Journal of Operations & Production Management*, **21**, e20242015. <https://doi.org/10.14488/bjopm.2015.2024>
- [16] 郭金玉, 张忠彬, 孙庆云. 层次分析法的研究与应用[J]. 中国安全科学学报, 2008, 18(5): 148.
- [17] Vaidya, O.S. and Kumar, S. (2006) Analytic Hierarchy Process: An Overview of Applications. *European Journal of Operational Research*, **169**, 1-29. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.04.028>
- [18] Blum, C. (2005) Ant Colony Optimization: Introduction and Recent Trends. *Physics of Life Reviews*, **2**, 353-373. <https://doi.org/10.1016/j.pprev.2005.10.001>
- [19] Awadallah, M.A., Makhadmeh, S.N., Al-Betar, M.A., Dalbah, L.M., Al-Redhaei, A., Kouka, S., et al. (2025) Multi-Objective Ant Colony Optimization: Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, **32**, 995-1037. <https://doi.org/10.1007/s11831-024-10178-4>
- [20] Mirjalili, S. (2019) Evolutionary Algorithms and Neural Networks. *Studies in Computational Intelligence*, **780**, 43-53.
- [21] Holland, J.H. (1992) Genetic Algorithms. *Scientific American*, **267**, 66-72. <https://doi.org/10.1038/scientificamerican0792-66>