Computer Science and Application 计算机科学与应用, 2026, 16(11), 89-101
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/csa
https://doi.org/10.12677/csa.2026.1611328

Hans汉斯

基于KTSR自适应判别的双层多目标优化算法研究

杨乃心

广东工业大学数学与统计学院，广东 广州

收稿日期：2026年10月5日；录用日期：2026年11月4日；发布日期：2026年11月11日

摘　要

双层多目标优化问题(BLMOPs)中，上下层目标冲突程度具有高度不确定性，传统单一优化策略往往无法有效平衡求解质量与计算效率。尽管现有多形式优化(MFO)算法在求解弱冲突问题时具备较高的搜索效率，但面对强冲突与高欺骗性环境时，常规任务重构策略极易失效并导致计算资源浪费。为此，本文提出一种基于知识迁移成功率(KTSR)自适应判别的双层多目标优化算法(cGAN-BLMFO)。首先，设计以KTSR为核心的在线评估与自适应机制，实时量化辅助任务的知识传递有效性；其次，构建“双引擎”自适应求解框架：在弱冲突阶段，利用常规多形式辅助任务实现Pareto前沿的快速逼近；当两个辅助任务的KTSR同时且连续三次低于预设阈值时，算法自适应切换至条件生成对抗网络(cGAN)重构模式，借助网络判别器软化下层约束，引导种群突破欺骗性壁垒。基准测试集上的实验结果表明，该算法不仅有效克服了强冲突环境下的失效瓶颈，同时在弱冲突问题上保持了较高计算效率，提升了算法综合性能。

关键词

双层多目标优化，多形式优化，知识迁移成功率，条件生成对抗网络，自适应判别

A Bilevel Multi-Objective Optimization Algorithm Based on Adaptive KTSR Judgment

Naixin Yang

School of Mathematics and Statistics, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong

Received: October 5, 2026; accepted: November 4, 2026; published: November 11, 2026

Abstract

In bilevel multi-objective optimization problems (BLMOPs), the highly uncertain conflict degree

文章引用: 杨乃心. 基于 KTSR 自适应判别的双层多目标优化算法研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(11): 89-101.
DOI: 10.12677/csa.2026.1611328

between upper- and lower-level objectives makes it difficult for traditional single optimization strategies to balance solution quality and computational efficiency. Although existing multiform optimization algorithms are efficient in solving weak-conflict problems, conventional task reformulation strategies are highly prone to failure in strong-conflict and highly deceptive environments, leading to severe computational waste. To address this, we propose a bilevel multi-objective optimization algorithm based on adaptive Knowledge Transfer Success Rate (KTSR) judgment. An online KTSR evaluation mechanism is designed to dynamically quantify the effectiveness of knowledge transfer from auxiliary tasks. Accordingly, an adaptive solving framework is constructed: during the weak-conflict stage, conventional multiform auxiliary tasks are utilized to rapidly approximate the Pareto front. Once the KTSRs of two auxiliary tasks simultaneously fall below a preset threshold for three consecutive iterations, the algorithm adaptively switches to a conditional Generative Adversarial Network (cGAN) reformulation mode. This mode leverages the network's discriminator to soften stringent lower-level constraints, guiding the population to break through deceptive barriers. Benchmark experiments demonstrate that the proposed algorithm effectively overcomes the failure bottleneck in strong-conflict environments while maintaining high efficiency in weak-conflict scenarios, significantly enhancing the comprehensive optimization performance.

Keywords

Bilevel Multi-Objective Optimization, Multiform Optimization, Knowledge Transfer Success Rate, Conditional Generative Adversarial Network, Adaptive Judgment

Copyright © 2026 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

在实际工程与研究中，许多优化问题往往涉及多个相互冲突的目标与复杂约束条件，例如工艺参数优化问题[1]、城市交通调度问题[2]、运输与生产规划问题[3]以及节能优化问题[4]等，这类问题被称为约束多目标优化问题(Constraint Multi-objective Optimization Problem, CMOP) [5]。当常规 CMOP 在约束层面嵌套另一个同类型问题时，便形成双层多目标优化问题(Bilevel Multi-objective Optimization Problem, BLMOP) [6]。在这种双层结构中，上下层目标相互冲突，初始问题被称为上层优化问题，而作为从属约束条件嵌入其中的问题则被称为下层优化问题。BLMOPs 现已在环境经济学[7]、网络设计[8]以及机器学习[9]等众多前沿领域发挥重要作用。

双层多目标优化模型的嵌套机制致使其计算过程尤为复杂且耗时。在 BLMOPs 中，上下层问题均属于 CMOP，不仅需要同时处理多个冲突目标，还面临非凸性、不可微性和不连续性等问题，复杂程度进一步增加。近年来，进化算法(Evolutionary Algorithm, EA)凭借其广泛适用性与全局搜索能力，已成为求解复杂双层优化问题的主流手段。随着研究深入，多形式优化算法(Multiform Optimization, MFO)在提升双层演化求解效率方面展现出显著优势[10]。通过将复杂的原始嵌套任务重构为易于求解的辅助任务，同时引入知识迁移机制，大幅提升了种群对真实双层 Pareto 前沿的逼近效率。

尽管 MFO 缓解了双层优化的计算压力，但现有框架多依赖静态的任务重构策略，难以应对上下层目标的动态冲突。当上下层目标存在强对抗时，算法被大量上层评估极佳但违反下层约束的伪最优解误导，致使辅助任务的演化轨迹彻底偏离真实的双层 Pareto 前沿。

针对现有算法难以满足在强欺骗环境下的求解问题，本文提出了一种基于知识迁移成功率(KTSR)自适应判别机制的双层多目标优化算法。该算法构建了“双引擎”自适应框架：在演化中引入 KTSR 实时量化知识传递的有效性。在弱冲突阶段，利用常规辅助任务快速探索前沿。一旦 KTSR 跌破阈值，算法则自适应切换至条件生成对抗网络(cGAN)搜索模式。该模式利用网络判别器将绝对的嵌套约束软化为连续评分，引导种群突破欺骗性壁垒，实现上下层决策向量的同步联合寻优，提升了复杂决策环境下的综合求解性能。本文的主要贡献如下：

(1) 构建了以 KTSR 为核心的自适应判别机制。实时量化知识传递的有效性，识别强冲突演化环境并阻断无效探索，规避双层多目标优化中的算力耗散与伪收敛问题。

(2) 设计了“双引擎”自适应切换演化框架。该框架成功融合了 MFO 在弱冲突阶段的高计算效率与 cGAN 策略在强冲突阶段的强鲁棒性，显著提升了算法在复杂 BLMOPs 场景下的综合求解性能。

2. 理论基础与相关工作

本节介绍本文的理论基础与相关工作。首先给出双层多目标优化问题(BLMOPs)的数学定义；其次阐述多形式优化算法(MFO)的常规重构策略，剖析其在强冲突环境下的局限性；最后引入条件生成对抗网络(cGAN)，为后续基于约束连续化评估的辅助任务重构奠定理论基础。

2.1. 双层多目标优化问题(BLMOPs)

BLMOPs 是一类具有嵌套结构的复杂优化模型，模型上下层均包含多个目标。在评估上层目标函数之前，需要精确求解下层优化问题以获得下层最优解，进而为上层优化提供可行的候选解。一个典型的 BLMOP 问题表述如下[11]：

$$\begin{aligned}&\min_{x_u\in X_U, x_l\in X_L} F(x_u,x_l)=\left(F_1(x_u,x_l),\cdots,F_p(x_u,x_l)\right)\\&\text{subject to}\quad x_l\in\arg\min_{x_l\in X_L}\left\{f(x_u,x_l)=\left(f_1(x_u,x_l),\cdots,f_q(x_u,x_l)\right):\right.\\&\qquad\qquad g(x_u,x_l)\le 0, h(x_u,x_l)=0\left.\right\}\\&\qquad\qquad G(x_u,x_l)\le 0, H(x_u,x_l)=0\end{aligned}\tag{1}$$

式中，$x_u\in X_U\subset\mathbb{R}^m$ 与 $x_l\in X_L\subset\mathbb{R}^n$ 分别为上层(Upper Level)和下层(Lower Level)的决策向量；$F:\mathbb{R}^m\times\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}^p$ 表示包含 p 个目标的上层目标函数，f：$\mathbb{R}^m\times\mathbb{R}^n\to\mathbb{R}^q$ 表示包含 q 个目标的下层目标函数；$\arg\min$ 操作返回的是代表下层多目标$\left(f_1,\cdots,f_q\right)$之间权衡关系的帕累托(Pareto)最优解集；$G(x_u,x_l)$ 和 $H(x_u,x_l)$ 分别代表上层的不等式约束与等式约束条件；$g(x_u,x_l)$ 和 $h(x_u,x_l)$ 则分别代表下层的不等式约束与等式约束条件。

2.2. 多形式优化范式(MFO)

多形式优化(MFO)是转移优化的范式之一，它利用单一目标任务的不同表述形式进行协同求解。不同的表述形式能够捕捉搜索空间的不同特征，从而为原始问题提供搜索经验。在面对复杂的优化问题时，直接求解原始任务可能面临收敛困难或计算资源开销巨大等问题。通过在不同表述形式所构成的简化搜索空间上同时进行演化搜索，算法能够将辅助任务中探索到的有效知识迁移至原始任务，从而引导种群向更具潜力的区域收敛[12]。基于此，MFO 实现的性能加速可表示为：

$$Q_t^{\text{multiform}}\left(T\mid T_1,\cdots,T_K,\mathcal{M}(t)\right)-Q_t(T)\ge 0\tag{2}$$

式中，T 为原始问题，$T_1,\cdots,T_K$ 为替代重构形式。$Q_t^{\text{multiform}}$ 表示多形式优化效率，$Q_t(T)$ 表示传统优化算法的效率。

2.3. 条件生成对抗网络(cGAN)

生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)由生成器(Generator, G)和判别器(Discriminator, D)两个核心组件构成。条件生成对抗网络(Conditional GAN, cGAN)在传统 GAN 的基础上进行了关键拓展，通过在 G 和 D 的输入端引入额外的条件变量 y，实现了对生成过程的定向控制。其经典的极大极小博弈(Minimax Game)目标函数可定义为：

$$\min_G \max_D V(D,G) = \mathbb{E}_{x\sim p_{data}(x|y)}\left[\log D(x\mid y)\right] + \mathbb{E}_{z\sim p_z(z)}\left[\log\left(1-D\left(G(z\mid y)\mid y\right)\right)\right] \tag{3}$$

式中，z 为采样的随机噪声，$p_{data}(x\mid y)$ 为给定条件 y 下的真实数据分布。在对抗训练中，G 不断拟合真实分布以生成拟真样本来欺骗判别器，D 则致力于提升对真实样本与生成样本的鉴别能力，两者在交替优化中达到动态平衡。

3. 自适应双层多目标优化算法

3.1. 多形式重构与知识迁移机制

为规避直接求解嵌套模型带来的高计算成本与局部最优风险，本文算法采用多形式双层优化算法(BLMFO)作为默认驱动框架[13]。在算法初期，主要依靠两大核心模块加速种群的跨域探索：一是基于目标或约束放宽的辅助任务重构策略，为种群提供易于收敛的搜索环境；二是跨任务的显式知识迁移机制，实现优质特征解的跨域共享。具体执行流程分别如算法 1 与算法 2 所示。

3.1.1. 辅助任务重构策略

为了降低原始双层问题的求解难度，算法需要对其进行结构化重构。算法 1 展示了该重构框架的核心流程。

算法 1：多形式双层优化重构框架

输入：

t：辅助任务的数量；N_u：上层种群规模；N_l：下层子种群规模；G：知识迁移的代数间隔

输出：

$T_0.Elite$：原始问题的精英种群

1：(T, P) = Initialization(t, N_u, N_l)

2：**for** task T_i in T do

3：　**if** T_i.form ≠ 0 (非原始任务) **then**

4：　　利用特定方法对问题进行重构，并根据新目标对种群 P_{T_i} 进行排序

5：　T_i.Elite = get Elite$\left(P_{T_i}, T_i.\text{form}\right)$

6：**while** 终止条件未满足 **do**

7：　各任务独立进行演化优化

8：　**if** mod (gen, G) == 0 **then**

9：　　P = Knowledge Transfer(P) (跳转至算法 2 执行知识迁移)

10：　T_0.Elite = get Elite$\left(P_{T_0} \cup T_0.\text{Elite}, T_0.\text{form}\right)$

初始化完成后，算法依据标识(T_i.from ≠ 0)从任务集 T 中筛选出辅助任务，并利用 Bypass 或 ManyO 等策略对其进行重构，将其转化为求解难度更低的形式，并依据辅助任务的新目标函数对子种群 T_i 进行排序与精英解(T_i.Elite)提取。算法迭代寻优过程中，主辅任务各自进行独立的演化搜索，有效拓宽种群

的全局探索多样性，每隔两代进行一次知识迁移。

3.1.2. 知识迁移机制

为了避免主辅任务在独立演化时缺乏交互，引入算法 2 所示双向知识迁移机制：该机制将辅助任务探索到的有前景的解传递给原始任务，同时将原任务的可行解反馈给辅助任务，引导辅助搜索朝高质量解的方向发展，从而实现协同演化，加速算法进程。

算法 2：知识迁移机制

1：给定原始问题种群 P_{T_0} 以及辅助任务种群 P_{T_x}，$P_{T_0}, P_{T_x} \subset P$

2：**while** mod (*gen*, *G*) == 0 **do**

3： **if** 执行从 P_{T_x} 到 P_{T_0} 的解迁移 T_i **then**

4： 基于原始任务的目标函数，从每个任务中挑选出适应度最高的 ***s*** 个优质解

5： $P_{T_0} = P_{T_0} + \text{Expand}\left(P_{T_x}(s)\right)$

6： $T_0.\text{Elite} = \text{get Elite}\left(P_{T_0} \cup T_0.\text{Elite}, T_0.\text{form}\right)$

7： $P_{T_0} = \text{Environmental Selection}\left(P_{T_0}, N_u \times N_l\right)$

8： **else**

9： 从 T_0.Elite 中挑选 ***s*** 个优质解作为精英种群优化 P_{T_x}

10： $P_{T_x} = \text{Repreduction}\left(P_{T_x}, s\right)$

11： $T_x.\text{Elite} = \text{get Elite}\left(P_{T_x} \cup T_x.\text{Elite}, T_x.\text{form}\right)$

当满足迁移周期 G 时，主任务和辅助任务通过知识迁移交互具备高潜力的候选解，通过 Expand 算子将辅助任务中提取的优质解进行扩展，匹配主任务种群的嵌套结构后注入主种群中。随后，混合后的主种群执行环境选择(Environmental Selection)以控制规模，进而淘汰劣质解，筛选并保留满足双层可行性的精英个体。此外，从原任务精英档案(T_0.Elite)中选出 s 个可行解用作辅助任务优化，引导辅助搜索朝向高质量解方向进化。在此机制中，优质解的迁移数量 s 决定了任务间知识共享的强度。若 s 取值过大，极易导致主种群原有搜索多样性的丧失并增加额外评估成本；若取值过小，则无法提供足够的寻优信息。综合权衡知识迁移效率与种群多样性，本文在实验中统一设定 s 为上层种群规模的 10% (即 $s = 0.1 \times N_u$)，以保障稳定的协同演化。

3.2. 策略失效分析与 KTSR 评估

上述多形式协同框架(BLMFO)在层间弱冲突环境下能够有效加速收敛，但面对具有强目标欺骗性的双层优化问题时(如 DS1+，DS2+，DS3+)极易失效。

为了在线监测上述策略失效状态，本文引入了知识迁移成功率(Knowledge Transfer Success Rate, KTSR)作为动态量化指标。KTSR 的核心逻辑是通过统计每一代迁移解在主种群中的真实存活比例，进而直观反映当前演化环境的欺骗性强度与辅助任务的有效性。其具体评估与熔断流程如算法 3 所示。

完成知识迁移(算法 2)与主任务环境选择后，算法通过交集运算 $S_{trans} = Q_{trans} \cap P_{main}$，筛选出满足双层可行性约束的有效迁移解。若 KTSR 低于预设阈值 τ，则表明该次迁移效率低下。

为消除种群演化随机波动带来的评估偏差，算法引入连续失败容忍代数 T_{tol}。仅当 KTSR 连续 T_{tol} 次低于 τ 时，才判定常规重构策略陷入失效状态。此时，算法触发熔断机制(*SwitchFlag* = Ture)，终止当前的常规辅助搜索，并将演化主导权切换至 cGAN 自适应重构策略。

算法 3：基于 KTSR 的自适应判别机制

输入：

Q_{trans}：本次从辅助任务向主任务迁移的候选解集；P_{main}：经过环境选择后的新一代主任务种群 N_u；

τ：KTSR 熔断阈值；T_{tol}：连续失败容忍代数；cnt：连续失败计数器(初始值为 0)；

输出：

算法状态切换标志 *SwithFlag*

1：识别存活解集：$S_{trans} = Q_{trans} \cap P_{main}$

2：计算知识迁移成功率：$\mathrm{KTSR} = |S_{trans}| / |Q_{trans}|$

3： **if** KTSR < τ **then**

4： $cnt = cnt + 1$

5： **else**

6： $cnt = 0$

7： **end if**

8： **if** $cnt > T_{tol}$ **then**

9： *SwitchFlag* = True (触发熔断，准备切换至 cGAN 模式)

10： **else**

11： *SwitchFlag* = False (维持当前 BLMFO 模式)

12： **end if**

11： **return** *SwitchFlag*，*cnt*

3.3. cGAN 自适应重构策略

当触发 KTSR 自适应判别机制时，传统 MFO 的知识迁移策略完全失效。此时，算法终止 BLMFO 框架，激活条件生成对抗网络(cGAN)进行自适应重构，建立上层变量与下层最优解之间的非线性映射。

为了降低计算资源的无效损耗并加速模型收敛，本算法摒弃了依赖随机采样的传统训练集构建范式，转而利用 BLMFO 主任务种群 P_{main} 在前期探索阶段积累的历史精英解集。具体而言，算法提取这些经过完整检索与真实双层环境评估验证的精英个体，将其上层决策向量 x_u 映射为条件变量 y，并将严格对应的真实下层最优解 x_l 设定为目标数据分布 x (即正样本)，以此构建条件生成对抗网络(cGAN)的初始动态训练集。将 BLMFO 前期严谨的搜索成果直接转化为 cGAN 的先验训练经验，不仅减少了模型在启动阶段盲目搜索而引发的高昂下层评估开销，更使得模型加快聚焦潜力局部可行域的速度。这种基于高质量历史数据的知识迁移机制促使 cGAN 更快拟合出上下层决策变量之间的非线性映射特征。

初始训练集构建完成后，网络进入图 1 所示的对抗训练阶段。在此网络架构中，生成器 G 接收上层决策向量 y 与随机采样噪声 z，旨在拟合真实的下层最优分布并输出下层近似最优解 $Gen(z, y)$；与此同时，判别器 D 接收条件 y 以及对应的真实下层最优解 x 或生成解 $Gen(z, y)$，并分别计算出评估分数 $Dis(x, y)$与 $Dis(Gen(z, y), y)$，以鉴别输入数据的真伪。在迭代过程中，生成器 G 通过优化自身网络参数，不断提升伪解质量；而判别器 D 则持续增强其区分真伪分布的能力。借助这种严密的对抗博弈机制，cGAN 能够动态地捕获强冲突环境下双层嵌套问题的非线性集值映射特征。

为保证算法的可复现性，本文 cGAN 的生成器 G 和判别器 D 均采用多层感知机(MLP)拓扑结构。具体而言，生成器包含 3 个隐藏层，节点数分别设置为 128、256 和 128；判别器同样包含 3 个隐藏层，节点数设定为 128、64 和 32。为防止梯度消失并增强非线性拟合能力，网络所有隐藏层均采用 LeakyReLU (负半轴斜率设定为 0.2)作为激活函数，输出层则采用 Tanh 函数。在模型训练阶段，采用 Adam 优化器进行参数更新，其学习率统一设定为 1×10^3，动量参数设定为 $\beta_1 = 0.5$，$\beta_2 = 0.999$。在每次触发自适应切换时，网络以 Batch Size 为 32 进行动态微调训练。

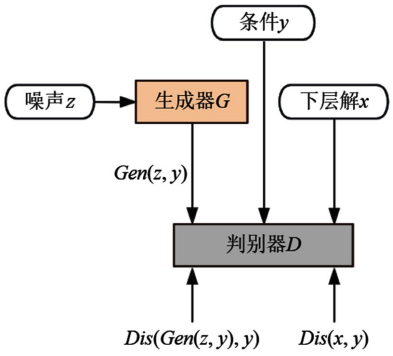


Figure 1. Sketch map of cGAN
图 1. cGAN 示意图

3.4. 算法总体框架

算法 4：cGAN-BLMFO 自适应双层多目标优化算法总体框架

输入：

N_u：上层种群规模；N_l：下层子种群规模；G：知识迁移的代数间隔；FES_{Max}：最大适应度评价次数；τ：KTSR 熔断阈值；T_{tol}：连续失败容忍代数；

输出：

原始问题的精英种群 T_0.Elite

1：(T, P) = Initialization(t, N_u, N_l)，提取原始问题种群 P_{T_0} 与辅助任务种群 P_{T_x}

2：初始化控制参数：$FE_s = 0$, $cnt = 0$, $SwitchFlag$ = False

3：**while** $FE_s < FES_{Max}$ **do**

4： **if** $SwitchFlag$ == False **then**；弱冲突阶段：BLMFO 常规搜索

5： 辅助任务利用 Bypass 或 ManyO 策略进行问题重构

6： 各任务独立进行演化优化，更新 P_{T_0} 与 P_{T_x}

7： **if** mod (gen, G) == 0 **then**

8： 执行算法 2 进行知识迁移，将 P_{T_x} 中的优质候选解集 Q_{trans} 注入主任务

9： P_{T_0} 执行严苛的双层环境选择，提取有效存活解集 S_{trans}，并更新精英种群 T_0.Elite

10： 计算当前状态知识迁移成功率：KTSR = $|S_{trans}|/|Q_{trans}|$

11： **if** KTSR < τ **then** $cnt = cnt + 1$ **else** $cnt = 0$

12： **if** $cnt > T_{tol}$ **then**

13： $SwitchFlag$ = True；触发熔断，准备切换演化引擎

14： **end if**

15： **end if**

16： **else** 强冲突阶段：cGAN 自适应重构

17： 从历史 T_0.Elite 中提取上层变量 x_u 与下层真实最优解 x_l^*，构建初始训练集

18： 结合采样噪声 z，在线交替训练生成器 G 与判别器 D

19： 利用 G 生成后代伪解 $Gen(z, y)$，并提取 D 输出的连续分数作为软约束评分 Dis

20： 依据上层目标支配关系与软评分 Dis 同执行软环境选择，更新 T_0.Elite

21： **if** 种群多样性恢复或跳出搜索停滞 **then**

22： $SwitchFlag$ = False, $cnt = 0$；解除熔断，平滑切换回常规探索

23： **end if**

24： **end if**

25： $FEs = FEs +$ 当前代评价次数

26：**end while**

27：**return** T_0.Elite

综合上述多形式重构、KTSR 状态量化以及 cGAN 约束软化机制，本文提出基于 KTSR 判别与自适应切换的双层多目标优化算法(cGAN-BLMFO)。该算法通过在线状态监测，在追求快速收敛的弱冲突模式与突破搜索瓶颈的强冲突模式之间实现了动态平衡。cGAN-BLMFO 的总体执行流程如算法 4 所示。

4. 实验仿真与对比分析

为验证本文提出算法(cGAN-BLMFO)的有效性与鲁棒性，本章开展系统的仿真实验。通过多组基准测试集与主流算法的对比实验，全面评估本文算法在处理弱冲突与强欺骗性问题时的收敛性、分布性及计算效率。

4.1. 实验设置

4.1.1. 基准测试问题

在进化优化领域，基准测试问题(Benchmark Problems)是系统评估算法性能的核心工具。其主要优势在于：一方面，测试问题的真实双层 Pareto 前沿可通过数学推导精确获得，从而为算法收敛性与分布性的定量评估提供客观的评价标准；另一方面，其内置的数学特性(如非线性、多模态、约束复杂度)可灵活配置，能够检验算法在复杂多变环境下的鲁棒性与适应性。因此，本文仿真实验选取 TP (TP1, TP2, TP3)系列和 DS (DS1, DS2, DS3, DS1+, DS2+, DS3+)系列基准测试集。这两个测试集涵盖了不同程度的目标冲突与约束复杂性，包含从常规弱冲突到高欺骗性(TP3, DS1+, DS2+, DS3+)的多种问题类型，可以有效模拟现实决策场景，进而验证本文算法的综合求解性能。

4.1.2. 对比算法与参数设置

实验选取 6 种在 BLMOPs 领域具有代表性的先进算法与对比框架进行对比，所有仿真参数设置参照 Cai [14]、Wang [15]等人的标准规范。具体对比算法包括：嵌套搜索策略(NS)、BLMFO [10]、SABLEA-PM [16]、BLMOCC [14]、mf-BLEAQ [17]及 H-BLEMO [18]。各对比算法的参数均与其原始文献保持一致。所有实验均依托 Matlab 调用 PlatEMOv4.11 平台开展。此外，对于经典的嵌套算法 NS，其上下层优化过程均统一配置 NSGA-II [19]作为底层求解器。

为保证对比评估公平性，对于所有测试问题，最大适应度评估次数均统一设定为 1×10^6 次，每种算法独立运行 21 次[15]，并取运算结果的平均值进行比较。鉴于 Wang 等人[15]已在完全相同的测试平台与参数规范下，对上述 6 种对比算法完成了详尽的系统评估，为确保基准数据的权威性与对比的严密性，本文直接采用文献[15]中公开的测试结果作为对比标准。本文提出的 cGAN-BLMFO 算法严格遵循上述标准化条件进行仿真计算，从而实现与主流算法在同等环境下的等价对比分析。

4.1.3. 性能评价指标

为定量评估各算法求得的 Pareto 前沿质量，本文选取反向世代距离(Inverted Generational Distance, IGD)与超体积(Hypervolume, HV)作为评价指标，对非支配解集的收敛性与分布多样性的进行对比。

IGD 指标通过计算真实 Pareto 前沿面上的参考点集到算法求得的近似前沿解集之间的平均最小欧氏距离，来评估解集的综合质量。其数学定义如下：

$$\mathrm{IGD}\left(P^*, P\right) = \frac{\sum_{v \in P^*} d\left(x, P\right)}{\left|P^*\right|} \tag{4}$$

式中，P^*为真实 Parato 最优解集；P 为算法实际求得的非支配解集；$\left|P^*\right|$为解集 P^*中解的个数；$d(x, P)$表示参考点 x 到解集 P 中所有点的最小欧氏距离。IGD 能够直观地反映算法的综合寻优能力。IGD 值越小，表明算法求得的解集在目标空间中越逼近真实前沿，分布越均匀。

HV 指标用于测量算法求得的非支配解集与目标空间中设定的最劣参考点之间所围成的超立方体体积。其数学定义如下：

$$\mathrm{HV}(P,r)=\mathrm{VOL}\left(\bigcup_{x\in P}\left[f_1(x),r_1\right]\times\left[f_2(x),r_2\right]\times\cdots\times\left[f_m(x),r_m\right]\right) \tag{5}$$

式中，$r=(r_1,r_2,\cdots,r_m)$ 为由目标空间中各维度的极劣值构成的参考点；m 为目标函数的维数；VOL 表示 Lebesgue 测度(即体积)。HV 是目前唯一严格满足 Pareto 支配单调性的评价指标，且 HV 越大，算法的综合性能越好。在本文的对比实验中，参考点 r 的设定与原基准测试集保持一致。

4.2. 对比分析

为了全面评估 cGAN-BLMFO 算法的求解性能，本节分别从解集的收敛性、分布性以及动态演化效率三个维度，对表 1、表 2 及图 2 的实验结果进行深度剖析。

4.2.1. 基于 IGD 对比分析

表 1 详细列出了七种算法在 8 个基准测试问题上独立运行 21 次后取得的 IGD 均值与标准差，其中每个测试问题的最佳结果已用粗体标出。基于显著性水平 α = 0.05 的 Wilcoxon 秩和检验结果(底部+/=/−统计)表明，本文提出的 cGAN-BLMFO 算法在绝大多数测试场景中均表现出了显著的竞争优势。

具体而言，所提 cGAN-BLMFO 算法在 8 个测试问题中的 4 个(DS1, DS1+, DS2+, DS3+)取得了最优的 IGD 均值。在常规的弱冲突问题(TP1、TP2、DS2 及 DS3)上，尽管 cGAN-BLMFO 未能取得排名第一的最优解，但其结果与排名前列的算法在数值上相近，均位列第二，且保持了极小的标准差。这表明在演化初期，算法依托常规的多形式协同框架成功保障了前沿面的快速逼近，展现出了稳定且高效的基础搜索能力。

Table 1. Mean and standard deviation of IGD for seven algorithms on eight benchmark problems
表 1. 7 种算法在 8 个基准测试问题上的 IGD 均值与标准差

PB	cGAN-BLMFO	BLMFO	SABLEA-PM	BLMOCC	mf-BLEAQ	H-BLEMO	NS
TP1	2.59e−2 (3.52e−3)	3.69e−2 (1.66e−2) (+)	1.60e−2 (3.57e−3) (+)	5.23e−2 (1.15e−4)	3.58e−1 (1.86e−2) (+)	3.75e−1 (7.12e−2) (+)	**1.12e−2 (6.86e−4) (−)**
TP2	2.07e−2 (2.16e−3)	2.28e−2 (6.5e−3) (+)	**2.16e−3 (3.23e−4) (−)**	2.49e−2 (3.87e−3)	4.26e−1 (1.44e−2) (+)	2.47e−1 (3.18e−1) (+)	7.25e−3 (1.20e−3) (+)
DS1	**1.13e−2 (2.92e−3)**	1.83e−2 (3.60e−1) (=)	7.86e−2 (2.00e−1) (=)	7.86e−2 (2.74e−4)	5.22e−2 (1.51e−1) (+)	1.11e−1 (2.42e−1) (=)	4.49e−2 (1.45e−1) (=)
DS2	2.38e−2 (2.37e−3)	**1.68e−2 (2.50e−3) (−)**	5.11e−2 (2.49e−2) (+)	1.09e−1 (5.87e−3)	2.36e−1 (3.78e−2) (+)	1.67e−1 (1.05e−1) (+)	4.16e−1 (1.66e+0) (+)
DS3	3.90e−2 (4.65e−3)	**2.56e−2 (7.50e−3) (−)**	7.96e−2 (3.86e−2) (=)	1.67e−1 (2.94e−2)	3.41e−1 (1.84e−1) (+)	2.46e−1 (1.50e−1) (+)	1.23e−1 (5.00e−2) (+)
DS1+	**4.71e−2 (7.29e−3)**	3.67e+3 (9.49e+1) (+)	9.22e+0 (1.91e+1) (+)	-	9.12e−2 (1.60e−1) (+)	3.46e−1 (1.76e−1) (+)	2.70e+0 (8.61e+0) (+)
DS2+	**3.33e−2 (5.35e−3)**	3.37e+3 (1.21e+1) (+)	1.55e+1 (2.01e+1) (+)	-	3.40e−1 (2.43e−1) (+)	2.65e−1 (1.36e−1) (+)	2.33e+0 (6.78e+0) (+)
DS3+	**9.63e−2 (2.28e−2)**	3.72e+3 (3.01e+2) (+)	1.65e+0 (6.94e+0) (=)	-	3.78e+0 (1.04e+1) (+)	7.63e−1 (0) (+)	2.55e+2 (1.93e+2) (+)
+/=/-	-	5/1/2	4/3/1	-	8/0/0	7/1/0	6/1/1

此外，在面临强目标冲突与高欺骗性环境(DS1+, DS2+, DS3+)时，多数对比算法性能大幅衰减甚至完全失效，但 cGAN-BLMFO 依然较好结果。这证明 KTSR 判别与 cGAN 自适应重构机制能够有效阻断无效搜索，利用网络软约束帮助种群突破欺骗性壁垒，从而在复杂环境中保障解集质量。

4.2.2. 基于 HV 对比分析

HV 能够综合反映算法求得解集的收敛精度与分布广度。表 2 给出了各算法在测试问题上的 HV 统计结果。cGAN-BLMFO 在 TP3、DS1+和 DS2+上取得最优 HV 值，在 TP1、TP2、DS2 和 DS3 上的结果与最优值无显著差异。此外，cGAN-BLMFO 在 DS2 与 DS3+上位列第二，在 DS2 和上分别排名第三与第四。

Table 2. Mean and standard deviation of HV for seven algorithms on nine benchmark problems
表 2. 7 种算法在 9 个基准测试问题上的 HV 均值与标准差

PB	cGAN-BLMFO	BLMFO	SABLEA-PM	BLMOCC	mf-BLEAQ	H-BLEMO	NS
TP1	6.21e−1 (7.65e−3)	6.23e−1 (1.15e−2) (−)	**6.66e−1 (2.81e−2) (=)**	3.63e−1 (3.69e−3)	2.76e−1 (1.65e−2) (+)	4.59e−1 (9.98e−2) (+)	6.99e−1 (3.73e−2) (−)
TP2	6.38e−1 (4.30e−3)	**6.42e−1 (8.10e−3) (−)**	3.50e−1 (1.07e−3) (−)	2.26e−1 (3.68e−3)	5.90e−2 (2.41e−3) (+)	1.24e−1 (6.89e−2) (+)	3.10e−1 (2.83e−2) (=)
TP3	**6.50e−1 (8.55e−3)**	5.04e−1 (6.28e−3) (+)	4.99e−1 (3.64e−3) (+)	4.90e−1 (4.93e−3)	2.52e−1 (5.42e−3) (+)	4.14e−1 (4.83e−2) (+)	5.04e−1 (4.14e−3) (+)
DS1	1.02e+0 (4.83e−3)	**1.43e+0 (2.24e−1) (−)**	1.38e+0 (3.08e−1) (=)	1.15e+0 (2.67e−3)	1.40e+0 (2.26e−1) (−)	1.34e+0 (3.69e−1) (−)	1.43e+0 (2.24e−1) (=)
DS2	8.59e−1 (3.03e−3)	**9.17e−1 (4.16e−3) (=)**	8.62e−1 (4.45e−2) (+)	5.18e−1 (2.04e−2)	4.98e−1 (6.43e−2) (+)	6.26e−1 (2.13e−1) (+)	8.42e−1 (1.89e−1) (+)
DS3	1.77e+0 (5.73e−3)	**1.81e+0 (1.94e−2) (−)**	1.68e+0 (1.03e−1) (=)	1.03e+0 (3.36e−2)	1.22e+0 (2.99e−1) (+)	1.53e+0 (1.81e−1) (+)	1.56e+0 (1.26e−1) (+)
DS1+	**1.03e+0 (1.52e−2)**	NaN (NaN) (+)	2.64e−1 (4.70e−1) (+)	-	1.34e+0 (2.37e−1) (=)	1.03e+0 (2.60e−1) (+)	1.48e+0 (8.48e−3) (−)
DS2+	**8.39e−1 (9.37e−3)**	NaN (NaN) (+)	4.18e−1 (4.40e−1) (+)	-	4.17e−1 (1.42e−1) (+)	5.13e−1 (1.88e−1) (+)	8.07e−1 (7.91e−2) (+)
DS3+	0.84e+0 (4.29e−2)	NaN (NaN) (+)	**1.66e+0 (3.76e−1) (=)**	-	2.63e−1 (2.52e−1) (+)	7.69e−2 (1.58e−1) (+)	NaN (NaN) (+)
+/=/−	-	4/1/4	4/3/2	-	7/1/1	8/0/1	5/2/2

4.2.3. 基于 FEs 对比分析

为了直观展示各算法在演化过程中的动态搜索行为与计算效率，图 2 绘制了各算法在取得 IGD 中位值时，收敛指标随评价次数(FEs)的变化曲线。

由图可得，在 TP1、TP2 及 DS1-DS3 等常规弱冲突问题中(图 2(a)~(e))，cGAN-BLMFO 的收敛曲线在演化早期便呈现陡峭的下降趋势，迅速触及最低的 IGD 稳态值。这表明算法在简单决策环境下计算效率极高，没有冗余的算力消耗，能够实现对真实 Pareto 前沿的快速逼近。

另一方面，在 DS1+、DS2+和 DS3+这类强冲突与高欺骗性问题中(图 2(f)~(h))，多数对比算法(如 BLMFO、mf_BLEQA 等)早早陷入局部最优，导致收敛曲线发生停滞。而 cGAN-BLMFO 表现出极强的环境适配度，其曲线在短暂平缓后能够出现明显的向下特征，具体可见图 2(h)所示。cGAN-BLMFO 处理 DS3+问题时，在演化初期，常规重构策略受制于严苛的下层约束，收敛曲线出现短暂平缓；但随着评估

次数(FEs)达到图中标记的“引擎切换点”(此时 FEs = 987,579，内部评估指标 KTSR 连续且准确地监测到迁移失效并触发熔断)，算法自适应切换至 cGAN 重构模式。从曲线上可以直观观察到，在切换点之后，得益于判别器连续软评分的有效引导，种群迅速突破了先前的欺骗性壁垒，收敛曲线随即呈现出显著的下降，最终在 FEs = 4,479,840 左右达到收敛。

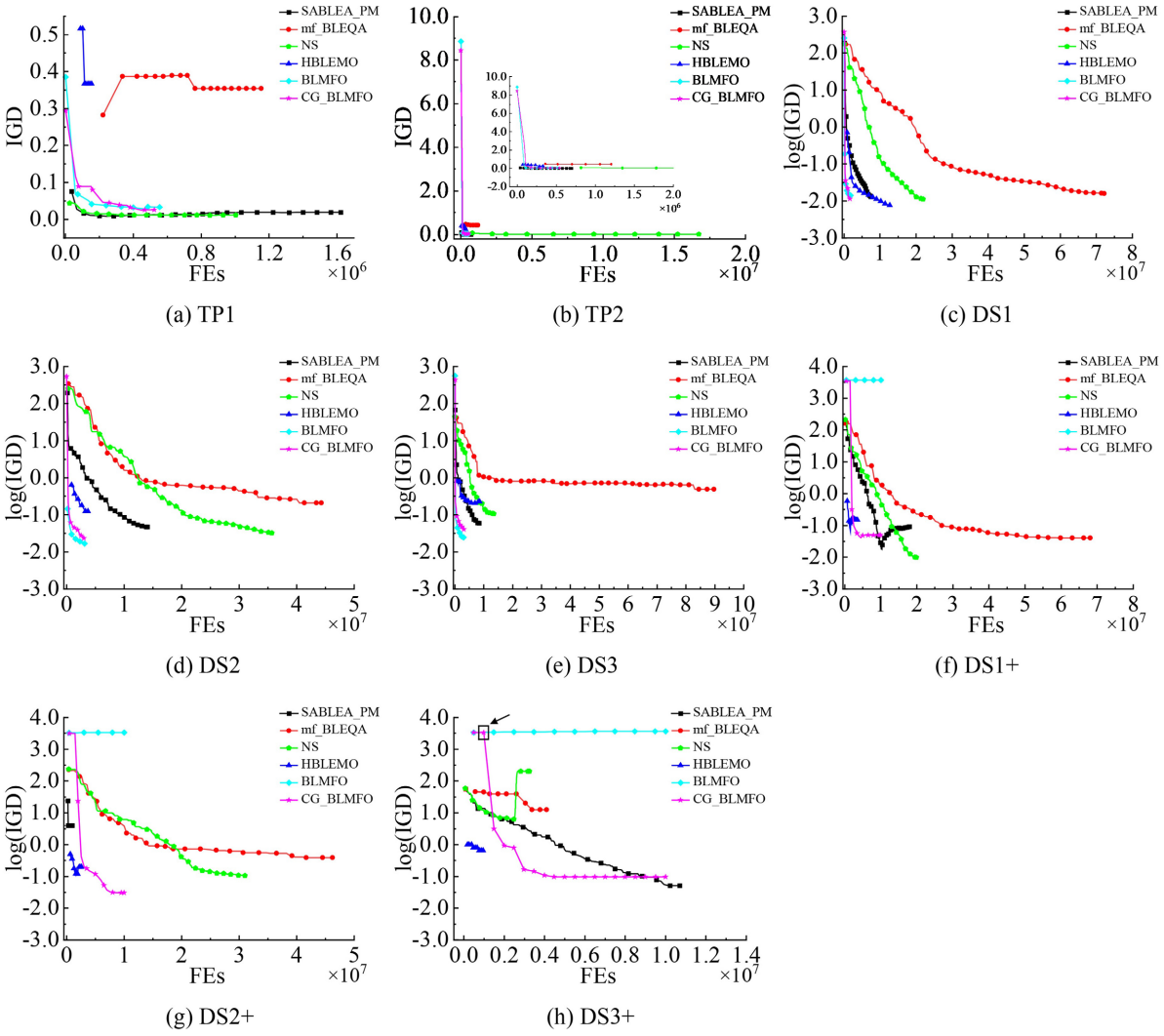


Figure 2. Convergence profiles of median IGD for different algorithms across 21 independent runs
图 2. 各算法的 IGD 随 FEs 变化收敛曲线比较(取 21 次独立运行的 IGD 中位值)

本章基于多组基准测试问题对 cGAN-BLMFO 算法进行了对比验证。综合 IGD、HV 指标与动态收敛曲线可知：得益于 KTSR 判别与 cGAN 自适应切换机制，该算法不仅在常规弱冲突问题上保持了极高的搜索效率，更能成功突破强欺骗性环境下的极值陷阱。总体而言，本文算法在不同复杂度的决策环境中均展现出了卓越的鲁棒性与综合求解性能。

5. 结论

本文围绕解决双层多目标优化问题(BLMOPs)中目标冲突程度多变及常规重构策略易失效的难题，提出了一种基于知识迁移成功率(KTSR)自适应判别的双层多目标优化算法(cGAN-BLMFO)。该算法构建了

“双引擎”自适应求解框架：在演化初期或弱冲突阶段，利用常规多形式辅助任务实现 Pareto 前沿的快速逼近；同时设计以 KTSR 为核心的在线评估机制，当识别到强冲突环境导致知识传递失效时，算法自适应切换至 cGAN 高级搜索模式，利用网络判别器将严苛的嵌套约束转化为连续软评分，从而引导种群突破欺骗性壁垒。

在 TP 系列和 DS 系列基准测试集上的仿真实验表明，与六种主流双层多目标优化算法相比，本文提出的 cGAN-BLMFO 算法在 IGD 与 HV 评价指标上均取得整体领先。尤其在面临强目标冲突与高欺骗性环境(如 DS 扩展系列问题)时，本算法展现出了较好的收敛精度与分布广度，Wilcoxon 秩和检验进一步证实了其统计优势。研究结果充分验证了 KTSR 判别与自适应框架在阻断无效探索、平衡计算效率与求解质量方面的高效性，为求解复杂双层优化问题提供了新思路。

参考文献

[1] Xun, C. and Wu, P. (2024) A Generic Multi-Objective Optimization of Machining Processes Using an End-to-End Evolutionary Algorithm. *Machines*, **12**, Article 635. https://doi.org/10.3390/machines12090635

[2] Zhang, X., Fan, X., Yu, S., Shan, A., Fan, S., Xiao, Y., *et al*. (2022) Intersection Signal Timing Optimization: A Multi-Objective Evolutionary Algorithm. *Sustainability*, **14**, Article 1506. https://doi.org/10.3390/su14031506

[3] Cui, Y., Geng, Z., Zhu, Q. and Han, Y. (2017) Review: Multi-Objective Optimization Methods and Application in Energy Saving. *Energy*, **125**, 681-704. https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.02.174

[4] Zuo, X., Chen, C., Tan, W. and Zhou, M. (2014) Vehicle Scheduling of an Urban Bus Line via an Improved Multiobjective Genetic Algorithm. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **16**, 1030-1041. https://doi.org/10.1109/tits.2014.2352599

[5] 黄维灿. 利用重叠关系分类的自适应双种群框架求解约束多目标优化问题[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(4): 1-14.

[6] Yang, N. and Liu, H. (2026) Bilevel Evolutionary Multiobjective Algorithm with Multiple Lower-Level Search Modes. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **30**, 296-310. https://doi.org/10.1109/tevc.2025.3544821

[7] Whittaker, G., Färe, R., Grosskopf, S., Barnhart, B., Bostian, M., Mueller-Warrant, G., *et al*. (2017) Spatial Targeting of Agri-Environmental Policy Using Bilevel Evolutionary Optimization. *Omega*, **66**, 15-27. https://doi.org/10.1016/j.omega.2016.01.007

[8] Ren, G., Huang, Z., Cheng, Y., Zhao, X. and Zhang, Y. (2012) An Integrated Model for Evacuation Routing and Traffic Signal Optimization with Background Demand Uncertainty. *Journal of Advanced Transportation*, **47**, 4-27. https://doi.org/10.1002/atr.1211

[9] Wang, C., Jiao, L., Zhao, J., Li, L., Liu, X., Liu, F., *et al*. (2024) Bi-Level Multi-Objective Evolutionary Learning: A Case Study on Multitask Graph Neural Topology Search. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **28**, 208-222. https://doi.org/10.1109/tevc.2023.3255263

[10] Feng, Y., Feng, L., Kwong, S. and Tan, K.C. (2024) A Multiform Evolutionary Search Paradigm for Bilevel Multi-Objective Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **28**, 1719-1732. https://doi.org/10.1109/tevc.2023.3332676

[11] Wang, W., Liu, H. and Tan, K.C. (2026) Bilevel Multi-Objective Pricing Scheming in Partial-Offloading Wireless-Powered Cooperative Mec. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, **10**, 1137-1156. https://doi.org/10.1109/tetci.2025.3623283

[12] Tan, K.C., Feng, L. and Jiang, M. (2021) Evolutionary Transfer Optimization—A New Frontier in Evolutionary Computation Research. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, **16**, 22-33. https://doi.org/10.1109/mci.2020.3039066

[13] Wang, W., Liu, H. and Tan, K.C. (2025) Effective Identification of Lower-Level Optimal Solutions via Discriminator of Conditional Generative Adversarial Network. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **29**, 2446-2460. https://doi.org/10.1109/tevc.2024.3435421

[14] Cai, X., Sun, Q., Li, Z., Xiao, Y., Mei, Y., Zhang, Q., *et al*. (2022) Cooperative Coevolution with Knowledge-Based Dynamic Variable Decomposition for Bilevel Multiobjective Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **26**, 1553-1565. https://doi.org/10.1109/tevc.2022.3154057

[15] 王伟仲. 双层进化多目标优化算法及其应用[D]: [博士学位论文]. 广州: 广东工业大学数学与统计学院, 2025.

[16] Li, K., Wang, W. and Liu, H. (2023) 6G Shared Base Station Planning Using an Evolutionary Bi-Level Multi-Objective Optimization Algorithm. *Information Sciences*, **642**, Article ID: 119224. https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119224

[17] Sinha, A., Malo, P. and Deb, K. (2017) Approximated Set-Valued Mapping Approach for Handling Multiobjective Bilevel Problems. *Computers & Operations Research*, **77**, 194-209. https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.08.001

[18] Deb, K. and Sinha, A. (2010) An Efficient and Accurate Solution Methodology for Bilevel Multi-Objective Programming Problems Using a Hybrid Evolutionary-Local-Search Algorithm. *Evolutionary Computation*, **18**, 403-449. https://doi.org/10.1162/evco_a_00015

[19] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. and Meyarivan, T. (2002) A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **6**, 182-197. https://doi.org/10.1109/4235.996017