

4-14-2021

Combined Gearbox Transmission Ratio Optimization Research Based on Hybrid Particle Swarm

Runhong Wang

College of Engineering, South China Agricultural University/ Key Laboratory of Key Technology on Agriculture Machine and Equipment, Ministry of Education, Guangzhou 510642, China;

Hongjun Wang

College of Engineering, South China Agricultural University/ Key Laboratory of Key Technology on Agriculture Machine and Equipment, Ministry of Education, Guangzhou 510642, China;

Xiangjun Zou

College of Engineering, South China Agricultural University/ Key Laboratory of Key Technology on Agriculture Machine and Equipment, Ministry of Education, Guangzhou 510642, China;

Zeqin Zeng

College of Engineering, South China Agricultural University/ Key Laboratory of Key Technology on Agriculture Machine and Equipment, Ministry of Education, Guangzhou 510642, China;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Combined Gearbox Transmission Ratio Optimization Research Based on Hybrid Particle Swarm

Abstract

Abstract: Aiming at the difficulty to obtain the optimal solution for the transmission ratio distribution of combined transmission, an optimization method for the transmission ratio of the combined multi-speed transmission based on the hybrid particle swarm optimization algorithm is proposed. Based on the multi-objective particle swarm algorithm, *a leader population with a self-renewal mechanism is introduced to form a hybrid particle swarm algorithm*. A multi-objective optimization model is established by *taking the transmission ratio of each stage of single-speed transmission as a variable, combining the transmission chain layout, taking the driving power loss rate, specific fuel consumption loss rate, etc. as the optimization objective and the theoretical vehicle speed as the constraints*. The optimization results are compared with those of the NSGA-II and MOPSO algorithm. The results show that the hybrid particle swarm optimization algorithm can reduce the driving power loss rate by 17.47% and the specific fuel consumption loss rate by 35.12%, which has good application value.

Keywords

combined gearbox, transmission ratio optimization, hybrid particle swarm optimization algorithm, multi-objective optimization

Authors

Runhong Wang, Hongjun Wang, Xiangjun Zou, Zeqin Zeng, Li Hui, Zhaofeng Huang, and WeiLiang Liu

Recommended Citation

Wang Runhong, Wang Hongjun, Zou Xiangjun, Zeng Zeqin, Li Hui, Huang Zhaofeng, Liu WeiLiang. Combined Gearbox Transmission Ratio Optimization Research Based on Hybrid Particle Swarm[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(4): 825-836.

基于混合粒子群算法的组合式变速箱传动比优化研究

汪润鸿, 王红军*, 邹湘军, 曾泽钦, 李慧, 黄钊丰, 刘伟良

(华南农业大学 工程学院/南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广东 广州 510642)

摘要: 针对组合式变速箱传动比分配难以得到最优方案的问题, 提出基于混合粒子群算法的组合式多档位变速箱的传动比优化方法。基于多目标粒子群算法, 引入具有自我更新机制的领导种群, 构成混合粒子群算法。以各段单级变速的传动比为变量, 结合传动链布局, 以驱动功率损失率、比油耗损失率等为优化目标, 以理论车速等为约束条件, 建立多目标优化模型, 并与非支配遗传算法-II、多目标粒子群算法的优化结果进行了对比。结果表明: 采用混合粒子群算法可实现驱动功率损失率下降 17.47% 和比油耗损失率下降 35.12%, 具有良好的应用价值。

关键词: 组合式变速箱; 传动比优化; 混合粒子群算法; 多目标优化

中图分类号: TP202 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 04-0825-12

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0655

Combined Gearbox Transmission Ratio Optimization Research Based on Hybrid Particle Swarm

Wang Runhong, Wang Hongjun*, Zou Xiangjun, Zeng Zeqin, Li Hui, Huang Zhaofeng, Liu WeiLiang

(College of Engineering, South China Agricultural University/ Key Laboratory of Key Technology on Agriculture Machine and Equipment, Ministry of Education, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Aiming at the difficulty to obtain the optimal solution for the transmission ratio distribution of combined transmission, an optimization method for the transmission ratio of the combined multi-speed transmission based on the hybrid particle swarm optimization algorithm is proposed. Based on the multi-objective particle swarm algorithm, a leader population with a self-renewal mechanism is introduced to form a hybrid particle swarm algorithm. A multi-objective optimization model is established by taking the transmission ratio of each stage of single-speed transmission as a variable, combining the transmission chain layout, taking the driving power loss rate, specific fuel consumption loss rate, etc. as the optimization objective and the theoretical vehicle speed as the constraints. The optimization results are compared with those of the NSGA-II and MOPSO algorithm. The results show that the hybrid particle swarm optimization algorithm can reduce the driving power loss rate by 17.47% and the specific fuel consumption loss rate by 35.12%, which has good application value.

Keywords: combined gearbox; transmission ratio optimization; hybrid particle swarm optimization algorithm; multi-objective optimization

引言

拖拉机变速箱设计包括传动比优化、零部件参数化设计等。其中传动比分配直接关系到拖拉机的

动力性能与经济性能, 同时优化数据为后续设计提供参数支持。传动比优化属于总体设计, 在传统设计中首先确定传动比阔度, 再采用等比级差法或渐变级差法确定中间档位的传动比, 难以充分利用发

收稿日期: 2019-12-17 修回日期: 2020-03-14

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFD0700103)

第一作者: 汪润鸿(1995-), 男, 硕士生, 研究方向为智能设计。E-mail: Wrh9505@126.com

通讯作者: 王红军(1966-), 女, 博士, 教授, 研究方向为智能设计与虚拟设计。E-mail: xtwhj@scau.edu.cn

动机性能。其次,在采用多目标优化算法进行变速箱传动比分配时,通常是以各档位的总传动比作为优化变量,而大型拖拉机通常是组合式变速箱,由2~3级变速段组成。因此一般优化方法在完成总传动比优化后,还需要针对各级变速段进行再次分配,具有一定局限性,也难以得到最优结果。

变速箱传动比常用多目标优化算法进行分配^[1-8]。

Foffina 等以车辆的 CO₂ 排放量、驾驶性能以及耐用性为优化目标,采用多目标遗传算法(Multi-Objective Genetic Algorithm, MOGA)对变速箱传动比进行了优化,在 CO₂ 的排放量上减少了 1.6%^[9]; Kan Y 等在轮式装载机的传动系统优化设计中,以输出功率与油耗作为优化目标,采用非支配遗传算法-II(Non-Dominated Sorted Genetic Algorithm-II, NSGA-II)算法为优化算法,使平均工作油耗下降了 10.61 g/(kW·h),使平均输出功率增加了 36.72 kW^[10]; 河北工业大学在研究车辆传动系数参数化问题优化时,采用多目标粒子群算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MOPSO)进行优化,在加速时间方面降低了 4.23%,在油耗方面降低了 2.03%^[11]; 山东大学采用改进的人工鱼群算法与 NSGA-II 算法相结合的群智能算法,实现了纯电动客车的动力系统优化,使整车能量减少 17.2%,行驶里程提高 8%^[12]; 厦门大学在装载机变速箱的优化设计中,以传动比为优化变量,结合产品运行大数据,利用 MOPSO 算法与 NSGA-II 算法分别进行了优化设计,在仿真中分别使功耗损失率下降 8.83%, 4.8%, 工况油耗降低 0.19%, 0.34%^[13]; 河南科技大学通过结合档位的工况需求,在优化目标评价中加入加权因子,采用遗传算法实现了拖拉机的各档位总传动比的优化,使驱动功率损失率降低了 23.7%,比油耗损失率降低了 10.72%^[14]。同时上述的研究中存在一个共性的不足,在各自的研究中都以变速箱档位的总传动比为优化变量,忽略了变速箱的传动路线。

面对复杂、多约束、非线性的工程与科学问题,通常采用多目标优化算法^[15-16]。华南农业大学在优

化算法应用、智能设计与虚拟设计领域展开了大量研究^[17-21]。基本多目标粒子群算法存在收敛速度慢和易陷入局部最优的缺陷,许多学者通常将 MOPSO 算法与其他多目标优化算法融合,构成新的混合粒子群算法,从而克服本身缺点,使其广泛应用故障诊断^[22-26]、路径规划^[27-29]、资源配置^[30-32]等领域。

针对大型拖拉机组合式变速箱传动比分配难以一次完成各段单级传动比优化方案的问题,本文采用引入自我更新领导种群机制的混合粒子群算法,以大型拖拉机变速箱的各段单级变速传动比为优化变量,以动力性与经济性为优化目标,求解变速箱传动比优化方案,解决大型拖拉机变速箱各档总传动比优化后,还需对各段单级变速传动比再进行分配的问题。

1 组合式变速箱传动比分析

1.1 目标函数构建

理想的传动系统要保证车辆在整个工作区间的输出功率处于额定功率左右,但由于拖拉机工况复杂,同时有级变速箱的各档位传动比为固定值,无法通过实时改变传动比来满足输出需求,因此通过优化传动比使其尽可能贴近理想状态。故采用整车的驱动功率损失率与比油耗损失率作为变速箱各段单级传动比优化的目标,以此构建目标函数数学模型。

1.1.1 驱动功率损失率

对于组合式变速箱, j 档下整车理论驱动力^[32]为

$$F_{ij} = (T i_j i_r \eta_j) / r \quad (1)$$

式中: F_{ij} 为 j 档下驱动力, kN; T 为输入扭矩, N·m; i_j 为变速箱 j 档传动比; i_r 为后桥中央传动比; i_f 为最终传动传动比; η_j 为 j 档总传动效率, %; r 为驱动轮半径, m。

j 档下理论车速^[33]为

$$v_j = 0.377nr / (i_j i_r) \quad (2)$$

式中: v_j 为 j 档理论车速, km/h; n 为发动机转速, r/min。

如图 1 所示, j 档时其驱动力曲线的面积为:

$$A_j = \int_{v_j}^{v_{j+1}} F_j(v)dv \quad (3)$$

理论驱动力曲线下包围面积为:

$$A_F = \sum_{j=0}^N A_j = \sum_{j=0}^N \int_{v_j}^{v_{j+1}} F_j(v)dv \quad (4)$$

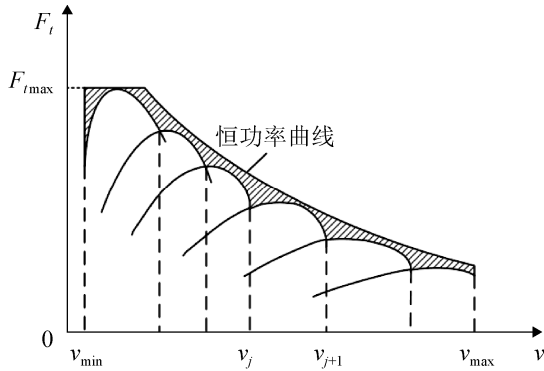


图 1 N 档拖拉机的驱动力曲线示意图

Fig. 1 Schematic diagram of driving force curve of N gear tractor

理想状态下驱动力曲线面积

$$S_F = \int_{v_{min}}^{v_{max}} F_q(v)dv = 0.377T_e n_e \eta_c \ln \frac{v_{max}}{v_{min}} \quad (5)$$

式中: T_e 为额定扭矩, N·m; n_e 为额定转速, r/min; η_c 为传动平均效率。

驱动功率损失率^[33]

$$\xi_F = (S_F - A_F)/S_F \times 100\% \quad (6)$$

驱动功率损失率直接体现了变速箱传动系统与理想状态下传动系统之间的差距, 同时该值越小, 则变速箱在动力性能方面越好。

1.1.2 比油耗消耗损失率

由于拖拉机的工况复杂, 故结合拖拉机发动机的比油耗曲线, 采用比油耗损失率作为其经济性指标, 其值越小, 说明变速箱传动性能越好。比油耗损失率^[5]为

$$\xi_{gj} = (A_{gj} - S_{gj})S_{gj} = \frac{\int_{v_j}^{v_{j+1}} g_{Tj}(v)dv - \int_{v_j}^{v_{j+1}} g_{TL}(v)dv}{\int_{v_j}^{v_{j+1}} g_{TL}(v)dv} \times 100\% \quad (7)$$

式中: A_{gj} 为理论比油耗曲线所成面积; S_{gj} 为理想

状态比油耗曲线所成面积; g_{Tj} 为 j 档下的理论比油耗; g_{TL} 为理想状态下的比油耗。

综上可得拖拉机变速箱传动比分配优化的目标函数为

$$\begin{cases} \min f_1(X) = \xi_F(X) \\ \min f_2(X) = \sum_{j=0}^N \xi_{gj}(x) \end{cases} \quad (8)$$

式中: X 为优化变量集合; $f_1(X)$ 为动力性评价目标函数; $f_2(X)$ 为经济性评价目标函数。

1.2 优化变量模型构建

针对组合式变速箱传动路线复杂性, 本文采用各段单级的传动比作为优化变量。拖拉机组合式变速箱通常分成前置变速段 $x_1 = (x_{11} \sim x_{1a})$ 、主变速段 $x_2 = (x_{21} \sim x_{2b})$ 、后置变速段 $x_3 = (x_{31} \sim x_{3c})$ 、爬行变速段 $x_4 = (x_{41} \sim x_{4d})$ 。故优化变量为

$$X = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}^T \quad (9)$$

同时结合实际变速箱的传动路线, j 档的传动比为

$$i_j = \prod_{k=1}^4 (\pm)x_{km} \quad (10)$$

式中: x_{km} 为单变速级的传动比; \pm 为动力传递方向。

1.3 约束条件

拖拉机变速箱传动比必须满足设计车速、附着条件、最大牵引力以及各变速级的传动比限制等一系列约束要求。

1.3.1 设计车速

拖拉机在最高档的额定转速 n_e 下设计最高车速 v_a , 牵引头档的理论车速要求 $v_b > 2$ km/h, 依据式(2)计算的拖拉机设计车速要求满足

$$\begin{cases} v_{max} \geq v_a \\ v_b \geq 2 \end{cases} \quad (11)$$

1.3.2 附着条件与最大牵引力

由于地面附着条件的限制, 牵引头档的最大牵引力要求满足^[33]

$$F_{qb\max}/F_Z = (T_{\max} i_b i_r i_f \eta_b) / r F_Z \leq \varphi \quad (12)$$

式中： $F_{qb\max}$ 为最大驱动力，N； F_Z 为地面法向反作用力，N； φ 为附着系数，约取 0.6~0.8。

同时牵引头档的驱动力^[34]应满足基本工况需求，本文以犁耕作业为设计要求，其驱动力要求保留 10%~20%的储备驱动力以满足不同工况和实际情况引起的变化。

$$F_{qb} = (T i_b i_r i_f \eta_b) / r \geq 1.2 z b h k + f G_a g \quad (13)$$

式中： z 为犁铧数，取 5； b 为单犁铧宽，取 30 cm； h 为耕深，取 25 cm； k 为土壤阻尼系数，取 8 N·cm²； G_a 为拖拉机质量，kg； f 为滚动阻力系数，取 0.03。

当拖拉机在良好道路达到最高车速时，其驱动力要求克服滚动阻力与空气阻力^[33]，即

$$F_N \geq F_f + F_w = f' G_a g + \frac{1}{2} C_D A \rho V_a^2 \quad (14)$$

式中： F_N 为车速最高档的驱动力，N； F_f 为滚动阻力，N； F_w 为空气阻力，N； f' 为滚动阻力系数，取 0.03； C_D 为空气阻力系数，取 0.5~0.8； A 为迎风面积，m²； ρ 为空气密度，取 1.225 8 kg/m³。

1.3.3 传动比限制

由于变速箱尺寸、结构等方面的限制，变速箱传动比存在约束。在各档位总传动比方面，相邻档位之间的传动比公比要求在 1.1~1.9，以保证换挡的平稳性；超速档的传动比为 0.75~0.95；在变速箱中各段单变速级方面，前置副变速段通常为减速型，其传动比为 1.1~2.1；主变速段的传动比跨度通常在 3.0~4.0，并且其单对齿轮的传动由于转动惯量的限制，故传动比 $i_{G,H} \leq 4$ ；后置副变速段为避免各档总传动比发生重叠，其传动比约为 3~4.5；爬行档变速段通常采用 NGW 型行星齿轮传动，故其传动比为 3~8。

2 混合粒子群优化算法

MOPSO 算法具有收敛快、精度高、易陷入局部最优的特点；遗传算法的交叉、变异与选择机制使其具有搜索简单、收敛速度慢等特点；本文在 MOPSO 算法的基础上，构建新的外部领导种群，

用于保存和更新迭代中的非支配解；依据领导种群的密度，对种群进行交叉、变异以及选择等操作，完成领导种群的自我更新，防止种群过早陷入局部最优，同时增加种群多样性。通过计算粒子新老位置的目标函数值，确定其支配关系，从而完成粒子的局部最优的更新；依据领导种群的拥挤度，采用轮盘赌选择法，完成对每个粒子的全局最优的更新。

2.1 粒子的速度与位置更新

粒子 e 的位置为 $\mathbf{X}_e = \{x_{e_{11}}, x_{e_{12}}, \dots, x_{e_{1d}}\}^T$ 其速度为 $\mathbf{V}_{pe} = \{V_{pe_{11}}, V_{pe_{12}}, \dots, V_{pe_{1d}}\}^T$ ，粒子的个体极值点(用 p_{best} 表示其位置)，种群的全局极值点(用 g_{best} 表示其位置)其速度与位置的更新方程^[35]为

$$\mathbf{V}_{pe}^{K+1} = \omega \mathbf{V}_{pe}^K + c_1 r_1 (p_{best_e}^K - \mathbf{X}_e^K) + c_2 r_2 (g_{best_e}^K - \mathbf{X}_e^K) \quad (15)$$

$$\mathbf{X}_e^{K+1} = \mathbf{X}_e^K + \mathbf{V}_{pe}^{K+1} \quad (16)$$

式中： ω 为惯性权重； r_1, r_2 为 [0,1] 上的随机数； c_1, c_2 为学习因子；线性调整惯性权重，其调整公式^[35]为：

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{iter_{\max}} \times iter \quad (17)$$

式中： $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 为惯性权重最大值与最小值，分别取 0.9, 0.4； $iter_{\max}$ 为总迭代次数； $iter$ 为当前迭代次数。

2.2 交叉、变异与选择策略

2.2.1 交叉策略

交叉算子用于领导种群中粒子之间的交互，有利于实现领导种群的全局搜索。交叉概率 p_c 会影响种群的搜索速度，故依据种群的拥挤度构建自适应交叉概率计算方程：

$$p_c = \begin{cases} p_{c2} + \frac{p_{c1} - p_{c2} (E' - \bar{E})}{E_{\max} - \bar{E}} & E' \geq \bar{E} \\ p_{c2} & E' < \bar{E} \end{cases} \quad (18)$$

式中： p_{c1}, p_{c2} 为最大与最小交叉概率，分别取 0.9, 0.5； E' 为交叉粒子拥挤度中的较大值； E_{\max}, \bar{E} 为种群粒子拥挤度 E' 的最大值与平均值。

将领导种群随机两两配对, 采用正态分布交叉算子对随机配对粒子 X_1, X_2 进行交叉操作, 得到一组新的粒子, 正态分布交叉算子^[36]计算方程为

$$\begin{cases} X'_{1,km}, X'_{2,km} = (X_{1,km} + X_{2,km}) / 2 \pm \frac{1.481(X_{1,km} + X_{2,km}) | N(0,1) |}{2}, u \leq 0.5 \\ X'_{1,km}, X'_{2,km} = (X_{1,km} + X_{2,km}) / 2 \mp \frac{1.481(X_{1,km} + X_{2,km}) | N(0,1) |}{2}, u > 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

式中: u 为区间(0, 1)上的随机数。

将交叉后的新粒子首先进行约束判定, 若新粒子满足约束条件, 则再进行目标函数的计算, 获取其目标值, 并添加至领导种群; 若不满足约束条件, 则直接舍弃。这种交叉策略在保留了原有的领导种群粒子之外, 显著增加了新的粒子, 很好地补充了领导种群的多样性, 有利于增强领导种群的寻优能力。

2.2.2 变异策略

为防止种群过早收敛, 陷入局部最优, 引入二进制随机变异算子, 变异概率 p_{vt} 由以领导种群的密度 ρ_p 为基础的自适应函数控制, 其计算方式为

$$p_{vt} = \begin{cases} p_{vt1} & 0.25 \leq \rho_p \leq 0.75 \\ p_{vt1} + (p_{vt2} - p_{vt1})\rho_p & \rho_p > 0.75 \\ p_{vt1} + (p_{vt2} - p_{vt1})(1 - \rho_p) & \rho_p < 0.25 \end{cases} \quad (20)$$

式中: p_{vt1}, p_{vt2} 为变异概率的最小值与最大值, 分别取 0.1, 0.6。

对领导种群的任意粒子, 随机抽取其位置向量的 3~5 个变量, 利用二进制变异算子进行变异, 构成新的粒子, 针对新的粒子进行约束检测, 若满足约束, 则将新粒子加入种群。当领导种群出现种群数量过少或者过于集中时, 通过增大变异概率, 使种群多样性增加; 当种群处于合适的密度时, 通过降低变异率, 以此控制领导种群的领导性、分布均匀性, 更好地保存种群多样性, 增加全局搜索能力。

2.2.3 领导种群的迭代与更新机制

在初始化种群后, 计算种群粒子的各目标值,

利用快速非支配排序法, 对粒子进行排序, 选取所有非支配粒子组成初始的领导种群 $lead_Q$ 。为保持领导种群的领导性、优越性与合理性, 引入了领导种群的更新机制。首先对更新位置和速度的基础种群 Q 进行快速非支配排序, 获取其非支配粒子, 组成非支配种群 $temp_Q$; 其次, 根据当前的交叉率 p_c 与变异率 p_{vt} , 对领导种群进行交叉变异操作, 得进化种群 evo_Q ; 最后将原领导种群 $lead_Q$ 、非支配种群 $temp_Q$ 与进化种群 evo_Q 混合, 对混合种群进行排序, 所有非支配粒子组成新的领导种群 $lead_Q$ 。当新领导种群的数量超过基础种群数时, 则利用非支配粒子的拥挤度大小, 选取超过拥挤度阈值的粒子, 组成新的领导种群。

2.3 算法流程

引入自我更新领导种群机制的混合粒子群算法流程图如图 2 所示。

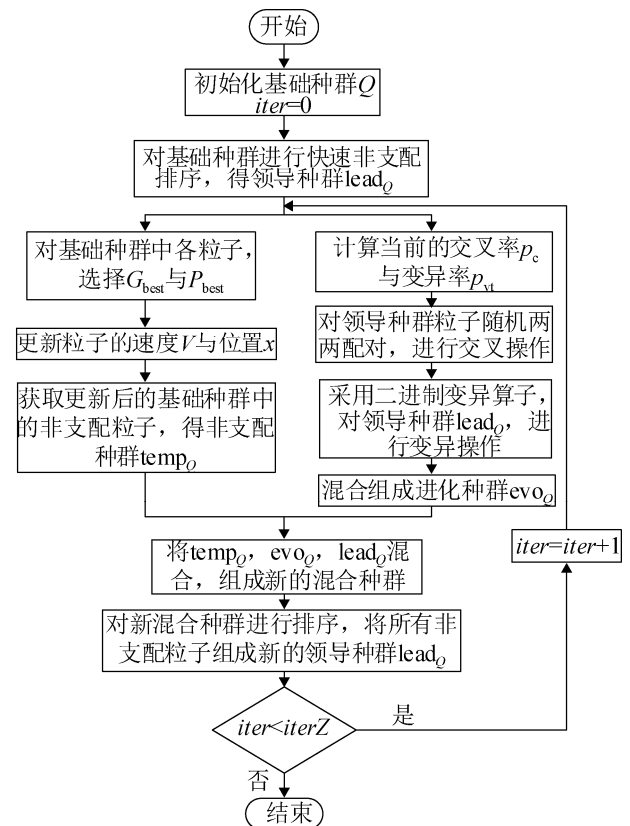


图 2 改进混合粒子群算法流程图

Fig. 2 Improved hybrid particle swarm algorithm flowchart

算法步骤如下:

step 1: 初始化基础种群 Q , 初始化当前迭代次数零, 令 $iter=0$, 并依据目标函数计算方法求解出各粒子的目标值 f_1, f_2 ;

step 2: 利用快速非支配排序算子, 对基础种群的个体进行非支配排序, 并将所有的非支配个体组成领导种群 $lead_Q$, 同时计算领导种群个体的拥挤度;

step 3: 针对领导种群, 计算当前的变异率 p_v 与交叉率 p_c ;

step 4: 将领导种群的个体随机进行两两配对, 进行交叉操作, 若配对后有落单的个体, 则该个体不进行交叉操作;

step 5: 依据当前变异率, 利用变速算子, 对领导种群的每一个个体进行变异操作;

step 6: 将变异结果与交叉结果组成一个进化种群 evo_Q , 同时计算进化种群中个体的目标值 f_1, f_2 ;

step 7: 针对基础种群 Q , 以领导种群个体的拥挤度为参考, 采用轮盘赌选择法, 从领导种群中抽选出全局最优解;

step 8: 根据线性调整权重计算法计算此时的惯性权重 ω , 并利用速度与位置更新公式, 调整粒子的速度与位置;

step 9: 对更新位置后的基础种群, 重新计算其目标值 f_1, f_2 , 并进行非支配排序, 拥挤度计算等操作, 然后将所有的非支配个体组成新的种群 $lead_Q$;

step 10: 将新种群 $lead_Q$ 、原有领导种群 $lead_Q$ 与进化种群 evo_Q 进行混合;

step 11: 针对混合种群, 重新进行非支配排序, 选择所有的非支配个体组成新的领导种群 $lead_Q$, 若新领导种群数量超过基础种群数, 则通过拥挤度与设置的拥挤度阈值, 选择不超于其阈值的个体组成领导种群;

step 12: 判断当前迭代数 $iter$ 是否小于迭代总次数 $iterZ$, 若是, 则当前迭代数 $iter = iter + 1$, 并返回 step 3 继续迭代, 若否, 结束迭代。

2.4 算法验证

本文采用 MOP 测试函数中的 ZDT1, ZDT2 和 ZDT3 测试函数验证算法的性能。同时使用 Schott 的空间评价法^[37]中空间分布均匀性指标 S_p 评价 Pareto 解集的分布性。其 S_p 值越小, 表示 Pareto 解集越好、分布越均匀。

$$S_p = \sqrt{\frac{1}{n_{pop} - 1} \sum_{i=1}^{n_{pop}} (\bar{d} - d_i)^2} \quad (21)$$

$$d_i = \min(|f_{1,j}(x) - f_{1,i}(x)| + |f_{2,j}(x) - f_{2,i}(x)|) \quad (22)$$

式中: n_{pop} 为解集个数; d_i 为解集中个体 i 与其余解的距离的最小值; \bar{d} 为距离的平均值。

算法初始参数设置如下: 基础种群数 100, 迭代次数 300, 学习因子取 1.25, 0.8。

NSGA-II 算法中交叉概率为 0.7, 变异概率 0.1。利用 MOPSO 算法、HPSO 算法与 NSGA-II 算法求取 3 个测试函数的解集, 使其与各测试函数的真实解集(真实 Pareto 前沿均匀取 300 个点)进行对比, 其对比结果如图 3 所示。由图 3 可知, 本文提出的具有自我进化领导种群的混合粒子群算法得出的 Pareto 前沿值在不同的测试函数下都比其他的 2 种算法得到的 Pareto 前沿值分布更加均匀, 与不同测试函数的真实 Pareto 前沿更加接近。通过重复试验 20 次, 统计出 3 种算法在 3 个测试函数下的 S_p 平均值与标准差, 其结果见表 1。

由表 1 可知, 在不同测试函数下, 本文算法得出的 S_p 平均值更小, 标准差更小, 从而验证了本文算法的全局搜索能力更强。同时, 本文统计了在不同测试函数下, 3 种算法每次迭代后的适应度, 即每代种群的目标函数值与标准值的距离平均值, 以此作为 3 种算法的收敛速度平均指标, 其结果见图 4。由图 4 可知, 本文算法在收敛速度上明显优于其余 2 种算法, 验证了本文算法具有很好的收敛性。

3 实例验证

本文以某型号拖拉机组合式变速箱为验证实例, 其基本参数如表 2 所示。

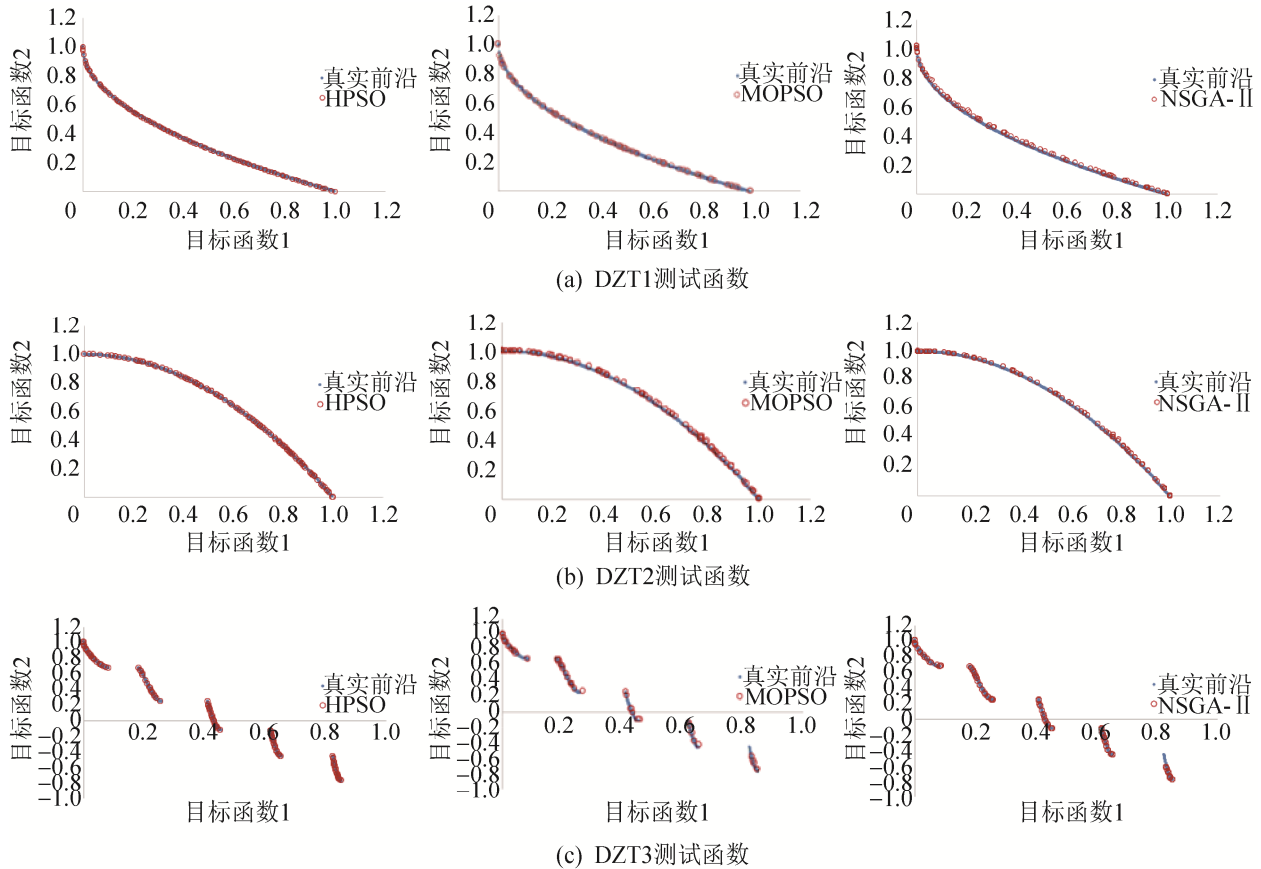


图 3 3 个 MOP 测试函数前沿对比

Fig. 3 Comparison of the frontiers of the three MOP test functions

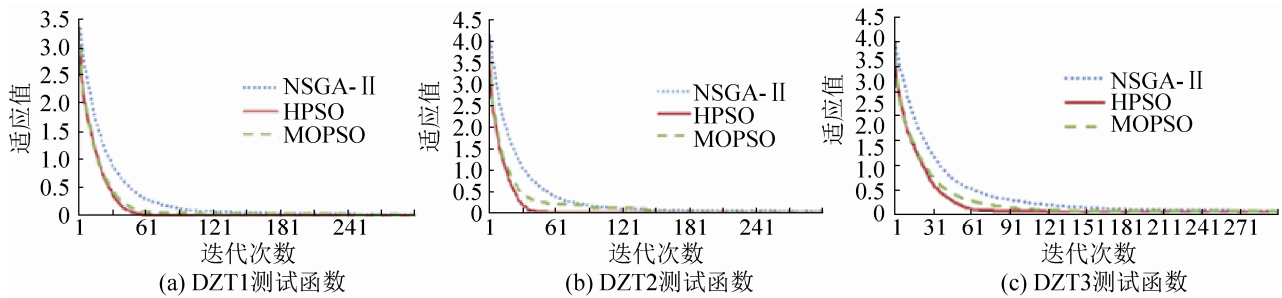


图 4 3 种算法在不同测试函数的收敛速度对比

Fig. 4 Comparison of convergence speed of three algorithms in different test functions

表 1 3 种算法的 S_p 平均值与标准差对比
Tab. 1 Comparison S_p of the mean and standard deviation of the 3 algorithms

测试函数	NSGA-II		HPSO		MOPSO	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
DZT1	0.015 9	0.007 5	0.006 7	0.000 9	0.012 0	0.002 3
DZT2	0.016 7	0.007 5	0.007 8	0.001 1	0.011 7	0.002 1
DZT3	0.016 7	0.008 7	0.007 7	0.000 7	0.032 7	0.008 8

表 2 整车设计参数
Tab. 2 Vehicle design parameters

项目	内容	值
发动机	额定功率/kW	88.2
	额定转速/(r/min)	2 300
	额定油耗/(g/(kW·h))	<225
传动系	中央传动比	4.2
	最终传动比	5.6
整车参数	驱动轮半径/m	0.846
	整车使用质量/kg	4950
	档位数	16(F)+8(R)
	整车速度区间/(km/h)	0.2~38

该组合式变速箱的传动路线简图如图 5 所示。并分别利用本文算法、MOPSO 算法与 NSGA-II 算法进行对比实验。

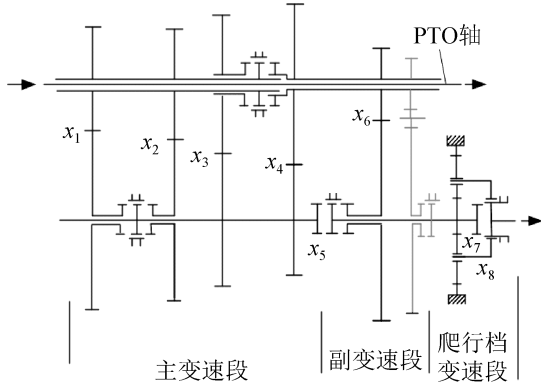


图 5 传动链示意图

Fig. 5 Schematic diagram of drive chain

通过多项式拟合的发动机扭矩输出模型

$$T(\alpha, n) = 1070 - 26.82\alpha - 1.735n + 0.3458\alpha^2 + 0.03852\alpha n + 1.3 \times 10^{-3}n^2 - 1.637 \times 10^{-3}\alpha^3 - 3.878 \times 10^{-4}\alpha^2 n - 7.88 \times 10^{-6}\alpha n^2 - 4.48 \times 10^{-7}n^3 + 8.108 \times 10^{-7}\alpha^4 + 1.722 \times 10^{-6}\alpha^3 n - 7.806 \times 10^{-9}\alpha^2 n^2 + 3.211 \times 10^{-9}\alpha n^3 \quad (23)$$

式中： α 为油门开度。

其多项式拟合的燃油消耗率模型为：

$$g(T, n) = 962.9 - 0.4987n - 1.938T + 1.164 \times 10^{-4}n^2 + 2.842 \times 10^{-4}Tn + 2.172 \times 10^{-3}T^3 \quad (24)$$

3.1 基于混合粒子群算法的变速箱传动比优化

本文算法的参数设置如下：基础种群数 50，领导种群上限数为 50，迭代次数 300，学习因子 c_1 与 c_2 分别取 1.25, 0.8。通过非支配排序，获得其 Pareto 解集如图 6 所示，由图 6 可知，解集分布均匀、连续性较好，进一步反映了本文算法的收敛性能与全局搜索性能。

依据设计需求，设置优化目标偏好权重 λ_1, λ_2 ，引入隶属度函数，计算 Pareto 解集对优化目标的符合程度，从而选出符合程度最高的为最佳传动比。其隶属度函数^[8]为：

$$\phi_{i,k}(X) = \frac{f_{i,\max} - f_i}{f_{i,\max} - f_{i,\min}} \quad (25)$$

式中： $\phi_{i,k}(X)$ 为解集中第 k 个解的第 i 个优化目标的隶属度； $f_{i,\max}, f_{i,\min}$ 为解集中第 i 个优化目标的最大、最小值。其符合程度计算公式为：

$$\psi_k = \lambda_1 \phi_{1,k} + \lambda_2 \phi_{2,k} \quad (26)$$

式中： λ_1, λ_2 为 $[0,1]$ 上取值，且 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

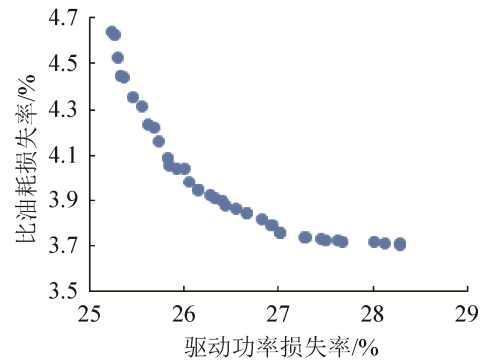


图 6 HPSO 算法优化结果

Fig. 6 HPSO algorithm optimization results

3.2 优化结果与分析

NSGA-II 算法中基础种群数 50，迭代次数 300，交叉概率为 0.7，变异概率 0.1。MOPSO 算法的初始参数与本文算法参数保持一致，3 种算法的优化结果如表 3 与表 4 所示。由表 3 可知，在主变速段的各单变速级有明显调整，在超低速变速段有显著下降，同时本文也对比了优化后组成式变速箱各档位总传动比。

表 3 3 种算法的各单级变速传动比的优化结果对比
Tab. 3 Comparison of optimization results of single-speed transmission ratios of 3 algorithms

各单变速级	优化前	MOPSO	NSGA-II	HPSO
主变				
x11	2.260	2.907	2.391	2.997
x12	1.643	1.630	1.482	1.630
x13	1.128	1.045	1.123	1.045
x14	0.803	0.890	0.873	0.950
副变				
x21	1.000	1.000	1.000	1.000
x22	3.507	3.258	3.188	3.706
超低速				
x31	1.000	1.000	1.000	1.000
变速段				
x32	6.079	5.123	5.952	4.632

表 4 3 种算法的各档位总传动比的优化结果对比
Tab. 4 Comparison of optimization results of total transmission ratio of each gear of the 3 algorithms

档位	优化前	MOPSO	NSGA-II	HPSO
S1	60.013	54.832	51.981	54.158
S2	43.614	30.748	32.214	29.455
S3	29.954	19.713	24.417	22.029
S4	21.320	16.787	18.977	17.167
M1	13.740	14.979	14.232	13.883
M2	9.985	8.400	8.820	7.551
M3	6.858	5.385	6.685	5.647
M4	4.881	4.586	5.196	4.401
L1	9.873	10.641	8.733	11.691
L2	7.175	5.967	5.412	6.359
L3	4.928	3.826	4.102	4.756
L4	3.507	3.258	3.188	3.706
H1	2.260	2.907	2.391	2.997
H2	1.643	1.630	1.482	1.630
H3	1.128	1.045	1.123	1.219
H4	0.803	0.890	0.873	0.950

由表 4 可知, 在 S1~S4 爬行档位传动比有明显下降, 在 H1~H4 运输档位的传动比有部分提高, 其余档位进行了稍微调整。与优化前比较, 缩小了传动比的总跨度, 增加了基本作业档位, 档位排布更加合理。

本文对比了不同算法在额定转速下的理论车速, 从而进一步分析优化结果的差异性, 其结果如图 7 所示。由图 7 可知: 在超低速爬行档 S1~S4, 不同算法的优化结果与优化前基本保持不变; 在基本作业档中, 不同算法的优化结果稍有不同, 在 M4 档, 本文算法与 MOPSO 算法分别提高了 10.9%, 6.4%, NSGA-II 算法降低了 6.1%; 在 L4 档, 本文算法结果降低了 5.4%, 而其他算法分别提升了 7.7%, 10.0%; 在最高车速 H4 档, 各算法的最高车速分别为 35.04, 35.72 与 32.83 km/h, 分别降低了 9.8%, 9.5%, 15.5%; 在运输头档 H1, 分别降低了 22.2%, 5.5%与 24.6%。本文算法优化后, 车速范围缩小 15.8%, 但最高车速仍然满足不小于 30 km/h 的设计需求, 同时在常用耕作速度 (4~12 km/h) 区间的档位占比提升了 12.8%, 使排挡更加紧凑, 可满足不同的工作情况。

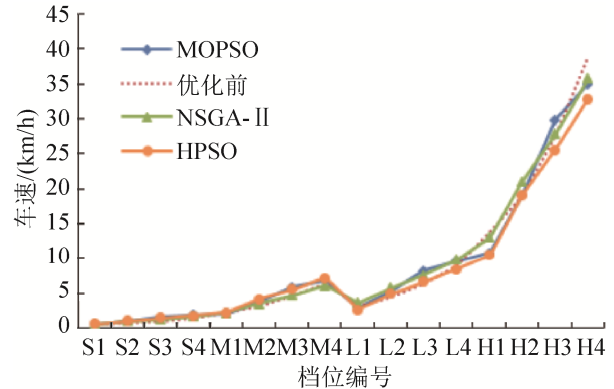


图 7 不同算法各档位理论车速对比

Fig. 7 Comparison of theoretical speeds of different gears in different algorithms

表 5 为优化前后拖拉机各性能指标对比, 从表 5 可以看出: 优化后在动力性与经济性皆有明显提升。在驱动功率损失率方面, 各优化结果分别为 27.74%, 27.82%与 26.83%, 与优化前相比, 分别降低了 12.48%, 13.96%与 17.47%, 其中本文算法的优化结果更优, 使整车的动力性能更好; 在燃油经济性方面, 优化后其比油耗损失率分别为 3.86%, 3.43%与 3.81%, 分别降低了 32.47%, 40.11%与 35.12%; 为兼顾拖拉机的动力性能与经济性能, 本文算法优化结果更佳。同时本文分析了运输头档爬坡度, 经本文算法优化后, 其爬坡度为 46.17%, 与其他算法相比, 分别提升了 2.95%与 24.86%, 比优化前提高了 30.43%, 整车性能有明显提升。

表 5 不同算法优化的各项性能指标对比

Tab. 5 Comparison of various performance indicators optimized by different algorithms

指标	优化前	MOPSO	NSGA-II	HPSO
驱动功率 损耗率/%	31.69	27.74	27.82	26.83
比油耗 损失率/%	5.72	3.86	3.42	3.71
最高车速/ (km/h)	38.84	35.05	35.73	32.83
运输头档 爬坡度/%	32.12	44.81	34.69	46.17

4 结论

(1) 采用引入交叉、变异、选择策略的混合粒

子群算法, 该算法引入具有自我更新机制的领导种群, 在扩大搜索范围与提高寻优能力的同时也加快收敛速度。使用 3 组标准测试函数对算法进行验证, 证明了该算法的有效性。

(2) 针对拖拉机组合式变速箱传动比优化问题, 以变速箱各单级变速为优化变量, 以整车的驱动功率损失率与比油耗损失率作为优化目标, 建立优化数学模型, 利用本文算法求解得到 Pareto 解集, 利用加权计算函数, 得到最优传动比分配。经过对比几种优化结果, 本文算法可以实现驱动功率损失率与比油耗损失率分别下降 17.47% 与 35.12%, 运输头档爬坡度提高 30.43%, 档位分布更加均匀合理, 可以更好的适应更多工作情况, 进一步验证算法的有效性, 同时也验证了采用组合式变速各单级变速传动比为优化变量的数学模型的有效性。

(3) 以多段组合式变速箱为例, 验证本文算法的有效性, 后续其优化结果将为虚拟装配、参数建模提供设计基础。同时可将本文算法应用于农机其他关键零部件的优化设计。

参考文献:

- [1] Chen X, Wu L, Yin J, et al. Robust H Infinity Control Design of an Electromagnetic Actuated Active Suspension Considering the Structure Non-linearity[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D-journal of Automobile Engineering (S0954-4070), 2019, 233(4): 1008-1022.
- [2] 许世维, 贺伊琳, 刘伟, 等. 纯电动中型客车传动系参数的模型在环优化[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2017, 40(4): 453-460.
Xu Shiwei, He Yilin, Liu Wei, et al. Optimization with Model in Loop for Middle-size Electric Bus Drive-train Parameters[J]. Journal of Hefei University of Technology (Natural Science), 2017, 40(4): 453-460.
- [3] 黄康, 王强, 邱明明, 等. 考虑模式切换频率的多模式混合动力汽车参数优化[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(7): 99-107.
Huang Kang, Wang Qiang, Qiu Mingming, et al. Parameter Optimization of Multi-Mode Hybrid Vehicle Considering Mode-Switching Frequency[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(7): 99-107.
- [4] Yu J, Xu Y, Liu K. Planetary Gear Fault Diagnosis Using Stacked Denoising Autoencoder and Gated Recurrent Unit Neural Network Under Noisy Environment and Time-varying Rotational Speed Conditions[J]. Measurement Science and Technology (S1361-6501), 2019, 30(9): 95003.
- [5] Bhattacharjee D, Bhola P, Dan P K. A Heuristic Synthesis of Multistage Planetary Gearbox Layout for Automotive Transmission[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part K-journal of Multi-Body Dynamics (S1464-4193), 2019, 233(2): 336-347.
- [6] 高建平, 乔宏冰, 葛坚, 等. 混合动力汽车多参数自动优化平台开发[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(5): 207-211.
Gao Jianping, Qiao Hongbing, Ge Jian, et al. Development of Multi-parameter Automatic Optimization Platform for Hybrid Electric Vehicle[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(5): 207-211.
- [7] Zhang Q, Sun D, Qin D. Optimal Parameters Design Method for Power Reflux Hydro-Mechanical Transmission System[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D-journal of Automobile Engineering (S0954-4070), 2019, 233(3): 585-594.
- [8] 傅生辉, 李臻, 杜岳峰, 等. 基于改进 NSGA-II 算法的拖拉机传动系统匹配优化[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 349-357.
Fu Shenghui, Li Zhen, Du Yuefeng, et al. Matching Optimization for Tractor Powertrain Based on Improved NSGA-II Algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 349-357.
- [9] Fofana A, Haas O, Ersanilli V, et al. Multi-Objective Genetic Algorithm for an Automatic Transmission Gear Shift Map[J]. IFAC-PapersOnLine, 2016, 49(3): 123-128.
- [10] Kan Y, Sun D, Luo Y, et al. Optimal Design of Power Matching for Wheel Loader Based on Power Reflux Hydraulic Transmission System[J]. Mechanism and Machine Theory, 2019, 137: 67-82.
- [11] 郭谨玮, 刘昱, 徐月云, 等. 应用多目标粒子群算法的车辆传动系参数优化仿真研究[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(4): 629-634.
Guo Jinwei, Liu Yu, Xu Yueyun, et al. Parameter Optimization and Simulation System of Vehicle Transmission System Using Multi-objective Particle

- Swarm Optimization Algorithm[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2018, 37(4): 629-634.
- [12] 潘鑫. 基于智能算法的纯电动客车动力系统参数匹配与研究[D]. 济南: 山东大学, 2016.
Pan Xin. Powertrain Parameters Matching and Reseach for Electric Bus based on Intelligent Algorrithm[D]. Jinan: Shandong University, 2016.
- [13] 王少杰, 侯亮, 方奕凯, 等. 考虑产品运行大数据的装载机变速箱优化设计[J]. 机械工程学报, 2018, 54(22): 218-232.
Wang Shaojie, Hou Liang, Fang Yikai, et al. Optimization Design of Wheel Loader Gearbox Considering Product Operational Big Data. [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(22): 218-232.
- [14] 王粉粉. 拖拉机电控机械式自动变速系统设计研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2014.
Wang Fenfen. Study on the Design for Automated Mechanical Transmission System of Tractor[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2014.
- [15] Wang F, Torbati M M, Ma X, et al. Design of Near-Periodic Struts for Helicopter Gearbox Vibration Isolation Using Multicell Optimization[J]. AIAA Journal (S1533-385X), 2019, 57(6): 2634-2647.
- [16] Su C, Liu Y. Multi-objective Imperfect Preventive Maintenance Optimisation with NSGA-II[J]. International Journal of Production Research (S1366-588X), 2019, 58(13): 1-17.
- [17] 罗陆锋, 邹湘军, 卢清华, 等. 采摘机器人作业行为虚拟仿真与样机试验[J]. 农业机械学报, 2018, 49(5): 34-42.
Luo Lufeng, Zou Xiangjun, Lu Qinghua, et al. Virtual Simulation and Prototype Test for Behavior of Robot in Picking Process[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(5): 34-42.
- [18] 罗陆锋, 邹湘军, 杨洲, 等. 基于改进人工蜂群模糊聚类的葡萄图像快速分割方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(3): 23-28.
Luo Lufeng, Zou Xiangjun, Yang Zhou, et al. Grape Image Fast Segmentation Based on Improved Artificial Bee Colony and Fuzzy Clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(3): 23-28.
- [19] 彭红星, 邹湘军, 陈琰, 等. 基于演化算法的水果图像分割[J]. 农业工程学报, 2014, 30(18): 294-301.
Peng Hongxing, Zou Xiangjun, Chen Yan, et al. Fruit Image Segmentation based on Evolutionary Algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(18): 294-301
- [20] 邹湘军, 李静, 孙权, 等. 采摘机械手虚拟设计与仿真系统的研究[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(11): 2748-2752.
Zou Xiangjun, Li Jing, Sun Quan, et al. Research on Picking Manipulator Virtual Design and Simulation System[J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(11): 2748-2752.
- [21] Cao X, Zou X, Jia C, et al. RRT-based Path Planning for an Intelligent Litchi-Picking Manipulator[J]. Computers and Electronics in Agriculture (S0168-1699), 2019, 156: 105-118.
- [22] Wang X, Ma L, Wang T. An Optimized Nearest Prototype Classifier for Power Plant Fault Diagnosis Using Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems(S0142-0615), 2014, 58: 257-265.
- [23] 钱林. 高速齿轮箱性能监测与故障诊断系统研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2016.
Qian Lin. Reseach on the Performance Monitoring and Fault Diagnosis System of High-Speed Gearbox[D]. Nanjing: Nanjing Agricultural College, 2016.
- [24] 李志华, 朱卉, 潘月. 混合粒子群算法优化BPNN在模拟电路故障诊断中的应用[J]. 控制工程, 2014, 21(3): 450-454.
Li Zhihua, Zhu Hui, Pan Yue. The Application of Genetic Algorithm Particle Swarm Optimization Algorithm Optimize the BPNN in Analog Circuit Fault Diagnosis[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(3): 450-454.
- [25] 李云峰. 混合粒子群算法优化支持向量机电路故障诊断[D]. 长沙: 湖南大学, 2018.
Li Yunfeng. Circuit Fault Diagnosis Algorithm based on Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm if Support Vector Machine[D]. Changsha: Hunan University, 2018.
- [26] 张淑清, 黄文静, 胡永涛, 等. 基于总体平均经验模式分解近似熵和混合PSO-BP算法的轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(22): 3048-3054.
Zhang Shuqing, Huang Wenjing, Hu Yongtao, et al. Bearing Fault Diagnosis Method Based on EEMD Approximate Entropy and Hybrid PSO-BP Algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(22): 3048-3054.
- [27] Wu X, Bai W, Xie Y, et al. A Hybrid Algorithm of

- Particle Swarm Optimization, Metropolis Criterion and RTS Smoother for Path Planning of UAVs[J]. *Applied Soft Computing*(S1568-4946), 2018, 73: 735-747.
- [28] 宫孟孟. 基于神经网络的移动机器人路径规划方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.
- Gong Mengmeng. Research on Path Planning Method of Mobile Robot based on Neural Network[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [29] 孔垂超, 田景文, 高美娟. 军用补给舰船路径规划改进混合算法[J]. *计算机工程与应用*, 2015, 51(1): 243-249.
- Kong Chuichao, Tian Jingwen, Gao Meijuan. Improved Hybrid Algorithm of Military Replenishment Ships Pathplanning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(1): 243-249.
- [30] Xu L, Wang J, Li Y, et al. Resource Allocation Algorithm based on Hybrid Particle Swarm Optimization for Multiuser Cognitive OFDM Network[J]. *Expert Systems with Applications (S0957-4174)*, 2015, 42(20): 7186-7194.
- [31] Hamdi M, Zaied M. Resource Allocation Based on Hybrid Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization for D2D Multicast Communications[J]. *Applied Soft Comp Uting (S1568-4946)*, 2019, 83: 105605.
- [32] 衣杨, 李强, 容福丽, 等. 时间窗口约束资源配置的混合粒子群算法[J]. *计算机研究与发展*, 2008, 45(增1): 233-238.
- Yi Yang, Li Qiang, Rong Fuli, et al. A Hybrid Particle Swarm for Time Window Constraint Resource Allocation[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2008, 45(S1): 233-238.
- [33] 余志生. 汽车理论[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- Yu Zhisheng. *Automobile Theory*[M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2018.
- [34] 周志立, 方在华. 拖拉机机组牵引动力学[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- Zhou Zhili, Fang Zaihua. *Traction Dynamics of Tractor Units*[M]. Beijing: Science Press, 2010.
- [35] 雷德明, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- Redmin, Yan Xinping. *Multi-objective Intelligent Optimization Algorithm and Application*[M]. Beijing: Science Press, 2009.
- [36] 杨斌. 多目标优化理论研究与应用[M]. 长春: 吉林大学出版社, 2017.
- Yang Bin. *Research and Application of Multi-objective Optimization Theory*[M]. Changchun: Jilin University Press, 2017.
- [37] Schott J R. *Fault Tolerant Design Using Single and Multicriteria Genetic Algorithm Optimization*[D]. USA: Massachusetts Institute of Technology, 1995.