

文章编号:1006-5911(2007)05-0925-06

基于新型蚂蚁算法的传动方案优化设计研究

赵勇, 许可证, 查建中

(北京交通大学 机械与电子控制工程学院, 北京 100044)

摘要:针对复杂机械产品传动方案的优化设计问题,提出了一种融合模拟退火算法的新型蚂蚁算法。该算法改进了蚂蚁算法中信息素的初值设置和信息素更新模型,探讨了新型蚂蚁算法的融合思想和设计依据,建立了基于新型蚂蚁算法的传动方案的优化设计过程模型。该方法能尽快搜索到较理想的下降方向,提高了蚂蚁算法的收敛速度,同时克服了模拟退火算法要求初始温度足够高,收敛速度缓慢的缺陷。具体应用表明了该方法是可行的。

关键词: 传动方案; 优化设计; 蚂蚁算法; 模拟退火算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Mechanical transmission scheme optimal design based on a new ant algorithm

ZHAO Yong, XU Ke-zheng, ZHA Jian-zhong

(Sch. of Mech., Electronic & Control Eng., Beijing Jiaotong Univ., Beijing 100044, China)

Abstract: To solve the problems of transmission scheme optimization for complex mechanical products, a new ant algorithm combined the simulated annealing algorithm was put forward. The initial value setting of pheromone and update pheromone model of ant algorithm were improved. Commingled thoughts and design rules for the new ant algorithm were discussed. Process model of transmission scheme optimization design based on the new ant algorithm was also constructed. By using the method, the ideal searching direction of global optimal solution could be found as soon as possible and the convergence speed of ant algorithm was also improved, while the shortcomings of high initial temperature required and slow convergence speed of simulated annealing algorithm were also overcame. Application revealed the feasibility of this method.

Key words: transmission scheme; optimal design; ant algorithm; simulation annealing algorithm

0 引言

方案优化设计目前多采用形态学矩阵、键合图法、专家系统^[1-2]等方法,形态学矩阵和键合图法从功能分析的角度列举并组合出方案解,但组合出的方案数很多,难以逐一评价,因而也难以获得最优方案,且当设计问题的规模较大时,还存在组合“爆炸”现象。而专家系统也存在难以进行知识的有效获取等方面的问题。针对这些问题,很多学者做了相关

的研究工作,取得了很多成果。文献[3]应用数学方法,描述了方案设计过程模型,创建了整个设计过程的形式化表达方法,然而仅限于对方案设计过程模型的研究;文献[4]和文献[5]利用模拟退火(Simulation Annealing, SA)算法解决优化问题,但求解效率不很高;文献[6]利用蚂蚁算法(Ant Algorithm, AA)对工厂规划方案进行优化设计,但由于该算法初始信息素匮乏,使其求解能力和效率不是很高。

针对上述方案优化设计过程中存在的缺点,本

收稿日期:2006-06-19; 修订日期:2006-09-05。Received 19 June 2006; accepted 05 Sep. 2006.

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(50335040)。Foundation item: Project supported by the National Natural Science Foundation, China(No. 50335040).

作者简介:赵勇(1963-),男,山东泰安人,北京交通大学机械与电子控制工程学院副教授,博士,主要从事先进设计方法的研究。

E-mail: yongzhao@bjtu.edu.cn.

文通过对机械产品方案优化设计问题的描述,建立了基于融合 SA 算法和 AA 算法的方案优化设计数学模型。在改进两种算法的基础上,利用 SA 算法易于进行全局优化的优势来弥补 AA 算法的不足,并将两种算法进行有机结合,形成新的 AA 算法,应用于机械产品传动方案的优化设计。这种新的 AA 算法结合了两种算法的搜索特性,丰富了产品方案解的优化设计过程,提高了算法的求解能力和效率。

1 机械产品方案优化设计数学模型

设计任务是方案优化设计可以获得的最初设计信息。对设计问题进行抽象是优化设计过程的第一步,在抽象出系统的总功能后,由于产品方案通常比较复杂,难以直接求得满足总功能的方案解,需将总功能分解为一系列的子功能 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$,以及它们之间的信号、运动等物理和每个子功能的性能要求,由此建立方案的功能关系,检索出实现不同子功能的功能载体。

方案组合就是将实现子功能的功能载体连接起来。子功能和功能载体间是多对多的关系,某一子功能有多个与之匹配的功能载体,因此就存在组合优化问题,通过组合得到最优的方案,从而实现产品的功能要求。

定义 1 产品方案设计过程中,两子功能载体间一个的输出特性与另一个的输入要求之间的距离为广义距离,用字母 D 表示,并用 D 来表示功能载体间的评价值,值越小表示两个功能载体越容易组合。

本文以功能载体间的广义距离函数作为目标函数 F_1 ,子功能的性能要求作为约束条件 F_2 ,建立方案组合优化数学模型:

$$\begin{cases} \text{目标函数 } F_1: \min F_1(f_1, f_2, \dots, f_n); \\ \text{约束函数 } F_2: f_i \text{ 满足 } r_{ik}. \end{cases} \quad (1)$$

其中, i 为方案子功能的个数, $i = 1, 2, \dots, n$; k 为性能要求的个数, $k = 1, 2, \dots, q$ 。即在满足产品性能要求的情况下,以各子功能载体间广义距离最小的方案为最优方案。

(1) 目标函数 F_1 以产品方案功能载体间的广义距离函数,使产品方案的广义距离最小为优化目标。功能载体间的广义距离 D 是通过相似度 Q 计算得到的。

设两个功能载体为 A, B, 则它们之间的相似度 Q 为

$$Q = q_1 \cdot q_2. \quad (2)$$

其中, q_1 为数目相似度; q_2 为特征相似度; Q 的取值范围是 $[0, 1]$, 值越大表示两个功能载体越相似, 越容易进行组合。

$$q_1 = \frac{M}{K + L - M}. \quad (3)$$

式中, K 为 A 的输出特性变量个数, L 为 B 的输入要求的变量个数, M 为 A 和 B 共有的变量个数。

$$q_2 = \sum_{w=1}^M d_w \phi_w, \quad w = 1, 2, \dots, M. \quad (4)$$

式中, d_w 为其权重系数; ϕ_w 为 A 和 B 对应变量特征值的相似比, $\phi_w = \frac{\min(\gamma_w(A), \gamma_w(B))}{\max(\gamma_w(A), \gamma_w(B))}$, γ_w 为 A 和 B 所对应的第 w 个共有变量的值。

所以, A 和 B 的广义距离 D 的计算公式为

$$D = 1 - Q. \quad (5)$$

这样, 当 D 越小时, 两个功能载体 A 和 B 越容易进行组合得到产品方案。

(2) 约束函数 F_2 以优化模型是否满足性能要求为约束条件, 以方案的性能评价函数为约束函数。即一功能载体越符合性能要求, 其被选择的可能性越大, 其过程可描述为:

根据产品的设计任务和要求, 建立各子功能的性能评价目标并确定相应的权重。设某方案解中匹配映射子功能 f_i 的功能载体为 s_{ij} (i 为方案子功能的个数, $i = 1, 2, \dots, n$; j 为功能载体的个数, $j = 1, 2, \dots, p$), 故可按该子功能的性能要求 r_{ik} (k 为性能要求的个数, $k = 1, 2, \dots, q$), 逐一检查功能载体 s_{ij} , 其性能评价值

$$F2_i = \sum_{k=1}^q \theta_k E(r_{ik}). \quad (6)$$

其中, θ_k 为性能权重。若 s_{ij} 满足性能要求 r_{ik} , 则 $E(r_{ik})$ 为 1, 否则为 0; 若 s_{ij} 不能达到产品最基本的性能要求, 则置 $F2_i$ 为 0。则方案解的性能评价函数为

$$F2 = \sum_{i=1}^n F2_i. \quad (7)$$

式中, i 为方案子功能的个数, 可见方案的性能评价价值越高, 其越符合性能要求。

2 算法设计

2.1 模拟退火算法的基本原理

SA 算法是基于蒙特卡罗 (Monte Carlo) 迭代求

解法的一种启发式随机搜索算法。该算法来源于固体退火原理,将固体加温至充分高,再让其逐渐冷却。加温时,固体内部粒子随温度上升变为无序状,内能增大;而逐渐冷却时,粒子渐趋有序,在每点温度都达到平衡态,最后在常温时达到基态,内能减为最小。根据 Metropolis 准则,粒子在温度 T 时趋于平衡的概率为 $\exp[-\Delta E/(\epsilon T)]$,其中 E 为温度 T 时的内能, ΔE 为其改变量, ϵ 为 Bolt-Mann 常数。对组合优化问题来说,优化就是在解空间中寻找目标函数值最小(或最大)解的过程。若把目标函数看成能量函数,而将其某一控制参数视为温度 T ,将解空间作为状态空间,则 SA 算法寻找基态的过程也就是求目标函数极小值的优化过程。

2.2 蚂蚁算法的基本原理

AA 算法^[7]是意大利学者 M. Dorigo 最早提出的一种源于大自然的新的仿生类算法,它主要是通过蚂蚁群体觅食过程信息素传递而达到寻优的目的,具有天然的随机性、自适应性和分布式等特点,适合并行计算和求精确解;但初始信息素匮乏,使得求解速度慢。

AA 算法自问世以来,在一系列困难的组合优化问题,特别是旅行商(Traveling Salesman Problem, TSP)问题的求解中取得了显著的成效^[8]。在方案组合优化设计中将子功能的各个功能载体作为一个节点,可以构成一个网状的布局格式,这样可将方案优化设计问题转换为经典的 TSP 问题,只是节点变为功能载体,节点之间的距离变为功能载体之间的输入要求与输出特性之间的广义距离。以广义距离作为评价值,运用 AA 算法进行方案的组合优化设计,具有可行性。

2.3 算法改进

2.3.1 蚂蚁算法的两点改进

新型 AA 算法结合了 SA 算法和 AA 算法的搜索特性。为了使两种算法更好地融合,需要对 AA 算法进行适当改进。在新型蚂蚁算法中,对 AA 算法的改进是基于最大与最小蚂蚁系统(MAX-MIN Ant System, MMAS)算法和蚂蚁圈模型^[9],并吸取其各自优点,体现在下列两点:

(1)信息素的初值设置 为了更加充分地进行寻优,MMAS 把各路径信息素初值设为最大值 τ_{max} 。为了避免算法过早收敛于非全局最优解,MMAS 将各路径的信息素浓度限制于 $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ 之间。这里把信息素的初值设置为

$$\tau_s = \tau_H. \tag{8}$$

τ_H 是一个根据具体求解问题规模给定的信息素常数,相当于 MMAS 算法中的 τ_{min} 。

(2)信息素更新模型 采用蚂蚁圈模型进行信息素更新,即一圈中只有最短路径的蚂蚁才修改和增加信息素。在方案组合优化设计中,用 u, v 分别代表产品方案的一功能载体,假如路径 (u, v) 在 t 时刻的信息素轨迹强度为 τ_w ,蚂蚁 h 在路径 (u, v) 上留下的单位长度轨迹信息素数量 $\Delta\tau_w^h$,轨迹的持久性为 $\rho(0 \leq \rho < 1)$,则轨迹强度的更新方程为

$$\tau_w(t+1) = \rho\tau_w(t) + \sum \Delta\tau_w^h(t). \tag{9}$$

设 Z_h 为第 h 只蚂蚁在本次循环中所走的路径长度,则 $\Delta\tau_w^h = 1/Z_h$ 。如果设 η_w 为路径 (u, v) 的能见度,一般取为 $1/D_w$,这里 D_w 为路径 (u, v) 的广义距离,路径可见度的相对重要性 $\beta(\beta \geq 0)$,路径轨迹的相对重要性 $\alpha(\alpha \geq 0)$, U 为可行顶点集,蚂蚁 h 在 t 时刻的转移概率为 P_w^h ,则可定义如下:

$$P_w^h(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_w(t)]^\alpha [\eta_w]^\beta}{\sum_{i \in U} [\tau_w(t)]^\alpha [\eta_w]^\beta}, & v \in U; \\ 0, & v \notin U. \end{cases} \tag{10}$$

2.3.2 融合模拟退火的新型蚂蚁算法设计

(1)新型蚂蚁算法的融合思想

在模拟退火过程中,其退火温度控制求解过程向最小值的优化方向进行,同时又以一定的概率来接收劣质解,因此算法可以跳出局部极小值点,只要初始温度足够高,退火过程足够慢,算法就能够收敛到一个好的近似最优解,但收敛速度缓慢。

AA 算法应用在方案优化设计中,由于其初始信息素比较匮乏,搜索具有盲目性,使得收敛速度比较缓慢;但当信息素积累到一定强度之后,其收敛速度迅速提高。因此,融合模拟退火的新型蚂蚁算法的总体思想是:

新型蚂蚁算法在算法运行初期由随机产生的初始解计算得到算法的初始温度,从而解决了 SA 算法初始温度过高,计算量大的问题,使新型蚂蚁算法在全局范围内进行搜索,以获得全局较优解。在算法寻优过程中,新型蚂蚁算法利用信息素的累积,不断进行算法的迭代寻优,并进行退火处理,从而使新型蚂蚁算法能够融合两种算法的优势,以较快速度获得全局优化解。

(2)新型蚂蚁算法的设计依据

为了得到较优解,SA 算法通常要求较高的初

始温度以及足够多次的抽样,这使算法的优化时间往往过长。从算法结构可知,新状态产生函数、新状态接受函数、退温函数、抽样稳定准则和退火结束准则,是直接影响算法优化结果的主要环节。

1) 状态产生函数 设计状态产生函数应该要考虑到尽可能保证产生的候选解遍布全部解空间。一般情况状态产生函数由两部分组成,即产生候选解的方式和候选解产生的概率分布。候选解的产生方式由问题的性质决定,通常在当前状态的邻域结构内以一定概率方式产生;概率方式可以多样化设计,如正态分布、指数分布等。

2) 状态接受函数 状态接受函数是 SA 算法实现全局搜索的最关键因素,但根据具体实验得出结论,状态接受函数的具体形式对算法的影响并不显著。因此,算法中通常采用 $\min\{1, \exp[-\Delta E/(\epsilon T)]\}$ 。

3) 初温 温度 T 在算法中具有决定性的作用,它直接控制着退火的走向。由随机移动的接受准则可知,初温越大,获得高质量解的几率越大,然而初温过高会使计算时间增加。

4) 退温函数 即温度更新函数,采用冷却速度较快的退火策略, $T = \lambda \cdot T$, 其中 $0 < \lambda < 1$ 且其大小可以不断变化。

5) Metropolis 抽样准则 用于决定在各温度下产生候选解的数目。

6) 停止准则 用于决定算法何时结束。可以简单地设置温度终值。当 $T = T_f$ 时算法终止。

对于 AA 算法来说,影响其解决最短路径问题的主要因素包括:

1) 路径轨迹的相对重要性 α 的影响 α 的数值体现了在算法最初随机选择路径时, α 是一个实验参数,在实验中取得。 α 对于算法收敛有两方面的影响,一方面 α 影响是否最后收敛到最小路径,另一方面影响收敛速度,总的来说, α 对收敛行为有负面影响。在实验中对于适当固定的蚂蚁数目,当 α 取值接近于 1 的时候,算法趋于收敛在最短路径上,大的 α 参数常常加快收敛到次短路径的速度。

2) 算法中蚂蚁数和信息素更新方式的影响 蚂蚁数量的影响有两方面,大数量的蚂蚁可以更好收敛在最短路径上,但是算法运行时间增加;蚂蚁数量少,一般 α 值也偏离 1。

信息素更新如果和路径无关,则对收敛速度的影响小;当信息素和路径长度成反比时,可以加快最

短路径的收敛速度。

3) 信息素的持久性 ρ 信息素的持久性 ρ 非常关键, $\rho = 0$, 算法很难收敛到最短路径;但是 ρ 太大,也会加快收敛到次短路径的速度。

(3) 新型蚂蚁算法的代码描述

在分析 SA 和改进蚂蚁算法的基础上,融合生成新型蚂蚁算法并使之应用于产品传动方案优化设计。在传动方案优化设计过程中,优化模型是以方案满足性能要求的约束条件下广义距离最小为目标,因此新型蚂蚁算法的适应值函数定义为

$$\Psi(c) = 1/D_c \quad (11)$$

其中, D_c 为 c 方案中各功能载体间的广义距离值。

新型蚂蚁算法的代码描述如下:

```
{
random C(20); //随机产生 20 个方案解
Ψ(C) = (Ψ(c1), Ψ(c2), ..., Ψ(c20)); //计算方案解的适应值
b1 = min(Ψ(C));
b2 = max(Ψ(C)); //取适应值的最优和最差值
P = 0.1; // P 为最差方案相对于最优方案的接受概率
T = -(b2 - b1) / lnP; //计算算法的初始温度
random C1; //产生初始方案解
While(the - halt - condition - is - FALSE)
{
t ← 0; //t 为时间变量
n1 ← 0; //n1 为迭代次数
将各只蚂蚁的初始出发点置于子功能的功能载体上;
第 h 只蚂蚁在 t 时刻按概率 Puvh(t) 向下一节点移动;
τuv = τuv + δ; //蚂蚁遍历各个节点后,增加最短蚂蚁圈
路径的信息素,δ 为信息素修正量
τuv(t+1) = ρτuv(t) + ∑ Δτuvh(t); //对各边弧(u,v),更新路径信息素
generate C2; //获得新的方案解
E1 = Ψ(C1) - Ψ(C2);
IF(E1 < 0 or exp(-E1/εT) > random[0,1])
{
C1 = C2;
T = λ · T; //退温处理,λ 为退温系数
t = t + 1;
n1 = n1 + 1;
输出最优方案解 }
}
```

图 1 所示为基于新型蚂蚁算法的优化设计流程图。

3 应用案例

3.1 方案优化设计任务

机械无级变速器是适合现今生产工艺流程机械

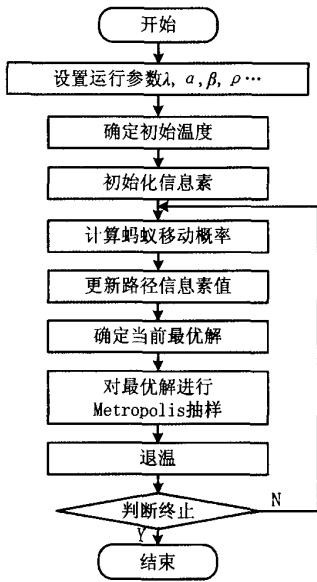


图1 基于新型蚂蚁算法的优化设计流程图

化、自动化发展和改善机械工作性能的一种通用传动装置,其主要功能是在输入转速不变的情况下,能实现输出轴的转速在一定范围内连续变化,以满足机器或生产系统在运转过程中各种不同工况的要求。其结构主要由变速传动机构、调速机构和输出机构 3 部分组成。

根据实际需要,本文以传统变速箱为基础,设计具有多功能输出的变速箱,它可以根据实际需要更换功能输出,实现间歇运动和往复运动等。已知数据:电动机功率为 1.5 kW,调速区间为 40 r/min~200 r/min。要求无级调速,结构紧凑,效率中等,传动精度高,操作方便,启动、制动平稳。

通过对设计任务的分析,将总功能分解为驱动、调速、制动、传动、可变功能模块 5 个子功能,其中可变功能模块根据具体的功能要求进行选择,有间歇转动、往复摆动、间歇摆动等。在此以间歇转动功能为应用,利用融合模拟退火的新型蚂蚁算法对产品功能方案进行优化设计,以得到实现相应功能的较优传动机构。多功能输出变速箱的各子功能间的逻辑物理关系如图 2 所示。

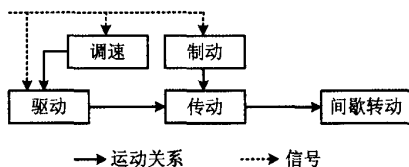


图2 多功能输出变速箱的功能关系

根据功能载体数目,组合变速箱方案有 $5 \times 4 \times 7 \times 4 \times 5 = 2800$ 种,很难逐一进行评价。对于更大规模的设计问题,组合出的方案以几何级数增加,形成了方案的组合爆炸,更难逐一评价。

3.2 基于新型蚂蚁算法的方案组合优化设计

融合模拟退火的新型蚂蚁算法中各参数的选择合适与否,决定了算法的运算效率和精度。根据算法多次运行的实验结果,选定各参数如下: $\lambda = 0.6, \alpha = 0.3, \beta = 0.6, \rho = 0.9, \tau_H = 0.1, \delta = 0.1$,蚂蚁数为 10。

图 3 所示为算法运行结果,右侧为算法参数设置,左侧为算法运行获得的较短路径和较优方案解。

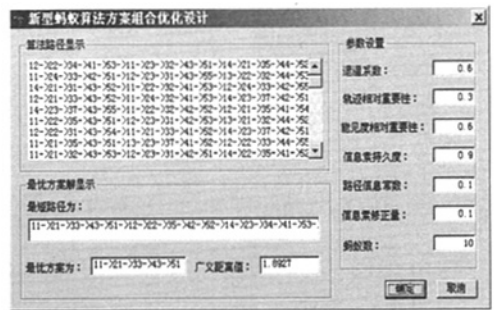


图3 基于新型蚂蚁算法的优化设计结果

用所设计的融合模拟退火的新型蚂蚁算法进行求解,其中节点数为 25,分别为各子功能的功能载体。把一功能载体节点的输出特性与要选择的下一功能载体节点输入要求进行相似比较,用式(2)计算出相似度,进而求得广义距离值为 1.8927。通过新型蚂蚁算法迭代得到较短路径,其功能载体序列为 11→21→33→43→51,相对应的功能载体为: S11 为三相交流绕线式电动机驱动; S21 为晶闸管定子调压; S33 为交流短行程电磁制动器; S43 为圆柱齿轮传动; S51 为不完全齿轮间歇转动。多功能输出变速箱的较优方案如图 4 所示。

3.3 算法应用比较

把基于融合模拟退火的新型蚂蚁算法所进行的组合优化设计与应用未改进蚂蚁算法的方案优化寻优过程进行比较,如图 5 所示。

从图中可以看出,未改进蚂蚁算法需要迭代 60 次才收敛为稳定状态,而新型蚂蚁算法迭代了 40 次就收敛为稳定状态。它充分利用了不同的邻域结构,优化过程在蚂蚁搜索的基础上包含了 SA 算法的搜索特性;高温下的选优操作有利于优化过程中状态的全局大范围迁移,低温下的选优操作有利于

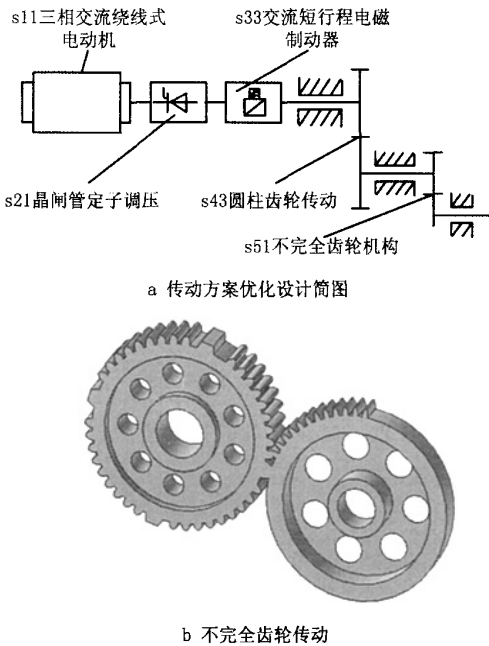


图4 多功能输出变速箱传动方案优化设计

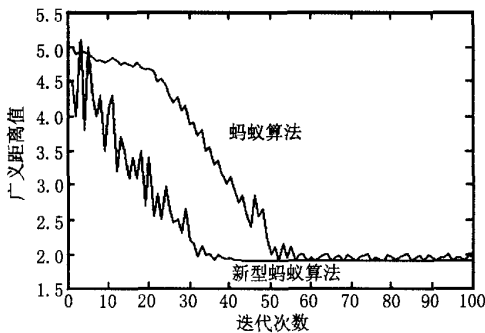


图5 新型蚂蚁算法与未改进蚂蚁算法的寻优过程比较

优化过程中的局部小范围趋化性移动和精细搜索，这些都增强了算法在解空间中的搜索能力和效率。

4 结束语

通过实验发现，利用 SA 算法的优势对蚂蚁算法进行改进并应用于产品传动方案优化设计，有以下几个方面的意义：

(1) 优化机制的融和 SA 算法和 AA 算法均属于基于概率分布机制的优化算法，所不同的是模拟退火通过赋予搜索过程时变且最终趋于 0 的概率突跳性，可有效避免陷入局部极小并最终趋于全局最优；AA 算法则通过概率意义下的群体行为实现优化。融合两种算法，增强了全局和局部意义下的搜索能力和效率。

(2) 优化结构的互补 SA 算法采用串行优化

结构，而 AA 算法采用群体并行搜索，两者融合能提高算法的优化性能。同时 SA 算法作为一种自适应概率的搜索方法，能够增强 AA 算法的精细搜索能力。

(3) 有利于参数选择 SA 算法和 AA 算法对参数选择具有较强的依赖性，二者融合可提高算法的搜索容错能力。

通过融合模拟退火策略来改进 AA 算法，并将其应用到多功能输出变速箱的方案组合优化设计中，得到了一组较优方案解。应用表明，融合两种算法的新型蚂蚁算法对传动方案组合优化设计具有可行性，算法的搜索能力和求解效率也大为提高。应该指出的是，算法中各参数的合理选择是关键，如何更好地改进参数，是今后需要进一步研究解决的问题。

参考文献：

- [1] ERMER G. Steps towards integrating function-based models and bond-graphs for conceptual design in engineering[J]. Automated Modeling for Design, 1993, 47(11): 47-62.
- [2] HOELTZEL D A, CHIENG W H. Knowledge-based approaches for the creative synthesis of mechanisms[J]. Computer Aided Design, 1990, 22(1): 57-67.
- [3] ZHANG Guoquan, ZHANG Weiguo, ZHONG Yifang. Formalization of process model in mechanical product conceptual design[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(2): 327-333 (in Chinese). [张国全, 张卫国, 钟毅芳. 机械产品概念设计过程模型的形式化表达[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(2): 327-333.]
- [4] ABIDO M A. Simulated annealing based approach to PSS and FACTS based stabilizer tuning[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2000, 22(4): 247-258.
- [5] ROSEN S L, HARMONOSKY C M. An improved simulated annealing simulation optimization method for discrete parameter stochastic systems[J]. Computers & Operations Research, 2005, 32(2): 343-358.
- [6] JAYARAMAN V K, KULKARNI B D, KARALE S, et al. Ant colony framework for optimal design and scheduling of batch plants[J]. Computer and Chemical Engineering, 2000, 24(8): 1901-1912.
- [7] MACRO D, MARIA G L. Ant colony system; a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(1): 53-66.
- [8] CHEN Yibao, YAO Jianchun, ZHONG Yifang. Ant system based optimization algorithm and its application parallel machine scheduling[J]. Journal of Systems Engineering and Electronic, 2002, 13(3): 78-85.
- [9] STUTZLE T, HOOS H H. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(8): 889-914.