

基于多目标飞蛾优化算法的自抗扰参数整定研究

张 濛¹, 余 健¹, 庞清文¹, 赵默林²

(1 诺森比亚大学, 英国 纽卡斯尔 NE1 8ST; 2 燕山大学, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 本文提出了一种基于多目标飞蛾优化算法的自抗扰控制器参数优化设计方法. 针对多目标优化算法在优化过程中的早熟收敛甚至陷入局部极小值的问题, 采用夹角余弦判别权重向量的邻域, 对目标空间进行有效的分解, 并以精英机制以存储优化过程中的非支配解, 利用融合距离对精英集进行维护, 保证了种群的多样性; 最后以机械臂作为实验算例进行仿真验证, 验证了多目标飞蛾优化算法的有效性, 可以用于自抗扰控制器的参数整定.

关键词: 非线性自抗扰; 参数整定; 融合距离; 飞蛾优化算法; 夹角余弦; 机械臂

中图分类号: TJ811

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2018)11—0084—05

Research on Auto Disturbance Rejection Parameter Tuning Based on Multi Target Moth Optimization Algorithm

ZHANG Meng¹, YU Jian¹, PANG Qing-Wen¹, ZHAO Mo-Lin²

(1 Northumbria University, Newcastle NE1 8ST, Britain; 2 Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: This paper presents a parameter optimization design method of ADRC controller based on multi-objective Moth-flame optimization algorithm. Aiming at the problem of premature convergence and even falling into local optimal in optimization process, the angle cosine is used to judge the neighborhood of weight vector which can effectively decompose the target space. Besides, the elite mechanism is added to store non-dominated solutions during the optimization process. The fusion distance is calculated to maintain the elite set and ensure the diversity of the population. Finally, the robot arm as an experimental example of simulation to verify the effectiveness of multi-objective moth optimization algorithm and it can be used for anti-interference controller parameter tuning.

Key words: nonlinear auto disturbance rejection; parameter tuning; confluent distance; moth-flame optimization; angle cosine;

1 引言

自抗扰控制是韩京清教授^[1]提出的不依赖于精确系统模型的鲁棒控制方法. 其控制特点是将扰动作为系统的总扰动, 通过扩张状态观测器观测扰动, 并对其进行实时评估, 最后给予补偿. 大量的实验证明, 自抗扰控制器能够克服原有 PID 的缺点, 但非线性自抗扰有多个耦合参数需要整定, 目前自抗扰控制器的参数整定基本上依赖于经验, 严重影响控制精度^[2], 因此非线性自抗扰参数整定问题成为当下研究的重点^[3].

文献^[4]提出了一种基于免疫双态微粒群的混

沌系统自抗扰控制. 文献^[5]提出了一种改进的混沌粒子群算法整定 ADRC 参数, 但算法在后期会陷入局部最优而无法找到全局最优解.

本文提出了一种基于多目标飞蛾优化算法的自抗扰控制器参数优化设计方法. 本文通过提出的夹角余弦、精英机制和融合距离改进了多目标优化算法在优化过程中的早熟收敛甚至陷入局部极小值的问题. 并将改进后的多目标飞蛾优化算法对自抗扰控制器进行在线整定, 通过机械臂轨迹跟踪仿真验证了多目标飞蛾优化算法可以有效的整定自抗扰控制器参数.

2 背景知识

2.1 自抗扰控制

自抗扰控制技术的主要思想是基于误差来消除误差,非线性自抗扰控制器利用其中特殊的非线性函数消除来自于模型中的内扰和外部的扰动.其主要结构包括以下三个部分:跟踪微分器 TD,扩张状态观测器 ESO 和非线性反馈控制率 NLSEF.其中:TD 给出过渡过程 v_1 及其微分 v_2 ,其结构如下:

$$\text{TD} \begin{cases} v_1(k+1) = v_1(k) + hv_2(k) \\ v_2(k+1) = v_2(k) + hfst(v_1(k) - v_0, v_2(k), r, h_0) \end{cases} \quad (1)$$

式中, r 是快慢因子,对其过渡过程的快慢起到决定性作用; h 是步长; h_0 是滤波因子,具有滤波作用.

扩张状态观测器是自抗扰控制器的核心部分,跟踪对象输出 y 并估计对象的各阶状态变量 z_1, z_2 和对象总扰动实时作用量 z_3 ; b 是控制输入放大系数.对应的具体方程形式如下:

$$\text{ESO} \begin{cases} \epsilon_1 = z_1(k) - y \\ z_1(k+1) = z_1(k) + T(z_2(k) - \beta_{01}\epsilon_1) \\ z_2(k+1) = z_2(k) + T(z_3(k) - \beta_{02}fal(\epsilon_1, \alpha_1, \delta_1) + b_0u) \\ z_3(k+1) = z_3(k) - T\beta_{03}fal(\epsilon_2, \alpha_2, \delta_2) \end{cases} \quad (2)$$

从上述公式中可以得到 $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \alpha_1, \alpha_2, b_0, \delta_1, \delta_2$ 是 ESO 中的待整定参数. $fal(\cdot)$ 函数是 ESO 的核心,是观测扰动的关键, $\alpha_1, \alpha_2, \delta_1, \delta_2$ 是其特性参数; b_0 代表了控制量的作用强度; $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}$ 是决定 ESO 性能最主要的 3 个控制参数.

$$\text{NLSEF} \begin{cases} e_1(k) = v_1(k) - z_1(k) \\ e_2(k) = v_2(k) - z_2(k) \\ u_0 = \sum_{i=1}^n \beta_i fal(\epsilon_i, \alpha_i, \delta_i) \\ u = u_0 - \frac{z_3}{b_0} \end{cases} \quad (3)$$

非线性反馈控制率是安排的过渡过程与对象状态变量之间误差的非线性控制策略,对 e_1 和 e_2 进行非线性组合并输出控制信号 u_0 .

由上述 ADRC 控制方程可知,非线性自抗扰控制器存在大量待整定控制参数,一般在实际的参数整定中非线性函数的特性参数都有对应的参考值,但仍有 $\beta_{01}, \beta_{02}, \beta_{03}, \beta_1, \beta_2, h, r$ 这 7 个的参数需要整定,且他们之间存在耦合关系.将这 7 个参数协调组

合使系统达到最优特性是非常困难的.本文选取多目标飞蛾算法对 ADRC 参数进行在线整定,其系统框图如图 1 所述:

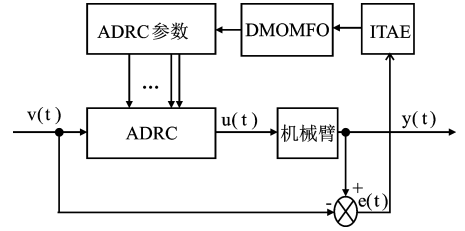


图 1 基于改进鲨鱼优化算法 ADRC 系统框图

2.2 多目标优化

控制系统的主要目标在于使系统的相应曲线达到最优,如果将相应曲线视作 n 个采样点的系统输出值的组合,那么“使系统的相应曲线达到最优”的问题就等价于使“系统 n 个采样点的系统输出值与 n 个采样点的目标值所构成的误差向量最小”,这正是多目标优化的典型问题,描述为:

$$\begin{aligned} \min F(x) &= (f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x))^T \\ s. t. x &\in \Omega^n \\ r_i(x) &= y_{sp} - y_i(x) \\ R(x) &= [r_1(x), r_2(x), \dots, r_r(x)]^T \end{aligned} \quad (4)$$

式中, x 为 D 维决策变量即 $x_i = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)^T$, $i=1, 2, \dots, N$; N 为解的规模; D 为变量的维度; Ω^n 为决策变量的可行解空间; $F(x)$ 由 m 个目标函数组成, $f_j(x): \Omega^n \rightarrow R^m, j=1, \dots, m; R^m$ 为目标空间.

处理单目标优化问题时,往往是求一个最优解,使目标函数取得最小值.然而,处理多目标优化问题时,各个目标间往往是相互约束,相互矛盾的,很难得出一个解使所有目标函数同时达到最小值,所以在求解多目标问题时,往往是求一组比较均衡各个目标的解,即 pareto 最优.

2.3 飞蛾优化算法

飞蛾优化算法 (Moth-flame Optimization, MFO)^[6] 是仿照飞蛾围绕近距离火焰螺旋曲线飞行的运动模型发展成一种适用于求解函数及参数优化的智能算法,其模型如下:

(1) 种群初始化:

设人工飞蛾种群规模为 M ,其 M 表示为一个 $n \times d$ 的矩阵,人工飞蛾总数为 n ,待寻优粒子个数为 d .

$$M = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & \dots & M_{1d} \\ M_{21} & M_{22} & \dots & M_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ M_{n1} & M_{n2} & \dots & M_{nd} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $M_i = [m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{id}]$ 指第 i 只人工飞蛾的状态, M_{ij} 表示表示第 i 只人工飞蛾在 j ($j = 1, \dots, d$) 维变量空间中寻优时所处的位置。

设火焰矩阵为 F , 其同样为一个 $n \times d$ 的矩阵:

$$F = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & \cdots & F_{1d} \\ F_{21} & F_{22} & \cdots & F_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ F_{n1} & F_{n2} & \cdots & F_{nd} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, $F_i = [F_{i1}, F_{i2}, \dots, F_{id}]$ 指第 i 个火焰的状态, 并且 $F_i = M_i'$. 矩阵 M_i' 为矩阵 M 根据其行向量 M_i 的适应度值 $OM_i = \text{fobj}(M_i)$ 排序所得的矩阵, fobj 为寻优目标函数. 火焰 F 可以看作是人工飞蛾 M 在当前迭代搜索空间活动的最佳位置。

(2) 位置更新机制:

飞蛾优化算法位置更新的整个过程可分为捕焰和弃焰行为. 首先, 人工飞蛾 M_i 在搜索空间中运动, 由于自身的趋光特性, 会感知火焰群中离自身最近且较优的火焰 F_i , 然后被其吸引依循对数螺线朝火焰运动, 捕获火焰, 捕焰行为的数学表示如下:

$$X(M_i, F_i) = D_i \cdot e^{it} \cdot \cos(2\pi t) + F_i \quad (7)$$

$X(M_i, F_i)$ 表示人工飞蛾 M_i 绕火焰 F_i 运动更新后的位置, $D_i = |F_i - M_i|$ 是第 i 只人工飞蛾 M_i 到第 i 个火焰 F_i 的距离, b 为塑造对数螺线轨迹的常数. t 是 $[-1, 1]$ 区间上的随机数, 它定义了飞蛾距离火焰下一位置的远近程度, 当 t 趋近于 -1 时表示为飞蛾最接近火焰, 当 t 趋近于 1 时表示为飞蛾离火焰最远. 保证了人工飞蛾在寻优时的全局搜索与局部开发。

其次在迭代过程中, 人工飞蛾会废弃无用火焰, 使其数目自适应减少, 最终收敛于 1, 弃焰行为的数学表示如下:

$$\text{flame_no} = \text{round}(N - l \cdot \frac{n-1}{T}) \quad (8)$$

弃焰行为使人工飞蛾逐渐朝向适应度值较优的火焰运动, 加快后期收敛速度, 收敛于同一个最优解中. 同时会保留父代较子代更优的全部火焰, 取代子代中的较差火焰, 避免不同方位的人工飞蛾。

3 基于分解的多目标飞蛾优化算法 (DMOWOA)

3.1 个体最优值的更新

本文选择切比雪夫分解方法, 在目标空间均匀产生 N 个方向向量, 将粒子群分成 N 个子问题, 在方向向量的指导下, 鲸鱼个体逐步更新。

个体最优值对于整个种群的全局搜索起着指导作用, 对于 $X(M_i, F_i)$ 的更新, 本文利用切比雪夫方法构造聚合函数, 将多目标问题标量化, 对于每代粒子, 计算其聚合函数值, 通过二进制锦标赛选择较好的粒子并保留. 飞蛾每次沿着对应的子问题的方向向量进行更新, 当子代个体的聚合函数在这个方向向量上比原始个体最优值好, 则更新个体最优值, 否则保持原有个体最优值不变。

3.2 精英集机制

精英集的选取: 为了更好地利用种群每代的信息, 根据支配思想, 在每代飞蛾群体更新之后, 选择一个精英集, 来记录种群精英解的信息. 在本文中, 为了更好地利用种群的有利信息, 精英解的选择遵循以下规则: 在每一代更新迭代之后, 对于子代和上一代的精英集进行非支配排序, 只选择第一前沿的个体作为新的精英集。

精英集的维护: 随着算法迭代次数的增加, 求得的非支配解也越来越多, 为了算法的简洁性, 需要使精英集保持一定的规模。

NSGAI 中利用计算各个解之间的欧式距离来删除比较密集的解. 然而, 欧氏距离存在两个弱点, 第一, 欧氏距离的计算依赖变量之间的量纲, 在计算时很容易造成它的实际含义难以解释; 此外, 计算欧氏距离时没有考虑样本的分布情况, 无法衡量变量之间的相关性, 它是计算样本之间的直线距离, 所以在解决多元数据分析时就显得不足. 因此, 本文利用融合距离 (马氏距离和欧氏距离融合) 进行精英集规模的维护, 当精英集超过预定的规模时, 计算各个体的融合距离, 将融合距离小的粒子删除, 直至粒子规模维持在预定值。

融合距离 $d_{Mx}^{[7]}$ 的计算如下:

$$d_{Mx} = \omega \times MD(X, Y) + (1 - \omega) \times ED(X, Y) \quad (9)$$

3.3 算法流程

1) 初始化

(1) 设定算法所需参数 (种群规模 N , 最大评价次数 FEs), 初始化飞蛾种群的位置, 并计算初始适应度值, 精英集 $\text{archive} = \emptyset$.

(2) 初始化参考 $z^* = (z_1^*, z_2^*, \dots, z_m^*)$, 其中 $z_j^* = \min(f_j(x))$, $j = 1, 2, \dots, m$.

(3) 初始化权重向量 λ , 并通过计算各权重之间的余弦夹角 θ 辨别各个体的邻域 B , 其中余弦夹角 $\theta_{i,j} = \langle \lambda_i, \lambda_j \rangle$, 对于 λ_i , 取与其夹角最小的 T 个权重向量作为其邻域。

- 2) 更新迭代
- (1) 对于每一个个体,按照飞蛾算法的位置更新公式更新飞蛾位置 $X(M_i, F_i)'$.
- (2) 边界处理操作:当飞蛾位置越界时,进行反向学习操作. 计算新的适应度值并更新参考点.
- (3) 更新下一次迭代的父代:计算个体父代与子代的聚合函数值,若满足条件 $g^{te}(x^{i'} | \lambda^i, z) < g^{te}(x^i | \lambda^i, z)$, 则 $x^i = x^{i'}$.
- (4) 更新个体最优位值:根据邻域个体的信息,通过比较聚合函数值更新个体最优位置 $X^{*i} = best\{x^i \cup X(B^i)\}$.
- (5) 对于子代和上一代的精英集进行非支配排序,只选择第一前沿的个体作为新的精英集.
- (6) 判断精英集规模:若精英集规模超出预定值,计算各精英解之间的融合距离,删除融合距离值最小的个体,若精英集规模依然超出,则继续执行本步,直至规模维持在预定值.
- 3) 终止.
- 若达到最大评价次数,则终止算法并输出精英集,否则返回第二步.

4 控制算法性能测试

为了评估算法的性能,将其结果与 dMOPSO, NSGAI I 和 MOPSO 获得的结果进行比较. 采用 8 个测试函数, ZDT1^[8], ZDT2 和 ZDT3 设置 30 个决策变量. 对于 DTLZ2^[9] 和 DTLZ4, 采用了 12 个变量, DTLZ1 和 DTLZ7 分别用 7 个和 22 个决策变量进行测试. 表 1 给出了 4 种算法 IGD 性能指标的平均值(mean)和标准差(std), 其中, 黑色粗体为在同一测试函数上的最优平均值或方差. 此外, 表中还记录了在每个函数上本算法与其他算法 T-test 的 p-value 值, 显著水平 $\alpha=0.05$, 若 p-value 值小于 0.05, 则说明两个算法没有显著差异, 图中下划线表示在同一个测试函数上没有明显差异的算法; better/similar/worse 表示在所有测试函数上本算法分别优于、相似于、劣于对比算法的个数. 结果表明, 本算法在测试问题上获得的 IGD 值, 整体上要显著优于另外 4 种对比算法.

在两目标问题上, DMOMFO 在 Pareto 前沿产生更好的近似解. 在三目标问题上, DMOWOA 也获得了较好的分布. 但是在 DTLZ1 上, DMOMFO 的性能略逊于 NSGAI I. 在 DTLZ4 上, DMOMFO 的性能较差. 综合全部测试结果, DMOMFO 在大多数测试函数中优于 dMOPSO, 在每个问题上明显优

于 MOPSO.

图 2 显示了 DMOMFO, dMOPSO, MOPSO 和 NSGAI I 算法在一些采用的测试问题中得到的最终 Pareto 近似前沿. 这些图显示了每个算法找到的最终的最优解集. 不难发现, DMOMFO 得到的解集在 Pareto 前沿收敛性及分布都较好, 这些结果表明 DMOMFO 具有处理复杂 MOP 的潜力. 总体来说 DMOMFO 是一个非常高效的优化算法, 可用于优化自抗扰参数.

表 1 各对比算法的 IGD 值

函数		DMOMFO	dMOPSO	NSGAI I	MOPSO
ZDT1	mean	4.274E-03	3.785E-03	4.898E-03	1.817E-02
	std	5.020E-04	3.839E-05	2.043E-04	3.243E-03
	p-value		4.43E-05	3.26E-06	1.98E-19
ZDT2	mean	4.232E-03	6.442E-02	4.852E-03	1.923E-02
	std	2.426E-04	1.849E-01	2.074E-04	3.412E-03
	p-value		8.470E-02	5.442E-14	1.348E-20
ZDT3	mean	4.774E-03	1.064E-02	7.213E-03	2.425E-02
	std	3.269E-04	7.098E-04	7.634E-03	5.872E-03
	p-value		4.022E-26	1.145E-01	6.641E-17
DTLZ1	mean	4.191E-02	3.210E+00	1.902E-02	8.220E+00
	std	1.349E-02	1.180E+01	6.011E-04	2.307E+00
	p-value		8.706E-08	4.646E-10	3.802E-18
DTLZ2	mean	4.308E-02	4.715E-02	5.244E-02	7.442E-02
	std	1.362E-03	1.489E-03	2.373E-03	3.010E-03
	p-value		5.836E-09	7.165E-17	1.009E-29
DTLZ4	mean	1.468E-01	1.175E-01	5.337E-02	1.852E-01
	std	1.354E-01	7.627E-02	1.727E-03	3.196E-02
	p-value		3.596E-01	8.234E-04	1.792E-01
DTLZ7	mean	4.934E-02	1.265E-01	6.890E-02	5.312E-02
	std	2.866E-03	6.728E-03	5.101E-02	1.862E-03
	p-value		2.795E-30	6.887E-02	5.165E-01
better/similar/worse			4/2/2	4/2/2	6/2/0

实验证明了, 基于 DMOMFO 算法整定后的 ADRC 具有更高的控制精度.

5 结束语

本文针对自抗扰控制器参数难以整定问题, 提出了一种基于多目标飞蛾算法的整定方式, 针对多目标优化算法在优化过程中的早熟收敛甚至陷入局部极小值的问题, 采用夹角余弦判别权重向量的邻域, 对目标空间进行有效的分解, 并以精英机制以存储优化过程中的非支配解, 保证了种群的多样性; 并以多目标飞蛾优化算法在线整定自抗扰控制器参数, 以一个两自由度机械臂为仿真对象, 通过实验验证了 DMOMFO 算法整定后的 ADRC 具有良好的

控制精度. 因此, 本文所提多目标飞蛾算法可以用于

非线性自抗扰控制器的参数整定上.

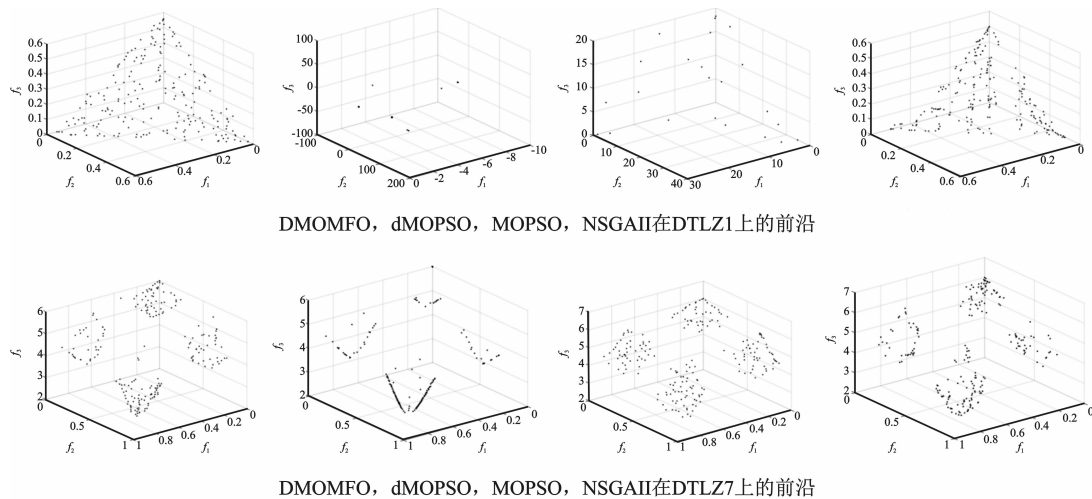


图 2 部分测试函数的前沿图

参考文献:

- [1] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. 控制与决策, 1998, 13(1): 19-23.
- [2] Huang Y, Xue W. Active disturbance rejection control: methodology and theoretical analysis. [J]. Isa Transactions, 2014, 53(4): 963-976.
- [3] 史运涛, 刘伟川, 雷振伍, 等. 基于混杂优化方法的ADRC参数整定方法研究[J]. 控制工程, 2013, 20(4): 748-752.
- [4] 刘朝华, 张英杰, 章兢, 等. 基于免疫双态微粒群的混沌系统自抗扰控制[J]. 物理学报, 2011, 60(1): 791-799.
- [5] 赵凤娥, 刘伟. 基于改进粒子群算法优化的自抗扰控制器(ADRC)及其应用[J]. 科技创新导报, 2010(18): 107-109.
- [6] 吴伟民, 李泽熊, 林志毅, 等. 飞蛾纵横交叉混沌捕焰优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2018(3): 136-141.
- [7] 刘罡, 王兴成, 杨昂崧. 基于融合距离法的柴油机故障诊断方法[J]. 大连海事大学学报: 自然科学版,

2017, 43(1): 61-66.

- [8] Zitzler E, Deb K, Thiele L, Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results[J], Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195.
- [9] Deb K, Thiele L, Laumanns M, et al, Scalable multiobjective optimization test problems[J], Congress on Evolutionary Computation, 2002, 1: 825-830.

作者简介:

张 濛 女, (1995-), 硕士研究生. 研究方向为 electrical power、优化算法.

余 健 男, (1975-), 博士, 教授. 研究方向为 power system.

庞清文 女, (1995-), 硕士研究生. 研究方向为 power system、优化算法.

赵默林(通讯作者) 男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为自抗扰控制、优化算法. E-mail: 18002160309@163.com.

(上接第 83 页)

- [10] 杨松. 基于主成分分析的硬件木马检测技术研究[D]. 天津: 天津大学, 2016.
- [11] 王力伟, 贾鲲鹏, 方文啸, 等. 基于马氏距离的硬件木马检测方法[J]. 微电子学, 2013, 43(6): 817-820.

作者简介:

金 瓯 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为 ASIC 设计. E-mail: growup_j@163.com.

李 磊 男, (1982-), 博士, 研究员. 研究方向为专用集成电路设计.

周婉婷 女, (1982-), 博士. 研究方向为 IC 抗辐射加固技术.