

文章编号: 1001-0920(2005)10-1143-04

机载双传感器同步测量被动跟踪算法

王永成^{1,2}, 王宏飞³, 杨成梧¹

(1. 南京理工大学 动力工程学院, 南京 210094; 2 郑州航空工业管理学院, 郑州 450015; 3 解放军炮兵学院 南京分院, 南京 211132)

摘 要: 讨论了机载多传感器的角度融合跟踪算法, 对修正增益扩展卡尔曼滤波算法在仅有角度测量信息的两个传感器同步测量集中式状态估计的情形进行了适用性研究, 对密集虚假响应的情况给出了融合跟踪门的建立方法以及相应的 PDAF 滤波跟踪算法, 并对相应算法进行了仿真验证

关键词: 多传感器; 修正增益扩展 Kalman 滤波; 概率数据关联滤波; 数据融合
中图分类号: TN 953 **文献标识码:** A

Fusion Algorithm for Airborne Twin-sensor Synchronous Angle Only Tracking

WANG Yong-cheng^{1,2}, WANG Hong-fei³, YANG Cheng-wu¹

(1. School of Dynamic Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China; 2 Zhengzhou Institute of Aeronautical Industry Management, Zhengzhou 450015, China; 3 Nanjing Artillery Academy, Nanjing 211132, China Correspondent: YANG Cheng-wu, E-mail: yangcw@mail.njust.edu.cn)

Abstract: The fusion algorithm for airborne Target tracking system with angle only measurements are investigated. The applicability of modified gain extended Kalman filter (MGEKF) is proved for the centralized state synchronously estimating algorithm. For the circumstance of dense spurious responses, the idea of tracking fusion threshold is presented for application of PDAF filter for single target tracking. Simulation result shows the effectiveness of the method.

Key words: Multi-sensor; Modified gain extended Kalman filter; PDAF; Data fusion

1 引 言

对于仅有角度量的单传感器, 在对目标进行滤波跟踪时采用直角坐标系是不稳定的, 而采用伪线性滤波算法时, 虽然具有算法稳定、计算简便和易于实现的优点, 但其距离估计是有偏的^[1,2]; 采用修正的球坐标系的方法可对可观的状态变量与不可观的状态变量解耦, 但计算量庞大。尽管如此, 仅有角度测量信息的被动式传感器在现代战场上由于其具有突出的生存能力而很受重视, 采用多个这样的传感器进行融合, 能有效地弥补信息的不足^[3-5]。

本文对机载双传感器同步测量集中式融合的修

正增益扩展 Kalman 滤波算法 (MGEKF) 的适用性进行了研究, 并对密集虚假响应的情况给出了融合跟踪门的建立方法以及相应的 PDAF 滤波跟踪算法。

2 同步测量集中式融合 MGEKF 的适用性

对于仅有角测量的非线性系统, MGEKF 在直角坐标系下进行状态估计是十分有效的, MGEKF 和 EKF 的估计均为无偏估计, 但前者具有更好的稳定性和更快的收敛速度, 尤其对于角度跟踪系统^[6]。

建立直角坐标系中同步测量集中式融合系统模型^[2,7]。设 P_1 和 P_2 是两个传感器的位置, 为研究方

收稿日期: 2004-10-29; 修回日期: 2005-03-17

基金项目: 国防科技重点实验室基金试点项目 (51431040103DZ2401); 河南省自然科学基金项目 (0211050500)。

作者简介: 王永成 (1965-), 男, 河南上蔡人, 博士生, 从事多传感器信息融合、混沌控制的研究; 杨成梧 (1937-), 男, 沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事信息融合、广义系统、非线性系统的研究。

便,取 P_1 的位置为坐标原点 目标动态模型为

$$X(k+1) = \Phi X(k) + GV(k), \quad (1)$$

其中

$$X = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}]^T, \quad (2)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$G = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 \\ T & 0 & 0 \\ 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & T \end{bmatrix}. \quad (3)$$

过程噪声为 3 维零均值高斯噪声向量,其协方差阵为 $Q = qI_{3 \times 3}, I_{3 \times 3}$ 为 3×3 的单位阵,于是

$$GE[V(k)V(k)^T]G^T =$$

$$GQG^T = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4}qI_{3 \times 3} & \frac{T^3}{2}qI_{3 \times 3} \\ \frac{T^3}{4}qI_{3 \times 3} & T^2qI_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中 $E[\cdot]$ 为求数学期望 扩维后的广义测量方程为

$$Z(k) =$$

$$[\theta(k) \quad \varphi(k) \quad \theta_2(k) \quad \varphi_2(k)]^T + W(k) =$$

$$h(X(k)) + W(k) = \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} \arctg[y(k)/x(k)] \\ \arctg\left[\frac{z(k)}{\sqrt{x^2(k) + y^2(k)}}\right] \\ \arctg\left[\frac{y(k) - y_2(k)}{x(k) - x_2(k)}\right] \\ \arctg\left[\frac{z(k) - z_2(k)}{\sqrt{[x(k) - x_2(k)]^2 + [y(k) - y_2(k)]^2}}\right] \end{bmatrix} +$$

$$\begin{bmatrix} W_1(k) \\ W_2(k) \end{bmatrix}. \quad (6)$$

如果采用 EKF 进行状态估计,则 $h(X(k))$ 的雅可比矩阵为

$$H(k) = \frac{\partial h}{\partial X} \Big|_{x=\hat{x}(k/k-1)} =$$

$$\begin{bmatrix} -\frac{\hat{y}}{r_{h_1}^2} & \frac{\hat{x}}{r_{h_1}^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\hat{y}\hat{z}}{r_{h_1}r_1^2} & \frac{\hat{y}\hat{z}}{r_{h_1}r_1^2} & \frac{\hat{r}_{h_1}}{r_1^2} & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\hat{y}\hat{z} - y_2\hat{z}}{x_{h_2}^2} & \frac{\hat{x}\hat{z} - x_2\hat{z}}{r_{h_2}^2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{(\hat{x} - x_2)(\hat{z} - z_2)}{r_{h_2}r_2^2} & -\frac{(y - y_2)(\hat{z} - z_2)}{r_{h_2}r_2^2} & \frac{\hat{r}_{h_2}}{r_2^2} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中

$$\hat{r}_{h_1} = \sqrt{[\hat{x}(k/k-1)]^2 + [y(k/k-1)]^2};$$

$$\hat{r}_1 = \sqrt{\hat{r}_{h_1}^2 + [z(k/k-1)]^2};$$

$$\hat{r}_{h_2} = \sqrt{[\hat{x} - x_2]^2 + [y - y_2]^2};$$

$$\hat{r}_2 = \sqrt{\hat{r}_{h_2}^2 + [z - z_2]^2};$$

$\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}$ 均为预测值

$x_2(k), y_2(k), z_2(k)$ 为传感器 2 的状态 需要指出的是,虽然两部传感器均在同一平台上,但由于飞机的战术动作频繁,两个传感器的运动状态是不相同的,不能忽略不计.这里假定该状态测量是无误差的 获得 $H(k) = \begin{bmatrix} H_1(k) \\ H_2(k) \end{bmatrix}$ 后,便可由 EKF 进行状态估计. H_1 和 H_2 分别为两个传感器各自的线性化量测阵.另外,某些类型的传感器还能获得角度变化率测量值,此时可对 $H(k)$ 作相应修改

在双传感器进行集中式点迹融合跟踪时,能否采用非线性系统的 MGEKF 滤波器进行状态估计,需考查式(6)中 $h(X(k))$ 的可修正性

定义 $1^{[6]}$ 时变函数 $h^i: R^n \rightarrow R^q$ 是近似可修正函数,如果存在 $q \times n$ 阶时变矩阵函数 $g^i: R^q \times R^n \rightarrow R^{q \times n}$ 以及 $\epsilon^i: R^n \times R^n \rightarrow R^{q \times n}$,使得对于任意 $X, \bar{X} \in R^n$,以及任意 $i \in Z_+$,有

$$h^i(X) - h^i(\bar{X}) =$$

$$[g^i(Z_i^*, \bar{X}) + \epsilon^i(X, \bar{e})]\bar{e} \quad (8)$$

其中: $\bar{e} = X - \bar{X}, Z_i^* = h_i(X)$,且

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \epsilon^i(X, \bar{e}) / g^i(Z_i^*, \bar{X}) = 0$$

命题 1 广义测量方程(6)中的 $h(X)$ 是近似可修正函数

证明 由文献[6]中定理 2 及注 5 可知, $h_1(X)$ 和 $h_2(X)$ 均为近似可修正函数,即

$$h_1^i(X) - h_1^i(\bar{X}) =$$

$$[g_1^i(Z_1^*, \bar{X}) + \epsilon_1^i(X, \bar{e})]\bar{e}, \quad (9)$$

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \epsilon_1^i(X, \bar{e}) / g_1^i(Z_1^*, \bar{X}) = 0, \quad (10)$$

$$h_2^i(X) - h_2^i(\bar{X}) =$$

$$[g_2^i(Z_2^*, \bar{X}) + \epsilon_2^i(X, \bar{e})]\bar{e}, \quad (11)$$

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \epsilon_2^i(X, \bar{e}) / g_2^i(Z_2^*, \bar{X}) = 0 \quad (12)$$

现证 $h(X) = \begin{bmatrix} h_1(X) \\ h_2(X) \end{bmatrix}$ 仍是近似可修正函数 由定义 1 及式(9)~(12)可得(为方便计,省去上标“ i ”)

$$h(X) - h(\bar{X}) = \begin{bmatrix} h_1(X) \\ h_2(X) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} h_1(\bar{X}) \\ h_2(\bar{X}) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} h_1(X) - h_1(\bar{X}) \\ h_2(X) - h_2(\bar{X}) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{aligned} & \begin{bmatrix} g_1(Z_1^*, \bar{X}) + \epsilon_1(X, \bar{e}) \\ g_2(Z_2^*, \bar{X}) + \epsilon_2(X, \bar{e}) \end{bmatrix} \bar{e} = \\ & \left(\begin{bmatrix} g_1(Z_1^*, \bar{X}) \\ g_2(Z_2^*, \bar{X}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_1(X, \bar{e}) \\ \epsilon_2(X, \bar{e}) \end{bmatrix} \right) \bar{e} = \\ & (g(Z^*, \bar{X}) + \epsilon(X, \bar{e})) \bar{e} \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$g(Z^*, \bar{X}) = \begin{bmatrix} g_1(Z_1^*, \bar{X}) \\ g_2(Z_2^*, \bar{X}) \end{bmatrix}, \quad (14)$$

$$\epsilon(X, \bar{e}) = \begin{bmatrix} \epsilon_1(X, \bar{e}) \\ \epsilon_2(X, \bar{e}) \end{bmatrix}. \quad (15)$$

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\epsilon(X, \bar{e})^2 / g(Z^*, \bar{X})^2}{\frac{\left\| \begin{bmatrix} \epsilon_1(X, \bar{e}) \\ \epsilon_2(X, \bar{e}) \end{bmatrix} \right\|^2}{\left\| \begin{bmatrix} g_1(Z_1^*, \bar{X}) \\ g_2(Z_2^*, \bar{X}) \end{bmatrix} \right\|^2}} = \quad (16)$$

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\epsilon(X, \bar{e})^2 + \frac{\epsilon(X, \bar{e}) f(\epsilon) d\epsilon}{g_2^2(Z_2^*, \bar{X}) \Psi(g) dg}}{g_1^2(Z_1^*, \bar{X}) + \frac{\epsilon(X, \bar{e}) f_1(\epsilon) d\epsilon}{g_1^2(Z_1^*, \bar{X}) \Psi(g_1) dg_1}} = \quad (17)$$

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\epsilon(X, \bar{e})^2 + f_1(\epsilon) d\epsilon + \frac{\epsilon(X, \bar{e}) f_2(\epsilon) d\epsilon}{g_2^2(Z_2^*, \bar{X}) \Psi_2(g_2) dg_2}}{g_1^2(Z_1^*, \bar{X}) \Psi_1(g_1) dg_1 + \frac{\epsilon(X, \bar{e}) f_2(\epsilon) d\epsilon}{g_2^2(Z_2^*, \bar{X}) \Psi_2(g_2) dg_2}} \quad (18)$$

注意到上式中分母不含 ϵ , 且有

$$\begin{aligned} \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\epsilon(X, \bar{e}) f_1(\epsilon) d\epsilon}{g_1^2(Z_1^*, \bar{X}) \Psi_1(g_1) dg_1} &= 0, \\ \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \frac{\epsilon(X, \bar{e}) f_2(\epsilon) d\epsilon}{g_2^2(Z_2^*, \bar{X}) \Psi_2(g_2) dg_2} &= 0, \end{aligned} \quad (19)$$

因此式(18)收敛于0, 故融合后的 $h(X)$ 仍为近似可修正函数 式(17)中的 f, f_1, f_2 分别为 $\epsilon, \epsilon_1, \epsilon_2$ 的概率密度函数; Ψ, Ψ_1, Ψ_2 分别为 g, g_1, g_2 的概率密度函数; \bar{X} 为均值, 有测量噪声时, $\bar{X} = X(k/k-1)$.

由命题 1 可知, $h(X(k))$ 具近似可修正性, 因此 MGEKF 适用于机载两传感器角度测量同步时的集中式状态估计算法

3 虚假响应条件下的关联跟踪算法

虚假信号响应是不可避免的问题 机载雷达在探测到目标后, 一方面引导 RST 系统, 同时采用被动工作方式与 RST 隐蔽探测和跟踪目标 在密集

虚假响应信号条件下, 对于单目标, 如果仍使用通常的 PDAF 方法进行跟踪, 则存在如下两个问题:

- 1) 如何组合来自两个传感器各自的跟踪门内的量测;
- 2) 如何计算各个可能的量测组合(量测对)的条件概率

3.1 传感器跟踪门的确定

设各传感器的量测误差是统计独立的, 各个传感器使用自己的跟踪门对目标进行回波确认 各传感器的残差协方差阵为

$$\begin{aligned} S_1(k) &= H_1(k)P_1(k/k-1)H_1'(k) + R_1(k), \\ S_2(k) &= H_2(k)P_2(k/k-1)H_2'(k) + R_2(k); \end{aligned} \quad (20)$$

各自的残差向量为

$$\begin{aligned} d_1(k) &= Y_1(k) - H_1(k)\hat{X}(k/k-1), \\ d_2(k) &= Y_2(k) - H_2(k)\hat{X}(k/k-1). \end{aligned} \quad (21)$$

由 $d_1(k)$ 和 $d_2(k)$ 便可构造各自的跟踪门

3.2 融合跟踪门的确定

在 k 时刻, 对单个传感器的量测进行确认, 得到 m_{k_i} ($i = 1, 2$) 个测量 它是指 k 时刻来自传感器 i 的确认报告数, 分别来自各自的跟踪门 于是双传感器的广义观测向量为

$$Z(k) = (Z_1^1(k), \dots, Z_{m_{k_1}}^1(k), Z_1^2(k), \dots, Z_{m_{k_2}}^2(k))'. \quad (22)$$

与真实目标相关联的可能的测量值对 $(Z_i^1(k), Z_j^2(k))$, 记为 $\theta_j, i = 0, 1, \dots, m_{k_1}, j = 0, 1, \dots, m_{k_2}, i, j$ 等于 0 表示传感器没有与真实目标关联, 所以共有 $(m_{k_1} + 1)(m_{k_2} + 1)$ 种可能组合 而融合跟踪门则基于两个传感器的跟踪门, 其中融合测量即为所有的可能组合 θ_j :

$(Z_0^1(k), Z_0^2(k))$ 表示两个传感器的量测均为虚假响应, 即没有检测到目标;

$(Z_i^1(k), Z_0^2(k))$ 表示传感器 1 检测到目标, 传感器 2 没有检测到目标;

$(Z_0^1(k), Z_i^2(k))$ 表示传感器 1 没有检测到目标, 传感器 2 检测到目标

此时融合跟踪门的维数为 4(假定两个传感器均测量方位角和俯仰角); 然后可根据 $(m_{k_1} + 1)(m_{k_2} + 1) = m_k$ 个 4 维测量值 θ_j , 采用最近邻方法进行测量的确认和跟踪滤波 为避免最近邻方法丢失目标, 通常采用 PDAF 方法, 而 PDAF 方法的关键问题则是如何求得可能组合 θ_j 的条件概率

可能组合 θ_j 的条件概率

$$p_{ij}(k) = P\left\{\frac{\theta_j(k)}{Z^k}\right\} = P\left\{\frac{\theta_j(k)}{Z(k)}, m_k, Z^{k-1}\right\}. \quad (23)$$

由Bayes公式可得

$$\theta_j(k) = \frac{1}{C} P\left[\frac{Z(k)}{\theta_j(k)}, m_k, Z^{k-1}\right] P\left\{\frac{\theta_j(k)}{m_k}, Z^{k-1}\right\}, \quad (24)$$

$$C = \prod_{i=0}^{m_{k1}} \prod_{j=0}^{m_{k2}} P\left[\frac{Z(k)}{\theta_j(k)}, m_k, Z^{k-1}\right] P\left\{\frac{\theta_j(k)}{m_k}, Z^{k-1}\right\}. \quad (25)$$

在融合跟踪门内将不正确的测量值视为独立的均匀分布,则有

$$p[Z(k)/\theta_j(k), m_k, Z^{k-1}] = \begin{cases} V_k^{-m_{k+1}} P_G^{-1} N[V_{ij}(k); 0, S(k)], \\ i+1=0; \\ V_k^{-m_k}, i=0, j=0 \end{cases} \quad (26)$$

其中: V_k 为融合跟踪门的体积; $S(k)$ 为系统的更新方差矩阵,其求取方法与普通跟踪门类似; $V_{ij}(k)$ 为更新向量; $P_G = 1 - (1 - P_{G1})(1 - P_{G2})$, 其中 P_{G1} 和 P_{G2} 为正确测量分别落入两个传感器各自跟踪门的概率

与有效测量值个数有关的 θ_j 的先验概率

$$Y_i(m_k) = P\left\{\frac{\theta_i(k)}{m_k}, Z^{k-1}\right\} = P\left\{\frac{\theta_i(k)}{m_k}\right\} = \begin{cases} \frac{1}{m_k} P_D P_G \left[P_D P_G + (1 - P_D P_G) \frac{\mu_F(m_k)}{\mu_F(m_{k-1})} \right]^{-1}, \\ i+j=0; \\ (1 - P_D P_G) \frac{\mu_F(m_k)}{\mu_F(m_{k-1})} [P_D P_G + \\ (1 - P_D P_G) \frac{\mu_F(m_k)}{\mu_F(m_{k-1})}]^{-1}, i=0, j=0 \end{cases} \quad (27)$$

其中: $\mu_F(m_k)$ 为虚假响应个数的概率密度函数, P_D 为目标探测概率

$$P_D = 1 - (1 - P_{D1})(1 - P_{D2}), \quad (28)$$

其中 P_{D1} 和 P_{D2} 分别为两个传感器各自的探测概率

$$\mu_F(m_k) = \int_0^+ \mu_{F1}(x) \mu_{F2}(m_k/x) \frac{1}{|x|} dx, \quad (29)$$

其中 μ_{F1} 和 μ_{F2} 分别为两个传感器各自的虚假响应数量的概率密度函数 然后采用MGEKF进行滤波跟踪

4 仿真

两传感器位于同一位置,其测量周期均为1s,且测量同步,该阶段时间为20s.目标始终在(0, 128 558, 4 000)处(单位m,下同),战机在水平方向围绕目标作圆周运动,初始时刻战机位于(153 209, 0, 2 000)处,水平方向速度为500 m/s,上升速度为50 m/s,两个传感器的方位角测量精度均为0.01

rad,各自的检测概率均为1,目标模型中的状态噪声方差数值取900,虚假响应是以均匀分布随机生成的20个周期的集中式状态融合估计采用的是MGEKF.以下为50次Monte-carlo模拟的结果,图1为采用融合跟踪门的PDAF的目标丢失百分比,图2为同步测量时距离跟踪误差

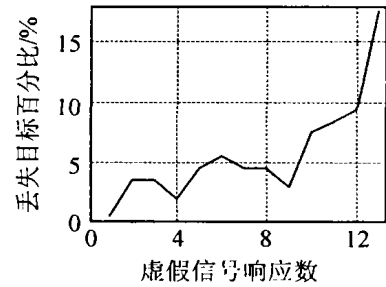


图1 丢失目标百分比随虚假信号响应平均数的变化曲线

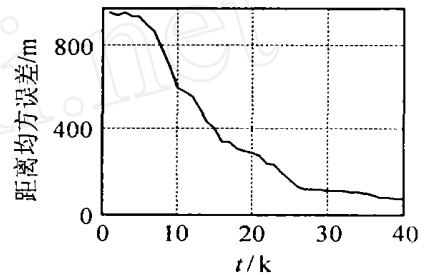


图2 距离跟踪误差

从图1可以看出,采用本文提出的融合跟踪门进行测量确认的跟踪方法具有较低的目标丢失率,当平均正确候选回波数在9个以内时,丢失率一般小于5%.由图2可见,MGEKF在存在虚假信号响应情况下具有较好的跟踪性能

5 结语

本文讨论了机载多传感器的角度融合跟踪算法,对MGEKF在仅有角度测量信息的两个传感器同步测量集中式状态估计的情形进行了适用性研究,给出了密集虚假响应情况下的融合跟踪门的建立方法以及相应的PDAF滤波跟踪算法.仿真结果表明,MGEKF在存在虚假信号响应情况下采用本文建立的PDAF方法具有较好的多目标跟踪性能

参考文献(References)

[1] 何友,王国宏,陆大钧,等.多传感器信息融合及应用[M].北京,电子工业出版社,2000
(He Y, Wang G H, Lu D J, et al. *Multisensor Information Fusion with Application* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000)
[2] Fogel E, Gavish M. Nth-order Dynamics Target Observability from Angle Measurements [J]. *IEEE Trans on A ES*, 1988, AES-24(3) : 305-308

(下转第1160页)

几乎在所有规模中都遥遥领先于普通的遗传算法,收敛能力非常强。从图1可以看出,DNA进化算法不存在遗传算法容易早熟的缺点,因此,本文算法无论在求解有效性还是在计算效率方面均具有较大的优势。

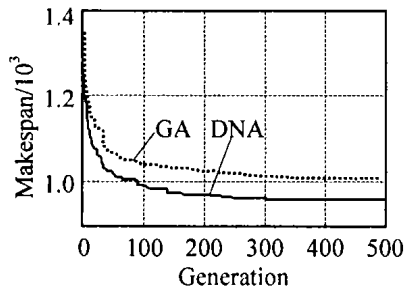


图1 GA和DNA进化算法的收敛曲线图

为了更好地验证算法的有效性,将DNA进化算法与文献[6,7]的7种算法进行了比较,比较结果如表2所示。表中:sGA是局部搜索遗传算法,SA是模拟退火算法,TS是禁忌搜索算法,DNA种群规模为50,DNA进化代数为500,sGA种群规模为200,sGA进化代数为500,交叉概率为0.95,变异概率为0.05,SA和TS的迭代次数为1500。

表2 DNA进化算法与其他算法的比较结果

算法	Makespan
DNA	959
Nakano(GA)	965
TS	976
Federico(GA)	946
SA	988
sGA	994
Barker(BAB)	960
Carlier(BAB)	930

从表2的比较结果看,DNA进化算法的结果令人满意。因为sGA种群规模是200,进化代数是500,SA和TS的迭代次数是1500,而DNA进化算法的种群规模只有50,进化代数是500,能够在这样

的规模下取得这么好的结果,证明了DNA进化算法求解Job shop生产调度问题确实非常有效。

6 结语

本文采用DNA进化算法,对算法中的变异算子加以改进,并将其应用于Job shop生产调度与遗传算法相比,克服了容易早熟的缺陷,提高了优化算法的质量和搜索效率。仿真实例证明,DNA进化算法是解决Job shop生产调度的一个新途径。

参考文献(References)

- [1] Garey E L, Johnson D S, Sethi R. The Complexity of Flow Shop and Job-shop Scheduling [J]. *Mathematics Operations Research*, 1976, 1(2): 117-129.
- [2] Holland J H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems* [M]. Michigan: The University of Michigan Press, 1975: 1-10.
- [3] 余文,李人厚.一种有效的双向进化算法[J].*小型微型计算机系统*, 2003, 24(3): 527-530.
(Yu W, Li R H. A Effective Bidirectional Evolutionary Algorithm [J]. *Mini-Micro Systems*, 2003, 24(3): 527-530.)
- [4] 牛群,顾幸生.基于DNA进化算法的Flow shop生产调度问题[J].*上海大学学报*, 2004, 10(S): 88-92.
(Niu Q, Gu X S. Flow Shop Scheduling Problems Based on DNA Evolutionary Algorithms [J]. *J of Shanghai University*, 2004, 10(S): 88-92.)
- [5] Fisher H, Thompson G L. *Industrial Scheduling* [M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1963: 225-251.
- [6] Ventresca M, Ombukin B M. *Meta-heuristics for the Job Shop Scheduling Problem* [R]. Canada: Brock University, 2003.
- [7] Cai L W, Wu Q H, Yong Z Z. A Genetic Algorithm with Local Search for Solving Job Problems [A]. *Real-world Applications of Evolutionary Computing: Proc of Evo Workshops 2000* [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2000: 107-116.

(上接第1146页)

- [3] 王宏飞,杨成梧.双被动雷达交会跟踪的精度分析与跟踪算法[J].*电子学报*, 2003, 31(3): 471-474.
(Wang H F, Yang C W. Tracking Algorithm and Precision Analysis for Passive Radars from Two Platforms [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(3): 471-474.)
- [4] 王宏飞,王永成.多被动传感器融合跟踪算法[J].*电子与信息学报*, 2004, 26(8): 1196-1202.
(Wang H F, Wang Y C. A Tracking Fusion Algorithm for Angle Only Measurements from Multi-sensors [J]. *J of Electronics & Information Technology*, 2004, 26(8): 1196-1202.)
- [5] Farina A. Target Tracking with Bearings Only

Measurements [J]. *Signal Processing*, 1999, 78(1): 61-78.

- [6] Song T L, Speyer J L. A Stochastic Analysis of a Modified Gain Extended Kalman Filter with Applications to Estimation with Bearing-only Measurements [J]. *IEEE Trans on AC*, 1985, 30(3): 940-949.
- [7] Branko Ristic, Sanjeev Arulampalam, Christian Musso. The Influence of Communication Bandwidth on Target Tracking with Angle Only Measurements from Two Platforms [J]. *Signal Processing*, 2001, 81: 1801-1811.