

盲目反卷积算法在高超声速流场星图复原中的应用

杨 博, 刘文东, 李旻珺

(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘 要: 近年来高超声速飞行器的研究受到世界各国的重视, 具有重大的军事意义, 其中导航、制导和控制是高超声速研究的关键技术。鉴于星光导航有着抗干扰能力强、导航精度高、自助式导航等特点, 文中主要研究了高超声速飞行器使用星光导航方法的星图复原算法。考虑到高超带来的气动光学效应, 在分析高速层流以及湍流流场的基础上, 应用增量 Wiener 滤波器和有限支持域上的盲解卷积复原算法进行退化星图的复原。针对高速飞行器星光导航对复原星图的要求, 仿真分析了复原星图的质心偏差及识别特征量变化。仿真结果显示, 有限支持域上的盲解卷积复原算法精度较高, 且经复原后的星图, 能快速被高速飞行器星光导航系统正确识别。

关键词: 高超声速飞行器; 星光导航; 湍流退化复原; 盲解卷积

中图分类号: V448.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)08-2231-07

Application of blind deconvolution algorithm in hypersonic flow field star map restoration

Yang Bo, Liu Wendong, Li Minjun

(School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In recent years, the hypersonic aircraft technology is paid more and more attention for its great significance for military application. The guidance, navigation and control technology is one of the key technologies of hypersonic aircraft. And as one of widely used automatic navigation method, which is of such advantages as high navigation accuracy, good anti-interference ability, and auto-navigation ability, the restoration algorithm of star map for hypersonic aircraft was studied in this paper. Considered the aero-optical effects caused by hypersonic flight, the simulation of turbulence-degrade star map was studied, and the increment Wiener filter and the restoration algorithm of iterative blind deconvolution in limitation support region were used for restoration of the turbulence-degraded star map, respectively. The simulation result shows that, the latter method is of higher precision and the restored star map can be identified by the celestial navigation system correctly.

Key words: hypersonic aircraft; celestial navigation; turbulence-degraded restoration; iterative blind deconvolution

收稿日期: 2012-12-07; 修订日期: 2013-01-03

作者简介: 杨博(1963-), 女, 副教授, 博士, 主要从事天文导航、高超声速飞行器方面的研究。Email: yangbo@buaa.edu.cn

0 引言

随着高超技术的发展以及硬件技术的进步,高超声速飞行器的自主导航受到人们的关注。高超声速技术的发展将会对未来军事发展战略、空间技术、武器体系构建乃至整个科学技术进步产生重大影响^[1]。近年来自主导航方法的研究主要集中在星光导航、惯性导航、天文/地磁组合导航、天文/惯性组合导航等方向。其中,星光导航是一种成本低、精度高、适用范围广的完全自主式导航方法,因其直接、自然、可靠、精确的优点被国内外广为关注。将星光导航技术拓展到高超环境中进行研究,无疑对高超声速飞行器能实现全自主导航具有重要意义。

高超环境带来的气动光学效应造成星敏传感器 CCD 相面上星图发生抖动、模糊、质心偏移等现象,使星图成像发生湍流退化^[2],因此,湍流退化图像的复原成为研究高超声速飞行器应用星光导航技术的关键问题之一^[3-4]。文中在分析高超流场特性的基础上,模拟出层流流场及湍流流场影响下的降晰星图,采用两种盲解卷积复原算法对退化星图进行复原校正,并对复原后的星图进行星点质心及星等偏差分析,评价星图复原算法的优劣。通过计算机仿真验证,有限支持域上的星图盲目反卷积算法能有效地复原高超环境影响下的降晰星图。

1 高超流场中星光传输特性及退化星图模拟

高速飞行器在大气层内飞行时,其星敏传感器星光

接受窗口与大气之间发生激烈的相互作用,窗口周围的气体密度发生变化。亮星发出的光束经过大气传输以及星光接收窗口的气动光学效应干扰,其星光传输路径偏离了在均匀介质中光线直线传播的轨迹,使星敏传感器 CCD 相平面中星成像发生畸变、偏移、模糊、跳动等,造成导航误差加剧,甚至无法使用。

1.1 层流流场中星光传输特性

高超声速流场分为层流流场和湍流流场。层流的特点是密度分布稳定,对星光传输的影响随机性小,造成的降晰效应是时间的弱函数,故它主要产生像偏移和低频模糊效应。层流流场的评价参数主要是像面光程差分布及点扩散函数影响。

光线的实际波面与理想波面之间的径向差与传播介质的折射率乘积称为光程差(OPD, Optical Path Difference)。瑞利判据指出:当实际波面与理想波面之间的最大光程差超过 $\lambda/4$ 时,则会对成像质量造成有害影响。因此光程差可作为成像质量的一个评价参数。光程差计算公式:

$$OPD = n_2 r_2 - n_1 r_1 \quad (1)$$

式中: n 为介质折射率; r 为光在介质中传播的路程。

点扩散函数(PSF)是点源物体的像,即系统的强度脉冲响应函数,它具有低通滤波器的特征,因此使得导航星成像发生模糊。

由图 1 可以看出,随着飞行马赫数增大,光程差也越来越大,这是因为飞行速度加大,空气被严重压缩,密度变化加剧,此时星图将产生更明显的降晰效应。同时,对图 1 中各图比较看到,马赫数越高,点扩散函数的低通特性越明显,对导航星成像的模糊效应越大。

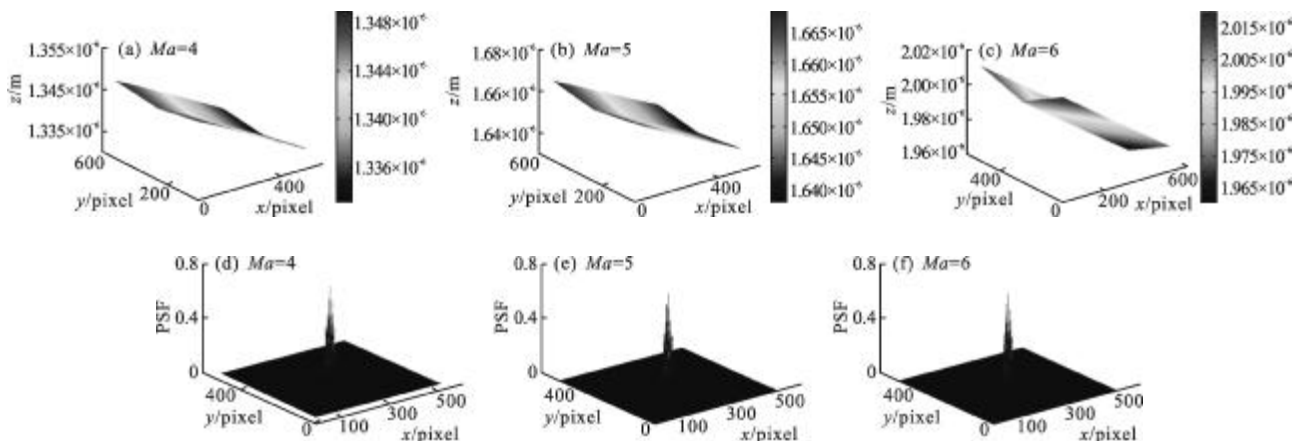


图 1 Ma=4, 5, 6 时层流光程差和点扩散函数图对比

Fig.1 Comparison of laminar flow optical path difference and the point spread function (Ma=4,5,6)

图 2 为层流流场影响后的降晰星图, 由图可以看出, 随着飞行马赫数的增加, 星图模糊程度逐渐增加, 降晰图的质心偏差也明显增大, 即马赫数越大, 产生的降晰效应越严重。

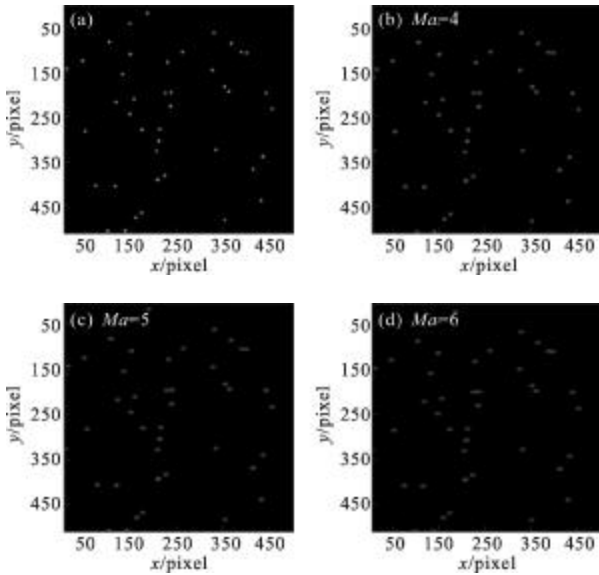


图 2 Ma=4, 5, 6, 光轴指向(299.006 1°, 31.894 4°)时的降晰图与原图比较

Fig.2 Comparison of blurs and the original when optical axis point to (299.006 1°, 31.894 4°) with Ma=4, 5, 6

1.2 湍流流场中星光传输特性

湍流的特点是密度分布变化快, 引起剧烈的气动光学效应, 为了定量分析湍流对星光传输带来的影响, 引入了斯特列尔比(Strehl 比)和相位差(PD, Phase Difference)作为分析参数。

星光在介质中传播除了描述为光程差也可以描

述为光相位的改变, 称为相位差。相位差计算公式如公式(2)。其中 OPD 为光程差, λ 为光线的波长。

$$PD = \frac{2\pi}{\lambda} OPD \quad (2)$$

Strehl 比是用有像差时的点衍射图形中最大亮度与无像差时的最大亮度之比来表示光学系统成像质量, 又称为中心点亮度, 它衡量了流场造成的光能量损失, 即图像的能量减弱程度。其定义为:

$$Strehl = \frac{I(P)_{W \neq 0}}{I(P)_{W=0}} = \frac{|U(P)_{W \neq 0}|}{|U(P)_{W=0}|} = \frac{1}{\pi^2} \left| \int_0^1 \int_0^{2\pi} e^{ikw(\rho, \theta)} \rho d\rho d\theta \right|^2 \quad (3)$$

式中: W 以波长为单位, 它是相对于参考球面波的波像差。在像差不大时, 中心点亮度和像差有较简单的关系, 利用这种关系和上述判断就便可以决定像差的最佳校正方案及像差公差。

湍流对星图图像的退化模型描述如图 3 所示。

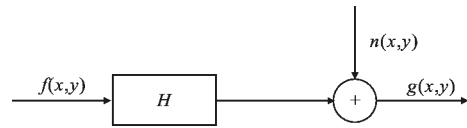


图 3 湍流对星图图像的退化模型

Fig.3 Turbulence on the star map image degradation model

星图图像退化过程的线性模型可描述如下:

$$g(x, y) = \iint h(x-s, y-t)f(s, t)dsdt + n(x, y) \quad (4)$$

式中: $g(x, y)$ 、 $f(x, y)$ 、 $h(x, y)$ 和 $n(x, y)$ 分别表示退化星图图像、真实星图图像、点扩展函数和加性噪声。

由图 4 可以看出, 随着飞行马赫数的增加, 相位

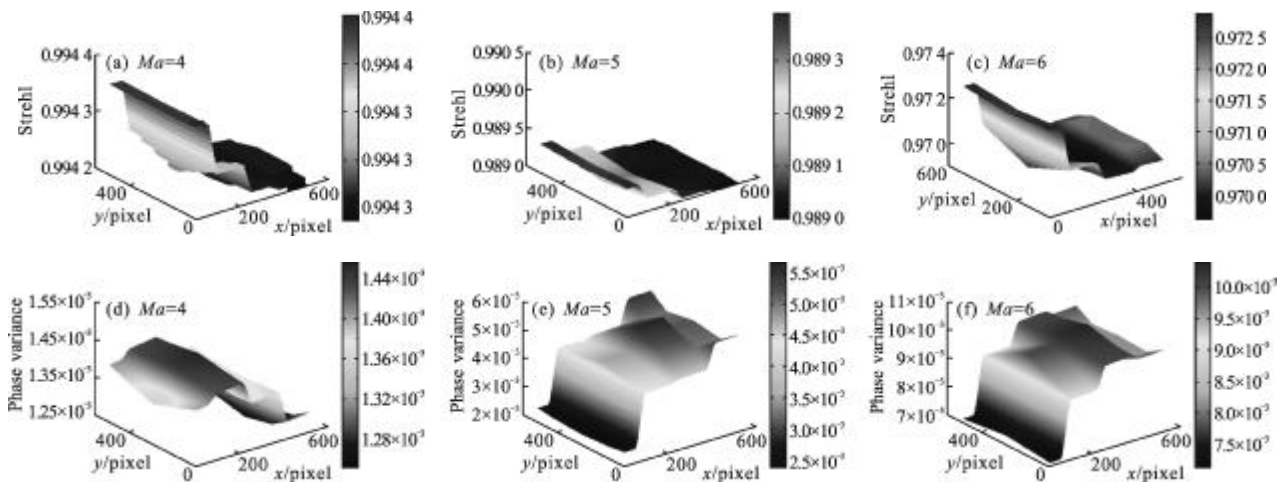


图 4 Ma=4, 5, 6 时湍流流场 Strehl 比与相位均方差对比图

Fig.4 Turbulent flow field Strehl ratio and phase variance comparison chart (Ma=4, 5, 6)

均方差越来越大,此时将产生更严重的降晰效应。比较图 4 中各图,可以看出随马赫数的增加,斯特列尔比呈下降趋势,说明星图能量衰减增加,湍流对星图的降晰效应增强。

由图 5 看到,湍流降晰图的变化规律与层流相似,在飞行器低马赫数时降晰效应影响几乎相同,随着马赫数的增加,湍流带来的降晰效应更严重,图像更模糊。

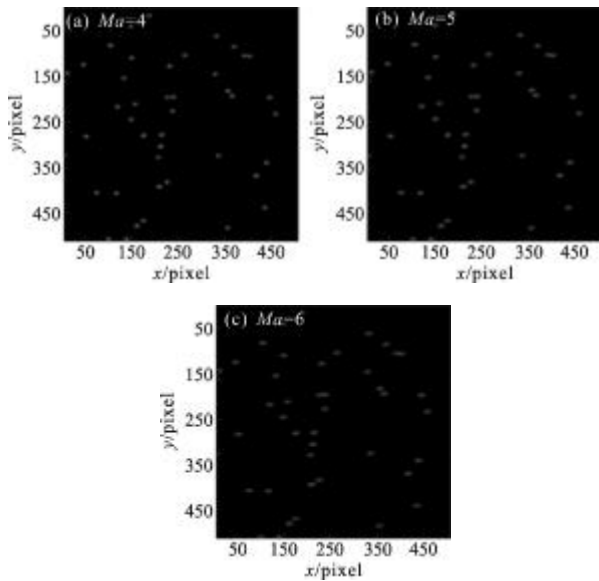


图 5 Ma=4, 5, 6 时,光轴指向(299.006 1°, 31.894 4°)时降晰图

Fig.5 Deblurring map when optical axis point to (299.006 1°, 31.894 4°) (Ma=4, 5, 6)

2 星图盲复原算法

图像复原就是从观测到的退化图像中得到真实图像的估计过程。传统的复原算法需要预先知道点扩展函数,如逆滤波、Wiener 滤波^[5]等,但实际应用中,退化图像的点扩展函数是未知的,只能在很少(或基本没有)相关点扩展函数和原始图像的先验知识的条件下,从退化图像估计出原始图像,这种退化模型的估计问题通常被称为图像盲复原。由于星图复原的质量是由质心位置、星等(灰度)复原度来衡量的,边缘提取的要求可以做一定的平滑处理。

2.1 增量 Wiener 滤波器复原分析

增量 Wiener 滤波器是 Wiener 滤波器的改进,它允许对解进行迭代估计,因为星图盲复原算法是在未知点扩散函数的情况下进行迭代求解的,因此增量 Wiener 滤波器适用于星图盲复原。增量 Wiener 滤

波器是下式的一个近似:

$$X_{new}(\omega) = X_{old}(\omega) + \frac{H^*(\omega)S_1(\omega)}{|H(\omega)|^2 + \gamma} \quad (5)$$

在无噪声情况下,增量 Wiener 滤波器将最终收敛到逆滤波解,也就是达到 $Y(w)=X(w)H(w)$ 。在有噪声的情况下,逆滤波解当然是不可取的。但是增量 Wiener 滤波器仍有以下优点:

(1) 它提供了一个迭代改进方式,能够方便地将解的先验约束结合到迭代过程中,保证正确和快速地收敛,能够依据主观判据对迭代进行控制。因此该算法可以添加更多的约束项以提高收敛速度和最优解的准确度。

(2) 此算法不需要信号和噪声功率谱的准确值。大的 γ 值会使数值计算的条件得到改善,但减缓收敛速度。在高超飞行过程中星敏感器捕获星图时,由于气动光学效应使得流场环境剧烈变化,无法确定系统每时刻的信噪比,因此,该算法在处理高超降晰星图时具有一定优势。

(3) 公式: $\hat{X}_{new}(\omega) = \hat{X}_{old}(\omega) + \frac{H^*(\omega)S(\omega)}{|H(\omega)|^2 + \gamma_x}$, $\hat{H}_{new}(\omega) = \hat{H}_{old}(\omega) + \frac{H^*(\omega)S(\omega)}{|H(\omega)|^2 + \gamma_y}$ 可以应用于盲目反卷积算法,能同时对目标图像和系统点扩散函数进行估计。其中一般情况取 $\gamma_x = 0.2|\hat{H}(0, 0)|^2$, $\gamma_y = 0.2|\hat{X}(0, 0)|^2$,文中针对星图复原特性,取 $\hat{H}(0, 0) = 0.5$, $\hat{X}(0, 0)$ 为退化后图像。同时, γ 值越大则解越平滑,但收敛时间将增加,而且星图的目标简单对边缘提取要求较低,与人脸等图像的复原相比计算复杂度较低,因此文中选取 $\gamma_x = |\hat{H}(0, 0)|^2$, $\gamma_y = |\hat{X}(0, 0)|^2$ 以得到更精确的解。图 6 为湍流流场下复原后的星图。

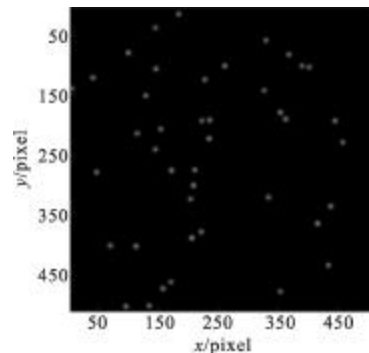


图 6 增量 Wiener 滤波器复原星图

Fig.6 Increment Wiener filter to recover the star map

2.2 有限支持域上的盲目反卷积复原分析

在捕获星图的时候,目标星点比背景强得多,星

点的周围有明显的灰度分隔带,将目标星点区域作为有限支持域的图像处理,认为星图图像是支持域有限的,此时可以简化降晰函数辨识的问题,即文中的星图图像复原采用有限支持域上的盲解卷积复原^[6-7]。

算法首先要估计点扩散函数和星图目标支持域的范围,即依据给定的观测图像 $y(i, j)$ 确定两个起始猜测 $x_{\text{guess}}(i, j)$ 和 $h_{\text{guess}}(i, j)$, 以及两个支持限制域 D_x 和 D_h 。为此可以利用物理上的先验知识或者嵌入式理论。猜测的两个支持限制域应该足够宽松,能够容纳两个卷积因子;又要尽量紧,能够加速收敛。其中, $x_{\text{guess}}(i, j)$ 的最大值等于 $y(i, j)$ 的最大值,在计算之前应归一化 $h_{\text{guess}}(i, j)$, 使其总和等于 1。

确定目标支持限制域 D_x , 即将降质图像的像素分成目标星点和背景两类,支持域由目标星点像素组成,非支持域由背景像素组成。为了表示非矩形支持域,构建一个二维二值数组模板 $b(i, j)$, 它与模糊图像尺寸相同,每点取值设置如下:

$$b(i, j) = \begin{cases} 1, & g(i, j) > T_{\text{opt}} \\ 0, & g(i, j) \leq T_{\text{opt}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $b(i, j)=1$, 表示属于支持域, $b(i, j)=0$, 表示属于非支持域。

确定 PSF 支持限制域 D_h 时,若所假设的 PSF 支持域偏大,就相当于没有充分利用先验知识,这使得盲复原效果有所降低;若所假设 PSF 支持域偏小,和支持域估计正确时相比就相当于错误利用了先验知识,这将使得图像复原效果明显降低。文中采用宽松的原则估计初步的 PSF 支持域,并添加约束项对支持域进行删减,直到得到正确的 PSF 为止。

PSF 支持域动态更新的基本过程是:定义 PSF_Re 为点扩散函数 $h(x, y)$ 的矩形空间支持域,定义 $\Delta\text{PSF_Re}^{(k)}$ 为 PSF 第 k 次迭代更新后的 PSF 支持域的边界,线宽为 1 pixel,则 PSF 空间支持域边界裁剪的约束条件约定如下^[2]:

$$\begin{cases} [h_l^{(k)}(i, j)]_{\text{max}} \leq T^{(k)}, l=1, 2, 3, 4 \\ \forall (i, j) \in \Delta\text{PSF_Re}^{(k)} \end{cases} \quad (7)$$

式中: $l=1, 2, 3, 4$ 分别表示第 k 次迭代更新后 $\Delta\text{PSF_Re}^{(k)}$ 边界在行、列方向 4 条线; $[h_l^{(k)}(i, j)]_{\text{max}}$ 为边界直线上的像素最大值; $T^{(k)} > 0$ 为边界裁剪约束条件的阈值。阈值一般可取 PSF 支持域的平均像素值。设 $\text{PSF_Re}^{(k)}$ 的大小为 $M^{(k)} \times N^{(k)}$, 且 $h^{(k)}(i, j)$ 已经过归一化处理,则阈值可由下式计算:

$$T^{(k)} = [h^{(k)}(i, j)]_{\text{average}} = 1/[M^{(k)} \times N^{(k)}] \quad (8)$$

迭代计算公式(9)~(10),当目标图像都收敛到了支持域内,则判断外循环迭代结束。输出图像即为复原图像。

$$h^{(k+1)} = h^{(k)} \cdot x^{(k)} [y/h^{(k)} \cdot x^{(k)}] \quad (9)$$

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} \cdot h^{(k)} [y/x^{(k)} \cdot h^{(k+1)}] \quad (10)$$

文中选取 $x_{\text{guess}}(i, j)$ 为退化后星图,取点扩散函数 PSF 的初始值 $h_{\text{guess}}(i, j) = e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma_b^2)} / \sqrt{2\pi\sigma_b^2}$, 初始支持域选择为 11×11 , 其中 σ_b 是方差,又叫平滑因子。文中选取 $\sigma_b=1$ 进行仿真计算。对模糊图像采用最优阈值图像分割算法获取目标可靠支持域如图 7(a)所示,同时提取目标区域的数据信息进行判断盲解卷积算法是否收敛到目标支持域内。湍流流场下的目标图像经过 29 次迭代后得到复原图像,如图 7(b)所示。

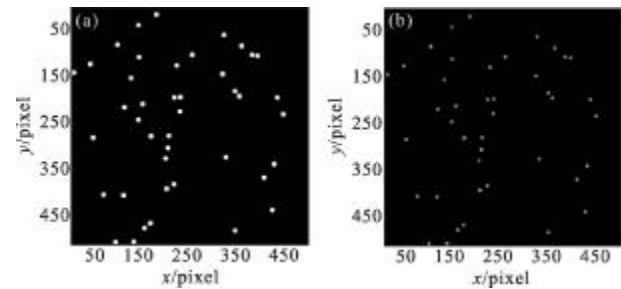


图 7 目标支持域与有限支持域盲解卷积法复原星图

Fig.7 Target support domain and limited support domain for blind deconvolution method to recover the star map

3 仿真与分析

高超声速飞行器星光导航中进行湍流退化星图的复原是为了准确地获取星图中星点的质心位置及星等。仿真分析将从质心提取和误差分析、识别特征量计算和分析两方面进行,从而验证复原算法是否能满足导航系统的要求。

3.1 复原星图质心提取及误差分析

根据质心偏差的大小,可验证复原算法的优劣。设计质心提取及分析流程如图 8 所示。定义均方误差为 e , x 方向的均方误差为 e_x , y 方向的均方误差为 e_y 。计算公式如公式(11):

$$e = \sum \left| \sqrt{x^2 + y^2} - \sqrt{x_1^2 + y_1^2} \right| / a$$

$$e_x = \sqrt{\sum |x - x_1|^2 / a}, e_y = \sqrt{\sum |y - y_1|^2 / a} \quad (11)$$

式中: (x, y) 是星点的提取质心; (x_1, y_1) 是星点的真实质心; a 是统计星点总数。

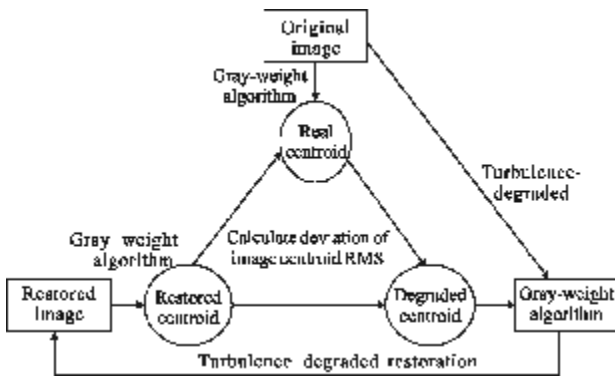


图 8 质心分析流程图

Fig.8 Centroid analysis flowchart

3.1.1 层流流场仿真结果分析

分别计算来流马赫数为 4,5,6 时层流退化星图、有限支持域上的星图盲目反卷积复原星图的 e 、 e_x 、 e_y 、及增量 Wiener 滤波器复原星图的 e 、 e_x 、 e_y ，并在图 9 中进行对比。图 9(a)是不同马赫数，复原前后

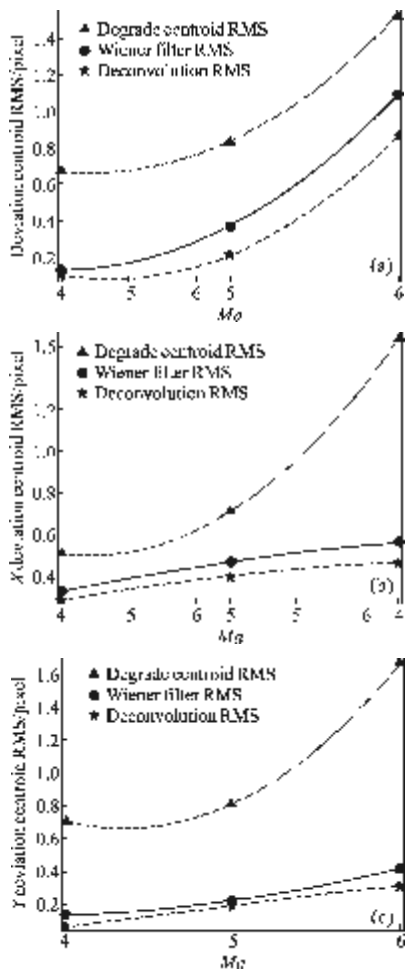


图 9 Ma=4,5,6 时星图的层流退化复原前后质心均方误差对比

Fig.9 Comparison of center of mass mean square before and after the recovery of the star map of the laminar flow degradation error when Ma=4, 5, 6

质心均方误差对比;图 9(b)是不同马赫数,复原前后质心 x 方向均方误差对比;图 9(c)是不同马赫数,复原前后质心 y 方向均方误差对比。

3.1.2 湍流流场仿真结果分析

计算湍流影响后星图的质心偏差 e 、 e_x 、 e_y 及采用上述两种复原方法复原后的偏差 e 、 e_x 、 e_y 。比较见图 10。对比图 9 和图 10 可以清晰地看出,随着马赫数的增加,星点的质心偏差变大,也就是气动光学效应带来的退化效应加剧,湍流对质心偏移的影响大于层流对星点质心偏移的影响。其中湍流影响的最大均方误差达到了 2.007 pixel,此时如果不做湍流复原校正处理,将严重影响星图的正确识别。

同时,从图 10 可知,对降晰星图采用文中的两种复原算法后,质心均方误差减少了 50%以上,且有限支持域上的盲目反卷积算法误差较小。因为在该算法中加入了多项约束限制,从而得到更精确的复原星图。

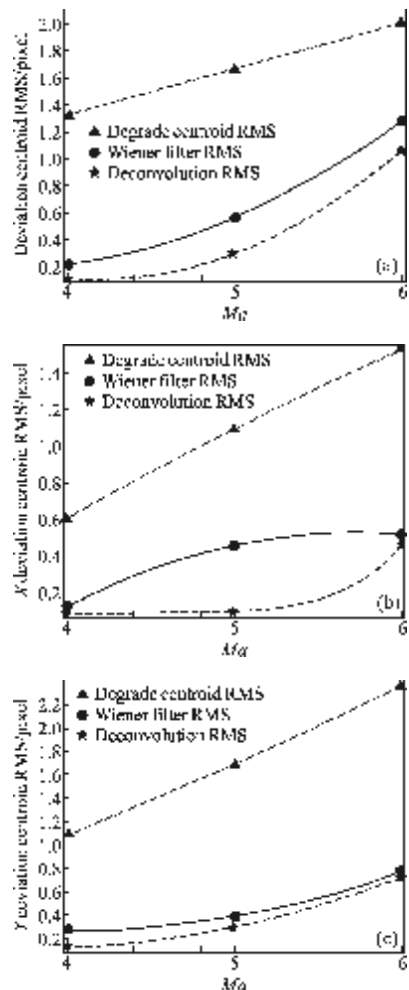


图 10 Ma=4,5,6 时星图的湍流退化复原前质心均方误差对比

Fig.10 Comparison of the center of mass mean square error before the turbulent degradation recovery of star map

3.2 星光导航系统验算及分析

为了验证复原星图是否能满足星光导航系统的需求,需计算并分析复原星图的匹配特征量并分析结果。匹配特征量是由识别算法决定的,文中拟验证的是采用改进的三角识别算法对复原后并提取质心的星图进行匹配识别,匹配特征量为星对角距和星等差,计算公式如下^[3]:

$$f_{dis} = \arccos \left(\frac{x_1 \times x_2 \times d_h^2 + y_1 \times y_2 \times d_v^2 + f^2}{\sqrt{x_1^2 d_h^2 + y_1^2 d_v^2 + f^2} \times \sqrt{x_2^2 d_h^2 + y_2^2 d_v^2 + f^2}} \right) \quad (12)$$

$$\Delta = \text{grayValue}_i - \text{grayValue}_j \quad (13)$$

式中:grayValue 为星等值,用灰度表示;f 为星敏感器焦距; d_h 、 d_v 是像元尺寸。表 1 为三角识别特征量对比。

表 1 观测三角形识别特征量对比

Tab.1 Comparison of observation triangle identification characteristic

	Argument/rad			Magnitude difference/gray		
	1#-2#	2#-3#	1#-3#	1#-2#	2#-3#	1#-3#
Reference	0.043 7	0.106 2	0.104 4	8.000 0	5.000 0	13.000 0
Ma=4	0.043 7	0.106 1	0.104 3	3.891 8	4.378 4	8.270 2
Ma=5	0.043 7	0.106 1	0.104 3	2.324 3	3.432 4	5.756 7
Ma=6	0.043 7	0.106 1	0.104 3	2.378 4	2.757 0	5.135 4

从上表可以看出,复原星图的计算角距大小与原星图的计算角距大小相差很小,此即可说明高超湍流退化星图经复原算法后,质心已收敛到可靠区域;文中采用的改进三角识别算法中将星等差作为一个门限限制来筛选候选星对,并且在光轴指向的视场中选取最亮的三颗星组成观测三角形^[8]。因此虽然复原星图的灰度减小了,但灰度差的变化在星等误差门限之内^[3],而且识别中提取出最亮的三颗星仍然与原星图提取结果相同^[9],仿真结果显示湍流复原带来的灰度变化不影响识别结果。

4 结 论

文中研究了高超声速飞行器的星光导航湍流退化降晰星图的复原。通过分析高超流场对星光传输

特性的影响可以看出,随着马赫数的增加,星图的降晰效应增加,星图更加模糊。考虑星图对质心提取精度较高,但星点边缘提取并不需细节化,本文采用了增量 Wiener 滤波器和有限支持域上的星图盲目反卷积算法对降晰星图进行复原,经仿真验证两种方法都能快速收敛。同时,计算并分析了复原后星图质心均方误差,并使用了一种适应于高速飞行器的改进三角识别算法验证了复原后的识别特征量。同时,文中对比了两种复原方法的精度,仿真结果显示,有限支持域上的星图盲解卷积算法精度较高,能够达到高速飞行器中星光导航识别算法的精度要求,该研究具有一定的实用性。

参考文献:

- [1] Ma Zhengbing. Air super-killer-high supersonic cruise missile [J]. China Aerospace, 2000, 5(10): 31-32. (in Chinese)
- [2] Fu Changjun, Xu Dong, Zhao Yan. The turbulence degraded image blind restoration methods of maximum entropy [J]. Infrared and Laser Engineering, 2008, 37(3): 542-546. (in Chinese)
- [3] Zhao Yan, Zhang Shijun, Zong Yunhua, et al. Aero optical effects on image restoration algorithm of IBD [J]. Infrared and Laser Engineering, 2004, 33(2): 169-173. (in Chinese)
- [4] Wu Lin, Fang Jian-cheng, Yang Zhao-hua. Anglysis of the imfluence of parameters of optical effect of dynamic turbulence vortex model based on the gas [J]. Infrared and Laser Engineering, 2007, 36(1): 97-101. (in Chinese)
- [5] Ma Linli, Sun Yao. Application of Wiener filtering method to wavelet domain image denoising [J]. Infrared and Laser Engineering, 2004, 33(1): 55-58. (in Chinese)
- [6] Kundur D, Hatzinakos D. Blind image deconvolution [J]. IEEE Signal Processing, 1996, 13(3): 43-64.
- [7] Ong C A, Chambers J A. An enhanced NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1999, 8(7): 988-992.
- [8] Ng M K, Plemmons R J. Regularization of RIF blind image deconvolution [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(6): 1130-1134.
- [9] Li Minjun, Yang Bo, Hu Jing. Stellar refraction the NAVSTAR improve triangle identification capture [J]. Aerospace Control, 2012, 30(1): 33-39. (in Chinese)