

成像空间分辨率均衡化与目标快速检测技术*

傅志中 李在铭

(电子科技大学通信学院, 四川, 成都, 610054)

摘要 分析了红外玫瑰线扫描亚成像制导的成像空间分布函数, 提出一种基于神经网络模型的成像空间分辨率均衡化目标快速检测技术. 该技术针对亚图像成像空间分辨率的非线性特性, 有效利用每个像素所携带的信息, 实现亚图像目标的均衡识别, 从而提高系统的全域检测概率. 实验结果表明该技术方案是可行的, 并能在 DSP 系统上实时实现.

关键词 分布函数, 分辨率均衡化, 目标检测, DSP 系统.

FAST TARGET DETECTION TECHNOLOGY OF EQUALIZING RESOLUTION IMAGE SPACE*

FU Zhi-Zhong LI Zai-Ming

(Communication and Information Engineering Institute, UESTC, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract Through the analysis of the distribution function of the rosette scan infrared subpixel seeker, a fast target detection technology of equalization of resolution of image space was proposed. In consideration of the nonlinear characteristics of the image space, by making full use of the information of each pixel, this technology realizes the subpixel target recognition, and improves the target detection probability. The experimental results show that this method is feasible and can be realized in real time in DSP system.

Key words distribution function, equalizing resolution, target detection, DSP system.

引言

多模复合制导采用具有互补性能的多种传感器, 以实现高精度、大概率目标识别与跟踪. 在毫米波大范围搜索、截获目标后, 采用玫瑰线扫描的亚成像红外末制导是最有效的末制导体制. 目前国内外在亚成像制导技术上的研究仍很活跃, 不断涌现出提高亚成像制导的识别检测概率、跟踪精度、抗干扰能力等处理算法.

在毫米波初始牵引后, 文献[1]提出基于双色去干扰的亚图像子块灰度直方图迭代二值空域模糊分割与特征参数的识别跟踪算法, 其实质是子块能量的统计分割方法. 当目标处于视场边缘时, 子块能量太小, 将被划分为背景. 文献[2]研究了玫瑰线扫描机理, 改进玫瑰线瞬时扫描视场, 与传统瞬时扫描视场相比, 在有效覆盖整个视场的同时获得了更低

的等效噪声流强度 (NEFD), 提高了整个系统的图像输入信噪比. 文献[3]考虑玫瑰线扫描特性、目标和干扰的灰度级及其运动特性, 提出红外玫瑰线扫描制导抗干扰 (IRCCM) 技术, 与传统的 IRCCM 技术相比, 获得了较好的识别跟踪性能. 当毫米波传感器失效或降质, 不能有效给出初始目标牵引时, 依赖初始牵引的红外亚成像目标识别系统将因为不能及时发现目标而失去控制, 降低了整个系统的性价比及其生存能力. 因此, 增加亚图像目标识别系统自身的检测概率, 对整个系统性能的提高具有重要意义.

本文提出采用成像空间分辨率均衡化技术, 均衡化输入图像空间, 然后采用灰度门限分割法分割出可能目标区域^[4], 结合目标的先验知识, 检测识别目标^[5]. 文中第 2 节给出了空间分辨率均衡化模型, 第 3 节给出了快速目标检测方法, 第 4 节给出了快速目标识别实验结果.

* 国家九五重点预研基金 (批准号 1.5.4) 资助项目
稿件收到日期 2002-03-08, 修改稿收到日期 2002-06-27

* The project supported by the National "9.5" Key Preliminary Research Foundation of China (No. 1.5.4).
Received 2002-03-08, revised 2002-06-27

1 空间分辨率均衡器模型

1.1 非线性分布函数

玫瑰线扫描成像方程如式(1)所示^[1]

$$\begin{cases} x(t-nT_s) = \frac{d}{2} [\cos(\omega_1 t) + \cos(\omega_2 t)] \delta(t-nT_s) \\ y(t-nT_s) = \frac{d}{2} [\sin(\omega_1 t) - \sin(\omega_2 t)] \delta(t-nT_s), \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中 d 为扫描半径, n 为数字化时标, $\omega_1 = 2\pi F_1$ 、 $\omega_2 = 2\pi F_2$ 是扫描角频率, T_s 是采样周期, $\delta(\bullet)$ 是狄拉克函数. $x(t-nT_s)$ 、 $y(t-nT_s)$ 是经过数字锁相得到的二维亚图像直角坐标^[6], 取整后简记为 $x(n)$ 、 $y(n)$, 其周期 $T = 1/\text{con}(F_1, F_2)$, $\text{con}(\bullet)$ 是最大公约数算子, $[\bullet]$ 是取整算子. $N_T = [T/T_s]$ 表示一维采样序列一个帧周期 T 中所有采样像素.

对一种典型闭合扫描(见图 1), $\bar{F} = \bar{F}_0$ ($= 70$ Hz, 290 Hz), $d = d_0$ ($= 64$) 象素, 采样周期 $T_s = 5$ us, 帧成像周期 $T = 100$ ms. 图 1 中以点(0,0)为圆心、 d 为半径的圆区域是观测空间 S , S 中高亮部分为扫描模式 A . 由于扫描模式的非线性, 其瞬时视场沿扫描模式扫描时不能均匀覆盖整个视场空间, 处于视场中心的目标比处于视场边缘的目标有更多的成像像素.

图 1 中总的玫瑰花瓣数 $N = N_1 + N_2 = 36$, $N_i = F_i/f$ ($i=1, 2$), f 是 F_1 和 F_2 的最大公约数, $\Delta N = N_2 - N_1$. 为实现全空间的覆盖, 其最佳瞬时扫描视场^[2] (IFOV)

$$\omega_i = d \cos(\pi/\Delta N) \times \sqrt{2 - 2\cos(2\pi/N)}, \quad (2)$$

扫描线密集的视场中心部分, 相邻像素瞬时视场之间存在大量重叠区域, 也即像素灰度值(能量)之间存在相关性.

定义 1: 设位于观测空间 S 中扫描模式 A 上任

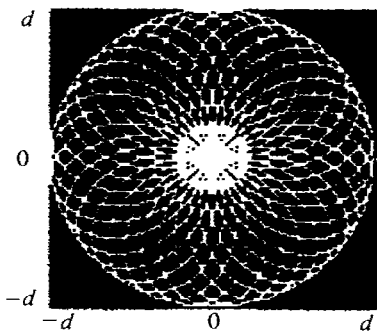


图 1 玫瑰线扫描模式
Fig. 1 The pattern of the rosette scan

意一点 $P(r, \theta)$, 其最佳瞬时扫描视场 ω_i 在扫描模式中一帧扫描能覆盖的有效像素数为 $\text{sum}(r, \theta)$, 则该点的归一化非线性分布函数为 $\text{Func}(r, \theta) = \frac{\text{sum}(r, \theta)}{\text{MAX}(\text{sum}(r_i, \theta_i))}$, $r_i \in [0, 64]$, $\theta_i \in [-\pi, +\pi]$, 权函数 $w(r, \theta) = 1/\text{Func}(r, \theta)$.

图 2 中, 曲线 1 是归一化的权函数从视场中心沿一段连续扫描曲线到视场边缘的分布, 曲线 2 是归一化的分布函数. $\text{Func}(r, \theta)$ 表征了玫瑰扫描模式的扫描线在成像空间的密度分布和相应区域中像素灰度集合的相关程度.

1.2 空间分辨率均衡器

非线性的玫瑰扫描模式, 导致中心扫描线密, 边缘的扫描线稀疏. 相邻像素之间的相关性从视场中心到边缘逐渐减小, 而每个像素携带的信息量却逐渐增大, 呈非线性分布. 通常的基于分辨率均衡和像素携带等同信息的灰度门限分割、熵分割、最大类间距分割等图像分割方法, 在进行二值化及聚类分析时, 处于视场边缘较小的目标会丢失; 并且检测出的目标形心会偏向扫描中心, 不利于目标形心的精确定位、跟踪. 因此, 将亚图像再次进行加权亚抽样, 使得亚抽样图像的空间分辨率均衡化, 可有效地利用边缘像素的信息, 克服上述缺点, 进而提升系统的检测能力并加快图像目标的检测与识别速度和精度. 为便于处理, 本文采用非线性加权亚抽样方式, 均衡所有像素的信息量, 然后对图像进行灰度门限二值化分割.

采用类似于人工神经模型结构^[7], $f(x, y)$ 每一个像素等效为视经元的输入节点信号, $w(x, y)$ 为视经元的权函数, 求和运算后输出亚抽样均衡节点图像 $g(x, y)$, 激活函数 $h(x) = x$ 为线性函数, 阈值 $\theta_k = 0$, 即

$$g(x, y) = h \{ [\text{rect}(2x, 2y) f(2x, 2y)] \circ [\text{rect}$$

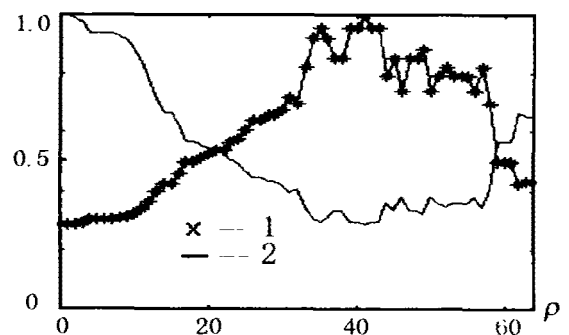


图 2 归一化分布函数
Fig. 2 The normalized distribution function

$$(2x, 2y)w(2x, 2y)]], \quad (3)$$

式(3)中 \circ 是内积算子. 为加快执行速度, 该式可由硬件实现.

简化之后的亚图像亚抽样空间分辨率均衡器模型为

$$g(x, y) = \sum_{i,j} w(2x-i, 2y-j)f(2x-i, 2y-j) \text{rect}\left(\frac{2x-i}{a}, \frac{2y-j}{b}\right) / \sum_{i,j} w(2x-i, 2y-j), \quad (4)$$

式(4)中 $w(x, y)$ 、 $f(x, y)$ 分别是二维 $M \times M$ 的权函数和输入亚图像, $g(x, y)$ 是二维 $[M/2] \times [N/2]$ 均衡化的亚抽样图像. $i \in [-L_a, L_a]$, $j \in [-L_b, L_b]$, $L_a = \lfloor \frac{a}{2} \rfloor$, $L_b = \lfloor \frac{b}{2} \rfloor$. $\text{rect}\left(\frac{2x-i}{a}, \frac{2y-j}{b}\right)$ 是大小为 $a \times b$ 的中心位于点 $(2x, 2y)$ 的矩形区域, 实验时折中均衡速度与均衡效果, 通常取为 3×3 大小的区域.

均衡化后的图像缩小为原图像的四分之一, 空间分辨率得到有效均衡. 同时区域图像加权函数能有效地消除加性噪声的影响, 提高整个系统的抗干扰能力、系统的检测概率和系统的有效作用半径.

2 图像目标快速识别技术与实时性能分析

2.1 图像目标快速识别技术

本文采用的亚图像目标快速识别技术流程如图3所示

不妨设亚图像目标方程为

$$f(x, y) = T(x, y) + B(x, y) + N(x, y), \quad (5)$$

目标 T 是具有短时平稳的随机过程, 背景 B 为短时平稳的随机过程, N 是均值为零, 方差为1的加性高斯白噪声. $f(x, y)$ 经过空间分辨率均衡器(简称均衡器)后形成亚抽样图像 $g(x, y)$, 对应式(5)有: $g(x, y)T_u(x, y) + B_u(x, y) + N_u(x, y)$, T_u 、 B_u 与 N_u 分别是均衡后的目标、背景和噪声图像. 由图2可知, 当均衡器的窗口小于某值时, 可以将权函数近似看作常数, 加性高斯噪声被平滑, 于是 $g(x, y)$ 又可记为: $g(x, y) = \bar{T}(x, y) + \bar{B}(x, y)$, 其中 \bar{T} 、 \bar{B} 分别是点 (x, y) 在均衡窗口内取均值.

均衡后的亚图像, 加性高斯噪声基本被滤除, 目标灰度区域与背景灰度区域分布在灰度直方图的高低两端. 采用最大类间方差法自学习分割门限^[4], 对图像二值化分割. 分割后的二值图像连通区域集合记为 $A(x, y)$, 它包括有效目标 $T(x, y)$ 和与大面积的背景干扰 $BK_i(x, y)$, $i \in N$.

$$A(x, y) = T(x, y) + \sum_i BK_i(x, y), \quad (6)$$

考虑到目标特征的先验知识, 提取各可能目标的区域特征, 对特征空间进行聚类分析, 检测目标^[5].

区域特征集合: $MC = \{mc_{\text{shape}}, ms_{\text{stat}}\}$, mc_{shape} 与 ms_{stat} 分别是区域的形状和统计特征. 由于目标在整幅图像中所占的面积较小; 目标在空间上是紧致的, 非延展的, 目标像素数与包含目标的矩形内的像素数的比值(紧凑度)趋于1; 目标与环境的热交换是渐变的, 其空间区域灰度分布形状光滑的(方差较小)等等.

识别准则 $RG = \{rg_{\text{shape}}, rg_{\text{stat}}\}$, rg_{shape} 与 rg_{stat} 分别是形状和统计特征识别约束条件. 满足识别准则的区域则被确认为目标, 同时输出目标坐标位置和最小外接矩形区域等参数.

输出目标精确形心坐标 (\hat{X}_i, \hat{Y}_i) 为

$$\hat{X}_i = \frac{\sum_x \sum_y (x, y) f(x, y)}{\sum_x \sum_y w(x, y) f(x, y)}$$

$$\hat{Y}_i = \frac{\sum_x \sum_y (x, y) f(x, y)}{\sum_x \sum_y w(x, y) f(x, y)}, \quad (7)$$

其中 $(x, y) \in T(x, y)$.

2.2 实时性能分析

设源图像尺寸为 $SI = IMH \times IMW$ 大小, 亚抽样图像尺寸 $SI2 = SI/4$.

空间均衡化: (1) 存取图像; SI 次; (2) 加法运算; $2SI \times a \times b$ 次; (3) 乘法运算; $SI \cdot a \cdot b$ 次; (4) 除法运算; SI 次.

分割门限自学习: (1) 存取图像; $SI2$ 次; (2) 加

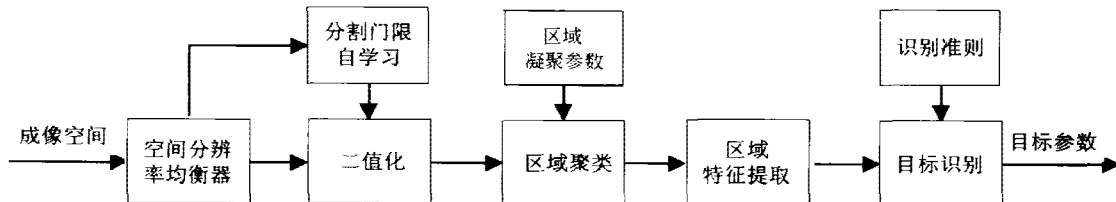


图3 亚图像目标快速识别技术流程图

Fig. 3 The flow chart for fast subpixel target recognition technology

法运算: $SI_2 + 8l + l(l+1)/2$ 次;(3) 除法运算: $2L$ 次;(4) 乘法运算: $4L + L(L+1)/2$ 次.

滤除大面积背景区域后的可能目标区域数目有限,不妨设为 N_c ,最大区域面积为 SI_c (等效于区域像素数).

则有:(1) 存取图像: $N_c \cdot SI_c$ 次;(2) 加法运算次数: $N_c \cdot SI_c$ 次;(3) 乘法运算: $N_c \cdot SI_c$ 次.

如果图像大小为 $SI = 128 \cdot 128$, $a = b = 3$,灰度等级为 $L = 256$, $N_c \cdot SI_c \leq SI_2$, $SI_2 = 64 \cdot 64$,则总的最大运算量为:存取图像: $\leq SI + 2 \cdot SI_2$;加法运算: $\leq 2 \cdot SI \cdot a \cdot b + 2 \cdot SI_2 + \frac{L^2 + 17L}{2}$;乘除法运算: $\leq SI \cdot (a \cdot b + 1) + SI_2 + \frac{L^2 + 13L}{2}$.

对主频工作于 20 Hz 的 TMS320C50,其单周期指令为 50 ns,乘除法运算或存取一个数据需要 4 个单周期指令,而加法运算只须一个单指令周期.因此处理一帧图像的时间 $50 \cdot (4 \cdot (24567 + 202368) + 338048)$ ns = 62.29 ms,满足亚图像每秒 10 帧成像的目标识别处理要求.

3 仿真结果

实验时,我们将一个尺寸为 10×10 的运动亮目标叠加在尺寸为 128×128 的实际红外背景图像中

组成一个序列图像如图 4 所示.图中 I 行、A 行、B 行分别是输入图像、文献[1]算法检测结果和本文算法检测结果(a,b,c,d,e 表示不同的图像帧).图中 I 行各帧中白色箭头处标出当前帧目标的实际位置,图 A 行、B 行图像中的白色矩形框标出了相应算法的目标检测结果.比较图中各列所显示的结果可以看出,文献[1]中的算法只对处于靠近视场中心分辨率高的区域有效,而本文提出的算法能有效地检测处于视场中任意位置的目标.例如第 4 列所示, I(d) 为原始输入图像,目标处于图中右侧白色箭头处; A(d) 为文献[1]中算法检测结果,它将背景误判为目标,而真实目标丢失; B(d) 为本文算法检测结果,正确检测出目标.

4 结语

本文分析了红外亚成像制导玫瑰线扫描空间分辨率非线性分布特性,提出了基于神经网络的红外亚图像空间分辨率均衡化技术及快速目标检测技术.实验结果表明,该方法能有效地提高现有红外亚成像系统的目标检测能力,为红外/毫米波双色信息融合提供可靠的输入结果.同时,该算法还能避免在毫米波检测失效或降质的初始导引情况下,整个系统失控的危险,提高整个系统的鲁棒性能.对国防建设具有重要意义.

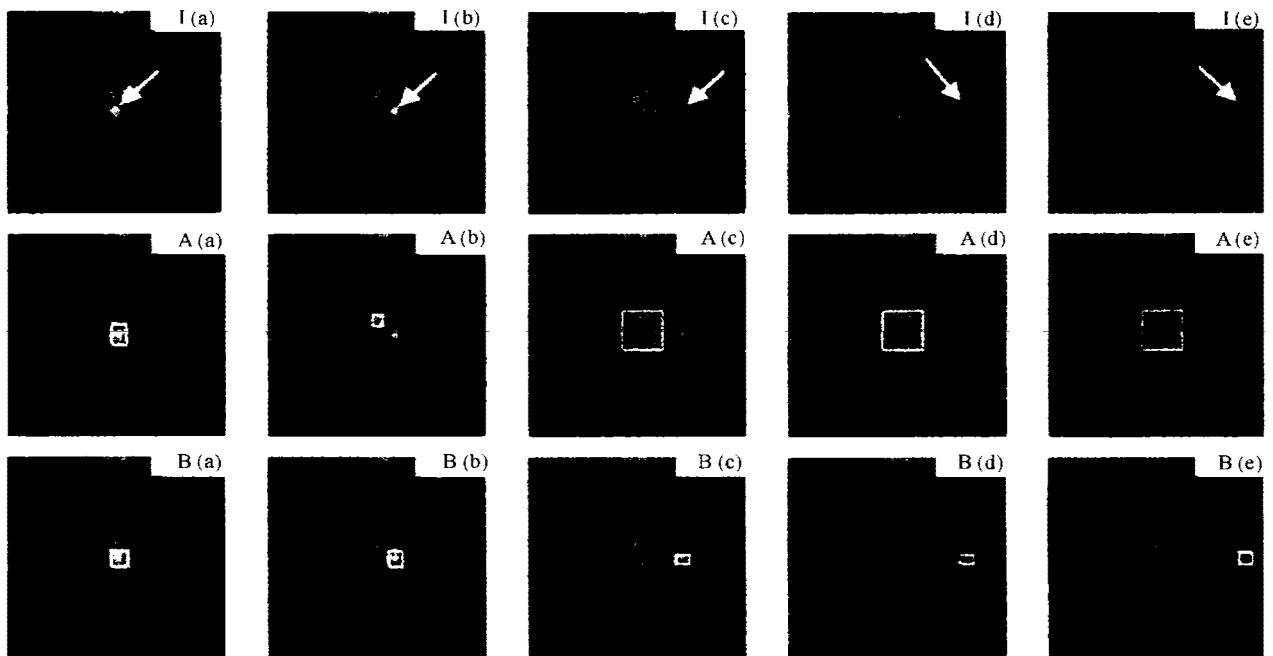


图 4 亚图像均衡目标识别仿真结果

Fig. 4 The simulation results of target recognition of equalized subpixel

REFERENCES

- [1] LUO Zhi-Yong, LI Zai-Ming, FU Zhi-Zhong. Adaptive Recognition and tracking of infrared two-color quasi image. *Journal of Electronics* (罗智勇,傅志中,李在铭. 外双色亚图象自适应识别跟踪. *电子科学学刊*), 2002, 19(3): 333 — 340
- [2] Suring-Gabb Jahng, Hyun-Ki Hong, Sung-Hyun Han, et al. Design of instantaneous field of view of the rosette scanning infrared seeker and dynamic simulation. *SPIE*, 1998, 3365: 158 — 168
- [3] Suring-Gabb Jahng, Hyun-Ki Hong, Sung-Hyun Han, et al. New infrared counter-countermeasure technique using and iterative self-organizing data analysis algorithm for the rosette scanning infrared seeker. *Opt. Eng.*, 2000, 39(9): 2397 — 2404.
- [4] Nobuyuki Otsu. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. on System Man Cybernet*, 1979, 9(1): 62 — 66
- [5] XING Yan, ZHANG Tian-Xu. A knowledge-based target-recognition algorithm under complex background. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence* (邢延,张天序. 复杂背景下基于知识的目标识别算法研究. *模式识别与人工智能*), 1995, 8(3): 237 — 242
- [6] LUO Zhi-Yong, LI Xiao-Feng, LI Zai Ming. DSP real-time optimal quasi-imaging of infrared rosette scan. *Systems Engineering and Electronics* (罗智勇,李晓峰,李在铭. 红外玫瑰扫描 DSP 实时亚成像的优化实现. *系统工程与电子技术*), 2000, 22(8): 72 — 74
- [7] HU Shou-Ren, YU Shao-Bo, Dai Kui. *An Introduction to Neural Network*. Chang sha: The Publishing House of the University of National Defence Science and Technology (胡守仁,余少波,戴葵. *神经网络导论*. 长沙: 国防科技大学出版社), 1993: 66—71