

Image Fusion

Chapter 7 - Multi-source dynamic image fusion

Assoc. Prof Xiao Gang

Email: Xiaogang@sjtu.edu.cn

Office: Aerospace Room.1431

Tel/Fax:021-34206192

Mobile:13918459696



目录

- 7.1 引言
- 7.2 多传感器动态图像融合体系
- 7.3 多传感器动态图像融合算法
- 7.4 实验结果及评价
- 7.5 小结
- 7.6 动态图像融合的问题和发展趋势



7.1 引言

- 静态图像的融合问题已经得到广泛研究，但对于动态图像融合算法的研究较少。
- 如果对多传感器获得的序列图像直接逐帧以静态图像融合方法进行融合处理，则不能利用序列图像在时间轴上的运动信息来指导图像融合过程。如何利用多传感器序列图像中的运动信息目前还是一个难点。

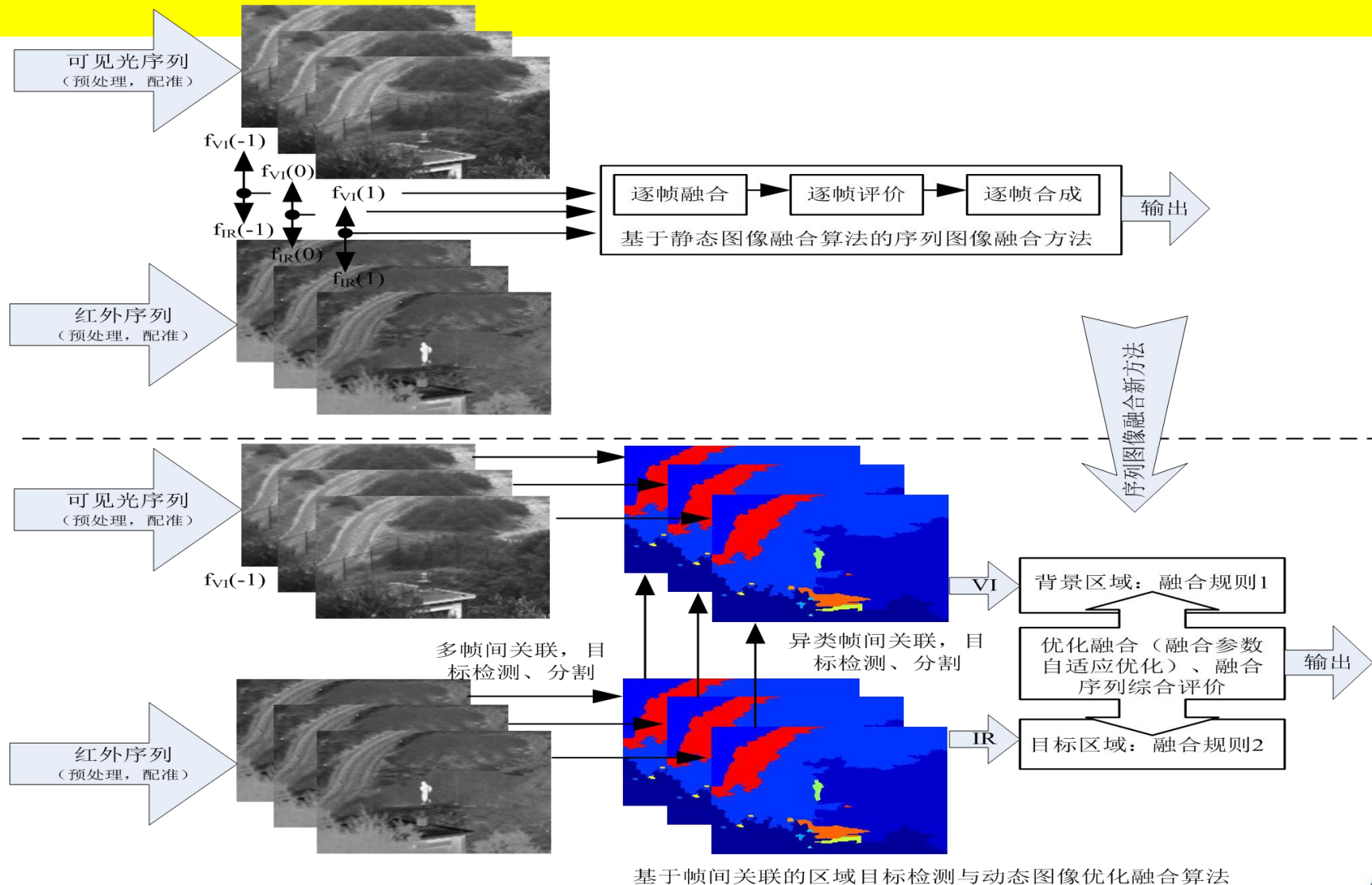


7.1 引言

- **问题：**基于像素级的多源动态图像融合时效性、可靠性差，尤其是像素级帧间融合和评价计算量大，同时移变的融合算法会在帧间引入虚假信息，导致融合结果中出现闪烁和抖动等一系列问题，使得序列图像融合无法开展工程化应用
- **途径：**多传感器动态图像融合-提出一种基于多尺度分解的多传感器动态图像融合体系，在该体系中将序列图像超分辨率复原和运动目标检测理论应用于多传感器动态图像融合之中，较好的利用了序列图像在时间轴上的运动信息。



7.1 引言

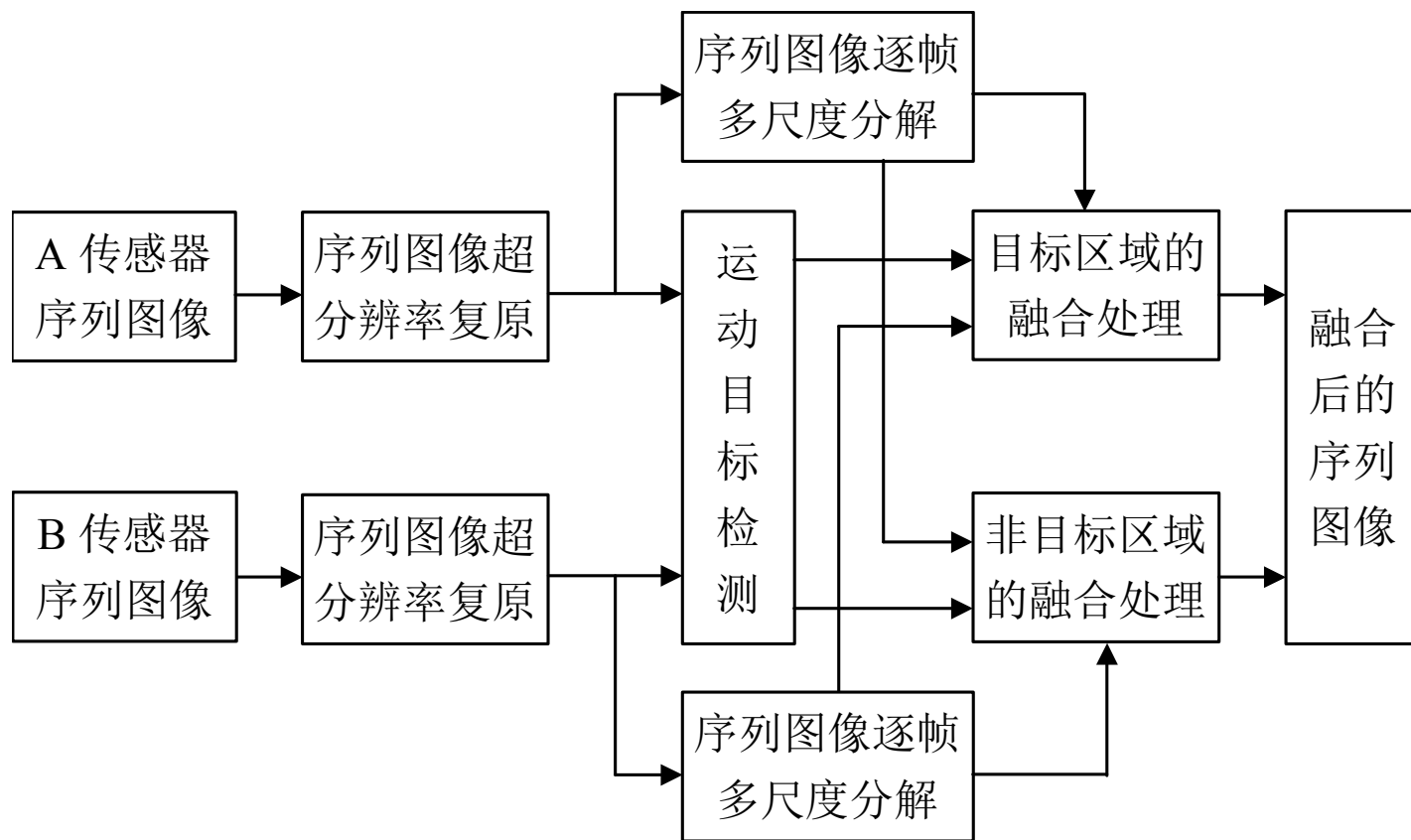


基于帧间关联的区域目标检测与动态图像优化融合算法



7.2 多传感器动态图像融合体系

● 多传感器动态图像融合体系图



7.3 多传感器动态图像融合算法

- 在进行前视红外与可见光动态图像融合时，首先对前视红外与可见光序列图像进行超分辨率复原，然后从超分辨率复原后的前视红外和可见光序列图像中检测运动目标，将检测出的目标信息保留到融合图像中，对于非目标区域采用基于窗口的融合策略。
- 这种融合算法不仅利用了两种成像传感器所成图像的空间灰度信息，而且还利用了序列图像在时间轴上的运动信息，融合后的序列图像既具有较好的目标指示特性，又具有清晰度较高的背景信息，有利于提高监控人员对目标情景的感知能力。



7.3 多传感器动态图像融合算法



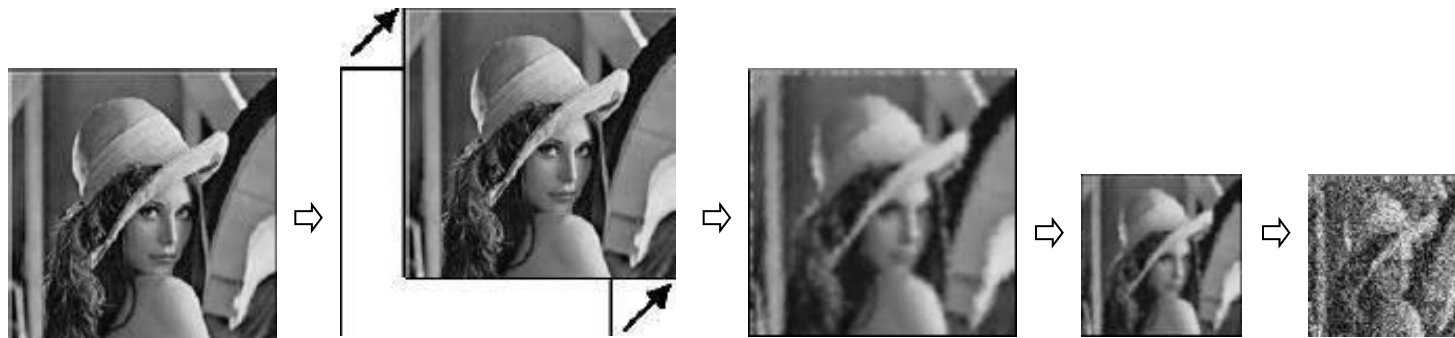
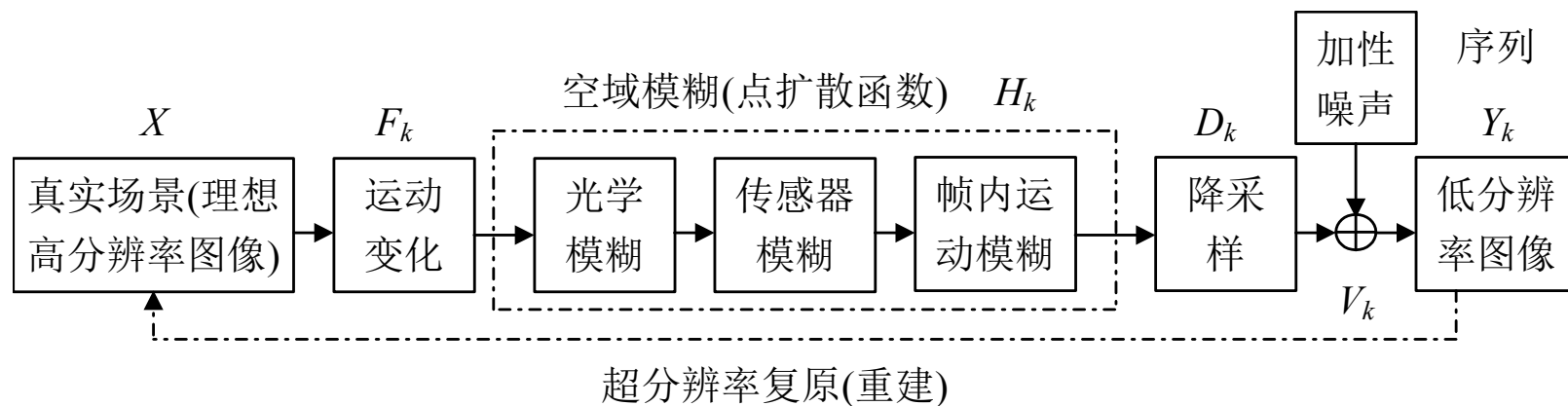
可见光序列图像



前视序列红外图像

7.3.1 序列图像超分辨率复原

低分辨率序列图像的成像过程示意



7.3.1 序列图像超分辨率复原

其成像过程可用以下公式表示：

$$\underline{Y}_k = D_k \cdot H_k \cdot F_k \cdot \underline{X} + \underline{V}_k \quad k = 1, 2, \dots, N$$

序列图像超分辨率复原的任务就是根据当前帧附近的N帧低分辨率序列图像求出当前帧的超分辨率复原后的图像的最优估计值。

将超分辨率复原过程表示为以下的最优估计过程：

$$\hat{\underline{X}} = \underset{\underline{X}}{ArgMin} \left[\sum_{k=1}^N \|D_k \cdot H_k \cdot F_k \cdot \underline{X} - \underline{Y}_k\|_1 + \lambda \sum_{l=0}^P \sum_{m=-P, l+m>0}^P \alpha^{|m|+|l|} \|\underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X}\|_1 \right]$$

参数优化可通过最速下降法得到：

$$\hat{\underline{X}}_{n+1} = \hat{\underline{X}}_n - \beta \left[\sum_{k=1}^N F_k^T \cdot H_k^T \cdot D_k^T \cdot \text{sign} (D_k \cdot H_k \cdot F_k \cdot \hat{\underline{X}}_n - \underline{Y}_k) + \lambda \sum_{l=0}^P \sum_{m=-P, l+m>0}^P \alpha^{|m|+|l|} [I - S_y^{-m} S_x^{-l}] \cdot \text{sign} (\hat{\underline{X}}_n - S_x^l S_y^m \hat{\underline{X}}_n) \right]$$



7.3.1 序列图像超分辨率复原

那么经过优化系数， \underline{X} 的估计可替换为：

$$\hat{\underline{X}} = \underset{\underline{X}}{\text{ArgMin}} \left[\left\| A \cdot (H \cdot \underline{X} - \hat{\underline{Z}}) \right\|_1 + \lambda' \sum_{l=0}^P \sum_{m=-P, l+m>0}^P \alpha^{|m|+|l|} \left\| \underline{X} - S_x^l S_y^m \underline{X} \right\|_1 \right]$$

对可见光序列图像中的某一帧(见图(a))进行超分辨率复原的实验结果(见图(c))，采用双三次插值(bi-cubic interpolation)方法将该帧图像尺寸放大两倍后的结果(见图(d))。对前视红外序列图像中的某一帧(见图(b))进行超分辨率复原的实验结果(见图(e))，采用双三次插值将该帧图像尺寸放大两倍后的结果(见图(f))。

从实验结果中可以看出，超分辨率复原技术可从低分辨率序列图像获得清晰的高分辨率序列图像，同时对序列图像中的噪声以及由成像过程的点扩散函数造成的模糊现象也有一定的抑制作用，而采用简单的双三次插值方法获得的图像则不具有这种效果。



7.3.1 序列图像超分辨率复原



(a) 低分辨率可见光图像



(b) 低分辨率前视红外图像



(c) 超分辨率复原可见光图像



(d) 双三次插值可见光图像



(e) 超分辨率复原前视红外图像



(f) 双三次插值前视红外图像

7.3.2 运动目标检测

运动目标的检测可分为两大类，即基于特征提取的方法和基于光流的方法。

基于特征提取的方法—前者从图像中提取目标特征信息如边缘、线条、角点等，继而构成相对松散的特征集合，将运动目标的检测转为连续帧图像之间的关于这种特征集合的联想问题；

基于光流的方法—利用光流方程中的密度函数对空间、时间的偏导数与物体速度等相关的特性，将视频图像分割成速度场，从中分割出显著的运动目标。根据不同的算法，可细分为邻帧差分方法，背景抽取(差分)方法，统计分类方法，光流方法或速度场方法，以及特征匹配的跟踪方法等。光流法的优点是能够检测独立运动的对象，不需要预先知道场景的任何信息，并且可用于摄像机运动的情况，但多数光流法计算复杂；邻帧差分法非常适合于动态变化的环境，但不能完整的分割运动对象，不利于进一步的对象分析与识别；背景抽取法实现简单，并且能够完整的分割出运动对象，但只适用于背景已知的场合。



7.3.2 运动目标检测

前视红外序列图像中热目标特征较明显，目标区域亮度均值要比背景区域的亮度均值高很多，利用这一特征可对前视红外序列图像中的运动目标进行检测。首先采用基于区域生长的图像分割方法对前视红外序列图像的初始帧(图(a))进行分割，其分割结果如图(b)。如果初始帧中检测不到目标，则对下一帧图像进行分割。由于热目标在前视红外图像中亮度较高，利用亮度信息去判断每一个分割后的区域是否属于目标区域，以进行目标起始检测。对于分割后每一个的区域，定义该区域属于目标区域的信任度为：

$$C_i = \frac{1}{\{1 + \exp[-\lambda_1(\mu_f - \mu_1)]\}} \times \frac{1}{\{1 + \exp[-\lambda_2(\mu_f - \mu_b - \mu_2)]\}}$$

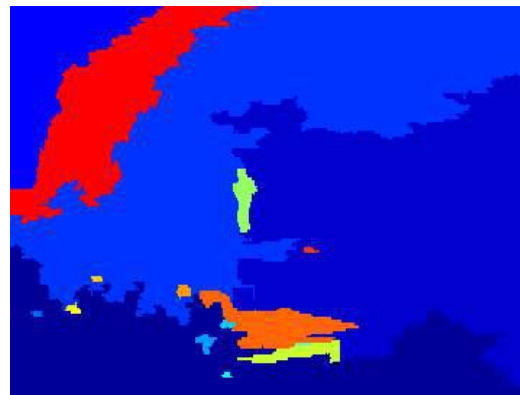
选择属于目标区域的信任度高的区域作为目标区域。如果每一帧图像均采用图像分割的方法寻找目标区域，则将会增加算法的复杂度。本章利用模板匹配的方法根据当前帧检测到的目标区域去寻找下一帧图像中的目标区域。



7.3.2 运动目标检测



(a)原图像



(b)分割结果

前视红外序列图像初始帧分割结果



7.3.2 运动目标检测

- 记录当前帧图像中目标区域的质心位置，并将该目标区域的灰度信息作为模板(模板面积要比目标的轮廓所围的面积稍大，至少模板应将目标框住)。下一帧图像中，以当前帧目标质心位置所在的局部区域内，根据当前帧的目标模板在下一帧图像中进行模板匹配，从而获得下一帧图像中的目标区域，并将下一帧目标区域的灰度信息作为目标模板。此过程可依次迭代，从而可检测出前视红外序列图像中的目标。
- 如果连续几帧搜索不到目标，则重新进行目标起始检测。由于采用比实际目标区域稍大的目标模板进行模板匹配，各帧图像中搜索到的目标区域要比实际目标区域稍大，可对搜索到的目标区域进行简单的阈值分割，即可得到与实际目标大小相近的目标区域。



7.3.3 基于超分辨率复原和运动目标检测的动态图像融合规则

本节采用了基于多尺度分解的融合算法并结合运动目标检测的结果对可见光和前视红外序列图像进行逐帧融合处理。

(1) 对于两图像中不重叠的目标区域，融合过程为：

$$g_i^F(x, y) = \begin{cases} g_i^A(x, y), & \text{if } (x, y) \in R_A^m \\ g_i^B(x, y), & \text{if } (x, y) \in R_B^n \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, N_H$$

$$f_N^F(x, y) = \begin{cases} f_N^A(x, y), & \text{if } (x, y) \in R_A^m \\ f_N^B(x, y), & \text{if } (x, y) \in R_B^n \end{cases}$$



7.3.3 基于超分辨率复原和运动目标检测的动态图像融合规则

(2) 若图像有重叠的区域，采用加权平均或选取融合策略。对重叠区域处理时，为判断是进行加权平均还是系数的直接选取，需要在重叠区域内进行相似度判断，定义该相似度为：

$$M_{AB}(R^{mn}) = \frac{2 \cdot \sum_{(x,y) \in R^{mn}} I_A(x,y) \cdot I_B(x,y)}{\sum_{(x,y) \in R^{mn}} [I_A(x,y)]^2 + \sum_{(x,y) \in R^{mn}} [I_B(x,y)]^2}$$

然后取两图像在重叠区域内所有的高频子带系数的能量作为融合量测指标：

$$S^I(R^{mn}) = \sum_{(x,y) \in R^{mn}} \sum_i^{N_H} g_i^I(x,y)^2 \quad I = A, B$$



7.3.3 基于超分辨率复原和运动目标检测的动态图像融合规则

如果 $M_{AB}(R^{mn}) < \alpha_1$ 则进行系数选取:

$$g_i^F(x, y) = \begin{cases} g_i^A(x, y), & \text{if } S^A(R^{mn}) \geq S^B(R^{mn}) \\ g_i^B(x, y), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$f_N^F(x, y) = \begin{cases} f_N^A(x, y), & \text{if } S^A(R^{mn}) \geq S^B(R^{mn}) \\ f_N^B(x, y), & \text{otherwise} \end{cases}$$



7.3.3 基于超分辨率复原和运动目标检测的动态图像融合规则

如果 $M_{AB}(R^{mn}) \geq \alpha_1$ 则进行加权平均:

$$g_i^F(x, y) = \begin{cases} \varpi_{\max}(R^{mn}) \cdot g_i^A(x, y) + \varpi_{\min}(R^{mn}) \cdot g_i^B(x, y) & \text{if } S^A(R^{mn}) \geq S^B(R^{mn}) \\ \varpi_{\min}(R^{mn}) \cdot g_i^A(x, y) + \varpi_{\max}(R^{mn}) \cdot g_i^B(x, y) & \text{if } S^A(R^{mn}) < S^B(R^{mn}) \end{cases}$$

$$f_N^F(x, y) = \begin{cases} \varpi_{\max}(R^{mn}) \cdot f_N^A(x, y) + \varpi_{\min}(R^{mn}) \cdot f_N^B(x, y) & \text{if } S^A(R^{mn}) \geq S^B(R^{mn}) \\ \varpi_{\min}(R^{mn}) \cdot f_N^A(x, y) + \varpi_{\max}(R^{mn}) \cdot f_N^B(x, y) & \text{if } S^A(R^{mn}) < S^B(R^{mn}) \end{cases}$$



7.3.3 基于超分辨率复原和运动目标检测的动态图像融合规则

(3) 对于非目标区域的融合处理采用Burt提出的基于窗口的融合策略，具体融合过程如下：

首先求取局部窗口内的高频子带系数能量作为融合量测指标：

$$S_i^I(x, y) = \sum_{(m,n) \in N(x,y)} w(m, n) \cdot g_i^I(m, n)^2, I = A, B \quad i = 1, 2, \dots, N_H$$

式中 $N(x, y)$ 为以像素 (x, y) 为中心定义的矩形窗口， $w(m, n)$ 为权系数。然后求局部窗口内高频子带系数相似度：

$$M_i^{AB}(x, y) = \frac{2 \cdot \sum_{(m,n) \in N(x,y)} w(m, n) \cdot |g_i^A(m, n)| \cdot |g_i^B(m, n)|}{S_i^A(x, y) + S_i^B(x, y)}$$



7.3.3 基于超分辨率复原和运动目标检测的动态图像融合规则

然后根据 $M_i^{AB}(x, y) < \alpha_2$ 和 $M_i^{AB}(x, y) \geq \alpha_2$ 判断进行系数选取和加权平均

$$g_i^F(x, y) = \begin{cases} g_i^A(x, y), & \text{if } S_i^A(x, y) \geq S_i^B(x, y) \\ g_i^B(x, y), & \text{if } S_i^A(x, y) < S_i^B(x, y) \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, N_H$$

$$g_i^F(x, y) = \begin{cases} \varpi_{\max}(x, y) \cdot g_i^A(x, y) + \varpi_{\min}(x, y) \cdot g_i^B(x, y) & \text{if } S^A(x, y) \geq S^B(x, y) \\ \varpi_{\min}(x, y) \cdot g_i^A(x, y) + \varpi_{\max}(x, y) \cdot g_i^B(x, y) & \text{if } S^A(x, y) < S^B(x, y) \end{cases}$$

背景简单化处理，可以根据应用需求采用不同的融合规则

对于非目标区域的最低频子带系数的融合，采用取平均的处理方法：

$$f_N^F(x, y) = 0.5 \cdot f_N^A(x, y) + 0.5 \cdot f_N^B(x, y)$$

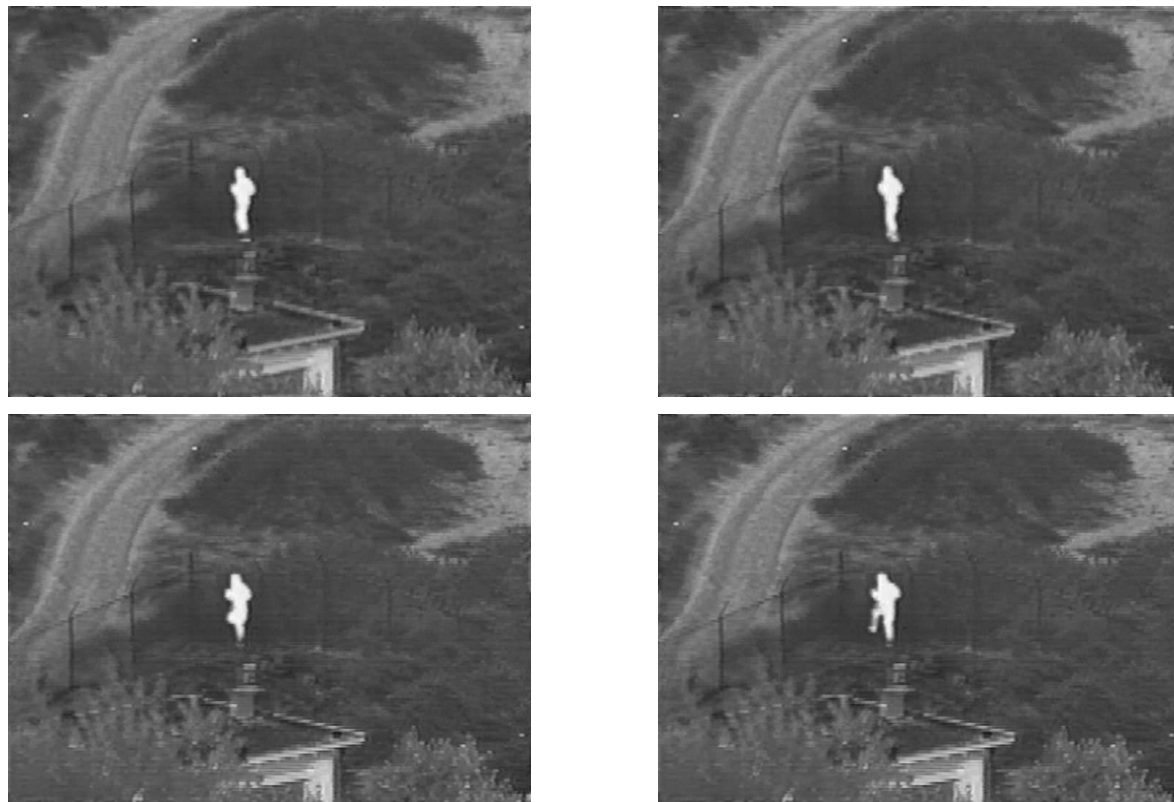


7.4 实验结果及评价

- 实验结果中给出了基于方向可调的不可分离小波框架变换的融合结果，方向可调的不可分离小波框架变换取为6层，各层方向子带个数取为3，滤波器根据Daubechies 9-7双正交小波滤波器方法设计。



7.4 实验结果及评价



基于序列图像超分辨率复原和运动目标检测的多传感器动态图像融合后的序列图像

7.4 实验结果及评价



Oliver R等人提出的多传感器动态图像融合算法得到的融合后序列图像



基于运动目标检测的动态图像融合后的序列图像（作为对照）

7.5 小结

- 采用前视红外与可见光序列图像的融合问题为例进行的实验验证表明：本章所提的多传感器动态图像融合算法所得到的融合后序列图像具有较好的目标指示特性，又具有清晰度较高的背景信息，有利于提高监控人员对目标情景的感知能力。



7.5 小结

多传感器动态图像融合实验性能评价

		信息熵	互信息	边缘保持度
第1帧	Oliver R等人提出的动态图像融合	6.3792	1.4640	0.4317
	基于运动目标检测的动态图像融合	6.4291	1.4727	0.4382
第2帧	Oliver R等人提出的动态图像融合	6.4285	1.4763	0.4259
	基于运动目标检测的动态图像融合	6.4718	1.4825	0.4326
第3帧	Oliver R等人提出的动态图像融合	6.4183	1.4668	0.4269
	基于运动目标检测的动态图像融合	6.4641	1.4749	0.4327
第4帧	Oliver R等人提出的动态图像融合	6.4149	1.4707	0.4237
	基于运动目标检测的动态图像融合	6.4576	1.4759	0.4293



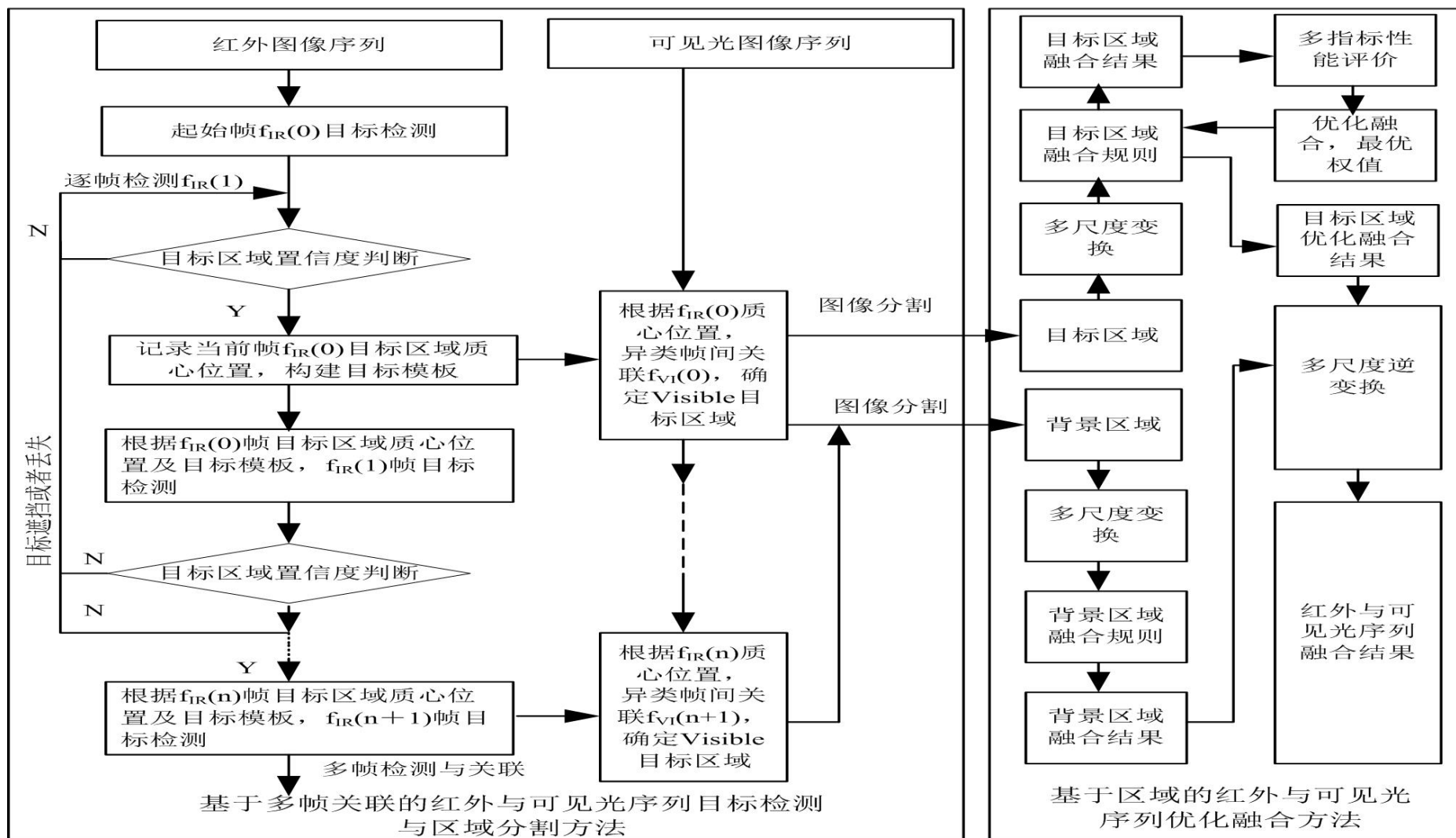
7.6 动态图像融合的问题和发展趋势

- 问题：围绕动态图像融合的**移不变性分析**、**融合鲁棒性**、**多尺度动态建模**和融合序列图像**帧间性能分析**等关键问题，以红外与可见光序列为研究对象，在动态图像融合规则如何考虑目标区域信息、序列帧间信息和移不变性三个基本问题，提出**基于帧间关联的区域目标检测与动态图像优化融合方法**，并采用帧间时空梯度综合评价方法对融合结果进行稳定性和一致性评价



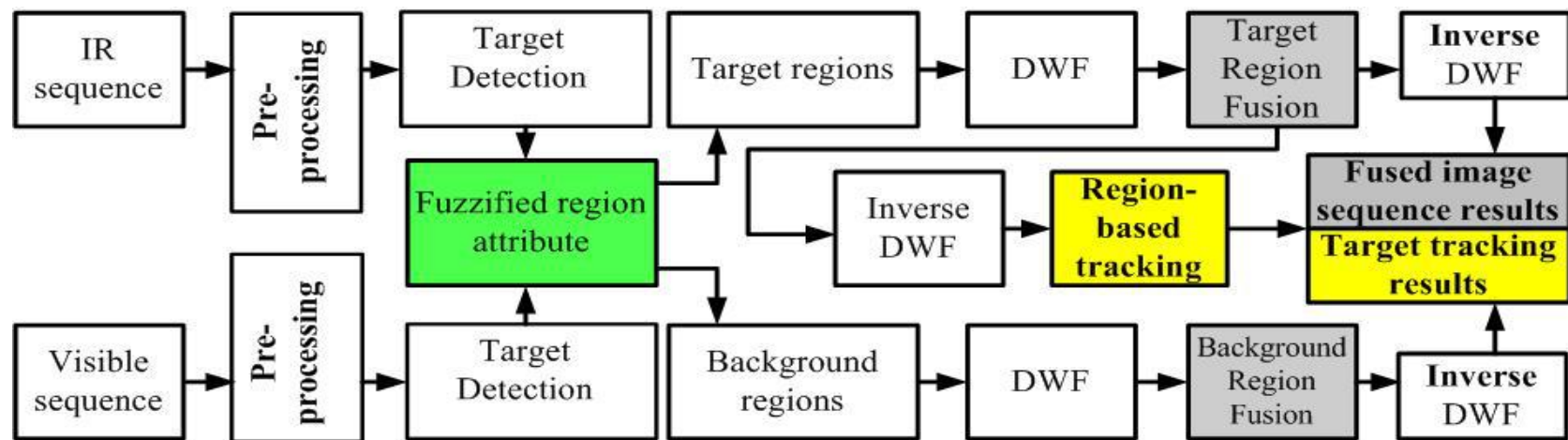
7.6 动态图像融合的问题和发展趋势

● 红外与可见光动态图像融合算法



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势

- 基于模糊目标区域的目标融合跟踪算法（A Mean-shift Target Tracking Approach Based on Fuzzy Region Dynamic Image Fusion）



A frame for Mean-shift tracking approach based on dynamic image fusion



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势



(a) Visible sequence tracking result



(b) infrared sequence tracking result



(c) WA fusion sequence tracking result



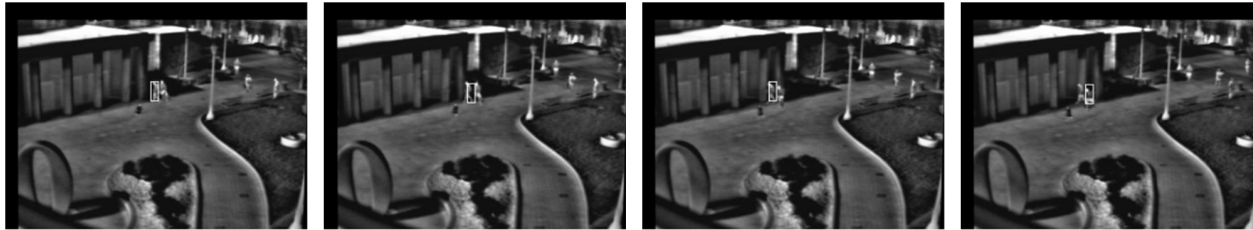
(d) FRDIF fusion sequence tracking result

(frame 1、37、69、835)

7.6 动态图像融合的问题和发展趋势



(a) Visible sequence tracking result (frame 85、100、132、149)



(b) infrared sequence tracking result (frame 85、100、132、149)



(c) WA fusion sequence tracking result (frame 85、100、132、149)



(d) **FRDIF** fusion sequence tracking result (frame 85、100、132、149)



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势



可见光



红外



融合结果

Image from SARNOFF Corporation, USA



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势

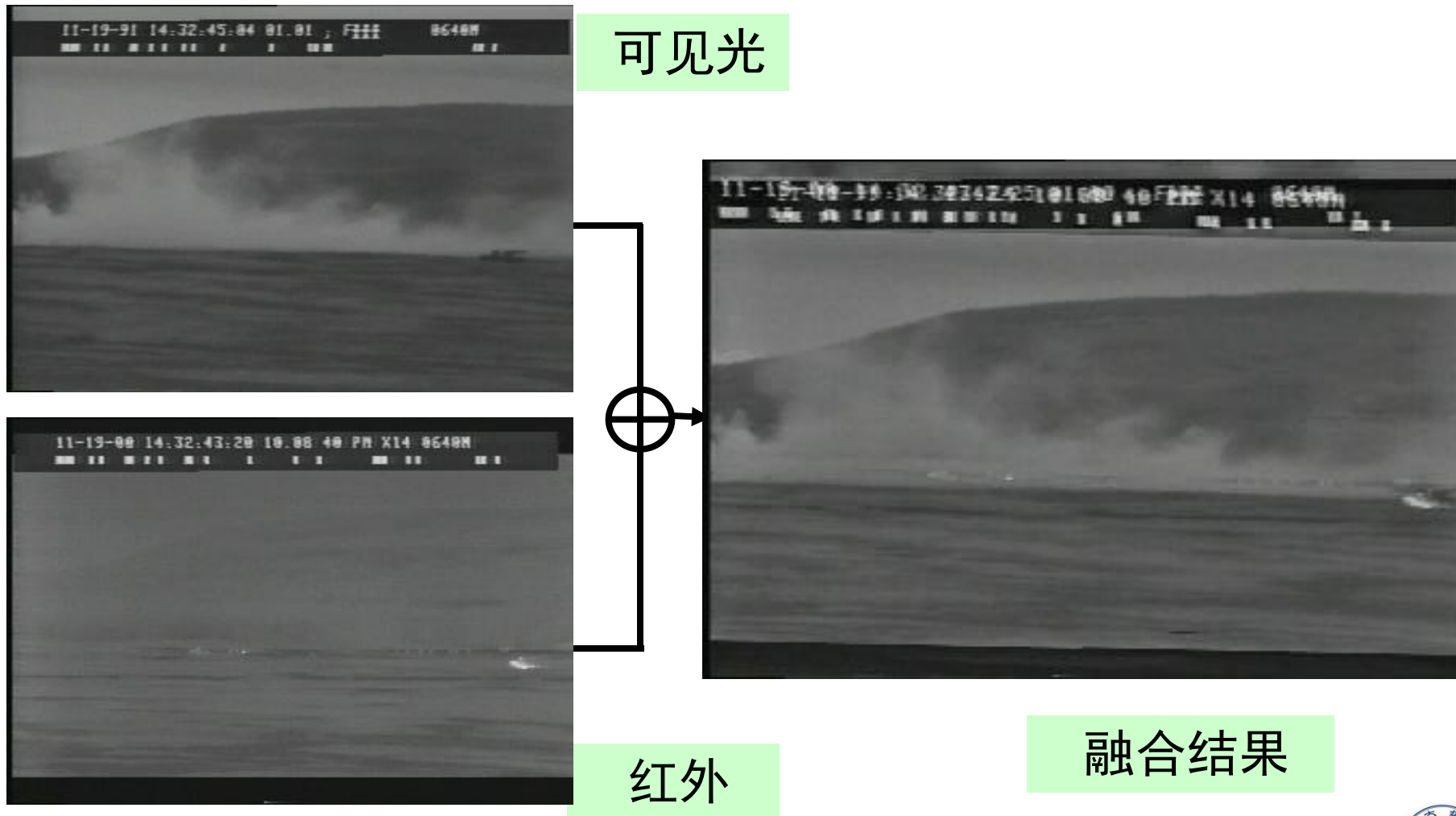


Image from SARNOFF Corporation, USA



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势



(实验数据来源于上海交通大学航空航天学院信控所实验室，2007年9月)



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势



（实验数据来源于上海交通大学航空航天学院信控所实验室，2007年9月）



7.6 动态图像融合的问题和发展趋势

Car (正在运行) - Microsoft Visual Studio

文件(F) 编辑(E) 视图(V) VAssistX 项目(P) 生成(G) 调试(D) 工具(T) 测试(S) 窗口(W) 帮助(H)

Debug Win32 setcursor 十六进制

复杂背景下基于多元信息融合的目标识别系统

可见光 红外 融合结果

地面目标一
可见光 红外 融合结果 识别结果

地面目标二
可见光 红外 融合结果 识别结果

视频源文件操作
播放可见光视频 播放红外视频
同步播放 停止

粒子滤波算法设置
粒子数 100 速度噪声 3 应用
位置噪声 5 目标大小噪声 0.1

红外检测算法设置
亮度阈值 180 膨胀次数 1 应用
腐蚀次数 1 偏移量 0

跟踪算法选择
☒ 基于颜色信息的粒子滤波算法
☒ 基于亮度信息的跟踪方法

识别算法选择
☒ 基于Double Subspace LDA的识别算法
☒ 基于CCA的融合识别算法

帧频设置
帧间间隔时间(ms) 1 应用

功能选择
粒子滤波 基于亮度跟踪
跟踪识别 停止

CCA识别算法验证
类别数 2 维数 1
训练样本数 30 测试样本数 70
运行次数 10 应用
计算 分析
融合CCA平均识别率 0
融合不变矩平均识别率 0
可见光不变矩平均识别率 0
红外不变矩平均识别率 0

确定

自动窗口 局部变量 监视 1

调用堆栈 断点 命令窗口 即时窗口 输出 错误列表

行 5 列 17 C 中 1:32



Thanks!

