

采用模糊推理自适应加权融合的双色红外成像目标跟踪

李秋华 李吉成 沈振康

(国防科技大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

摘要: 针对双色红外成像制导系统中多传感器目标跟踪的实际问题, 提出了一种基于模糊推理自适应加权融合的目标跟踪算法。该算法首先采用 BP 神经网络与模糊推理相结合的方法对各传感器的工作性能进行判决; 然后根据各传感器的性能测度对多传感器测量数据进行自适应加权融合, 得到目标状态的多传感器重建测量; 最后采用卡尔曼滤波器对多传感器重建测量进行滤波得到目标状态的最终估计。实验结果证明了该算法的有效性和稳健性。

关键词: 目标跟踪, 双色红外, 模糊推理, 信息融合

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1009-5896(2005)12-1922-05

Target Tracking in the Dual Band IR Imaging System Using Adaptive Weighting Fusion Based on Fuzzy Inference

Li Qiu-hua Li Ji-cheng Shen Zhen-kang

(Thekey Laboratory for ATR in NUDT, Changsha 410073, China)

Abstract Aim at the problem of multi-sensors target tracking in the dual band IR imaging system, a method of target tracking is presented using adaptive weighting fusion based on fuzzy inference. The algorithm firstly decides the performance of all sensors using a method integrated the BP neural network and fuzzy inference; Then, sums multi-sensors observation data adaptively with different weights based on the measure of these sensors to get the multi-sensors reconstruction observation of target position; Finally, filters the multi-sensors reconstruction observation using the Kalman filter to get the system estimate of target position. The result of experiments proved the effectiveness and robustness of the algorithm.

Key words Target tracking, Dual band IR, Fuzzy inference, Information fusion

1 引言

在双色红外成像制导系统中, 对来自两个不同波段的红外图像分别进行预处理、目标检测及传感器之间的数据关联后, 各传感器将目标在图像中的灰度重心坐标传送到融合中心的主处理器。融合中心在获得各传感器的目标状态测量后, 采用一定的信息融合方法对所接收到的数据进行加工处理来获得目标状态的最优估计。针对这一问题, Carlson 等在文献[1]中提出了联合卡尔曼滤波理论, 给出了一种用于多传感器组合系统的信息融合算法。但该算法存在计算量大不实时实现与系统缺乏稳健性等问题。本文从工程实用性和系统稳健性的角度出发, 提出一种基于模糊推理自适应加权融合的多传感器目标跟踪算法。该算法首先采用神经网络对各传感器测量误差的动态特性进行识别; 接着针对各类误差动

态特性设计不同的推理规则库对各传感器的工作性能进行判决, 得到各传感器的性能测度; 然后根据各传感器的性能测度对多传感器测量数据进行自适应加权融合, 得到目标状态的多传感器重建测量; 最后采用卡尔曼滤波器对多传感器重建测量进行滤波得到目标状态的最终估计。该算法的基本流程如图 1 所示。

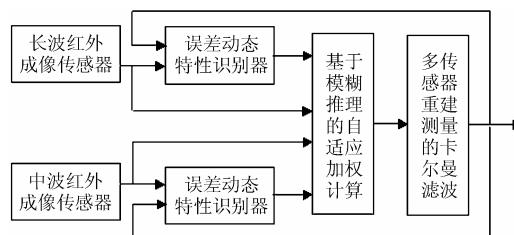


图 1 基于模糊推理自适应加权融合的双色红外成像目标跟踪算法框图

2 传感器误差动态特性的神经网络识别

红外成像传感器的测角精度往往会受到随机干扰、系统误差以及目标检测算法的影响。而误差的幅度、变化趋势和变化快慢等特征反映了传感器的测量精确度和工作性能。因此，可根据传感器的误差动态特性对其测量精确度进行评价得到传感器的工作性能测度作为多传感器重建测量的融合加权值。本文首先采用训练成功的BP神经网络对各传感器的误差变化波形进行识别分类^[2]根据误差的变化趋势类型设计不同的推理规则库对传感器的测量精确度进行推理判决。为了便于实现，可将误差的动态变化分为 4 类波形，如图 2 所示。它们分别是A类波形：上升型；B类波形：下降型；C类波形：振荡型；D类波形：回调型。

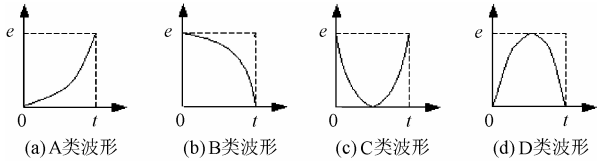


图 2 分类波形

这里所采用的BP神经网络由 1 个输入层、1 个隐含层和 1 个输出层组成。输入层包含 5 个节点；输出层包含 2 个节点；隐含层包含 9 个节点。该神经网络采用各传感器最近 5 帧的归一化测量误差距离矢量 $E_r[n]$ 作为输入，输出为一个两位的二进制编码组{00,01,10,11}，分别对应 4 误差变化波形^[3]。其中测量误差距离矢量 $E_r[n]$ 的定义如下：

$$E_r[n] = \{e_r[n-i]/S[n], i = 4, 3, 2, 1, 0\}^T \quad (1)$$

$$e_r[k] = \sqrt{e_x^2[k] + e_y^2[k]} \\ = \sqrt{(z_x[k] - \hat{x}[k/k-1])^2 + (z_y[k] - \hat{y}[k/k-1])^2} \quad (2)$$

$$S[n] = e_r[n-4] + e_r[n-3] + e_r[n-2] + e_r[n-1] + e_r[n] \quad (3)$$

其中 $e_r[k]$ 为第 k 帧的测量误差距离； $z_x[k]$ 和 $z_y[k]$ 分别为第 k 帧时刻 x 和 y 坐标的传感器测量值； $\hat{x}[k/k-1]$ 和 $\hat{y}[k/k-1]$ 分别为第 k 帧时刻 x 和 y 坐标的多传感器重建测量卡尔曼预测估计(这里将多传感器重建测量卡尔曼预测估计作为目标位置的暂时判决，并假定卡尔曼预测结果比任何传感器测量更接近目标真实位置，对两个波段的测量数据进行基于模糊推理的自适应加权融合重建目标位置测量，并将多传感器重建测量的卡尔曼滤波结果作为最终目标位置判决)； $S[n]$ 为当前帧的误差归一化因子。本文首先对 4 类波形分别进行随机采样得到 BP 神经网络的训练数据，其中部分学习样本见表 1(该神经网络经过 300 次训练，系统训练误差小于 0.001)。然后将训练成功的 BP 神经网络作为传感器的误差动态特性识别器对误差变化波形进行分类。

表 1 误差变化波形分类神经网络学习样本集

序号	输入(归一化测量误差距离矢量)					输出(分类结果)	
	0.01	0.25	0.50	0.75	0.97	0	0
1	0.01	0.25	0.50	0.75	0.97	0	0
2	0.02	0.06	0.25	0.56	0.99	0	0
3	0.01	0.50	0.71	0.86	0.96	0	0
4	0.98	0.75	0.50	0.25	0.01	0	0
5	0.99	0.94	0.75	0.44	0.01	0	1
6	0.99	0.50	0.29	0.14	0.03	0	1
7	0.97	0.25	0.00	0.25	0.99	1	0
8	0.98	0.50	0.00	0.50	0.96	1	0
9	0.99	0.70	0.00	0.70	0.98	1	0
10	0.02	0.25	0.99	0.25	0.96	1	1
11	0.01	0.50	0.97	0.50	0.99	1	1
12	0.03	0.70	0.95	0.50	0.97	1	1

3 自适应加权的模糊推理算法

红外成像传感器系统的工作性能(稳定性和精确度)主要表现在其对目标的测角误差的幅度、变化快慢和变化趋势。本文首先采用训练成功的 BP 神经网络对各传感器的误差变化趋势(即动态特性)进行分类，然后提取反映各传感器动态特性的测量误差距离和最近 5 帧测量误差距离的方差作为模糊推理系统的输入，并针对不同的误差变化波形设计不同的推理规则库对各传感器的工作性能进行推理，得到各传感器的性能测度作为多传感器重建测量的加权值。该模糊推理系统主要包括 3 个部分：输入模糊化界面、推理规则库和输出去模糊界面。下面分别简单介绍如下：

3.1 误差特征的模糊化

红外成像传感器在当前帧图像中的测角误差特征包括测量误差距离和最近 5 帧测量误差距离的方差，分别用 $e_r[n]$ 和 $v[n]$ 表示。 $e_r[n]$ 的定义见式(2)， $v[n]$ 的计算公式如下：

$$v[n] = \frac{1}{5} \sum_{k=0}^4 (e_r[n-k] - \mu[n])^2 \quad (4)$$

$$\mu[n] = \frac{1}{5} \sum_{k=0}^4 e_r[n-k] \quad (5)$$

其中 $\mu[n]$ 为最近 5 帧测量误差距离的平均值。分别采用模糊变量 $\tilde{E}[n]$ 和 $\tilde{V}[n]$ 表示测量误差距离 $e_r[n]$ 和最近 5 帧测量误差距离的方差 $v[n]$ 的模糊化值。模糊变量 $\tilde{E}[n]$ 和 $\tilde{V}[n]$ 的模糊集论域分别为{VS, RS, M, RB, VB}和{S, RS, M, RF, F}，分别对应于语言值集合{非常小, 较小, 中等, 较大, 非常大}和{慢, 较慢, 中等, 较快, 快}。各模糊集的隶属度函数见图 3 和图 4。

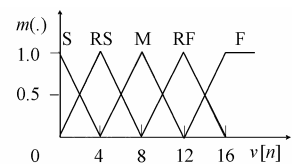
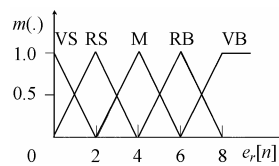


图 3 $\tilde{E}[n]$ 模糊集隶属度函数

图 4 $\tilde{V}[n]$ 模糊集隶属度函数

3.2 建立推理规则库

在对测量误差距离 $e_r[n]$ 和最近 5 帧测量误差距离的方差 $v[n]$ 进行模糊化处理, 就可以根据所建立的推理规则对传感器的工作性能进行判决。推理规则采用 IF-THEN 的形式, 例如“IF $\tilde{E}[n]$ is VS and $\tilde{V}[n]$ is S, THEN $\tilde{P}[n]$ is H”, 即“如果测量误差距离非常小, 且最近 5 帧测量误差距离变化慢, 则传感器在当前帧时刻的测量精确度高”。其中模糊变量 $\tilde{P}[n]$ 为当前帧时刻传感器的工作性能评价, 它的模糊集论域为 {L, RL, M, RH, H}, 对应语言值集合 {低、较低、中等、较高、高}。各模糊集隶属度函数如图 5 所示。

上述各类误差变化波形对应的推理规则库见表 2、表 3、表 4 和表 5。

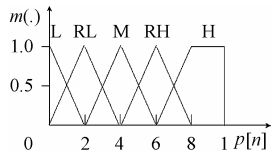


图 5 $\tilde{P}[n]$ 模糊集隶属度函数

表 2 A 类误差变化推理规则库

$\tilde{E}[n]$	$\tilde{V}[n]$				
	S	RS	M	RF	F
VS	RH	RH	M	M	RL
S	RH	M	M	RL	L
M	RH	M	RL	L	L
RB	M	RL	RL	L	L
VB	RL	RL	L	L	L

表 3 B 类误差变化推理规则库

$\tilde{E}[n]$	$\tilde{V}[n]$				
	S	RS	M	RF	F
VS	H	RH	M	M	M
S	RH	M	M	M	RL
M	RH	M	RL	RL	L
RB	M	M	RL	RL	L
VB	M	RL	RL	L	L

表 4 C 类误差变化推理规则库

$\tilde{E}[n]$	$\tilde{V}[n]$				
	S	RS	M	RF	F
VS	H	H	RH	RH	M
S	H	RH	RH	M	M
M	RH	RH	M	M	RL
RB	RH	M	M	M	RL
VB	M	M	RL	RL	RL

表 5 D 类误差变化推理规则库

$\tilde{E}[n]$	$\tilde{V}[n]$				
	S	RS	M	RF	F
VS	H	RH	RH	M	M
S	H	RH	M	M	M
M	RH	RH	M	RL	RL
RB	RH	M	M	RL	RL
VB	M	RL	RL	RL	L

3.3 传感器性能测度的去模糊算法

在得到各类误差变化波形对应的推理规则库后, 就可以根据模糊推理系统的推理机制对给定的输入条件下的传感器工作性能进行推理判决^[4]。为说明的方便, 现假设当前帧时刻的模糊推理系统输入变量取值为 {0.1, 1.0, 5.0}, 即误差变化波形为 B 类, 测量误差距离 $e_r[n]$ 为 1.0 像素和最近 5 帧测量误差距离的方差 $v[n]$ 为 5.0 平方像素。该模糊推理系统^[5]的整个操作流程如图 6 所示。

其中的推理过程简述如下:

第 1 步 对两个分明集输入变量进行模糊化处理, 得到的模糊变量分别为 $\tilde{E}[n]=\{0.50, 0.50, 0.00, 0.00, 0.00\}$ 和 $\tilde{V}[n]=\{0.00, 0.75, 0.25, 0.00, 0.00\}$;

第 2 步 根据表 3 中的 B 类误差变化推理规则库可知, 可执行的推理规则有 4 条, 分别为 (1) “IF $\tilde{E}[n]$ is VS and $\tilde{V}[n]$ is RS, THEN $\tilde{P}[n]$ is H”; (2) “IF $\tilde{E}[n]$ is VS and $\tilde{V}[n]$ is M, THEN $\tilde{P}[n]$ is RH”; (3) “IF $\tilde{E}[n]$ is RS and

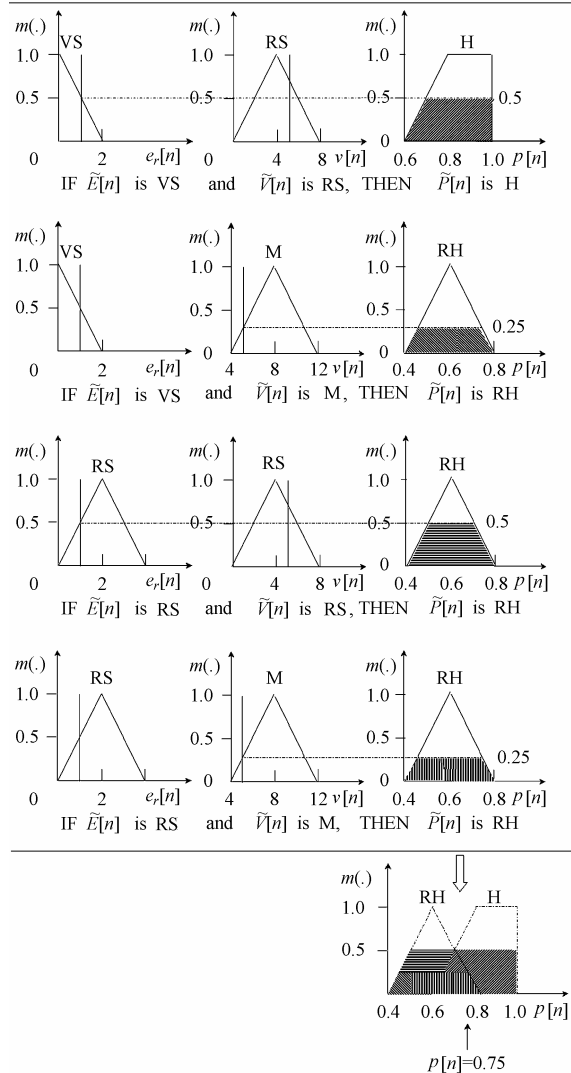


图 6 自适应融合加权的模糊推理过程示意图

$\tilde{V}[n]$ is RS, THEN $\tilde{P}[n]$ is RH” (4) “IF $\tilde{E}[n]$ is RS and $\tilde{V}[n]$ is M, THEN $\tilde{P}[n]$ is RH”;

第 3 步 采用 Max-Min 推理机制确定各条规则前提的确定度(即满足程度), 也就是该规则的适用度。具体公式如下:

$$\omega_i[n] = m_{\tilde{E}_i[n]}(e_r[n]) \wedge m_{\tilde{V}_i}(v[n]), i = 1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

其中 $m_{\tilde{E}_i[n]}(e_r[n])$ 和 $m_{\tilde{V}_i}(v[n])$ 分别为模糊变量 $\tilde{E}[n]$ 和 $\tilde{V}[n]$ 的隶属度函数; 则这里有 $\omega_1[n] = 0.50$, $\omega_2[n] = 0.25$, $\omega_3[n] = 0.50$, 和 $\omega_4[n] = 0.25$ 。

第 4 步 采用各条规则的适用度去截断该规则的结论模糊集得到相应的输出模糊集。各规则的输出模糊集的隶属度函数可采用如下公式求得:

$$m_{\tilde{P}_i[n]}^{(o)}(p) = \omega_i[n] \wedge m_{\tilde{P}_i[n]}(p), i = 1, 2, 3, 4 \quad (7)$$

其中 $m_{\tilde{P}_i[n]}(p)$ 和 $m_{\tilde{P}_i[n]}^{(o)}(p)$ 分别为第 i 条规则的结论模糊集与输出模糊集的隶属度函数。

第 5 步 采用 Max-Min 推理机制合成所有可执行规则的输出模糊集得到模糊系统的输出模糊集。系统输出模糊集的隶属度函数计算公式如下:

$$m^{(o)}(p) = \vee \{m_{\tilde{P}_i[n]}^{(o)}(p), i = 1, 2, 3, 4\} \quad (8)$$

第 6 步 采用重心法对系统输出模糊集进行去模糊, 得到传感器的工作性能测度。具体公式表示如下:

$$P = \frac{\int_0^1 p \times m^{(o)}(p) dp}{\int_0^1 m^{(o)}(p) dp} \quad (9)$$

4 基于多传感器重建测量的目标状态 Kalman 滤波估计

在得到各传感器的工作性能测度 $P_i[n], i = 1, 2$ 后, 就可以通过对各传感器测量进行加权平均的方法得到目标状态的多传感器重建测量值。具体计算公式如下:

$$x[n] = z_{x1}[n]W_1[n] + z_{x2}[n]W_2[n] \quad (10)$$

$$W_1[n] = \frac{P_1[n]}{P_1[n] + P_2[n]} \quad (11)$$

$$W_2[n] = \frac{P_2[n]}{P_1[n] + P_2[n]} \quad (12)$$

其中 $z_{x1}[n]$ 和 $z_{x2}[n]$ 分别为远红外与中红外成像传感器在时刻 n 的 x 坐标测量值; $P_1[n]$ 和 $P_2[n]$ 分别为远红外与中红外成像传感器在时刻 n 的工作性能测度; $W_1[n]$ 和 $W_2[n]$ 分别为远红外与中红外成像传感器在时刻 n 的自适应加权; $x[n]$ 为时刻 n 的多传感器重建测量。目标在图像中纵坐标的多传感器重建测量 $y[n]$ 的计算公式与 $x[n]$ 类似。

为了进一步提高系统的测量精度, 采用 Kalman 滤波器

对多传感器重建测量进行滤波与预测, 并将 Kalman 滤波器的滤波估计和预测估计分别作为 n 时刻的目标位置的最终判决和 $n+1$ 时刻的目标位置的暂时判决。多传感器测量的重建周期为 5 帧(成像传感器帧率为 30 帧/s, 重建周期约为 0.2s)。因此, 在测量重建周期内可假设目标作近似匀速直线运动, 其运动状态方程如下所示:

$$\begin{bmatrix} x(n+1) \\ y(n+1) \\ \dot{x}(n+1) \\ \dot{y}(n+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(n) \\ y(n) \\ \dot{x}(n) \\ \dot{y}(n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} n_x(n+1) \\ n_y(n+1) \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 $T = 0.33s$ 为图像帧时; n_x, n_y 分别为目标在 x 和 y 方向的随机加速度噪声, 可以看作均值为 0 方差分别为 δ_x^2 和 δ_y^2 的高斯白噪声。基于多传感器重建测量的系统观测方程为

$$\begin{bmatrix} z_x[n] \\ z_y[n] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x[n] \\ y[n] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_x[n] \\ v_y[n] \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中 v_x, v_y 分别为 x 和 y 方向的系统观测噪声, 可以看作均值为 0 方差分别为 δ_{zx}^2 和 δ_{zy}^2 的高斯白噪声, 则目标状态的

Kalman 预测与滤波公式可表示如下:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}(n+1/n) \\ \hat{y}(n+1/n) \\ \hat{\dot{x}}(n+1/n) \\ \hat{\dot{y}}(n+1/n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}(n) \\ \hat{y}(n) \\ \hat{\dot{x}}(n) \\ \hat{\dot{y}}(n) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{x}[n+1/n+1] \\ \hat{y}[n+1/n+1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{x}[n+1/n] \\ \hat{y}[n+1/n] \end{bmatrix} + K[n+1] \left\{ \begin{bmatrix} z_x[n+1] \\ z_y[n+1] \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{x}[n+1/n] \\ \hat{y}[n+1/n] \end{bmatrix} \right\} \quad (16)$$

其中 $K[n+1]$ 为卡尔曼滤波最佳增益矩阵。

5 实验结果

为了验证该算法的有效性性与稳健性, 本文采用所建立的目标运动状态方程和测量方程产生实验数据进行仿真计算。通过改变各传感器的观测噪声方差来测试算法的稳健性, 并与 Carlson 等在文献[1]中所提出的联合卡尔曼滤波算法进行了比较。仿真算例中, 目标在 x 和 y 方向的随机加速度噪声 n_x, n_y 取均值为 0 像素方差为 1.0 平方像素的高斯白噪声; 而传感器观测噪声 v_x, v_y 取均值为 0 方差取值可调, 取值范围为 {1.0, 2.0, 3.0, 4.0, 5.0} 等 5 个离散值。对每个观测噪声方差取值进行 50 次蒙特卡罗仿真, 记录其平均误差能量, 结果如图 7 所示:

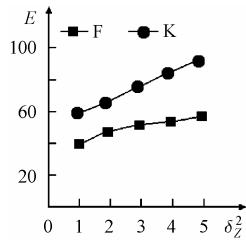


图 7 本文算法与联合卡尔曼滤波的性能比较

图中 F 表示本文所提出的算法；K 表示联合卡尔曼滤波。从上图可以看出，随着观测噪声方差的增大，本文算法性能稳定，而联合卡尔曼滤波方法的平均误差能量变化较大。

6 结束语

本文从工程实用性和系统稳健性的角度出发，提出一种基于模糊推理自适应加权融合的多传感器目标跟踪算法。经实验验证，该算法能进一步提高系统的跟踪精度和稳健性，具有一定的工程应用前景。

参 考 文 献

- [1] Carlsong N A. Federated Kalman filter for fault-tolerant integrated navigation system[A]. Proceeding of IEEE Plans[C]. Orlando: FL, 1988: 110 – 119.
- [2] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control for dynamic systems using neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1990, 1(1): 4 – 27.
- [3] 权太范. 信息融合神经网络—模糊推理理论与应用. 北京:国防工业出版社, 2002: 167 – 175.
- [4] Pacini, J P Kosko B. Adaptive fuzzy systems for target tracking. *Intelligent Systems Engineering*, 1992: 3 – 21.
- [5] Passino Kevin, Yurkovich Setphen. Fuzzy Control. BeiJing: Tsinghua University Press, ADDISON-WESLEY, 2001: 25 – 42.
- 李秋华: 男, 1976 年生, 博士生, 研究方向为红外图像处理、多传感器信息融合与人工智能.
- 李吉成: 男, 1970 年生, 副教授, 研究方向为红外成像制导、遥感图像处理、目标识别与信息融合.
- 沈振康: 男, 1936 年生, 教授, 博士生导师, 863 专家, 研究方向为精确制导、目标识别、神经网络与人工智能.