

多传感器多尺度图像信息融合算法

文成林¹, 郭超², 高敬礼²

(1. 杭州电子科技大学信息与控制研究所, 浙江杭州 310018; 2. 河南大学计算机与信息工程学院, 河南开封 475001)

摘 要: 在已获得对同一目标场景的多个传感器观测图像的情况下, 本文建立了一种基于概率模型的多尺度图像信息融合算法。其基本思想是: 首先对每个传感器图像分别进行小波包多尺度分解变换, 建立基于该传感器图像的塔式结构子图像集, 并且在每个尺度上得到基于每个子图像像素的概率模型; 然后在每个尺度上的对应像素处, 基于来自不同传感器图像的多个对应像素值, 利用最小二乘规则对多尺度概率模型中的参数进行估计; 再后是根据贝叶斯规则对该像素处的像素值进行融合估计; 最后通过利用小波包多尺度逆变换, 获得目标场景基于多个传感器图像的融合估计结果。应用该算法我们对获得的可见光和红外两种传感器图像进行计算机仿真实验, 结果表明, 与相关的方法相比新算法更有效。

关键词: 小波包多尺度变换; 概率模型; 最小二乘; 最大后验估计

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 05-0840-08

Multiscale Image Information from Multisensor Fusion Algorithm

WEN Cheng-lin¹, GUO Chao², GAO Jing-li²

(1. Institute of Information and Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475001, China)

Abstract: While there are multiple images obtained by different sensors to measure the same object scene, one new multiscale image fusion algorithm based on probabilistic model is proposed. Its elementary idea is: Firstly, to decompose each sensor image into multiple subimages which compose a multiscale pyramid via wavelet packet transform, and to establish pixel-based subimage model on every level in the pyramid. Secondly, estimate the model parameters using least squares method based on the corresponding pixel of each level of the sensor image. Then, based on the model, derive estimation of the true scene using maximum posterior method. Finally, we may obtain global fusion estimate with the object scene by applying orderly inverse wavelet packet transformation to every local fusion estimate from each level of the pyramid. The result of fusing the visible image and infrared image shows that the proposed algorithm is valid.

Key words: wavelet packet transform; probabilistic model; least squares; maximum a posteriori estimate

1 引言

数据融合技术是在采集多源信息的基础上, 通过协同利用这些多源信息, 获得对同一事物或目标场景更客观、更本质认识的综合处理技术。与利用原始多源信息中的单一信息相比, 经过融合技术处理后的信息不仅更简洁、而且冗余也更少, 因此也就更加有效。近几年来, 数据融合中的图像融合技术引起了广泛关注, 并已在多谱段空间遥感图像、医用扫描成像、工业检测、机器人智能和计算机多媒体技术等众多领域中得到了深入的研究和广泛的应用^[1, 2]。传统的图像融合方法之一是直接对各源图像中的对应像素分别进行选择、平均或加权平均等处理, 从而得到一幅新的融合图像。加权

平均法具有简单直观、融合速度快、易实现等优点^[3]。但当被融合的各图像之间的灰度差异较大时, 就容易出现明显的拼接痕迹^[4], 这样的结果将不利于人眼识别和后续的目标识别。像素灰度值选择(选大或选小)的融合方法也具有简单、快速和易实现等特点^[3], 但是由于在融合时要选取大的灰度值或小的灰度值往往需要人为干预, 这对于计算机、机器视觉或自动目标识别场合是不合适的, 因此, 该方法的应用受到了一定的限制。

多分辨塔式图像融合算法是目前较为常用的方法之一。这类算法的基本思想是: 首先, 利用相应的数学变换将各个传感器图像进行分解, 形成一个塔状结构的子图像层, 每层上的子图像分别反映的是原图像中相应频带的信息; 然后, 将同一层对应的来自于不同传感器图

像的子图像进行融合,从而得到一个融合后的塔式结构子图像层;最后,利用逆变换将融合后的塔式结构中的每层子图像进行重构,得到最终的融合图像^[5].按照塔式结构形成方法的不同,多分辨塔式图像融合算法可分为高斯-拉普拉斯金字塔^[6]、梯度金字塔、比率低通金字塔^[7~9]、形态学金字塔^[10]等方法.文献^[11]给出一种多尺度拉普拉斯金字塔算法,该算法在一定程度上克服了平均算法和选择算法上述不足.但是,一般情况下,塔式分解是一种图像的冗余分解,分解得到的各层子图像携带的信息间通常是相关的.当要融合的多个传感器图像灰度差别较大时,这种相关性就容易引起算法的不稳定,从而影响到融合后图像的质量.针对上述方法中存在不足,本文将建立基于小波包多尺度变换的融合算法,利用新算法不仅将克服多分辨塔式算法存在的不足,而且还能充分利用图像的小波包多尺度分解能力与人眼视觉的多通道分解规律相似这一特点,因此,也就

更利于保证后续分析理解的有效性.

本文的第 2 节给出图像在时域、多尺度空间中多传感器向量模型,并详细介绍了多尺度空间的图像融合算法,第 3 节给出基于最小二乘算法估计模型参数;第 4 和 5 节分别给出算法的仿真结果和本文的结论.

2 图像的多尺度变换

基于小波包变换的多尺度结构可解决因图像灰度特性不同给图像融合带来的困难.由于小波包变换能去除两相邻尺度上子图像信息间的相关性,所以基于小波包变换的图像融合技术不仅能克服用拉普拉斯金字塔算法带来的不稳定性,而且在计算速度和所需的存贮量等方面都要优于拉普拉斯金字塔算法^[12].

下面,我们将通过图式的方法阐明如何利用小波包变换进行图像融合.如图 1 所示,假设已获得 q 个传感器对实际场景 s 的观测图像.基于多尺度结构图像融合算法的基本思想是:

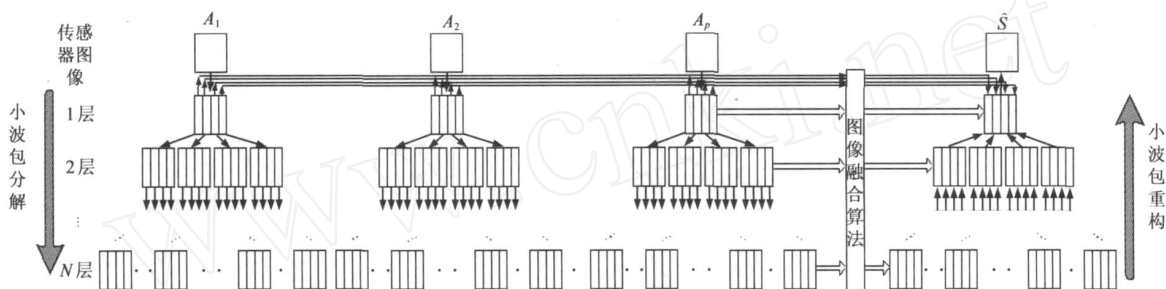


图 1 利用小波包变换进行图像融合示意图

(1) 对 q 个传感器图像分别进行小波包分解,把各个传感器图像 $A_i (i = 1, 2, \dots, q)$ 分解成一个通过低通滤波得到的子图像和三个通过带通滤波得到的细节子图像;

(2) 对分解得到的各子图像重复上述过程,直到在合适的层上终止;

(3) 在每一层上,首先对从各个源图像得到的子图像的相应像素分别进行对应融合(以第一层的第一个子图像为例,将 d_{11}^1 中的像素、 d_{11}^2 中的像素、直到 d_{11}^q 中的像素进行对应融合,从而得到该层上对应处的一个带通细节融合子图像 \hat{d}_{11}^i);对最终的低通滤波图像 c_{n4}^i 进行同样的处理;

(4) 通过小波包逆变换,得到场景 s 的一个融合图像 \hat{s} .

小波包多尺度变换将原始图像分解成一系列具有不同空间分辨率和频域特性的子图像,而通过这些子图像可以充分反映原始图像的局部变化特征,这样就能更有效地进行图像融合.近年来,结合其他数据处理方法,小波包分析已被广泛应用于各种图像融合上.

3 图像多尺度建模

对于一个实际场景 s ,假设可用多个传感器对其成

像.虽然实际场景 s 通常是得不到的,但是通常可在均匀光照和能见度高的条件下,获得场景 s 的观测图像.

3.1 图像的时域建模

通常,由传感器 i 得到的观测图像(传感器图像) A_i 与实际场景图像 s 的关系可描述为

$$A_i = i_s s + i_i + i_n, \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (1)$$

其中 q 是传感器的数目, i_s 是第 i 个传感器的增益, i_i 是第 i 个传感器的固有偏差,它是由传感器本身的性质决定的, i_n 是第 i 个传感器的噪声,称模型(1)为图像形成模型或传感器模型.

3.2 图像像素的多尺度域建模

利用图 1 中所描述的对原图像的分解算法,可将用矩阵和算子形式描述的图像形成模型(1)写成如下基于像素描述的多尺度局部图像形成模型的标量形式,

$$a_i(\mathbf{k}) = i_s(\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) + i_i(\mathbf{k}) + i_n(\mathbf{k}), \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (2)$$

其中 $\mathbf{k} = (x_k, y_j, m, r)$ 表示第 m 尺度上的第 r 个子图像中像素的位置为 (x_k, y_j) , $a_i(\mathbf{k})$ 是第 i 个传感器对图像 \mathbf{k} 处像素的观测值, $i_s(\mathbf{k})$ 是第 i 个传感器在 \mathbf{k} 处的增益, $s(\mathbf{k})$ 是实际场景中 \mathbf{k} 处像素的灰度值, $i_i(\mathbf{k})$ 是第 i 个传感器在 \mathbf{k} 处的偏差, $i_n(\mathbf{k})$ 是第 i 个传感器在 \mathbf{k} 处的噪声.这里 k, j, m 都是表示离散整数指标,

并假设图像形成模型(2)中的参数和传感器噪声的分布特性在空间位置上都是缓慢变化的。

用这个模型可有效地表示不同传感器所得图像的局部极性颠倒、互补特征、传感器增益以及每个传感器的噪声特性等信息。

3.3 图像多尺度域的多传感器向量建模

针对模型(2),基于与 q 个传感器相同位置处各像素值组成的向量形式为

$$\mathbf{a}(\mathbf{k}) = (\mathbf{k}) \mathbf{s}(\mathbf{k}) + (\mathbf{k}) + (\mathbf{k}) \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{a}(\mathbf{k}) = [a_1(\mathbf{k}), a_2(\mathbf{k}), \dots, a_q(\mathbf{k})]^T$$

$$(\mathbf{k}) = [(\mathbf{k}), (\mathbf{k}), \dots, (\mathbf{k})]^T$$

$$(\mathbf{k}) = [(\mathbf{k}), (\mathbf{k}), \dots, (\mathbf{k})]^T$$

$$(\mathbf{k}) = [(\mathbf{k}), (\mathbf{k}), \dots, (\mathbf{k})]^T$$

$\mathbf{s}(\mathbf{k})$ 是实际场景 S 经多尺度分解后在相应层上子图像对应位置的像素。

3.4 图像多尺度域融合算法

下面研究如何利用模型(3),通过综合多传感器图像中对应的观测数据,以获得对实际场景 S 的融合估计 \hat{s} 。

假设 1 (1) $\mathbf{s}(\mathbf{k})$ 的先验概率密度函数服从高斯分布 $N[s_0(\mathbf{k}), \frac{2}{s(\mathbf{k})}]$

$$p(\mathbf{s}(\mathbf{k})) = \frac{1}{(2 \frac{2}{s(\mathbf{k})})^{1/2}} \exp \left[- \frac{(\mathbf{s}(\mathbf{k}) - s_0(\mathbf{k}))^2}{2 \frac{2}{s(\mathbf{k})}} \right] \quad (4)$$

(2) 第 i 个传感器的噪声 $i(\mathbf{k})$ 满足

$$i(\mathbf{k}) \sim N[0, \frac{2}{i(\mathbf{k})}] \quad (5)$$

并具有如下统计特性

$$E\{i(\mathbf{k}) j(\mathbf{k})^T\} = \frac{2}{i(\mathbf{k})} \delta_{i,j} \quad (6)$$

$$E\{s(\mathbf{k}) j(\mathbf{k})^T\} = 0 \quad (7)$$

其中,式(5)中的 $\frac{2}{i(\mathbf{k})}$ 是第 i 个传感器的噪声协方差。

性质 1 根据式(5)、(6)和(7),由各个 $i(\mathbf{k})$ 构成的向量序列 (\mathbf{k}) 满足

$$(\mathbf{k}) \sim N[0, (\mathbf{k})] \quad (8)$$

并具有如下统计特性

$$E\{s(\mathbf{k}) (\mathbf{k})^T\} = 0 \quad (9)$$

其中

$$(\mathbf{k}) = \text{diag}[\frac{2}{1(\mathbf{k})}, \frac{2}{2(\mathbf{k})}, \dots, \frac{2}{q(\mathbf{k})}]$$

定理 1 由假设 1,并以观测的传感器数据 $\mathbf{a}(\mathbf{k})$ 为条件,则目标 $\mathbf{s}(\mathbf{k})$ 的后验概率密度是

$$p(\mathbf{s}(\mathbf{k}) | \mathbf{a}(\mathbf{k})) = \frac{1}{\sqrt{2} M^{-1}} \exp \left[- \frac{(\mathbf{s}(\mathbf{k}) - \mu_{s|\mathbf{a}})^2}{2 M^{-1}} \right] \quad (10)$$

其中

$$M = \frac{2}{s|\mathbf{a}} = \text{cov}(s(\mathbf{k}) | \mathbf{a}(\mathbf{k})) = E\{[s(\mathbf{k}) - \mu_{s|\mathbf{a}}]^2 | \mathbf{a}(\mathbf{k})\} \\ = (\mathbf{k})^T (\mathbf{k}) + \frac{2}{s(\mathbf{k})} \quad (11)$$

是后验协方差,

$$\mu_{s|\mathbf{a}} = E\{s(\mathbf{k}) | \mathbf{a}(\mathbf{k})\} \\ = M^{-1} \left\{ (\mathbf{k})^T (\mathbf{k}) (\mathbf{a}(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + \frac{s_0(\mathbf{k})}{s(\mathbf{k})} \right\} \quad (12)$$

是条件均值,上面各式中算子 $E\{\cdot\}$ 表示期望。

证明 由假设 1 及性质 1,得传感器图像的条件概率密度 $p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{s}(\mathbf{k}))$ 为

$$p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{s}(\mathbf{k})) = \frac{1}{(2)^{q/2} |(\mathbf{k})|^{1/2}} \exp \left[- 1/2 (\mathbf{a}(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) \mathbf{s}(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))^T (\mathbf{k})^{-1} (\mathbf{a}(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) \mathbf{s}(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) \right] \quad (13)$$

因此,可推得边缘概率密度 $p(\mathbf{a}(\mathbf{k}))$ 为

$$p(\mathbf{a}(\mathbf{k})) = \int p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{s}(\mathbf{k})) p(\mathbf{s}(\mathbf{k})) \\ = \frac{1}{(2)^{q/2} |C(\mathbf{k})|^{1/2}} \exp \left[- (\mathbf{a}(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))^T / 2 \times C(\mathbf{k})^{-1} (\mathbf{a}(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k})) \right] \quad (14)$$

其中

$$\mu_m(\mathbf{k}) = E\{\mathbf{a}(\mathbf{k})\}$$

$$C(\mathbf{k}) = E\{[\mathbf{a}(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k})][\mathbf{a}(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k})]^T\}$$

而由式(3),又可得

$$\mu_m(\mathbf{k}) = (\mathbf{k}) s_0(\mathbf{k}) + (\mathbf{k}) \quad (15)$$

$$C(\mathbf{k}) = \frac{2}{s(\mathbf{k})} (\mathbf{k}) (\mathbf{k})^T + (\mathbf{k}) \quad (16)$$

在观测的传感器数据 $\mathbf{a}(\mathbf{k})$ 下,目标 $\mathbf{s}(\mathbf{k})$ 的后验概率密度是

$$p(\mathbf{s}(\mathbf{k}) | \mathbf{a}(\mathbf{k})) = \frac{p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{s}(\mathbf{k})) p(\mathbf{s}(\mathbf{k}))}{p(\mathbf{a}(\mathbf{k}))} \quad (17)$$

再将式(13)、(4)和(14)代入式(17),化简后即得

$$p(\mathbf{s}(\mathbf{k}) | \mathbf{a}(\mathbf{k})) = \frac{1}{\sqrt{2} M^{-1}} \exp \left[- \frac{(\mathbf{s}(\mathbf{k}) - \mu_{s|\mathbf{a}})^2}{2 M^{-1}} \right]$$

其中后验协方差 M 和条件均值 $\mu_{s|\mathbf{a}}$ 分别由式(11)和(12)给出。详细过程见附录。

若记 $\mathbf{s}(\mathbf{k})$ 最大后验估计为 $\hat{s}(\mathbf{k})_{\text{MAP}}$, 有

推论 1 根据定理 1,在每一层上通过最大后验估计可得融合图像相应位置像素的最大后验估计值 $\hat{s}(\mathbf{k})_{\text{MAP}}$

$$\hat{s}(\mathbf{k})_{\text{MAP}} = \mu_{s|\mathbf{a}} = \left[(\mathbf{k})^T (\mathbf{k})^{-1} (\mathbf{k}) + \frac{1}{\frac{2}{s(\mathbf{k})}} \right]^{-1} \\ \times \left\{ (\mathbf{k})^T (\mathbf{k})^{-1} (\mathbf{a}(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + \frac{s_0(\mathbf{k})}{\frac{2}{s(\mathbf{k})}} \right\} \quad (18)$$

下面主要的任务是:首先,如何估计出模型(3)中的参数 (\mathbf{k}) 和 (\mathbf{k}) ;其次,在得到参数估计值之后,由推论 1 得到的 $\mathbf{s}(\mathbf{k})$ 最大后验估计 $\hat{s}(\mathbf{k})_{\text{MAP}}$;最后,利用小波包逆变换将融合后的图像进行重构,从而得

到融合图像基于全局的估计值.

4 基于最小二乘算法估计模型参数

为了估计像素位置在 \mathbf{k} 处的模型参数 $\mathbf{a}(\mathbf{k})$ 和 $s_0(\mathbf{k})$, 给出如下假设:

假设 2 (1) $\mathbf{a}(\mathbf{k})$ 、 $s_0(\mathbf{k})$ 、 \mathbf{R}_k 和 $s_0^2(\mathbf{k})$ 在一个较小的区域 \mathbf{R}_k 内是常量, 分别记做 \mathbf{a} 、 s_0 和 s_0^2 , \mathbf{R}_k 是图 2 描述的由一个 5×5 的像素或者其他形式构成的局部分析窗^[11].

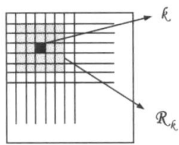


图 2 局部分析窗

(2) $p(\mathbf{k})$ 在区域 \mathbf{R}_k 上均匀分布, 即

$$p(\mathbf{k}) = \begin{cases} \frac{1}{N}, & \mathbf{k} \in \mathbf{R}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

其中, N 是区域 \mathbf{R}_k 中像素的个数.

(3) 区域 \mathbf{R}_k 中传感器图像像素的概率密度为

$$p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) = \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{a} | \mathbf{k}) p(\mathbf{k}) \quad (20)$$

为了估计图像形成模型的参数 $\mathbf{a}(\mathbf{k})$ 和 $s_0(\mathbf{k})$, 需要先求出在 \mathbf{R}_k 上这些传感器图像像素的分布、均值和方差.

引理 1 \mathbf{R}_k 上传感器图像像素的均值 $\mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k)$ 为

$$\mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) = \mu_{s_0} + \quad (21)$$

其中

$$\mu_{s_0} = E_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \{ s_0(\mathbf{k}) \} = \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{k}) s_0(\mathbf{k}) \quad (22)$$

是 $s_0(\mathbf{k})$ 在定义 \mathbf{R}_k 的空间区域上的期望值.

证明 根据条件期望定义, 可得 \mathbf{R}_k 上传感器图像像素的均值 $\mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k)$ 为

$$\begin{aligned} \mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) &= E_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \{ \mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k \} \\ &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \mathbf{a}(\mathbf{k}) p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) \\ &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \mathbf{a}(\mathbf{k}) \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{a} | \mathbf{k}) p(\mathbf{k}) \\ &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{k}) \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \mathbf{a}(\mathbf{k}) p(\mathbf{a} | \mathbf{k}) \\ &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{k}) \mu_m(\mathbf{a} | \mathbf{k}) \\ &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{k}) \{ \mathbf{a}(\mathbf{k}) s_0(\mathbf{k}) + \mathbf{a}(\mathbf{k}) \} \end{aligned} \quad (23)$$

再由假设 2, 得到

$$\begin{aligned} \mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) &:= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{k}) s_0(\mathbf{k}) \mathbf{a}(\mathbf{k}) + \mathbf{a}(\mathbf{k}) \\ &= \mu_{s_0} + \end{aligned} \quad (24)$$

其中, $s_0(\mathbf{k})$ 在 \mathbf{R}_k 定义的空间区域的期望值 μ_{s_0} 由式 (22) 给出.

引理 2 区域 \mathbf{R}_k 上传感器图像像素的条件协方差

$C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k)$ 为

$$C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) := \text{cov}(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) = \begin{matrix} 2 \\ s, s_0 \end{matrix} \begin{matrix} T \\ \end{matrix} + \quad (25)$$

其中

$$\begin{matrix} 2 \\ s, s_0 \end{matrix} := \begin{matrix} 2 \\ s \end{matrix} + \begin{matrix} 2 \\ s_0 \end{matrix} \quad (26)$$

$$s_0^2 = \text{var}_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} (s_0(\mathbf{k})) = \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} p(\mathbf{k}) \{ s_0(\mathbf{k}) - \mu_{s_0} \}^2 \quad (27)$$

是 $s_0(\mathbf{k})$ 在区域 \mathbf{R}_k 上的空间协方差.

证明 根据条件协方差的定义, 可得区域 \mathbf{R}_k 上传感器图像像素的条件协方差 $C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k)$ 为

$$\begin{aligned} C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) &:= \text{cov}(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) \\ &= E_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \{ \text{cov}(\mathbf{a} | \mathbf{k}) \} + \text{cov}_{\mathbf{k}} \{ E(\mathbf{a} | \mathbf{k}) \} \end{aligned} \quad (28)$$

由假设 2, 可得

$$\begin{aligned} C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \{ \begin{matrix} 2 \\ s(\mathbf{k}) \end{matrix} + \text{var}_{\mathbf{k}}(s_0(\mathbf{k})) \} \begin{matrix} (\mathbf{k}) \\ (\mathbf{k}) \end{matrix} \begin{matrix} T \\ \end{matrix} + \begin{matrix} (\mathbf{k}) \\ \end{matrix} \\ &= \int_{\mathbf{k} \in \mathbf{R}_k} \begin{matrix} 2 \\ s \end{matrix} + \begin{matrix} 2 \\ s_0 \end{matrix} \begin{matrix} T \\ \end{matrix} + \begin{matrix} (\mathbf{k}) \\ \end{matrix} \\ &= \begin{matrix} 2 \\ s, s_0 \end{matrix} \begin{matrix} T \\ \end{matrix} + \begin{matrix} (\mathbf{k}) \\ \end{matrix} \end{aligned} \quad (29)$$

其中 $\begin{matrix} 2 \\ s, s_0 \end{matrix}$ 由式 (26) 给出.

推论 2 由引理 1 和 2, 则有

$$\begin{aligned} p(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) &\sim N[\mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k), C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k)] \\ \text{其中, } \mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) &\text{ 和 } C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) \text{ 分别由式 (21) 和 (25) 给出.} \end{aligned}$$

本节给出一种基于局部分析窗中传感器图像数据的一、二阶统计量的参数估计.

设局部分析窗内有 N 个独立的像素, 并记做 $a_n = [a_{1n}, a_{2n}, \dots, a_{qn}]^T$, $n = 1, 2, \dots, N$, 其中, a_{in} ($i = 1, 2, \dots, q$) 是第 i 个传感器在一个局部分析窗内所得观测图像的第 n 个像素的值. 利用这些观测值, 可得采样均值向量 μ_a 与采样协方差矩阵 a 分别为

$$\mu_a = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_n \quad (30)$$

$$a = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (a_n - \mu_a)(a_n - \mu_a)^T \quad (31)$$

由引理 1、2 及式 (30)、(31), 我们定义

$$E = \mu_a - \mu_m(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) \quad (32)$$

$$E = a - C(\mathbf{a}(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k) \quad (33)$$

其中, $x_2 = \sqrt{x^T x}$, $x \in R^n$.

定理 2 通过式 (32) 和 (33), 可得 $\mathbf{a}(\mathbf{k})$ 和 $\mathbf{k}(\mathbf{k})$ 基于最小二乘算法的估计值分别是

$$\hat{a}_{LS} = \mu_a - \mu_{s_0} \quad (34)$$

$$\hat{a}_{LS} = \frac{1/2}{s, s_0} u \quad (35)$$

其中, 修正噪声协方差阵 $P = a - \mathbf{k}(\mathbf{k})$, 是 P 的主特征值 (最大特征值), u 是相应的主特征向量, 且满足 $u^T u = 1$.

证明 对式 (32) 两边求导, 并令其等于 0

$$\frac{\partial E}{\partial} = 0$$

可得 的最小二乘估计为

$$LS = \mu_a - \mu_{s_0}$$

再由式(33)可得

$$\begin{aligned} E &= \sum_{i,j} (a - C(a(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k))_{i,j}^2 \\ &= \text{tr} \{ (a - C(a(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k))^2 \} \end{aligned} \quad (36)$$

对上式两边关于 求导,并令其等于 0

$$\frac{\partial E}{\partial} = 0$$

可得 满足

$$(a - C(a(\mathbf{k}) | \mathbf{R}_k)) = \frac{2}{s, s_0} \mathbf{u}^T \quad (37)$$

这个公式在 上加了两个约束:

- (1) 是修正噪声协方差阵 P 的一个特征向量,
- (2) $\frac{2}{s, s_0} \mathbf{u}^T$ 是相应的特征值.

任取 是 P 的一个特征值, u 是相应的特征向量, 且满足 $\mathbf{u}^T \mathbf{u} = 1$.

若设 $= hu$, 并将其代入式(37), 化简后得

$$\mathbf{u} = \frac{2}{s, s_0} h^2 \mathbf{u}$$

从而有

$$(1 - \frac{2}{s, s_0} h^2) \mathbf{u} = 0$$

两边乘 \mathbf{u}^T 得

$$(1 - \frac{2}{s, s_0} h^2) \mathbf{u}^T \mathbf{u} = 0$$

利用条件 $\mathbf{u}^T \mathbf{u} = 1$, 可得 $\mathbf{u} \neq 0$, 那么

$$\begin{aligned} 1 - \frac{2}{s, s_0} h^2 &= 0 \\ h &= \frac{1/2}{s, s_0} \end{aligned}$$

因此,可以得到参数 满足条件的最小二乘解

$$\hat{LS} = \frac{1/2}{s, s_0} \mathbf{u}$$

当 是修正噪声协方差阵 P 的主特征值, u 是 P 的主特征向量时,式(33)最小.

由于 和 的最小二乘估计值分别依赖于参数 μ_{s_0} 和 $\frac{2}{s, s_0}$, 而参数 μ_{s_0} 和 $\frac{2}{s, s_0}$ 又以关系 (22) 和 (26) 分别依赖于先验 $s_0(\mathbf{k})$ 和 $\frac{2}{s}$, 因此, 在没有关于场景 s 的先验知识的情况下, 必须采取适当的方法确定 μ_{s_0} 和 $\frac{2}{s, s_0}$ 的值或估计值.

在假设 2 下, 在局部分析窗 \mathbf{R}_k 中, 传感器像素变化的强度通常是由实际场景 s 和噪声的变化引起. 噪声修正协方差矩阵 P 的主特征值 代表了 a 中像素变化的强度, 这个变化是由实际场景 s 中像素的变化引起. 因此应该有 $\frac{2}{s, s_0}$. 为了保证一致性, 令 $\frac{2}{s, s_0} =$

在所有的局部区域都成立, 则由式(35)可得

$$\frac{2}{s, s_0} = \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \mathbf{u} = 1$$

那么 $\frac{2}{s, s_0} = 1$.

假设 3 在缺少场景的先验信息时, 可假设 s_0 处处为零. 即在 s 上每个像素位置的先验分布是零均值的.

尽管假设 3 在实际中无效, 但因此却可得到一个近似估计. 由公式(22)可得 $\mu_{s_0} = 0$. 注意到假设并没有改变上面给出的 $\frac{2}{s, s_0}$ 的选择.

推论 3 在假设 3 下, 利用定理 2, 可得 和 的最小二乘估计分别是

$$\hat{LS} = \mu_a - \mu_{s_0} = \mu_a \quad (38)$$

和

$$\hat{LS} = \frac{1/2}{s, s_0} \mathbf{u} = \mathbf{u} \quad (39)$$

至此, 我们得到了参数的估计值, 将这个值代入式 (18) 即可求得融合图像.

5 仿真

本文对同一目标(图 3 a)的可见光图像(图 3 b)和红外图像(图 3 c)利用本文给出的算法进行计算机仿真实验研究, 实验图像经过空间配准, 他们都是 512 * 512 像素、具有 256 级灰度的图像. 实验结果的定性分析如图 3 所示, 定量分析如表 1 所示. 在图 3 中, 图像 d 是平均融合结果, 图像 e 是选择融合结果(这里选择较大的像素值作为融合图像相应像素位置的像素值), 图像 f 是利用文献[11]融合方法的结果, 图像 g 是本文融合方法的结果. 同时, 我们采用如下形式的标准均方差 MSE 和信噪比 SNR 为评价指标.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^N (\tilde{P}_{x_k y_j} - P_{x_k y_j})^2 \quad (40)$$

$$SNR = 10 * \log_{10} \frac{\sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^N P_{x_k y_j}^2}{\sum_{k=1}^M \sum_{j=1}^N (\tilde{P}_{x_k y_j} - P_{x_k y_j})^2} \quad (41)$$

其中, $P_{x_k y_j}$ 表示目标场景在 (x_k, y_j) 的像素的灰度值, $\tilde{P}_{x_k y_j}$ 表示融合图像在 (x_k, y_j) 的像素的灰度值.

标准均方差 MSE 代表的是融合图像对原图的信息保留程度, 其值越小表示近似度越高. 信噪比 SNR 与标准均方差 MSE 相反, 其值越大表示融合效果越好.

比较图 3 中的图 (d), 图 (e) 以及图 (f), 我们可以看到当被融合的各图像之间的灰度差异较大时, 使用平均方法就出现了明显的拼接痕迹, 选择方法亦无法进行较好的融合, 文献[11]的方法在一定程度上克服了平均和选择的不足, 得到图 (f) 的质量也较好于上述图

(d) 和 (e).

比较本文的方法和文献[11]的方法,从图上可以明显看到,图3中的子图(g)中水面、树木以及桥上的噪声比子图(f)抑制的更有效.这是因为文[11]中的拉普拉斯金字塔算法是一种图像的冗余分解,分解得到的各层子图像携带的信息间通常是相关的.当要融合多个传感器图像灰度差别较大时,这种相关性就容易引起算法的不稳定,从而影响到融合后图像的质量.而且,拉普拉斯金字塔算法,分解得到的子图像带宽较宽,在进行模型参数估计时,采用局部平均,此时,子图像就会丢掉大量的信息;而小波包多尺度变换,分解得到子图像的带宽比较窄.这样就保留了更多有用的信息.同时,本文建立的多传感器多尺度图像融合的概率

估计方法,不仅很好地利用了先验模型信息,在对模型中的参数进行估计时,也尽可能有效地利用了传感器图像一个像素周边的信息(这在第三节模型参数估计中很容易看出);因此利用新算法进行多传感器多尺度图像融合估计时,就能有效地减少融合过程中的不确定性、保持目标场景的本质特点、抑制传感器图像中的噪声.这些特点从表1的仿真也可以很容易的看出.

如表1所列,文献[11]的MSE值分别比选择方法和平均方法降低20%和33%,而SNR值分别比选择方法和平均方法提高7%和15%.本文方法的MSE值分别比选择方法和平均方法降低70%和75%,而SNR值分别比选择方法和平均方法提高79%和92%.以标准均方差MSE和信噪比SNR为评价指标,本文给出的基于概率模型的图像融合方法是有效的.

表1 四种融合算法的定量分析

图像融合方法	MSE	SNR
本文的方法	427.690	21.622
文献[11]的方法	1166.100	12.899
选择方法	1463.100	12.058
平均方法	1732.600	11.260

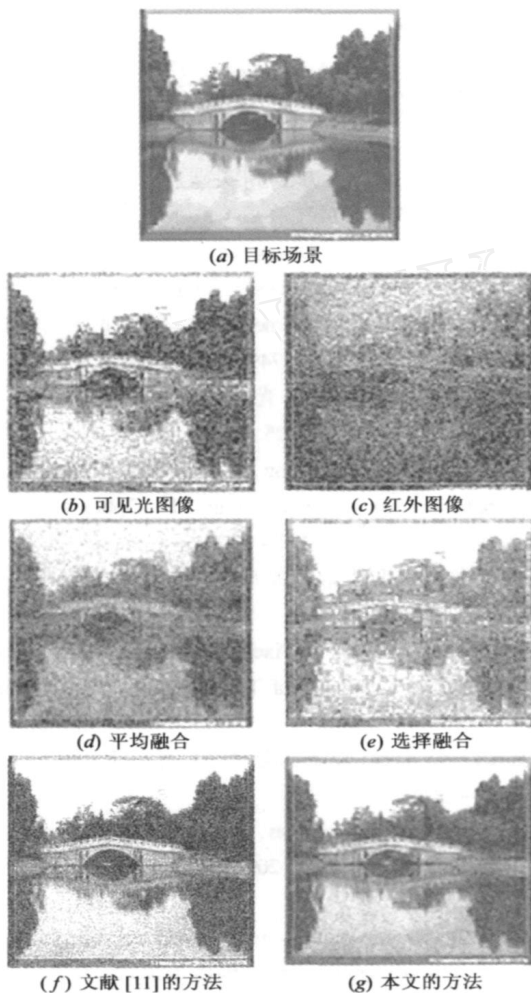


图3 不同融合方法实验结果对比图

5 结论与展望

本文给出了多传感器多尺度图像融合的概率估计方法,详细描述了确定模型参数.该方法是建立在多传感器之间相互独立和高斯噪声条件下的,且认为融合图像是传感器图像的局部变换,融合图像将最大限度的包含各传感器所含有的信息.使用本文的方法传感器噪声在融合后的图像中有明显减弱,同时有效的进行了特征互补,所得到的融合图像质量明显得到改善,噪声被有效的抑止,与其他方法相比,可以明显看到该方法的有效性.

基于小波金字塔分解的图像融合算法还有很多,尝试采用其他算法也会得到不错的结构^[13,14].此外,实际情况中,传感器之间的噪声往往是非独立、非高斯的.可以考虑首先对噪声进行处理,得到相互独立的高斯噪声,然后再使用本文的方法.

本文方法也可应用于语音处理、模式识别等领域.

附录

定理 1

证明:

将式(13)、(4)和(14)代入式(17),有

$$p(s(k) | a(k)) = \frac{p(a(k) | s(k)) p(s(k))}{p(a(k))}$$

$$= \frac{\frac{1}{(2\pi)^{q/2}} \frac{1}{|C(k)|^{1/2}} \frac{1}{(2\pi)^{2/s(k)}} \exp[-\frac{1}{2} (a(k) - (k)s(k) - (k))^T (k)^{-1} (a(k) - (k)s(k) - (k))] \frac{1}{(2\pi)^{2/s(k)}} \exp[-\frac{1}{2} \frac{(s(k) - s_0(k))^2}{s(k)}]}{\frac{1}{(2\pi)^{q/2}} |C(k)|^{1/2} \exp[-\frac{1}{2} (a(k) - \mu_m(k))^T C(k)^{-1} (a(k) - \mu_m(k))]}$$

分步计算

(1) 将 $C(\mathbf{k}) = \frac{1}{s(\mathbf{k})} (\mathbf{k} \mathbf{k})^T + \dots$ 代入, 有

$$\frac{1}{(2)^{q/2} |\mathbf{k}|^{1/2} (2)^{2/s(\mathbf{k})}^{1/2}} \frac{1}{(2)^{q/2} |C(\mathbf{k})|^{1/2}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{1}{s(\mathbf{k}) \sqrt{|\mathbf{k}| + \frac{2}{s(\mathbf{k})} (\mathbf{k} \mathbf{k})^T + |\mathbf{k}|}}^{-1}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{1}{s(\mathbf{k}) \sqrt{\frac{2}{s(\mathbf{k})} (\mathbf{k} \mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} + E}}^{-1}$$

根据 $E_n \times_n - A_n \times_m B_m \times_n = \dots$ (2)

$$\exp[-\frac{1}{2} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))] \exp[-\frac{1}{2} \frac{(s(\mathbf{k}) - s_0(\mathbf{k}))^2}{s(\mathbf{k})}]$$

$$\exp[-\frac{1}{2} (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))^T C(\mathbf{k})^{-1} (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))]$$

$$= \exp\left\{ -\frac{1}{2} \left[(a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + \frac{(s(\mathbf{k}) - s_0(\mathbf{k}))^2}{s(\mathbf{k})} - (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))^T C(\mathbf{k})^{-1} (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k})) \right] \right\}$$

对上式的指数部分重新整理, 可写成关于 $s(\mathbf{k})$ 的二次形式,

$$(a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}) s(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + \frac{(s(\mathbf{k}) - s_0(\mathbf{k}))^2}{s(\mathbf{k})} - (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))^T C(\mathbf{k})^{-1} (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k})) = (\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (\mathbf{k}) + \frac{2}{s(\mathbf{k})} s^2(\mathbf{k}) - 2[(\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + s_0(\mathbf{k}) \frac{2}{s(\mathbf{k})}] s(\mathbf{k}) + (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + s_0(\mathbf{k})^2 \frac{2}{s(\mathbf{k})} - (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))^T C(\mathbf{k})^{-1} (a(\mathbf{k}) - \mu_m(\mathbf{k}))$$

将 $C(\mathbf{k})^{-1} = \dots$ 以及 $\mu_m(\mathbf{k}) = (\mathbf{k}) s_0(\mathbf{k}) + (\mathbf{k})$ 代入上式, 并且令 $M = (\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (\mathbf{k}) + \frac{2}{s(\mathbf{k})}$ 得到

$$\text{上式} = Ms^2(\mathbf{k}) - 2[(\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + s_0(\mathbf{k}) \frac{2}{s(\mathbf{k})}] s(\mathbf{k}) + (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k}))^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + s_0(\mathbf{k})^2 \frac{2}{s(\mathbf{k})} - (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) s_0(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} - [-\frac{1}{(\mathbf{k})} - \frac{1}{(\mathbf{k})} (\mathbf{k}) M^{-1} (\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})}] (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) s_0(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) = M(s^2(\mathbf{k}) - \mu_{s|a})^2$$

其中, $\mu_{s|a} = M^{-1} \{ (\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (a(\mathbf{k}) - (\mathbf{k})) + s_0(\mathbf{k}) \frac{2}{s(\mathbf{k})} \}$.

这样可化简为

$$p(s(\mathbf{k}) | a(\mathbf{k})) = \frac{1}{\sqrt{2} M^{-1}} \exp\left[-\frac{(s(\mathbf{k}) - \mu_{s|a})^2}{2 M^{-1}}\right]$$

参考文献:

[1] 何国金, 李克鲁, 胡德永, 从柏林, 张雯华. 多卫星遥感数

$$\frac{1}{(2)^{q/2} |\mathbf{k}|^{1/2} (2)^{2/s(\mathbf{k})}^{1/2}} \frac{1}{(2)^{q/2} |C(\mathbf{k})|^{1/2}} = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{1}{s(\mathbf{k}) - \frac{1}{s(\mathbf{k})} \sqrt{(\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (\mathbf{k}) + \frac{2}{s(\mathbf{k})}}^{-1}}$$

上式经过整理后, 可得

$$\frac{1}{(2)^{q/2} |\mathbf{k}|^{1/2} (2)^{2/s(\mathbf{k})}^{1/2}} \frac{1}{(2)^{q/2} |C(\mathbf{k})|^{1/2}} = \frac{1}{\sqrt{2} ((\mathbf{k})^T - \frac{1}{(\mathbf{k})} (\mathbf{k}) + \frac{2}{s(\mathbf{k})})^{-1}}$$

据的信息融合: 理论、方法和实践[J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(9): 744 - 749.

He Guojin, Li Kelu, Hu Deyong, Cong Bolin, Zhang Wenhua. Information fusion of multisensor satellite remote sensing data: Theory, method and experiment [J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 4(9): 744 - 749. (in Chinese)

[2] 闫丽, 袁家虎, 刘江, 李展. 光学子波用于图像处理[J]. 光学精密工程, 2000, 8(3): 225 - 230.

Yan Li, Yuan Jiahu, Liu Jiang, Li Zhan. Optical-wavelet transform application in image processing [J]. Optics and Precision Engineering, 2000, 8(3): 225 - 230. (in Chinese)

[3] 赵天昀. 像素级图像融合技术研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2004. 5. 1.

Zhao Tianyun. A Study on Pixel-Level Image Fusion Technology [D]. Chendu University of Technology, 2004. 5. 1. (in Chinese)

[4] 张加友, 王江安. 红外图像融合[J]. 光电子·激光, 2000, 11(5): 537 - 539.

Zhang Jiayou, Wang Jiang-an. Infrared image fusion [J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2000, 11(5): 537 - 539. (in Chinese)

[5] Meek T R. Multiresolution image fusion of thematic mapper imagery with synthetic aperture radar imagery [D]. USA: Utah State University, 1999.

[6] Burt P J, Adelson E H. The laplacian pyramid a compact image code [J]. IEEE Trans on Commun, 1998, COM-31: 532 - 540.

[7] Toet A. Multiscale contrast enhancement with applications to image fu2sion [J]. Optical Engineering, 1992, 31(5): 1026 - 1031.

[8] Toet A, Ruyven L J, Valeton J M. Merging thermal and visual

- images by a contrast pyramid[J]. Optical Engineering, 1989, 28(7): 789 - 792.
- [9] 蒲恬,倪国强. 应用于图像融合中的多尺度对比调制法[J]. 北京理工大学学报, 2000, 20(2): 119 - 223.
Pu Tian, Ni Guoqiang. Multiscale contrast modulation applied to image fusion[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2000, 20(2): 119 - 223. (in Chinese)
- [10] Toet A. A morphological pyramid image decomposition[J]. Pattern Recognition Letters, 1989, 9(4): 255 - 261.
- [11] Sharma R K. Probabilistic Model-based Multisensor Image Fusion[D]. USA: Oregon Graduate Institute Portland, OR, 1999.
- [12] 毛士艺,赵巍. 多传感器图像融合技术综述[J]. 北京航空航天大学学报, 2002, 10(5): 512 - 515.
Mao Shiyi, Zhao Wei. Comments on multisensor image fusion techniques[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002, 10(5): 512 - 515. (in Chinese)
- [13] 文成林,金峰,周东华. 单传感器单模型动态系统多尺度分解与估计新算法[J]. 电子学报, 2002, 30(6): 819 - 822.
Wen Chenglin, Jin Feng, Zhou Donghua. A new algorithm of multiscale decomposition and estimation for single sensor and single model[J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(6): 819 - 822.
- [14] 文成林. 多传感器单模型动态系统多尺度数据融合[J]. 电子学报, 2001, 29(3): 341 - 345.
Wen Chenlin. Multiscale data fusion for multi-sensor single model dynamic system[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(3): 341 - 345. (in Chinese)

作者简介:

文成林 男, 1963 年生于河南省, 博士、教授、博士生导师。主要研究方向为: 多尺度估计理论及其应用、信号处理与数据融合技术及应用、动态系统建模理论及其应用技术。先后主持国家自然科学基金面上项目 3 项, (联合) 主持国家自然科学基金重点项目 1 项, 省部级重点项目 4 项; 已发表学术论文 80 余篇, 出版学术专著 3 部。
E-mail: wencil@hdu.edu.cn

郭超 女, 1981 年生, 河南大学计算机与信息工程学院硕士研究生, 研究方向为信号及图像处理。参与导师主持的国家自然科学基金和重点基金等项目的研究, 已取得多项研究成果, 完成论文 3 篇。
E-mail: gracieguo@hdu.edu.cn

高敬礼 男, 1980 年生, 河南大学计算机与信息工程学院硕士研究生, 研究方向为模式识别及图像处理。参与导师主持的国家自然科学基金和重点基金等项目的研究, 完成论文 2 篇。
E-mail: gaojingli@hdu.edu.cn