

基于三角模融合准则的滤波算法

景晓军¹, 尚 勇², 余 农³

(1. 北京邮电大学, 北京 100876; 2. 北京大学, 北京 100871; 3. 中科院上海技术物理研究所, 上海 200083)

摘 要: 本文针对线性和非线性混合滤波技术的不足, 提出了一种基于三角模融合算子的混合滤波算法. 此算法根据信息融合的竞争性、互补性、冗余性的特点, 运用三角模算子对边界点进行融合判断, 从而根据融合结果, 进行混合滤波. 本算法很好地克服了单源判别边界点误报风险大、可靠性和容错性差的弊端, 改进了滤波性能. 后续实验证明了本算法的有效性, 为图像滤波的技术发展提供了一个新的探索途径.

关键词: 信息融合; 三角模算子; 最小错误概率准则; 聂曼-皮尔逊准则; 混合滤波

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 06-0886-04

Image Filtering Based on Triangle Module Fusion Criterion

JING Xiao-jun¹, SHANG Yong², YU Nong³

(1. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 2. Peking University, Beijing 100871, China;

3. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

Abstract: In this paper, a new hybrid filter algorithm based on triangle modulus fusion operator was proposed to overcome the shortcomings of the hybrid linear and nonlinear filter techniques. Based on the properties of competition, complementation and redundancy of information fusion, this algorithm makes fusion decision about the boundary point using the triangle modulus operator, then performs hybrid filtering based on the fusion results. This new algorithm can overcome the shortcomings of the decision with single source, i. e., high error risk, low reliability and fault tolerance, therefore improve the filter performance very well. The following experiments demonstrate the validity of this new algorithm and prove that it provides a novel approach for image filter technology.

Key words: information fusion; triangle module operator; minimum total error probability criterion; neyman-pearson criterion; hybrid filtering

1 引言

基于线性与非线性混合滤波技术是图像滤波领域常用的技术, 其较好地结合了线性滤波^[1]和非线性滤波^[2]的优点, 抑制了二者的不足, 改善了总体滤波的性能. 但由于该滤波器是根据单源决策判断图像边界点来进行滤波的, 所以当边界区域模糊或图像质量不好, 边界点的判断变得十分困难, 单源决策误报风险大、可靠性和容错性差的缺陷, 将影响整体滤波效果.

针对混合滤波器上述缺陷, 可以将边界点的判决, 由单一准则变为多个准则, 再运用多源数据信息融合的技术, 提高边界点判断的准确性. 信息融合技术可以充分发挥各子源的观测能力和融合算法的信息组合能力, 通过多方位、多角度的技术处理, 压缩、抑制错误信息, 加强、保留正确信息, 减少数据间的矛盾成份, 强化共性因素, 克服单源信息性能的局限性, 改善多源信息的内在质量, 利用子源信息间的竞争性、冗余性和互补性, 有效地整合和管理信息, 为决策者的认知过程提供真实、清晰、完整的素材, 从而得出更加准确、可靠的决策信

息. 信息融合分为数据层、特征层、决策层融合. 决策层融合的特点是: 处理思想灵活, 实时性好, 容错能力强, 智能化程度高, 能有效地反映环境和目标各个侧面的不同信息, 可以处理异步信息. 由于上述特点, 因此目前该层次的融合方法较丰富, 也较成熟, 主要有: 经典统计判决理论^[3]、贝叶斯推理法^[4]、基于模糊集理论的方法^[5]、基于专家系统理论的方法^[6]、基于规则的推理方法^[7]、基于粗糙集理论的方法^[8]、D-S证据理论推理法^[9]、非单调逻辑法^[10]、投票法^[11]和模糊积分法等.

上述各种融合方法各有长处, 三角模算子是在模糊推理思想的指导下引入人工智能的理论方法, 将单源决策映射到另一空间, 从而进行比较来完成融合判决. 三角模算子具有设计简单, 复杂度低, 实时性强, 效费比高的特点. 本文为了提高滤波质量, 克服单源决策的缺陷, 提出了一种基于三角模融合准则的滤波算法, 目的是通过局部多源子决策的有效合成, 实现总体决策的优化, 进而改善滤波性能. 后续实验较好地证明了本算法的有效性.

2 边界点融合判断准则

2.1 边界点界定

在一幅图像中,不失一般性,设局部滑动估计窗内存在两种可能的情形:(1)均匀(非边界)区域:滑动窗内的像元点灰度值近似相等;(2)边界区域:窗内存在两种灰度值不等的区域 b_h, b_l ,且 $h = b_h - b_l$,边界是突变的.设局部滑动窗内灰度值近似为 b_h 和 b_l 的像元所在的区域分别记为 h 和 l .则窗内各像元可表示为

$$f(m, n) = b(m, n) + v(m, n) \quad (1)$$

式(1)中

$$b(m, n) = \begin{cases} b_h, & \text{if } (m, n) \in h \\ b_l, & \text{if } (m, n) \in l \end{cases} \quad (2)$$

$v(m, n)$ 表示二维图像平面内的各种随机噪声,这里可以近似认为 $v(m, n)$ 是均值为 0,方差为 σ^2 的高斯噪声.

在进行滤波处理时,先判别图像中的每个像元是否为区域边界点.为此,我们可以在当前像元 (m, n) 的左右邻域分别设置一方形滤波窗,窗尺寸为 $W_L = W_R = M \times M$.则根据最大似然估计理论,窗 W_L 或 W_R 内所有像元强度的估计值分别为

$$mean_L = \frac{1}{M \times M} \sum_{i=-M}^0 \sum_{j=0}^M f(m+i, n+j) \quad (3)$$

$$mean_R = \frac{1}{M \times M} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^M f(m+i, n+j) \quad (4)$$

下面来判别当前像元 (m, n) 是否为区域边界.设统计变量 T 为

$$T(m, n) = mean_L - mean_R \quad (5)$$

令 t 是决策门限,则可得到如下形式的二元检测

$$H_0: |T| \leq t \quad f(m, n) \text{ 不是图像区域的边界点} \quad (6)$$

$$H_1: |T| > t \quad f(m, n) \text{ 是图像区域的边界点}$$

在 H_0 假设下,有

$$f(m, n) = b_l + v(m, n) \quad (m, n) \in W_L \quad (7)$$

在 H_1 假设下,有

$$f(m, n) = \begin{cases} b_l + h + v(m, n), & (m, n) \in W_L \\ b_l + v(m, n), & (m, n) \in W_R \end{cases} \quad (8)$$

2.2 证据一

令 $f(T|H_0)$ 和 $f(T|H_1)$ 分别表示 $T(m, n)$ 在假设 H_0 或 H_1 下的概率密度函数,由最小总错误概率准则(Minimum Total Error Probability, MTEP),得到边界点判决规则

$$[T(m, n)] = \frac{f(T(m, n)|H_1)}{f(T(m, n)|H_0)} > \frac{Pr(H_0)}{Pr(H_1)} = \frac{H_1}{H_0} \quad (9)$$

我们不妨假设像元 (m, n) 是图像的边界点,即 $T(m, n) \geq t$,并且其左、右邻域窗 W_L 和 W_R 内像素灰度值组成的样本分别为 $(f_1^L, f_2^L, \dots, f_{M^2}^L)$ 和 $(f_1^R, f_2^R, \dots, f_{M^2}^R)$,且 $f_i^L (i = 1, \dots, M^2)$ 与 $f_j^R (j = 1, \dots, M^2)$ 相互独立.

由式(8)可知, $f_i^L \sim N(b_l + h, \sigma^2)$, $f_j^R \sim N(b_l + h, \sigma^2)$,于是

$$\text{有 } mean_L\{m, n\} = \frac{1}{M \times M} \sum_{i=1}^{M^2} f_i^L \sim N(b_l + h, \frac{1}{M \times M} \sigma^2) \quad (10)$$

$$mean_R\{m, n\} = \frac{1}{M \times M} \sum_{i=1}^{M^2} f_i^R \sim N(b_l, \frac{1}{M \times M} \sigma^2) \quad (11)$$

由于 $f_i^L (i = 1, \dots, M^2)$ 与 $f_j^R (j = 1, \dots, M^2)$ 相互独立,则 $mean_L\{m, n\}$ 与 $mean_R\{m, n\}$ 相互独立,因此, $T(m, n) = mean_L - mean_R$ 仍然服从正态分布,且有

$$T(m, n) = mean_L - mean_R \sim N\left(h, \frac{2\sigma^2}{M \times M}\right) \quad (12)$$

当像元 (m, n) 处于图像的平坦区域时,同理可得

$$T(m, n) = mean_L - mean_R \sim N\left(0, \frac{2\sigma^2}{M \times M}\right) \quad (13)$$

所以有

$$p(T(m, n)|H_0) = \frac{M}{2\sqrt{\sigma^2}} \exp\left[-\frac{T^2(m, n)}{2\sigma^2/(M \times M)}\right] \quad (14)$$

$$p(T(m, n)|H_1) = \frac{M}{2\sqrt{\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(T(m, n) - h)^2}{2\sigma^2/(M \times M)}\right] \quad (15)$$

似然比为

$$(T(m, n)) = \frac{p(T(m, n)|H_1)}{p(T(m, n)|H_0)} = \exp\left[-\frac{h^2 - 2T(m, n)h}{2\sigma^2/(M \times M)}\right] \quad (16)$$

取式(16)的对数似然比,则等效检验为

$$T(m, n) > \frac{\sigma^2}{(M \times M)h} \ln \frac{H_1}{H_0} + \frac{h}{2} = \quad (17)$$

2.3 证据二

为了加强对边界点判决的准确性,本文在运用 MTEPC 的基础上,又加入了聂曼-皮尔逊准则(Neyman Pearson, N-P).通常,对于某一准则是最佳判决时,则对另一准则并不一定是最佳的判决.如何选择二者的判决作为边界点检测的最优解,是一个决策难点.本文利用模糊推理理论,有效地对上述二个准则进行决策层融合,得出对边界点的最终判决,较好地解决了这个问题.后续实验表明,本文的融合判决性能,强于二个准则中任一单源判决的性能.

将像元 (m, n) 判决为边界点的检测概率、漏警概率和虚警概率分别为

$$P_d = \Pr[T \geq t | H_1] = \int_t^{\infty} f(T|H_1) dT \quad (18)$$

$$P_m = \Pr[T \leq t | H_1] = \int_0^t f(T|H_1) dT \quad (19)$$

$$P_f = \Pr[T \geq t | H_0] = \int_t^{\infty} f(T|H_0) dT \quad (20)$$

应用 N-PC 判决边界点,即:恒定 P_f ,使 P_d 达到最大.因为 $P_d = 1 - P_m$,所以有

$$\begin{cases} P_f = \text{常数} \\ P_m \text{ 最小} \end{cases}$$

为此,构造拉格朗日函数

$$J = P_f + P_m \quad (21)$$

最小化式(21),得到边界点判决规则

$$[T(m, n)] = \frac{f(T(m, n)|H_1)}{f(T(m, n)|H_0)} > \frac{H_1}{H_0} \quad (22)$$

同理,其等效检验为

$$T(m, n) > \frac{H_1}{(M \times M) h} \ln \frac{1}{2} + \frac{h}{2} = \quad (23)$$

2.4 三角模算子融合判定

信息融合实际上是对人脑综合处理复杂问题的一个较高层次上的模拟,是一种仿人的、非线性的自动智能决策过程。在本文中,这个仿人的、自动智能决策过程,就是所设计的融合准则能根据边界点变化所具有的特点,作出正确的决策。

通过大量实验,结合信息融合特点,能较好地反映边界点变化的融合算子 F ,需满足如下性质

- (1) 是一个缩维映射 $F: [0, 1]^2 \rightarrow [0, 1]$;
- 若 $\forall a, b, c, d \in [0, 1]$, 应有
- (2) $F(0, 0) = 0, F(1, 1) = 1$; (24)
- (3) $F(a, b) \leq F(c, d)$, 当 $a \leq c, b \leq d$ 时; (25)
- (4) $F(a, b) = F(b, a)$; (26)
- (5) $F(F(a, b), c) = F(a, F(b, c))$; (27)
- (6) 同类信息的加强性,即

$$F(a, b) \geq \max\{a, b\}, a \geq 0.5; b \geq 0.5 \quad (28)$$

$$\text{或 } F(a, b) \leq \min\{a, b\}, a \leq 0.5; b \leq 0.5 \quad (29)$$

- (7) 矛盾信息的调和性,即

$$\min(a, b) < F(a, b) < \max(a, b), a < 0.5, b < 0.5 \text{ 反号} \quad (30)$$

我们运用模糊数学中的研究成果,发现三角模算子

$$F(a, b) = \frac{ab}{1 - a - b + 2ab} \quad (31)$$

能够较好地满足上述性质。因此我们将其作为融合算子,对子源判决信度进行融合,得到最终的边界点决策结果。

3 基于三角模融和准则的滤波算法

边界点判断完后,便可进行滤波处理。

当滑动窗处于图像的平坦区域时,窗内各像元可表示为

$$f(m, n) = b(m, n) + v(m, n) \quad (32)$$

式(32)中,分量 $b(m, n)$ 为一恒定值。如果将背景估计量 $\hat{b}(m, n)$ 用最大似然估计值 $x_1(m, n) \triangleq \text{mean}_L(m, n)$ 和 $x_2(m, n) \triangleq \text{mean}_R(m, n)$ 的线性函数表示,即

$$\hat{b}(m, n) = w_1 x_1(m, n) + w_2 x_2(m, n) \quad (33)$$

若满足无偏估计,则

$$b = E[\hat{b}(m, n)] = w_1 x_1(m, n) + w_2 x_2(m, n) \quad (34)$$

因为 $\text{mean}_L\{m, n\}$ 与 $\text{mean}_R\{m, n\}$ 不相关,则估计的均方误差为

$$E\{[b(m, n) - \hat{b}(m, n)]^2\} = w_1^2 \sigma_{L_n}^2 + w_2^2 \sigma_{R_n}^2 \triangleq w^T Q w \quad (35)$$

式(35)中, w_1, w_2 为权值, $w^T = [w_1 \quad w_2]$; $Q =$

$$\begin{bmatrix} \sigma_{L_n}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{R_n}^2 \end{bmatrix}, \text{其中 } \sigma_{L_n}^2, \sigma_{R_n}^2 \text{ 定义为}$$

$$\sigma_{L_n}^2 = E\{[x_1(m, n) - b(m, n)]^2\} \quad (36)$$

$$\sigma_{R_n}^2 = E\{[x_2(m, n) - b(m, n)]^2\} \quad (37)$$

最小化式(35),约束条件为: $w_1 + w_2 = 1$ 。则根据拉格朗日

方法,线性滤波器权值,最优解为

$$w = [w_1 \quad w_2]^T = \frac{Q^{-1} e}{e^T Q^{-1} e} \quad (38)$$

式(38)中, $e^T = [1 \quad 1]$ 。

于是,基于三角模融合判别的线性与非线性混合滤波器定义为

$$\hat{b}(m, n) = \begin{cases} \text{median}\{\text{mean}_L(m, n), f(m, n), \text{mean}_R(m, n)\}, \\ Z^T w, \end{cases} \quad \begin{cases} T(m, n) \geq \\ T(m, n) < \end{cases} \quad (39)$$

式(39)中, $Z^T = [\text{mean}_L(m, n) \quad \text{mean}_R(m, n)]$

4 仿真实验

为验证本文算法的有效性,我们分别使用三种算法(基于MTEP单源准则的混合滤波算法,简称MTEP算法;基于N-P单源准则的混合滤波算法,简称N-P算法;基于三角模融和准则的混合滤波及其改进算法,简称本算法)对原始图像进行滤波。三种算法的仿真实验结果分别如图2、图3所示。

表1对图2、图3实验结果进行了归一化均方误差NMSE、峰值均方误差PMSE、信噪比PSNR的检测,其中

表1 仿真实验中三种算法结果的性能比较

	滤波类型	NMSE	PMSE	PSNR
图2	MTEP算法	0.0080	0.0029	23.75
	N-P算法	0.0084	0.0030	23.87
	本文算法	0.0067	0.0018	25.75
图3	MTEP算法	0.0072	0.0028	26.25
	N-P算法	0.0074	0.0027	26.23
	本文算法	0.0061	0.0017	27.11

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [f(i, j)]^2} \quad (40)$$

$$PMSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2}{N^2 A^2} \quad (41)$$

式(40)、式(41)中, $f(i, j)$ 为标准的图像信号; $\hat{f}(i, j)$ 分别为经三种滤波后的图像; A 为 $f(i, j)$ 的最大值; N 为256。

从表1可看出, MTEPC算法、N-PC算法性能较接近,但二者滤波质量均不如本文提出的算法,且指标差别较大。

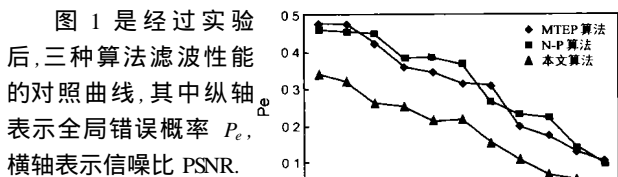


图1是经过实验后,三种算法滤波性能的对照曲线,其中纵轴表示全局错误概率 P_e ,横轴表示信噪比 PSNR。从图1中可看出,本文提出算法的全局错误概率小于前二种算法,且 PSNR 越小,差别

图1 三种算法滤波性能曲线

越明显。这就说明,本文提出的算法滤波性能高于其它二种算法,且图像质量越差时,性能提升的越大。

通过图 2、图 3 的实验结果,我们可直观看出:原始图像经前二种算法滤波后,噪声得到了一定的抑制,但目标边缘还是比较模糊。本文提出的算法不但使噪声得到了抑制,且目标的边缘被保留下来,使得目标和背景都比前二种滤波算法清晰。从整体上的清晰度、滤波效果看,本文提出的算法是最好的。

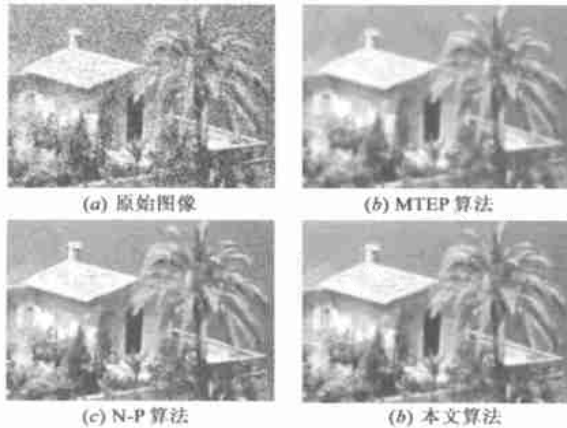


图 2 三种滤波实验结果

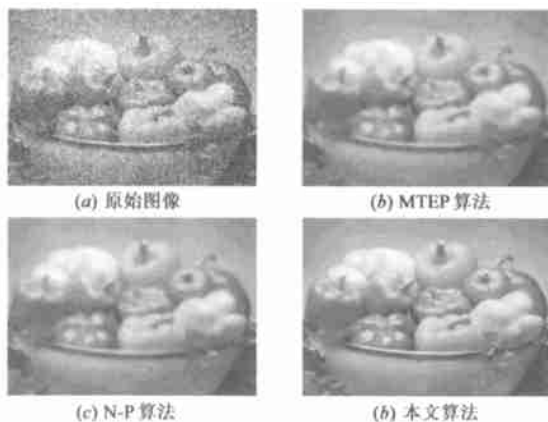


图 3 三种滤波实验结果

5 结束语

三角模算子属于决策层的融合范畴,其运用模糊推理的方法,可以有效地把专家的知识(证据)这些宝贵的子源信息资源融入到决策处理中,合理地模仿人脑对各种信息加工整合的过程,压缩、去掉错误、无用信息,加强、保留正确、有用信息,得到比子源更准确、更真实的决策。本文针对线性、非线性混合滤波器对边界点单源判断误报风险大、可靠性和容错性差的缺陷,增加了边界点的子源判决准则,提出了一种基于三角模融合准则的混合滤波算法。本算法较好地改善了滤波效果,且当原始图像越差时,滤波性能改善的越大。和其它决策层的融合算法相比(如:D-S 证据理论),本算法设计简单,复杂度低,计算速度上具有较大优势,实时性强,具有很大的应用价值。

参考文献:

[1] K R Castleman. Digital Image Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Publishing House, 1998.

- [2] Simon Hagkin, Paul Lee, Eric Derbez. Optimum nonlinear filtering[J]. IEEE Trans On Signal Proc, 1997, 45(11): 2774 - 2786.
- [3] Tahani H, Keller J. Information fusion computer vision using the fuzzy integral[J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, 1990, 20(3): 733 - 741.
- [4] Jaffray J. Bayesian update and belief function[J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, 1992, 22(5): 1144 - 1152.
- [5] 刘普寅, 吴孟达. 模糊理论及其应用[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1998.
- [6] 田盛丰, 等. 人工智能原理与应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1993.
- [7] 徐扬, 乔全喜, 等. 不确定性推理[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 1994.
- [8] Yao Y Y, Linaras P J. Interpretation of belief function in the theory of rough set[J]. Information Science, 1998, 104(1, 2): 81 - 106.
- [9] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence [M]. Princeton University Press: Princeton, New Jersey, 1976.
- [10] Laskey K B, Cohen M S, Martin A W. Representing and eliciting knowledge about uncertainty evidence and implication[J]. IEEE Trans Syst, Man, Cybern, 1989, 19(3): 536 - 545.
- [11] Klein L A. A boolean algebra approach to multiple sensor voting fusion [J]. IEEE Trans Aerosp. Electron. Syst, 1993, 29(1): 317 - 327.

作者简介:



景晓军 男,北京市人,副教授,1995年获通信与信息系统专业硕士学位,1999年获通信与信息系统专业博士学位,2000年至2002年在北京邮电大学从事博士后研究工作,在国内外学术刊物和会议上发表学术论文 30 多篇,合作出版著作二部,负责在研项目 5 项,主要研究方向为信息融合、模式识别、图像处理。



尚勇 男,西安市人,副教授,2000年在西安电子科技大学获得工学博士学位,2000年至2002年在北京大学从事博士后研究工作,主要研究方向和兴趣有:通信信号处理,雷达信号处理和并行信号处理等。



余农 男,重庆市人,副教授,1983年毕业于空军工程学院(本科),2000年毕业于国防科技大学电子科学与工程学院,获博士学位,现在中国科学院上海技术物理研究所博士后流动站从事红外光电图像信息处理研究。