

文章编号: 1007-4619(2006)02-0197-07

基于遗传算法的影像分级决策融合

童晓冲, 张永生, 贲 进

(解放军信息工程大学 测绘学院 遥感信息工程系, 河南 郑州 450052)

摘 要: 在传统的影像单级融合技术基础上提出了基于遗传算法的分级影像决策融合方法, 该方法适用于影像之间的冗余度、互补程度和融合顺序均未知的情况。算法采用模糊逻辑和遗传算法确定了影像间的冗余度和互补程度, 并由此得出了近似的影像最优分级决策融合方式, 最后通过实验比较了分级融合、单级融合以及源影像的目视效果和数学统计结果。

关键词: 遗传算法; 影像融合; 分级决策; 模糊逻辑; 直方图不变矩

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

The Stepped Strategy for Image Merging Based on GA

TONG Xiao-chong ZHANG Yong-sheng BEN Jin

(Institute of Surveying and Mapping Information Engineering University, Henan, Zhengzhou 450052, China)

Abstract In general, two or more images merging of multi-sensors is to merge a variety of image information of different sensors or different wave band, and then gain the determinant image of the target status and signature. In the process of image merging, a lot of information is complementary, but a great deal of information may still be redundant; we can reduce the redundancy degree and enhance the reliability of images through the merging of redundant information.

On the basis of traditional method of image single-step merging, the paper puts forward a stepped strategy for image merging based on Genetic Algorithms; it is fit for the situations that the redundancy degree, complementary degree and the order of merging of images are all unknown. The algorithm uses fuzzy logic and Genetic Algorithms to make sure the redundancy degree and complementary degree among images, and determine the approximate optimal image merging strategy. At last we compare the visual effect and mathematic statistics of stepped merging with single-step merging and source image through experiments.

Key words GA; image merging; stepped strategy; fuzzy logic; invariable moment of histogram

1 引 言

多传感器影像融合是将不同传感器接收到的影像信息经过融合, 得到关于目标状态或目标特征的判定影像。在融合的过程中, 许多信息是互补的, 但仍有大量信息可能是冗余的, 对冗余信息的融合可以降低影像的不可靠度。当每个传感器观测到不同

的目标特征时, 多元影像的信息是互补的, 对互补信息的融合可以降低影像的模糊度。传统的对影像的单级融合结果往往不尽如人意^[1]。

实际操作中, 本文提出的分级融合策略对许多融合模型都适用, 下文阐述分级融合策略, 在具体的融合模型上, 选用较为简单的基于像元的模糊集融合模型, 旨在说明分级决策融合的有效性与优越性。

收稿日期: 2004-10-08; 修订日期: 2005-08-19

作者简介: 童晓冲 (1982—), 男, 解放军信息工程大学测绘学院遥感信息工程系硕士研究生, 研究方向为遥感图像处理、全球离散地理

网格等。E-mail: txch@yahoo.com.cn

2 影像分级融合模型的构建

在影像之间的冗余度、互补程度等都是不可知的融合过程中,融合的方式和过程在本质上是确定的,而模糊集的优点是可以对不确定性进行较好地处理,因此本文采用模糊集理论来构建影像融合模型。

典型的模糊集操作主要有两类:一类是集合的并操作,如代数和操作,只考虑集合间的关系是完全互补的;另一类是集合的交操作,如积操作,只考虑集合间完全不互补的情况。但实际上大部分情况是介于两者之间的,许多学者对这个问题都进行了研究,H. J Zimmermann提出了一组经验数据^[1],并建立了一个数学模型,在此基础上 Krishnapuram 等又提出了一种模型^[2],能更好地处理介于互补与不互补之间的模糊关系。

因为各影像传感器之间的关系处于完全互补和完全不互补之间,所以本文采用 Krishnapuram 等提出的广义期望操作 (Generalized Meaning Operator)^[2],定义为:

$$F(x_1, \dots, x_n; p; \omega_1, \dots, \omega_n) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n \omega_i x_i^p} \quad (1)$$

具体到彩色的三个通道加权过程为

$$\left. \begin{aligned} R' &= \left(\sum_{i=1}^n a_i R_i^{p_1} \right)^{1/p_1} \\ G' &= \left(\sum_{i=1}^n b_i G_i^{p_2} \right)^{1/p_2} \\ B' &= \left(\sum_{i=1}^n c_i B_i^{p_3} \right)^{1/p_3} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中, F 为融合后的影像 (R', G', B' 为 3 个波段), p(p_i)为模糊度, x_i(R_i, G_i, B_i 为 3 个波段)为待融合的影像分量, ω_i(a_i, b_i, c_i)为权值,并且有 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$ 。

广义期望操作的主要性质归纳如下

$$\min(a, b) \leq \text{meaning}(a, b) \leq \max(a, b)$$

式中, a, b 为待融合目标, meaning()代表广义期望操作。通过 p 值在定义域内的变化,可以得到 min 和 max 之间的值^[2]。如果不同影像传感器获取信息的能力已知,对于需要达到某一特定效果的融合,根据传感器的机械电子特性可以确定各波段待融合影像的权值 ω,如果各波段影像的冗余度信息是确定的,那么可以确定模糊度 p。但是,在大部分情况下这些信息都是不确定的,由于遗传算法可以较好的完成对不确定信息的先验估计,因此本文采用遗

传算法来估计不同融合参数的值较为合适。

3 影像分级决策融合的过程

N 元的影像信息,一次将它们全部进行融合往往得不到满意的结果,因此采用分级的影像融合策略,在每一级融合的过程中使用遗传算法近似最优来确定模糊聚类函数的参数,能够更好地对多元影像进行融合。不同级聚类函数的参数不同,表明各影像之间的相互关系不同。而分级决策融合算法能较好地模拟各影像之间的关系,得到更加精确的结果。具体的分级融合算法的策略如下:

第一步:所有影像均参加融合,分波段处理,用遗传算法确定每个影像的权值,判定不同源影像的重要性。这一步是分级融合的基础,一般来说,权值越大,所对应的影像的重要性越大;

第二步:根据第一步中确定的不同源影像的权值排序。虽然权值大的影像在融合中所包含的信息量较多,但考虑到权值小的那些影像所包含的信息量也不可忽视,所以算法从权值小的影像开始确定分级融合结构,这样权值小的影像信息就不至于丢失;

第三步:将影像列表中的影像按权值由小到大顺序逐一加入到影像操作表中,每加一幅影像到操

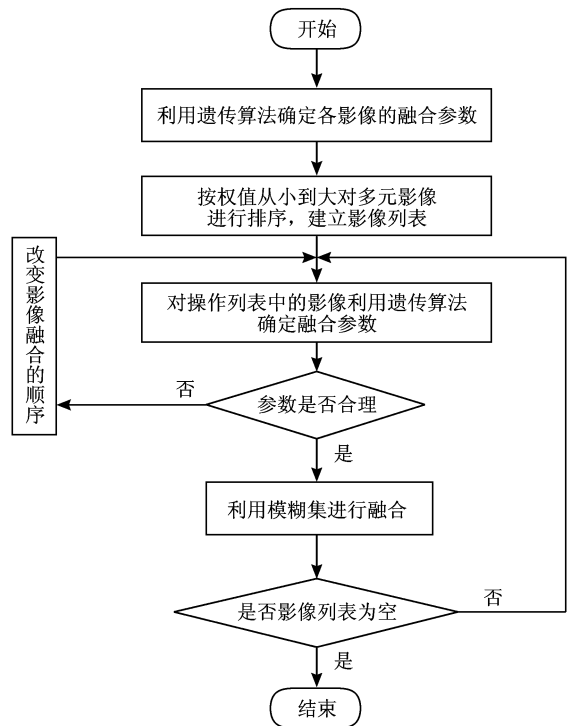


图 1 分级决策融合算法的流程

Fig 1 The process of stepped merging algorithm

作表中,即对操作表中影像序列使用遗传算法,确定新的影像融合参数;

第四步:对影像操作表中的影像进行融合计算,如果融合成功(融合成功指的是本次融合后的目标适应度较前一次的变大),将融合影像作为一个新的影像加入到影像操作表中,返回第三步,反之,直接返回第三步,当影像列表为空时,算法结束。

具体的分级决策融合算法框架如图 1 所示。

4 影像分级融合的参数估计

本文采用遗传算法先验估计各级融合的参数,遗传算法采用的是群体搜索技术,它通过模拟达尔文的“优胜劣汰,适者生存”的原理对当前群体实施选择、交叉、变异等一系列遗传操作,从而产生结构更好的新一代群体,并逐渐使群体进化到包括或接近最优解的状态^[3,4]。

如第 2 节所述,在不同的影像序列中使用遗传算法计算影像融合过程中的参数,下面制定本文的遗传策略。

4.1 遗传算法的目标适应度的设计

在具体影像融合策略中,采用期望检定法,假设有 a b c d e 五幅对应同一区域不同波段的影像,其中影像的分辨率可以各不相同,另外对应于该区域内有一面积较小的低分辨率的彩色影像 f 范围在上述区域以内,目的是合成较高分辨率的整个该区域的彩色影像。基于此,需完成两个目标,一是合成颜色信息和小范围彩色影像 f 颜色信息相似的彩色影像;二是合成分辨率较高的影像。

对于目标一,将融合影像内部裁减后对应于 f 区域的小范围合成彩色影像的 R', G', B' 3 个波段与原小范围彩色影像 f 的 R, G, B 3 个波段进行比较,通过对影像直方图的不变矩的研究,建立目标函数 ρ_1 , 图像直方图不变矩的概念见文献 [5]。以 R 波段融合影像为例,由于待融合的影像面积较大,彩色影像 f 的面积较小,为了定位融合影像中对应于 f 的相同区域,又引入了平移量 Δi Δj 相似变换矩阵 M, 设 R'(I J) 是合成后影像的 R 波段, I J 分别是影像的行列号, $f_r(i j)$ 是 f 的 R 波段, i j 是 f 影像的行列号,为了寻找影像 f 在融合后影像中大致对应区域,有:

$$\begin{pmatrix} I \\ J \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta i \\ \Delta j \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_1 & M_2 \\ M_3 & M_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta i \\ \Delta j \end{pmatrix} \quad (3)$$

在对应区域内直方图的不变矩理想情况应该相同,

目标函数 ρ_1 就是直方图不变矩的相似性测度,下面用 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 表示文献 [5] 中提到的 4 个不变矩,每个不变矩都是影像灰度概率密度的函数,概率密度函数分别由融合影像与影像 f 统计获得,融合影像的不变矩用 λ 表示,影像 f 的不变矩用 λ' 表示(都是指的同一段),建立 R 波段影像的目标函数 ρ_{1R} , 有:

$$\rho_{1R} = \frac{\sum_{n=1}^4 |\lambda'_n - \lambda_n|}{\sqrt{\sum_{n=1}^4 \lambda_n^2}} \quad (4)$$

式中, λ_n 是定值, λ'_n 是关于某些参数的变量,它包括 3 类:(2)式中的影像融合公式中的权值 a_i 、模糊度 p_i 以及(3)式中的平移量 Δi Δj 变换矩阵系数 M_i , 因此 ρ_{1R} 也是关于这些参数的函数。对于影像融合的 3 个波段,目标函数有类似的 3 个,由于 3 个波段的重要性相同,因此建立满足目标一的目标函数 ρ_1 :

$$\rho_1 = \rho_{1R} + \rho_{1G} + \rho_{1B} \quad (5)$$

对于目标二,合成分辨率较高的彩色影像,本文采用清晰度作为目标函数的度量,清晰度^[6]是客观评价融合影像质量的指标,常使用平均梯度来衡量影像清晰度,其计算公式:

$$F = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \sum_{x=1}^{m-1} \sum_{y=1}^{n-1} \left\{ [F(x, y) - F(x+1, y)]^2 + [F(x, y) - F(x, y+1)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

式中, $F(x, y)$ 为影像函数, m, n 为影像的行列数, F 是关于权值 ω_i 、模糊度 p 的函数。另外为了保证影像的信息量,引入信息熵作为度量,根据 Shannon 的信息理论,一幅以 8bits 表示的影像熵的定义为:

$$H(X) = - \sum_{i=0}^{i=255} P_i \log_2 P_i \quad (7)$$

式中, P_i 为影像上第 i 级的灰度概率值,可以近似使用灰度的频率来代替^[6]。对于融合影像,信息熵与清晰度都需要取最大值,因此单一波段的合成影像满足目标二的适应度函数 $\rho_{2i} = F_i \cdot H_i (i=R, G, B)$ 。合成后的彩色影像拥有 R, G, B 3 个波段,因此,满足较高分辨率的目标函数 ρ_2 分别由 3 个波段的 ρ_{2i} 组成:

$$\rho_2 = \rho_{2R} + \rho_{2G} + \rho_{2B} \quad (8)$$

综合目标一与目标二,建立遗传算法的目标适应度 $\rho = \rho_2 / \rho_1$, 它是关于权值 ω_i 、模糊度 p 以及平移量 Δi Δj 变换矩阵系数 M_i 的函数。由于目标一要求相似程度 ρ_1 求的是最小值;目标二要求清晰程度, ρ_2 求的是最大值,因此目标适应度 ρ 求的是最大

值 ρ_{\max} 。

4.2 编码、交叉及变异的设计

由原始多元影像融合理想期望影像,建立初始种群个体。由于目标适应度 ρ 是关于三类参数的函数,所以分别进行编码,对于不同波段的影像融合权值 $\omega_i(a, b, c)$,其取值范围为 $-1 \sim 1$ 之间的数,因为传统的二进制编码使得染色体的修补方案进行时非常费时,涉及到二进制到浮点数的转换,本文算法直接对遗传个体进行浮点编码,具有较好地搜索能力并且省时;模糊度 $p(p_1, p_2, p_3)$ 同样采用浮点编码,取值范围 $0 \sim 1$;对于平移量 $\Delta i, \Delta j$ 由于其取值范围在 0 到待融合影像的长宽之间,如果直接采用浮点编码方式,交叉操作过程中将产生大量不合理的个体,淘汰不合理个体将会浪费大量的时间,因此采用归一化的方法,将 $\Delta i / \ln gHeight$ 和 $\Delta i / \ln gWidth$ 作为 $0 \sim 1$ 之间的浮点数进行编码;变换矩阵的系数 M_i 是 $-1 \sim 1$ 之间的数,同样也采用浮点编码。编码的个体最终由 $3n+6$ 个浮点码构成[三波段影像权值 $3(n-1)$ 个,三波段模糊度 3 个,平移参数 2 个,变换矩阵系数 4 个]。由于具体操作中影像权值有归一化的要求,其中参数 $\omega_n = 1 - \omega_1 - \dots - \omega_{n-1}$,所以编码个体中三波段影像权值个数为 $3(n-1)$ 个。

在交叉计算中,由于是一维浮点编码,所以采用传统的单点交叉;变异操作也采用传统的单点变异操作^[4]。

由于编码生成的任意性和交叉变异的随机性,判断编码是否有效显得比较重要,在编码序列中,由于所有的编码都在 $-1 \sim 1$ 之间,因此判断其有效性只需判断编码的正负性,对于编码的前 $3(n-1)$ 位,无须判断,需要判断的是第 $3n-2$ 位到 $3n+2$ 位,这 5 位必须为正值,最后 4 位也无须判断。通过这种方法判断每一个编码的有效性。



图 2 同一区域四个波段的 KONOS 影像

4.3 选择操作的设计

具体操作步骤是:

(1)计算群体中每一个体在下一代群体中的生存期望数目 NUM_i (ρ_i 为第 i 个个体的适应度), N 是种群的大小:

$$NUM_i = \frac{N \times \rho_i}{\sum_{i=1}^N \rho_i}, \quad (i = 1, 2, 3, \dots, N) \quad (9)$$

(2)用 NUM_i 的整数部分 $[NUM_i]$ (即不大于 NUM_i 的最大整数)来确定各个对应个体在下一代群体中的生存数目。

(3)按 NUM_i 的小数部分对个体降序排列,顺序取前 $N - \sum_{i=1}^N [NUM_i]$ 个个体加入到下一代群体中。

4.4 随机联赛法

其操作过程为:

(1)从群体中随机选取 K 个个体进行适应度大小的比较, K 一般取 2 。

(2)将上述过程重复 P_N^k 次,将其中适应度最高的个体遗传到下一代群体中,就可以得到下一代群体中的 N 个个体。

本文采用代数满足和方差满足两种判断方式,代数满足是人为给定的,而方差满足是在对当前执行种群的前一定代数的种群中最大适应度的离散情况的判断,比如前 50 代的最优个体的适应度的方差小于某一给定阈值。前两种收敛判断中,只要有一个条件满足就收敛。

5 影像的分级决策融合的实验

实验中使用的遥感影像是大小 512×512 的同一地区 4 个多光谱波段的 KONOS 卫星影像(图 2)

和对应相同区域的航摄影像(全色) 2048×2048(图 3),以及该区域内对应某一小块范围的 SPOT 多光谱合成影像 256×256(图 4),合成该区域较高分辨率的彩色影像。



图 3 航摄影像
Fig 3 Aerial photograph



图 4 内部某一小区域的 SPOT 多光谱影像
Fig 4 SPOT Multispectral image of one small area inside

首先利用遗传算法对图 2 与图 3 中 5 个输入待融合影像进行操作,表 1 给出了所得到的各波段影像的权值 ω 和模糊度 p

由本算法的第一步确定的不同波段影像操作表的融合顺序, R 波段为: x_1, x_1, x_2, x_5, x_3 ; G 波段为: x_4, x_1, x_3, x_5, x_2 ; B 波段为: x_4, x_2, x_3, x_5, x_1 , 首步确定的 $\Delta_i=103, \Delta_j=145, M_1=0.9864, M_2=-0.0013, M_3=0.0009, M_4=1.0104$ 。通过本算法确定的分级策略见表 2(以 R 波段为例)。

图 5 中为仅采用一步遗传算法确定参数并进行单级融合而成的影像。通过基于遗传算法的分级融合策略,得到的最后融合结果,如图 6 所示。

图 7 显示的是分极融合、单级融合、SPOT 多光谱影像、航摄像片及 KONOS 的某波段影像中同一局部影像,图 6 中的白框即代表局部影像在整幅影像中的大致位置。

最后,利用影像的信息熵和清晰度,研究融合影像的合成效果(表 3)。对于彩色影像,其信息熵应该是三个波段分别表示,具体计算公式为式(7);清晰度也是客观评价融合影像质量的指标之一,其计算公式如式(6),对于彩色影像清晰度的衡量,是将其转化为全色影像再行比较,具体的转换方法见文献[7]。

从表 3 中的结果可看出,分级融合的影像的信息熵及清晰度都较源影像有了较大提高,并且分级融合影像的结果远比单级融合的结果要好,在清晰度的数学统计上接近航摄影像。由于融合结果是彩色影像,信息量分三个波段统计,整幅影像的信息熵大于全色影像和某单一波段的影像,各波段信息量

表 1 首步确定的不同波段融合中各波段影像的权值和模糊度

Table 1 The weight coefficient and ambiguity of every wave band image in different wave band merging that is confirmed first step

波段	ω_1	ω_2	ω_3	ω_4	ω_5	p
R 波段融合	0.0874	0.1093	0.5024	-0.0103	0.3112	0.6212
G 波段融合	0.0330	0.4934	0.0454	0.0010	0.4272	0.4812
B 波段融合	0.7814	0.0241	0.0875	-0.0242	0.1312	0.6541

表 2 R 波段影像具体的分级策略

Table 2 Specific stepped strategy of R wave band images

影像一	影像二	影像三	影像四	影像五	p	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	结果
√	-	-	√	-	0.1454	0.7257	-	-	0.2743	-	成功
√√	√	-	√√	-	0.4219	0.3988	0.6012	-	0.3988	-	成功
√√	√√	-	√√	√	0.5562	0.4568	0.4568	-	0.4568	0.5432	失败
√√	√√	√	√√	√	0.6752	0.0700	0.0700	0.6042	0.0700	0.3258	成功

注:√表示本级开始输入的影像;√√表示前一阶段融合时已融合的影像;-表示为未参加融合的影像



图5 单级融合影像
Fig.5 The image of singlestep merging



图6 分级融合影像
Fig.6 The image of stepped merging



(a)



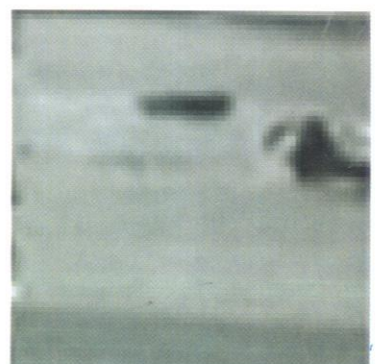
(b)



(c)



(d)



(e)

图 7 不同影像的局部效果

(a) 分级融合局部影像; (b) 单级融合局部影像; (c) SPOT的局部影像; (d) 航摄的局部影像; (e) KONOS第三个波段的局部影像

Fig 7 Partial result of different images

表 3 信息熵和清晰度比较表

Table 3 Comparison table of information entropy and clarity

灰度影像		信息熵	清晰度
影像 (a)		5.0527	2.0785
影像 (b)		5.7725	5.6244
影像 (c)		6.1475	8.1037
影像 (d)		5.4762	9.7517
影像 (e) (航片)		7.1425	12.4470

彩色影像	R 波段信息熵	G 波段信息熵	B 波段信息熵	转化为全色影像后的清晰度
单级融合影像	7.0418	5.7307	4.7863	8.4012
分级融合影像	7.2311	5.8391	5.2306	10.8515
SPOT 多光谱影像	7.0373	5.8966	5.0474	4.9891

和清晰度均高于同类型的 SPOT 多光谱影像,并且从目视的角度来说,分级融合影像也达到了较理想的水平。

6 结 论

本文提出的基于遗传算法的分级决策影像融合算法,利用遗传算法的并行性,较好地解决了影像融合过程中的分级策略及相应的多参数优化问题,并且在算法中对遗传操作做了优化,节约了时间,获得了较好的结果。但是算法也存在一些问题,比如多次调用遗传算法会使得过程效率降低。

特别要指出的是,本算法采用的融合模型是基于模糊逻辑的,同样如果采用其他不同的融合模型,利用基于遗传算法的分级决策方法,也可以得到较好结果。

参 考 文 献 (References)

[1] Zimmernann H J, Zysno P. Latent Connective in Human Decision Making[J]. Fuzzy Sets and Syst. 1980, 4: 141-143.

[2] Krishnapuram R, Lee J. Fuzzy-connective-based Hierarchical Aggregation Networks for Decision making [J]. Fuzzy Sets and Syst. 1992, 46: 157-168.

[3] Zhou M, Shun S D. The Elements and Application of GA [M]. Beijing: Publishing House of National Defence Industry, 1999. [周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用 [M]. 北京:国防工业出版社, 1999.]

[4] Cheng G L. The Application of GA [M]. Beijing: The People's Post Telephone and Telegraph House, 1996. [陈国良. 遗传算法及其应用 [M]. 北京:人民邮电出版社, 1996.]

[5] Zhang Y S. The Application of High Resolution Satellite of Remote Sensing-Imaging Model Processing Algorithm and Applied Technique [M]. Beijing: Publishing House of Science, 2004. [张永生. 高分辨率遥感卫星应用——成像模型、处理算法及应用技术 [M]. 北京:科学出版社, 2004.]

[6] Jiang T, Jiang G W. The Research on ETM + Image Color Merging Applied in the Revision of Topographic Map [J]. Journal of Institute of Surveying and Mapping, 2004, 21 (2): 105-107. [姜挺, 江刚武. 用于地形图更新的 ETM + 影像彩色融合方法 [J]. 测绘学院学报, 2004, 21 (2): 105-107.]

[7] Wei H T. Computer Graphics [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2001. [魏海涛. 计算机图形学 [M]. 北京:电子工业出版社, 2001.]