

贝叶斯融合在 SAR 图像分类中的应用

苏 芳,洪 文,毛士艺

(北京航空航天大学电子工程系 203 教研室,北京 100083)

摘 要: 本文研究将数据融合理论用于 SAR 图像分类.通过贝叶斯理论进行多通道 SAR 图像测量级数据融合,充分利用像素的从属信息并获得单通道分类无法获取的分类结果,有效保留各通道有用信息并抑制图像中的斑点噪声;针对贝叶斯融合涉及到的先验概率的问题采用两种方式进行先验概率估计,对估计引起的马赛克现象提出了三种解决方法;并提出三种先验概率融合方法,比较得出相对最优的 SAR 图像多通道分类方案.

关键词: SAR 图像;多通道融合;先验概率估计;先验概率融合

中图分类号: TN957.52⁺4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 07-1107-04

Application of the Bayesian Fusion in SAR Image Classification

SU Fang, HONG Wen, MAO Shi-yi

(Research Group 203, Dep. E. E, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: This paper studies the application of multi-channel fusion in the SAR image classification. In order to make full use of the membership information of pixel to the object classes, we use Bayesian fusion to fuse the information on measurement level. As prior probability of every object class is used in fusion, two methods are used to estimate the probability. The estimation causes a kind of mosaic effect, so modulated Gaussian distribution is introduced to deal with the problem but setting higher threshold to end the iteration proves to be a better method. In order to get an overall prior probability for every object class, three fusion methods of prior probabilities are proposed. Finally, a relative optimal method of multi-channel SAR image classification is achieved with experiments and studies.

Key words: SAR image; multi-channel fusion; prior probably estimation; prior probability fusion

1 引言

合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 的发展使人们获得了大量高分辨率的地面图像, SAR 图像的分类研究是 SAR 图像应用的一个重要方向. 由于不同地物和地貌具有不同的散射机理, 即对不同波段、不同极化的雷达信号有不同的响应, 因此可以通过控制散射机理进行地表分类, 但是迄今为止我们对于地表散射机理还没有很好的理解, 因此限制了这类方法的应用^[1]. 如何充分利用地形地物对系统结构(波长, 极化, 入射角)的敏感性对其进行分类又无需深入了解其散射机理? 多通道融合是解决这一问题的途径之一.

本文从数据融合的基本理论入手解决 SAR 分类多通道融合的问题, 利用 SAR 图像分类的特性获得理想的多通道融合结果. 本文利用多通道融合在一般识别领域中的理论, 考虑到 SAR 分类的特殊性, 选择最优的融合层次, 在尽量保留有用信息的基础上对不同波段不同极化的图像分类结果进行基于贝叶斯理论的融合, 获得优化的最终分类结果; 同时对通常的最大似然分类中对目标类先验概率估计的简化步骤进行了改进, 采用区域迭代方法估计各类发生的先验概率, 讨论了两种估算类别比例的方法; 针对估计先验时出现的马赛克现象提出了三种解决方法, 在降低斑点噪声和避免出现马赛克现象之间采取折衷方案; 同时提出了先验概率融合的几种方法以获得综合先验概率用于贝叶斯融合, 并进行实验验证了本文算法的有效性.

2 多通道融合

数据融合是多元信息综合处理的一项新技术, 它试图合成某一目标的多元信息, 以获得比单一信源更精确、更完全的估计和判决^[7]. 在 SAR 图像分类领域中, 由于雷达技术的发展, 可方便的获得同一场景的不同波段不同极化或不同时间的数据, 从而形成多通道 SAR 数据, 适于进行多通道融合.

2.1 数据融合的三个层次

在模式识别领域中, 融合系统将每一个识别器看作一个映射, 不同的识别器可获得不同的数据结果作为融合的对象. 根据融合对象数据的不同将数据融合分为三个层次^[6]: (1) 测量层. 分类器通道给出每个像素对每个目标类的从属程度的测量值; (2) 等级层. 每个分类器通道给出像素对所有目标类从属标号的序列, 排在首位的标号对应的目标类是像素所属的首选目标类; (3) 抽象层. 对 SAR 图像分类而言, 抽象级融合意味着每个分类器通道提供的数据仅为像素或其他分类单元(目标)确定的标号, 即该像素最终由分类器确定所属的目标类标号.

上述融合层次按融合数据提供信息量的大小排列, 从测量层到抽象层信息量是有损的. 不同层次对识别器通道的要求不同.

2.2 SAR 图像多通道分类融合的三种形式

对应于上述数据融合的三个层次, SAR 图像多通道分类融合有三种形式:

(1) 基于测量层数据的融合. 要求每个分类器可以提供测量级的输出, 并且测量值可转换为相同比例的数据以便于融合. 如贝叶斯分类器可以提供后验概率作为测量值进行融合, 而某些距离分类器可以提供像素和目标类模板之间的距离函数值作为测量值. 对多个分类器的结果进行融合, 获得像素从属特性, 并可由此抽象出一个确定唯一的从属标号. 这种形式的融合是本文论述的重点;

(2) 基于等级层数据的融合. 分类器对每个输入产生一个标号序列, 序号随输入的从属程度降低而增大. 通过融合获得一个唯一确定的从属标号. 此时要求分类器需要提供一个输入对多个目标类的从属程度的排列, 但不必是具体的测量值;

(3) 基于抽象层数据的融合. 每个分类器对输入给出一个唯一的从属标号, 对此标号进行融合得到最终的从属, 通常这种融合基于每个通道的可靠性加权进行. 允许各个分类器的理论和方法有较大差异, 显然, 这种形式的融合数据可由以上两种形式的融合数据获得.

各种形式的融合可采用不同的融合规则, 如通道平均规则, 加权规则, 贝叶斯规则及 Dempster-Shafer 规则等等. 为尽量利用 SAR 图像中的信息获得较高的分类精度, 本文着重论述第一种层次的多通道分类融合, 即测量级融合.

3 贝叶斯融合

数据融合的测量层融合有多种不同的方法, 本文尝试将贝叶斯融合应用于 SAR 图像分类中, 获得优于单通道分类的结果. 这种方式不需要评估各通道的分类精度.

3.1 贝叶斯融合原理

利用贝叶斯分类器对各通道 (如不同极化、不同波段的) SAR 图像数据进行分类, 获得每个像素在各通道对各目标类的从属程度, 即测量值. 用信任函数 $bel_k(\cdot)$ 表示当 $e_k(x) = j$ 时, 将 x 分配到第 i 个目标类中的可信度, $bel_k(\cdot)$ 值越大, 可信度越高. $bel_k(\cdot)$ 定义如下:

$$bel_k(i) = P(x \in C_i | e_k(x) = j_k), i = 1, \dots, M \quad (1)$$

当存在 K 个通道数据, K 个贝叶斯分类器时, 每个像素对应每个目标类产生一组信任函数, 问题是如何将这些信任函数合并并获得一个合并后的信任值. 图 1 为融合框图^[7].

经融合处理后获得 $bel(i)$, 表示融合后像素属于第 i 类的可信度:

$$bel(i) = P(x \in C_i | e_1(x) = j_1, \dots, e_K(x) = j_K) \\ = \frac{P(e_1(x) = j_1, \dots, e_K(x) = j_K | x \in C_i) P(x \in C_i)}{P(e_1(x) = j_1, \dots, e_K(x) = j_K)} \\ i = 1, \dots, M \quad (2)$$

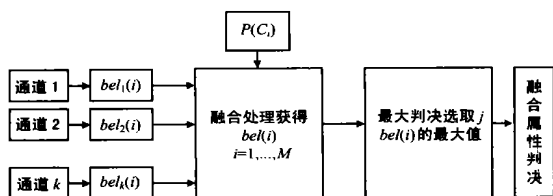


图 1 贝叶斯融合框图

假设各通道之间相互独立, 则:

$$bel(i) = \frac{P(x \in C_i) \prod_{k=1}^K p(e_k(x) = j_k | x \in C_i)}{P(e_1(x) = j_1, \dots, e_K(x) = j_K | x \in C_j) P(x \in C_j)} \\ = \frac{P(x \in C_i) \prod_{k=1}^K P(e_k(x) = j_k | x \in C_i)}{\prod_{j=1}^M \left\{ \prod_{k=1}^K [P(e_k(x) = j_k | x \in C_j) P(x \in C_j)] \right\}} \quad (3)$$

从框图中可见, 在进行融合时需要用到各类的先验概率 $P(C_i)$, 本文中先验概率的确定采取两种方式: 一种是将其简单的设为均匀先验概率; 另一种是进行迭代估计. 首先讨论均匀先验概率条件下的融合.

3.2 平均先验概率条件下的贝叶斯融合实验

当先验概率设为平均时, 对于任意目标类 C_i , $P(C_i)$ 是相同的, 则在比较 $bel(i)$ 时仅需比较乘积因子. 本文利用德国 definiens 公司 eCognition 软件提供的 Demo 图像数据进行实验, 将 L 波段的 hv 极化、vv 极化及 C 波段下的 hv 极化图像作为三个通道进行融合实验:

(1) 各通道的图像分别进行监控最大似然 (ML) 分类, 获得像素对各类的近似从属概率值, 然后利用式 (3) 对其进行贝

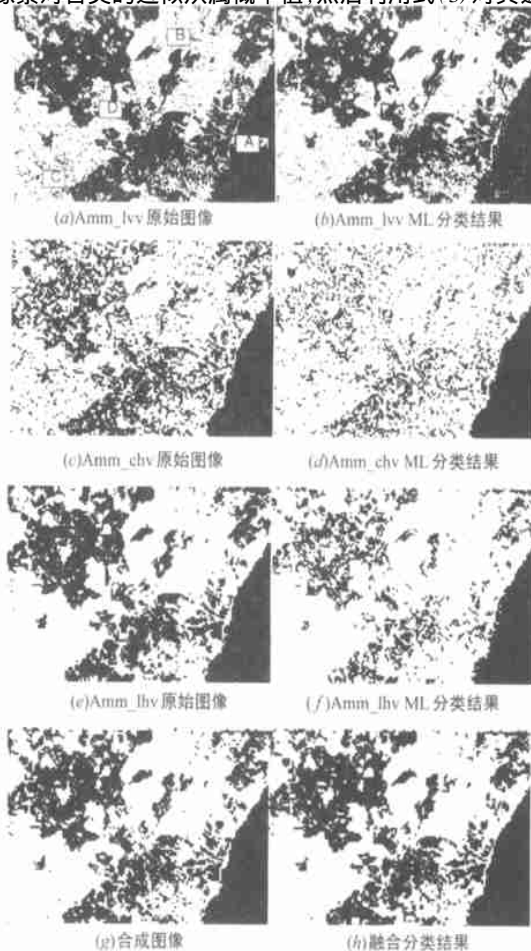


图 2 多通道融合及单通道分类图

将斯融合,将所得结果与单通道分类相比较并与向量分类的结果进行比较。图 2 分别表示 C 波段 hv 极化状态、L 波段 hv 极化和 L 波段 vv 极化的分类结果,以及三个通道合成的显示图像和多通道融合以后的分类结果。

实验结果分析(上图 2(a)中, A、B、C、D 各箭头所示为这四种目标类的采样区域):对三个通道进行分类后发现,对于 Lvv 图像,由于 A、B 类灰度区别不大,因此无法较好的区分这两类。但是 C、D 类区分较好;而 Chv 图像数据本身已经没有 D 类的信息,且 B、C 类之间区别不明显,导致分类结果中丢失了 D 类,而且 B、C 类混杂严重,但是 A 类可以很好的辨识;Lhv 图像的问题也在于没有 D 类的信息,因此分类结果中对 D 类的辨识出现错误,但是该图像对 A、B、C 类的区分都较好;图 2(h)为经过融合后的结果。

可见,三个通道的分类结果各有利弊,但是融合后保留了各自有效区分的类,保留了有用图像信息,同时斑点和混杂现象减弱,分类效果提高。

(2)作为比较,用通常的向量处理方法进行最大似然分类^[3],实际上是对三个通道的图像进行简单融合获得合成的 SAR 图像,然后进行最大似然分类:将各通道的灰度值作为灰度向量的分量进行向量处理,如下式:

$$g_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} | \Sigma_i |^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \right] \quad (4)$$

其中, x 表示每个像素对应的灰度向量, μ_i 和 Σ_i 分别表示目标类的均值向量和协方差矩阵。分类结果如图 3 所示,训练采样区域同上。

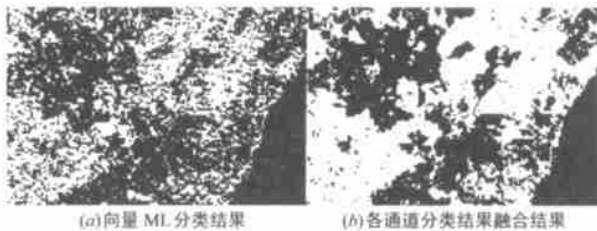


图 3 多通道融合与向量分类结果图

图中 3(a)为向量分类结果;3(b)为将各通道的分类结果进行融合的结果。从图中可见,融合分类对于四个目标类都有较好的区分,而向量分类虽然对 A 类(3(b)中黑色区域)有较好的区分,但是丢失了 D 类(3(b)中白色区域),同时 B、C 类(3(b)中深灰色及浅灰色区域)中出现了较多的斑点。说明图像简单合成再进行最大似然分类不能有效保留有用信息,而对各通道分类结果再进行贝叶斯融合在保留有效信息和克服斑点噪声方面均优于向量分类结果。

4 先验概率的获取

4.1 先验概率估计

实际上,图像中各个目标类的先验概率不可能是完全相等的,为了更加精确的进行分类,需要获取先验概率 $P(C_i)$ 的真实值,但是在没有正确的对所有样本进行分类之前,是无法获得各类的真实先验概率的,只能采取一种折衷的方式。本文对一种自适应的先验概率估计方法^[8]进行改进并对估计过程

中出现的问题提出了解决方案:将图像分为较小的区域,利用迭代方法在每个区域内计算每类样本的出现比例,将归一化的类别比例作为该类样本的局域先验概率,并将其作为下次迭代的初始先验概率,当两次计算的先验概率的变化小于某个阈值时结束迭代过程。

在统计类别比例时采用了下述两种方法:

4.1.1 按照样本对每类的从属标号进行统计 即对样本的从属标号的出现次数进行归一化作为类别比例,此种方法对于抑制斑点噪声有一定作用,但是在类别混杂严重的情况下容易出现马赛克效应,原因是由于迭代处理使得大类扩张,小类收缩,即先验概率较大的类别比例递增,而先验概率较小的类别比例在迭代过程中递减,斑点相对来说类别比例较小,因此可被抑制。但是对于混杂严重的类,由于方差较大,因此在整个灰度区间影响范围较大,甚至淹没其他类。针对这种现象,可采用三种解决方案阻止两极分化:(1)在类别方差与先验概率之间建立联系,使之相互制约;(2)采用调制高斯分布的概念加大各类从属函数之间的差别;(3)设置较大的阈值控制迭代次数。

实验证明,当阈值设定的比较小时,迭代引起的较大类的扩张现象不能由上述(1),(2)两种方法很好的解决,还需要设定合适的阈值。

4.1.2 按照样本对每类的模糊从属值进行统计 显然,上述对标号进行统计的估计方法没有充分利用样本的从属信息。在迭代过程中,采用样点对各类的模糊从属向量进行统计、归一化作为类别比例,可以更充分的利用样点的从属特性,减少信息的损失,因此可以获得更好的实验效果。下文的实验结果证明采用这种估计方法在相同的迭代次数下相比于 4.1.1 节的方法可有效减轻马赛克效应。

4.1.3 先验概率估计实验结果 通常所说的最大似然(Maximum Likelihood)分类器与本文分类器的差别在于:在最大似然分类器中,假设各目标类的先验概率相同,是一种简化算法,因为显而易见,图像中各目标类的先验概率不能保证相等。本文中采用上述的迭代估计方法对目标类的先验概率进行估

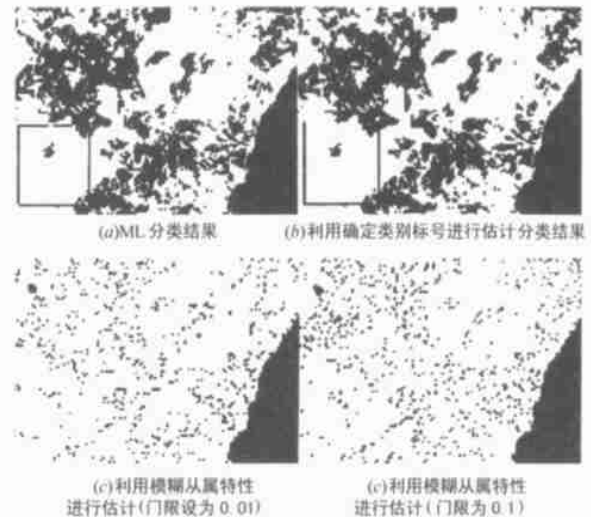


图 4 不同的先验概率估计效果

计,与真实先验概率还有差距,但是该方法在 SAR 图像分类中确实能提高分类精度,尤其对于 SAR 图像中的相干斑有一定的抑制作用.但是要设置适当的迭代门限(如图 4(c), 4(d)).

从上图 4 中各图可见,最大似然分类(图 4(a))虽然可以较好的区分出黑色区域代表的目标类,但是仍有大量的斑点;利用确定标号估计类别比例的方法进行先验概率估计可以较好地消除斑点(图 4(b)),但是出现了矩形区域(马赛克效应);利用模糊从属特性进行先验概率估计,当阈值设置较小时,仍然会有少量的矩形区域(图 4(c)),阈值设置较大时,消除了矩形区域(图 4(d)),但是去除斑点的效果略次于图 4(c).所以要在消除斑点和抑制马赛克效应之间取一个平衡.

4.2 先验概率融合

现在研究如何由各通道的先验概率获得综合的先验概率,提出三种解决方法:

(1)平均法.对每类而言,采用各通道的先验概率的平均值,近似作为综合的先验概率.

(2)最大值归一化法.对每类取各通道先验概率的最大值,然后将其归一化作为综合的先验概率.该方案希望通过利用多个通道中对目标类最敏感的通道来尽量保留目标类信息;

(3)贝叶斯融合法.认为各通道得到的先验概率 $P_k(C_i)$ 是条件概率 $P(C_i|D_k)$,因此要得到综合的先验概率同样需要融合,本文仍然采取贝叶斯融合的方法,即:已知 $P(C_i|D_1)$, $P(C_i|D_2)$, ..., $P(C_i|D_k)$,求 $P(C_i|D_1D_2...D_k)$.

由贝叶斯融合原理及独立性公式可得:

$$P(C_i|D_1D_2...D_k) = \frac{P(C_i|D_j)}{P^{k-1}(C_i)} \cdot \frac{P(D_1)P(D_2)...P(D_k)}{P(D_1D_2...D_k)} \quad (5)$$

5 具先验概率估计的多通道融合

综合上文提出的算法,进行具先验概率估计的多通道分类融合处理,实验设定为四个目标类,各通道采样区域一致,各通道先验概率采用依据模糊从属值的统计方法进行估计,进行如下几种处理,实验结果如图 5 所示.(1)便于比较,首先进行无先验概率估计(设为平均)的多通道融合及单通道分类;(2)对各通道先验概率采用平均方法进行融合;(3)对各通道先验概率采用贝叶斯融合方法进行融合.

图中 5(a)为三个通道分别作为 R、G、B 值直接合成的图像,从图中可以分辨出四种不同的区域;其他三幅为采用不同的先验概率融合方法进行分类的结果.为便于观察,选择方框内区域进行比较.观察各图中方框区域内可见,5(b)图中方框中的斑点最多,5(c)图中次之,5(d)图中最少,即先验概率贝叶斯融合效果最好,先验概率平均融合效果次优,无先验概率的融合结果抑制斑点的作用次于有先验概率估计的融合.同时与图 2 中各单通道分类结果比较可见,图 2(a)中定义四个目标类在三种融合结果中都可清晰分辨,即本文中的多通道融合处理能够提取并合成各通道的有效信息,同时抑制斑点噪声,结果明显优于无融合处理的单通道分类.

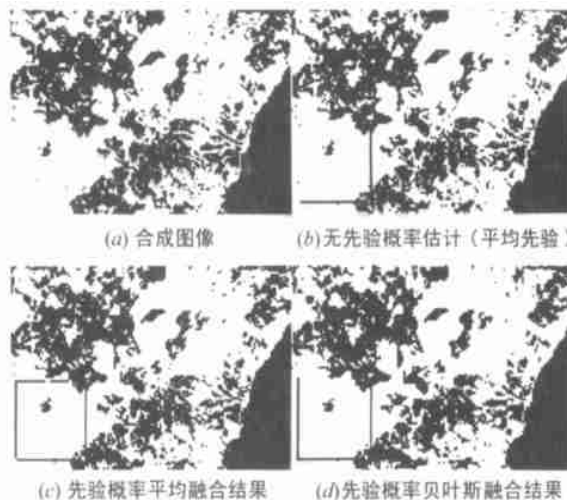


图 5 不同的先验概率融合效果

6 结论

本文主要利用贝叶斯融合理论对 SAR 图像进行基于测量级的多通道融合分类,融合各通道分类的优势,同时有效减轻相干斑,获得优于单通道分类的结果.对融合中涉及先验概率问题采取了基于标号和基于从属程度的两种迭代估计方式,在迭代次数相同的条件下,基于从属程度的方法由于利用了较多的信息量,因此可获得较好的效果,但是在保持分类精度和抑制斑点噪声中间需要取适当的迭代阈值或迭代次数.在由各通道的先验概率获得综合的先验概率时,提出了三种近似的方法,其中以贝叶斯融合方法效果最优.并通过实验验证了上述理论.未来的工作将着眼于 D-S 融合在 SAR 图像分类中的应用,该算法不需要已知先验概率,因此可避免先验概率估计中的许多近似运算.

作者简介:



苏 芳 女,1976 年 2 月生于山东庆云,1998 年及 2002 年分别在西安电子科技大学和北京航空航天大学获得工学学士及硕士学位,研究领域为合成孔径雷达(SAR)成像及图像理解及应用.



洪 文 女,1968 年出生于陕西西安,北京航空航天大学副教授,1997 年获该校工学博士学位,1998 年至 1999 年任德国宇航院客座科学家,主要研究领域为高分辨率 SAR 成像及其应用等.

(下转至第 1091 页)

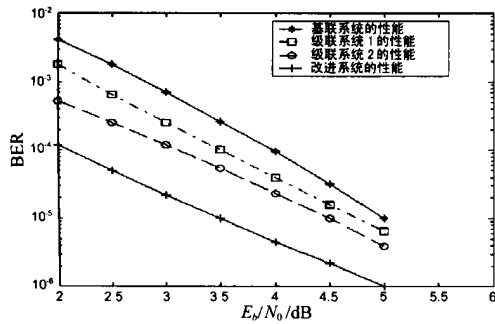


图 5 改进系统与其它 3 个系统的性能比较

改进,即采用两个软判决 Viterbi 译码器,在增加一定系统复杂度的条件下其性能增益提高到 1.5dB.而且,此时系统的复杂度仍然要比基联系统低,大约只有基联系统的一半.该系统的延时与前面两个级联系统的相当.

参考文献:

- [1] Forney G D. Concatenated Codes [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1966.
- [2] Ungerboeck G. Trellis-coded modulation with redundant signal sets [J]. Part and Part, IEEE Commun, 1987, 25(11): 5 - 21.
- [3] Ungerboeck G. Channel coding with multilevel/phase signals [J]. IEEE Trans Info. Theory, 1982, IT-28(1): 55 - 67.
- [4] ESA-ESTEC, Doc. Ref. TST/57403/AF. Franchi A. Phase Ambiguity Resolution in Burst Transmission Mode Using a Metric Growth Technique [S].
- [5] Kato S, Morikura M, Kubota S. Implementation of coded modems [J]. IEEE Commun, 1991, 29(12): 88 - 97.

- [6] Fettweis G, Meyr H. high-speed parallel viterbi decoding: algorithm and VLSI architecture [J]. IEEE Commun, 1991, 29(5): 46 - 55.
- [7] Q1650 Technical Data sheet [R]. DL90-1650A, Qaulcomm inc, 1990.
- [8] Morrison I S. ACE-8PSK: Band-limited 8PSK with an almost constant envelope [A]. Proc. Tenth int. Conf. On Digital Satellite Commun. (ICDSC-10) [C]. Brighton: ICDSC, 1995.
- [9] Hagenauer J, Hoehner P. A Viterbi algorithm with soft-decision outputs and its application [A]. Proceedings of GLOBECOM 89 [C]. Dallas, TX, USA: GLOBECOM, 1989.

作者简介:



刘 培 男, 1968 年生于重庆江津市, 现为西安电子科技大学通信与信息系统专业在读博士, 主要从事数字移动多媒体通信、通信信号处理等领域研究。



葛建华 男, 1961 年生于江苏南通, 现为西安电子科技大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字电视、信号处理、密码学。

刘 刚 男, 1977 年生于陕西咸阳, 现为西安电子科技大学通信与信息系统专业博士生, 主要从事数字移动多媒体通信、通信信号处理等领域的研究。

(上接第 1110 页)

参考文献:

- [1] Chris Oliver, Shaun Quegan. Understanding Synthetic Aperture Radar Images [M]. Boston: Artech House, 1998.
- [2] Ursula C Benz. Supervised Fuzzy Analysis of Single- and Multichannel SAR Data [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(2): 1023 - 1037.
- [3] Fangju Wang. Fuzzy Supervised Classification of Remote Sensing Images [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(2): 194 - 201.
- [4] Gunther Jager, Ursula Benz. Supervised Fuzzy Classification of SAR Data Using Multiple Sources [A]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999. IGARSS 99 Proceedings [C]. Hamburg, Germany: IEEE 1999 International, 1999.
- [5] Farid Melgani, Bakir A R Al Hashemy, Saleem M R Taha. An explicit fuzzy supervised classification method for multispectral remote sensing images [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(1): 287 - 295.
- [6] Lei Xu, Adam Krzyzak, Ching Y Suen. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition [J]. IEEE Transaction on System, Man, Cybernetics, 1992, 22(3): 418 - 435.
- [7] 孙红岩. 多传感器数据融合处理方法的研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1996.
- [8] 王之禹. 全极化合成孔径雷达在地貌分类领域的应用研究[D]. 北京: 中国科学院电子所, 1999.