基于马尔可夫随机场的 SAR 图象目标分割

郦苏丹 张 翠 王正志
(国防科技大学自动控制系遥感组，长沙 410073)

摘 要 运动、静止目标获取与识别(MSTAR)计划表明，将合成孔径雷达(SAR)图象分割成目标、阴影和背景杂波区域对于从开放环境中进行目标识别是一种有效的手段. 但是由于 SAR 图象所固有的斑点噪声的影响，传统的分割方法很难获得准确的分割. 为此提出了一种基于 MRF(Markov random field)模型的 SAR 图象分割算法. 用 MRF 模型描述待分割图象的先验知识，利用最大似然(ML)估计从训练数据中获得图象各区域的先验概率分布，采用 Bayes 方法，在观测数据基础上，根据分割图象的后验分布所对应的 MRF 模型的条件概率，利用 Metroplis 采样器获得最大后验概率(MAP)准则下的图象分割. 通过对 MSTAR 的样本目标图象应用该算法，结果表明它可以获得稳健和准确的分割效果.

关键词 SAR 分割 马尔可夫随机场
中图法分类号：TP722.6 **文献标识码**：A **文章编号**：1006-8961(2002)08-0794-06

SAR Target Segmentation Based on Markov Random Field

LI Su-dan, ZHANG Cui, WANG Zheng-zhi
(*Department of Automatic Control, National Univ. of Defense Technology, Changsha* 410073)

Abstract Moving and stationary target acquisition and recognition (MSTAR) program has shown that segment synthetic aperture radar (SAR) imagery into taeget, shadow and background clutter regions is a efficient measure in the process of recognition targets in open terrian. But traditional image segmentation methods are unable to achieve precise segmentation owing to the image affected by speckle noise. In this paper, SAR imagery segmentation algorithm based on MRF (Markov random field) is proposed. The prior information about the segmentation image with MRF model is presented, the prior probability distribution of every region is got from training data by maximum likelihood (ML) estimation, the Bayes formulation is adopted to obtain the conditional distribution of the posterior distribution of the segmentation image conditioned on observed image, based on the maximum a posterior (MAP) criterion, the segmentation is abtained by Metroplis algorithm. By applying this algorithm to the MSTAR sample target images, the result demonstrates the algorithm can achieve robust and precise segmentation result.
Keywords Synthetic aperture radar, Segmentation, Markov random field

0 引 言

合成孔径雷达(SAR)具有全天候、全天时对地球表面进行观察的能力，随着信号处理技术的不断发展，目前已经可以获得很高的空间分辨率，使得 SAR 传感器在民用和军事方面发挥越来越大的作用. 美国国防部高级研究计划局(DARPA)提出运动、静止目标获取与识别(MSTAR)计划，其目标之一是为从高分辨率 SAR 图象中自动获取和识别目标(例如坦克或军用车辆等)提供解决方法. MSTAR 计划的研究表明，将 SAR 图象分割成目标、阴影和背景杂波区域，对于从开放环境中进行目标识别是一种有效的手段. 但是 SAR 图象固有的斑点噪声，给图象分割造成困难. 人们已研究了一些算法来实现 SAR 图象的分割，其中文献[1]先利用边界检测算子获得区域的边界，然后在边界的约束下进行区域生长，获得分割；文献[2]利用二阶矩特征建立区域一致性描述准则，通过融合的方法

收稿日期：2001-04-24；**改回日期**：2001-12-12

实现图象的分割. 它们对于冰层和雨林的分割取得了较好的效果.

近年来 MRF[3~6]模型在图象分析中获得越来越广泛的应用. MRF 基于图象数据的局部相关性，用一个二维随机场描述图象模型. 它用条件概率描述图象的数据分布，该条件概率与图象中点的位置无关，而是包含关于各点的相互位置的信息，并根据 MRF 与 Gibbs 分布的一致性，通过势能函数确定 MRF 的条件概率，从而其在全局上具有一致性. 通过单个像素及其最近邻域的简单的局部交互，MRF 模型可以获得复杂的全局行为. 本文将它作为分割图象的模型，根据人工采样得到的样本数据来获得图象各部分概率分布的初始参数估计，引入关于目标特征的先验信息，基于 MAP 准则，采用 Metroplis 算法获得目标的分割.

1　Markov 随机场图象模型

设一幅 $M\times N$ 图象的像点集为 $S=\{s=(i,j);1\le i\le M,1\le j\le N\}$，分割后图象 $X=\{x_s,x_s\in\{1,2,\cdots,K\}\}$ 是定义在 S 上的随机场，x_s 是点 s 处的类别标记，K 是类别数. 二维网格 S 上一点 s 的邻域记为 η_s，它满足

(1) $s\notin\eta_s$

(2) 如果 $r\in\eta_s$，则 $s\in\eta_r$.

$\eta=\{\eta_s,s\in S\}$ 是 s 的邻域系统，定义在 η 上的随机场 X 如果满足如下特性，就认为 X 为 Markov 随机场：

(1) 图象像元的联合概率 $P(X)>0$；

(2) $P(x_s|\{x_r,r\neq s,r\in S\})=P(x_s|\{x_r,r\in\eta_s\})$

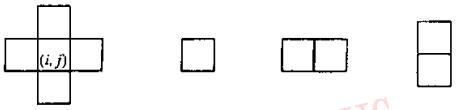
上面的定义给出了 Markov 随机场的条件概率描述，这一描述体现了随机场的局部特性，由局部特性来定义这个场的特性比较困难. Hammersley-Clifford 定理指出了 Markov 场与 Gibbs 分布的等价性，定理为：X 是 S 上的一个对于邻域系统 η 的 Markov 随机场，当且仅当它的联合分布是与 η 有关的基团的 Gibbs 分布

$$P(X)=\frac{1}{Z}e^{-U(X)} \tag{1}$$

其中，$U(X)=\sum_{c\in C}V_c(X)$ 为能量函数，$V_c(X)$ 称为与集簇 c 有关的势函数，$Z=\sum_X e^{-U(X)}$ 是归一化系数，C 是所有基团组成的集合. 可以推得

$$P(x_s|\{x_r,r\neq s\})=\frac{e^{-\sum_{c,i\in C}V_c(X)}}{\sum_{x_s}e^{-\sum_{c,i\in C}V_c(X)}} \tag{2}$$

Gibbs 分布是定义在一组基团(Clique)上的，对于规则位置集，在点 (i,j) 的邻点选择上存在一个较为自然的层次，$\eta_{ij}=\{(k,l)\mid 0<(k-i)^2+(l-j)^2\le level\}$，$level$ 决定邻域结构的大小和相应的基团，称为阶次. 这里用到的 1 阶邻域系统及其相应的基团如图 1 所示.



(a) 1 阶邻域系统　　(b) 1 阶邻域系统中的基团

图 1　邻域系统结构与相应的基团

2　基于 MRF 的 SAR 图象分割

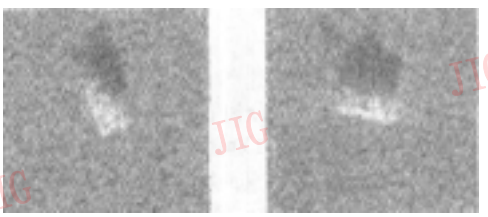
2.1　问题的背景

假设给定的 SAR 图象 Y 包含 N 个像素点，每个像点的强度都为正实数. 另外有一个标号场 X，认为它满足 Markov 随机场的定义. 图象 Y 中每一个像点的强度 y_i 都对应于 X 中的一个标号 x_i. 图 2 是从 MSTAR 目标数据库中选择的两个不同方位角情况下 T72 坦克的 SAR 图象，从中可以看出 SAR 目标图象由 3 部分组成：目标、背景和阴影. 因此 x_i 的取值有 3 种，分别对应于目标、背景和阴影. 可以用数学的形式表达为，对于任意像素 i，有

$$y_i\in\mathbf{R}^+,x_i=\begin{cases}\text{S，如果像素 } i \text{ 为阴影}\\ \text{B，如果像素 } i \text{ 为背景影}\\ \text{T，如果像素 } i \text{ 为目标}\end{cases}$$

根据 Bayesian 定理，给定观测数据 Y 时，X 的后验分布为

$$P(X|Y)=\frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} \tag{3}$$



(a) 方位角为 341.707°　　(b) 方位角为 104.707°

图 2　T72 坦克的 SAR 图象

其中,$P(\boldsymbol{X})$是先验 Gibbs 分布,$P(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{X})$是给定标号 $\boldsymbol{X}$ 时,观测图象 $\boldsymbol{Y}$ 的条件概率,它描述观测数据的后验概率分布,$P(\boldsymbol{Y})$是一个未知常数.分割的目的是在已知观测数据的基础上,求使得 $P(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{Y})$最大的分割 $\hat{\boldsymbol{X}}$,即 $\hat{\boldsymbol{X}}=\underset{\boldsymbol{X}}{\operatorname{argmax}}(P(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{Y}))$.

2.2 观测模型

对于 $P(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{X})$,可以认为在已知分割标号的情况下,观测数据之间是相互独立的,即

$$P(\boldsymbol{Y}|\boldsymbol{X})=\prod_{i=1}^{N}P(y_i|x_i) \tag{4}$$

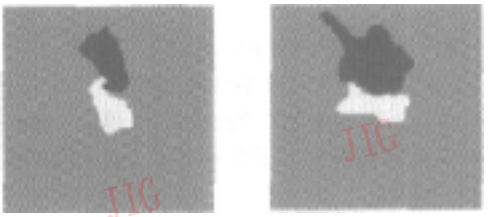
对于大多数应用情况,都假设观测数据服从高斯分布,而 SAR 图象具有自己的分布特性.在噪声为全显影条件下,雷达强度服从 Gamma 分布[7]

$$P(I)=\left(\frac{v}{\mu}\right)^{v}\frac{I^{v-1}}{\Gamma(v)}\exp\left[-\frac{vI}{\mu}\right] \tag{5}$$

其中 μ 为均值,v 为阶次参数,I 为强度.

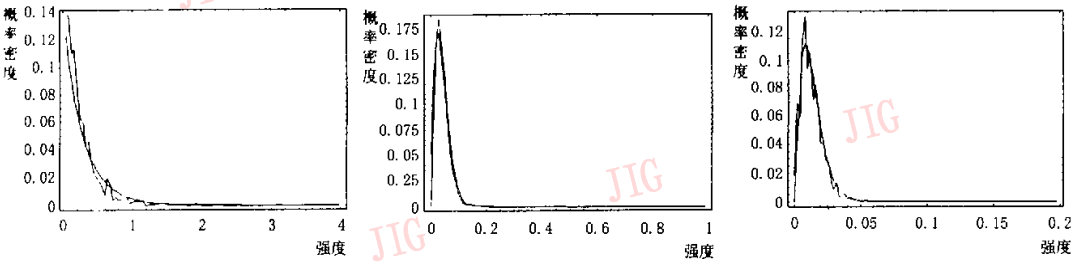
对于均匀区域,v 等于 SAR 图象的视数 L.这个模型建立在噪声为全显影的基础上,即每个分辨率单元由大量散射体组成,这些散射体中并没有哪个占主导地位,对于背景和阴影区域而言,这一前提假设是成立的.但对于人造物体如车辆目标,它们的成像是由某些位置的少量占主导地位的反射体组成,$v=L$ 的 Gamma 分布描述是不准确的.可以假设目标仍然服从 Gamma 分布,但是阶次不是 L,需要另外估计.

现在已经确定了图象的概率分布函数形式,但是对于不同的区域,分布函数的参数是不同的.对于背景和阴影这样的均匀区域,它们的阶次参数为视数 L,可以从 SAR 传感器的成像参数中获得,也可以从图象中估计出来.而目标的阶次参数只有从图象中估计.在 MRF 模型的应用中,参数估计是一个重要方面,可以分为有监督估计和无监督估计[8]两类.无监督估计的计算量相对较大.对于本文的问题,因图象结构比较简单,所以利用有监督的初始参数估计形式.选择几幅包含目标的 SAR 图象,通过人工方法获得背景、阴影和目标区域作为样本,如图 3 所示,通过最大似然法估计每个区域的 Gamma 分布参数,并作为初始参数.由于没有任何先验信息用以获得目标的准确分割,所以只能靠人的视觉判断力提供比较准确的分割结果.一般情况下,只要保证样本数据基本反映图象各部分的统计特性即可,并不要求手工分割十分准确.图 4 给出了每个区域测量的和估计的强度概率分布,可以看出利用估计的参数,概率模型能很好地描述各个区域的强度分布.



(a) 方位角为 341.707° (b) 方位角为 104.707°

图 3 T72 坦克的 SAR 图象手工分割结果



(a) 目标的概率密度分布 (b) 背景的概率密度分布 (c) 阴影的概率密度分布

图 4 各区域的强度-概率密度分布图

2.3 先验知识模型

通过 MRF 来描述分割标号域的先验知识,选择一阶邻域系统.由式(1)可知,选择不同的能量函数能体现不同的先验信息.这里选择一种均匀但是各向异性的能量函数模型,因它更能反映 SAR 图象中 3 个区域之间的相互关系.由于 SAR 是一种主动成像传感器,因此目标的成像仅依赖于 SAR 传感器与目标的相互关系.图 5 为 SAR 成像的几何关系图,其中三角形 *abc* 为目标对象,S 为传感器.图中的灰色区域为雷达波束的可照射区域,由于物体的遮挡作用,黑色区域 *bcd* 是雷达波束无法照射到的区域.SAR 传感器根据物体上各点的回波时间顺序

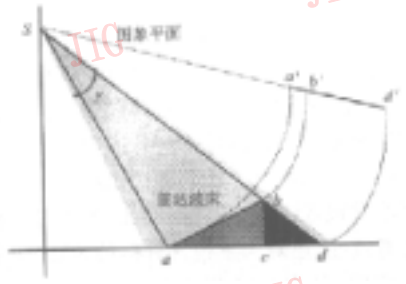


图 5　SAR 成像几何关系图

在图象平面上形成影像，其中 a' 为 a 的成像点，b' 为 b 的成像点，$a'b'$ 代表了 ab 的图象，为目标区域，像点的强度代表回波的幅度. 由于 bcd 不可能产生雷达回波，因此在图象平面上 $b'd'$ 为阴影区域. 在 SAR 图象中，如果以距离近端为下，距离远端为上，则可得出如下结论：目标区域的上方为阴影，在目标和阴影之间应该没有背景，而目标的下方为背景. 根据一阶邻域系统的基团中，两个元素的属性和相对位置不同，可以得到如下的能量函数形式，$V_{down}(x_i,x_j)$ 表示像素 j 位于像素 i 的下方时基团的能量函数；同理，$V_{up}(x_i,x_j)$ 表示像素 j 位于像素 i 的上方时的能量函数；$V_{cross}(x_i,x_j)$ 表示像素 j 位于像素 i 的两侧时的能量函数，其中 x_i 和 x_j 分别为基团中的两个元素，x_i 和 x_j 分别取不同的标号(图 6).

x_i \ x_j	S	B	T
S	0	1	1.5
B	1.5	0	1
T	1	1.5	0

(a) $V_{up}(x_i,x_j)$

x_i \ x_j	S	B	T
S	0	1.5	1
B	1	0	1.5
T	1.5	1	0

(b) $V_{down}(x_i,x_j)$

x_i \ x_j	S	B	T
S	0	1	1
B	1	0	1
T	1	1	0

(c) $V_{cross}(x_i,x_j)$

图 6　能量函数的定义

从图 6 可以看出，$V_{cross}(x_i,x_j)$ 对位于水平方向的两个相邻元素没有特别的倾向，然而 $V_{down}(x_i,x_j)$ 和 $V_{up}(x_i,x_j)$ 的定义表明，对目标在阴影上方，背景在目标上方和背景在阴影下方给予了更多的惩罚，来抑制这些情况的出现.

综上所述，将观测模型和先验知识结合起来，获得后验概率分布的能量函数表达式

$$P(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{Y}) \propto e^{-H(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{Y})} \tag{6}$$

$$H(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{Y}) = -\sum_{i=1}^{N}\Big[v(x_i)\ln v(x_i) - v(x_i)\ln\mu(x_i) + (v(x_i)-1)\ln y_i - \ln\Gamma(v(x_i)) - \frac{v(x_i)y_i}{\mu(x_i)} - \frac{\alpha}{2}\sum_{j\in\eta_i}V_c(x_i,x_j)\Big] \tag{7}$$

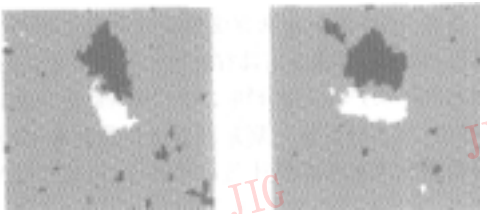
其中，根据 x_i 和 x_j 相对位置的不同，$V_c(x_i,x_j)$ 分别取 $V_{down}(x_i,x_j)$、$V_{up}(x_i,x_j)$ 或 $V_{cross}(x_i,x_j)$，α 是权值，用来控制分割边界的光滑性. 使后验概率分布 $P(\boldsymbol{X}|\boldsymbol{Y})$ 最大的图象分割 $\hat{\boldsymbol{X}}$ 满足能量函数 $H(\hat{\boldsymbol{X}}|\boldsymbol{Y})$ 最小. 因此基于 MRF 的图象分割问题，最终归结为寻找能量函数的最小解问题，可采用模拟退火(SA)、Metroplis 采样器[4]、ICM[9,10]等方法来完成这一工作. ICM 算法通过逐元最小化能量函数 $H(X|Y)$ 实现像元更新，是一种确定性算法，往往会落入局部最小点. 原则上模拟退火算法可以得到全局极小点，但是模拟退火算法的计算量较大. Metroplis 采样器介于 ICM 算法和模拟退火算法之间，它的计算量小于全局寻优的模拟退火算法，效果优于 ICM 算法.

3　实验结果

首先对图 2 所示 SAR 图象进行实验，分割结果如图 7 所示. 实验中，选取 $\alpha=1.5$. 为了减少计算量，先利用估计的初始图象参数，根据式(5)，采用极大似然准则，确定初始分割

$$\hat{x}_i^{(0)} = \arg\max_{x_i=\{S,B,T\}} f(y_i|x_i), i=1,\cdots,N$$

在初始分割的基础上，运用 Metroplis 采样器获得 MAP 准则下的图象分割.



(a) 方位角为 341.707°　　(b) 方位角为 104.707°

图 7　T72 坦克的分割结果

Metroplis 采样器的工作原理为：对于每一个像素，保持其余像素的标号不变，随机选择当前像素一

个可能的改变，获得另一种分割 Z，计算两种分割之间的能量函数差 $\Delta H = H(Z|Y) - H(X|Y)$，如果 $\Delta H < 0$，则接受新的分割，否则接受新分割的概率为 $e^{-\Delta H/T}$，其中，T 为温度. 它不同于 ICM 算法确定性地接收或拒绝新的分割，而是在每一个像元属性的更新上利用退火思想，根据概率决定是否接收新的分割，因此可以避免能量函数陷入局部最小，获得比较好的分割结果.

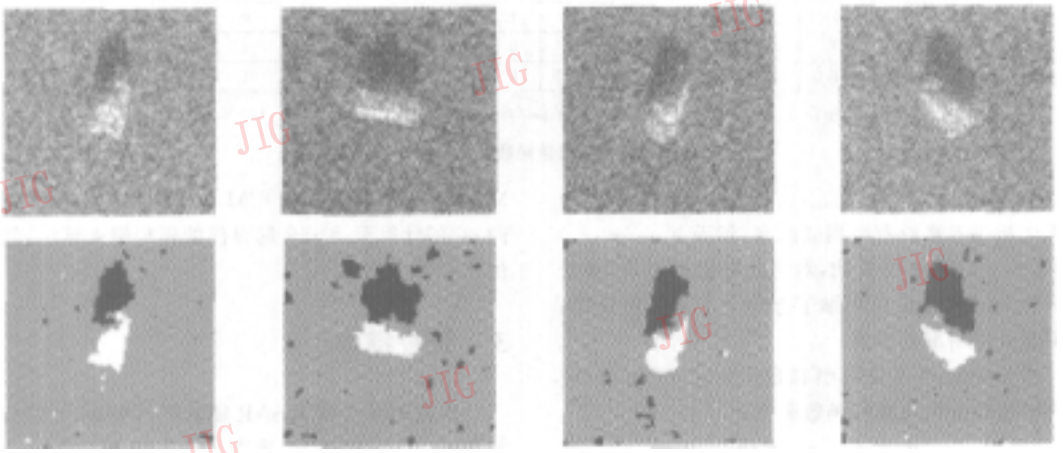
由于采用极大似然准则获得了初始分割，因此可以选择一个较低的初始温度 T_0，通过对数下降法逐步冷却

$$T = \frac{T_0}{\ln(1+k)}, k = 1,2,\cdots \tag{8}$$

其中，k 为迭代次数.

选择每 5 次迭代更新一次温度，使得系统尽量收敛到最小点. 为了保证各区域统计模型描述的准确性，在算法进行中，每一次迭代结束后都根据当前分割结果重新估计各区域的统计参数.

从图 7 可以看出，MRF 的分割结果与人工的分割结果非常接近，体现了目标特征. 为了进一步验证算法的有效性，还对大量包含目标的 SAR 图象进行了分割实验，其中 T72 坦克包有 274 个目标图象，覆盖[0°，360°)的方位角范围. 对于这些图象，仍然使用前述样本区域获得的分布参数作为初始参数. 图 8 是从中选取的几个例子，可以看出，SAR 目标图象的 MRF 分割具有良好效果.



(a) 方位角为 11.707° (b) 方位角为 101.707° (c) 方位角为 196.707° (d) 方位角为 328.707°

图 8 T72 坦克 SAR 图象(上图)及其分割结果(下图)

4 结 论

通常 SAR 图象分割方法的研究对象主要是不同属性的区域，这些区域具有较大的空间尺寸，分割误差对其不会产生很大影响. 对于车辆目标识别而言，稳定、准确的目标分割是识别工作的基础，通常的分割方法没有考虑具体的目标特性，因此难以满足要求. 通过对图象的不同区域建立相应的强度分布模型，将目标成像几何模型引入到 MRF 的势能函数的定义中，提出了一种比较稳健的 SAR 图象目标分割方法，Metroplis 采样器可以保证获得近似最优的分割结果. 通过实验验证，该方法可以获得良好的分割效果，为 SAR 目标识别提供了有力的支持. 在此基础上，如何提取目标特征是完成目标识别需要进一步研究的问题.

参 考 文 献

1 White R G. Change detection in SAR imagery[J]. Int. J. Remote sensing, 1991, 12: 339～360.

2 Cook R, Mcconnell I. Mum segmentation for SAR images[A]. In: SPIE Proc. [C]. Rome, 1994, 2316: 92～103.

3 Geman S, Geman D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(6): 721～741.

4 Gerhard Winkler. Image analysis, Random fields and Dynamuic Monte Carlo methods[D]. Berlin: Springer-Verlag, 1999.

5 Derin H, Elliot H. Modeling and segmenttion of noisy and textured images using Gibbs rabdom field[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987,9(1):39～55.
6 Weisenseel Robert A, Karl W Clen. MRF-based algorithm for segmentation of SAR images[A]. In:Proceeding of Int. Conf. on Image Processing[C], Chicago,1998,3:770～774.
7 Ulaby F T, Kouyate F. Texture information in SAR images[J]. IEEE Trans. on Geosc. Remote Sensing, 1986,24(2):235～245.
8 Lakshmanan S, Derin H. Simultaneous parameter estimation and segmentation of Gibbs random fields using simulated annealing [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989,11(8):799～813.
9 Besag J. On the statistical analysis of dirty pictures[J]. Journal of Royal Statistical Society. B, 1986,48:259～302.
10 Park J, Kurz L. Image enhancement using the modified ICM method[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1996,5(5):765～771.

郦苏丹　1973 年生,现为国防科技大学自动控制系博士研究生.主要研究方向为遥感图象的信息处理与模式识别.

张　翠　1973 年生,现为国防科技大学自动控制系博士研究生.主要研究方向为遥感 SAR 图象的目标识别.

王正志　1945 年生,1984 年获美国 Rice 大学博士学位,现为国防科学技术大学自动控制系教授、博士生导师.研究领域包括遥感信息处理、控制、自适应控制、模式识别及机器学习.