

用于纯方位跟踪的简化粒子滤波算法及其硬件实现

洪少华 史治国 陈抗生
(浙江大学信息与电子工程学系 杭州 310027)

摘 要: 针对粒子滤波运算量大, 硬件复杂性高的问题, 该文提出了一种用于纯方位跟踪的简化粒子滤波算法, 该算法引入了一种新的基于阈值的重采样方法, 降低了硬件实现的复杂度。在算法研究的基础上, 论文研究了基于 FGPA 的硬件电路实现方法, 给出了系统的整体硬件结构及重采样/采样模块的实现方案, 讨论了粒子滤波硬件实现的资源优化及时间优化问题。仿真结果表明, 对于纯方位跟踪问题, 该粒子滤波算法具有优于扩展 Kalman 滤波器(EKF)的性能; 硬件电路实验表明, 该滤波器可以实现对被动目标的纯方位跟踪, 并具有比通用粒子滤波器较快的处理速度。

关键词: 纯方位跟踪; 粒子滤波; 重采样; FGPA

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0096-05

Simplified Algorithm and Hardware Implementation for Particle Filter Applied to Bearings-only Tracking

Hong Shao-hua Shi Zhi-guo Chen Kang-sheng

(Department of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: A simplified particle filter algorithm, which introduces a compact threshold-based resampling algorithm and features lower computing power and hardware complexity, is proposed for the bearings-only tracking problem. Based on the proposed algorithm, this paper lays emphasis on the efficient hardware implementation of particle filters on FGPA platform, and presents the hardware architecture of the resample/sample unit and the whole system. Simulation results show that the simplified algorithm outperforms the extended Kalman filter. Experimental study indicates that the implemented particle filter can be used to solve the bearings-only tracking problem and has rather fast processing rate.

Key words: Bearings-only tracking; Particle filter; Resampling; FGPA

1 引言

纯方位跟踪是一种利用目标本身的有源辐射, 采用机动单站测向机测得运动目标的方位信息, 实时估计目标航迹(位置和速度等)的技术。因为其具有隐蔽性好, 不易被跟踪目标发现的优点, 备受各国军方重视。传统上, 纯方位跟踪问题的算法和硬件实现研究都是基于扩展 Kalman 滤波器(Extended Kalman Filter, EKF)及其各种变形来进行的^[1,2]。然而, 由于纯方位跟踪问题的非线性特性, 基于线性化方法的 EKF 不可避免的存在线性化误差, 造成跟踪效果不理想, 甚至出现滤波发散的现象。

粒子滤波是一种序贯蒙特卡罗信号处理技术, 其基本思想是由加权的离散随机采样点表示所需随机变量的后验概率密度。当采样点数目很大时, 这些样本点能非常接近地表征后验概率密度。在基于最小均方误差(MMSE)等估计准则下, 可由离散随机采样点及其权重计算出随机变量的估计值。由于粒子滤波具有较强的处理非线性、非高斯信号能力,

越来越多地受到研究者的关注, 且很快应用到目标跟踪、通讯、控制等许多领域^[3-5]。

然而, 对于粒子滤波的研究目前大多数都集中在算法仿真方面, 对于粒子滤波器的硬件实现研究较少。粒子滤波器从理论、算法研究走向实际应用的过程中, 硬件实现是一个关键问题。粒子滤波器硬件实现的难点在于: (1)它通常需要较多的采样点来表征后验概率密度, 因此硬件电路结构复杂、运算量大、运行周期长; (2)针对不同的问题, 需要对通用的粒子滤波器进行一定的改进以提高滤波器硬件电路空间和时间效率, 不同应用问题的硬件电路结构不尽相同。

本文针对纯方位跟踪问题, 提出了一种简化的粒子滤波算法及其基于 FGPA 的硬件电路结构。文章第 2 节给出适合于纯方位跟踪问题的简化粒子滤波算法及其仿真结果, 第 3 节给出整体硬件电路结构、重采样/采样模块的实现方法及电路的实验结果, 最后一节对全文进行了总结。

2 纯方位跟踪的简化粒子滤波算法

纯方位跟踪问题, 在直角坐标系下, 目标运动的离散化方程及观测方程分别为

$$\mathbf{X}_k = \Phi \mathbf{X}_{k-1} + \Gamma \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = a \tan \begin{pmatrix} x_k - x_0 \\ y_k - y_0 \end{pmatrix} + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

$$\text{式中 } \Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix}, \text{状态向量 } \mathbf{X}_k =$$

$[x, y, v_x, v_y]^T$, 其中 x, y 及 v_x, v_y 为目标在 x, y 方向上的位置和速度; x_0, y_0 为观测点的位置; T 为采样周期; \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{v}_k 均为零均值的高斯白噪声, 方差分别为 \mathbf{Q}_{k-1} 和 \mathbf{R}_k , $\mathbf{w}_k = (w_x, w_y)^T$ 。

对于纯方位跟踪问题, 粒子滤波已取得较好的跟踪结果^[6,7]。但是由于通用粒子滤波算法计算量大, 运行周期长, 不利于硬件实现^[8]; 本文针对纯方位目标跟踪问题, 提出一种简化的易于硬件实现的粒子滤波算法如图 1 所示。

```

初始化: Sum  $W_k = 0$ ,  $\hat{x}_k = 0$ ,  $\hat{v}_{x_k} = 0$ ,  $\hat{y}_k = 0$ ,  $\hat{v}_{y_k} = 0$ ,  $\hat{N}_{\text{eff}} = 0$ 
FOR  $n = 1 : N$ 
   $m = r(n)$ 
  采样:  $\begin{cases} x_k^{(n)} = x_{k-1}^{(m)} + v_{x_{k-1}}^{(m)} + 0.5n w_{x_k}^{(m)} \\ v_{x_k}^{(n)} = v_{x_{k-1}}^{(m)} + n w_{x_k}^{(m)} \\ y_k^{(n)} = y_{k-1}^{(m)} + v_{y_{k-1}}^{(m)} + 0.5n w_{y_k}^{(m)} \\ v_{y_k}^{(n)} = v_{y_{k-1}}^{(m)} + n w_{y_k}^{(m)} \end{cases}$ 
  权重计算:  $w_k^{*(n)} = w_{k-1}^{*(n)} e^{-2\sigma_r^2 \left[ x_k - a \tan \frac{y_k^{(n)}}{x_k^{(n)}} \right]^2}$ 
  Sum  $W_k = \text{Sum } W_k + w_k^{*(n)}$ 
  阈值计算: IF  $w_k^{*(n)} > \text{Thr}$ 
     $\hat{N}_{\text{eff}} = \hat{N}_{\text{eff}} + 1$ 
  END IF
  状态估计:  $\begin{cases} \hat{x}_k = \hat{x}_k + w_k^{*(n)} x_k^{(n)} \\ \hat{v}_{x_k} = \hat{v}_{x_k} + w_k^{*(n)} v_{x_k}^{(n)} \\ \hat{y}_k = \hat{y}_k + w_k^{*(n)} y_k^{(n)} \\ \hat{v}_{y_k} = \hat{v}_{y_k} + w_k^{*(n)} v_{y_k}^{(n)} \end{cases}$ 
END FOR
IF  $\hat{N}_{\text{eff}} < N_{\text{thr}}$ 
  重采样:  $(r, w_k^*) = \text{RESAMPLE}(w_k^*, N, \text{Sum } W_k)$ 
ELSE
   $r(1 : N) = 1 : N$ 
END IF
  状态估计调整:  $\begin{cases} \hat{x}_k = \hat{x}_k / \text{Sum } W_k \\ \hat{v}_{x_k} = \hat{v}_{x_k} / \text{Sum } W_k \\ \hat{y}_k = \hat{y}_k / \text{Sum } W_k \\ \hat{v}_{y_k} = \hat{v}_{y_k} / \text{Sum } W_k \end{cases}$ 

```

图 1 简化粒子滤波算法

图 1 中, 重要采样函数选择易于硬件实现的先验概率密度函数, 即 $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{0:k-1}^i, \mathbf{z}_{1:k}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 。同时, 算法避免了权重的归一化, 硬件实现上节省了 N (N 为粒子数目) 个时钟周期。此外, 本文算法对判断是否需要重采样的阈值计算做了一定的简化: 当粒子开始出现匮乏现象时, 少数的粒子权重较大, 而其他的权重较小, 因此硬件实现上通过计算粒子权重大于设置的阈值(本实验设置为 $\text{Thr} = 2^{-6}$) 的个数来近似重采样判断阈值是可行的, 这将明显简化了阈值的计算问题。

重采样对粒子滤波器的性能影响很大, 同时其硬件实现也具有一定的挑战性。常见的重采样方法有 SR (Systematic Resampling)^[6]、RSR (Residual Systematic Resampling)^[9] 等, 然而在硬件实现上, 这些方法存在着或多或少的不足: SR 需较长的 $2N - 1$ 个时钟周期, RSR 结构较为复杂等等^[10]。针对这些问题, 本文引入一种新的基于阈值的重采样算法, 其基本思想是首先把每个粒子的权重跟预先设置的阈值作比较, 选取权重比阈值大的粒子, 丢弃比阈值小的粒子, 接着按顺序复制权重较大的粒子以覆盖权重小的粒子。

针对简化粒子滤波算法中重采样模块要输出复制粒子的序号, 引入的基于阈值重采样算法如图 2 所示。

```

 $(r, w_k^*) = \text{RESAMPLE}(w_k^*, N, \text{Sum } W_k)$ 
初始化:  $T < \text{Sum } W_k / N$ ;  $N_s = 0$ ;  $j = 1$ ; temp = 1;
FOR  $i = 1 : N$ 
  IF  $(w_k^{*(i)} > T)$ 
     $N_s = N_s + 1$ ;
    num( $N_s$ ) =  $i$ ;
  END IF
END FOR
FOR  $i = 1 : N$ 
  IF (temp >  $N$ )
     $j = j + 1$ ;
    temp =  $j + N_s$ ;
  ELSE
     $j = j$ ;
    temp = temp +  $N_s$ ;
  END IF
   $r(i) = \text{num}(j)$ ;
   $w_k^{*(i)} = N^{-1}$ ;
END FOR

```

图 2 基于阈值重采样算法

图 2 中, temp 是一中间变量, 用于确定权重较大的粒子复制次数。之所以把阈值设为比 $\text{Sum } W_k / N$ 小, 是因为当所有的粒子权重都相等时, 即为 $\text{Sum } W_k / N$, 这时如果阈值设置得比 $\text{Sum } W_k / N$ 大, 将没有粒子被选中。由上文可见, 该新算法由两个 FOR 循环组成, 其中第 1 个 FOR 循环用于选取权重较大的粒子序号, 第 2 个 FOR 循环复制权重较大的粒子序号。事实上, 如后面硬件实现部分所述, 第 2 个 FOR

循环将可以和采样模块实现流水线操作, 因此该新的重采样算法只需 $N + L_{res}$ (本文算法 $L_{res} = 1$) 个时钟周期。

对纯方位跟踪问题, 我们使用上述简化粒子滤波算法, 通用粒子滤波算法以及扩展 Kalman 滤波算法进行了多次仿真, 仿真结果表明, 通用粒子滤波算法与简化的粒子滤波的性能相当, 且两者性能都比扩展的卡尔曼滤波算法好。图 3 给出了其中某一次的仿真结果。

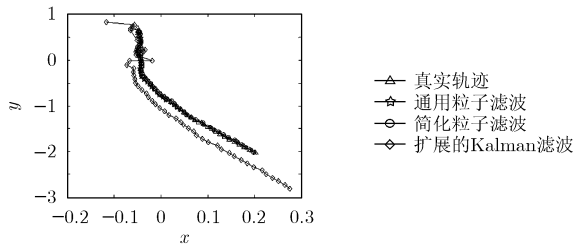


图 3 滤波算法对纯相位跟踪的仿真结果

3 算法的 FPGA 实现

纯方位跟踪的简化粒子滤波算法在 FPGA 硬件电路上的实现框图如图 4 所示。其间所有变量都采用定点数表示, 位置信息用 18bit 表示, 观测信息(相位)用 16bit 表示。

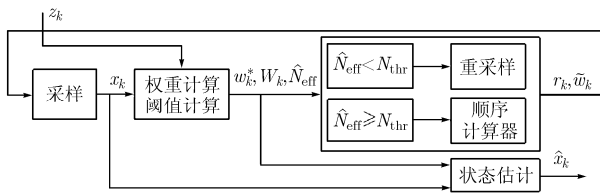


图 4 简化粒子滤波算法的实现框图

3.1 重采样/采样模块

鉴于重采样/采样模块硬件实现的挑战性, 本节重点讨

论了重采样/采样模块的硬件实现。

图 5 为引入的重采样方法硬件实现框图。重采样前, 粒子权重存放于标为 MEM1 的存储器; 重采样开始时, 由地址计数器 C1(从 0 到 $N-1$) 控制逐一读取粒子权重。比较器用于对粒子权重及阈值进行比较, 从而决定该粒子是选取还是丢弃, 如果粒子权重较大, 则将其粒子序号从最低地址开始写入标记为 MEM2 的粒子序号存储器, 由 counter_u 计数器控制; 而如果粒子权重较小, 则将其粒子序号从最高地址写入 MEM2 的序号存储器, 由计数器 counter_d 控制。之所以也存储丢弃粒子的序号是为了标记采样部分复制粒子写入存储器的位置。为了与图 3 所示的重采样模块协同工作, 相应的采样模块应如图 6 所示。

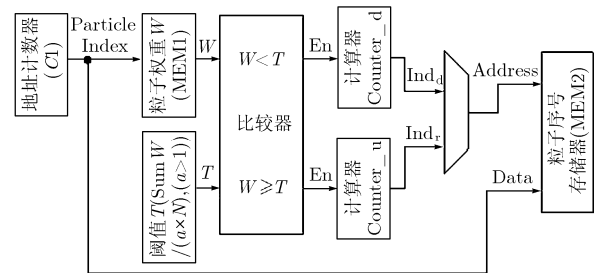


图 5 新的重采样方法硬件实现框图

如果需要进行重采样, 那么当粒子序号是第一次从 MEM2 读取时, 从 PMEM 读取相应粒子状态存放于寄存器 Reg, 待粒子状态更新后, 再写入 PMEM 的原先地址; 当在下一时钟周期从 MEM2 获取同一粒子序号时, 粒子状态不再从 PMEM 获取(因为状态已被覆盖), 而是直接从寄存器 Reg 读取, 同时由计数器 Counter down 从 MEM2 读取一个丢弃粒子序号, 用于存放复制粒子更新后的状态。对于 MEM2, 要同时获得选用粒子序号及丢弃粒子序号, 故其应

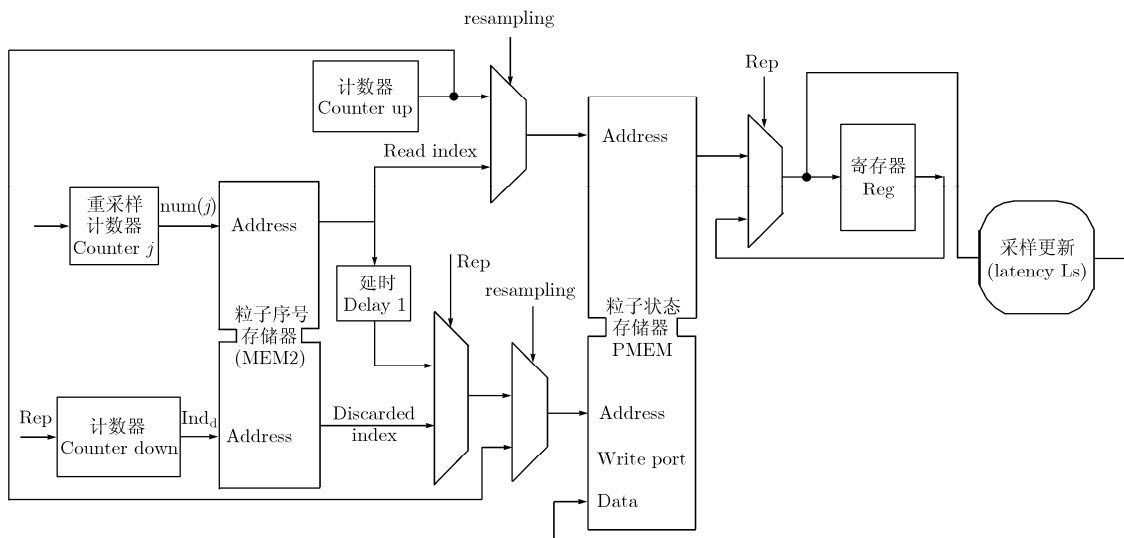


图 6 简化粒子滤波采样模块实现框图

为双口 RAM，允许同时实现读写操作。如果不需要重采样，那么直接由计数器 counter up 顺序读取粒子状态。表 1 所示的是纯方位跟踪使用 2048 个粒子，基于 SR 算法，RSR 算法及本文所提出的算法(阈值 $T = \text{Sum } W / 2N$)的重采样模块 FPGA 各种资源的占用情况。

表 1 XC2VP50FF1152 上重采样模块资源使用情况

| 硬件资源 | SR 算法 | RSR 算法 | 本文算法 |
|-----------------|-------|--------|------|
| Slices | 199 | 294 | 110 |
| Slice Registers | 130 | 224 | 104 |
| 4 input LUTs | 232 | 348 | 179 |
| Block RAMs | 7 | 6 | 4 |
| Multipliers | 0 | 1 | 0 |

Xilinx 公司 FPGA XC2VP50FF1152 上的 RAM 是 18kb 大小形式存在的，基于 SR 和 RSR 的重采样模块在重采样后需要 4 个 Block RAM 存储粒子序号(其中 SR 是分别存储复制的粒子序号及丢弃的粒子序号，RSR 是存储粒子序号及复制次数)，而本文的重采样方法只需两个 Block RAM 存储即可。此外，本文重采样算法及基于 RSR 的重采样方法需要两个 Block RAM 在重采样前存储粒子权重，而基于 SR 重采样模块需要 3 个 Block RAM 存储用于 25 位表示的粒子权重之和^[10]。因此，如表 1 所示，本文的重采样方法将只使用其他两种方法约 60% 的 Block RAM，因为 Block RAM 是 FPGA 上比较珍贵的资源，这一改进对于硬件资源的节省是相当乐观的。此外，其他资源诸如 slices, slice registers 及 4 input LUTs，本文方法均具有较大优势。

3.2 仿真及实验结果

在用 Verilog HDL 语言描述所有结构后，我们对整个系统进行综合及编译，并用 Modelsim 对其做布局布线后仿真验证其功能的正确性。系统可支持最大时钟为 112M，表 2 给出了基于 Xilinx Virtex II pro 器件 XC2VP50FF1152 用 2048 个粒子的纯方位被动目标跟踪的粒子滤波^[6]系统的资源占用情况，其中判断是否重采样的阈值设为 $N_{\text{thr}} = 0.8N$ ，重采样的阈值为 $T = \text{Sum } W / 2N$ ，观测点假设固定在原点。

对式(1)、式(2)所示纯方位跟踪问题，利用本文所提算法进行 Matlab 仿真，并利用本文所提出的硬件电路结构在

表 2 系统在 XC2VP50FF1152 上实现所需硬件资源

| 资源 | 纯相位跟踪问题 |
|-------------------|---------|
| Slices | 3834 |
| Slices registers | 4572 |
| 4 input LUTs | 4937 |
| Block RAMs | 17 |
| Block multipliers | 17 |

FPGA 实现的多次实验表明，硬件电路的实验结果与 Matlab 的仿真结果基本吻合，跟踪效果比较精确。图 7 为整个系统运行 50 个时刻的某一次仿真及实验结果图。

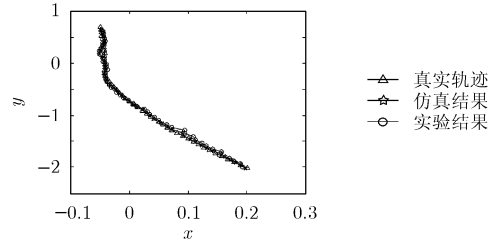


图 7 纯方位跟踪简化粒子滤波算法的仿真及实验结果

此次实验有 24 个时刻进行重采样，在采样模块、权重计算模块及状态估计时钟延迟分别为 $L_s = 8$, $L_l = 53$ 及 $L_e = 2$ 个周期时，50 个时刻总耗时为

$$T_{\text{total}} = \{[(2048 + 8 + 53 + 2) + (2048 + 1)] \times 24 + [(2048 + 8 + 53 + 2) + 1] \times 26\} T_{\text{clk}} = 154752 T_{\text{clk}}$$

平均每个时刻需要: $T_{\text{ave}} = 154752 / 50 T_{\text{clk}} \approx 3095 T_{\text{clk}}$ 。

在使用 100MHz 晶振的情况下，系统允许的数据处理速度将为 $1/T_{\text{ave}} \approx 32$ kHz，即使在最坏的情况下，即系统每一时刻都进行重采样，此时相当于 SIRF，也可支持 $1/\{(2048 + 8 + 53 + 2) + (2048 + 1) T_{\text{clk}}\} \approx 24$ kHz，还是同等条件下文献[10]中 16kHz 的 1.5 倍。

4 结束语

本文针对纯方位被动目标跟踪问题，提出一种简化的粒子滤波算法，并引入了一种新的基于阈值的重采样方法，降低了硬件实现的复杂度及运行时间，此外，本文同时给出了纯方位跟踪系统的整体硬件结构及重采样/采样模块的实现方案。仿真及 FPGA 实验结果表明，简化粒子滤波算法保持了跟踪效果的精确性，同时大大减少了计算量及运行时间。

参考文献

- [1] Song T L and Speyer J L. A stochastic analysis of a modified gain extended Kalman filter with application to estimation with bearings-only measurements. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1985, AC-30(10): 940-949.
- [2] 郭福成, 李宗化, 孙仲康. 无源定位跟踪中修正协方差扩展卡尔曼滤波算法. *电子与信息学报*, 2004, 26(6): 917-922.
Guo F C, Li Z H, and Sun Z K. The modified covariance extended Kalman filter in passive location and tracking. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2004, 26(6): 917-922.
- [3] Ristic B, Arulampalam S, and Gordon N. *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Applications*. Boston, London: Artech House, 2004, Chapter 5-12.
- [4] Doucet A, de Freitas N, and Gordon N (Eds.). *Sequential*

- Monte Carlo Methods in Practice. New York: Springer, 2001, Chapter 15-26.
- [5] Doucet A and Wang X D. Monte Carlo methods for signal processing: A review in the statistical signal processing context. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6): 152-170.
- [6] Gordon N, Salmond D, and Smith A. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, 1993, 140(2): 107-113.
- [7] Zhai Y and Yeary M. A new particle filter tracking algorithm for DOA sensor system. *Proc. of Instrumentation and Measurement Technology, Warsaw*, 2007: 1-4.
- [8] Bolic M, Athalye A, and Djuric P M, *et al.* Algorithmic modification of particle filters for hardware implementation. *Proc. of the European Signal Processing Conference, Vienna, Austria*, 2004: 1641-1646.
- [9] Bolic M, Djuric P M, and Hong S. Resampling algorithms for particle filters: A computational complexity perspective. *EURASIP Journal of Applied Signal Processing*, 2004, (15): 2267-2277.
- [10] Athalye A, Bolic M, and Hong S, *et al.* Generic hardware architectures for sampling and resampling in particle filters. *EURASIP Journal of Applied Signal Processing*, 2005, (17): 2888-2902.
- 洪少华: 男, 1983 年生, 博士生, 研究方向为通信、雷达信号处理技术等.
- 史治国: 男, 1978 年生, 博士后, 讲师, 研究方向为通信、雷达信号处理、非线性电路及其应用.
- 陈抗生: 男, 1939 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为电磁场与微波技术.