

人工神经网络在航迹关联中的应用研究

田宝国 何友 杨日杰

(海军航空工程学院信息融合技术研究所 烟台 264001)

摘要: 在分布式多传感器系统中的多节点情况下, 航迹关联问题可以转化为多维分配问题。而多维分配问题是典型的组合优化问题, 很难找到问题的最优解, 而且其计算量随着问题规模的增加易出现指数爆炸现象。该文提出了一种三维神经网络模型, 用以解决三节点情况下航迹关联的三维分配问题, 并进行了实验仿真。仿真结果表明, 三维人工神经网络模型能够有效地求解此三维分配问题, 并且具有较高的航迹关联正确率。另外三维神经网络模型同样可以推广到多维, 用以解决航迹关联的多维分配问题。

关键词: 多传感器, 航迹关联, 神经网络, 多维分配, 信息融合

中图分类号: TN391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)02-0310-04

Application of Artificial Neural Network in Track Correlation

Tian Bao-guo He You Yang Ri-jie

(Research Inst. of Info. Fusion, Naval Aeronautical Engineering Inst., Yantai 264001, China)

Abstract In a distributed multisensor system, the problem of track correlation can be transformed into the problem of multi-dimension assignment. The problem of multi-dimension assignment is a typical combined optimization problem, it is very hard to find its optimum solution and its computing burden increases heavily with the increase of dimensions and the number of targets. So a new model of three-dimension neural network is proposed in this paper to deal with the problem of three-dimension assignment. The experimental results illustrate that this model can effectively solve the problem of track correlation and have higher correct association percent. And the model of three-dimension neural network proposed in this paper can be generalized to multi-dimension model to solve the problem of multi-dimension assignment.

Key words Multisensor, Track correlation, Neural network, Multi-dimension assignment, Information fusion

1 引言

在多传感器环境中, 一种常见的处理结构是分布式结构。在这种处理结构中, 每个传感器都处理它的局部观测, 并产生局部航迹, 然后每个传感器都把它航迹传送到中心站, 在那里进行航迹相关和合成。所以在分布式多传感器结构中, 多传感器数据融合的一个关键问题就是航迹关联或航迹相关。当系统只有两个局部节点时, 用于航迹关联的常用方法有加权法^[1]、修正法^[2]、最近邻域法^[3]、经典分配法^[4]、K 近邻域法^[5]和多元假设检测法^[6]等。其中前 3 种算法是基本方法, 也是在实际中应用最多的方法。但是在密集目标环境下和/或交叉、分叉及机动的航迹较多的场合, 它们将导致较多的错、漏相关航迹, 同时这 3 种算法还缺乏系统和完整处理过程的描述。于是文献[7,8]以加权和修正法为基础, 提出了序贯航迹关联算法, 大大提高了航迹关联正确率。

而在多局部节点情况下, 有 3 类可能的方法^[9]: 第 1 类是直接法; 第 2 类是基于状态估计的多维分配方法; 第 3 类是基于拟测量的多维分配方法。其中直接法简单、直观, 工程上

容易实现, 但当节点数较大时, 会不可避免地出现两两分别关联检验的组合爆炸问题。而多维分配方法也是典型的组合优化问题, 很难找到问题的最优解, 如果方法不当, 其计算量也会随着问题维数的增加出现指数爆炸现象, 所以目前还没有大家认可的工程上解决此问题的方法。而 Hopfield 神经网络由于其并行性及非线性等特点, 在解决组合优化问题方面已得到了广泛的应用, 但是以前所用的 Hopfield 神经网络多是用来解决二维问题。本文在二维 Hopfield 神经网络的基础上, 提出了一种多维人工神经网络模型用以解决航迹关联的多维分配问题, 并以三维神经网络为例对三节点情况下的航迹关联问题进行了实验仿真。仿真实验表明, 本文提出的神经网络模型能够有效地解决航迹关联多维分配问题, 并且具有较高的关联正确率。

2 航迹关联的多维分配方法

在两局部节点情况下, 文献[7, 8]以加权和修正法为基础提出了航迹关联的序贯检测算法。根据两节点对同一目标

的状态估计误差是否统计独立, 序贯检测算法又分为独立序贯法和相关序贯法。在多局部节点情况下, 在序贯检测算法的基础上, 航迹关联问题可以转化为相应的多维分配问题。下面以节点间估计误差相互独立为前提进行讨论。

在多局部节点情况下, 假设各局部节点估计误差相互独立, 对于 M 个局部节点的公共监视区, 根据独立序贯算法, 可以构造两航迹关联的充分统计量为

$$\lambda_{i_s-i_s}(k) = \lambda_{i_s-i_s}(k-1) + [\hat{X}_{i_s-1}(k) - \hat{X}_{i_s}(k)] C_{i_s-1,i_s}^{-1}(k) [\hat{X}_{i_s-1}(k) - \hat{X}_{i_s}(k)] \quad (1)$$

其中 $s=1, 2, \dots, M$ 是局部节点编号, $i_s=1, 2, \dots, n_s$ 是局部节点 s 的航迹编号, \hat{X}_{i_s} 是节点 s 对航迹 i_s 的状态估计值, 初始统计量 $\lambda_{i_s-i_s}(0) = 0$, 且

$$C_{i_s-1,i_s}(k) = P_{i_s-1}(k|k) + P_{i_s}(k|k) \quad (2)$$

是 k 时刻两个局部节点对同一目标估计的误差协方差。

$P_{i_s-1}(k|k)$ 、 $P_{i_s}(k|k)$ 分别是 k 时刻两节点的误差估计协方差。

对公共区内的所有航迹, 现在构造全局统计量

$$b_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) = \sum_{s=2}^M \lambda_{i_s-1,i_s}(k) \quad (3)$$

并定义一个二进制变量:

$$\tau_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) = \begin{cases} 1, & H_0 \\ 0, & H_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中 $i_s=1, 2, \dots, n_s; s=1, 2, \dots, M$ 。 H_0 是零假设, 表示航迹 i_1, i_2, \dots, i_M 对应同一个目标; H_1 是对立假设, 表示航迹 i_1, i_2, \dots, i_M 对应于不同的目标。

于是多局部节点误差独立时的序贯航迹关联问题, 便化成了多维分配问题, 即

$$\min_{\tau_{i_1 i_2 \dots i_M}} \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \dots \sum_{i_M=1}^{n_M} \tau_{i_1 i_2 \dots i_M} b_{i_1 i_2 \dots i_M}(k) \quad (5)$$

其约束条件为

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i_2=1}^{n_2} \sum_{i_3=1}^{n_3} \dots \sum_{i_M=1}^{n_M} \tau_{i_1 i_2 \dots i_M} &= 1, \quad \forall i_1 = 1, 2, \dots, n_1 \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_3=1}^{n_3} \dots \sum_{i_M=1}^{n_M} \tau_{i_1 i_2 \dots i_M} &= 1, \quad \forall i_2 = 1, 2, \dots, n_2 \\ &\vdots \\ \sum_{i_1=1}^{n_1} \sum_{i_2=1}^{n_2} \dots \sum_{i_{M-1}=1}^{n_{M-1}} \tau_{i_1 i_2 \dots i_M} &= 1, \quad \forall i_M = 1, 2, \dots, n_M \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

当节点间误差相关时, 多局部节点的航迹关联问题同样可以化为形式与式 (5), 式 (6) 相同的多维分配问题, 只是所用统计检测量有所变化, 具体形式参考文献[9]。当 $M=2$ 时, 多维分配问题退化成为二维分配问题, 可用于局部节点间的两两关联检验。多维分配问题是典型的组合优化问题, 很难找到问题的最优解, 而且其解的复杂度随着维数的增加呈现指数爆炸现象, 现在最常用的求解方法是运用 Lagrange 松

弛算法^[10,11], 但是求解过程仍然很复杂, 并且没有给出具体的运算结果, 其效果还有待进一步研究。

目前求解组合优化问题的一个很重要的方法是利用 Hopfield 人工神经网络模型, 但是以往此模型多用来求解二维问题, 为了能够采用神经网络模型求解航迹关联的多维分配问题, 需要把二维 Hopfield 神经网络模型推广到多维神经网络模型, 本文以三节点情况下的三维分配问题为例进行研究。

3 人工神经网络求解

3.1 算法原理

Hopfield 神经网络是一种全互连、反馈型神经网络模型, 根据神经元状态变化的特点, 它又可以分为离散型和连续型两种。在 Hopfield 神经网络中, 可以定义一个网络能量函数, 适当给予网络模型一定的初始条件, 系统状态随着时间的变化将最终收敛到渐进稳定点上, 并且这些稳定点就是能量函数极小值。以此为基础, 可以把优化问题中的目标函数、约束条件与 Hopfield 能量函数联系起来, 能量函数到达极小值的过程即对应着目标函数达到它的极小值的过程, 就可得到优化问题的最优解或近似最优解。

在离散型神经网络中, 网络能量函数形式为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j V_i W_{ij} V_j + \sum_i \theta_i V_i \quad (7)$$

其中 W_{ij} 是第 j 个神经元输出到第 i 个神经元输入的连接权重, V_i, V_j 是第 i, j 个神经元的输出状态, θ_i 为第 i 个神经元的阈值。神经元的状态为 1 或 -1。其状态变化满足:

$$V_i(k+1) = \begin{cases} 1, & \text{net}_i = \sum_j W_{ij} V_j - \theta_i > 0 \\ V_i(k), & \text{net}_i = \sum_j W_{ij} V_j - \theta_i = 0 \\ -1, & \text{net}_i = \sum_j W_{ij} V_j - \theta_i < 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中 $V_i(k+1)$ 是 $k+1$ 时刻第 i 个神经元的状态值。总之, 神经网络的算法包括以下步骤: (1) 确定网络的连接权重和阈值; (2) 给定网络初始状态, 根据式 (8) 进行迭代直到到达稳定状态。

对于三节点情况下航迹关联的三维分配问题, 本文构造一个三维的人工神经网络模型, 则网络能量函数及神经元状态变化形式由式 (7) 和 (8) 变为

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \sum_k \sum_x \sum_y \sum_z V_{ijk} W_{ijkxyz} V_{xyz} + \sum_i \sum_j \sum_k \theta_{ijk} V_{ijk} \quad (9)$$

$$V_{ijk}(k+1) = \begin{cases} 1, & \text{net}_{ijk} = \sum_x \sum_y \sum_z W_{ijkxyz} V_{xyz} - \theta_{ijk} > 0 \\ V_{ijk}(k), & \text{net}_{ijk} = \sum_x \sum_y \sum_z W_{ijkxyz} V_{xyz} - \theta_{ijk} = 0 \\ -1, & \text{net}_{ijk} = \sum_x \sum_y \sum_z W_{ijkxyz} V_{xyz} - \theta_{ijk} < 0 \end{cases} \quad (10)$$

根据航迹关联问题的目标函数和约束条件,定义神经网络的能量函数为

$$E = A \sum_i \sum_j \sum_k \sum_{y \neq j, z \neq k} V_{ijk} V_{lyz} + B \sum_i \sum_j \sum_k \sum_{x \neq i, z \neq k} V_{ijk} V_{xjz} + C \sum_i \sum_j \sum_k \sum_{x \neq i, y \neq j} V_{ijk} V_{xyk} + \frac{D}{2} \left(\sum_i \sum_j \sum_k V_{ijk} - N \right)^2 + E \sum_i \sum_j \sum_k V_{ijk} b_{ijk} \quad (11)$$

上式中 A, B, C, D, E 分别为各项的惩罚系数,其中第1项、第2项和第3项在式(6)中的3个约束条件满足时分别达到最小值,第4项则当神经元输出状态一共有 N 个1时最小,这样保证各局部节点航迹的一一对应关系,第5项则保证式(5)最小。

比较式(9)和式(11),得到各神经元之间的连接权:

$$W_{ijkxyz} = -A\delta(i,x)[1-\delta(j,y)][1-\delta(k,z)] - B\delta(j,y)[1-\delta(i,x)][1-\delta(k,z)] - C\delta(k,z)[1-\delta(i,x)][1-\delta(j,y)] - D \quad (12)$$

其中

$$\delta(i,j) = \begin{cases} 1, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (13)$$

各神经元的阈值:

$$\theta_{ijk} = D \cdot N - E \cdot b_{ijk}$$

给定各神经元的状态变化方程,在外界输入的激励下,Hopfield网络就会不断向能量极小状态演化,网络的能量即为目标函数的极小值,神经元状态 V_{ijk} 即为节点1第 i 个航迹、节点2第 j 个航迹和节点3第 k 个航迹的关联关系。如果 $V_{ijk} = 1$,则三者对应着同一个目标的航迹,否则三者不关联。

3.2 收敛性证明

设网络中一个神经元 ijk 发生变化,即从+1变为-1或从-1变为+1时,这时网络能量函数的变化为

$$\begin{aligned} \Delta E &= -V_{ijk}(k+1) \sum_x \sum_y \sum_z W_{ijkxyz} V_{xyz}(k+1) + \theta_{ijk} V_{ijk}(k+1) \\ &+ V_{ijk}(k) \sum_x \sum_y \sum_z W_{ijkxyz} V_{xyz}(k) - \theta_{ijk} V_{ijk}(k) \\ &= [V_{ijk}(k) - V_{ijk}(k+1)] \cdot \left[\sum_x \sum_y \sum_z W_{ijkxyz} V_{xyz} - \theta_{ijk} \right] \\ &= [V_{ijk}(k) - V_{ijk}(k+1)] \cdot \text{net}_{ijk} \end{aligned} \quad (14)$$

当节点 ijk 的状态从+1变为-1时,有 $\text{net}_{ijk} < 0$ 且 $V_{ijk}(k) - V_{ijk}(k+1) = 2 > 0$,因此 $\Delta E < 0$;同样,当其状态从-1变为+1时, $\text{net}_{ijk} > 0$ 且 $V_{ijk}(k) - V_{ijk}(k+1) = -2 < 0$,因此 $\Delta E < 0$ 。显然只有 $V_{ijk}(k+1) = V_{ijk}(k)$ 时, $\Delta E = 0$ 。另外因为 E 有下限,因此经过有限次状态变化后, E 达到最小值,网络也收敛到某一稳定状态。

4 仿真实验

我们针对3个局部节点的航迹关联问题进行仿真。并且每个局部节点配有一部2D雷达,雷达的测距和测角误差均为 $\sigma_\rho = 170\text{m}$, $\sigma_\theta = 1^\circ$ 。被模拟目标在一个二维平面上变速、存在有意和无意机动,具有可以认为在速度上变化的过程噪声,目标初始位置在一个矩形区域均匀分布,初速和初始航向分别在 $4 \sim 1200\text{m/s}$ 和 $0 \sim 2\pi$ 之间均匀分布。局部节点坐标原点分别为 $(125\text{km}, 125\text{km})$, $(235\text{km}, 130\text{km})$ 和 $(200\text{km}, 140\text{km})$,状态估计采用标准Kalman滤波算法。目标运动、传感器测量模型、仿真模型、滤波器的初始条件、关联质量与多义性处理方法等均与文献[8]相同。

仿真中,网络能量函数的惩罚系数分别取 $A = B = C = 300$, $D = 200$, $E = 1100$ 。采用MATLAB语言编程。仿真时考虑节点间误差相关和误差独立两种情况,目标数分别为10个和20个,每种情况进行30次仿真,然后对30次仿真结果取平均。为了验证本文提出的神经网络模型的有效性,与常用的松弛算法作一比较,具体的比较结果分别如图1、图2所示。

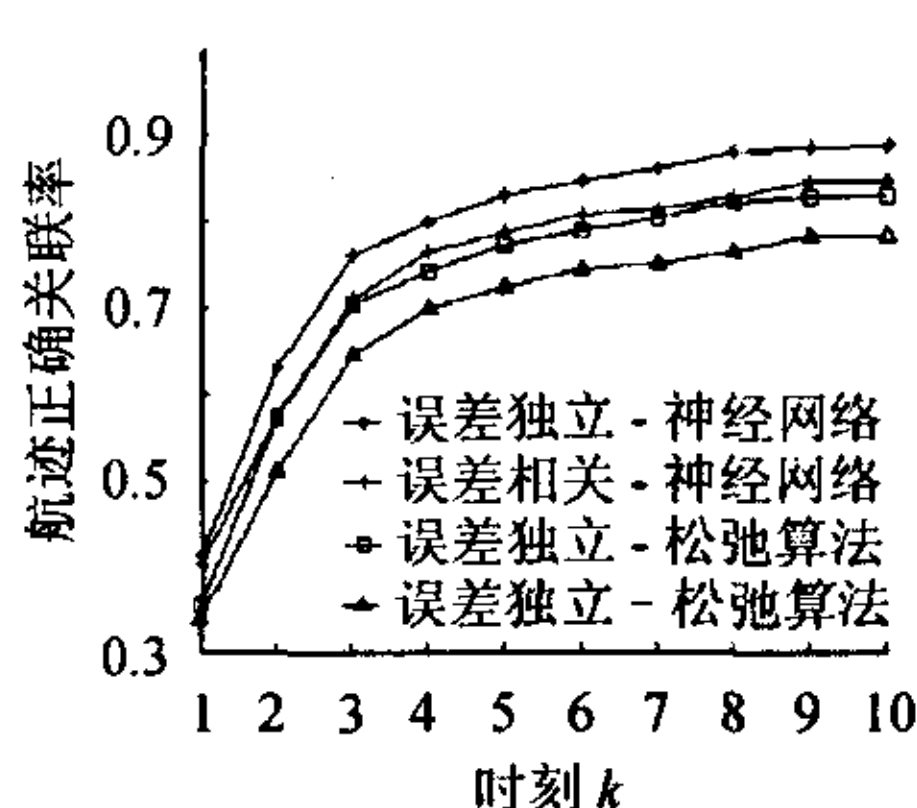


图1 目标数为10时的航迹正确关联率

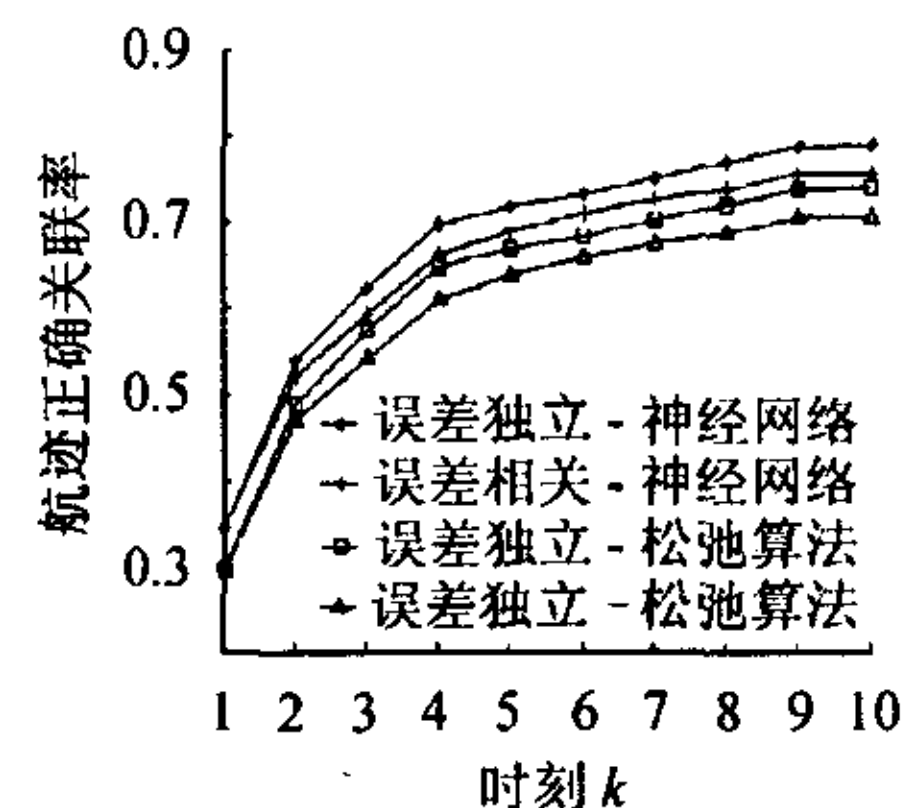


图2 目标数为20时的航迹正确关联率

由仿真结果可以看出,根据本文提出的神经网络模型得到的航迹关联正确关联率要略高于松弛算法,在每种情况下,都高出6%左右。另外,节点误差相关时的航迹关联正确率要低于误差独立时的正确关联率。当目标数为10个时,节点间误差独立时的航迹关联正确率为89%左右,而误差相关时的正确关联率为85%左右;当目标数为20个时,误差独立和误差相关两种情况下的关联正确率分别为80%和76%左右,两种情况都具有较高的航迹关联正确率。而且通过仿真发现,当目标数增加时,本算法的计算时间不会出现指数爆炸现象,当目标数分别为10个和20个时,完成一次航迹关联的时间分别为零点几秒和几秒左右,与松弛算法相当。

5 结论

在分布式多传感器系统中,当局部节点数大于2时,目标的航迹关联问题可以转化为多维分配问题。而多维分配问题是典型的组合优化问题,属于NP难问题,其计算量随着

维数的增加而呈现指数爆炸现象, 而且很难找到问题的最优解。本文针对三维分配问题提出了一种三维神经网络模型用以解决此分配问题, 理论证明和仿真结果都表明了该方法的有效性。另外, 本文提出的三维神经网络模型同样可以推广到多维情况。由于神经网络本质上是一种并行的处理方式, 并且其处理时间不会随着问题维数的增加出现指数爆炸现象, 可以大大提高问题的处理速度, 这样对实时性要求较高、需要处理密集目标的问题尤其重要, 所以神经网络可望在工程实际中获得应用。但是, 需要指出的是, 神经网络解决此问题的关键取决于能够找到适当的网络能量函数以及选择合适的网络参数, 而网络参数的选择是此问题的难点, 而且在求解过程中, 问题容易陷入局部最小解, 所以如何根据具体问题自适应地选择网络参数以及如何改进算法避免局部最小值, 是以后要解决的一个很重要的问题。

参 考 文 献

- [1] Ditzler W R. A demonstration of multisensor tracking[R]. In Proceedings of the 1987 Tri-Service Data Fusion Symposium, June 1987: 303 – 311.
- [2] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and Data Association[M]. New York: Academic Press, 1988.
- [3] Kosoka M. A track correlation algorithm for multisensor intergration[R]. Proceeding of the IEEE/AIAA 5th Digital Avionics System Conf., 1983, 10.3: 1 – 8.
- [4] Chang C B, Youens L C. Measurement correlation for multiple sensor tracking in a dense target environment[J]. *IEEE Trans. on AC*, 1982, 27(6): 1250 – 1252.
- [5] 何友, 谭庆海, 蒋蓉蓉. 多传感器综合系统中的航迹相关算法[J]. 火力与指挥控制, 1989, 14(1): 1 – 12.
- [6] Kenefic R J. Local and remote track file registration using minimum description length[J]. *IEEE Trans. on AES*; 1993, 29(3): 651 – 655.
- [7] 何友, 彭应宁, 陆大纶. 多传感器数据融合模型评述[J]. 清华大学学报, 1996, 36(9): 14 – 20.
- [8] 何友, 陆大纶, 彭应宁, 高志永. 多传感器数据融合中两种航迹相关算法[J]. 电子学报, 1997, 25(9): 10 – 14.
- [9] 何友, 王国宏, 陆大纶, 彭应宁. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000: 135 – 136.
- [10] Pattipati K R, et al.. A new relaxation algorithm and passive sensor data association problem[J]. *IEEE Trans. on AC*, 1992, 37(2): 198 – 213.
- [11] Deb S, et al.. An S-dimensional assignment algorithm for track initiation[R]. Proc. of the IEEE Int. Conf. Systems Engineering, Kobe, Japan, Sept. 1992: 527 – 530.

田宝国: 男, 1968年生, 副教授, 博士后, 主要从事多传感器信息融合、多目标跟踪、神经网络等方面的研究。

何友: 男, 1956年生, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究领域有: 多传感器信息融合、多目标跟踪、模式识别、雷达自适应检测方法、分布检测理论及应用等。

杨日杰: 男, 1963年生, 副教授, 博士后, 主要从事多传感器信息融合、航空搜潜、数字信号处理等方面的研究。