

文章编号:1000-6893(2004)03-0300-04

## 基于神经网络的广义经典分配航迹关联算法

何 友, 田宝国

(海军航空工程学院 信息融合技术研究所, 山东 烟台 264001)

### Application of Neural Network in Track Correlation of Distributed Multisensor Systems

HE You, TIAN Bao-guo

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

**摘 要:** 在序贯航迹关联算法的基础上提出了一种广义经典分配航迹关联算法。此算法实际上是求约束条件下的函数最小值问题,属于组合优化问题,其计算复杂度随着目标数的增加而发生爆炸现象。根据 Hopfield 神经网络模型解决此类问题的能力对此广义经典问题进行了求解。仿真实验结果表明,广义经典分配算法能够有效地解决航迹关联问题,而且用神经网络求解此问题降低了计算复杂性,并具有很高的关联正确率。

**关键词:** 广义经典分配; 航迹关联; 多传感器; 神经网络; 信息融合

**中图分类号:** V249 **文献标识码:** A

**Abstract:** Track correlation is the main problem in the distributed multisensor system. This paper presents a generalized classical assignment algorithm based on the sequential track correlation criteria. This algorithm is actually a minimum problem under the restrict conditions, it belongs to the combined optimization problem and its computing burden increases heavily with the number of targets. Then the problem is dealt with by using the Hopfield neural network based on its ability of solving this kind of problem. Finally the simulation results are given, and the simulation experimental results illustrate that the generalized classical assignment algorithm can effectively solve the problem of track correlation, and that the neural network can decrease the computing burden and has higher correct association rate.

**Key words:** generalized classical assignment; track correlation; multisensor; neural network; information fusion

多传感器信息融合是以一种特定的方式综合来自不同传感器或信源的数据信息来获得被测对象或目标的最佳估计或描述。在实际中有多种多传感器信息融合结构,比较典型的有集中式和分布式两种。分布式结构因为具有自己独特的优点,在设计新系统时,已成为优选的方案。

在分布式多传感器环境中,每个传感器都有自己的信息处理系统,并且各系统中都收集了大量的目标航迹信息,那么一个重要的问题是如何判断来自不同系统的两条航迹是否代表同一目标,这就是航迹与航迹关联问题,简称航迹关联或航迹相关问题。用于航迹关联的算法很多,目前主要有加权统计距离检验法<sup>[1]</sup>、修正的加权统计距离检验法<sup>[2]</sup>、最近邻域(NN)法<sup>[3]</sup>、经典分配法<sup>[4]</sup>、似然比检验法<sup>[3]</sup>、 $K$ 近邻域( $K$ -NN)法<sup>[5]</sup>、独立序贯法<sup>[6,7]</sup>、相关序贯法<sup>[6,7]</sup>等等,其中前3种算法是基本方法,但在密集目标环境下和/或交叉、分岔及机动航迹较多的场合,会导致较多的错、漏相关航迹。 $K$ -NN 算法、独立序贯法及相关

序贯法在性能上获得了很大改善。本文在独立序贯法和相关序贯法的基础上提出了一种广义经典分配法,此方法把航迹关联问题转化为一个求约束条件下的极小值问题,这实际上是一个组合优化问题,其计算复杂度随着目标数的增加而发生爆炸现象。利用 Hopfield 人工神经网络能够解决组合优化问题的能力解决了此航迹关联的广义分配问题,并通过仿真实验验证了此种方法的正确性和有效性。

### 1 广义经典分配算法

文献[6,7]以加权和修正法为基础提出了航迹关联的序贯检测算法,它把航迹当前时刻的关联与其历史联系起来,其关联性能较加权和修正法获得了很大的改善。根据两局部节点对同一目标的状态估计误差是否统计独立,又分为独立序贯法和相关序贯法。

独立序贯法假定两局部节点对同一目标的状态估计误差是统计独立的,其航迹关联准则的检验统计量为

$$ij(k) = ij(k-1) + t_{ij}^T(k) C_{ij}^{-1}(k) t_{ij}(k) \quad (1)$$

收稿日期:2003-05-07; 修订日期:2003-09-28

其中:  $t_{ij}(0) = 0$ ;  $t_{ij}(k) = X_{1,i}(k) - X_{2,j}(k)$ ;  $X_{1,i}$  和  $X_{2,j}$  分别为节点 1 对目标  $i$  和节点 2 对目标  $j$  的状态估计值;  $C_{ij}(k)$  是  $t_{ij}(k)$  的协方差

$$C_{ij}(k) = P_{1,i}(k) + P_{2,j}(k) \quad (2)$$

式中:  $P_{1,i}$  和  $P_{2,j}$  分别为节点 1 对目标  $i$  和节点 2 对目标  $j$  的状态估计误差协方差。如果  $t_{ij}(k)$

$(k)$ , 则目标  $i$  和目标  $j$  关联, 否则二者不关联。其中  $(k)$  为阈值。

而相关序贯法假定两局部节点对同一目标的状态估计误差是相关的, 其航迹关联准则的检验统计量为

$$t_{ij}(k) = \sum_{l=1}^k t_{ij}^T(l) B_{ij}^{-1}(l) t_{ij}(l) = t_{ij}^T(k-1) + t_{ij}^T(k) B_{ij}^{-1}(k) t_{ij}(k) \quad (3)$$

其中:  $t_{ij}(0) = 0$ ;  $B_{ij}(k)$  是两局部节点对同一目标的估计误差协方差

$$B_{ij}(k) = P_{1,i}(k) + P_{2,j}(k) - P_{12,ij}(k) - P_{12,ij}^T(k) \quad (4)$$

式中:  $P_{12,ij}(k)$  为估计误差协方差矩阵, 满足

$$P_{12,ij}(k) = [I - K_{1,i}(k) H_1(k)] \cdot [ (k-1) P_{12,ij}^T(k-1) + G(k-1) Q_i(k-1) G^T(k-1) ] \cdot [I - K_{2,j}(k) H_2(k)] \quad (5)$$

其中各变量的意义参见文献[7]。于是可以采用与独立序贯法相同的检验方法对统计量  $t_{ij}(k)$  进行航迹关联检验。

上面的序贯航迹关联算法可以推广为广义经典分配法, 下面以局部节点间估计误差相关时的情况给以说明。设两局部节点的传感器数目分别为  $n_1, n_2$ , 对  $i = 1, 2, \dots, n_1$  和  $j = 1, 2, \dots, n_2$ , 按式(3)计算所有的  $t_{ij}(k)$ , 然后用这些元素构成一个  $n_1 \times n_2$  维的加权统计距离矩阵  $(k)$ 。根据矩阵  $(k)$  可考虑全体航迹的分类问题。把  $(k)$  扩展成方阵, 设  $N = \max\{n_1, n_2\}$ , 用零元素将  $(k)$  补齐成  $N$  阶方阵, 所补的零元素行或列被认为是虚拟目标。

$$t_{ij} = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中:  $t_{ij} = 1$  表明节点 1 的航迹  $i$  和节点 2 的航迹  $j$  关联;  $t_{ij} = 0$  表示二者不关联。设目标函数为

$$L(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N t_{ij} t_{ij}(k) \quad (7)$$

则上述问题形成以下整数规划问题

$$\begin{aligned} \min & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N t_{ij} t_{ij}(k) \\ \text{s.t.} & \sum_{i=1}^N t_{ij} = 1, \forall j \in \{1, 2, \dots, N\} \\ & \sum_{j=1}^N t_{ij} = 1, \forall i \in \{1, 2, \dots, N\} \end{aligned} \quad (8)$$

约束的意义是航迹间的关联为一对一映射, 也就是局部节点 1 的一条航迹只能与局部节点 2 的一条航迹关联或与虚拟目标航迹配对。

显然式(8)是运筹学中的经典分配问题, 由于它与文献[4]中的经典分配法的统计距离及应用背景不同, 故称之为广义经典分配航迹关联法。如果把式(8)中的  $t_{ij}(k)$  换成式(1)中的  $t_{ij}(k)$ , 即可得到与上述类似的广义经典分配问题。

广义经典分配问题是一个 2-维分配问题, 它是  $s$ -维分配问题的特例。此问题的求解属于组合优化问题, 即随着目标数的增多, 其计算量呈指数爆炸现象, 很难甚至有时无法得到问题的最优解。而 Hopfield 神经网络是求解组合优化问题的一种很有效的方法, 采用 Hopfield 神经网络模型对此问题进行求解。

## 2 神经网络求解

1982 年, Hopfield 提出了一种离散随机神经网络模型<sup>[8]</sup>, 这标志着神经网络的复苏, 两年后, 他又提出了一种连续确定性神经网络模型<sup>[9]</sup>。采用 Hopfield 网络还可以求解许多组合优化问题, 最典型的应用就是用来解决推销商 (TSP) 问题, 而分布式多传感器航迹关联问题可以化为与推销商相似的问题。

连续确定性 Hopfield 神经网络模型是一个全互连反馈性网络, 每个神经元的状态可用一个非线性动态方程描述。若第  $i$  个神经元的状态为  $u_i$ , 则非线性动态方程如下

$$\frac{du_i}{dt} = \sum_{j=1}^n T_{ij} v_j - \frac{u_i}{\tau} + I_i \quad (9)$$

神经元的输出  $v_i$  满足

$$v_i = f_i(u_i) \quad (10)$$

其中:  $T_{ij}$  是第  $j$  个神经元输出到第  $i$  个神经元输入的连接权重;  $f_i(u_i)$  是第  $i$  个神经元的输出特性, 即神经元特性, 它的形状一般为 S 状曲线;  $n$  为神经元的个数;  $I_i$  为神经元的外部输入。

对于 Hopfield 神经网络, 可以定义一个与网络连接权重  $T_{ij}$  以及外部输入信号有关的 Hopfield 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,即得到优化问题的最优解或近似最优解。

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

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x,i,j} v_{xi}v_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{x,i,y} v_{xi}v_{yi} + \frac{C}{2} \left( \sum_{x,i} v_{xi} - N \right)^2 + \frac{D}{2} \sum_{x,i} x_i v_{xi} \quad (11)$$

式中:A、B、C、D 分别为各项的惩罚系数,其中第 1 项和第 2 项在各行(列)只有一个为 1 时达到最小,第 3 项则当矩阵一共有 n 个 1 时最小,这样保证两局部节点的航迹是一一对应的关系,第 4 项表示保证式(7)最小。

由能量函数得到各神经元状态变化方程

$$\frac{du_{xi}}{dt} = -\frac{u_{xi}}{\tau} - A \sum_{y,j} v_{yj} - B \sum_{y,x} v_{yi} - C \left( \sum_{x,i} v_{xi} - n \right) - D x_i \quad (12)$$

神经元输入状态与输出状态变化关系

$$v_{xi} = f(u_{xi}) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \tanh \left( \frac{u_{xi}}{u_0} \right) \right] \quad (13)$$

各神经元之间的连接权

$$T_{xi,yj} = -A(x,y)(1 - \delta(i,j)) - B(i,j)(1 - \delta(x,y)) - C \quad (14)$$

其中:

$$\delta(i,j) = \begin{cases} 1, & i = j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (15)$$

各神经元的外部输入

$$I_{xi} = nC - D x_i \quad (16)$$

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  $v_{xi}$  即为节点 1 第 x 个航迹与节点 2 第 i 个航迹的关联关系。如果  $v_{xi} = 1$ ,则二者对应同一条航迹,否则二者不关联。

### 3 仿真实验

针对 2 个局部节点的航迹关联问题进行仿真。每个局部节点配有一 2D 雷达,雷达的测距和测角误差分别为  $\sigma_1 = 170\text{m}$ ,  $\sigma_1 = 1^\circ$ ,  $\sigma_2 = 180\text{m}$ ,  $\sigma_2 = 1^\circ$ 。被模拟目标在一个两维平面上变

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  $0 \sim 2$  之间均匀分布;局部节点坐标分别为 (125, 125) 和 (235, 130)。状态估计采用标准 Kalman 滤波。目标运动、传感器测量模型、仿真模型及滤波器的初始条件均与文献[7]相同,关联质量及多义性处理方法也与文献[7]相同。

为了用计算机进行仿真,把神经元状态方程写成如下差分方程的形式

$$u_{xi}(t+1) = u_{xi}(t) + \left[ T_{xi,yj} u_{yj}(t) - \frac{u_{xi}(t)}{\tau} + I_{xi} \right] \quad (17)$$

式(12)中的系数分别取  $A = B = C = 200$ ,  $D = 1200$ ,系数  $u_0 = 0.02$ 。仿真分别针对 60 个目标和 120 个目标的两情况进行,每种情况仿真 50 次,对 50 次仿真取平均值,其结果分别由图 1 和图 2 所示。

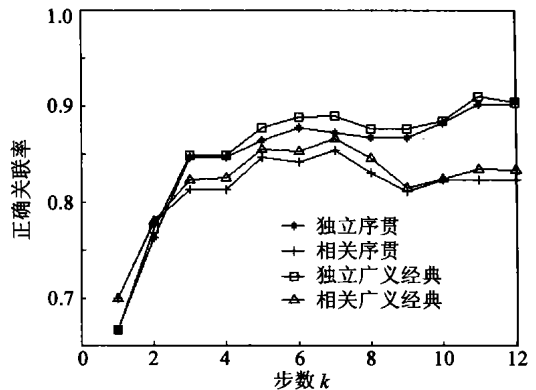


图 1 60 个目标时的关联正确率

Fig. 1 The correct association percent when the number of targets is 60

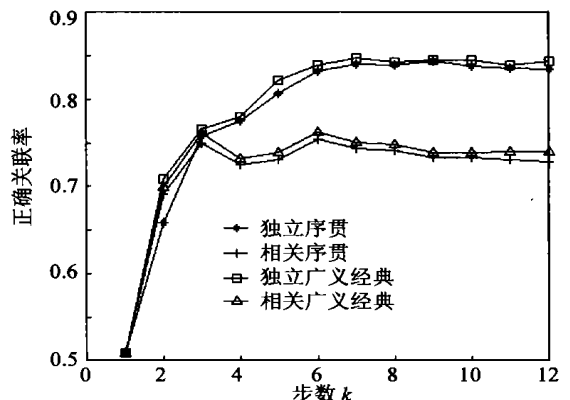


图 2 120 个目标时的关联正确率

Fig. 2 The correct association percent when the number of targets is 120

由仿真结果可以看出,在两种情况下,人工神

神经网络求解广义分配问题的方法与序贯航迹关联算法相比,关联正确率都有所提高。这是因为序贯航迹关联算法是根据阈值的选择进行关联检测,阈值选择的合适与否,对关联结果会产生影响。广义分配问题并不需要选择阈值,而是在一定的约束条件下在全局范围内寻找问题的最优解,神经网络可以有效的解决此类问题,提高了航迹关联的正确率。

#### 4 结 论

以分布式多传感器系统中的两节点序贯航迹关联算法为基础,提出了航迹关联检验的广义经典分配方法,把航迹关联问题转化为一个广义分配问题。由于广义分配问题实际上是求约束条件下的极小值问题,属于组合优化问题,其计算量随目标数的增多出现指数爆炸现象,所以本文根据Hopfield神经网络能够求解组合优化问题的能力,提出了一种用神经网络解决此广义分配问题的一种方法。因为人工神经网络是在全局范围内寻找问题的最优解,而且具有容错性好、处理不完全信息能力强等优点,因此提高了系统航迹关联的正确率。另外,由于人工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,而且,由于人工神经网络可以通过硬件实现,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,所以人工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网络参数的选择,而参数的选择是此问题的难点,所以如何根据具体问题自适应地选择网络参数是以后研究的重点。另外,在求解过程中,问题容易陷入局部最小解,所以如何改进算法避免局部最小值,也是以后要解决的一个很重要的问题。

#### 参 考 文 献

[1] Singer R A, Kanyuck A T. Computer control of multiple site track data[J]. Automation, 1971, 7(3):455 - 463.

- [2] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and data association [M]. New York:Academic Press,1988.
- [3] Koska M. A track correlation algorithm for multisensor integration[A]. Proceeding of the IEEE/AIAA 5th Digital Avionics System Conf[C]. 1983.
- [4] Chang C B, Youens L C. Measurement correlation for multiple sensor tracking in a dense target environment [J]. IEEE Trans, 1982, AC-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.  
(He Y, Tan Q H, Jiang R R. Algorithm of track correlation in multisensor system [J]. Fire Control & Command Control, 1989, 14(1):1 - 12.)
- [6] 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.  
(He Y, Peng Y N, Lu D J. Survey of multisensor data fusion models[J]. Journal of Tsinghua University, 1996, 36(9):14 - 20.)
- [7] 何友,陆大纶,彭应宁,等. 多传感器数据融合中的两种新的航迹相关算法[J]. 电子学报,1997,25(9):10 - 14.  
(He Y, Lu D J, Peng Y N, et al. Two new track correlation algorithms in a multisensor data fusion system [J]. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(9):10 - 14.)
- [8] Hopfield J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [J]. Pro Natl Acad Sci USA, 1982, 79:2554 - 2558.
- [9] Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons [J]. Pro Natl Acad Sci, 1984, 81:3088 - 3092

#### 作者简介:



何友(1956-)男,吉林磐石人,教授,博士,博士生导师,1982年毕业于武汉海军工程大学,1988年在海工大获硕士学位,1991、1992在西德不伦瑞克工业大学作访问学者,1997年6月在清华大学通信与信息系统专业获博士学位。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。



田宝国(1968-)男,河北故城人,海军航空工程学院基础部副教授,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。

(责任编辑:俞敏)