的坐标都为非负整数 并假设　中存在　类 其类重心为　= 1 2 …　记类为　= 1 2 …　新算法一共分为 3 步 即迭代、选初始类、查表

基于聚类复合弹性神经网络算法

复合弹性系数神经网络模型在自组织特征映射(SOM)的基础上发展起来的一种改进网络模型, 其特点是采用一种非全连接的网络结构. 下面以 3 个传感器测量站和 N 个目标的情况加以说明.

. 网络的结构

复合弹性模型(MEM)网络是一种双层网络, 其外层神经元对应于位置是两输入, 即 3 个传感器的位置矢量, 内层神经元共分为 N 组, 每组由 3 个全连接的神经元构成, 而组与组之间的神经元没有连接关系. 每组的每个神经元 i 对应于一个特定类型f_i. 它们与输入层的连接权值为交叉点的位置矢量, 而它们之间的连接权值为它们的空间距离. 网络的每个神经元与某个初始化为监视区内的点的连接权值或位置向量相关.

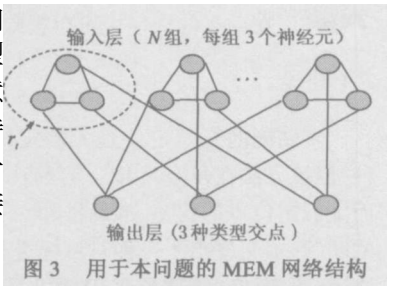

图 3　用于本问题的 MEM 网络结构

图 3 给出了本问题的复合弹性模型(MEM)网络结构示意图. 这种模型的一大特点是每个神经元有一个动态接受域. 动态接受域定义为:

$$r_i = p_i h_i + e_i + \quad (2)$$

式中, h_i 表示锁定值, e_i 为神经元i 的期望值. 参数 $_i$ 是决定接受域r_i 最小值的一个小常数. P_i 是测量神经元的子图和局部形状的变化情况, 它包含了神经元当前分布是否为期望目标函数最优解的信息. 对于无源传感器多目标跟踪问题, 期望目标解是不同类型交叉点形成的最小空间点簇. 所以, P_i 可以定义为:

$$p_i = \sum_{\in} \| m_i - m_j \| \quad (3)$$

其中 $L_i = \{ j \mid g_{ij} = 1\}$ 是神经元 i 的直接相邻的聚合, m_i 是神经元i 的位置信息, p_i 是神经元i 与其所有相邻神经元的距离总和. 对于 3 个传感器, p_i 可定义为 3 个神经元构成的三角形的周长. 同一个三角形的所有定点共享同一 p_i 值.

. 基于聚类的复合弹性神经网络多干扰机目标相关算法

无源雷达多干扰机目标关联问题中, 实际是一个聚类和多维组合问题, 通过聚类方法进行聚类收缩, 估计目标的数量, 进而动态建立弹性神经网络结构; 再通过弹性网动力学机制进行组合优化, 找到最佳的分配解. 在找到最佳解的过程中, 实际把大量重影去掉, 即静态剔除重影点, 而一些类似目标重影消除不掉. 采用动态跟踪的方法可以消除这类重影.

设 X 表示输入交叉点的位置矢量, m 表示神经元的位置矢量. 基于聚类弹性神经网络的算法可以按照如下的步骤进行:

(1)将靠近各个聚类重心附近三个随机值赋予各子群神经元作为初始化的位置矢量.

(2)从聚类集合中随机抽取某类型 f_i 交叉点的位置矢量X 作为输入层的输入. 其中: $f_i \in F = \{1, 2, \cdots, Q\}$.

(3)对所有各神经元子环中相同类型的 f_i 神经元i 构造如下的集 $I = \{ i \mid f = f_i \cap \| X - m_i \| \leqslant r_i \}$, 其中 r_i 为神经元的接受域(即动态感应场半径).

(4)采用"胜者为王"(WTA = winner take all)的竞争机制, 选出获胜神经元 m_i^*:

$$\mathrm{WTA}: m_i^* = \min_{m_i \in I} \| X - m_i \|$$

(5)对获胜的神经元及其相邻神经元(即获胜神经元子环)的位置矢量进行训练、调整.

$$\begin{cases} \text{获取神经元}: m_i^{*(new)} = m_i^{*(old)} + \quad (X - m_i^{*(old)}) \\ \text{相邻神经元}: m_j^{*(new)} = m_j^{(old)} + \quad '(X - m_j^{(old)}) \end{cases} \quad (4)$$

式中: 、'为学习率, $' = \frac{p_i}{p_j +}$.

(6)调整神经元的接受域(即动态感应场半径) r_i.

(7)设 $_i$ 是噪声系数, 当 $p_i \leqslant 3_i$ 时, 可以判定神经元子环锁定目标. 这时, 可以用神经元子环的中心位置作为目标位置的估计: $\bar{X} = \frac{1}{3}\sum_{1}^{3} m_k$. 其中, m_k 为子环中神经元的位置矢量.

(8)若所有的神经子环都满足(7)中的条件, 完成组合优化过程, 否则返回步骤(2).

动态去"重影"

基于聚类复合弹性神经网络在找到最佳分配解的过程中, 实际把大量重影去掉, 而一些类似目标重影消除不掉, 这些类似目标的重影满足构成目标的条件: 多个传感器向每个目标发出的交叉点的方向矢量对的最小点簇. 但是类似于目标的重影点在下一个检测周期会发散, 即上一检测周期的方向矢量对, 在下一检测周期不再构成最小的点族, 采用动态跟踪的方法可以消除这类重影, 即通过动态建立假设航迹树, 将每一条可能航迹按连续三步估计方差累计量的大小来确定真实航迹的方法, 在动态环境中跟踪识别目标和"重影".

本文采用了一种简单的便于工程实现的多假设航迹树跟踪关联方法[14].

仿真结果和分析

. 静态环境中　网络的定位实验

在矩形区域内模拟 10 个目标运动, 矩形的坐标为(0, 0), (0, 200), (140, 200), (140, 0) 单位为 km; 实验用 3 个传感器, 每个传感器的坐标为(50, 0), (60, 0), (70, 0), 单位为

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

km; 10 个目标随机分布, 每个传感器都可以对这 10 个目标进行跟踪, 跟踪误差为 0. 01 弧度, 这样每个传感器就有 10 个探测数据, 不同传感器方位角线上面的交点代表目标. 实验中采用的一组参数如下:

获胜神经元的学习率: = 0. 05

非获胜神经元的弹性系数: = 3

锁定值的参数: = 0. 3, ′= 0. 09

泄漏参数: t= 0. 3

噪声系数: = 0. 01

使用 MEM 网络和基于聚类 MEM 网络做了仿真实验, 表 1 列出了两者的比较结果. 图 4, 5 所示为 MEM 网络具体实验结果, 图 6, 7 所示为基于聚类 MEM 网络具体实验结果.

表 MEM 与基于聚类 MEM 试验结果的比较

	真实目标(个)	锁定真实目标(个)	MEM 所用时间(秒)
基于聚类 MEM	10	10	0 009
MEM	10	8	2 672

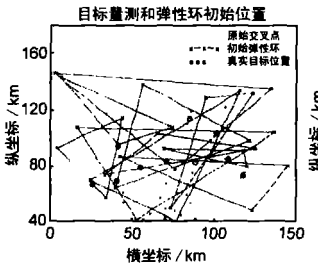

图 4 MEM 中目标量测和弹性环初始位置

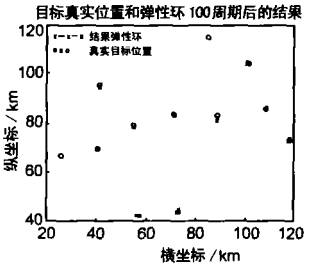

图 5 使用 MEM 算法 100 个周期后的结果

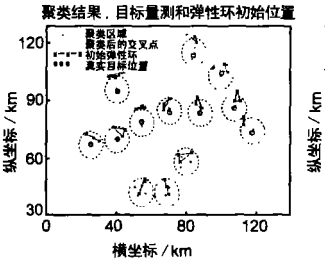

图 6 聚类结果, 目标量测和弹性环初始结果

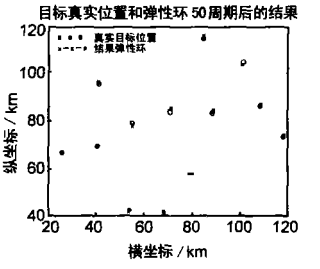

图 7 使用基于聚类 MEM 算法 50 周期后的结果

仿真结果分析: 在图 5 中已知目标的个数为 10, MEM 在 100 个迭代周期后, 正确锁定目标个数为 8, 锁定重影点个数为 2, MEM 的运算时间为 2. 672s. 在图 7 中在目标个数未知的情况下, 基于聚类的 MEM 在 50 个迭代周期后, 正确锁定目标个数为 10, 锁定重影点个数为 3, MEM 的运算时间为 0. 009s. 通过聚类算法, 得到了聚类中心, 类数及每个类中所包含的数据. 由此确定了目标的个数、弹性环数, 同时在聚类中心周围随机产生弹性环初始值. 在基于聚类 MEM 中, 弹性环在指定的类中搜索目标, 降低了计算量, 提高了收敛速率, 改善了 MEM 性能, 最终锁定了正确目标. 由于不能够完全去除“重影”, 所以, 本文在下面的实验中, 采用动态去重影方法跟踪目标同时识别“重影”.

. 动态去“重影”

通过连续跟踪目标, “重影”将会在某个时刻后发散. 仿真参数同上, 10 个目标做匀速直线运动, 用卡尔曼滤波对目标进行跟踪, 通过建立目标航迹树, 计算 3 个时刻的总误差, 大于阈值的则舍去, 通过 20 个采样时刻的跟踪, 可以得到真实的目标轨迹如图 8 所示.

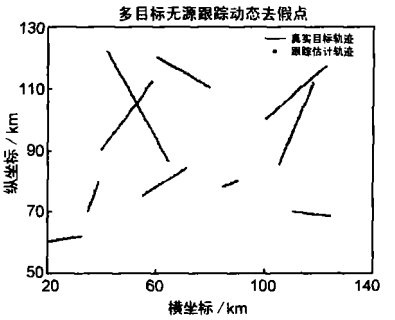

图 8 目标轨迹图像

仿真结果分析: 在每个采样时刻虽然有不同的“重影”出现, 但是通过动态跟踪, “重影”在几个时刻之后就发散了, 所以, 在动态的环境中可以去除“重影”.

结论

多站测向交叉定位是无源定位方法中运用较多的一种, 但该方法在复杂环境下容易产生大量的虚假定位点, 而虚假定位点的快速、准确排除一直是一个比较难以解决的问题. 本文提出了一种对目标进行无源定位跟踪的新方法, 解决多被动传感器多干扰机目标相关、重影点剔除问题. 该方法不仅解决了大量虚假重影点的出现的情况下, 目标数量的确定难题, 而且解决了弹性网的初始化难题. 又采用动态建立多假设航迹树的方法解决了遗留的虚假点去除问题. 仿真结果表明: 该方法降低了网络计算量, 加快了网络收敛速率, 提高了目标正确锁定率, 在 10 个目标情况下通过静动态相结合方法将重影点全部剔除掉. 将此方法应用到防空导弹武器混编作战系统中具有理论和工程价值.

参考文献:

[1] E Mazor, A Averbuch, Y Bar-shalom. Interacting multiple model methods in target tracking: A survey[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(1): 103- 124.

[2] Pattipati K R, Deb S, Bar Shalom Y. A new relaxation algorithm and passive sensor data association[J]. IEEE Trans Autom. Coutr. 1992, 37(2): 198- 213.

[3] Angus J. Genetic algorithm in passive tracking[M]. Claremont Grad School Math Clinic Rep. 1993. 5.

[4] Sastry C R, Kamen E W, Simaan M. An efficient algorithm for tracking the angles of arrival of moving targets [J]. IEEE Trans Signal Process, 1991, 39(1): 242- 246.

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[5] Chen Y H, Lian Y T. Multitarget angle tracking algorithm using sensor array[J]. IEEE Proc Radar, Sonar, Naving, 1995, 142(4): 158– 161.

[6] Williams P R. Multiple target estimation using multiple angle only sensors[A]. Hughes Aircaft[C]. [S. l.]: Internal Rep, 1984.

[7] 康立山, 谢云, 尤矢勇. 非数值并行算法模拟退火算法[M]. 北京: 科学出版社, 1994.
Kang L S, Xie Y, You S Y. Norr-Numerical Parallel Algorithm —Simulated Annealing Algorithm[M]. Beijing: Science Press, 1994. (in Chinese)

[8] 何军. 解优化问题的回火退火算法[J]. 武汉大学学报, 1991, 并行计算专刊: 43– 48.
He J. Annealing backfire algorithm for optimization[J]. Journal of Wuhan University (Special Issue on Parallel computing): 43– 48. (in Chinese)

[9] 焦李成. 神经网络计算[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993.
Jiao L C. Neural Network Computation[M]. Xi'an: XIDIAN University Press, 1993. (in Chinese)

[10] 史忠植. 神经计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 1993.
Shi Z Z. Neural Computation[M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 1993(in Chinese).

[11] Soheil Shams. Neural network optimization for multitarget multisensor passive tracking[J]. IEEE, 1996, 84(10): 1442– 1457.

[12] 赵莉萍. MEM 模型在多传感器多目标无源定位与跟踪中的应用[J]. 华东理工大学学报. 2001, 27(5): 527– 532.
Zhao L P. Application of MEM model in locking and tracking multiple random passive targets[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2001, 27(5): 527– 532. (in Chinese)

[13] 何金国, 石青云. 一种新的聚类分析算法[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5(5): 401– 405.
He J G, Shi Q Y. A New algorithm for clustering analysis[J]. Journal of Image and Graphics, 2000, 5(5): 401– 405. (in Chinese)

[14] Yuesong Lin, Anke Xue, Jixin Qian. Passive tracking and data association algorithm for multiple targets with single sensor[A]. Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Autornation[C]. Hangzhou, P R China, 2004. 15– 19.

作者简介:

刘　梅　女, 1991 年获哈尔滨工业大学工学硕士学位, 现任哈尔滨工业大学电子与信息技术研究院通信与信息工程系副教授, 博士, 主要研究方向: 多传感器多目标多模型数据融合与识别技术等. E-mail: liumei@hit.edu.cn

权太范　男, 现任哈尔滨工业大学电子与信息技术研究院通信与信息工程系教授、博士生导师. 完成多项国防基金项目, 现承担国家自然基金项目及重大型号课题. 1987 年获航天部科技进步一等奖、1991 年获国家科技进步一等奖, 并获得多项部级科技进步二等奖和三等奖. 主要研究方向: 信号处理, 多传感器数据融合与识别等.
E-mail: quantf@hit.edu.cn

© 1994-2010 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net