

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.08.010

基于神经网络的多平台多目标位置数据融合

盖世昌¹, 许腾², 侯博¹

(1. 海军指挥学院 研究生 1 队, 江苏 南京 210016; 2. 海军指挥学院 合同战术教研室, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对传统的直接加权融合算法的缺点, 对多平台多目标位置数据融合进行研究。通过设计基于 BP 神经网络的统计加权算法, 建立数据融合模型。并以 2 个观测平台为例, 进行 1 分钟之内的目标航迹数据的仿真实验。结果表明, 该算法是有效、可行的, 且精度更高, 能有效对融合中心获得的关于目标位置航迹信息进行关联融合处理。

关键词: 目标位置; 数据融合; BP 神经网络; 统计加权算法

中图分类号: TP183; TP274 **文献标识码:** B

Multi-Platform Multi-Objective Location Data Fusion Based on Neural Network

Gai Shichang¹, Xu Teng², Hou Bo¹

(1. No. 2 Brigade of Postgraduate, Naval Command Academy, Nanjing 210016, China;

2. Staff Room of Combined-Arms Tactics, Naval Command Academy, Nanjing 210016, China)

Abstract: Aiming at the disadvantages of the traditional direct weighted fusion algorithm, the thesis carries out the integration study of multi-platform multi-objective location data. Through design of the statistical weighting algorithm based on BP neural network, the data fusion model will be established. With the examples of two observation platforms, the target track data simulation during 1 minute will be followed. The results show that the algorithm is effective, feasible, and of higher accuracy, correlating effectively the fusion of information obtained from the fusion center on the destination track association data.

Keywords: target location; data fusion; BP neural network; statistical weighting algorithm

0 引言

多源信息感知系统接收众多局部融合平台送来的关于目标航迹序列信息, 这些信息并不是原始的信息, 而是各局部融合平台经过信息融合处理后得到的包含有目标位置数据序列等目标属性信息。作战指挥决策支持系统的融合中心对数据的处理主要分为 2 部分: 指挥中心基于多平台多目标航迹的相关问题、相关航迹的融合问题。由于多平台多目标位置数据融合是多源信息感知系统中最为关键但又难以处理的问题, 故提出适用于多平台多目标位置航迹序列的航迹关联算法和基于 BP 神经网络的统计加权的位置航迹融合算法。

1 基于 BP 神经网络的数据融合模型

1.1 目标位置数据融合

传统的目标位置数据融合通常采用统计加权方法, 融合的结果是按照平台的测量精度加权合并, 合并后的位置航迹精度得到提高。即:

设平台 1 在 x 轴上的测量精度为 δ_{1x} , 在 y 轴上的测量精度是 δ_{1y} ; 平台 2 在 x 轴上的测量精度为

δ_{2x} , 在 y 轴上的测量精度是 δ_{2y} 。目标位置数据融合的公式为:

$$\begin{cases} x = \frac{1}{(\delta_{1x}^2 + \delta_{2x}^2)} (\delta_{2x}^2 x_1 + \delta_{1x}^2 x_2) \\ y = \frac{1}{(\delta_{1y}^2 + \delta_{2y}^2)} (\delta_{2y}^2 y_1 + \delta_{1y}^2 y_2) \end{cases}$$

在统计加权算法的基础上, 引入了 BP 神经网络算法。把 BP 神经网络算法和统计加权方法结合起来, 使得融合后的精度比统计加权的算法有所提高。

1.2 基于 BP 神经网络的统计加权算法^[1-3]

BP 神经网络使用梯度搜索理论, 使得网络实际输出和期望输出的均方差达到最小。网络的学习过程是: 将输出层误差反向传输回去, 并借以修正加权因子。方向传播是指误差信号的反向传播, 并不是将输出层状态再作用到隐层节点, 或隐层输出再作用到输入层节点, 网络自身不存在反馈。

1.2.1 神经网络输出函数设计

如果将 BP 神经网络的输出函数设定为 $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$, 则对于任何输入 x , 其输出都属于 (0,1)

收稿日期: 2010-02-03; 修回日期: 2010-04-14

作者简介: 盖世昌 (1979-), 男, 山东人, 博士研究生, 从事海军合同战斗效能分析研究。

之间。而观测平台的测量精度是一个变化的值, 且为大于零的任何实数, 而统计加权算法中, 观测平台的加权因子是介于(0,1)之间的实数, 这正好和 BP 神经网络输出函数的输入输出数据的取值范围相符。故可将观测平台的测量精度作为 BP 网络的输入, 加权算法中的加权因子作为 BP 神经网络的输出。而由于 BP 神经网络具有自学习能力, 通过样本的学习后, BP 神经网络建立起一个固定的模型, 该模型的输入输出之间具有相同的规律。

如果设计符合要求的样本数据, 通过这个网络的学习和计算, 可以得到适用于加权估计的加权因子, 将这样得到的加权因子应用于统计加权算法, 就可以最终获得精度较高的目标位置航迹序列。

1.2.2 位置数据融合算法模型设计

位置数据融合算法模型设计 (以 2 个观测平台 1、2 为例):

1) 将 2 个平台在 x 、 y 轴上的位置测量精度作为 BP 神经网络的输入。

2) BP 神经网络的中间层为隐层。隐层节点的选择可以根据下式:

$$n_1 = \begin{cases} n + 0.618(n - m), & n \geq m \\ m - 0.618(m - n), & n < m \end{cases}$$

其中, n 为网络输入节点数, m 为网络输出节点数, n_1 为网络隐层节点数。

3) 将平台 1 在 x 、 y 轴上的分量的加权因子分别作为 BP 神经网络的 2 个输出。而平台 2 在 x 、 y 轴上的加权因子由平台 1 的加权因子求出。

4) 在这个基础上, 可以分别对目标在 x 、 y 轴上的分量进行加权计算, 得到比较精度目标位置数据。

采用 BP 神经网络的统计加权的目标位置航迹融合模型如图 1。

其中: δ_{1x} 为平台 1 获得的目标位置数据在 x 轴上的测量精度; δ_{1y} 为平台 1 获得的目标位置数据在 y 轴上的测量精度; δ_{2x} 为平台 2 获得的目标位置数据在 x 轴上的测量精度; δ_{2y} 为平台 2 获得的目标位置数据在 y 轴上的测量精度; W_{1x} 为平台 1 在 x 轴上的加权因子; $1 - W_{1x}$ 为平台 2 在 x 轴上的加权因子; W_{1y} 为平台 1 在 y 轴上的加权因子; $1 - W_{1y}$ 为平台 2 在 y 轴上的加权因子; X 为数据融合处理后, 目标位置数据在 x 轴上的分量; Y 为数据融合处理后, 目标位置数据在 y 轴上的分量。

可见, 融合处理后目标位置数据在 x 轴和 y 轴上的分量为:

$$\begin{cases} X = W_{1x}x_{1x} + (1 - W_{1x})x_{2x} \\ Y = W_{1y}y_{1y} + (1 - W_{1y})y_{2y} \end{cases}$$

在处理中, 只要样本数据满足如下条件: 对于每一组样本数据, 经以上处理后, 均可使最后融合的精度达到最高, 训练的样本足够多。

那么, 经过样本学习后的 BP 神经网络就能对每一组非样本输入数据, 由上述基于 BP 神经网络的统计加权算法模型计算后, 即可使平台 1 和平台 2 的数据融合的精度达到最高。

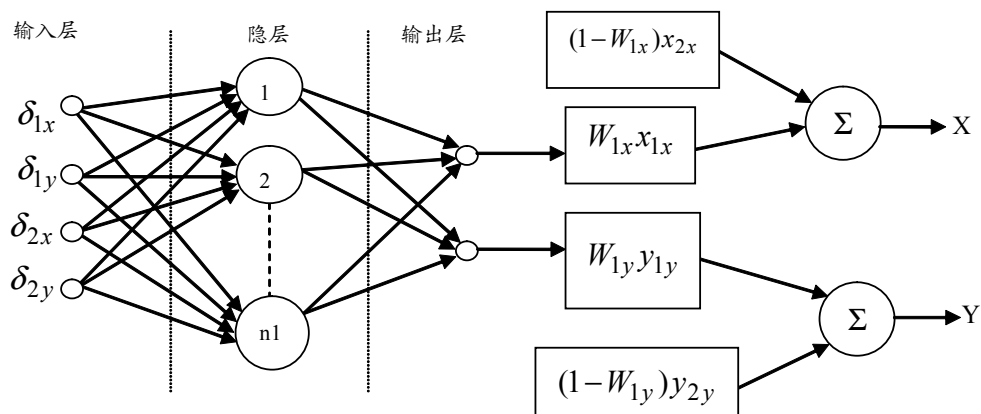


图 1 基于 BP 神经网络的统计加权算法模型

2 仿真试验

平台 1 和平台 2 提供的是目标 C 的航迹序

列, 表 1 列出了目标 C 在 1 分钟内的真实航迹序列和平台 1、平台 2 提供的经过时空配准的目标 C 航迹的测量序列。

表 1 目标 c 的真实航迹、平台 1 和平台 2 的测量航迹序列

t/s	x_{c1}/m	y_{c1}/m	x_{c2}/m	y_{c2}/m	x_{c3}/m	y_{c3}/m
2	40	90	28.253 8	55.4	40.966 2	96.8
5	55	150	52.385 3	126.4	50.786 3	142.6
8	70	210	97.126 9	184	72.143 6	199.2
11	200	270	88.219 9	276.5	82.382 1	263.4
14	85	330	102.754 0	321.7	101.183 3	325.6
17	115	390	121.865 4	387.8	141.675 0	399.8
20	130	450	157.248 6	430.5	125.800 9	432.8
23	145	510	122.651 2	499.3	139.048 0	508.6
26	160	570	157.007 6	555.6	167.262 8	568.1
29	175	630	158.709 5	608.8	170.950 2	626.5
32	190	690	195.690 4	663.9	187.123 1	685.5
35	205	750	204.380 0	734.3	184.880 5	744
38	220	810	235.928 5	802.7	225.146 0	817.7
41	235	870	234.226 1	867.9	224.441 6	872.7
44	265	930	258.462 8	914	253.470 5	925.1
47	280	990	266.407 2	962.1	269.766 4	985.9
50	295	1 050	277.344 2	1034.5	286.035 1	1 045.9
53	310	1 110	304.994 6	1 111.8	293.111 3	1 114.3
56	325	1 170	342.220 2	1 169.4	302.513 3	1 169.6
59	610	1 230	335.177 2	1 208.4	328.772 9	1 231.4

平台 1 横坐标的测量精度为 $\delta_{1x}=12\text{ m}$ ，纵坐标的测量精度为 $\delta_{1y}=10\text{ m}$ ；

平台 2 横坐标的测量精度为 $\delta_{2x}=8\text{ m}$ ，纵坐标的测量精度为 $\delta_{2y}=6\text{ m}$ 。

经数据融合处理后，获得的目标最终位置航迹序列和用直接加权算法获得目标最终位置航迹图如图 2。

由图 2、图 3 可以看出，提出的目标位置航迹融合算法可取得比直接用统计加权算法更高的位置数据融合精度。获得的航迹更接近真实航迹，从而说明该算法的有效性和可行性。

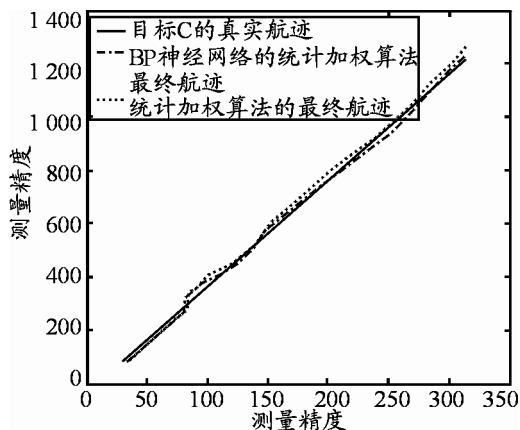


图 2 仿真试验图

3 结束语

仿真试验证明了该算法的有效性和可行性。在

目标间的间隔很近的运动态势下，该算法在 1 min 内取得很好的关联和融合效果。但由于样本的有限性使得确定的加权系数不可能达到最优的结果，这就需要获得大量的样本，尽管这样，航迹融合比以前的直接加权融合算法获得的融合结果更准确。

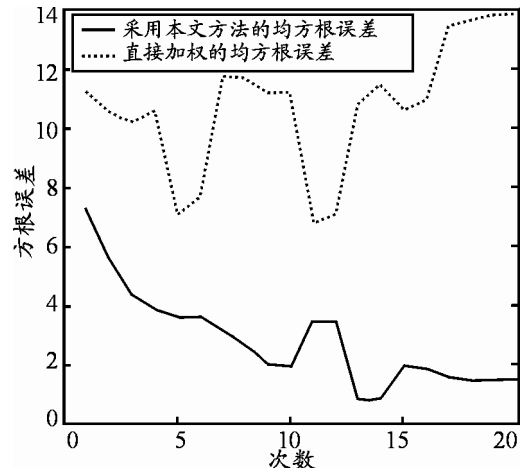


图 3 目标 C 的 RMS 位置误差比较

参考文献:

- [1] 罗传翼, 程桂芬. 随机信号处理与控制基础[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002.
- [2] 田杰, 陈杰. 多平台信息融合性能的测试与评估[J]. 计算机工程, 2003, 29(10): 84-85.
- [3] 罗素云, 谭箭. AIS 与雷达目标航迹相关算法[J]. 武汉理工大学学报, 2003, 27(1): 112-115.
- [4] 朱孟平, 张东戈. 战场态势数据融合研究[J]. 四川兵工学报, 2009(9): 9-12.