

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2010.01.016

数据融合在战场目标识别中的应用

张岩

(中国人民解放军 95007 部队 综技站, 广东 广州 510410)

摘要: 采用异类传感器系统之间的集中式数据融合技术可以提高战场目标识别的准确度。首先, 简要介绍数据融合技术的基本理论; 然后, 阐述数据融合在战场目标识别中的任务; 最后, 应用集中式数据融合技术进行战场目标识别仿真, 检验其可行性。结果表明, 该设计取得了良好的分类结果, 将在军事领域得到更加广泛的应用。

关键词: 异类传感器; 数据融合; 目标识别

中图分类号: N945.14 **文献标识码:** A

Application of Data Fusion on Battlefield Target Recognition

ZHANG Yan

(Synthesis Technique Service Station, No. 95007 Unit of PLA, Guangzhou 510410, China)

Abstract: Using heterogeneous sensor systems for centralized data fusion technology can improve the accuracy of battlefield target recognition. At first, briefly describes the basic theory of data fusion technology; and then expound the tasks in the battlefield that used data fusion in target recognition. Finally, used centralized data fusion technology for battlefield target identification simulation and verify its feasibility. Result shows that the design is good at classification and it will be extensive used in military field.

Keywords: Heterogeneous sensor; Data fusion; Target identification

0 引言

随着战场环境日益复杂以及伪装、干扰技术的大量应用, 使采集到的战场目标信号特征愈加模糊, 难于识别。数据融合技术能来自多传感器或多源的信息和数据进行综合处理, 有效排除干扰信息进行特征提取, 进而对战场目标进行更科学、准确、快速的判断。故采用异类传感器系统之间的集中式数据融合技术, 对步兵阵地、火力阵地、后勤阵地、飞机场、雷达站及指挥所等六类战场目标进行精确定位与智能识别, 并通过仿真实验检验其有效性。

1 数据融合概念及结构

1.1 概念

在军事应用上, 数据融合的定义为: 对来自多源的信息和数据进行检测、关联、相关、估计和综合等多级多方面的处理过程, 以得到准确的状态和身份估计, 完整及时的战场态势和威胁估计。

1.2 模型结构

数据融合的体系结构即模型结构, 主要包括集中式、分布式、有反馈分级式和无反馈分级式 4 种基本结构, 其中集中式和分布式较为常用。集中式结构简单、精度高, 但只有当接受到来自所有的传感器信息后, 才对信息进行融合。故通信负担重、

融合速度慢; 分布式结构的特点是每个节点都有自己的处理单元, 不必维护较大的集中数据库, 每个节点都可以对系统作出自己的决策, 融合速度快、通信负担轻, 不会因为某个传感器的失效而影响整个系统正常工作。故具有较高的可靠性和容错性, 但融合精度不如集中式高。在实际应用中, 数据融合模型结构的确定应根据具体问题而定。

2 数据融合在战场目标识别中的任务

1) 信息提取: 首先, 通过各传感器对战场目标信息进行采集。然后, 综合利用位置、声音、闪光等采集信息进行战场目标特征描述。最后, 对战场目标的情报信息进行提取、确定可信度和格式转换。

2) 识别聚类: 在特征空间中, 用统计方法把被识别对象归为某类别, 对测报信息进行真伪辨识、性质识别和情报分类。基本做法是在样本训练集的基础上确定某判决规则, 然后, 按规则对被识别对象进行分类, 使错误识别率最小或引起的损失最小。

3) 融合处理: 对同传感器相继测报相关的情报信息进行信息综合、状态跟踪估计, 并参照其它信息源的测报对信息验证修改; 对不同传感器的相关测报信息进行信息印证分析、补充综合、协调修改和状态跟踪估计; 对新发现的不相关测报信息进行分析、综合, 生成综合态势, 并实时根据测报信息

收稿日期: 2009-09-07; 修回日期: 2009-09-28

作者简介: 张岩 (1979-), 男, 吉林人, 朝鲜族, 工程师, 从事指挥自动化研究。

对综合态势进行修改，决定传感器测报信息的取舍。

3 基于数据融合技术的战场目标识别仿真

为检验数据融合技术对战场目标识别的可行性，进行仿真实验。首先，确立待识别的 6 类典型目标^[1]：步兵阵地、火力阵地、后勤阵地、飞机场、雷达站和指挥所。然后，确定区分目标的 5 类特征为：电磁特征、声音特征、闪光特征、烟云特征和运动特征。最后，进行信号采集。

3.1 确立数据融合结构模型

由于采集、传输、处理数据量较小，对目标识别的准确度和融合精度要求较高，所以采用异类传感器系统之间的集中式数据融合结构。主要包括 3 个环节：信号采集→数据融合→结果上报，如图 1。

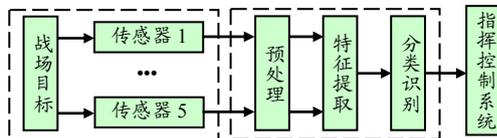


图 1 战场目标数据融合结构图

3.2 信号采集

针对战场目标，应用电磁传感器检测目标电磁波信号、压电加速度传感器检测目标声音信号、光敏传感器检测目标闪光信号、气体传感器检测目标烟云信号、CCD 传感器检测目标运动信号。通过以上 5 类传感器，将检测到的战场目标观测信息数据传输至数据融合中心进行特征提取和分类识别。

3.3 数据融合

3.3.1 预处理阶段

各类传感器采集到的战场目标信息中含有大量的噪声干扰，并且目标信息数据单位不一致。为准确、方便地进行特征提取，需进行信息预处理，即在特征提取之前，对数据进行软件滤波去噪和无量纲[0, 1]归一化处理。

1) 软件滤波去噪：采用中值滤波去噪方法。即连续采样 N 次 (N 取奇数)，把 N 次采样值按大小排列，取中间值为本次有效值。

2) 无量纲[0, 1]归一化处理：应用线性函数转换归一化对滤波去噪后的战场目标信息数据进行处理。线性函数转换归一化函数如下：

$$y = (x - \text{MinValue}) / (\text{MaxValue} - \text{MinValue}) \quad (1)$$

其中： x 、 y 分别为转换前、后的值， MaxValue 、 MinValue 分别为样本的最大值和最小值。

3.3.2 特征提取阶段

每类传感器检测到的战场目标信息中含有丰富数据，为便于后续分类器进行准确分类，采用最大类间距原则提取显著特征。

将预处理后所得的数据代入欧氏距离进行计算，从结果中选取最大类间距数据作为信号特征。欧氏距离计算公式如下：

$$J_d(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^c P_i \sum_{j=1}^c P_j \frac{1}{n_i n_j} \sum \sum \delta(x_k^{(i)}, x_l^{(j)}) \quad (2)$$

其中： $x_k^{(i)}$ 、 $x_l^{(j)}$ 分别为 ω_i 类及 ω_j 类中的 D 维特征向量； $\delta(x_k^{(i)}, x_l^{(j)})$ 为这 2 个向量间的距离； c 为类别数； P_i, P_j 是相应类别的先验概率； n_i 表示设计集 S 中 ω_i 类的样本数。

通过最大类间距原则进行特征提取后，得到目标样本特征值，如表 1，将输出目标进行编码，如表 2。为测试分类器性能，采集目标信息建立表 3 为目标测试样本。

表 1 目标样本特征值

特征类型	指挥所	雷达站	飞机场	火力阵地	步兵阵地	后勤阵地
电磁特征	0.784 5	0.954 7	0.464 4	0.353 2	0.225 9	0.105 4
声音特征	0.351 1	0.829 9	0.873 8	0.658 0	0.390 0	0.328 4
闪光特征	0.400 7	0.291 7	0.755 4	0.828 5	0.334 2	0.742 2
烟云特征	0.336 6	0.475 6	0.518 5	0.716 4	0.444 5	0.584 2
运动特征	0.443 4	0.688 6	0.646 7	0.449 4	0.578 5	0.313 5

表 2 目标编码

指挥所	雷达站	飞机场	火力阵地	步兵阵地	后勤阵地
0	0	0	0	1	1
0	0	1	1	0	0
0	1	0	1	0	1

表 3 目标测试样本

特征类型	指挥所	雷达站	飞机场	火力阵地	步兵阵地	后勤阵地
电磁特征	0.690 2	0.901 5	0.485 5	0.378 7	0.285 5	0.151 1
声音特征	0.373 8	0.857 7	0.862 5	0.651 1	0.329 4	0.308 6
闪光特征	0.416 0	0.307 5	0.746 9	0.827 6	0.336 2	0.738 8
烟云特征	0.341 2	0.412 1	0.518 7	0.792 5	0.459 6	0.599 1
运动特征	0.436 1	0.694 7	0.627 2	0.449 5	0.513 2	0.322 9

3.3.3 分类识别

采用 BP 神经网络作为分类器，即误差反向传播算法的学习过程，由信息的正向传播和误差的反向传播 2 个过程组成。

结合确定 BP 神经网络模型结构两条重要指导原则：

1) 对于一般的模式识别问题，三层网络可以很好地被解决。

2) 三层网络中，隐含层神经元个数 n_2 和输入层神经元个数 n_1 之间有 $n_2=2*n_1+1$ 近似关系。

设计的 BP 网络结构为 3 层结构。输入层神经元的个数为目标特征参数个数为 5；输出层神经元的个数与目标模式个数有关，此采用二进制编码输出，目标模式个数为 6，故确定输出层神经元个数为 3；中间层神经元个数为 $2*6+1=13$ 。结构如图 2。

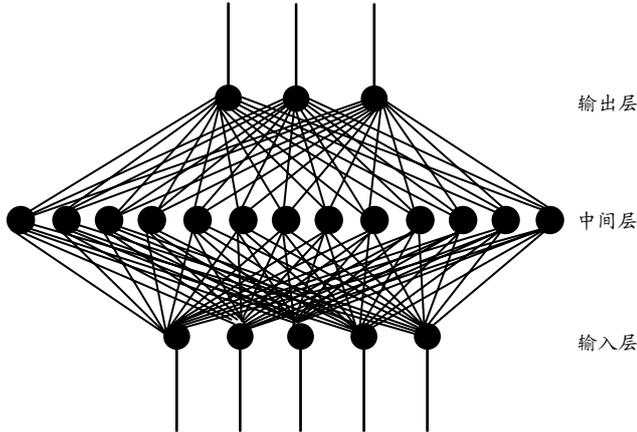


图 2 BP 神经网络模型结构图

应用 MATLAB 进行仿真^[2]。应用表 1 数据建立目标特征参数的输入向量 P 和应用表 2 数据建立目标模式的目标向量 T 来训练 BP 神经网络，在此规定输入向量与目标向量具有相同的列数。最后，应用表 3 数据建立一组 P_test 作为网络测试数据来测试网络分类能力。具体程序如下：

```
P=[ 0.784 5  0.954 7  0.464 4  0.353 2  0.225 9  0.105 4;
    0.351 1  0.829 9  0.873 8  0.658 0  0.390 0  0.328 4;
    0.400 7  0.291 7  0.755 4  0.828 5  0.334 2  0.742 2;
    0.336 6  0.475 6  0.518 5  0.716 4  0.444 5  0.584 2;
    0.443 4  0.688 6  0.646 7  0.449 4  0.578 5  0.3135];
T=[ 0 0 0 1 1; 0 0 1 1 0 0; 0 1 0 1 0 1];
threshold=[1 10; 1 350; 2 20; 0 80; -2 0; -1 1];
net=newff(threshold,[13,3],{'tansig','logsig'},'trainlm');
net.trainParam.epochs=1 000;
net.trainParam.goal=0.000 1;
LP.lr=0.01;
net=train(net,P,T);
P_test=[0.690 2  0.901 5  0.485 5  0.378 7  0.285 5  0.151 1;
        0.373 8  0.857 7  0.862 5  0.651 1  0.329 4  0.308 6;
```

```
0.416 0  0.307 5  0.746 9  0.827 6  0.336 2  0.738 8;
0.341 2  0.412 1  0.518 7  0.792 5  0.459 6  0.599 1;
0.436 1  0.694 7  0.627 2  0.449 5  0.513 2  0.322 9];
y=sim(net,P_test)
```

运行结果如图 3。

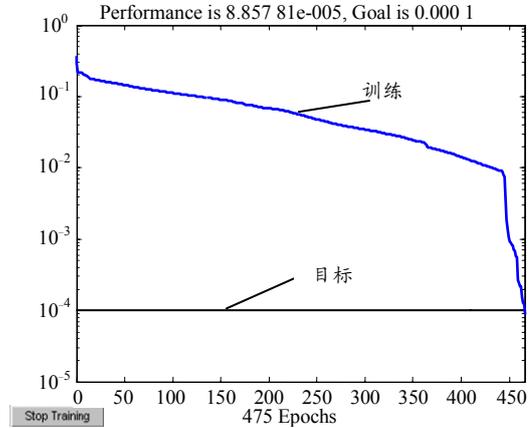


图 3 运行结果

```
TRAINLM, Epoch 0/1 000, MSE 0.373 937/0.000 1, Gradient 135.801/1e-010
TRAINLM, Epoch 100/1 000, MSE 0.112 432/0.000 1, Gradient 0.780 273/1e-010
TRAINLM, Epoch 200/1 000, MSE 0.068 465/0.000 1, Gradient 1.307 85/1e-010
TRAINLM, Epoch 300/1 000, MSE 0.034 366 3/0.000 1, Gradient 0.953 926/1e-010
TRAINLM, Epoch 400/1 000, MSE 0.014 188 7/0.000 1, Gradient 1.574 29/1e-010
TRAINLM, Epoch 475/1 000, MSE 8.857 81e-005/0.000 1, Gradient 0.008 192 42/1e-010
TRAINLM, Performance goal met.
```

```
y =
0.003 2  0.047 1  0.000 0  0.000 0  0.894 8  0.999 4
0.072 0  0.001 7  0.986 6  0.993 2  0.000 0  0.001 4
0.000 0  0.937 4  0.010 8  0.991 3  0.019 2  0.994 0
与理想分类表 2 一致。
```

3.4 结果上报

通过仿真，对战场目标进行了正确的分类，将分类结果上报到指挥控制系统。

4 结束语

该设计取得了良好的分类结果，检验了异类传感器系统间的集中式数据融合对战场目标分类的可行性。随着科技的发展，数据融合技术将发挥更大的作用，在军事领域中将得到更加广阔的应用。

参考文献：

[1] 樊桂印. 基于模糊聚类—BP 神经网络模型的战场目标识别[J]. 火力与指挥控制, 2008, 33(增刊): 110-112.
 [2] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB 7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 44-52.