

红外鱼眼系统下的多目标威胁评估研究

周玉龙 何永强 张维安

(军械工程学院光学与电子工程系, 河北 石家庄 050003)

摘要 针对红外鱼眼告警系统在对几公里以外的目标成像时表现为点目标, 无距离、几何形状和纹理信息可以利用, 很难对来袭目标的威胁程度做出较准确的评估问题, 研究了红外鱼眼系统下的多目标威胁评估排序方法。提出了一种红外鱼眼系统下的多目标威胁评估模型。该模型利用激光测距机所获取的各目标的初始距离信息推导出了目标在各时刻的距离和径向速度, 从而建立起了以目标的距离、径向速度、航向角和高低角为威胁指标的多目标威胁评估模型。然后根据多目标威胁评估的非线性特点, 以及神经网络在解决非线性复杂问题所具有的良好自适应能力和自学习能力, 利用径向基函数(RBF)神经网络对多目标威胁程度进行评估并讨论了训练样本的生成方法。实验结果证明了该方法的可行性和有效性。

关键词 成像系统; 红外鱼眼系统; 多目标威胁评估; 威胁评估模型; 径向基函数神经网络

中图分类号 O439 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS201232.0611001

Multi-Target Threat Assessment of the Infrared Fisheye System

Zhou Yulong He Yongqiang Zhang Weian

(Optical and Electronic Engineering Department, Ordnance Engineering College,
Shijiazhuang, Hebei 050003, China)

Abstract When the target is several miles away from the infrared fisheye system, it will be a point target in the infrared image, so there is no target information of distance, geometry and texture, without which it is hard to assess the threat of target accurately. So the multi-target threat assessment of infrared fisheye system is studied. A multi-target threat assessment model of the infrared fisheye system is proposed. In the model, the distance and the radial velocity of each hour are derived from the initial distance taken by laser range finder, and hence the multi-target threat assessment model is established including the threat factors of target distance, radial velocity, course angle and angular altitude. Then considering the nonlinear characteristic of multi-target threat assessment, the radial basis function (RBF) neural network is used to solve the problem for its good self-adaptive and self study ability to solve nonlinear complex problems and the training sample generation is also discussed. After simulation experiment, it is found that this method is feasible and effective.

Key words imaging systems; infrared fisheye system; multi-target threat assessment; threat assessment model; radial basis function neural network

OCIS codes 110.6820; 110.2970; 250.0040

1 引言

红外鱼眼系统不仅具有被动式探测、不易受到干扰和高度隐蔽等特点, 而且还能实时感知来自半球空域的威胁, 在未来高技术战争中必将有着广泛的应用。由于红外鱼眼告警系统在对几公里以外的目标成像时表现为点目标, 无距离、几何形状和纹理信息可以利用, 很难对来袭目标的威胁程度做出较

准确的评估, 为了提高战场生存能力, 正确地进行空中多目标的威胁程度评估是地面防空指挥决策中重要目的之一。近些年来人们对雷达探测系统中目标的威胁程度评估进行了大量的研究^[1~4], 而对红外鱼眼系统中的多目标威胁评估的研究目前还少有报道。由于雷达系统能够较多地探测到目标的运动信息, 所以对空中威胁目标进行排序所用的指标包括

收稿日期: 2011-11-23; 收到修改稿日期: 2011-12-19

作者简介: 周玉龙(1980—), 男, 博士研究生, 主要从事光电对抗与信息处理等方面的研究。E-mail: zyljq@126.com

导师简介: 王永仲(1944—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事光电对抗与光学信息处理等方面的研究。

兵器类型、目标速度、航向角、干扰能力、空袭样式和目标距离等,常用的威胁评估算法有层次分析法^[5]、多属性决策法(MADM)^[6]和模糊优选法^[7]等,这些算法工作的前提是这些指标已知或大部分知道,而红外鱼眼系统中只能获得小目标的灰度和方位角等信息,如何在有限的信息条件下对来袭的各目标进行威胁程度评估是要解决的问题。神经网络由于具有超强适应能力和学习能力等众多优点,相比传统的层次分析法、MADM、模糊优选法等方法能够更好的解决威胁排序问题。径向基函数(RBF)神经网络在结构上具有输出—权值线性关系,其训练速度较快并且具有比较强的逼近能力和分类能力。同时,RBF网络不存在局部最优问题,还具有良好的可解释性和推广能力^[8]。近些年来,关于RBF神经网络的应用已经成为人们研究的热点^[9~12]。Roh等^[13]将RBF网络应用于层析X射线照相法中的图像重建,取得了较好的效果;Chen等^[14]将RBF神经网络用于目标的跟踪预测模型中,实现了对目标的实时和精确跟踪等。为此,本文提出了一种用于红外鱼眼系统下的多目标威胁评估模型,在此基础上,将RBF神经网络算法^[15]用于红外鱼眼系统下的多目标威胁评估排序。

2 红外鱼眼系统下多目标威胁评估模型的建立

红外鱼眼告警系统在对几公里以外的目标成像时目标往往表现为点目标,无距离、几何形状和纹理信息可供利用,仅能够从红外图像获得目标的方位角、高低角、灰度值和航向角等信息。在红外鱼眼系统下,只应用目标的角度信息是无法对来袭目标进行准确的威胁程度评估的。为了在红外鱼眼系统下能够实现对目标威胁程度的评估,利用激光测距机测出各目标的初始距离并反馈给红外鱼眼告警系统。获得各目标的初始距离信息之后,结合目标角坐标的动态信息可以获得目标在各时刻的距离和径向速度,具体计算过程如下。

图1给出了目标和红外鱼眼系统的几何位置关系,若目标在 k 时刻的位置为 P_1 ,其在 $k+1$ 时刻的位置为 P_2 , P'_1 和 P'_2 分别为 P_1 和 P_2 在 XOY 面上的投影,由于目标从 P_1 运动到 P_2 的时间间隔很短,则 P'_1 到 P'_2 的切向位移 l 可近似表示为

$$l \approx r'_1 \cdot \Delta\gamma = r_1 \sin \beta_1 \cdot \Delta\gamma, \quad (1)$$

式中 r_1 为 P_1 到红外鱼眼系统的距离, β_1 为 P_1 位置

处的高低角, $\Delta\gamma$ 为目标从 P_1 运动到 P_2 方位角的变化。

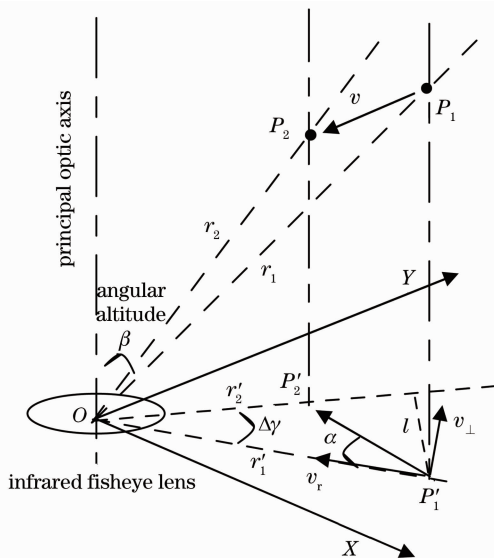


图1 目标几何位置

Fig.1 Geometric position of target

设 P'_1 到 P'_2 沿切向方向的速度分量为 v_{\perp} ,径向速度为 v_r ,则其切向速度可以表示为

$$v_{\perp} \approx l/T = r_1 \sin \beta_1 \cdot f \Delta\gamma, \quad (2)$$

式中 f 为采样频率。从而利用三角形几何关系可以得出目标在 XOY 面上的逼近速率(径向速度)为

$$v_r = \frac{v_{\perp}}{\tan \alpha} = r_1 \sin \beta_1 \cdot f \Delta\gamma / \tan \alpha, \quad (3)$$

式中 α 为目标在 XOY 面上的航向角。设 P'_2 与红外鱼眼系统的水平距离为 r'_2 ,则

$$r'_2 = r'_1 - v_r T, \quad (4)$$

将(3)式代入(4)式得

$$r'_2 = r_1 \sin \beta_1 (1 - \Delta\gamma / \tan \alpha), \quad (5)$$

设 P_2 到红外鱼眼系统的距离为 r_2 ,则

$$r_2 = r'_2 / \sin \beta_2 = r_1 \sin \beta_1 (1 - \Delta\gamma / \tan \alpha) / \sin \beta_2, \quad (6)$$

将(6)式写成迭代形式为

$$r_{k+1} = r_k \sin \beta_k (1 - \Delta\gamma / \tan \alpha) / \sin \beta_{k+1}, \quad (7)$$

则由(7)式和(3)式就可以计算出目标在任意时刻的径向速度 v_{rk} 为

$$v_{rk} = r_k \sin \beta_k \cdot f \Delta\gamma / \tan \alpha. \quad (8)$$

在多目标威胁评估问题中,目标的距离和逼近速度是非常重要的评估指标。(7)式给出了目标距离的迭代公式,该式说明只要给出目标初始时刻的距离,结合目标角坐标的动态信息便可获得目标在各个时刻的距离信息。同时,利用(8)式,将目标的

距离信息代入,就可以得到相应的目标运动的径向速度。需要说明的是,文中虽然利用激光测距机来对目标的距离进行测定,但是对于每一个目标来说,利用激光测距机对其测定一次距离就可以了,因而其几乎不会影响红外鱼眼系统被动探测的优势。而红外鱼眼系统一旦获得目标的初始距离,就可以通过(7)式和(8)式获得目标在各个时刻的距离和径向速度信息。

获得目标的距离和径向速度信息之后,就可以结合目标的高低角和航向角来对目标的威胁程度作出评估了。判断威胁程度的四个因素定义为

目标径向速度威胁指数:

$$T_v = \frac{v_r}{V}, \quad (9)$$

式中 v_r 为目标的径向速度, V 为目标径向速度的最大值,这里将最大速率取为 1800 m/s。

航向角威胁指数:

$$T_a = \frac{180 - \alpha}{180}, \quad (10)$$

式中 α 为目标在像平面上的运动方向与径向方向的夹角(见图 1)。

距离威胁指数:

$$T_r = 1 - \frac{0.9r}{10000}, \quad (11)$$

高低角威胁指数:当威胁目标贴地飞行时,由于地形和建筑物的阻挡,很难被发现,因此往往更加带有突然性,其威胁程度也较高,当鱼镜头朝天空放置时,取目标与镜头连线和镜头主光轴所夹的角为高低角,如图 1 所示,其威胁指数表达式为

$$T_\beta = \frac{\beta}{90}. \quad (12)$$

另外,当目标沿着红外鱼眼系统的径向方向逼近时,相对于红外鱼眼系统来说,其方位角为一固定值。由于上述所建立的评估模型利用了目标方位角的动态信息,所以当目标相对于红外鱼眼系统的方位角固定不变时,就无法利用(7)式来计算目标在各时刻的距离,同样目标的径向速度也就无法求出,评估模型就会失去作用,无法对该种情况下目标的威胁程度作出评估。但在实战当中,当目标沿径向方向逼近时,其目的最为明确,危险程度往往也最高。因此文中对其作为特殊情况进行单独处理,具体方法为,若系统发现目标方位角固定不变时(可以设定一个阈值,若目标方位角变化量小于这个阈值则认为目标方位角没有发生变化),则判断目标是逼近还是离去,若目标逼近,其威胁程度直接设为最高;反

之,则认为最低。

3 RBF 神经网络基本原理

RBF 神经网络由三层组成,其结构如图 2 所示,输入层节点只传递输入信号到隐层,隐层节点由像高斯函数那样的辐射状作用函数构成,而输出层节点通常是简单的线性函数。

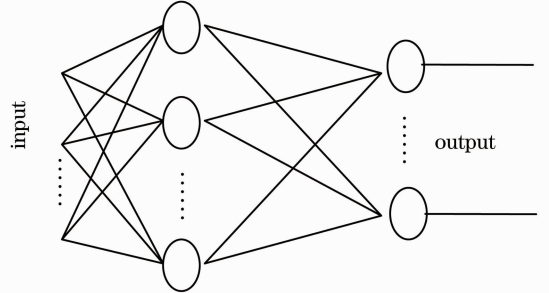


图 2 RBF 网络结构

Fig. 2 RBF neural network structure

隐层节点中的作用函数(基函数)对输入信号将在局部产生响应,也就是说,当输入信号靠近基函数的中央范围时,隐层节点将产生较大的输出,由此看出这种网络具有局部逼近能力,所以 RBF 网络也称为局部感知场网络。作用函数定义如下:假设 $x, x_0 \in R$, 以 x_0 为中心, x 到 x_0 的径向距离为半径,形成核 $\|x - x_0\|$, 构成的函数系 $\{\varphi(x) = o(\|x - x_0\|)\}$ 被称为 RBF, 一般采用高斯函数形式。

假设此 RBF 神经网络接受 n 维的输入向量,有 q 个输出节点,隐含层节点(又叫感知单元)的个数为 m 。RBF 形式为

$$R_i(x) = \exp\left[-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

式中 $R_i(x)$ 是隐含层第 i 个节点的输出; x 是输入模式,为一 n 维向量; c_i 是隐含层第 i 个隐含单元的高斯函数中心,它和输入向量 x 具有相同的维数 n ; σ_i 是第 i 个感知的变量(可以自由选择参数),它决定了第 i 个隐含单元高斯函数的宽度; $\|x - c_i\|$ 表示输入点 x 距高斯函数中心 c_i 的距离。 $R_i(x)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值,随着 $\|x - c_i\|$ 的增大, $R_i(x)$ 迅速衰减。

输出层节点的输出为

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} R_i(x), \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (14)$$

式中 y_k 为第 k 个输出节点的输出, ω_{ik} 为第 i 个隐含节点到第 k 个输出节点的连接权值。

4 基于 RBF 神经网络的空中目标威胁评估

采用目标的逼近速率、航向角、距离、高低角四个威胁因子来对空中目标进行评估,各威胁因子已经进行了归一化处理。每个样本都由这四项威胁指数组成,用 MADM 计算总的威胁指数并排序,然后由专家校正排序,由校正器完成威胁指数校正,形成最终训练样本。

MADM 的核心是各属性权值的确定^[16]。设有 n 个属性(本文中 $n = 4$),由决策人把属性的重要性作成对比较,把第 i 个属性对第 j 个属性的相对重要性记为 a_{ij} ,则 $a_{ij} \approx \omega_i/\omega_j$, ω_i 、 ω_j 分别为属性 i 和 j 的权值,设 n 个属性成对比较的结果为矩阵 \mathbf{A} ,则

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \omega_1/\omega_1 & \omega_1/\omega_2 & \cdots & \omega_1/\omega_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_n/\omega_1 & \omega_n/\omega_2 & \cdots & \omega_n/\omega_n \end{bmatrix}, \quad (15)$$

设 \mathbf{W} 为属性的权值矩阵,则

$$\mathbf{AW} = \begin{bmatrix} \omega_1/\omega_1 & \omega_1/\omega_2 & \cdots & \omega_1/\omega_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_n/\omega_1 & \omega_n/\omega_2 & \cdots & \omega_n/\omega_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_n \end{bmatrix}, \quad (16)$$

即 $(\mathbf{A} - n\mathbf{I})\omega = 0$, 式中 \mathbf{I} 是单位矩阵。如果 \mathbf{A} 的估计准确,(16)式严格等于 0;如果 \mathbf{A} 的估计不够准确,则 \mathbf{A} 中元素的小的摄动意味着本征值的小的摄动。从而有 $\mathbf{AW} = \lambda_{\max}\mathbf{W}$, λ_{\max} 是矩阵 \mathbf{A} 的最大本征值,由此可以求得本征向量即权向量 $\mathbf{W} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T$ 。关于 \mathbf{A} 中的估计值是否合理,可以采用文献[16]中利用特征向量法来判断。按照上述方法进行计算,文中目标的四个威胁属性(距离、径向速度、航向角、高低角)所对应的权向量为 $\mathbf{W} = [0.3507, 0.3011, 0.3008, 0.0474]$,然后将各属性的威胁指数与相应的权值相乘并求和就可以得到目标总的威胁指数。

校正器是由专家给出一个合理排序,然后根据这一信息,自动调节目标的威胁指数,在变化量最小的情况下符合要求。假设各样本的目标逼近速率威胁指数、航向角威胁指数、距离威胁指数、高低角威胁指数分别为 $T_{v_i}, T_{r_i}, T_{a_i}, T_{\beta_i}$ ($i = 1, 2, \dots, n$),多

属性决策法得到的总的威胁指数为 T_i ($i = 1, 2, \dots, n$)。专家排序的结果为 $p_i > p_j$ ($i < j, p_i, p_j \in [1, n]$ 代表第 i 和第 j 个样本),每个样本的威胁指数调整值为 x_i ($i = 1, 2, \dots, n$)。调整结果得到满足如下条件的 x_i 的取值:

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^n x_i^2 \\ T_{p_i} + x_{p_i} \geq T_{p_j} + x_{p_j} \quad (i < j, i, j \in [1, n]) \\ 0 \leq T_i + x_i \leq 1 \quad (i \in [1, n]) \end{cases} \quad (17)$$

(17)式为一个有约束条件下的多元非线性最优化问题,可以通过 SUMT-外点法^[17]求得最优解。所谓 SUMT-外点法(也称作外罚函数法)是指在通过求解一系列无约束问题来获得约束问题最优解的过程中,利用罚函数生成一系列外点来逼近该约束问题最优解的方法。

计算出相应的调整值之后,令 $T_i = T_i + x_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$),即使用调整之后的威胁指数作为总的威胁指数。利用这些样本通过 RBF 网络训练,输入为 $T_{v_i}, T_{r_i}, T_{a_i}, T_{\beta_i}$,期望输出是各样本的总的威胁指数 T_i 。通过网络结构和各节点之间权值的调整,获得具有一定计算精度和准确度的网络。在此基础上输入测试样本,检验网络的性能,解决威胁评估问题。

5 实验及结果

5.1 基于仿真数据的实验及结果

由于在实际情况中,红外鱼眼系统很难采集到视场中同时有多个导弹目标出现的情况,为了贴近实际,采用某红外鱼眼系统采集的数据,并根据这几种数据设计出同一视场中多目标的情况,按上面所讨论的训练样本的生成方法计算目标各因素的威胁指数及总威胁指数获得训练样本,如表 1 所示。在 Matlab 7.1 环境下,将表 1 所给出的训练样本对神经网络进行训练,在训练过程中,根据训练样本中的数值精度,神经网络的训练精度选为 1.0×10^{-5} 。学习步长的选取采用目前应用较广的“赏-罚”策略^[18],即如果训练过程中训练误差连续下降,则“赏”,加大学习步长;反之则“罚”,减小学习步长,应用这一方法,文中的学习步长选为 0.7。将测试样本输入训练好的神经网络便可得到其所对应的威胁度。

表 2 为测试数据及结果,从 RBF 网络得出的结果为 Q_i ,可以得出最终的排序为(由大到小):1,4,2,3,5。与使用 MADM 线性加权取得的排序结果

一致(见表 2 中的 T_i)。

表 1 训练样本
Table 1 Training samples

Targets	T_{a_i}	T_{r_i}	T_{v_i}	T_{β_i}	T_i
1	0.6667	0.2800	0.1563	0.5556	0.3721
2	0.8333	0.7300	0.4250	0.3333	0.6504
3	0.8667	0.7750	0.4500	0.2778	0.6811
4	0.9333	0.4600	0.1875	0.4444	0.5196
5	0.5278	0.9280	0.0438	0.1333	0.6157
6	0.4167	0.9550	0.1250	0.1444	0.6501
7	0.9444	0.7840	0.1875	0.2667	0.6281
8	0.0556	0.7840	0.1875	0.2667	0.3608
9	0.9556	0.2800	0.3125	0.5556	0.5061
10	0.9556	0.1900	0.6250	0.5778	0.5696
11	0.9722	0.1000	0.9375	0.6111	0.6388
12	0.7500	0.6400	0.2500	0.3889	0.5438
13	0.9111	0.9550	0.2188	0.1444	0.6817
14	0.8889	0.8650	0.1250	0.2222	0.6189
15	0.8056	0.5500	0.1563	0.4111	0.5017
16	0.6944	0.5500	0.1250	0.4111	0.4589
17	0.6389	0.9730	0.0938	0.1111	0.4775
18	0.3611	0.5500	0.1500	0.4111	0.3662
19	0.2500	0.4600	0.2188	0.4667	0.3245
20	0.1389	0.3700	0.2813	0.5000	0.2799

表 2 测试数据及 RBF 神经网络和 MADM 结果对照

Table 2 Test data and the result comparison between the RBF neural network and the MADM

Targets	T_{a_i}	T_{r_i}	T_{v_i}	T_{β_i}	Q_i	T_i
1	0.9889	0.5950	0.6138	0.3433	0.7072	0.6925
2	0.9833	0.3700	0.4074	0.5778	0.5756	0.5650
3	0.9167	0.3250	0.4444	0.5667	0.5504	0.5388
4	0.9556	0.2620	0.5926	0.6132	0.5868	0.5739
5	0.8333	0.1360	0.3125	0.4444	0.4135	0.4325

5.2 基于实拍红外图像数据的实验及分析

为了进一步说明本算法的有效性,下面对在本地某弹连发状态下的红外图像进行处理,采用表 1 中的数据作为训练样本,RBF 神经网络的训练精度和学习步长的取值与上述相同。在图像序列中,共有两个目标;它们是在同一地点,不同时刻发射的两发火箭弹。如图 3 所示,在第 350 帧,第一个目标出现在视场里,随着时间的推移,目标逼近,在第 550 帧,视场中出现第二个目标,其按照与目标 1 类似的轨迹飞行,在大概 650 帧的时候,目标 1 掠过红外鱼眼系统,并开始远去,同时目标 2 仍继续逼近。整个图像序列中,由于目标一前一后飞行,因此凭直觉能够很容易的判断出两个目标威胁程度的大小,即在

目标 1 掠过红外鱼眼系统之前,目标 1 的威胁程度高于目标 2,但当目标 1 掠过红外鱼眼系统并开始渐渐远离时,其已不构成威胁,而此时目标 2 仍然逼近,因此,此时目标 2 的威胁程度变为最高。

下面利用文中算法来对上述序列图像进行处理。为了方便讨论,表 3 给出了利用文中算法处理后序列图像中的第 550 帧和第 650 帧两目标各自的威胁指数以及总的威胁指数,从表中数据可知,在第 550 帧, $T_1 > T_2$,即目标 1 的威胁程度大于目标 2;在第 650 帧, $T_1 < T_2$,即此时由于目标 1 渐渐远去,目标 2 的威胁程度升为最高。这一结果与上述的分析结果相一致,从而说明文中算法是有效的。

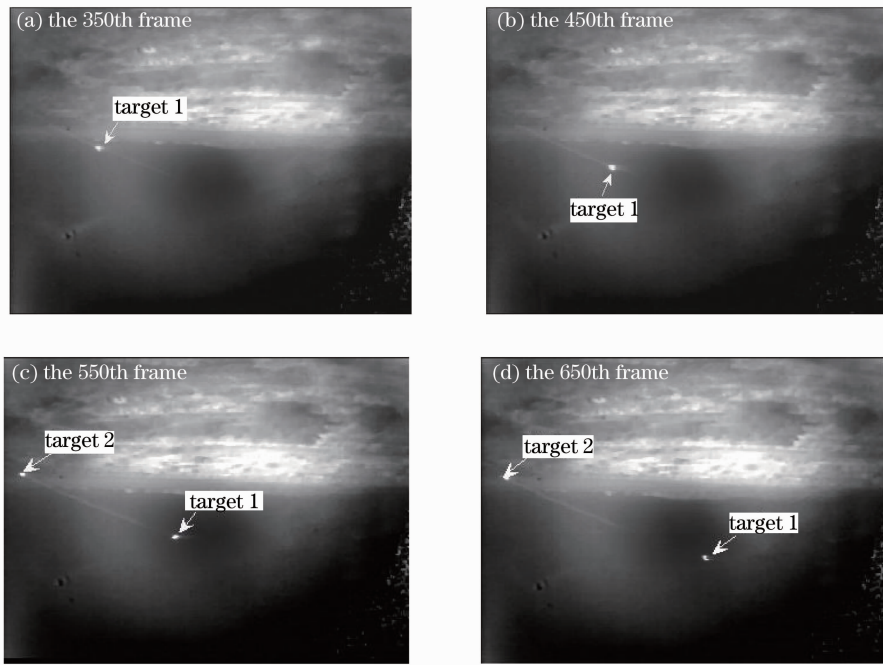


图 3 某远程火箭弹的红外图像

Fig. 3 Infrared images of some kind of remote rocket bomb

表 3 两目标的威胁指数数据及结果

Table 3 Threat index data and result of two targets

	Targets	T_{α_i}	T_{r_i}	T_{v_i}	T_{β_i}	T_i
The 550 th frame	1	0.8056	0.6850	0.7500	0.8532	0.6973
	2	0.9444	0.4600	0.5100	0.9682	0.6427
The 650 th frame	1	0.3333	0.6760	0.7100	0.8592	0.6272
	2	0.9167	0.5450	0.6250	0.9220	0.6684

总之,由实验结果可以看出,RBF神经网络能够很好地逼近各因素的权重关系。另外,RBF神经网络还可以逼近各因素的权重非线性关系,这是MADM所不能做到的。通过对样本的校正,可以使评估结果更加符合实际情况。

6 结 论

根据红外鱼眼告警系统的成像特点,利用激光测距机反馈给系统的初始距离信息,结合目标运动的角坐标推导了目标在相应时刻的距离和径向速度,建立了红外鱼眼系统下的多目标威胁评估模型;综合考虑目标的逼近速率、航向角、距离和高低角四个威胁因素,用RBF神经网络实现了红外鱼眼系统下的多目标威胁等级排序,为红外鱼眼系统下实现多目标威胁等级排序提供了重要参考。

参 考 文 献

1 Liu Yanbing, Liu Fuxian. Air-attack targets threat evaluation

method based on fuzzy neural network[J]. *Tactical Missile Technology*, 2005, **3**: 9~12
 刘雁兵, 刘付显. 基于模糊神经网络的空袭目标威胁评估[J]. *战术导弹技术*, 2005, **3**: 9~12
 2 Wojciech Komorniczak, Jerzy Pietrasinski, Bassel Solaiman. Data fusion approach to the threat assessment for the radar resources management[C]. *SPIE*, 2002, **4731**: 196~203
 3 Gao Junliang, Wang Hongsheng, Shen Haihua. Air-attack targets threat evaluation method based on fuzzy multi-objective decision making[J]. *Command Control & Simulation*, 2006, **28**(3): 44~47
 高军亮, 王洪胜, 申海华. 基于模糊MADM的空袭目标威胁评估[J]. *指挥控制与仿真*, 2006, **28**(3): 44~47
 4 Hong Lihua, Luo Junping, Liu Yibin. Object threat evaluation based on principal components analysis[J]. *Command Control & Simulation*, 2006, **28**(2): 49~52
 洪利华, 罗均平, 刘已斌. 基于主成分分析法的目标威胁评估[J]. *指挥控制与仿真*, 2006, **28**(2): 49~52
 5 Chen Ke, Liu Shichang, Wang Xingjun. Application of AHP improvement for target threat grade estimation[J]. *Command Control & Simulation*, 2006, **28**(1): 108~110
 陈克, 刘士场, 王幸军. AHP法改进及其在目标威胁等级评估中的应用[J]. *指挥控制与仿真*, 2006, **28**(1): 108~110
 6 Qu Changwen, He You. A method of threat assessment using multiple attribute decision making[C]. *ICSP'02 Proc.*, 2002, **2**: 1091~1095

- 7 Wu Zhihui, Zhang Duolin. A model for the air targets threat evaluation based on fuzzy theory[J]. *Fire Control & Command Control*, 2005, **30**(4): 92~94
吴智辉, 张多林. 基于模糊理论的空袭目标威胁判断模型[J]. 火力与指挥控制, 2005, **30**(4): 92~94
- 8 Ge Zhexue, Sun Zhiqiang. Neural Network Theory and Matlab R2007 Realization[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008
葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 Matlab R2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008
- 9 Zhang Jian, Yang Rui. Prediction on light intensity distribution of laser welding melt pool based on radial basis function neural network[J]. *Chinese J. Lasers*, 2010, **37**(7): 1856~1860
张健, 杨锐. 基于径向基函数神经网络的激光焊接熔池光强分布预测[J]. 中国激光, 2010, **37**(7): 1856~1860
- 10 Lorenzo Bruzzone, Roberto Cossu. An RBF neural network approach for detecting land-cover transitions[C]. *SPIE*, 2010, **4541**: 223~231
- 11 Lu Jiahui, Wang Di, Shen Wei *et al.*. The radial basis function neural network quantitative analysis model for determination of anti-tuberculosis tablets using near infrared spectroscopy [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(2): 459~463
逯家辉, 王迪, 沈畏等. 基于径向基神经网络的测定抗结核药物主成分质量分数的近红外光谱定量分析模型[J]. 光学学报, 2009, **29**(2): 459~463
- 12 Zhang Yibo, He Huan, Meng Qingfan *et al.*. Application of near infrared reflectance spectroscopy-radial basis function neural network for non-destructive determination of coriolus versicolor [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(12): 3552~3557
张益波, 何欢, 孟庆繁等. 近红外光谱结合径向基神经网络在云芝菌丝体无损分析中的应用[J]. 光学学报, 2010, **30**(12): 3552~3557
- 13 Y. J. Roh, H. S. Cho. Image reconstruction in X-ray tomography using a radial basis function (RBF) neural network [C]. *SPIE*, 2010, **4564**: 35~46
- 14 G. Chen, L. Zhou, Z. Zhu *et al.*. RBF neural network based prediction for target tracking in chain-type wireless sensor networks[C]. *ICACC 2010*, 2: 635~639
- 15 Zhang Defeng. Matlab Neural Network Application Design[M]. Beijing: China Machine Press, 2009
张德丰. Matlab 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009
- 16 Tian Shuxin, Sun Shengchun. Model of threat evaluation ordering based on MA [J]. *Information Command Control System & Simulation Technology*, 2005, **27**(6): 11~13
田树新, 孙胜春. 基于多属性目标决策的威胁评估排序模型[J]. 情报指挥控制系统与仿真技术, 2005, **27**(6): 11~13
- 17 Chen Kaizhou. Optimization Calculation Method [M]. Xi'an: Northwest Institute of Telecommunication Engineering Northwest Press, 1985
陈开周. 最优化计算方法[M]. 西安: 西北电讯工程学院出版社, 1985
- 18 Lin Jiayu, Liu Ying. Learning rate refining for gradient descent method of RBF neural networks[J]. *Signal Processing*, 2002, **18**(1): 43~48
林嘉宇, 刘荧. RBF神经网络的梯度下降训练方法中的学习步长优化[J]. 信号处理, 2002, **18**(1): 43~48

栏目编辑: 李文喆