

文章编号 1004-924X(2014)05-1354-09

基于改进支持向量机的目标威胁估计

李 姜^{1, 2*}, 郭立红¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院 大学, 北京 100039)

摘要:针对信息融合中目标威胁估计的特点,分析了传统目标威胁估计方法和支持向量机(SVM)的不足。采用粒子群算法(PSO)对 SVM 中惩罚参数 c 和核函数 g 进行优化,建立了改进的 SVM(PSO_SVM)目标威胁估计模型及算法。介绍了粒子群算法和支持向量机的原理,建立了一种新的 PSO_SVM 目标威胁估计模型;基于该模型,实现了 PSO_SVM 目标威胁估计算法。为适应该算法,对数据进行了预处理,包括数据量化和归一化。交叉验证寻找最佳参数时,采用 PSO 算法进行优化。采集 75 组原始数据用于仿真实验,其中 60 组作为训练集,15 组作为测试集。仿真实验表明,该算法预测误差为 0,达到了预期目标。实验结果真实、准确地反映了实际情况,证明了该方法的有效性。

关键词:信息融合;目标威胁估计;粒子群算法;支持向量机

中图分类号:TP391.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142205.1354

Target threat assessment using improved SVM

LI Jiang^{1, 2*}, GUO Li-hong¹

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

* Corresponding author, E-mail: ccli Jiang@163.com

Abstract: On the basis of the characteristics of target threat assessment in information fusion, the weaknesses of traditional methods for target threat assessment and Support Vector Machine (SVM) were analyzed. By using the Particle Swarm Optimization (PSO) to optimize the penalty parameter c and core function g in the SVM, a new target threat assessment model (PSO_SVM) was established and the PSO_SVM algorithm was achieved based on the model. To satisfy the requirements of PSO_SVM algorithm, data was preprocessed, including quantification and normalization. When cross-validation method was used to find the best parameters, the POD was used for network training. 75 group data were used in simulation experiments, among them 60 group data were train sets and the others were test sets. Experimental results show that the error of the PSO_SVM method is 0, reaching the desired goal, which proves the accuracy and efficiency of the proposed method.

Key words: information fusion; target threat assessment; particle swarm optimization; Support Vector Machine (SVM)

收稿日期:2013-01-03;修订日期:2013-03-03.

基金项目:国家重点实验室研究基金资助项目(No. SKLLIM0902-01)

1 引言

目标威胁估计在信息融合模型中处于第三级,属于高级信息融合。早在上世纪70年代,美国就开始了信息融合方面的研究。历经多年的发展,欧美等国已研发了许多性能优异的信息融合系统。相比于国外,国内对多传感器信息融合,尤其是有关态势估计和威胁估计等高级信息融合的研究相对较浅,离实战应用相差甚远。

目前,已经提出的目标威胁估计方法有直觉模糊集^[1]、贝叶斯推理^[2]、模糊聚类^[3]、Elman_Adaboost^[4]、粗集理论^[5]、规划识别理论^[1]、层次分析法^[6]、基于萤火虫优化的BP神经网络(Back Propagation Neural Network Optimized by Glowworm Swarm Optimization Algorithm, GSOBP)^[7]、Vague集^[8]、Agent^[9]、小波神经网络^[10]等。但这些方法对各因素权值的处理主观性强,不能随着作战环境的变化迅速变化,适用性不高。

近年来,以神经网络为代表的软计算技术在图像处理^[11-15]、控制^[16]和数据分类^[17]等领域得到了广泛的应用。粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是软计算领域中一种较新的群体智能优化算法,其在许多实际工程中得到了成功的应用,如目标跟踪^[18]、误差补偿及参数辨识^[19]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是近年来兴起的一种基于统计学习理论的新型机器学习算法,它以结构风险最小化为原则,较好地解决了小样本、非线性和高维数的复杂问题。近年来,随着支持向量机技术的迅速发展,许多学者在不同应用领域对SVM展开了研究^[20-22]。文献^[23]采用SVM对目标威胁估计问题进行了研究,取得了较好的估计结果。而SVM中惩罚参数 c 和核函数参数 g 难以确定,因此,本文采用粒子群算法对 c 和 g 进行优化,提出了一种改进的支持向量机算法(PSO_SVM),进而采用该算法对目标威胁估计问题进行研究,建立了PSO_SVM目标威胁估计模型,提出了PSO_SVM目标威胁估计算法。最后,采集75组原始数据进行了仿真实验,

2 PSO和SVM算法原理

2.1 粒子群

PSO算法是软计算领域除蚁群算法和蜂群算法外的一种经典群智能算法。该算法最早是Kennedy和Eberhart^[24]于1995年提出的。PSO算法的思想来源于自然界中鸟类捕食行为,鸟类捕食时,每只鸟找到食物最简单的方法就是搜寻当前距离食物最近的周围区域。

PSO算法是受鸟类种群行为启发而开发的一种用于求解最优化问题的方法。在种群中,每个粒子都代表一个潜在解,每个粒子都有一个适应度值,这个值由目标函数决定。粒子移动的方向和距离取决于粒子的速度,而速度依据自身及其他粒子的移动经验进行动态调整,从而使得个体在可解空间中达到最优位置。

首先,PSO算法在可解空间中初始化一群粒子,群粒子的属性由位置、速度和适应度值表示。适应度值是通过计算适应度函数(目标函数)得到的。粒子在解空间中运动时,通过个体极值 P_{best} 和群体极值 G_{best} 来更新个体位置。

假设在一个 D 维的搜索空间中,由 n 个粒子组成的种群 $\mathbf{X}=(X_1, X_2, \dots, X_n)$,其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量 $\mathbf{X}_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, \mathbf{X}_i 既表示第 i 个粒子在 D 维搜索空间中的位置,也表示该优化问题的一个潜在解。根据目标函数即可计算出每个粒子位置 \mathbf{X}_i 对应的适应度值。粒子 i 的速度为 $\mathbf{v}_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,其个体极值为 $\mathbf{P}_i=(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$,种群的全局极值为 $\mathbf{P}_g=(P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$ 。

在每次迭代中,粒子根据个体极值和全局极值更新自身速度和位置,如式(1)和(2)所示:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k), \quad (1)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \quad (2)$$

其中: k 为当前迭代次数; $d=1, 2, \dots, D$; $i=1, 2, \dots, n$; ω 为惯性权重; v_{id} 为粒子的速度; c_1 和 c_2 为非负常数,称为加速度因子; $r_1, r_2 \in [0, 1]$,为随机数。

2.2 支持向量机

由 BE Boser、I Guyon 和 V Vapnik 等提出的支持向量机是一种分类和回归预测工具^[25]。其主要思想是建立一个分类超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘最大化。SVM 的理论基础是统计学理论,更精确地说,它是结构风险最小化的近似实现。SVM 是一种基于核函数的方法,它通过核函数把特征向量映射到高维空间,然后建立一个线性判别函数。

支持向量机的体系结构如图 1 所示。

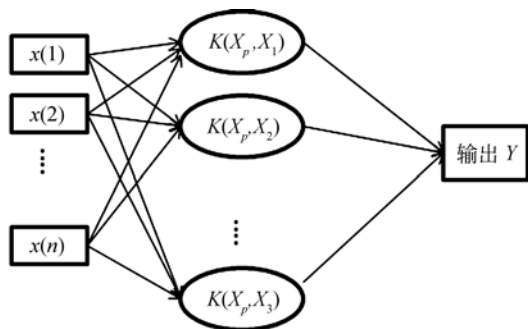


图 1 SVM 体系结构
Fig. 1 Structure of SVM

其中: K 为核函数,其种类主要有:

线性核函数:

$$K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) = \mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i. \quad (3)$$

多项式核函数:

$$K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) = (\gamma \mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i + r)^p, \gamma > 0. \quad (4)$$

径向基核函数:

$$K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) = \exp(-\|\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i\|^2), \gamma > 0. \quad (5)$$

两层感知器核函数:

$$K(\mathbf{x}_j, \mathbf{x}_i) = \tanh(\gamma \mathbf{x}_j^T \mathbf{x}_i + r), \gamma > 0. \quad (6)$$

2.3 LIBSVM

LIBSVM^[26]是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等于 2000 年开发的一个软件包,该软件包简单、易于使用,可解决 SVM 分类与回归预测问题。它不但提供了能直接运行的可执行文件,还提供了源代码,便于改进以适于解决具体问题。该软件可以解决 C-SVC、 ν -SVC、 γ -SVR 和 ν -SVR 等问题。

使用 SVM 解决分类或回归预测问题时,目前还没有对 SVM 方法、参数及其核函数选择公认的最优准则,也就是说,最优 SVM 算法所采用的参数还只能凭借经验、大量实验或者交互检验获得。LIBSVM 提供了很多默认参数,这些默

认参数可以解决大多数的分类与回归预测问题。目前,LIBSVM 拥有 Java、MATLAB、C/C++、C#、Ruby、Python、R、Perl、LabVIEW 等多种语言版本。最常使用的是 MATLAB、C 和命令行的版本。

3 PSO_SVM 目标威胁估计模型

从计算复杂度方面考虑,目标威胁估计是一个非确定性多项式困难(Non-deterministic Polynomial hard, NP-hard)问题。在 JDL 信息融合功能模型中属于第三级。目标威胁估计需要考虑很多因素,如地理环境、天气情况、敌、我、友军的兵力部署等。在进行威胁估计时必须综合考虑,本文选取了 6 个典型指标建立 PSO_SVM 目标威胁估计模型,在此基础上,提出了基于 PSO_SVM 目标威胁估计模型的算法。

3.1 目标威胁估计因素

本文进行目标威胁估计时,考虑以下 6 个主要因素:

- (1) 目标类型:小型目标(如巡航导弹)、大型目标(如歼击轰炸机)和直升机;
- (2) 目标速度:如 200 m/s、1 500 m/s、260 m/s 等;
- (3) 目标航向角:如 10° 、 21° 、 60° 等;
- (4) 目标干扰能力:如强、中、弱、无;
- (5) 目标高度:如低、超低、中、高;
- (6) 目标距离:如 100 m、300 m 等。

3.2 PSO_SVM 目标威胁估计模型

根据所采用的数据结构设计 PSO_SVM 模型,因为所采用的是 6 维数据,测试样本数为 60,输出为 1 维,故 PSO_SVM 网络输入层为 6,输出层为 1,其中,输入层分别输入目标类型、目标速度、目标航向角、目标干扰能力、目标高度和

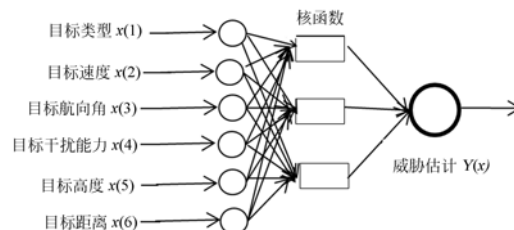


图 2 威胁估计的 PSO_SVM 模型
Fig. 2 PSO_SVM threat assessment model

目标距离 6 个指标, 输出层输出当前指标下的预测目标威胁值。采用所选的 6 个指标构造基于 PSO_SVM 的目标威胁估计模型, 如图 2 所示。

3.3 PSO_SVM 目标威胁估计算法

建立 PSO_SVM 模型需要首先从原始数据里提取训练集和测试集, 然后进行一定的预处理后, 用训练集对 PSO_SVM 网络进行训练, 最后用得到的模型对测试集进行预测, 流程图如图 3 所示。

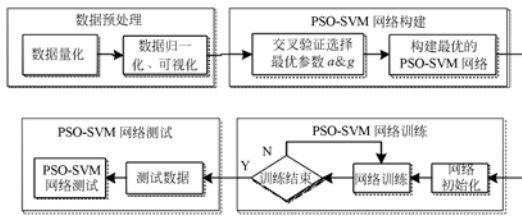


图 3 PSO_SVM 模型整体流程
Fig. 3 Flowchart of PSO_SVM model

在交叉验证选择最佳参数时, 将采用 PSO 进行寻优, 具体过程如图 4 所示。

初始化种群和速度是给粒子初始位置和速度

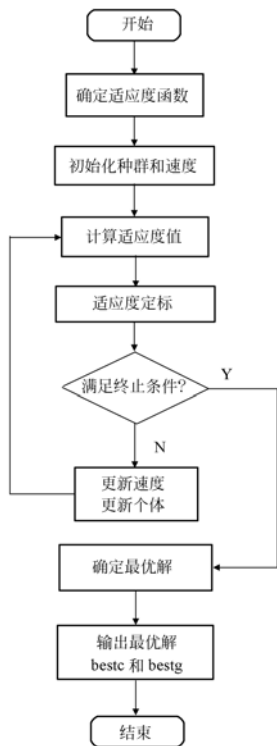


图 4 利用 PSO 优化 SVM 参数 c & g 的算法
Fig. 4 Algorithm of optimizing SVM parameter c & g based on PSO

赋予随机值, 接着根据 SVM 训练函数计算粒子的适应度值; 根据新种群中粒子适应度值确定个体极值和群体极值, 最后根据式(1)和式(2)更新粒子速度和位置。

4 模型仿真与验证

本部分将对第 3 部分提出的基于 PSO_SVM 的目标威胁估计方法进行验证。

4.1 数据预处理

从目标威胁数据库中随机选择 75 组原始数据, 其中大型目标、小型目标和直升机各 25 组。测试集分别选择大型目标、小型目标和直升机各 20 组, 共 60 组作为训练集。其它 15 组数据作为测试集。部分数据如表 1 所示。

本文对描述性属性分别做如下预处理:

- (1) 目标类型: 大型目标(如歼击轰炸机)、小型目标(如隐身飞机、巡航导弹)、直升机依次量化为 3、2、1;
- (2) 目标干扰能力: 如强、中、弱、无依次量化为 3、2、1、0;
- (3) 目标高度: 如超低、低、中、高分别量化为 0、1、2、3;

对于属性的目标速度、目标高度和目标距离则直接进行归一化, 然后转化为 PSO_SVM 模型能够识别的形式。

对数据集进行量化后, 可对训练集和测试集进行归一化处理, 采用的归一化映射如下:

$$f: x \rightarrow y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (7)$$

式中: $x, y \in \mathbf{R}^n$, $x_{\min} = \min(x)$, $x_{\max} = \max(x)$ 。归一化后原始数据被规整到 $[0, 1]$ 内, 即 $x_{\max} \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, n$, 这种归一化方法称为 $[0, 1]$ 归一化。

除了上面的归一化方法还有其他的归一化方法, 如 $[-1, 1]$ 归一化, 其映射如下:

$$f: x \rightarrow y = 2 \times (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) + (-1), \quad (8)$$

式中: $x, y \in \mathbf{R}^n$, $x_{\min} = \min(x)$, $x_{\max} = \max(x)$ 。

表 1 部分原始数据
Tab.1 Part of original data

| 序号 | 目标类型 | 目标速度 /m·s ⁻¹ | 目标航向角/(°) | 目标干扰能力 | 目标高度/m | 目标距离/m | 目标威胁值 |
|----|------|----------------------------|-----------|--------|--------|--------|---------|
| 1 | 大 | 450 | 8 | 中 | 低 | 300 | 0.584 3 |
| 2 | 大 | 400 | 3 | 强 | 高 | 100 | 0.570 7 |
| 3 | 大 | 450 | 16 | 中 | 低 | 200 | 0.533 3 |
| 4 | 大 | 800 | 4 | 强 | 高 | 100 | 0.689 5 |
| 5 | 大 | 800 | 12 | 强 | 低 | 320 | 0.689 6 |
| 6 | 小 | 530 | 6 | 强 | 中 | 230 | 0.605 6 |
| 7 | 小 | 650 | 8 | 强 | 中 | 200 | 0.742 5 |
| 8 | 小 | 700 | 12 | 强 | 低 | 320 | 0.733 6 |
| 9 | 小 | 750 | 15 | 中 | 超低 | 400 | 0.754 1 |
| 10 | 小 | 640 | 18 | 强 | 中 | 280 | 0.676 4 |
| 11 | 直升机 | 90 | 12 | 弱 | 超低 | 320 | 0.393 7 |
| 12 | 直升机 | 110 | 3 | 无 | 中 | 100 | 0.392 7 |
| 13 | 直升机 | 100 | 9 | 无 | 中 | 260 | 0.335 1 |
| 14 | 直升机 | 120 | 15 | 无 | 低 | 160 | 0.358 6 |
| 15 | 直升机 | 80 | 6 | 弱 | 高 | 180 | 0.347 1 |

4.2 仿真结果与分析

本文采用 MATLAB R2009a, 在实验环境为 Pentium(R) 4 CPU 3.06 GHz, 512 M 内存(2×256 M)的机器上, 结合 LIBSVM 实现了 PSO_SVM 目标威胁估计算法。LIBSVM 默认使用的是 C-SVR 和 RBF 核函数, 其中: $C=1$, $\gamma=1/n$ 。具体过程如下: 将目标威胁数据读入内存, 进行预处理后, 转化为 LIBSVM 能够识别的类型。交叉验证时, 采用 PSO 算法进行优化, 来确定最优惩罚参数 c 和核函数参数 g 。默认情况下, PSO 局部搜索能力 $c_1=1.5$, 全局搜索能力 $c_2=1.7$, 最大进化次数 $\maxgen=200$, 最大种群数 $\text{sizepop}=20$, 速率更新公式中速度前面的弹性系数 $\omega_v=1$, SVM 参数 c 的最大值和最小值分别为 100 和 0.1, SVM 参数 g 的最大值和最小值分别为 1 000 和 0.01。PSO 算法将返回最优的 MSE 和参数 c 与 g 的值, 如下所示: $best_{mse}=0$, $best_c=20.704 3$, $best_g=652.189 7$ 。本文共采集 75 组数据, 其中 60 组作为 PSO_SVM 模型的训练数据, 15 组作为测试数据。首先用训练集训练 PSO_SVM 网络, 然后用测试集测试训练效果, 如图 5 所示。

然后对测试集进行预测, 结果如图 6 所示。运行 10 次, 每次运行都将产生 15 个误差值, 对这 15 个误差取绝对平均值, 如表 2 所示。

表 2 PSO_SVM 仿真结果
Tab.2 PSO_SVM simulation results

| 序号 | 误差平均值 | 运行时间/s | 平均误差 | 平均运行时间/s |
|----|-------|--------|--------|----------|
| 1 | 0 | 3.20 | | |
| 2 | 0 | 3.22 | | |
| 3 | 0 | 3.21 | | |
| 4 | 0 | 3.24 | | |
| 5 | 0 | 3.21 | 0/15=0 | 31.88/ |
| 6 | 0 | 3.09 | | 10=3.19 |
| 7 | 0 | 3.24 | | |
| 8 | 0 | 3.18 | | |
| 9 | 0 | 3.07 | | |
| 10 | 0 | 3.17 | | |

4.3 进一步讨论

SVM 可用于解决分类与回归预测问题, 下面采用无 PSO 进行参数寻优的 SVM 解决目标估计问题。

根据所用数据的特点, SVM 的结构与 PSO_SVM 相同。采用训练集训练 SVM, 然后用训练集测试训练结果, 如图 7 所示, 最后对测试集进行预测, 结果如图 8 所示。程序共运行 10 次, 其中第 10 次结果如下: 运行时间(s): 2.03; 误差(15 个测试数据): -0.011, 0.003, -0.004, -0.005, 0.008, -0.056, -0.013, -0.050, -0.030, -0.046, 0.008, 0.005, 0.022, 0.009, 0.023; 误差绝对值和: 0.293; 平均误差绝对值: 0.020。

程序运行 10 次的结果如表 3 所示。由表 2 和表 3 可以得出, 对于目标威胁估计问题, PSO_SVM 的预测误差要远小于 SVM。但在运行时间上 SVM 要优于 PSO_SVM, 这主要是因为 PSO_SVM 在交叉验证寻找最佳参数 c 和 g 时耗时太多, 如果不考虑寻找最佳参数所用的时间(即, PSO_SVM 网络训练时直接给出最佳参数 c 和 g), 则 PSO_SVM 和 SVM 网络所用时间相差不多, 所以, 二者都可应用于实时性较强的场合。

表 3 SVM 仿真结果

Tab. 3 SVM simulation results

| 序号 | 误差 平均值 | 运行 时间/s | 平均 误差 | 平均运行 时间/s |
|----|-----------|------------|----------|--------------|
| 1 | 0.020 | 2.01 | | |
| 2 | 0.020 | 1.93 | | |
| 3 | 0.020 | 1.97 | | |
| 4 | 0.020 | 1.97 | | |
| 5 | 0.020 | 1.96 | 2.93/150 | 20.01/ |
| 6 | 0.020 | 1.96 | =0.020 | 10=2.00 |
| 7 | 0.020 | 1.96 | | |
| 8 | 0.020 | 1.96 | | |
| 9 | 0.020 | 2.21 | | |
| 10 | 0.020 | 2.03 | | |

另外, 对于 SVM 来说, 选用不同的归一化方法对其误差也有一定的影响, 其关系如表 4 所示, 本例选择在 $[0, 1]$ 内归一化。

表 4 归一化方法的误差

Tab. 4 Errors of normalization methods

| 归一化方法 | 误差 |
|-----------|-------|
| $[-1, 1]$ | 0.021 |
| $[0, 1]$ | 0.020 |
| $[1, 2]$ | 0.020 |
| $[1, 2]$ | 0.021 |

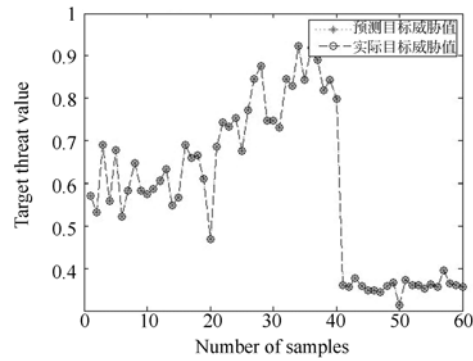


图 5 PSO_SVM 训练集预测数据和原始数据对比
Fig. 5 Comparison of forecasting data and original data for PSO_SVM training set

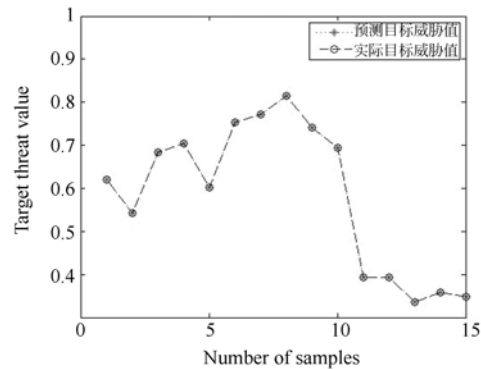


图 6 PSO_SVM 测试集预测数据和原始数据对比
Fig. 6 Comparison of forecasting data and original data for PSO_SVM testing set

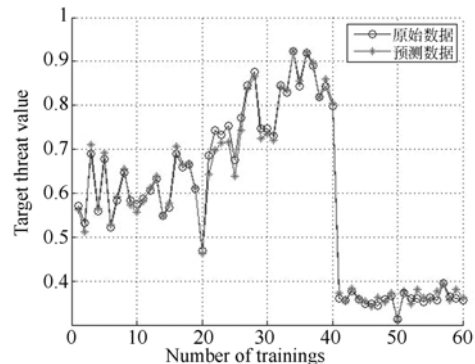


图 7 SVM 训练集预测数据与原始数据对比
Fig. 7 Comparison of forecasting data and original data for SVM training set

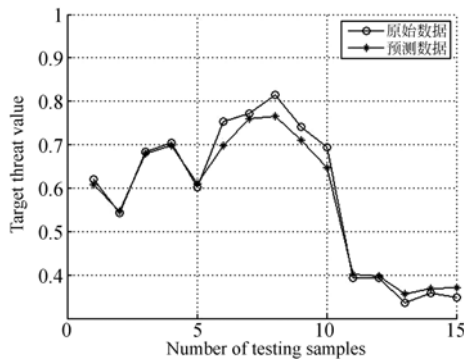


图 8 SVM 测试集预测数据与原始数据对比

Fig. 8 Comparison of forecasting data and original data for SVM testing set

5 结 论

根据现代战争对信息获得和处理的需求,综合考虑信息融合中目标威胁估计的特点和影响目

标威胁值的各种因素,结合最新计算智能方法,提出了一种基于 PSO_SVM 的目标威胁估计方法。建立了 PSO_SVM 目标威胁估计模型,并在此基础上,提出了 PSO_SVM 目标威胁估计算法。选取了 6 个比较典型的指标,采集了 75 组数据用于仿真实验,其中 60 组作为训练集,15 组作为测试集。实验结果显示,该算法的平均误差绝对值为零,远远优于 SVM (0.020),达到了预期目标。基于 PSO_SVM 的目标威胁估计方法具有很好的预测能力,可以快速、准确地完成作战目标威胁估计。同时,实验结果真实、准确地反映了实际情况,证明了该方法的有效性。

本文提出模型的预测效果明显优于 SVM,接下来将从实时性的角度将其与其他最优方法(比如遗传算法,蚁群算法,神经网络)进行比较。另外,未来工作中,还会采用其他数据集(如 UCI 数据集)对 PSO_SVM 模型进行测试,进而扩展其实用性和分析其普适性。

参考文献:

- [1] 王晓帆, 王宝树. 基于直觉模糊与计划识别的威胁评估方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(5):175-177.
WANG X F, WANG B SH. Techniques for threat assessment based on intuitionistic fuzzy theory and plan recognition [J]. *Computer Science*, 2010, 37(5):175-177. (in Chinese)
- [2] 杨健, 高文逸, 刘军. 一种基于贝叶斯网络的威胁评估方法 [J]. 解放军理工大学学报:自然科学版, 2010, 11(1):43-48.
YANG J, GAO W Y, LIU J. Threat assessment method based on Bayesian network [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Edition*, 2010, 11(1):43-48. (in Chinese)
- [3] 姚磊, 王红明, 郑锋, 等. 空中目标威胁估计的模糊聚类方法研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版, 2010, 34(6):1159-1162.
YAO L, WANG H M, ZHENG F, *et al.*. Study fuzzy clustering method of air target threat assessment [J]. *Journal of Wuhan University of Technology: Transportation Science & Engineering*, 2010, 34(6):1159-1162. (in Chinese)
- [4] 王改革, 郭立红, 段红, 等. 基于 Elman_AdaBoost 强预测器的目标威胁评估模型及算法[J]. 电子学报, 2012, 40(5):901-906.
WANG G G, GUO L H, DUAN H, *et al.*. The model and algorithm for the target threat assessment based on Elman_AdaBoost strong predictor [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(5):901-906. (in Chinese)
- [5] 罗艳春, 郭立红, 李念峰, 等. 粗集理论在空中目标威胁等级判断中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(10):231-234.
LUO Y CH, GUO L H, LI N F, *et al.*. Application of rough set theory in threat degree estimation of aerial target [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(10):231-234. (in Chinese)
- [6] 谷向东, 童中翔, 柴世杰, 等. 基于 IAHP 和离差最大化 TOPSIS 法目标威胁评估[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2011, 12(2):27-31.
GU X D, TONG ZH X, CHAI SH J, *et al.*. Target threat assessment based on TOPSIS combined by IAHP and the maximal deviation [J]. *Journal of*

- Air Force Engineering University: Natural Science Edition*, 2011, 12(2):27-31. (in Chinese)
- [7] 王改革, 郭立红, 段红, 等. 基于萤火虫算法优化BP神经网络的目标威胁评估[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2013, 43(4):1064-1069.
WANG G G, GUO L H, DUAN H, *et al.*. Target threat assessment using glowworm swarm optimization and BP neural network [J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2013, 43(4):1064-1069. (in Chinese)
- [8] 彭方明, 邢清华, 王三涛. 基于 Vague 集 TOPSIS 法的空中目标威胁评估[J]. 电光与控制, 2010, 17(10):23-27.
PENG F M, XING Q H, WANG S T. Threat assessment of aerial targets based on TOPSIS method and Vague set theory [J]. *Electronics Optics & Control*, 2010, 17(10):23-27. (in Chinese)
- [9] 刘顺利, 陈亚生, 陈琳. 基于 Agent 的空中目标威胁度评估模型[J]. 弹箭与制导学报, 2010, 30(6):212-216.
LIU SH L, CHEN Y SH, CHEN L. Model for aerial threat evaluation based on Agent [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guides*, 2010, 30(6):212-216. (in Chinese)
- [10] WANG G G, GUO L H, DUAN H. Wavelet neural network using multiple wavelet functions in target threat assessment [J]. *The Scientific World Journal*, 2013, 2013:1-7.
- [11] 宋建中. 图像处理智能化的发展趋势[J]. 中国光学, 2011, 4(5):431-440.
SONG J ZH. Development of image processing intelligence [J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(5):431-440. (in Chinese)
- [12] 韩广良. 高频信息矢量匹配实现异源图像配准[J]. 中国光学, 2011, 4(5):468-473.
HAN G L. Alignment between different source images by high frequency vector matching [J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(5):468-473. (in Chinese)
- [13] 陈小林, 王延杰. 非下采样变换的红外与可见光图像融合[J]. 中国光学, 2011, 4(5):489-496.
CHEN X L, WANG Y J. Infrared and visible image fusion based on nonsubsampled contourlet transform [J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(5):489-496. (in Chinese)
- [14] 朱福珍, 李金宗, 朱兵, 等. 基于径向基函数神经网络的超分辨率图像重建[J]. 光学精密工程, 2010, 18(6):1444-1451.
ZHU F ZH, LI J Z, ZHU B, *et al.*. Super-resolution image reconstruction based on RBF neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(6):1444-1451. (in Chinese)
- [15] 汪源源, 焦静. 改进型脉冲耦合神经网络检测乳腺肿瘤超声图像感兴趣区域[J]. 光学精密工程, 2011, 19(6):1398-1405.
WANG Y Y, JIAO J. Detection of region of interest from breast tumor ultrasound images using improved PCNN [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6):1398-1405. (in Chinese)
- [16] 陈向坚, 李迪, 白越, 等. 模糊神经网络在自适应双轴运动控制系统中的应用[J]. 光学精密工程, 2011, 19(7):1643-1650.
CHEN X J, LI D, BAI Y, *et al.*. Application of type-II fuzzy neural network to adaptive double axis motion control system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(7):1643-1650. (in Chinese)
- [17] 耿洁, 刘向东, 陈振, 等. Preisach 迟滞逆模型的神经网络分类排序[J]. 光学精密工程, 2010, 18(4):855-862.
GENG J, LIU X D, CHEN ZH, *et al.*. Realization of sorting & taxis of Preisach inverse hysteresis model using neural network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(4):855-862. (in Chinese)
- [18] 许廷发, 赵思宏, 周生兵, 等. DSP 并行系统的并行粒子群优化目标跟踪[J]. 光学精密工程, 2009, 17(9):2236-2240.
XU T F, ZHAO S H, ZHOU SH B, *et al.*. Particle swarm optimizer tracking based on DSP parallel system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 17(9):2236-2240. (in Chinese)
- [19] 高贯斌, 王文, 林铿, 等. 圆光栅角度传感器的误差补偿及参数辨识[J]. 光学精密工程, 2010, 18(8):1766-1772.
GAO G B, WANG W, LIN K, *et al.*. Error compensation and parameter identification of circular grating angle sensors [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(8):1766-1772. (in Chinese)

- [20] 张晓平, 刘桂雄, 周松斌. 利用最小二乘支持向量机实现无线传感器网络的目标定位[J]. 光学精密工程, 2010, 18(9):2060-2068.
ZHANG X P, LIU G X, ZHOU S B. Target localization based on LSSVR in wireless sensor networks [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(9): 2060-2068. (in Chinese)
- [21] 黄吉东, 王龙山, 李国发, 等. 基于最小二乘支持向量机的外圆磨削表面粗糙度预测系统[J]. 光学精密工程, 2010, 18(11):88-93.
HUANG J D, WANG L SH, LI G F, *et al.*. Prediction system of surface roughness based on LS-SVM in cylindrical longitudinal grinding [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(11):88-93. (in Chinese)
- [22] 高恒振, 万建伟, 粘永健, 等. 组合核函数支持向量机高光谱图像融合分类[J]. 光学精密工程, 2011, 19(4):878-883.
GAO H ZH, WAN J W, NIAN Y J, *et al.*. Fusion classification of hyperspectral image by composite kernels support vector machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(4):878-883. (in Chinese)
- [23] 郭辉, 徐浩军, 刘凌. 基于回归型支持向量机的空战目标威胁评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(1):123-127.
GUO H, XU H J, LIU L. Target threat assessment of air combat based support vector machines for regression [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2010, 36(1): 123-127.
- [24] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]. *Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks. Perth*, 1995:1942-1948.
- [25] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector network [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3):273-297.
- [26] CHANG CH CH, LIN CH J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3):1-27.

作者简介:



李 姜(1982—), 男, 吉林白城人, 博士, 助理研究员, 2005 年于吉林大学获得学士学位, 主要从事光电对抗系统研究。E-mail: cclijiang@163.com



郭立红(1964—), 女, 研究员, 博士生导师, 主要从事光电对抗装备总体设计。Email: guolh@ciomp.ac.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)