

海洋环境武器效能的改进 RBF 网络评估模型

马 靖,严洪森,杨钦贺

(东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室,江苏 南京 210096;
东南大学 自动化学院,江苏 南京 210096)

摘要:文中针对海洋环境影响下单武器装备作战效能的评估问题,建立基于 RBF 神经网络的评估模型。在实际应用中,为了保证评估结果的客观性和准确性,提出一种基于统计原理的改进 RBF 神经网络模型。该改进模型采用基于样本相似度的聚类算法,以加权欧氏距离为样本相似性度量方法,通过对样本进行聚类处理得到 RBF 神经网络模型的参数,进而建立评估模型。最后,为了验证提出模型的可行性,利用样本实例对模型进行训练,并利用训练后的模型对某一环境下单武器作战效能进行评估,实验结果表明了模型的可行性和可靠性。和传统方法相比,该评估模型基于样本数据的统计信息,不需要专家知识,具有较高的客观性。

关键词:作战效能;评估模型;RBF 神经网络;海洋环境;武器装备

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)01-0019-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.01.005

Improved RBF Network Evaluation Model of Weapon Operational Effectiveness under Marine Environment

MA Jing, YAN Hong-sen, YANG Qin-he

(MOE Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Systems of Engineering,
Southeast University, Nanjing 210096, China;
School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: An evaluation model based on RBF neural network is established to solve the evaluation problem of single weapon equipment operational effectiveness under the influence of marine environment. In practical application, to ensure that the evaluation result is objective and exact, an improved RBF evaluation model based on principle of statistics is proposed here. The improved model uses clustering algorithm based on the sample similarity and utilizes weighted Euclidean distance as measure method of sample similarity, to get the parameters of RBF neural network model by clustering process on sample data and then establish the model. Finally, to verify the feasibility of the proposed model, a set of actual sample data is used to train the model and use the trained model to evaluate the operational effectiveness of single weapon equipment under the influence of marine environment. The test has showed the feasibility and reliability of proposed model. Compared with the traditional methods, the evaluation model proposed is based on the statistics of sample data and needs no expertise, which makes the evaluation results more objective.

Key words: operational effectiveness; evaluation model; RBF neural network; marine environment; weapon equipment

0 引言

近年来,随着我国科学技术的不断发展以及所处国际环境的日趋严峻,高科技成果越来越多地被应用于军事领域,这些高科技武器装备将在未来可能的冲突和战争中发挥重要作用。我国正积极开展蓝水海军计划,海军武器装备得到快速发展,由于海军武器装备

使用的海洋环境复杂多变,武器装备作战性能的发挥会受到不同程度的影响,因此,如何准确地评估海洋环境下武器的作战效能对于军事决策者制定军事方案具有十分重要的意义^[1-3]。

目前,针对海洋环境下武器装备作战效能的研究并不多,并受到海洋环境要素较多且影响机理复杂、武

收稿日期:2014-02-12

修回日期:2014-05-15

网络出版时间:2014-11-17

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(60934008)

作者简介:马 靖(1988-),男,硕士研究生,研究方向为计算机集成制造系统;严洪森,博士,教授,博士生导师,研究方向为知识化制造、生产计划与调度、预测等。

网络出版地址:<http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20141117.2207.025.html>

器装备实验资料相对匮乏以及评估体系结构尚不成熟且基本相互独立等因素的制约^[4],难以形成成熟的评估体系。常见的武器效能评估方法有专家评分法、层次分析法、实验统计法以及作战模拟法等^[5-7]。虽然这些评估方法在实际应用中会受到专家经验、专家评估可信度、实验设备和资金等各方面因素的制约,且研究多集中在单环境要素下武器作战效能的评估,但是它们构成了武器效能评估的理论基础^[5-9]。文献[10]给出了一种基于 BP 神经网络建立的多环境要素影响下武器作战效能的自学习评估模型,该模型采用 BP 网络进行评估,容易陷入局部极小值问题,不能获得全局最优解。文献[11]中给出了一种基于 v -SVR 的武器效能评估模型,利用 SVR 在处理小样本上的优势,主要用于解决小样本下武器效能评估问题,但在大样本数据条件下,不能得到满意的结果。

文中针对海洋环境多环境要素下单武器装备作战效能提出一种基于统计原理的改进 RBF 神经网络评估模型。首先,给出一种基本 RBF 神经网络评估模型。该模型考虑了多种环境要素对于单种武器的影响,在环境要素和武器作战效能之间基于 RBF 神经网络建立起一种非线性映射关系,通过武器所处海洋环境的实际环境要素参数值即可完成其作战效能的评估。这种基于 RBF 神经网络的评估模型,具有结构简单、训练简洁且收敛速度较快并能够得到全局最优解的特点。其次,针对基本 RBF 神经网络评估模型存在的问题,如 K -means 聚类过程中需要人为选择聚类个数,初始样本选择等,提出一种基于统计原理的改进 RBF 神经网络评估模型。该改进模型基于统计原理根据加权欧氏距离计算样本相似度从而对样本进行分类,使用聚类算法确定隐含层神经元个数,聚类中心及相应的扩展常数,从而建立评估模型。改进评估模型基于统计原理,具有更好的客观性,能够比较合理地选择隐含层神经元个数,同时在处理样本相似性上采用加权欧氏距离进行判断,充分考虑了不同海洋环境要素对武器作战效能的影响程度。最后,针对某作战平台作战效能的评估实例,验证文中模型的可行性。同时,与传统评估模型相比,文中提出的模型具有不依赖于专家经验、不受实验设备和资金限制、评估模型简单、准确度较高等特点。

1 影响武器效能的海洋环境要素

根据美国工业界武器系统效能咨询委员会(WSEIAC)的定义,系统效能是指一个系统能满足一组特定任务要求的程度度量,是系统有效性、信赖性和能力的函数^[6]。

根据上述定义,可以将武器装备作战效能理解为

武器装备在特定作战时间内在所处特定环境下能够完成指定任务的量度。

影响武器装备作战效能的海洋环境要素可以分为气象要素和水文要素,其中气象要素主要有气压、温度、湿度、风场、降水量、云量、雾以及大气波导等,水文要素主要有海温、盐度、深度、水声、水色、透明度、海发光、潮汐、海流、海浪、海况以及海冰等。武器装备作战效能的发挥与其所处的海洋环境密切相关,其影响情况可参考文献[2],文中不再介绍。

2 基本 RBF 神经网络评估模型

对于单武器装备作战效能的评估问题,应考虑多种气象水文要素的影响,气象水文要素与武器作战效能之间存在复杂的非线性关系,效能评估的关键就在于确定它们之间的非线性映射关系,对于这类非线性关系问题,神经网络显示了其优势。

神经网络通过对样本的学习,通过不断地训练获得均衡的收敛权值和映射,实现输入与输出之间的高度非线性映射,并将这种映射存储于神经网络中。

RBF 神经网络是一种前馈神经网络,为三层网络结构,即一个输入层,一个隐含层和一个输出层。RBF 神经网络可以根据具体的问题确定相应的网络拓扑结构,具有自学习、自组织和自适应功能,可以并行高速地处理数据,同时可以逼近任意的非线性函数^[12],与 BP 神经网络相比,学习速度更快、结构更简单。

基于 RBF 神经网络的武器装备作战效能评估模型,其输入层是影响该武器的海洋环境要素,输入层神经元个数与影响该武器效能的海洋环境要素个数相同;隐含层含有若干个神经元,选取高斯函数为径向基函数;输出层含一个神经元,表示武器的作战效能。层间各神经元相互连接,层内各神经元之间无连接。训练过程如图 1 所示。

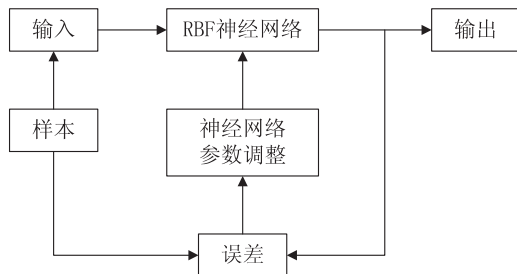


图 1 RBF 神经网络训练过程

2.1 输入层确定

对于海洋环境下单武器装备作战效能的评估问题,其输入向量维数应该由所考虑的气象水文要素数目决定,即输入神经元的个数等于影响武器作战效能的气象水文要素数目。

由前文分析可知,影响武器装备作战效能的海洋

环境要素较多,在建立评估模型时,过多的环境要素将会导致 RBF 神经网络过于复杂,同时次要影响要素还会在一定程度上削弱主要影响要素的信息,因此为简化评估模型,对影响武器装备的海洋环境要素进行筛选。所选择的海洋环境要素是否具有代表性,直接影响到评估模型的可信度,因此需要对武器装备的原理进行深入研究以确定海洋环境要素的筛选规则。文献[4]给出了一些影响武器装备的海洋环境要素的筛选规则,包括代表性原则、独立性原则和可行性原则,文中不再赘述。

2.2 隐含层确定

RBF 神经网络隐含层的设计即确定隐含层神经元节点数以及隐含层神经元的数据中心 c 和扩展常数 σ 。在该评估模型中,隐含层的基函数采用距离函数,并使用高斯函数作为激活函数。当隐含层神经元较少时,网络学习不够,会导致评估模型训练精度不高;当隐含层神经元过多时,又会使得网络训练时间过长,泛化能力较低。当样本数据个数较少时,隐含层神经元数可以选取样本数据个数。这里人为选择数据中心个数为 h ,利用 K -means 聚类方法^[13]获取 RBF 神经网络的 h 个数据中心。扩展常数根据各聚类中心之间的距离确定^[13],隐含层第 i 个数据中心的扩展常数为

$$\sigma_i = \kappa d_i \quad (1)$$

式中, κ 为重叠系数; d_i 为第 i 个数据中心与其他最近的数据中心之间的距离,即

$$d_i = \min_j \| c_j - c_i \| \quad (2)$$

式中, c_i 和 c_j 分别表示第 i 个和第 j 个聚类中心。

2.3 输出层确定

在基于 RBF 神经网络的单武器装备作战效能评估模型中,需要解决的是海洋环境下多种气象水文要素对于武器装备的实际作战效能的影响,很明显,模型中只关注武器装备的作战效能,因此输出层中只需一个输出神经元。

2.4 评估模型的建立步骤

由上所述,在知道如何确定 RBF 神经网络的输入层、隐含层和输出层之后,就可以根据下面的步骤建立起一个基于 RBF 神经网络的武器装备作战效能评估模型,具体步骤如下所示:

(1) 提取某型武器装备的样本数据;判断样本数据是否已归一化,如果没有,则进行归一化处理;

(2) 初始化 RBF 神经网络的输入层神经元个数 n ,隐含层神经元个数 h ,神经网络最大训练次数 \max ,误差精度 $\varepsilon > 0$,隐含层的径向基函数选择高斯函数,输出层神经元的激活函数选择线性函数;

(3) 用 K -means 方法对样本输入进行聚类确定隐含层神经元的数据中心,根据各数据中心之间的距离

确定各隐含层神经元节点的扩展常数;

(4) 创建 RBF 神经网络,初始化输入层和隐含层连接权重为 1,隐含层和输出层连接权重为 w ,随机初始化输出层阈值 b ,置初始训练次数 $\text{epoch} = 1$;

(5) 使用选取的样本数据对 RBF 神经网络进行训练,计算各样本在输出层神经元上的输出以及输出误差,进而计算 RBF 神经网络的性能误差 E ;

(6) 如果误差 $E \leq \varepsilon$,则模型训练精度达到要求,转向步骤(9);

(7) 根据误差 E 修正隐含层神经元的数据中心 c 和扩展常数 σ ,隐含层到输出层的连接权值 w 以及输出层的阈值 b ;

(8) 若 $\text{epoch} < \max$,则置 $\text{epoch} = \text{epoch} + 1$,转向步骤(5);否则达到最大训练次数,则执行步骤(9);

(9) 保存 RBF 神经网络到模型库。

3 基于统计原理的改进 RBF 神经网络评估模型

基本 RBF 神经网络评估虽然能在一定程度上完成效能评估的目的,但是因为需要采用人工选取聚类数据中心个数,因此评估的效果容易受到主观因素的影响。隐含层神经元个数选择过多将导致网络结构复杂和训练速度较低,选择过少将不能很好地学习样本中所包含的信息。同时, K -means 聚类过程基于样本点的欧氏距离,在对样本点的聚类过程中没有充分考虑不同环境要素对作战效能的影响程度,会影响聚类中心的选择,从而降低 RBF 神经网络隐含层神经元数据中心的可靠性。为了使建立的评估模型更具客观性,提出一种基于统计原理和加权欧氏距离的聚类算法,并以此算法为核心确定 RBF 神经网络的隐节点个数,数据中心及扩展常数,从而建立改进 RBF 网络评估模型。

聚类过程即采用归并相似的样本或分开不相似的样本的方法,最终将样本划分为若干类别。确定样本相似性的度量方式^[14]有很多,如欧氏距离、Mahalanobis 距离和 Tanimoto 系数。这里选择欧氏距离作为样本相似性度量方法。在建立评估模型时,考虑到已通过筛选规则找出了主要环境要素,但各主要海洋环境要素对武器装备作战效能的影响程度不同,因此为最大程度减小样本信息的流失,对选出的各主要环境要素赋予一个加权系数 α_k , α_k 表示模型输入的第 k 个海洋环境要素对作战效能的影响程度。采用公式(3)计算两个样本间的相似度。

$$\text{sim}(X_i, X_j) = \frac{1}{1 + d(X_i, X_j)} \quad (3)$$

$$d(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \alpha_k (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (4)$$

$$\sum_{k=1}^n \alpha_k = 1 \quad (5)$$

式中, \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 表示第 i 个和第 j 个样本数据; $d(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 表示样本 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 的加权欧几里得距离; $\text{sim}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)$ 表示样本 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 的样本相似性; α_k 表示加权系数; n 表示每个样本数据中的属性个数; x_{ik} 表示样本 \mathbf{X}_i 的第 k 个分量; x_{jk} 表示样本 \mathbf{X}_j 的第 k 个分量。加权系数 α_k 满足公式(5)。

基于统计原理和加权欧几里得距离的聚类与 K -means 聚类方法的不同点在于 K -means 聚类方法需要人为地选取分类数和初始数据中心点, 因此带有很大的主观性和盲目性, 而前者基于统计原理和加权欧几里得距离, 不仅避免了分类数选取的盲目性, 而且充分考虑了不同海洋环境要素对作战效能的影响程度。

假设样本点集合为 $\{X_i, i=1, 2, \dots, l\}$, 对于给定的样本相似度阈值 s_1 , 样本集合中与样本 \mathbf{X}_i 的样本相似度小于设定样本相似度阈值 s_1 的样本个数称为 \mathbf{X}_i 的样本密度 ρ_i , 获取 RBF 神经网络的隐含层各神经元数据中心和扩展常数的具体步骤如下所示:

(1) 给定样本相似度阈值 s_1 和分类阈值 s_2 ($s_1 > s_2$), 根据阈值 s_1 计算每个样本点 \mathbf{X}_i 的样本密度 ρ_i , 选择出具有最大样本密度 ρ_{\max} 的样本点作为第一个聚类中心, 存储于集合 A 中, 选取具有次大样本密度的样本作为候选聚类中心, 计算与集合 A 中所有聚类中心的样本相似度, 如果相似度有大于 s_2 的则不选做聚类中心, 否则选做聚类中心并添加到集合 A 中, 依次类推, 直到处理完所有样本。

(2) 初始分类, 计算样本集合中的每个样本点与 A 中每个聚类中心的样本相似度, 并与分类阈值 s_2 进行比较, 若大于 s_2 则归入对应聚类中心所在的聚类集合, 否则暂不归类。初始化集合 B 为空, 将每个聚类中心所对应的聚类集合添加到集合 B 中, 由此得到初始分类集合 B 。

(3) 计算 B 中各聚类集合的重心, 若重心与原来的聚类中心相同, 则转步骤(4); 否则将各聚类重心作为新的聚类中心替换 A 集合中的原聚类中心, 按照步骤(2)将样本重新分类。

(4) 聚类结束, 获得最终的聚类中心集合 A , 设 A 集合中的聚类中心个数为 h , 聚类中心表示为 $\mathbf{c}_j, j=1, 2, \dots, h$ 。

利用上述步骤求得 RBF 神经网络隐含层的聚类中心后, 可以使用公式(6)^[14]求得对应于每个聚类中心 \mathbf{c}_j 的扩展常数 σ_j 。

$$\sigma_j = \beta \cdot \min_{i=1, 2, \dots, h, i \neq j} \|\mathbf{c}_j - \mathbf{c}_i\| \quad (6)$$

其中, β 一般取大于等于 1.0 的常数, 一般介于 1.0 ~ 1.5, 可在实验中适当选取。

改进 RBF 神经网络评估模型的训练算法如下:

(1) 利用上面的算法过程获取 RBF 神经网络隐含层的节点数目 h , 中心向量 $\mathbf{c}_j, j=1, 2, \dots, h$ 以及对应的扩展常数 $\sigma_j, j=1, 2, \dots, h$ 。

(2) 初始化隐含层的基函数为距离函数, 激活函数为高斯函数, 隐含层到输出层的连接权重为 w_j 。

(3) 选取目标函数为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l e_i^2 \quad (7)$$

$$e_i = d_i - F(\mathbf{X}_i) = d_i - \sum_{j=1}^h w_j G(\|\mathbf{X}_i - \mathbf{c}_j\|) \quad (8)$$

其中, e_i 为样本 i 的输出误差; d_i 为样本 i 的期望输出; $F(\mathbf{X}_i)$ 为评估模型在样本 \mathbf{X}_i 下的输出。

(4) 根据样本输出误差修改连接权重 w_j , 第 t 次迭代过程中第 j 个隐含层神经元到输出神经元的连接权重增量为:

$$\Delta w_j(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_j} = \eta \sum_{i=1}^l e_i(t) G(\|\mathbf{X}_i - \mathbf{c}_j\|) \quad (9)$$

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \Delta w_j(t) \quad (10)$$

其中, $w_j(t+1)$ 和 $w_j(t)$ 表示第 $t+1$ 次迭代和第 t 次迭代过程中隐含层第 j 个神经元到输出层神经元的连接权重; η 是学习率。重复步骤(3)和步骤(4)直到误差精度满足要求或达到网络最大训练次数。

4 实验结果与分析

4.1 实验结果

文中以某武器装备作战效能的实验数据为例进行评估, 验证文中提出模型的可行性。

在该实验中, 首先验证基本 RBF 网络评估模型的可行性。影响该武器装备作战效能的海洋环境要素主要包括风、海浪、雷电、能见度和云量, 因此评估模型的输入层由五个神经元组成, 用于接收这五个海洋环境要素参数输入值, 输出层只包含作战效能, 因此由一个神经元组成。作战效能取值范围为 $[0, 1]$, 其中 0 表示海洋环境对装备作战效能影响剧烈, 其效能不能发挥; 1 表示海洋环境对装备作战效能没有影响, 其效能完全发挥。

评估模型中隐含层基函数选取距离函数, 激活函数选高斯函数, 输出层的激活函数选 Sigmoid 函数。5 个海洋环境要素的地位均等, 加权系数都为 0.2。从样本数据中选取适当个数的样本对模型进行训练, 最大训练次数为 1 000, 训练精度为 0.001。该武器样本数据共 30 组, 选取 25 组样本对样本进行训练, 另 5 组样本数据用于测试。

表1给出了基本RBF评估模型在测试样本集上的评估结果,其中 x_1 为风速, x_2 为浪高, x_3 为水平能见度, x_4 为雷暴, x_5 为低云量。从结果可以看出,该模型对于测试样本集的评估效能与真实效能较为符合,其平均绝对误差为0.058 2。考虑到训练样本较少,因此该精度达到了预期的效果,验证了该模型的可行性。

表1 测试样本在基本RBF神经网络下的评估结果

序号	海洋环境要素					作战效能		
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	实际值	评估值	偏差
1	15	4	5	0.3	0.3	0.5	0.589	0.089
2	10	3	6	0.2	0.5	0.6	0.680	0.080
3	3	0.1	0.3	0.4	0.7	0.3	0.210	0.090
4	6	0.5	7	0	0	0.9	0.902	0.002
5	3	0.1	0.5	0.4	0.2	0.5	0.530	0.030

为了进一步说明文中所给出的改进RBF神经网络评估模型在实际应用中具有可行性,在表2中给出基本BP神经网络评估模型、基本RBF神经网络评估模型和改进RBF神经网络评估模型在相同测试集上的评估结果。

表2 三种模型评估结果对比

实际值	基本BP 评估模型		基本RBF 评估模型		改进RBF 评估模型	
	评估值	误差值	评估值	误差值	评估值	误差值
0.5	0.649	0.149	0.589	0.089	0.605	0.105
0.6	0.665	0.065	0.680	0.080	0.596	0.004
0.3	0.105	0.185	0.210	0.090	0.245	0.055
0.9	0.919	0.019	0.902	0.002	0.824	0.076
0.5	0.463	0.037	0.530	0.030	0.535	0.035

从结果可以看出,基本BP网络评估模型评估的平均绝对误差为0.091 0,基本RBF网络评估模型评估的平均绝对误差为0.058 2,改进RBF网络评估模型的平均绝对误差为0.055 0。一方面,RBF神经网络评估模型比BP神经网络评估模型具有更好的评估准确度,另一方面,基于统计原理的改进RBF评估模型评估性能上比基本RBF评估模型稍好。

4.2 结果分析

从表2中可以看出,各训练样本都能得到很好的学习。对训练后的评估模型另选5组测试样本进行评估,从表2的测试结果来看,基本BP网络评估模型评估的平均绝对误差为0.091 0,基本RBF网络评估模型评估的平均绝对误差为0.058 2。BP网络容易陷入局部极小值而不能获得全局最优解,同时BP网络的学习和训练与初始状态也有较大关系。RBF神经网络,相比于BP神经网络来说,具有结构相对简单,模型训练速度更快,输出与初始权值无关等优良特性,因此如表2所示,显示了其在建立评估模型时具有更好

的评估性能。

基本RBF神经网络评估模型采用K-means算法进行聚类,该聚类算法需人为选择聚类个数,带有主观性和盲目性,选择过多将导致隐含层神经元个数过多,网络结构过于复杂,选择过少将导致不能很好学习训练样本中的信息使得评估可信度降低。相比于基本RBF神经网络评估模型而言,改进RBF神经网络评估模型基于统计原理,具有更好的客观性,能够比较合理地选择隐含层神经元个数,同时在处理样本相似性上采用加权欧氏距离进行判断,充分考虑了不同海洋环境要素对武器作战效能的影响程度。从表2可以看出,基本RBF网络评估模型评估的平均绝对误差为0.058 2,改进RBF网络评估模型评估的平均绝对误差为0.055 0,改进RBF神经网络评估模型的评估平均绝对误差略小于基本RBF神经网络评估模型,评估性能稍好。所有测试数据在主频为2.67 GHz,内存为4 G的计算机上测试得到。

5 结束语

文中针对单个武器装备在海洋环境影响下作战效能评估的问题,给出一种基本RBF神经网络评估模型,并提出一种基于统计原理的改进RBF神经网络评估模型。通过样本数据对评估模型进行训练,从而获得海洋环境下多气象水文要素与作战效能之间的非线性映射关系,进而实现对某一特定海洋环境下该武器作战效能进行评估的目的。RBF神经网络评估模型相比于BP神经网络评估模型,具有结构简单,训练速度快,不易陷入局部极小值等优点,在文中武器效能的评估问题上显示了其优势。基于统计原理的改进RBF神经网络评估模型,避免了人为选择聚类个数而带来的主观影响,具有更好的客观性,能够比较合理地选择隐含层神经元个数,同时在处理样本相似性上采用加权欧氏距离进行判断,充分考虑了不同海洋环境要素对武器作战效能的影响程度。实验结果表明,基于统计原理的改进RBF神经网络评估模型具有很小的评估误差,在样本数据较少的情况下,评估误差在允许的范围内,具有较好的评估准确度和可信度,在实际应用中具有可行性。

参考文献:

- [1] McLaughlin J W, Henderson S. Applying GLOBE measurements and resources to the study of marine environments [C]//Proceedings of MTS/IEEE OCEANS. [s. l.]: IEEE, 2005:2621-2624.
- [2] 方书甲. 海洋环境要素纳入战场辅助决策的技术探讨[J].

也表现出了一定的局限性。其中之一便是在模型训练的过程中统一对待每一个样本。而实际中的样本是有重要性的区别的,且存在包含噪声、野点的可能性,此时,统一对待每一个样本将导致模型评估精度难以达到要求。文中根据训练样本与测试样本在高维特征空间中的欧氏距离之和的标准确定训练样本的模糊隶属度,从而在一定程度上减弱了噪声和野点的影响,提高了模型评估结果的准确性。

文中提出的模糊隶属度的确定方法并不一定适用于所有样本数据。如何根据样本数据的特征选择适当的有效的模糊隶属度函数,应该是接下来的一个研究方向。

参考文献:

[1] 方书甲. 海洋环境要素纳入战场辅助决策的技术探讨[J]. 舰船科学技术,2008,30(3):22-25.

[2] 黄炎焱. 武器装备作战效能稳健评估方法及其支撑技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2006.

[3] 高尚,娄寿春. 武器系统效能评定方法综述[J]. 系统工程理论与实践,1998,18(7):109-114.

[4] 崔鹏飞,严洪森,范金松. 海洋环境下武器装备作战效能自主学习评估模型[J]. 计算机技术与发展,2013,23(2):32-36.

[5] 程 恺,车先明,张宏军,等. 基于支持向量机的部队作战效能评估[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(5):1055-1058.

[6] 崔鹏飞,严洪森. 基于 v-SVR 的海洋环境下武器效能评估[J]. 计算机技术与发展,2012,22(8):20-24.

[7] 徐 勇,邹振华. 海洋环境对舰载鱼雷效能的影响评估[J]. 舰船电子工程,2009,29(7):177-180.

[8] 王彦磊,袁 博,朱尚卿,等. 海洋环境对潜艇活动的影响[J]. 舰船科学技术,2010,32(6):52-55.

[9] 庞云峰,张 韧,黄志松,等. 大气-海洋环境对舰载雷达探测效能的影响评估[J]. 指挥控制与仿真,2009,31(2):65-69.

[10] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York:Springer,1995.

[11] Smola A J,Schölkopf B. A tutorial on support vector regression[J]. Statistics and Computing,2004,14(3):199-222.

[12] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法—支持向量机[M]. 北京:科学出版社,2004.

[13] 克里斯蒂亚尼尼,沙维-泰勒. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2004.

[14] 李 航. 统计学习方法[M]. 北京:清华大学出版社,2012.

[15] Lin Gunfu, Wang Shengde. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2002,13(2):464-471.

[16] Wang Anna,Zhao Yue,Hou Yuntao, et al. A novel construction of SVM compound kernel function[C]//Proc of 2010 international conference on logistics systems and intelligent management. [s. l.]:[s. n.],2010:1462-1465.

(上接第 23 页)

舰船科学技术,2008,30(3):22-25.

[3] Lee Y W,Ahn B H. Static valuation of combat force potential by the analytic hierarchy process[J]. IEEE Trans on Engineering Management,1991,38(3):237-244.

[4] 庞云峰,张 韧,黄志松,等. 大气—海洋环境对舰载雷达探测效能的影响评估[J]. 指挥控制与仿真,2009,31(2):65-69.

[5] 万自明,廖良才,陈英武. 武器系统效能评估模式研究[J]. 系统工程与电子技术,2000,22(3):1-3.

[6] 高尚,娄寿春. 武器系统效能评定方法综述[J]. 系统工程理论与实践,1998,18(7):109-114.

[7] 刘俊先,姜志平,舒 振. 对抗条件下 C4ISR 系统效能指标权重确定方法[J]. 系统工程与电子技术,2009,31(10):2418-2421.

[8] Huang Yanyan. A methodology of simulation and evaluation on the operational effectiveness of weapon equipment[C]//Proc

of 2009 Chinese control and decision conference. Guilin, China; IEEE,2009:131-136.

[9] Yin Dejin, Wang Hongli. An evidential reason approach for operational effectiveness evaluation of weapon system under uncertain[C]//Proc of international conference on computer application and system modeling. Taiyuan, China:[s. n.],2010:22-24.

[10] 崔鹏飞,严洪森,范金松. 海洋环境下武器装备作战效能自主学习评估模型[J]. 计算机技术与发展,2013,23(2):32-36.

[11] 崔鹏飞,严洪森. 基于 v-SVR 的海洋环境下武器效能评估[J]. 计算机技术与发展,2012,22(8):20-24.

[12] 田雨波. 混合神经网络技术[M]. 北京:科学出版社,2009.

[13] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法[M]. 北京:国防工业出版社,2005.

[14] 蒋艳凰,赵强利. 机器学习方法[M]. 北京:电子工业出版社,2009.

海洋环境武器效能的改进RBF网络评估模型

作者: [马靖](#), [严洪森](#), [杨钦贺](#), [MA Jing](#), [YAN Hong-sen](#), [YANG Qin-he](#)
作者单位: [东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室](#), [江苏 南京 210096](#); [东南大学 自动化学院](#), [江苏 南京 210096](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2015(1)

引用本文格式: [马靖](#). [严洪森](#). [杨钦贺](#). [MA Jing](#). [YAN Hong-sen](#). [YANG Qin-he](#) [海洋环境武器效能的改进RBF网络评估模型](#) [期刊论文] - [计算机技术与发展](#) 2015(1)