基于模糊小波神经网络的攻击目标优先级评估

SC19023100 孙霖

[摘 要] 针对 RoboMaster 机甲大师赛赛场变化多端的情况,采用模糊小波神经网络对攻击目标的 优先级进行评估和预测,利用模糊神经网络解决复杂环境信息的不确定问题,同时利用了小波神经网络增强神经网络的收敛速度和泛化能力。本文提出了一种针对赛场环境复杂度和未知性的攻击目标优先级预测 方案并进行仿真实验,根据仿真结果表明,该算法可有效预测目标的攻击优先级,并且具有较好的稳定性、预测精度以及泛化能力。

关键词: 模糊小波神经网络; 攻击优先级

1 引言

全国大学生机器人大赛 RoboMaster 机甲大师对抗赛,对战双方需自主研发不同种类和功能的机器人,在指定的比赛场地内进行战术对抗,通过操控机器人发射弹丸攻击敌方机器人和基地。比赛结束时,基地剩余血量高的一方获得比赛胜利。

小波神经网络目前在函数拟合、故障诊断、点击信号检测领域已经得到了广泛的应用,然而只能解决输入为确定信息的网络建模问题,不能够解决非确定信息,同时,模糊神经网络可以有效解决目标威胁环境中存在的模糊及不确定问题,但模糊神经网络也存在着以来先验知识、推广能力不足的问题,小波模糊神经网络相对于模糊神经网络,是将小波神经网络嵌入模糊神经网络的后半部分。

本文应用了模糊神经网络(FWNN)来解决 RoboMaster 机甲大师赛中关于目标的攻击优先级问题,以此来解决复杂比赛环境信息的不确定性问题,使用小波神经网络增强自学习能力,建立模糊小波神经网络,实现对目标优先级的评估,仿真实验表明,该算法可以很好的拟合赛场环境中对于目标攻击优先级的要求。

2 原理

2.1 模糊神经网络原理

由于 BP 网络容易陷入局部极值,而小波神经网络对于输入信息为不确定信息的适应性较差,因此将 小波网络嵌入模糊神经网络的模糊小波神经网络对目标威胁进行评估。

模糊神经网络的具体结构如图 1所示,网络由四层组成:第一层为输入,网络的输入直接通向第二层 隶属度函数层,第三层是模糊规则层,第四层为输出层,假设有 N_r 个模糊 IF-THEN 规则,如下所示:

$$R_j: IF \ x_1 \ is \ A_{1j} \ AND \ x_2 \ is \ A_{2j} \ AND \ x_i \ is \ A_{ij} \cdots$$

$$THEN \ y_j = \sum_{i=1}^{N_r} \ w_j \cdot \mu_j$$

2 原理 2

其中, x_i 是系统的第 i 个输入变量($i=1:N_{in}$), A_{ij} 是以模糊隶属函数 $\mu_{A_{ij}}(x_i)(j=1:N_r)$ 为特征的模糊语言集合, w_i 是模糊层和输出层之间的权值, μ_i 是模糊层的输出结果, y_i 是整个网络的输出。

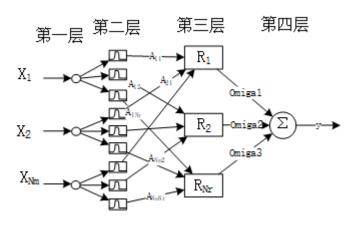


图 1: 模糊神经网络结构图

由于 Gaussian 形隶属度函数可以保持数据的原始分布,因此,在第二层选择 Gaussian 函数作为隶属度函数,其表达式为:

$$\mu_{A_{ij}} = exp(\frac{-(x_i - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}) \qquad \forall i = 1: N_{in}, j = 1: N$$

其中, c_{ij} 、 σ_{ij} 分别代表第 j 个规则下的中心参数和伸缩参数。

第三层每个节点代表一个模糊规则 R,每个节点的输出可以表示为:

$$\mu_j(x) = \prod_i \mu_{A_{ij}}(x_i), \qquad i = 1: N_{in}, j = 1: N_r$$

其中。∏代表逻辑"与"操作,即取小运算。

第四层输出结果,在这一层需要对前一层的结果反模糊化,采用去重心法对结果部分反模糊化,得到输出公式:

$$y_j = \sum_{j=1}^{N_r} w_j \cdot \mu_j(x)$$

2.2 模糊小波神经网络原理

为了加强网络的自学习能力以及快速的适应战场环境变化,实现对目标威胁进行精确评估,将小波神经网络嵌入模糊模型的后件部分形成模糊小波神经网络,网络结构如图 2所示:

前三层已在之前提到,第四层改为小波函数层,选择 Gaussian 函数的一阶偏导数 $\varphi(x) = x \cdot \exp(-0.5x^2)$ 作为母小波函数,该函数具有较好的拟合性能,根据所选母小波,经过伸缩平移变换放入第二层的神经元中作为激活函数,可以表示为:

$$\varphi_r(z_{rl}) = \sum_{l=1}^{N_m} z_{rl} \exp(-0.5 \cdot z_{rl}^2)$$

$$\forall z_{rl} = (\frac{x_t - t_{rl}}{d_{rl}}), r = 1 : N_r, l = 1 : N_m$$

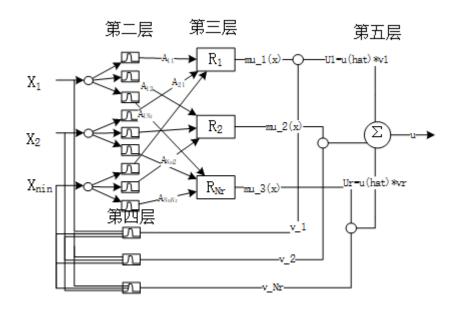


图 2: 模糊小波神经网络结构图

其中, t_{rl} 和 d_{rl} 分别为小波的平移参数和伸缩参数,下标 rl 表示第 l 个输入对应第 r 个小波神经元,网络的第四层输出结果为:

$$v = \sum_{r=1}^{N_m} w_r \cdot \varphi_r$$

其中, w_r 是链接隐含层和输出层的权值。

在第5层中,将第四层(小波层)输出乘第三层(模糊规则层)节点输出,计算公式为:

$$u(k) = \sum_{j=1}^{N_r} \mu_j(x) \cdot v_j = \sum_{j=1}^{N_r} u_j$$

模糊小波神经网络的参数在网络训练的过程需要进行自动更新和调整,这里使用梯度下降法对网络参数进行更新参数 c、t、d、w 的操作,为了获得良好的预测效果,最终会选择这些参数的最优值作为预测部份的参数值。

3 目标优先级估计的主要因素

本文主要考虑目标的态势和目的来建立目标威胁评估模型,采用目标类型、攻击能力、目标距离、目标速度和目标航向角五个主要性能建立模糊小波神经网络目标威胁评估模型。

- (1) 目标类型:根据 RoboMaster 比赛阵容规定,目标类型的类别及其威胁程度分为五类:哨兵、英雄、步兵、工程车、前哨站、基地、能量机关,依次量化为 0.7、0.6、0.5、0.4、0.3、0.2、0.1。
- (2)目标攻击能力:目标伤害能力与枪管数目、发射弹丸的类型、命中率有关,按攻击能力分为五个等级:很强、强、一般、弱、无。依次量化为:0.9、0.7、0.5、0.3、0.0。
- (3)目标价值:在比赛中各装甲板的重要性和价值不同,与阶段性目的、状态和比赛态势有关,故按照价值分为五类:最高、高、中、低和极低,依次量化为:0.9、0.7、0.5、0.3、0.1

- (4)命中难度:由于比赛中各车功能、任务不同,所以其机动性能和轨道预测可预测性也不同,这也导致了攻击其的命中难度也随车辆类型变化。故将命中难度分为四类:极低、低、中、高。依次量化为:0.6、0.5、0.4、0.3
- (5)目标装甲板像素面积:目标距离越远,我方采取的措施时间越充分,所以目标威胁程度越小,若像素面积越大,表明越容易击中装甲板,所以目标距离和航向角转化为像素点面积,按照检测到装甲板在摄像机中像素面积所得隶属函数为:

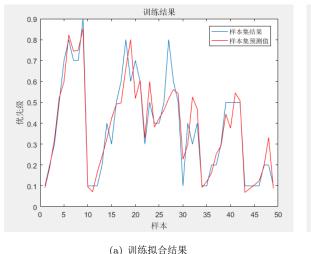
$$\mu_1 = \frac{S_i}{\max S}$$

将以上的所参考因素匹配到具体目标上得表:

序号	目标类型	攻击能力	价值	命中难度	装甲板像素面积	优先级
1	英雄 (0.6)	0.9	0.5	0.4	0.1	0.1
2	英雄 (0.6)	0.7	0.5	0.7	0.7	0.5
3	英雄 (0.6)	0.9	0.5	0.3	0.6	0.8
4	哨兵 (0.7)	0.9	0.7	0.5	0.9	0.6
5	哨兵 (0.7)	0.9	0.7	0.4	0.4	0.6
6	哨兵 (0.7)	0.7	0.7	0.5	0.5	0.3
7	步兵 (0.5)	0.5	0.3	0.4	0.6	0.2

4 基于 FWNN 的目标优先级评估仿真实验

模糊小波神经网络构建是根据输入、输出数据维数来确定网络的结构,因为目标威胁估计输入数据为5维,输出为1维,所以模糊小波神经网络结构为5-5*5-5-5-1,即第一层有五个输入,分别是目标类型、目标攻击能力、价值、命中难度、装甲板像素面积五个隶属度数据,第五层输出层为目标预测优先级值,训练达到规定的迭代次数即结束,最终结果如图3所示。



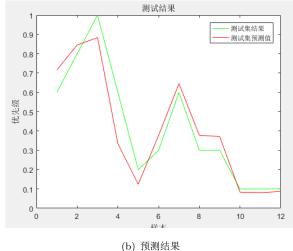


图 3: 仿真结果

 5
 结论

本文在 Matlab 平台上构建了模糊小波神经网络,采用模糊小波神经网络对模型的预测值和真实值的对比分析,得到如图 3a 和 3b 的仿真结果,由图可以清楚的看出,经过 2000 次迭代,模型可以较好的拟合样本训练集数据,得到与数据集较接近的目标优先级。

同时,使用样本训练集中未出现的数据作为测试集测试模型,得到的结果如图 3b 所示,可见网络具有较好的泛化能力以及较为准确的预测能力。从而进一步验证了模糊小波神经网络的泛化能力和准确性。

5 结论

比赛中的目标优先级评估,是整个决策系统的关键问题之一,因其具有诸多不确定性,本文将模糊神经网络和小波神经网络相结合,利用这两种网络的优点,建立模糊小波神经网络,对比赛中攻击目标优先级的主要性能指标与优先级的关系进行评估,提出了基于小波模糊神经网络的攻击目标优先级评估方法,试验结果表明小波神经网络拥有较好的拟合特性和在未知情况下的学习特性。可作为根据特性判断目标攻击优先级的有效方法。