



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 112749516 B

(45) 授权公告日 2023.08.25

(21) 申请号 202110147596.8

G06N 3/0464 (2023.01)

(22) 申请日 2021.02.03

G06N 3/08 (2023.01)

(65) 同一申请的已公布的文献号  
申请公布号 CN 112749516 A

(56) 对比文件

CN 108510573 A, 2018.09.07

CN 106529588 A, 2017.03.22

(43) 申请公布日 2021.05.04

CN 110889207 A, 2020.03.17

(73) 专利权人 江南机电设计研究所  
地址 550009 贵州省贵阳市小河区红河路7号贵阳航天工业园区

CN 110111848 A, 2019.08.09

CN 109189767 A, 2019.01.11

CN 109716346 A, 2019.05.03

(72) 发明人 廖咏一 李兴国 李延超 罗德智  
杨荣强 汪正东 王玉茜 康丽

CN 109743683 A, 2019.05.10

CN 109034208 A, 2018.12.18

CN 112052617 A, 2020.12.08

(74) 专利代理机构 贵州派腾知识产权代理有限公司 52114

CN 104408322 A, 2015.03.11

专利代理师 唐斌

廖咏一.面向装备论证的功能级仿真模型可信度评估探讨.《科学技术创新》.2020,(第01期),

审查员 邱祥吉

(51) Int. Cl.

G06F 30/27 (2020.01)

G06N 3/0442 (2023.01)

G06N 3/045 (2023.01)

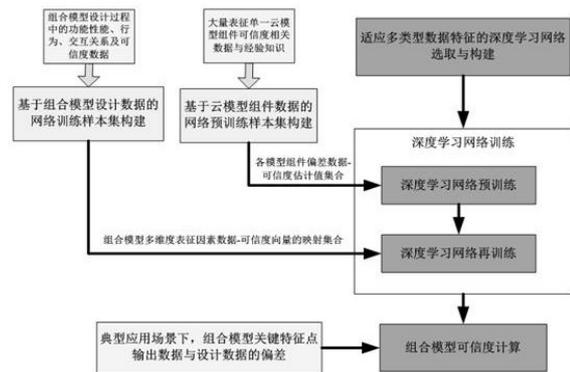
权利要求书2页 说明书4页 附图2页

(54) 发明名称

适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法

(57) 摘要

本发明公开了一种适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,实现步骤如下:1.构建网络预训练样本集;2.构建网络训练样本集;3.构建融合循环神经网络和卷积神经网络,适应多类型数据特征的深度学习模型;4.深度学习网络分层训练;5.结合体系对抗仿真应用场景下组合模型输出数据,利用组合模型可信度智能评估网络,直接得出组合模型的可信度及其置信度。本发明采用了长时记忆能力较强的循环神经网络与特征表达能力较强的卷积神经网络智能方法相融合方式,可适应于长时变、短时状态等多类型数据特征的组合模型可信度智能评估,有利于提高组合模型可信度评估正确性与评估效率。



1. 一种适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤一,基于云仿真系统可获取的云模型组件可信度相关数据与领域专家经验知识,构建网络预训练样本集,利用云仿真系统获取云模型组件可信度相关输入输出状态参数与数据,以组合模型的给定场景和仿真目的为约束,仿真获取各单一模型组件在给定特征点下的输出值,结合组合模型期望值形成输出偏差数据;以云仿真系统获取的模型组件可信度为输入,结合云仿真系统可获取的基于领域专家或测试试验数据的可信度,利用云仿真系统获取典型导弹武器装备的探测、拦截云模型组件可信度相关的探测距离、探测精度、平均速度、制导精度状态参数与数据,并利用云仿真系统获取各领域专家给出的上述各单一模型可信度,利用传统层次分析法,计算组合模型可信度估计值;以偏差数据-可信度估计值构建网络预训练样本集;

步骤二,基于组合模型设计相关数据,构建以组合模型多维度表征因素与可信度向量的映射集合构成的网络训练样本集;

步骤三,适应多类型数据特征的深度学习模型构建;

步骤四,深度学习网络训练,形成适应多类型数据特征的组合模型可信度智能评估模型;

步骤五,组合模型可信度计算。

2. 根据权利要求1所述适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,其特征不在于:在步骤二中,利用组合模型的概念建模、设计阶段的仿真、测试数据及设计经验数据,获取综合考虑组合模型的功能性能、行为、交互关系这一系列状态与表征数据,以及相应的可信度,构成以多维度表征因素数据与模型可信度向量的映射集合,作为网络训练样本集。

3. 根据权利要求2所述适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,其特征不在于:步骤三中,深度学习模型有两层,第1层由循环神经网络和卷积神经网络构成,第2层由循环神经网络和卷积神经网络的输出集成后接入全连接神经网络构成,实现对组合模型的时域信息和状态特征的充分表达,高效计算组合模型可信度。

4. 根据权利要求3所述适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,其特征不在于:构建的循环神经网络,具有2层门循环层、2层全连接神经网络层,网络层之间采取堆叠的方式进行连接;构建的卷积神经网络,具有2层卷积层、1层池化层、1层全连接神经网络层;将循环神经网络和卷积神经网络作为个体学习器,将全连接神经网络作为元学习器,搭建2层全连接神经网络层,实现循环神经网络和卷积神经网络集成,达成同时对组合模型的时域信息和状态特征的表达。

5. 根据权利要求4所述适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,其特征不在于:在步骤四中,利用步骤一得到网络预训练样本集,对深度学习模型第一层的卷积神经网络和循环神经网络进行训练形成预训练网络;其后,将步骤二得到网络训练样本集分为两部分,第1部分分别用于预训练获得的循环神经网络和卷积神经网络进行再次训练;然后用第一层次训练得到的循环神经网络和卷积神经网络模型去预测第二层网络训练集,并将得到的输出经过拼接作为新的输入,训练第二层次全连接神经网络模型,得到训练好的集成循环神经网络和卷积神经网络的深度学习模型。

6. 根据权利要求5所述适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法,其特征在于:步骤五中,以体系对抗仿真应用场景为输入,获取组合模型在该场景下的仿真输出数据,并与复杂仿真系统的设计数据作差得到关键特征点的偏差数据;在此基础上,以偏差数据为组合模型可信度智能评估网络的输入,直接得出组合模型的可信度及其置信度。

## 适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及本发明属于数据分析及预测领域,特别涉及一种适应多类型数据特征的体系组合模型可信度智能评估方法。

### 背景技术

[0002] 针对未来复杂战场环境下的体系动态对抗博弈战争形态,从而使得装备均需要考虑体系作战环境,从体系角度进行仿真与评估验证,才能确保装备性能满足并适应体系化作战需求。由于攻防对抗体系仿真系统规模大,系统组成关系复杂、行为复杂,系统的子系统间以及系统与其环境之间交互关系复杂,如何对体系作战仿真模型评估确保其可信度成为研究热点。

[0003] 随着云仿真技术的研究与应用,体系对抗仿真建模模式逐步向面向各类领域、各层次的组件化、可重用、可组合方式发展,使得通过从云端获取大量、颗粒度不同的系统/子系统/组件模型,使得由可信度高的组件模型按照“子系统-系统-体系”方式组合形成高可信度的体系作战仿真组合模型成为复杂仿真系统建模的重要方式。然而,由于体系攻防对抗系统内装备之间的交互事件、交互行为复杂,复杂装备组合模型而言难以清晰理清其交互关系,仍采用由单一模型的权重向量获得可信度,难以有效衡量复杂体系内部交互关系对组合模型可信度的影响,组合模型可信度将是面向未来新建模模式下仿真系统可用、仿真结果可信的关键。

### 发明内容

[0004] 本发明主要解决体系对抗仿真下具有复杂内外交互关系和作战行为的组合模型可信度不高问题,通过融合长时记忆能力较强的循环神经网络、特征表达能力较强的卷积神经网络,并充分利用模型组件可信度评估相关数据与专家经验知识,构建适应于长时变性的时间序列、短时状态变化等多类型数据特征的组合模型可信度智能评估模型,对表征组合模型功能性能,信息交互关系及行为、作战流程及状态等变化特征进行刻画与表达,通过组合模型可信度智能评估网络模型,快速获取考虑交互关系的组合模型可信度。

[0005] 本发明是通过如下技术方案予以实现的:

[0006] 步骤1:基于云模型组件数据的网络预训练样本集构建,形成偏差数据-可信度估计值构建的网络预训练样本集。

[0007] 利用云仿真系统获取云模型组件可信度相关输入输出状态参数与数据,以组合模型的给定场景和仿真目的为约束,仿真获取各单一模型组件在给定特征点下的输出值,结合组合模型期望值形成输出偏差数据;以云仿真系统获取的模型组件可信度为输入,结合云仿真系统可获取的基于领域专家或测试试验数据的可信度,利用传统层次分析法,计算组合模型可信度估计值;以偏差数据-可信度估计值构建网络预训练样本集。

[0008] 步骤2:基于组合模型设计数据的网络训练样本集构建,形成以多维度表征因素数据与模型可信度向量的映射集合构成的网络训练样本集。

[0009] 利用组合模型的概念建模、设计阶段的仿真、测试数据及设计经验数据,获取综合考虑组合模型的功能性能、行为、交互关系等一系列状态与表征数据,以及相应的可信度,构成以多维度表征因素数据与模型可信度向量的映射集合,作为网络训练样本集。

[0010] 步骤3:适应多类型数据特征的深度学习模型构建。

[0011] 构建第1层由循环神经网络和卷积神经网络构成,第2层由全连接神经网络构成的循环神经网络(RNN)和卷积神经网络(CNN)集成的深度学习模型,实现对组合模型的时域信息和状态特征的充分表达,高效计算组合模型可信度。

[0012] 构建的循环神经网络(RNN),具有2层门循环(gated recurrent unit,GRU)层、2层全连接神经网络(Full Connect Network,FCN)层,网络层之间采取堆叠的方式进行连接;构建的卷积神经网络(CNN),具有2层卷积层、1层池化层、1层全连接神经网络层;将RNN和CNN网络作为个体学习器,将全连接神经网络作为元学习器,搭建2层全连接神经网络层,实现RNN和CNN网络集成,达成同时对组合模型的时域信息和状态特征的表达。

[0013] 步骤4:深度学习网络训练,形成适应多类型数据特征的组合模型可信度智能评估模型。

[0014] 利用网络预训练样本集,对CNN网络和RNN网络进行训练形成预训练网络;其后,将训练集分为两部分,第1部分分别用于预训练获得的循环神经网络和卷积神经网络进行再次训练;然后用第一层次训练得到的循环神经网络和卷积神经网络模型去预测第二层网络训练集,并将得到的输出经过拼接作为新的输入,训练第二层次全连接神经网络模型,得到训练好的集成循环神经网络和卷积神经网络的深度学习模型,得到最终的适应多类型数据特征的组合模型可信度智能评估网络。

[0015] 步骤5:组合模型可信度计算

[0016] 以体系对抗仿真应用场景为输入,获取组合模型在该场景下的仿真输出数据,并与复杂仿真系统的设计数据作差得到关键特征点的偏差数据;在此基础上,以偏差数据为组合模型可信度智能评估网络的输入,直接得出组合模型的可信度及其置信度。

[0017] 有益效果:

[0018] (1)本发明充分考虑模型之间的动态交互关系影响,对复杂仿真系统组合模型可信度度量更科学、合理;

[0019] (2)本发明可充分利用模型组件大量数据及专家经验,利于提升组合模型可信度;

[0020] (3)本发明将长时记忆能力较强的循环神经网络与特征表达能力较强的卷积神经网络智能方法相结合,可适应于长时变、短时状态等多类型数据特征的组合模型可信度智能评估,有利于提高组合模型可信度评估正确性与评估效率。

## 附图说明

[0021] 图1是本发明适应多类型数据特征的组合模型可信度智能评估流程图;

[0022] 图2是本发明中适应多类型数据特征的组合模型可信度智能评估网络结构图。

## 具体实施方式

[0023] 以下通过实施例形式,对本发明的内容作进一步详细说明,但不应就此理解为本发明所述主题的范围仅限于以下的实施例,在不脱离本发明上述技术思想情况下,对组合

模型可信度评估输入数据具有表征长时变时序列数据特征,模型信息交互关系及行为、作战流程及状态等短时状态变化特征等数据特性情况,均包括在本发明的范围内。

[0024] 本实例针对典型地面防空体系作战仿真背景下,对典型防空导弹武器装备组合模型的可信度智能评估流程,本实例的具体实施方法如下:

[0025] 步骤1:

[0026] 利用云仿真系统获取典型导弹武器装备的探测、拦截等云模型组件可信度相关的探测距离、探测精度、平均速度、制导精度等典型状态参数与数据,并利用云仿真系统获取各领域专家给出的上述各单一模型可信度;

[0027] 在给定场景下仿真获取探测、拦截等各单一模型组件在给定特征点下的输出值,与组合模型期望值作差,形成探测、拦截输出偏差数据;

[0028] 利用云仿真系统获取的单一模型可信度,利用传统层次分析法,计算组合模型可信度估计值;形成以“探测距离、探测精度、平均速度、制导精度”偏差数据-可信度估计值的网络预训练样本集。

[0029] 步骤2:

[0030] 利用组合模型概念建模、设计阶段的数据,以设计期望值为真值,建立组合模型“探测距离、探测精度、平均速度、制导精度”偏差数据与可信度向量的映射集合,形成网络训练样本集。

[0031] 利用组合模型的概念建模、设计阶段的仿真、测试数据及设计经验数据,获取综合考虑组合模型的功能性能、行为、交互关系等一系列状态与表征数据,以及相应的可信度,构成以多维度表征因素数据与模型可信度向量的映射集合,作为网络训练样本集。

[0032] 步骤3:

[0033] 搭建第1层为循环神经网络(RNN)、卷积神经网络(CNN),第2层为全连接神经网络(FCN)的RNN和CNN网络集成的深度学习模型。

[0034] 步骤4:

[0035] 利用步骤1的网络预训练样本集,对CNN网络和RNN网络进行训练形成预训练网络;

[0036] 将步骤2得到的网络训练样本集 $(X, Y)$ 分为两个部分 $(X_1, Y_1)$ 和 $(X_2, Y_2)$ ;

[0037] 利用步骤2的网络训练样本集的第1部分 $(X_1, Y_1)$ ,以形成的预训练网络为基础,对CNN网络和RNN网络进行训练,训练得到CNN网络和RNN网络的 $f(\text{CNN})$ 模型和 $f(\text{RNN})$ 模型;

[0038] 利用第2部分训练样本集 $(X_2, Y_2)$ 的输入,利用训练得到CNN网络和RNN网络,分别预测CNN网络和RNN网络的输出;

[0039] 将 $X_2$ 输入 $f(\text{RNN})$ 得到 $Y_2'$ ,将 $X_2$ 输入 $f(\text{CNN})$ 得到 $Y_2''$ , $Y_2'$ 和 $Y_2''$ 作为输出。

[0040] 将RNN和CNN两个网络的输出数据 $Y_2'$ 和 $Y_2''$ 进行转化拼接,形成第2层全连接神经网络(FCN)的输入 $X(Y_2', Y_2'')$ ,利用 $(X(Y_2', Y_2''), Y_2)$ 训练第2层次全连接神经网络模型,形成组合模型可信度智能评估网络。

[0041] 步骤5:

[0042] 以体系对抗仿真应用场景为输入,获取组合模型在该场景下的仿真输出数据,并与复杂仿真系统的设计数据作差,得到关键特征点的“探测距离、探测精度、平均速度、制导精度”等偏差数据;以偏差数据为组合模型可信度智能评估网络的输入,直接得出组合模型的可信度及其置信度。

[0043] 本发明保护范围不仅局限于实施例,实施例用于解释本发明,凡与本发明在相同原理和构思条件下的变更或修改均在本发明公开的保护范围之内。

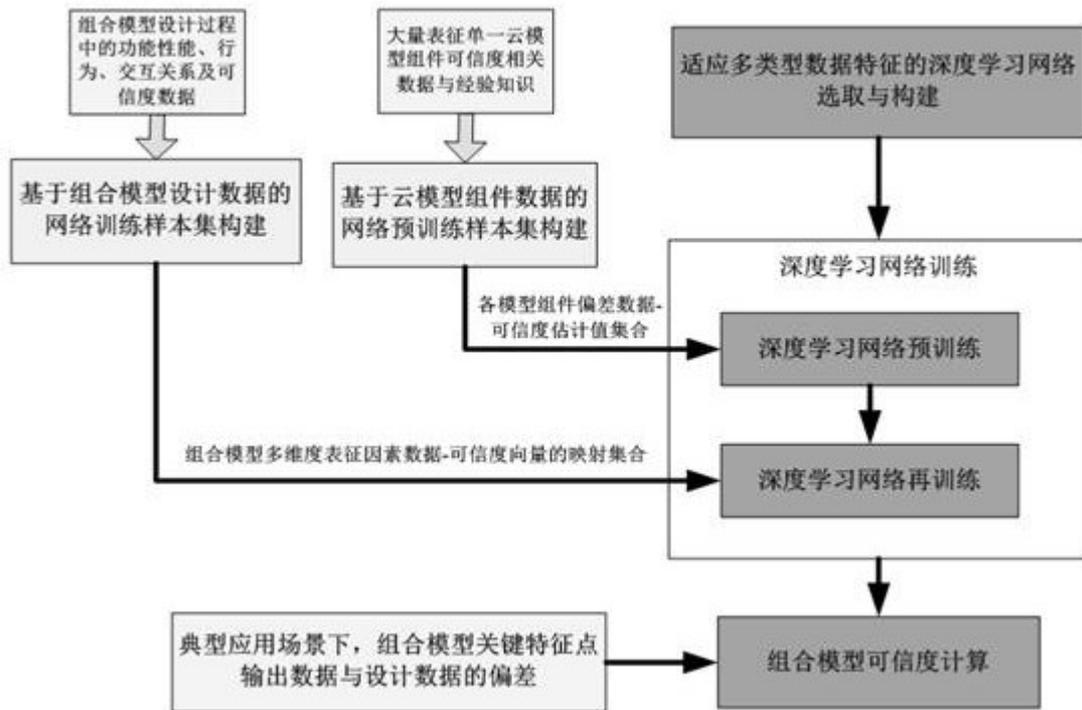


图1

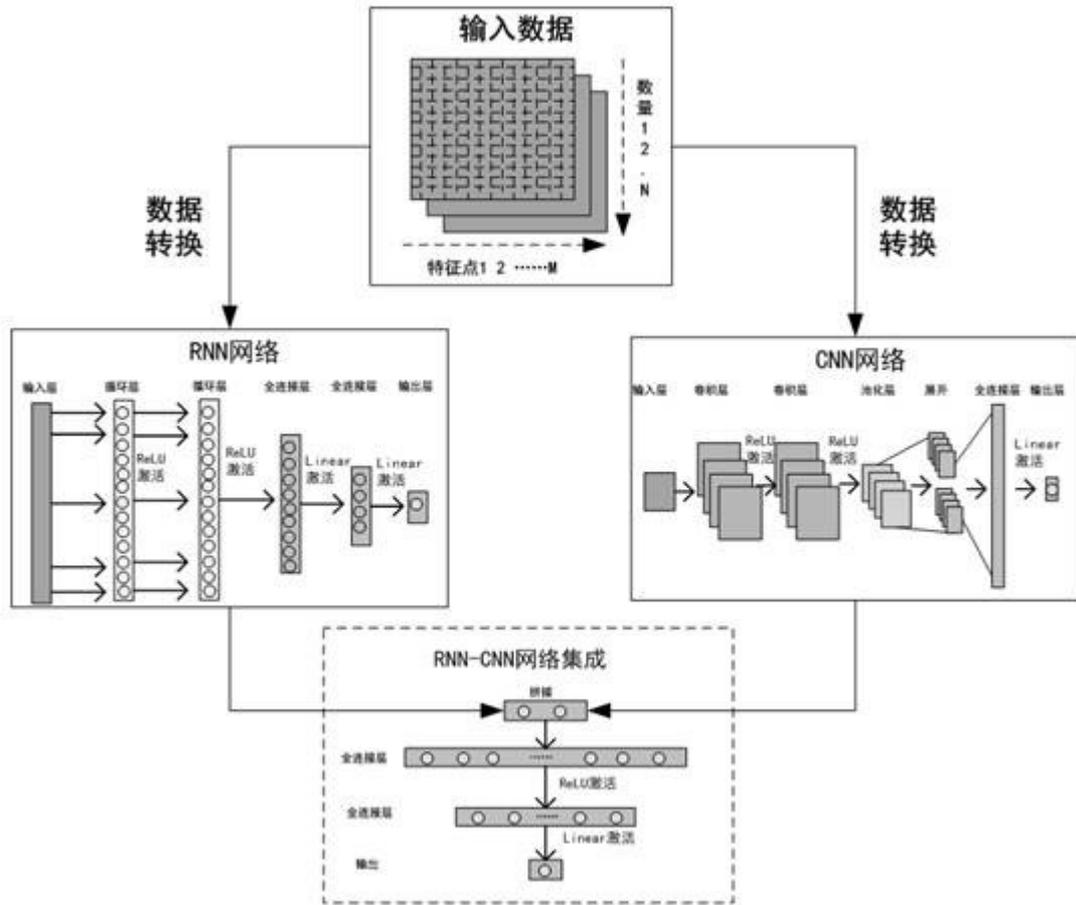


图2