

无线网络信号传输建模：一种区间二型模糊集成深度学习的方法

赵亮, 谢志峰, 张坤鹏, 郑玉卿, 付园坤

(河南工业大学电气工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要: 针对常用的信号传输模型存在使用场景单一、预测精度不佳的问题, 提出一种适用于多场景的数据驱动无线网络信号传输模型。首先根据先验知识从预处理后的数据构造初始特征, 接着进行特征选择, 以得到输入特征集合。然后分析建模需求, 选择深度置信网络 (DBN)、残差网络 (ResNet) 和堆叠自编码器 (SAE) 作为区间二型模糊规则的后件 (个体深度学习器), 经过区间二型模糊推理进行集成。最后采用 5G 网络信号传输实测数据, 并进行实验验证。结果表明, 3 种个体深度学习器在测试集上的表现均优于 Cost231-Hata 模型和反向传播神经网络 (BPNN) 模型, 其中 ResNet 的准确度高于 DBN 和 SAE 模型。区间二型模糊集成深度学习模型的性能与其个体深度学习器的性能以及模糊规则数目呈正相关, 同时异质集成在测试集上的表现优于同质集成。

关键词: 信号传输模型; 特征工程; 区间二型模糊推理; 集成学习; 深度学习

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202043

Modeling signal propagation in wireless network: an interval type-2 fuzzy ensemble deep learning approach

ZHAO Liang, XIE Zhifeng, ZHANG Kunpeng, ZHENG Yuqing, FU Yuankun

College of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China

Abstract: There exist some problems in the commonly used signal propagation models, such as single usage scenario and poor prediction accuracy. A data-driven wireless signal propagation model suitable for multiple scenarios was proposed. Firstly, the initial features were constructed from the preprocessed data according to the prior knowledge, and then the input feature set was obtained by using feature selection technique. Then analyzing the modeling requirements, selecting the deep belief network (DBN), residual network (ResNet) and stacked auto encoder (SAE) as the consequents (individual learners) of the interval type-2 fuzzy rules, and leveraged interval type-2 fuzzy inference to ensemble them. Finally, the actual measurement data of 5G signal propagation was applied for experimental verification. The results demonstrate that the performance of the three individual learners for the test set is better than those of the Cost231-Hata and back propagation neural network (BPNN), as well as the accuracy of ResNet is higher than those of DBN and SAE. Moreover, the performance of the interval type-2 fuzzy ensemble deep learning model is positively correlated with those of its individual learners and the number of fuzzy rules. Meanwhile, the heterogeneous ensemble is superior to the homogeneous counterpart for the test set.

Key words: signal propagation model, feature engineering, interval type-2 fuzzy inference, ensemble learning, deep learning

收稿日期: 2020-11-16; 修回日期: 2020-11-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61105079, No.61473114, No.62002101); 河南省自然科学基金资助项目 (No.162300410059); 河南工业大学省属高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No. 2018RCJH16); 河南工业大学高层次人才科研基金资助项目 (No. 2019BS044)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No. 61105079, No.61473114, No.62002101), The Natural Science Foundation of Henan Province of China (No.162300410059), Fundamental Research Funds for the Henan Provincial Colleges and Universities in Henan University of Technology (No.2018RCJH16), High-level Talent Research Fund of Henan University of Technology (No. 2019BS044)

1 引言

在精确部署无线通信网络的过程中,高效的网络估算具有重要意义^[1-2]。而无线网络信号传输模型通过对目标通信覆盖区域内无线电波的传输特性进行预测(如传输过程中的路径损失或接收端平均信号功率等)达到估算小区覆盖范围、小区间网络干扰以及通信速率等指标的目的。在实际环境中,无线电波传输机制较为复杂,传输路径可能会受到山体、平原、海洋、建筑物等环境的影响,这导致电磁波不再以单一的方式和路径传输,而是会产生复杂的透射、绕射、反射、折射等^[3],因此建立一个准确的无线网络信号传输模型是一项具有挑战性的任务^[4]。

按照研究方法进行划分,传统的无线网络信号传输模型可以分为统计模型、理论模型以及改进的统计模型。统计模型通过对某一区域进行实际测量,从测量数据中获取固定的拟合公式,并运用到实际信道传输环境中。典型的统计模型有 Cost231-Hata^[5]、Okumura-Hata^[6]等。统计模型参数相对较少、形式简洁,但其参数是从特定场景中提取出来的,其预测准确度受使用场景影响较大。理论模型是利用传输环境的具体地貌信息,根据电磁波或光学传输理论,考虑电磁波在空间的反射、绕射、折射等分析构建的无线网络信号传输模型。具有代表性的理论模型有 Volcano^[7]、时域有限差分模型^[8]等。这类模型提取信道环境中的地理特征,建筑类型、位置以及材料特性等详细信息,而不依赖于大量的实际测量数据,这决定了这类模型主要适用于室内等范围较小的无线网络信号传输建模。改进的统计模型融合统计模型与理论模型的优点,在拟合公式中引入更多场景参数,典型的改进的统计模型有标准传输模型^[9]等。这类模型能够较好地符合实际场景,但同时受环境影响较大,对于不同环境需要重新获取实测数据,提取相应环境参数,给实际应用带来极大不便。

机器学习技术的兴起为无线网络信号传输建模提供了一种新的途径。机器学习是一类以数据样本为分析对象的计算机算法程序,已经在自然语言处理、图像分类、机器视觉等方面得到广泛应用。根据训练集是否拥有标注信息,可大致将机器学习划分为监督学习和无监督学习。无线网络信号传输模型的构建本质上是监督学习中的回归问题^[10],因

此可以使用相应算法^[11]解决。Popescu I 等人^[12]采用多层感知机和广义径向基神经网络对室外环境的无线传输路径损耗进行预测,在理论模型和神经网络相结合的基础上,提出一种误差修正模型。实验结果表明,与传统模型相比,提出的模型能够容易地适应某些特定环境和复杂的传输条件,具有良好的预测精度,但是该模型需要大量先验知识对数据样本进行处理。Zhao X N 等人^[13]提出基于支持向量机的飞机客舱环境下的无线传输路径损失预测建模方法。利用舱内测量点的路径损耗数据进行训练,用于预测未测量点的路径损耗值。Zineb A B 等人^[14]考虑室内信号累计穿透损耗与穿透地板层数和墙数之间的非线性关系,提出一种新的人工神经网络模型,该模型适用于大尺度衰减的室内路径损耗预测。实验结果表明,提出的模型具有更高的相关系数。近年来,深度学习在大数据建模方面表现出比传统机器学习更加优良的性能,因此,采用深度学习构建无线网络信号传输模型成为研究的热点。Herath J D 等人^[15]提出基于编解码器序列到序列(sequence-to-sequence)的深度学习模型,并考虑分别使用长短期记忆网络和门控循环单元作为其基本单元结构,预测未来无线信号强度的变化。实验结果表明,在不同的网络配置下,相较于自回归模型和线性回归模型,提出的深度学习模型性能更加优越。Sotiroudis S P 等人^[16]通过将表格数据信息转化为地图信息,采用深度卷积神经网络进行图像处理,成功实现城市环境中的无线网络信号传输建模和路径损耗预测。作者同时构建了多层感知机模型,从数据驱动和图像驱动两方面进行比较评估。实验结果表明,一个合适的图像可以代替表格数据向量产生可靠的预测。然而,因为用于构建地图信息的表格数据的选择较为苛刻,该方法难以适用于其他环境中的无线网络信号传输建模。Thrane J 等人^[17]对卫星图像使用深度卷积神经网络实现精准路径损耗预测,与射线追踪模型^[18]和统计模型等传统建模方法相比,该方法拥有更准确的预测性能和更好的模型泛化能力。此外,Thrane J 等人还通过一个简单的路径损耗模型辅助卷积神经网络学习,提高预测性能。但是,该模型的超参数调整没有较为合适的解决方案。上述几种模型在场景普适性方面具有较大的局限性,只能适用于单一场景的无线网络信号传输建模。目前,能够很好地适用于多种场景的无线网络信号传输模型极少。

本文基于数据驱动的思想构建适用于多种场景的无线网络信号传输模型，采用区间二型模糊推理对规则后件个体深度学习器进行集成，在获得更高预测精度的同时提高无线网络信号传输模型的鲁棒性。此外，将本文提出的模型与 Cost231-Hata 模型和反向传播神经网络（back propagation neural network, BPNN）模型进行对比分析，验证个体深度学习器的性能。最后重点研究集成模型与个体深度学习器之间的关系、同质集成与异质集成方式的差异以及规则数目对集成模型的影响。

2 数据处理

2.1 特征构建

无线网络信号传输模型的原始数据包括工程参数数据和地图数据两部分。其中，工程参数数据记录了某小区内站点的工程参数信息，包括小区标识、小区基站坐标、发射机相对于地面的高度、发射机水平方向角、发射机发射功率等信息。地图数据记录了地形地貌等信息，包括小区基站的海拔高度、小区基站的建筑物高度、接收端的位置坐标、接收端的海拔高度与建筑物高度、小区基站和接收端的地物类型索引信息等。其中，地物类型包含海洋、城郊开阔区域、城区多层建筑、农村等 20 类不同的地物类型，对它们从 1 到 20 进行编号。模型的输出为接收端的平均功率。

在城市场景中，Cost231-Hata 经验模型中的传输路径损耗 PL（单位为 dB）如下：

$$PL = 46.3 + 33.9 \log_{10} f - 13.82 \log_{10} h_b - \alpha + (44.9 - 6.55 \log_{10} h_{ue}) \log_{10} d + C_m \quad (1)$$

其中， f 为载波频率（单位为 MHz）、 h_b 为基站天线有效高度（单位为 m）、 h_{ue} 为用户天线的有效高度（单位为 m）、 α 为用户天线高度校正项（单位为 dB）、 d 为链路距离（单位为 km）、 C_m 为场景纠正常数（单位为 dB）。

参考信号接收功率（reference signal received power, RSRP）与 PL 的关系如下：

$$RSRP = P_t - PL \quad (2)$$

其中， P_t 是小区发射机的发射功率（单位为 dBm），RSRP 表示 LTE 蜂窝网络的接收功率水平，采用平均值进行测量，为了使描述更加直观，文中其他处使用接收端信号平均功率表示。同样地，RSRP 也是本文研究使用的数据标签。

综合考察式（1）、式（2）以及相关先验知识，本文构建的新特征见表 1。

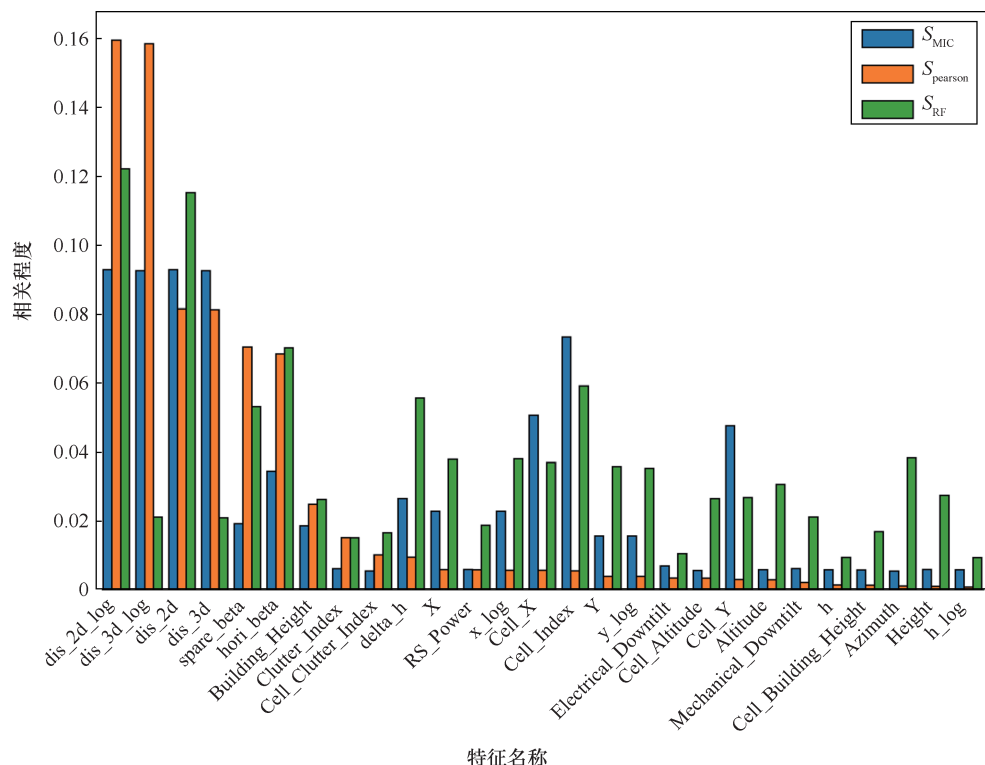
表 1 本文构建的新特征

特征名称	特征含义
dis_2d	信号接收端与信号发射端之间的二维距离
dis_2d_log	信号接收端与信号发射端之间二维距离的对数形式
dis_3d	信号接收端与信号发射端之间的三维距离
dis_3d_log	信号接收端与信号发射端之间三维距离的对数形式
h	基站发射机的有效高度
h_log	基站发射机有效高度的对数形式
hori_beta	信号接收端和信号发射端的连线与发射机信号发射方向之间的二维夹角
spare_beta	信号接收端和信号发射端的连线与发射机信号发射方向之间的三维夹角

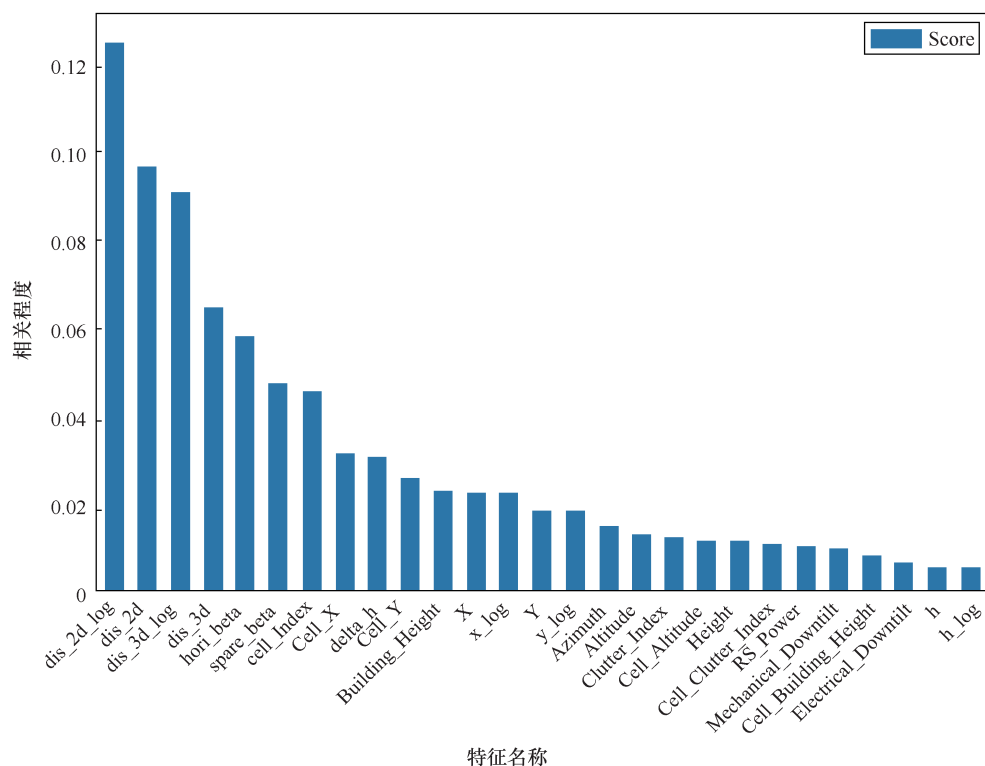
2.2 特征选择

在无线网络信号传输建模过程中，输入特征的选择起着重要作用^[19-20]，剔除非本质的输入特征向量既有利于降低模型复杂度、提高训练效率，又能够改善模型泛化能力、增强预测鲁棒性。现有的特征选择方法一般分为 3 类：过滤式、包裹式和嵌入式。通常包裹式和嵌入式方法可以得到比过滤式方法更好的结果，但是，过滤式方法的计算效率更高。本文采用 3 种不同系数（即皮尔逊相关系数 S_{Pearson} 、最大互信息系数 S_{MIC} 、随机森林 S_{RF} ）对构建的初始特征（包含原始特征和表 1 中新构建的特征）进行选择，得到各个特征与输出标签的相关程度，如图 1 所示。其中，除表 1 中构造的新特征外，其余特征名称的含义如下。

- Building_Height: 信号接收端的建筑物高度（单位为 m）。
- Clutter_Index: 信号接收端的地物特征索引（包括海洋、湿地、城区多层建筑等 20 个不同的地物类型，用 1, 2, ..., 20 代替，下同）。
- Cell_Index: 小区的数字标识（用以区分不同小区的一串数字）。
- Cell_Clutter_Index: 信号发射端的地物特征索引。
- delta_h: 信号接收端与上方发射机发出的信号线之间的相对高度（单位为 m）。
- X: 信号接收端的横坐标。
- RS_Power: 信号发射端发射机的发射功率（单位为 dBm）。
- x_log: X 的对数形式。



(a) 3种不同标准下, 各个特征与输出标签之间的相关程度



(b) 各个特征与输出标签之间的综合相关程度

图1 特征与输出标准的相关程度

- Cell_X: 信号发射端的横坐标。
- Y: 信号接收端的纵坐标。
- y_log: Y 的对数形式。
- Electrical_Downtilt: 信号发射端发射机的垂直电子下倾角 (单位为 Deg)。
- Cell_Altitude: 信号发射端的海拔高度 (单

位为 m)。

- Cell_Y: 信号发射端的纵坐标。
- Altitude: 信号接收端的海拔高度(单位为 m);
- Mechanical_Downtilt: 信号发射端发射机的垂直机械下倾角 (单位: Deg)。
- Cell_Building_Height: 信号发射端的建筑物高度 (单位为 m)。
- Azimuth: 信号发射端发射机的水平方向角 (单位为 Deg)。
- Height: 信号发射端发射机相对地面的高度 (单位为 m)。

然后对以上 3 种特征选择结果进行加权求和, 得到最后分数, 即:

$$\text{Score} = w_1 \cdot S_{\text{Pearson}} + w_2 \cdot S_{\text{MIC}} + w_3 \cdot S_{\text{RF}} \quad (3)$$

其中, w_1 、 w_2 、 w_3 分别表示 S_{Pearson} 、 S_{MIC} 、 S_{RF} 所占权重, 这里采用相等权重求和, 最后综合评估特征与输出标签之间的相关程度, 如图 1 (b) 所示。通过观察发现, 初始特征中角度信息和距离信息与输出标签的相关性最大。为进一步验证以上结论的正确性, 随机选取两个小区无线网络信号接收强度数据进行可视化, 研究信号接收端位置信息的接收端信号平均功率之间的关系, 如图 2 所示, 其中, 黑色箭头的方向为发射机方位角的方向。

由图 2 可知, 在距离发射机相同远近的情况下, 信号接收端平均功率与角度特征 (信号接收端和信号发射端的连线与发射机信号发射方向之间的二维夹角、信号接收端和信号发射端的连线与发射机信号发射方向之间的三维夹角) 大致呈负相关。同理, 沿着发射机信号发射方向的接收端信号平均功率与发射机距离呈负相关。由于电磁波在传输过程中遇到障碍物会发生能量衰减现象, 所以对基站 (发射

端) 和信号接收端的地物特征进行合理分类就显得十分重要。不同地物特征之间具有均一性, 需要对 20 种地物特征进行独热编码。同时, 考虑到输入特征之间量纲不统一的问题, 对每个特征和输出标签分别按照式 (4) 进行归一化:

$$\bar{F}_i = \frac{F_i - F_i^{\min}}{F_i^{\max} - F_i^{\min}} \quad (4)$$

其中, F_i 表示第 i 个输入特征向量, $i=1, \dots, n$ 。 $F_i^{\min}$ 和 $F_i^{\max}$ 分别表示数据集中第 i 个特征的最小值和最大值, $\bar{F}_i$ 表示归一化后的特征向量。

3 区间二型模糊集成深度学习方法

无线网络信号传输建模是典型的监督回归问题, 本文提出一种新颖的集成学习算法, 从不同场景采集的 5G 信号传输数据获取一个复杂的拟合函数。整个区间二型模糊集成 (interval type-2 fuzzy ensemble, ITFE) 算法流程如图 3 所示, 包括两个主要部分: 个体深度学习器的构建和区间二型模糊集成器的确定。

3.1 个体深度学习器

自 20 世纪中叶神经网络被提出以来, 采用监督学习训练神经网络并建立复杂系统的高精度模型一直是研究的热点问题。由于早期神经网络算法和计算工具的局限, 浅层神经网络是建模的主要手段。但由于浅层神经网络难以表达更加复杂的函数映射关系, 使其在很多问题中的应用效果不甚理想。近年来, 随着新训练手段的出现, 深度学习 (深层神经网络) 受到极大关注。本文通过分析建模问题的本质特征, 并结合数据集的属性, 选择深度置信网络 (deep belief network, DBN)、残差网络 (residual network, ResNet)、堆叠自编码器 (stacked

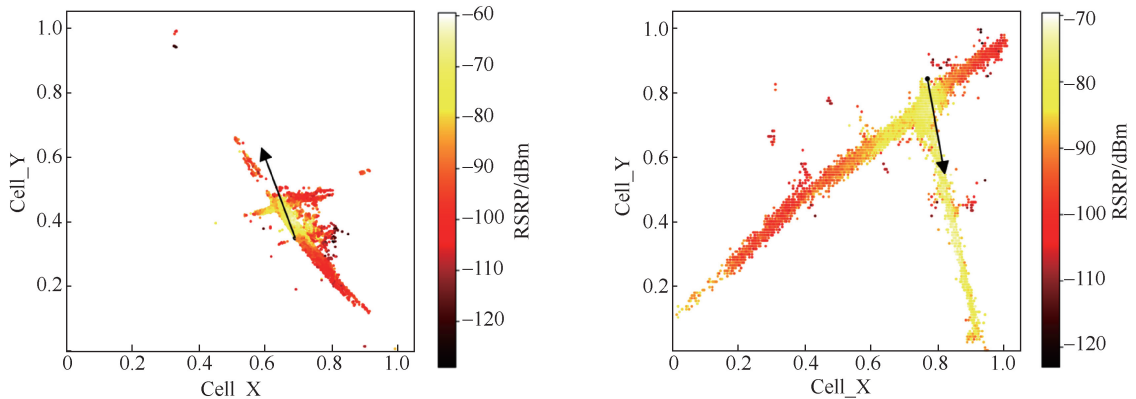


图2 小区不同位置处平均接收功率的分布

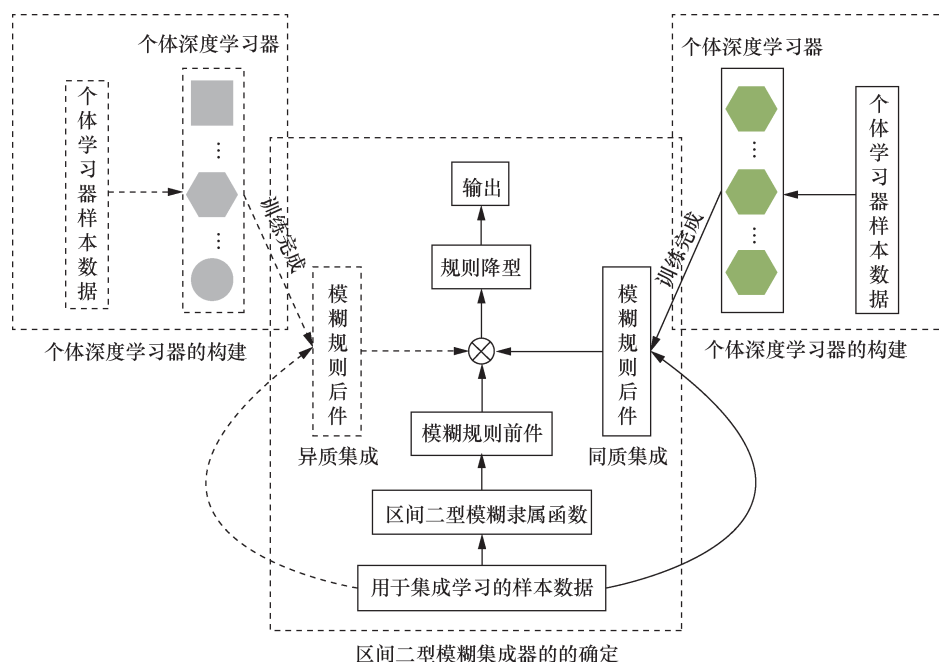


图3 区间二型模糊集成算法流程

autoncoder, SAE)作为集成模型的个体深度学习器。

DBN 的组成元件是受限玻尔兹曼机 (restricted Boltzmann machine, RBM), 每一个 RBM 均由两层神经元构成: 一层是显层, 另一层是隐层。将上一个 RBM 的隐层作为下一个 RBM 的显层, 在最后一层之后加上全连接层作为回归层。在 DBN 的训练过程中, 首先进行基于 RBM 的无监督预训练, 采用对比散度 (contrastive divergence, CD) 算法进行权值初始化 (Hinton G E^[21]指出 $k=1$ 时有不错的效果), 然后采用批梯度下降法对参数进行微调。

ResNet 的提出是为了克服随着神经网络深度持续增加, 网络性能接近饱和甚至下降的难题。针对这种“退化现象”, He K M 等人^[22]提出“快捷连接”, 解决了由于梯度消失引起的网络参数调整失效问题, 使得更深层神经网络的训练和应用成为可能。本文对“快捷连接”做了部分改进, 如图 4 所示, 每个残差块采用层间神经元节点全连接方式, 由于样本特征维度是 48, 故采用全连接方式兼顾信息完整性和算法复杂性。

SAE 的基本组件是自编码器, 如图 5 所示, 包括编码和解码部分。在训练过程中, 首先对每个自编码器逐个进行预训练, 将每个自编码器的解码输出作为下一个自编码器的编码输入, 然后在最后一个自编码器之后加上全连接层作为回归层, 构成用于建模的 SAE。其中自编码器预训练和整体模型参数优化均采用批梯度下降法。

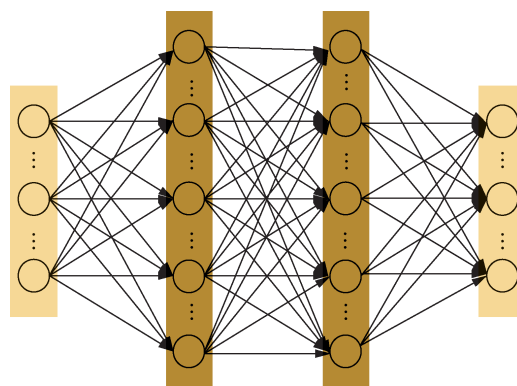


图4 残差块层间连接

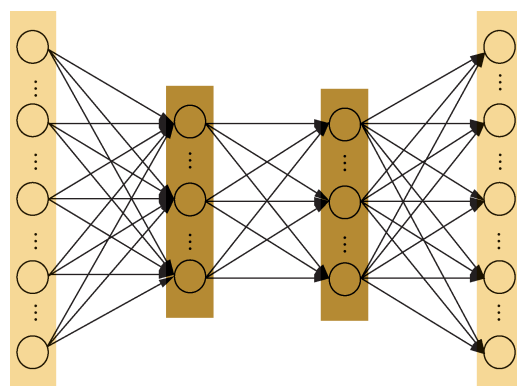


图5 自编码器

3.2 区间二型模糊集成器

1965 年 Zadeh 提出一型模糊集合的概念, 但是由于它的隶属值是属于 $[0,1]$ 的精确值, 描述不确定信息的能力有限。相较于一型模糊集合, 近来提出的二型模糊集合^[23-24]能够更好地处理非平稳噪声

问题，但计算复杂度较大，因此它的特例区间二型模糊集合^[25]被进一步研究，并得到广泛应用。将区间二型模糊集合作为规则前件或后件的推理系统被称为区间二型模糊推理系统，如图6所示。它的计算过程如下：首先将清晰输入通过模糊化得到区间二型模糊集合；然后根据区间二型模糊 IF-THEN 规则进行模糊推理，得到输出区间二型模糊集合，接着通过降型操作将其转化为一型模糊集合；最后经过解模糊得到清晰输出。为方便规则前件的参数优化，本文采用单值模糊化、高斯型隶属函数作为规则前件、非归一化区间二型模糊推理的方式，并对后件个体深度学习器进行集成，从而降低噪声干扰，提高信号传输模型泛化性能。

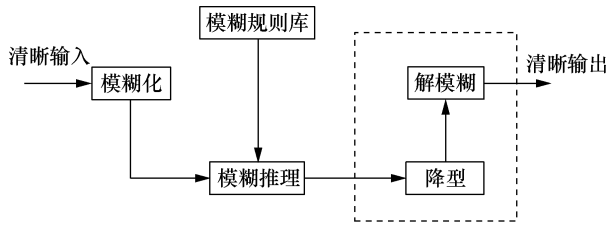


图6 区间二型模糊推理系统

在集成学习中，个体深度学习器的准确性和多样性本身存在冲突，一般地，准确性很高之后，多样性就很难保证。集成学习算法的核心便是研究如何产生并结合多个“好而不同”的个体深度学习器^[26-27]。集成学习中个体深度学习器之间的组合策略常用的有平均法、投票法和学习法等，其中，Stacking^[28-29]是学习法的典型代表。本文考虑到区间二型模糊推理系统具有易解释性和更强的处理不确定因素的能力^[30-32]，使用其对个体深度学习器进行集成。整个集成过程如下。

采用 k -means 聚类算法对区间二型模糊规则前件参数进行初始化，则前件上界高斯隶属函数、前件下界高斯隶属函数可表示为：

$$\bar{\mu}_{ij}(\mathbf{F}_i) = \exp\left(-\frac{(\mathbf{F}_i - c_{ij})^2}{2\bar{\sigma}_j^2}\right) \quad (5)$$

$$\underline{\mu}_{ij}(\mathbf{F}_i) = \exp\left(-\frac{(\mathbf{F}_i - c_{ij})^2}{2\underline{\sigma}_j^2}\right) \quad (6)$$

其中， $0 < \underline{\sigma}_j < \bar{\sigma}_j$ ， $c_{ij} \in \mathbf{R}$ ， c_{ij} 是前件隶属函数的中心， $\underline{\sigma}_j$ 、 $\bar{\sigma}_j$ 是上下界隶属函数的均方差， $\mathbf{F}_i$ 是第 i 维输入特征向量。由此计算得到模糊规则激活

力的上界和下界：

$$\bar{f}_j(\mathbf{F}) = \prod_{i=1}^n \bar{\mu}_{ij}(\mathbf{F}_i) \quad (7)$$

$$\underline{f}_j(\mathbf{F}) = \prod_{i=1}^n \underline{\mu}_{ij}(\mathbf{F}_i) \quad (8)$$

其中， $j \in [1, M]$ ， M 是规则数， n 是样本特征维数。

将特征向量 $\mathbf{F}$ 输入第 j 条模糊规则后件（个体深度学习器），计算得到输出 $\mathbf{IO}_j(\mathbf{F})$ 。将式（7）和式（8）得到的模糊规则激活力上界和下界分别与模糊后件输出 $\mathbf{IO}_j(\mathbf{F})$ 进行加权求和，即：

$$\bar{y} = \sum_{j=1}^M \bar{f}_j(\mathbf{F}) \mathbf{IO}_j(\mathbf{F}) \quad (9)$$

$$\underline{y} = \sum_{j=1}^M \underline{f}_j(\mathbf{F}) \mathbf{IO}_j(\mathbf{F}) \quad (10)$$

区间二型模糊集成输出为：

$$y = \frac{1}{2}(\bar{y} + \underline{y}) \quad (11)$$

根据式（5）～式（11）可得：

$$y = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M \left(\prod_{i=1}^n \bar{\mu}_{ij}(\mathbf{F}_i) \mathbf{IO}_j(\mathbf{F}) + \prod_{i=1}^n \underline{\mu}_{ij}(\mathbf{F}_i) \mathbf{IO}_j(\mathbf{F}) \right) \quad (12)$$

用矩阵表示为：

$$\mathbf{Y} = \frac{1}{2}(\overline{\mathbf{FS}} + \underline{\mathbf{FS}}) \mathbf{IO} \quad (13)$$

其中， $\overline{\mathbf{FS}}$ 和 $\underline{\mathbf{FS}}$ 表示上下界激活力矩阵， $\mathbf{IO}$ 表示后件参数矩阵。区间二型模糊集成深度学习训练过程如下。

输入：个体深度学习器训练数据集 D_t ，集成学习器训练数据集 D_s ，测试集 D_l

输出：学习到的区间二型模糊集成深度学习模型

步骤 1：训练个体深度学习器

- （1）初始化所有参数；
- （2）采用批梯度下降法训练 DBN 模型；
- （3）采用批梯度下降法训练 ResNet 模型；
- （4）采用批梯度下降法训练 SAE 模型；
- （5）循环（1）～（4），直到引入早停机制，

当测试集的均方根误差（root mean squared error, RMSE）不再降低时，训练停止，得到多个训练好的个体深度学习器。

步骤 2：训练集成学习器

(6) 调整集成方式;

(7) 采用 k -means 聚类得到前件参数, 包括: 前件隶属函数中心 c_{ij} , 上下隶属函数均方差 $\bar{\sigma}_j$ 和 σ_j , $i \in [1, n]$, $j \in [1, M]$;

(8) 将集成学习器训练数据集 D_s 输入步骤一训练好的个体深度学习器中, 得到后件参数;

(9) 采用批梯度下降法训练集成学习器;

(10) 循环 (6) ~ (9), 直到引入早停机制, 当测试集的 RMSE 不再降低时, 训练停止。

集成模型的后件是训练好的个体深度学习器 (DBN、ResNet 或 SAE), 不在集成优化过程中对其结构和参数进行调整, 前件参数采用批梯度下降法调整。根据参与集成的个体深度学习器的网络类型, 可以采用同质或异质集成方式得到模糊规则后件。

4 实验验证

本文采用的实测 5G 无线网络信号样本数据包含 4 000 个文件, 每个文件代表一个小区内的数据, 且每个文件内的样本数量不等。在数据处理阶段, 首先考虑到存在缺失特征的数据样本占全部样本的比例很小, 故直接删除; 然后对每个小区内距离基站较远的样本执行删除操作, 减少异常样本对模型准确度的影响; 最后将所有小区内的样本混合成一个文件, 共有 11 809 205 个样本。在特征选择阶段, 设置阈值 $\varepsilon = 0.01$, 对于综合特征系数, 删除小于阈值的特征以提高模型的泛化能力, 特征选择之后样本的数据特征共有 48 个。在特征数据划分阶段, 首先将数据集划分为训练集和测试集, 其中测试集共有 2 361 841 个样本; 然后将训练集划分为用于个体深度学习器训练的数据集和用于集成学习器训练的数据集, 其中个体深度学习器数据集共有 7 557 892 个样本, 集成学习器数据集共有 1 889 472 个样本。在实验验证阶段, 程序运行在 64 位 Windows10 操作系统下的 PyTorch1.3.1 上, 使用的台式机配置为内存 32 GB、CPU Intel i7-9700K 以及显卡 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti, 使用以下 4 种评价标准评价标签值与实际输出值之间的差异分别为平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE)、最大误差 (MaxPE)、RMSE:

$$MAE = \frac{1}{N_t} \sum_{k=1}^{N_t} |y(k) - y_o(k)| \quad (14)$$

$$MAPE = \frac{1}{N_t} \sum_{k=1}^{N_t} \left| \frac{y(k) - y_o(k)}{y(k)} \right| \quad (15)$$

$$\text{MaxPE} = \max_{1 \leq k \leq N_t} |y(k) - y_o(k)| \quad (16)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N_t} \sum_{k=1}^{N_t} (y(k) - y_o(k))^2} \quad (17)$$

其中, $y(k)$ 表示信号接收端的标签值, $y_o(k)$ 表示信号接收端的实际输出值, N_t 表示测试数据数目。

(1) 实验一: 个体深度学习器性能验证

各模型参数如下: Cost231-Hata 模型中的场景纠正常数 C_m 为 1.5 dB, 用户天线高度纠正项 α 为 1.3 m。BPNN 模型中设置 3 个隐层, 采用 Sigmoid 激活函数, 学习率为 10^{-4} 。DBN 模型中设置隐层数目 10 个, 即有 10 个 RBM。在预训练阶段, 每个 RBM 的学习率均为 10^{-4} ; 在微调阶段, 每个 RBM 的学习率为 10^{-6} 。ResNet 模型中设置残差块数目 50 个, 使用 ReLU 激活函数, 学习率为 10^{-4} , 隐层神经元节点数目为 150 个, 神经元丢失率 (dropout) 为 0.5。SAE 模型中设置 30 个自编码器, 每个自编码器的中间层有 120 个神经元节点, 采用 Sigmoid 激活函数, 学习率为 10^{-4} 。在 ResNet、DBN 和 SAE 模型中加入早停机制以减小过拟合, 每批次样本 512 个。

表 2 采用 4 种评价标准对 Cost231-Hata、BPNN、ResNet、SAE、DBN 模型进行比较, 结果发现, 个体深度学习器 (ResNet、SAE、DBN 模型) 的测试效果优于 Cost231-Hata 模型以及 BPNN 模型, 在 RMSE 评价标准上, ResNet 低于 Cost231-Hata 模型 65.224%、低于 BPNN 模型 28.128%。而且 3 种个体深度学习器中, ResNet 在测试集上准确度最高, 在 RMSE 评价标准上低于 SAE 模型 3.959%, 低于 DBN 模型 3.497%; 在 MaxPE 评价标准上, SAE 模型表现最优, 低于 ResNet 模型 0.656 dBm, 低于 DBN 模型 4.123 dBm。

表 2 个体深度学习器与 BPNN、Cost231-Hata 模型对比结果

模型	MaxPE/dBm	MAE/dBm	MAPE	RMSE/dBm
Cost231-Hata	118.799	19.289	21.655%	25.952
BPNN	52.028	10.263	12.097%	12.557
ResNet	43.545	7.112	7.946%	9.025
SAE	42.889	7.445	8.303%	9.397
DBN	47.012	7.419	8.413%	9.352

(2) 实验二: 区间二型模糊集成方法性能验证

训练参数如下: 在 k -means 聚类算法中, 聚类数目等于规则数目, 聚类中心是高斯隶属函数的中心 c_j , 均方差 σ_j 是聚类 j 中的数据样本到聚类中心的距离的平均值, 由此可得 $\bar{\sigma}_j = \frac{\sigma_j}{\lambda_j}$ 和 $\underline{\sigma}_j = \sigma_j \times \lambda_j$,

$j \in [1, M]$, 其中 M 是规则数, 随机参数 λ_j 服从 $(0, 1)$ 的均匀分布。在集成模型中, 设置学习率为 10^{-3} , 加入早停机制以减小过拟合, 每批次样本 512 个。

首先, 本实验对 3 种个体深度学习器在不同规则数目下做同质集成, 见表 3。表中模型命名的结尾数字表示其规则数目, 例如: IT2_ResNet4 表示采用 4 个 ResNet 模型进行同质集成。分析表格数据发现, 模型在测试集上的 RMSE 与个体深度学习器在测试集上的 RMSE 呈正相关, 当规则数目为 3 时, ResNet 集成在测试集上的 RMSE 较 DBN 集成降低 5.073%、较 SAE 集成降低 6.487%, 且增加规则数目能够提高模型性能。

表 3 同质集成之间的比较

模型	MaxPE/dBm	MAE/dBm	MAPE	RMSE/dBm
IT2_ResNet3	42.727	6.923	7.732%	8.794
IT2_ResNet4	43.010	6.907	7.715%	8.772
IT2_ResNet5	43.344	6.904	7.711%	8.770
IT2_DBN3	42.018	7.332	8.213%	9.264
IT2_DBN4	42.545	7.249	8.117%	9.167
IT2_DBN5	45.084	7.127	7.976%	9.034
IT2_SAE3	42.995	7.454	8.357%	9.404
IT2_SAE4	43.096	7.429	8.331%	9.377
IT2_SAE5	41.643	7.387	8.278%	9.324

然后, 本实验对 3 种个体深度学习器在不同规则数目下做异质集成, 见表 4。根据参与集成的个体深度学习器数目对模型进行命名, 例如: IT2_2RS2D 表示采用两个 ResNet、1 个 SAE 和两个 DBN 模型进行异质集成。对同一规则数目下的模型进行对比分析发现, 模型在测试集上的表现与个体深度学习器的准确度呈正相关; 对不同规则数目下的模型进行对比分析发现, 增加规则数目能够改善模型性能。

最后, 进一步对比不同集成方式在测试集上的表现, 如图 7 所示。当规则数目是 3 个和 4 个时, 由于同质集成个体深度学习器 ResNet 在测试集上的准确度高于异质集成个体深度学习器 DBN 和 SAE, 同质集成在测试集上的 RMSE 低于异质集成。

然而当规则数目是 5 个和 6 个时, 异质集成在测试集上的 RMSE 低于同质集成, 原因是同质集成个体深度学习器的多样性较差。

表 4 异质集成之间的比较

模型	MaxPE/dBm	MAE/dBm	MAPE	RMSE/dBm
IT2_RSD	41.628	6.959	7.778%	8.836
IT2_2RSD	41.742	6.909	7.722%	8.775
IT2_R2SD	41.895	6.947	7.753%	8.827
IT2_RS2D	41.910	6.955	7.778%	8.828
IT2_3RSD	42.153	6.883	7.663%	8.758
IT2_2R2SD	41.809	6.906	7.713%	8.775
IT2_2RS2D	42.676	6.891	7.679%	8.763
IT2_R3SD	43.464	6.951	7.767%	8.827
IT2_R2S2D	41.057	6.949	7.763%	8.825

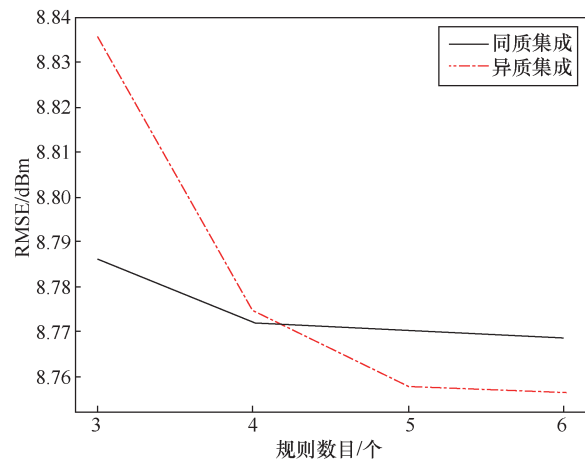


图 7 不同规则数目下同质集成与异质集成在测试集上的表现

(3) 实验三: 分析比较区间二型模糊集成方法与其他集成方法的性能

模糊堆叠集成 (fuzzy stacking ensemble, FSE) 和模糊后件集成 (fuzzy consequent ensemble, FCE) 均使用一型模糊推理对个体深度学习器进行集成。不同的是, FSE 的输入是 FSE 中用于集成的数据集在个体深度学习器上的输出, 采用 k -means 算法对输入数据进行聚类得到前件初始参数, 后件初始参数是服从 $(0, 1)$ 的随机数。FCE 的后件参数是 FCE 中用于集成的数据集在个体深度学习器上的输出, 前件初始参数通过 k -means 聚类算法生成。基本集成 (basic ensemble, BE) 是对个体深度学习器的输出加权求和。本实验中, 待优化参数均采用批梯度下降算法进行调整, 批次大小为 512, 学习率为 10^{-3} 。

本实验针对 FSE、FCE、BE 和 IT2FE 模型在

同质集成和异质集成方式下进行对比, 见表 5。ResNet3 表示采用 3 个 ResNet 模型进行同质集成, RSD 表示采用 ResNet、SAE、DBN 模型进行异质集成。同质集成中 IT2FE 在测试集上的 RMSE 分别低于 FSE、FCE、BE 模型 1.180%、0.633%、1.024% (由于 4 种评价标准的变化具有一致性, 仅以 RMSE 为例)。异质集成中 IT2FE 的 RMSE 分别低于 FSE、FCE、BE 模型 0.886%、0.113%、0.668%, 原因是 IT2FE 模型的可调参数空间更大。

表 5 不同集成算法之间的比较

个体深度学习器	评价标准	集成方法			
		FSE	FCE	BE	IT2FE
ResNet3	MaxPE/dBm	43.344	43.250	43.450	42.727
	MAE/dBm	7.011	6.969	6.999	6.923
	MAPE	7.838%	7.768%	7.820%	7.732%
	RMSE/dBm	8.899	8.850	8.885	8.794
RSD	MaxPE/dBm	42.553	41.596	43.318	41.628
	MAE/dBm	7.025	6.969	7.010	6.959
	MAPE	7.858%	7.792%	7.842%	7.778%
	RMSE/dBm	8.915	8.846	8.895	8.836

5 结束语

本文提出一种适用于多场景的数据驱动无线网络信号传输模型, 实验一验证了个体深度学习器的性能, 其中 ResNet 模型在测试集上的 RMSE 低于 Cost231-Hata 模型 65.224%、低于 BPNN 模型 28.128%。为进一步提高模型性能, 在实验二中引入一种新颖的集成算法, 研究模型精度与集成方式以及规则数目之间的关系。在实验三中, 分析比较 IT2FE 与其他集成方法的性能。实验表明, 集成模型精度与规则数目、个体深度学习器准确度呈正相关, 且异质集成模型准确度高于同质集成模型准确度。另外, 所提出的方法相较于其他集成方法具有更高的精度, 在充分发挥模型准确性的同时也提高了泛化性能。

考虑到样本数据获取成本较高的问题, 下一步工作将会采用平行学习的思想, 借助生成对抗网络产生虚拟样本数据, 将真实样本与虚拟样本输入虚实互动的孪生深度学习网络模型。另外, 根据样本数据地物类型差异, 建立多模态信号传输深度学习网络模型, 提高模型的训练效率和泛化能力。

参考文献:

- [1] SHAFI M, MOLISCH A F, SMITH P J, et al. 5G: a tutorial overview of standards, trials, challenges, deployment, and practice[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(6): 1201-1221.
- [2] RAPPAPORT T S, MACCARTNEY G R, SAMIMI M K, et al. Wide-band millimeter-wave propagation measurements and channel models for future wireless communication system design[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(9): 3029-3056.
- [3] RAPPAPORT T S. Wireless communications: principles and practice[M]. New Jersey: Prentice Hall PTR, 1996.
- [4] ZAPPONE A, DI RENZO M, DEBBAH M. Wireless networks design in the era of deep learning: model-based, AI-based, or both?[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(10): 7331-7376.
- [5] HATA M. Empirical formula for propagation loss in land mobile radio services[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1980, 29(3): 317-325.
- [6] MEDEISIS A, KAJACKAS A. On the use of the universal Okumura-Hata propagation prediction model in rural areas[C]//2000 IEEE 51st Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2000: 1815-1818.
- [7] WERNER-ALLEN G, LORINCZ K, RUIZ M, et al. Deploying a wireless sensor network on an active volcano[J]. IEEE Internet Computing, 2006, 10(2): 18-25.
- [8] DUNCAN C A. Finite difference time domain analysis of fractal antennas used in wireless communications[D]. Miami: Florida International University, 2004.
- [9] POPOOLA S I, ATAYERO A A, FARUK N, et al. Standard propagation model tuning for path loss predictions in built-up environments[C]//International Conference on Computational Science and Its Applications. Cham: Springer, 2017: 363-375.
- [10] SUN Y H, PENG M, ZHOU Y C, et al. Application of machine learning in wireless networks: key techniques and open issues[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(4): 3072-3108.
- [11] ALDOSSARI S M, CHEN K C. Machine learning for wireless communication channel modeling: an overview[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 106(1): 41-70.
- [12] POPESCU I, NIKITPOULOS D, CONSTANTINOU P, et al. ANN prediction models for outdoor environment[C]//2006 IEEE 17th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1-5.
- [13] ZHAO X N, HOU C P, WANG Q. A new SVM-based modeling method of cabin path loss prediction[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2013(2): 718-720.
- [14] ZINEB A B, AYADI M. A multi-wall and multi-frequency indoor path loss prediction model using artificial neural networks[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2016, 41(3): 987-996.
- [15] HERATH J D, SEETHARAM A, RAMESH A. A deep learning model for wireless channel quality prediction[C]//2019 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [16] SOTIROUDIS S P, GOUDOS S K, SIAKAVARA K. Deep learning for radio propagation: using image-driven regression to estimate path loss in urban areas[J]. ICT Express, 2020, 6(3): 160-165.
- [17] THRANE J, ZIBAR D, CHRISTIANSEN H L. Model-aided deep learning method for path loss prediction in mobile communication

- systems at 2.6 GHz[J]. IEEE Access, 2020, 8: 7925-7936.
- [18] YUN Z Q, ISKANDER M F. Ray tracing for radio propagation modeling: principles and applications[J]. IEEE Access, 2015, 3: 1089-1100.
- [19] KHALID S, KHALIL T, NASREEN S. A survey of feature selection and feature extraction techniques in machine learning[C]//2014 Science and Information Conference. Piscataway: IEEE Press, 2014: 372-378.
- [20] CHANDRASHEKAR G, SAHIN F. A survey on feature selection methods[J]. Computers & Electrical Engineering, 2014, 40(1): 16-28.
- [21] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. Science, 2006, 313(5786): 504-507.
- [22] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//The IEEE Conference On Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [23] ZADEH L A. The concept of a linguistic variable and its application on approximate reasoning-I[J]. Information Sciences, 1975, 8(3): 199-249.
- [24] MENDEL J M. Uncertain rule-based fuzzy systems: introduction and new directions (second edition)[M]. Berlin: Springer, 2017: 684.
- [25] 伍冬睿, 曾志刚, 莫红, 等. 区间二型模糊集和模糊系统: 综述与展望[J]. 自动化学报, 2020, 46(8): 1539-1556.
- WU D R, ZENG Z G, MO H, et al. Interval type-2 fuzzy sets and system: overview and outlook[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(8): 1539-1556.
- [26] DONG X B, YU Z W, CAO W M, et al. A survey on ensemble learning[J]. Frontiers of Computer Science, 2020: 1-18.
- [27] KRAWCZYK B, MINKU L L, GAMA J, et al. Ensemble learning for data stream analysis: a survey[J]. Information Fusion, 2017, 37: 132-156.
- [28] BREIMAN L. Stacked regressions[J]. Machine learning, 1996, 24(1): 49-64.
- [29] WOLPERT D H. Stacked generalization[J]. Neural networks, 1992, 5(2): 241-259.
- [30] GARIBALDI JONATHAN M, 陈虹宇, 李小双. 差异与学习: 模糊系统与模糊推理[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(4): 319-326.
- GARIBALDI JONATHAN M, CHEN H Y, LI X S. Variation and learning: fuzzy system and fuzzy inference[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(4): 319-326.
- [31] 陈德旺, 蔡际杰, 黄允许. 面向可解释性人工智能与大数据的模糊系统发展展望[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(4): 327-334.
- CHEN D W, CAI J J, HUANG Y H. Development prospect of fuzzy system oriented to interpretable artificial intelligence and big data[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(4): 327-334.
- [32] 杜宏庆, 陈德旺, 黄允许, 等. 基于改进遗传算法与支持度的模糊系统优化建模方法[J]. 智能科学与技术学报, 2020, 2(2): 179-185.
- DU H Q, CHEN D W, HUANG Y H, et al. A fuzzy system optimization modeling method based on improved genetic algorithm and support degree[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2020, 2(2): 179-185.

[作者简介]



赵亮（1978—），男，博士，河南工业大学电气工程学院副教授，主要研究方向为智能通信、智慧医疗、平行学习等。



谢志峰（1996—），男，河南工业大学电气工程学院硕士生，主要研究方向为深度学习、智能通信等。



张坤鹏（1987—），男，博士，河南工业大学电气工程学院讲师，主要研究方向为智能交通、智能通信等。



郑玉卿（1987—），男，博士，河南工业大学电气工程学院讲师，主要研究方向为智能通信、智能控制。



付园坤（1995—），男，河南工业大学电气工程学院硕士生，主要研究方向为智慧医疗、智能通信等。

Chinese Journal of Intelligent Science and Technology

Vol.2 No.4 (EOV) December 2020

Contents

Review Intelligence

Federated ecology: from federated data to federated intelligence *WANG Fei-Yue, WANG Yanfen, CHEN Yizhu,*

TIAN Yonglin, QI Hongwei, WANG Xiao, ZHANG Weishan, ZHANG Jun, YUAN Yong (305)

Special Issue: Deep Reinforcement Learning

An overview on algorithms and applications of deep reinforcement learning *LIU Zhaoyang, MU Chaoxu, SUN Changyin* (314)

An overview of optimal consensus for data driven multi-agent system based on reinforcement learning

..... *LI Jinna, CHENG Weiran* (327)

Reinforcement learning for green and reliable data center

..... *JIA Qing-Shan, TANG Jingxian, WU Junjie, HU Xiao, LIN Yiting, XIA Heng* (341)

Intelligent heating temperature control system based on deep reinforcement learning *LI Tao, WEI Qinglai* (348)

Depth control of autonomous underwater vehicle using deep reinforcement learning

..... *WANG Rizhong, LI Huiping, CUI Di, XU Demin* (354)

Motion planning for hexapod robot using deep reinforcement learning

..... *FU Huiqiao, TANG Kaiqiang, DENG Guizhou, WANG Xinpeng, CHEN Chunlin* (361)

A DQN-based approach for energy-efficient train driving control

..... *SU Shuai, ZHU Qingyang, WEI Qinglai, TANG Tao, YIN Jiateng* (372)

Dermoscopic image lesion segmentation method based on deep separable convolutional network

..... *CUI Wencheng, ZHANG Pengxia, SHAO Hong* (385)

Output synchronization of heterogeneous multi-agent system: a reinforcement learning approach based on data

..... *LIU Yingying, WANG Zhanshan* (394)

Modeling signal propagation in wireless network: an interval type-2 fuzzy ensemble deep learning approach

..... *ZHAO Liang, XIE Zhifeng, ZHANG Kunpeng, ZHENG Yuqing, FU Yuankun* (401)

智能科学与技术学报

2020年(第2卷)总目次

评论智能

	期	页码
强化学习: 迈向知行合一的智能机制与算法	2	(101)
游戏智能中的 AI——从多角色博弈到平行博弈	3	(205)
联邦生态: 从联邦数据到联邦智能		
.....王飞跃, 王艳芬, 陈慧竹, 田永林, 齐红威, 王 晓, 张卫山, 张 俊, 袁 勇	4	(305)

综述与展望

深度学习在流程工业过程数据建模中的应用	2	(107)
基于多模态影像下的抑郁症大脑异常	2	(116)
智能化金融科技创新监管工具: 理念、平台框架和展望		
.....柴洪峰, 王 帅, 涂晓军, 孙 权, 马小峰, 吴 杰, 才 华, 郑晓龙, 王飞跃	3	(214)
基于无人机的边缘智能计算研究综述	3	(227)

学术论文

电动汽车智能动态无线充电系统的研究现状与展望	1	(1)
车辆再识别技术综述	1	(10)
利用上下文相似度增强词对齐效果的自然语言推理方法	1	(26)
典型智能博弈系统技术分析及指控系统智能化发展展望	1	(36)
基于数据引擎技术的工业互联网平台	1	(43)
基于逆向云算法模型的工业控制系统工艺稳定性建模与攻击防护	1	(53)
基于改进 bin 算法的风电机组风速-功率数据清洗	1	(62)
ToF 相机的有效深度数据提取与校正算法研究	1	(72)
时滞可交换四元数神经网络稳定性分析	1	(80)
基于 ACP 方法的新型冠状病毒肺炎疫情管控措施效果评估		
.....马 亮, 杨 妹, 艾 川, 朱正秋, 陈海亮, 朱蒙娜, 段 伟, 邱晓刚, 吕 欣, 陈 彬	1	(88)
社区疫情排查的智能优化调度方法	2	(126)
基于区块链的传染病监测与预警技术	2	(135)

融合篇章结构位置编码的神经机器翻译	亢晓勉, 宗成庆	2	(144)
基于区块链技术的高速公路收费凭证信息认证方法研究			
.....刘小明, 尚春琳, 张 杰, 陈 洁, 魏向达, 朱桂清	2	(153)	
基于能量函数的智能车辆路径曲率平滑方法研究	师 强, 杨 明	2	(161)
基于混合神经网络的光伏组件输出特性数据驱动建模方法	张国宾, 王新迎	2	(169)
基于改进遗传算法与支持度的模糊系统优化建模方法	杜宏庆, 陈德旺, 黄允许, 朱凤华, 李灵犀	2	(179)
基于差分进化的水泥烧成系统动态优化算法	郝晓辰, 冀亚坤, 郑立召, 史 鑫, 赵彦涛	2	(186)
平行安全: 基于 CPSS 的生成式对抗安全智能系统	李浥东, 张 俊, 陶耀东, 王 伟, 顾元祥, 王飞跃	2	(194)
基于噪声辅助快速多维经验模式分解的运动想象脑电信号分类方法			
.....郑 潜, 乔 丹, 郎 恂, 谢 磊, 李东流, 王琪冰, 苏宏业	3	(240)	
复杂微电网控制中的随机博弈与优化研究	周 洪, 要若天, 余 昶, 雷忠诚	3	(251)
基于 CFNN 的污水处理过程溶解氧浓度在线控制	权利敏, 杨翠丽, 乔俊飞	3	(261)
一种基于深度学习的机械臂分拣方法	田思佳, 顾 强, 胡 蓉, 李锐戈, 何顶新	3	(268)
基于边缘计算的云原生机器人系统	王大伟, 王 卓, 王 鹏, 王志刚, 王海涛	3	(275)
基于胶囊网络的方面级情感分类研究	徐志栋, 陈炳阳, 王 晓, 张卫山	3	(284)
平行控制与数字孪生: 经典控制理论的回顾与重铸	王飞跃	3	(293)

专刊: 深度强化学习

深度强化学习算法与应用研究现状综述	刘朝阳, 穆朝絮, 孙长银	4	(314)
基于强化学习的数据驱动多智能体系统最优一致性综述	李金娜, 程薇燃	4	(327)
面向数据中心绿色可靠运行的强化学习方法	贾庆山, 唐静娴, 吴俊杰, 胡 潇, 林依挺, 夏 恒	4	(341)
基于深度强化学习的智能暖气温度控制系统	李 涛, 魏庆来	4	(348)
基于深度强化学习算法的自主式水下航行器深度控制	王日中, 李慧平, 崔 迪, 徐德民	4	(354)
基于深度强化学习的六足机器人运动规划	傅汇乔, 唐开强, 邓归洲, 王鑫鹏, 陈春林	4	(361)
基于 DQN 的列车节能驾驶控制方法	宿 帅, 朱擎阳, 魏庆来, 唐 涛, 阴佳腾	4	(372)
基于深度可分离卷积网络的皮肤镜图像病灶分割方法	崔文成, 张鹏霞, 邵 虹	4	(385)
异构多智能体系统的输出同步: 一个基于数据的强化学习方法	刘莹莹, 王占山	4	(394)
无线网络信号传输建模: 一种区间二型模糊集成深度学习方法			
.....赵 亮, 谢志峰, 张坤鹏, 郑玉卿, 付园坤	4	(401)	

Chinese Journal of Intelligent Science and Technology

Contents List Vol.2 (2020)

Review Intelligence

	No.	Pages
Reinforcement learning: toward action-knowledge merged intelligent mechanisms and algorithms.....		
..... <i>WANG Fei-Yue, CAO Dongpu, WEI Qinglai</i>	2	(101)
AI in game intelligence—from multi-role game to parallel game.....		
..... <i>SHEN Yu, HAN Jinpeng, LI Lingxi, WANG Fei-Yue</i>	3	(205)
Federated ecology: from federated data to federated intelligence.....		
..... <i>WANG Fei-Yue, WANG Yanfen, CHEN Yizhu, TIAN Yonglin, QI Hongwei, WANG Xiao, ZHANG Weishan, ZHANG Jun, YUAN Yong</i>	4	(305)

Surveys and Prospectives

The application of deep learning in data-driven modeling of process industries.....		
..... <i>YUAN Xiaofeng, WANG Yalin, YANG Chunhua, GUI Weihua</i>	2	(107)
Brain abnormalities in depression based on multimodal imaging.....		
..... <i>LI Shan, LI Yongchao, ZOU Ying, YANG Lin, WANG Yin, YAO Zhijun, HU bin</i>	2	(116)
Intelligent innovative regulatory tools on financial technology: concept, platform framework, and prospects.....		
..... <i>CHAI Hongfeng, WANG Shuai, TU Xiaojun, SUN Quan, MA Xiaofeng, WU Jie, CAI Hua, ZHENG Xiaolong, WANG Fei-Yue</i>	3	(214)
A survey of UAV-based edge intelligent computing.....		
..... <i>DONG Chao, SHEN Yun, QU Yuben</i>	3	(227)

Papers and Reports

Research review and prospect of intelligent dynamic wireless charging system for electric vehicles.....		
..... <i>SU Hongye, ZHOU Ze, LIU Zhitao, Zhang Liyan</i>	1	(1)
A survey on vehicle re-identification.....		
..... <i>LIU Kai, LI Yidong, LIN Weipeng</i>	1	(10)
Enhancing alignment with context similarity for natural language inference.....		
..... <i>DU Qianlong, ZONG Chengqing, SU Keh-Yih</i>	1	(26)
Technical analysis of typical intelligent game system and development prospect of intelligent command and control system.....		
..... <i>LI Xiangang, LI Qiang</i>	1	(36)
Industrial Internet platform based on data engine technology.....		
..... <i>LI Da, ZHENG Song</i>	1	(43)

Process stability modeling and attack protection of industrial control system based on reverse cloud algorithm model	<i>LIN Junhao, FENG Dongqin</i>	1	(53)
Wind speed-power data cleaning of wind turbine based on improved bin algorithm	<i>WANG Xin, WANG Zhengxia</i>	1	(62)
Research on valid depth data extraction and correction for ToF camera	<i>QIAO Xin, GE Chenyang, DENG Pengchao, Zhou Yanhui, Yao Huimin</i>	1	(72)
Stability analysis of commutative quaternion valued neural network with time varying delays	<i>LIN Dongyuan, CHEN Xiaofeng, SUN Wentao, LI Weikai, XIA Yannan</i>	1	(80)
The evaluation of the control measures for COVID-19 based on ACP approach	<i>MA Liang, YANG Mei, AI Chuan, ZHU Zhengqiu, CHEN Hailiang, ZHU Mengna, DUAN Wei, QIU Xiaogang, LU Xin, CHEN Bin</i>	1	(88)
An intelligent optimization scheduling method for community patrolling and investigation in epidemic situations	<i>CHEN Xin, WU Jiayu, WU Xue, ZHANG Minxia, ZHENG Yujun</i>	2	(126)
A novel blockchain-based surveillance and early-warning technology for infectious diseases	<i>OUYANG Liwei, YUAN Yong, ZHENG Xinhua, ZHANG Jun, WANG Fei-Yue</i>	2	(135)
Fusion of discourse structural position encoding for neural machine translation	<i>KANG Xiaomian, ZONG Chengqing</i>	2	(144)
Research on certificate information authentication method of expressway toll based on blockchain technology	<i>LIU Xiaoming, SHANG Chunlin, ZHANG Jie, CHEN Jie, WEI Xiangda, ZHU Guiqing</i>	2	(153)
Research on path curvature smoothing method based on energy function for intelligent vehicles	<i>SHI Qiang, YANG Ming</i>	2	(161)
Research on data-driven modeling for photovoltaic characteristics based on hybrid neural network	<i>ZHANG Guobin, WANG Xinying</i>	2	(169)
A fuzzy system optimization modeling method based on improved genetic algorithm and support degree	<i>DU Hongqing, CHEN Dewang, HUANG Yunhu, ZHU Fenghua, LI Lingxi</i>	2	(179)
Dynamic optimization algorithm of cement firing system based on differential evolution	<i>HAO Xiaochen, JI Yakun, ZHENG Lizhao, SHI Xin, ZHAO Yantao</i>	2	(186)
Parallel security: generative adversarial systems for intelligent security in CPSS	<i>LI Yidong, ZHANG Jun, TAO Yaodong, WANG Wei, GU Yuanxiang, WANG Fei-Yue</i>	2	(194)
Classification of motor imagery signals using noise-assisted fast multivariate empirical mode decomposition	<i>ZHENG Qian, QIAO Dan, LANG Xun, XIE Lei, Li Dongliu, Wang Qibing, SU Hongye</i>	3	(240)

Research on stochastic game and optimization in complex microgrid control		
.....	ZHOU Hong, YAO Ruotian, YU Chang, LEI Zhongcheng	3 (251)
CFNN-based online control for dissolved oxygen concentration of wastewater treatment processes		
.....	QUAN Limin, YANG Cuili, QIAO Junfei	3 (261)
A robot sorting method based on deep learning	TIAN Sijia, GU Qiang, HU Rong, LI Ruige, HE Dingxin	3 (268)
Cloud native robot system based on edge computing		
.....	WANG Dawei, WANG Zhuo, WANG Peng, WANG Zhigang, WANG Haitao	3 (275)
Research on capsule network-based for aspect-level sentiment classification		
.....	XU Zhidong, CHEN Bingyang, WANG Xiao, ZHANG Weishan	3 (284)
Parallel control and digital twins: control theory revisited and reshaped	WANG Fei-Yue	3 (293)

Special Issue: Deep Reinforcement Learning

An overview on algorithms and applications of deep reinforcement learning		
.....	LIU Zhaoyang, MU Chaoxu, SUN Changyin	4 (314)
An overview of optimal consensus for data driven multi-agent system based on reinforcement learning		
.....	LI Jinna, CHENG Weiran	4 (327)
Reinforcement learning for green and reliable data center		
.....	JIA Qing-Shan, TANG Jingxian, WU Junjie, HU Xiao, LIN Yiting, XIA Heng	4 (341)
Intelligent heating temperature control system based on deep reinforcement learning	LI Tao, WEI Qinglai	4 (348)
Depth control of autonomous underwater vehicle using deep reinforcement learning		
.....	WANG Rizhong, LI Huiping, CUI Di, XU Demin	4 (354)
Motion planning for hexapod robot using deep reinforcement learning		
.....	FU Huiqiao, TANG Kaiqiang, DENG Guizhou, WANG Xinpeng, CHEN Chunlin	4 (361)
A DQN-based approach for energy-efficient train driving control		
.....	SU Shuai, ZHU Qingyang, WEI Qinglai, TANG Tao, YIN Jiateng	4 (372)
Dermoscopic image lesion segmentation method based on deep separable convolutional network		
.....	CUI Wencheng, ZHANG Pengxia, SHAO Hong	4 (385)
Output synchronization of heterogeneous multi-agent system: a reinforcement learning approach based on data		
.....	LIU Yingying, WANG Zhanshan	4 (394)
Modeling signal propagation in wireless network: an interval type-2 fuzzy ensemble deep learning approach		
.....	ZHAO Liang, XIE Zhifeng, ZHANG Kunpeng, ZHENG Yuqing, FU Yuankun	4 (401)