doi:10.11887/j.cn.202003008　　http://journal.nudt.edu.cn

基于卷积神经网络的卫星网络协调态势评估方法*

高　翔[1,2,3,4],刘和光[1,3],陈志敏[1,2],姚秀娟[1,2],王春梅[1,2]

(1. 中国科学院国家空间科学中心,北京　100190;2. 中国科学院复杂航天系统电子信息技术重点实验室,北京　100190;
3. 中国科学院微波遥感技术重点实验室,北京　100190;4. 中国科学院大学,北京　100049)

摘　要:为充分发掘利用海量卫星网络数据,提高决策效率,加强空间频轨资源获取与储备的分析手段,尤其是对地球静止轨道资源的协调获取问题,提出基于机器学习算法的卫星网络态势评估策略。通过对卫星网络协调因素进行特征分析,选择卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)为目标算法模型,并建立算法模型的训练数据集及 Label 规则,采用分裂信息增益度量方法对数据进行降维处理,建立 CNN 评估模型,并进行了验证分析。结果表明,CNN 模型对卫星网络协调态势评估问题测试的正确率高达 80% 以上,具有较高的评估效能。随着数据量的增多,CNN 评估效果逐步提升,是一种在卫星网络协调态势分析、资源储备的有效评估方法。

关键词:空间频轨资源;卫星网络资料;地球静止轨道;协调态势;训练集合;数据标记;卷积神经网络
中图分类号:V557+.3　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1001-2486(2020)03-056-10

Satellite networks coordination situation assessment method based on convolution neural network

GAO Xiang[1,2,3,4], *LIU Heguang*[1,3], *CHEN Zhimin*[1,2], *YAO Xiujuan*[1,2], *WANG Chunmei*[1,2]

(1. National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
2. Laboratory of Electronic and Information Technology for Space Systems, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
3. Key Laboratory of Microwave Remote Sensing, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
4. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to fully explore the use of massive satellite network data, improve decision-making efficiency, and strengthen the analysis methods of spatial frequency and orbit resource acquisition and storage, especially for the GSO (geostationary satellite orbit) resource selection problem, a satellite network situation assessment strategy based on machine learning algorithm was proposed. By analyzing the characteristics of satellite network coordination factors, the CNN (convolutional neural network) was selected as the target algorithm model, and the training data set and label rules of the algorithm model were established. The data is reduced by the split information gain measurement method and a CNN evaluation model was established. Afterwards, a verification analysis was performed. Results show that the CNN model has a correct rate of 80% or more for the satellite network coordination situation assessment problem, and has high evaluation efficiency. Moreover, with the increase of the amount of data, the evaluation effect of CNN is gradually improved, which indicates the proposed method is an effective evaluation method for coordination situation analysis and resource reserve in satellite networks.

Keywords: space frequency and orbit resources; satellite network data; geostationary satellite orbit; coordination situation; training set; data label; convolution neural network

卫星频率和轨道资源是卫星应用产业发展的基本要素,同时也是世界各国必争的一种宝贵的战略资源。世界各国必须按照国际电联(International Telecommunication Union, ITU)的《组织法》及《无线电规则》等,在划分的空间业务频段内,遵循“先登先占”原则,以卫星网络资料为基本单位,开展国际申报、协调、登记和维护工作,任何一个国家都不能单方面主宰卫星频率轨道资源的获取和使用[1]。目前,我国在国际电联登记的有效和获得一定保护地位的卫星频率和轨道资源的资料数量处于世界第 4 位(在美国、俄罗斯、法国之后)。

卫星网络资料的申报与国际协调是卫星频率轨道资源获取与频轨战略资源储备的唯一途径,同时,卫星网络资料的申报、协调是一个长期的过程,尤其是地球静止轨道(Geostationary Satellite

* **收稿日期**:2018-12-18
基金项目:中国科学院空间科学战略性先导专项资助项目(Y7291A1AOS);中国科学院复杂航天系统电子信息技术重点实验室开放基金资助项目(N201701)
作者简介:高翔(1984—),男,山东青岛人,副研究员,博士研究生,E-mail: gaoxiang@nssc.ac.cn;
刘和光(通信作者),男,研究员,本科,博士生导师,E-mail: liuheguang@mirslab.cn

Orbit, GSO)的资源竞争异常激烈[2-3]。相关技术人员在卫星网络申报、协调管理工作中,很难准确把握复杂的申报、协调态势,特别是协调涉及网络的申报地位、国家、政治、经济、技术、卫星操作者能力、谈判专家能力等多个维度的影响因素,且某些特征因素无法定量分析。为了能够提前做好 GSO 频率轨道资源储备的评估方案,解决 GSO 卫星网络的协调评估问题是关键工作。

在信息大数据时代的背景下,科学的管理决策离不开数据分析的支撑,空间频率轨道资源方面也不例外,用好卫星网络资料申报协调的历史数据,既是提升卫星频率轨道资源管理能力的有效途径,也是更好地服务于频轨资源储配、系统建设的重点方向。传统的 GSO 卫星网络资料的协调态势评估基本以频率领域专家的主观判断、经验及干扰兼容性技术分析[4]为主,多数实际的协调谈判甚至受利益的转让等谈判技巧策略的影响,这种串行的流程步骤均依赖于人工的仿真计算和专家的谈判能力,具有极大的不确定性。同时,对于某些轨位资源协调态势的论证评估工作往往需要不断地迭代,效率极低,单个轨位的论证评估时间基本需要 1 ~ 1.5 年,且受人工处理数据量的局限,基本以定性评估为主[5]。近年来,相关机构亦在探索基于模糊综合评价的层次分析方法[6]对 GSO 卫星的协调风险进行评估,依然受制于专家的主观因素,且需要 1 ~ 2 个月的时间。因此,急需对卫星网络资料历史数据加以深度利用,以增强卫星频轨资源协调态势的自主感知能力。

基于此,本文对协调态势分析因素进行研究,结合卫星网络数据特点,提出基于机器学习的态势评估方法,利用国际电联卫星网络历史数据库,建立训练数据集,验证并分析算法在处理卫星网络协调态势方面的有效性。结果表明,本文所提方法对卫星网络态势评估应用具有良好的适应性,对于提高卫星网络态势评估效能具有重要意义。

1　传统的卫星网络协调因素分析

1.1　卫星网络资料相关说明

卫星网络协调主要分为两大类:一是规划业务(planed services);二是非规划业务(non-planed services)。其中,规划类业务指国际电联考虑发展中国家的利益,避免发达国家抢先占用卫星频率轨道资源,为其成员国规划了相应的卫星轨位和频段,并用于卫星广播业务和卫星固定业务。除规划的卫星轨位和频段外,其余均为非规划业务,相比之下,非规划业务的竞争态势更加严峻,以 GSO 卫星频轨资源的竞争获取尤为突出,本文主要针对非规划业务 GSO 卫星网络的协调态势进行研究。非规划卫星网络资料申报、协调的整体流程如图 1 所示。

定义如下:

API(A 资料):卫星网络提前公布资料,GSO 卫星网络报送 C 资料时,自动生成。

C 资料:卫星网络协调资料,描述卫星网络的各项申报参数,如轨道参数、频率指配参数、地面站参数,以及业务和业务区等。

N 资料:卫星网络通知资料,进一步细化卫星网络资料参数,同时,涉及协调完成状态等。

RES49:决议 49 号数据资料,用于卫星固定

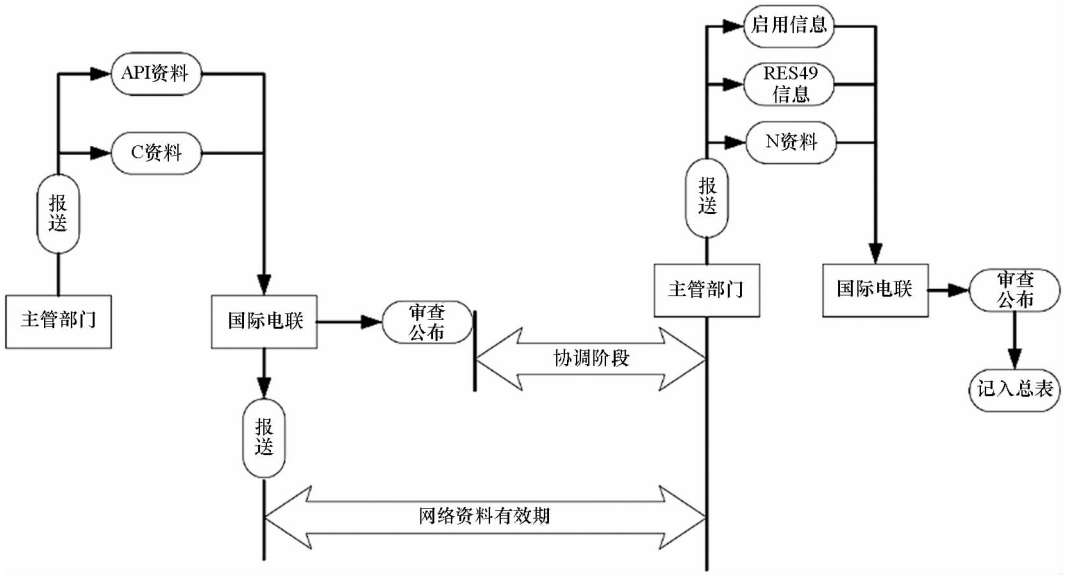


图 1　非规划业务卫星网络资料申报流程

Fig. 1　Application procedure of non-planed service satellite networks

业务(Fixed-Satellite Service, FSS)及卫星移动业务(Mobile-Satellite Service, MSS)的卫星网络资料,涉及发射、运载等方面信息。

如图 1 所示,卫星网络资料的申报不得早于其计划投入使用时间的前 7 年,即非规划业务频段卫星网络自国际电联收到完整申报材料之日起,须在 7 年内启用[7]。

1.2 影响因子分析

对非规划业务卫星网络资料,按照是否需要协调分类,如图 2 所示。

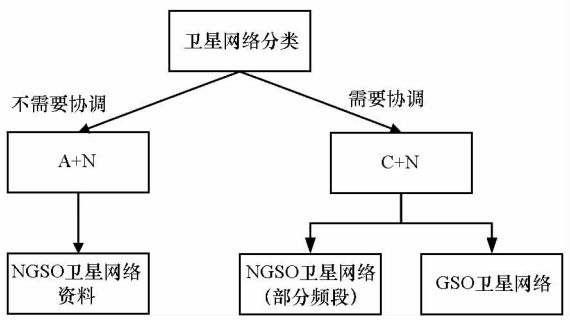


图 2 卫星网络按协调需求分类

Fig. 2 Classification of satellite networks

虽然国际电联对于 A + N 程序的卫星网络无硬性协调要求,但随着低轨卫星数量的不断增多,星座、星群的发展建设,同样应重视。对于协调态势评估,主要还是依据现有电联建议书,进行干扰兼容性仿真计算。对于 C + N 程序的 NGSO 卫星网络,如国际的 SpaceX 的 Starlink 和 OneWeb 的 L5 系统、我国的"虹云""鸿雁"等[8-9],目前 ITU 尚未有相应的协调依据或参考,且卫星网络数据有限,因此,在协调评估方面,也只能通过干扰仿真计算或引入干扰规避策略方式进行结果判定[10]。对于 C + N 程序的 GSO 卫星网络的协调评估因素,如表 1 所示,需要考虑的因素多样,如谈判专家能力、操作者能力(是否具备漂星能力等)、国家战略意图等信息无法从网络资料数据上体现、获取,甚至量化。通常,频率领域专家基本靠经验、协调难易程度、干扰仿真结果等因素进行频率、轨道储备选取。由于每个专家的出发点不同,评估结果也必然存在差异,无法达成统一的定量化效果,且不同因素指标间重复迭代,反应速度也相应滞后。

表 1 传统 GSO 卫星网络之间的协调因素

Tab. 1 Coordination elements between GSO satellite networks traditionally

影响因素和因素排序	一级指标	二级指标	三级指标	数据来源
申报地位	申报日期; 7 年的申报期剩余时间	已经投入使用; 尚未投入使用	是否进入删除预警期; 操作者是否具备漂星能力	操作者漂星能力无法由资料数据得到,其他参数均可由卫星网络数据库及电联 IFIC 数据库得到
技术参数	频率覆盖率; 空间覆盖率; 时间覆盖率	频率带宽范围; 频率指配业务类型; 极化方式; 波束类型与大小; 链路方向; 轨道位置; 业务区; 天线方向图(星上、星间、地面站); *G/T* 值(星上、星间、地面站); 地面站坐标	具体兼容性分析计算:根据频段、业务设定相应的隔离角度 *A*,以对该轨位需协调卫星进行优先级划分(大于 *A*,一定能完成协调;小于 *A* 进一步计算干扰保护门限等参量)	所有参数均可由卫星网络数据库得到
卫星网络所属国家或国际组织	国家空间频轨资源占有能力判定	实际在轨卫星数量与卫星网络资料的匹配程度,GSO、NGSO 操作者数量; GSO 卫星网络资料数量(C/N); 有效卫星网络资料(N 资料)的数量统计		数据库部分统计获取

表 1(续)

影响因素和因素排序	一级指标	二级指标	三级指标	数据来源
协调量分配	卫星网络资料数量; 国际数量; 操作者数量			数据库统计获取
利益因素				不可获取
谈判专家因素				不可获取
其他因素	卫星系统建设规划; 资源储备规划			不可获取

2　卫星网络协调态势数据特点分析

通过对 GSO 卫星网络协调影响因素等的分析,总结而言,卫星网络的态势评估主要具有以下两个基本特点:

1)评估过程具有数学回归特性。卫星网络态势评估的绝大部分分析过程,无论其影响因子是连续量还是离散量,对态势的发展程度均具有相对应的数学回归背景,即可以通过相应的数学模型体现出其当前的态势与发展。

2)影响因子具有多元非线性。影响评估过程的因素非常多,从表 1 可以看出,协调态势评估的影响因子不少于 30 个,因子的量化分析也极为复杂,某些因子需要进行概率统计等方式量化,而量化过程往往具有一定的非线性,同时,部分因子无法直接获取,或存在隐含的相关性。

3　算法设计

3.1　算法检选

根据卫星网络协调态势评估过程的特点,协调态势评估首先是个对未知模型的回归求解过程,评估过程所采用的算法应刻画出输入影响因子与输出评估结果之间的耦合关系,因此,类似遗传算法、蚁群算法等寻求问题最优解的算法无法满足协调态势的评估要求。而根据定理 1,神经网络可以对任意连续函数 $g(x)$ 进行最佳平方逼近,因此,人工神经网络可以通过对样本数据的拟合,刻画出协调态势的评估模型。此外,杨国为等[11]也证明,通过设计特定的神经网络结构,可无限逼近 R_m 上有界闭子集到 R_n 上的任意连续映射,从而使得神经网络具有广泛的非线性逼近能力,可以解决协调态势评估过程中影响因子的非线性问题。

定理 1[12]　给定区间 $[a,b]$ 上的连续函数 $g(x)$,其最佳平方逼近 $\phi(x) = \sum_{i=1}^{n} W_i\varphi_i(x)$ 存在而且唯一。

本文拟采用卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN),除了具有上述传统神经网络的特点外,还有如下优点:

①具有多维度大数据处理能力;

②保存数据特征原始性;

③与传统神经网络算法相比,深度学习网络使用更多的数据可以更好地提高算法估计的正确率。

综上所述,本文通过采用基于卷积神经网络模型的协调态势评估算法,可以有效地刻画出协调态势影响因子与输出结果之间的耦合关系,并且可以较好地克服评估模型中影响因子的非线性问题。

3.2　数据集建立方法

3.2.1　建立原则

依据国际电联卫星网络数据库,建立训练集,属性集合尽可能体现目前所掌握的 GSO 卫星网络 C 资料数据库信息[13]。训练数据属性特征如表 2 所示。

其中,频率指配依据 ITU 无线电规则频率划分进行分段描述,选择 GSO 竞争激烈的 FSS 与 MSS 频段进行分析,在 1 ~ 70 GHz 范围内,共 196 个频段划分。此外,国家能力则以 GSO 有效资料数量、操作者数量等进行查询统计量化。最终,数据维度高达 4009 维,自 2008 年 6 月至 2017 年 12 月统计 GSO 卫星网络最终状态 C 资料为 2878 份,以此作为训练集合。

3.2.2　数据标定

卫星网络态势评估的模型训练属于监督学习,因此,需要对数据进行标定操作,标定结果为每个资料 ITEM 的协调通过概率,标定方法如下:

$$P(C_n) = \frac{\sum_{i=1}^{m} Index_Country_i \times grpNum_pass}{\sum_{i=1}^{m} Index_Country_i \times grpNum} \tag{1}$$

表 2 训练数据属性特征示意

Tab. 2 Training data attribute characteristics

特征属性	说明
卫星网络资料基础属性	接收日期
	轨位
	所属国家/组织
	操作者
频率指配属性	频率指配数量
	最小频率
	最大频率
	最大带宽
	最小带宽
	极化方式
	业务区/全球 ratio
	业务
	存在协调关系的卫星网络数量
	存在协调关系的国家/操作者数量
	…
协调信息属性	存在协调关系的国家 1
	存在协调关系的国家 2
	…
	国家 1 能力评估
	国家 2 能力评估
	…
	存在协调关系的操作者数量
	存在协调关系的卫星网络数量
	…

$$Index_Country_i = \frac{Num_GSO_N}{Total_all} \tag{2}$$

其中：$P(C_n)$为第 n 条卫星网络的通过协调概率，C_n为第 n 条卫星网络记录；$Index_Country_i$为协调国家的权重系数；$grpNum_pass$ 为通过协调的频率指配数量；$grpNum$ 为具备协调关系的频率指配数量；Num_GSO_N 为该国 GSO 卫星网络有效资料（N 资料）数量，$Total_all$ 为全球 GSO 卫星网络 N 资料数量。

这里需要说明的是，GSO 卫星网络 N 资料的数量，即 GSO 有效资料数量在很大程度上代表了一个卫星网络操作者所占用的频轨资源，也体现了与其协调的难易程度。同样地，对于一个国家而言，亦可利用 GSO 卫星网络 N 资料数量评估一个国家的协调权重。

数据标定的数据基础为 ITU 卫星网络数据库，标定流程如图 3 所示。

3.2.3 数据降维

由于数据集中存在大量的多值属性数据，如时间数据、轨位数据，以及频率指配中的相关数据等，此时，采取增益比率（$GainRatio$）标准对数据打分，并作数据降维处理。

$$GainRatio(S,A) = \frac{Gain(S,A)}{SplitInformation(S,A)} \tag{3}$$

其中，$Gain(S,A)$为信息增益，$SplitInformation(S,A)$为分裂信息项，用以衡量属性分裂数据的广度域均匀性。

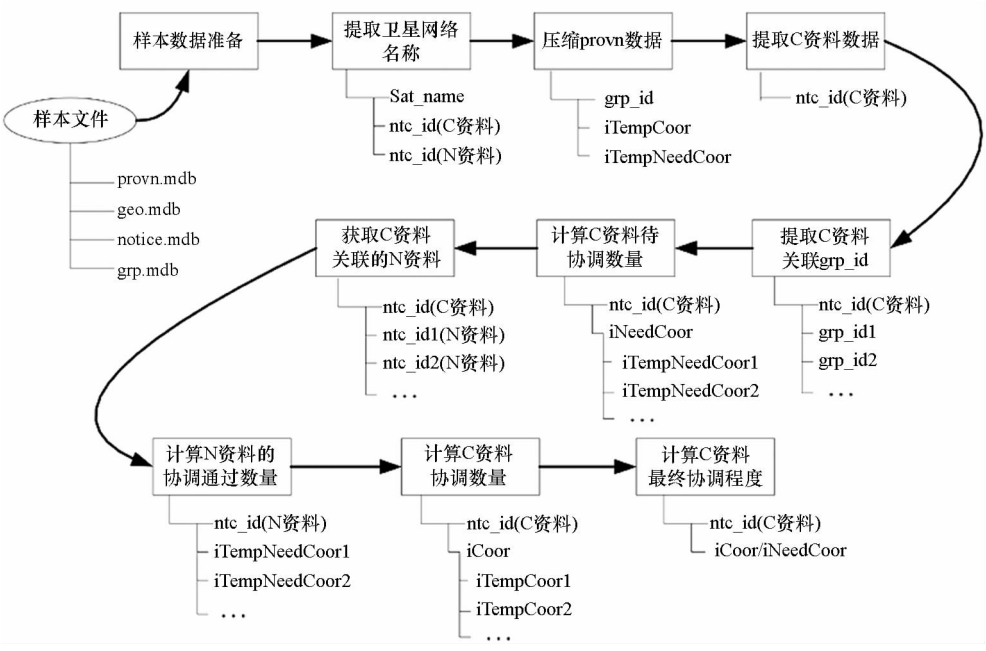


图 3 数据标定流程

Fig. 3 Data label process

$$SplitInformation(S,A) = -\sum_{i=1}^{n}\frac{|S_i|}{|S|}\log_2^{\frac{|S_i|}{|S|}} \tag{4}$$

式中,S_i 为 n 个值的属性 A 分割 S 而形成的 n 个子集。

3.3　CNN 评估模型

卷积神经网络(CNN 神经网络)是一种特殊的深层神经网络模型,它的特殊性体现在两个方面:一方面,它的神经元间的连接是非全连接的;另一方面,同一层中某些神经元之间连接的权重是共享的,卷积神经网络具备良好的泛化能力[14]。

此外,CNN 神经网络可以直接处理高维的样本数据[15],而不需要先进行特征提取,这是由于它具有局部感知、权重共享和多卷积核的特性。

CNN 算法流程如算法 1 所示。

算法 1　卷积神经网络

Agl. 1　CNN

Input:数据集合(X_{ki},Y_i),i 取值[1,n],n 为数据集项目,数量 k 为数据维度

Output:输出集合 O_i

1. 前向传播计算:

$O_i = F_n(\ldots(F_2(F_1(X_i w^{(1)})w^{(2)})\ldots)w^{(n)})$

在此阶段,信息从输入层经过逐级变换,传送到输出层。这个过程也是网络在完成训练后正常运行时执行的过程。在此过程中,网络执行的是计算(实际上就是输入与每层的权值矩阵相点乘,得到最后的输出结果)

2. 反向传播计算:

采用误差函数(*MSE*/*MAE* 等),按照 O_i 与 Y_i 极小化误差准则,进一步调整权值矩阵 $\boldsymbol{W}$

4　验证分析

利用处理好的数据样本,本文采用 CNN 模型对卫星网络协调态势进行评估,将数据集分为训练集、验证集及测试集,同时,通过模型调参,选取最优参数配置,验证了 CNN 对卫星网络协调态势评估的有效性。

4.1　验证流程

由于数据集合的维度高达 4009,因此,需要对数据进行特征提取,采用分裂信息增益准则得到优选特征数据,特征提取后,数据降维至 3437;随机地将样本数据分为三部分(训练集、验证集及测试集),然后用训练集来训练模型,进行参数调优,使用验证集验证模型和参数;对比前后评估结果,进行迭代;最终确定数据分割最优集和参数最优集,通过测试集进行测试。上述流程如图 4 所示。

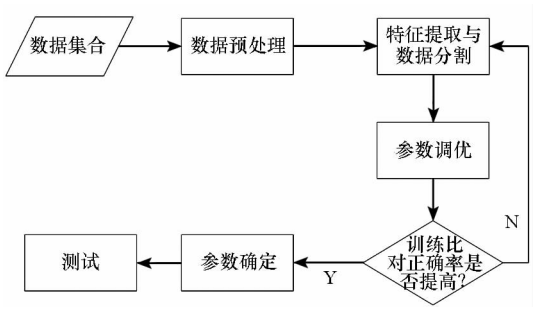


图 4　验证测试流程

Fig. 4　Verification test process

4.2　集合分割

将样本数据分为三部分(训练集、验证集及测试集),当训练集合验证集划分比例为 7∶3 时,采取交叉验证方式,验证集正确率最高,结合参数调优结果,确定划分比例为 7∶3,此时,验证效果为最佳,如图 5 所示。

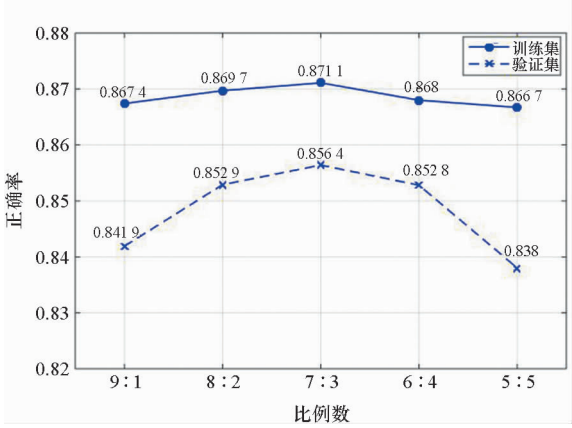


图 5　CNN 交叉验证正确率对比

Fig. 5　Cross validation correct rate comparison of CNN

4.3　参数调优

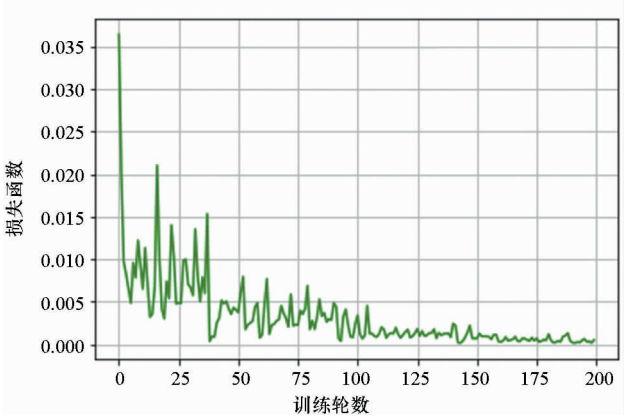
CNN 模型参数如表 3 所示。

表 3　CNN 模型参数列表

Tab. 3　CNN model parameter list

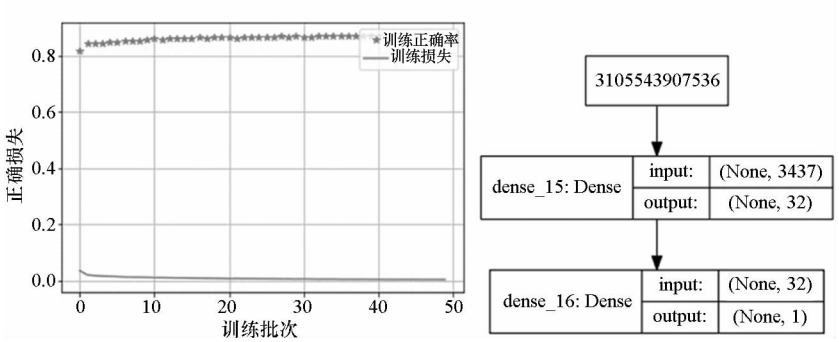
参数	配置
损失函数(LOSS)	MAE MSE MSLE
网络层数	Input layer Dense Output layer
优化函数(optimizer)	SGD Adam Adagrad Adadelta
训练轮数	epoch
批次尺寸	batch_size

测试结果如图 6 所示。

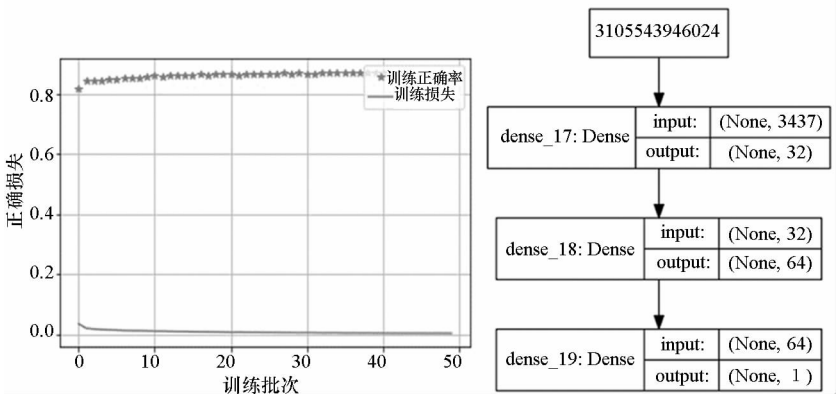


（a）训练轮数确认

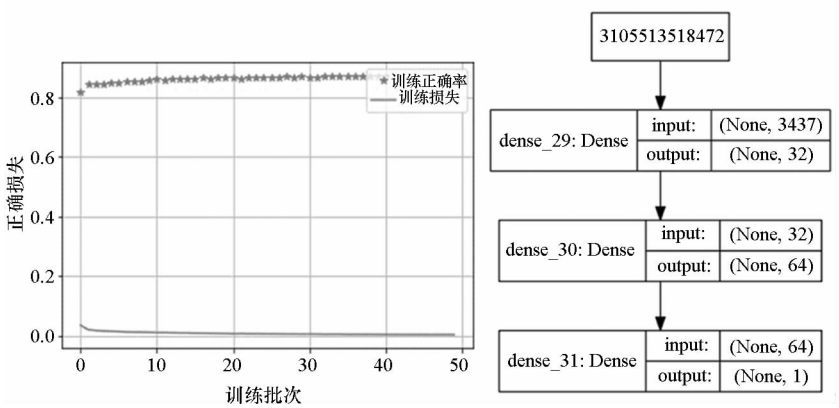
（a）Confirmation of epoch



（b）loss = ′msle′，optimizer = ′Adadelta′，*epoch* = 50，*batch_size* = 32，*best_val_acc* = 0.838 0



（c）loss = ′msle′，optimizer = ′Adadelta′，*epoch* = 100，*batch_size* = 32，*best_val_acc* = 0.858 9



（d）loss = ′msle′，optimizer = ′Adadelta′，*epoch* = 100，*batch_size* = 32，*lr* = 1.0，*best_val_acc* = 0.861 3

图 6　参数调优结果示意

Fig. 6　Parameter tuning results

数据中尺度跨度较大,所以损失函数为均方对数损失(MSLE)效果最佳,由图 6(a)可以看出,当 epoch 迭代训练高于 100 时,损失率已基本平稳,因此,epoch 取值 100;由图 6(b)、图 6(c)可以看出,网络中隐藏层为三层,相较两层,其训练效果相对有所提升。改变最终的调参结果如表 4 所示。

表 4　参数选择

Tab. 4　Parameters choosing

参数	配置
损失函数(LOSS)	MSLE
网络层数	3
优化函数(optimizer)	Adadelta
训练轮数	100
批次尺寸	32

4.4　测试结果

选取数据集中的 100 条数据作为测试集合,测试结果如图 7 所示。

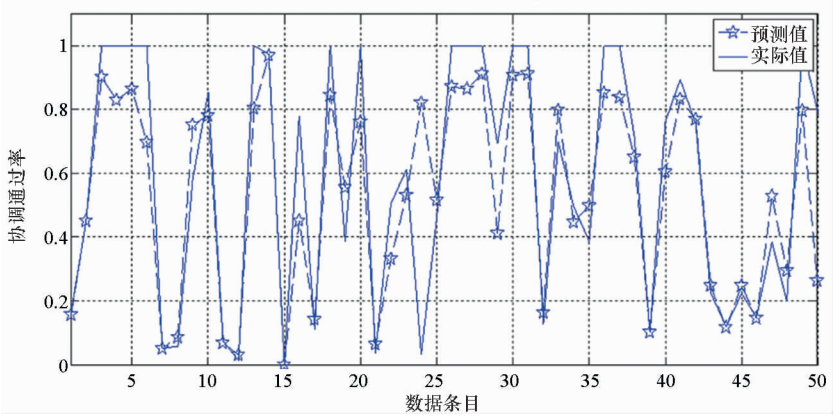
经统计,平均误差为 19.65%,即待测样本准确率达到 83.35%。

改变数据集大小,经过参数调优等上述过程,选取相同测试集,测试结果如图 8、表 5 所示。

结果证明,数据集过小时,存在过拟合现象,但随着样本数量的增加,模型预测效果不断提高,呈现明显变好趋势。

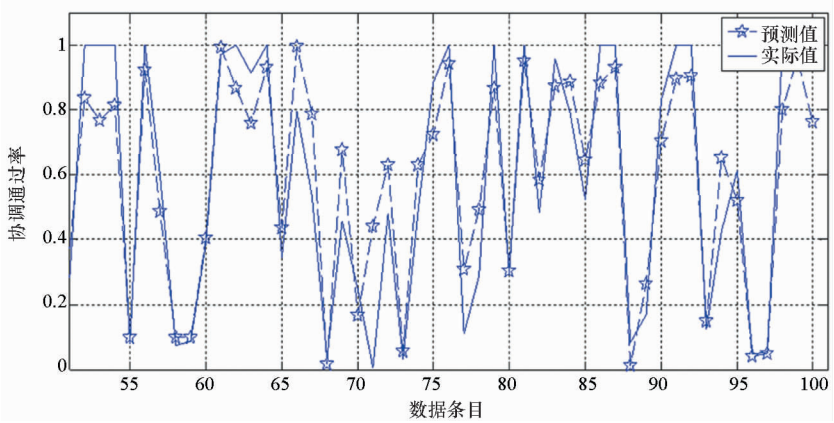
5　结论

卫星网络资料的协调态势评估在空间频轨资源获取与储备中具有重要的指导作用。随着频轨资源竞争日趋激烈,频轨资源的储备与获取形势



(a) 测试集数据 1 ~ 50 测试结果

(a) Data 1 ~ 50 test results



(b) 测试集数据 51 ~ 100 测试结果

(b) Data 51 ~ 100 test results

图 7　CNN 测试结果比对

Fig. 7　CNN test results comparison

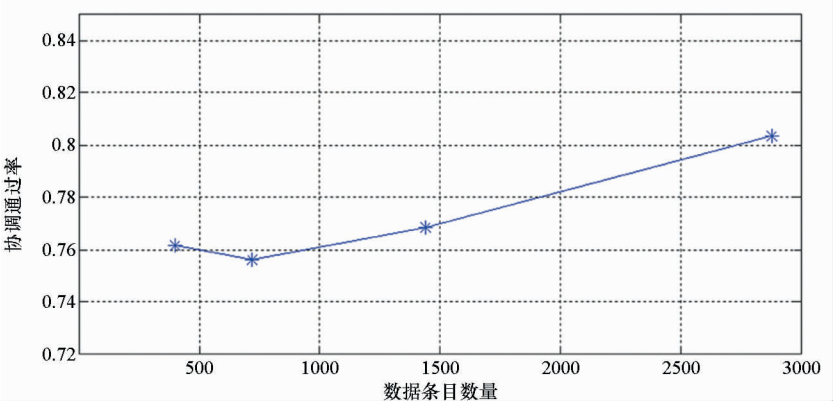


图 8 数据量对 CNN 测试结果的影响

Fig. 8 Impact of data volume on CNN test results

表 5 CNN 测试正确率随数据变化统计

Tab. 5 CNN test correct rate with data change statistics

数据集大小	正确率/%
400	76.16
720	75.63
1439	76.84
2878	80.35

已变得日益严峻。随着卫星数量的剧增,协调难度不断提高,由于卫星网络协调因素繁多,传统的专家论证已无法满足未来频轨资源储备的反应需求。为充分利用历史卫星网络资料数据,本文在系统分析 GSO 协调因素特点的前提下,提出将 CNN 用于卫星频轨资源协调态势评估,建立 GSO 频轨资源协调态势评估训练数据集合与 CNN 模型。通过试验,验证了 CNN 应用于卫星频轨资源协调态势评估的有效性,并测试了其评估效能,为频轨资源储备论证提供了新的评估手段与技术基础,提高了决策效率,效果明显。

参考文献(References)

[1] 潘冀, 刘卓然, 李健欣, 等. 空间无线电业务国际协调手册[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2013: 1 – 60.
PAN Ji, LIU Zhuoran, LI Jianxin, et al. International coordination manual for space radio services[M]. Beijing: Post & Telecom Press, 2013: 1 – 60. (in Chinese)

[2] Withers D J. Technical means for expanding the fixed-satellite service [J]. Telecommunication Journal, 1985, 52(8): 467 – 470.

[3] Liang B, Xu W F, Li C. The status and prospect of orbital servicing in the geostationary orbit [J]. Journal of Astronautics, 2010, 34(2): 1 – 13.

[4] Steigenberger P, Hugentobler U, Hauschild A, et al. Orbit and clock analysis of compass GEO and IGSO satellites [J]. Journal of Geodesy, 2013, 87(6): 515 – 525.

[5] 周鑫林, 巩应奎, 韩朝晖. 面向 GEO 卫星频轨协调风险的定量化评估[J]. 计算机仿真, 2018, 35(2): 410 – 416.
ZHOU Xinlin, GONG Yingkui, HAN Zhaohui. Quantitative evaluation of frequency and orbit coordination risk for GEO satellite [J]. Computer Simulation, 2018, 35(2): 410 – 416. (in Chinese)

[6] 王玉菊, 岳丽军. 基于模糊层次分析法的卫星探测效能评估算法[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(8): 1665 – 1668, 1673.
WANG Yuju, YUE Lijun. Algorithm for satellite detection capability based on fuzzy AHP assessment [J]. Journal of System Simulation, 2012, 24(8): 1665 – 1668, 1673. (in Chinese)

[7] International Telecommunication Union. Radio regulations[M]. Geneva: ITU, 2016: 195 – 206.

[8] Foreman V L, Siddiqi A, de Weck O L. Large satellite constellation orbit debris impacts: case studies of OneWeb and SpaceX proposals[C]// Proceedings of AIAA SPACE and Astronautics Forum and Exposition, 2017.

[9] 韩锐, 石会鹏, 李伟, 等. 我国 Ka 频段卫星固定业务系统间干扰特性分析研究[J]. 电波科学学报, 2017, 32(5): 619 – 625.
HAN Rui, SHI Huipeng, Li Wei, et al. Interference analysis of China′s NGSO constellation system to GSO system with fixed-satellite service in Ka band [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2017, 32(5): 619 – 625. (in Chinese)

[10] 靳瑾, 李娅强, 张晨, 等. 全球动态场景下非静止轨道通信星座干扰发生概率和系统可用性[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2018, 58(9): 833 – 840.
JIN Jin, LI Yaqiang, ZHANG Chen, et al. Occurrence probability of co-frequency interference and system availability of non-geostationary satellite system in global dynamic scene [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2018, 58(9): 833 – 840. (in Chinese)

[11] 杨国为, 王守觉, 闫庆旭. 分式线性神经网络及其非线性逼近能力研究[J]. 计算机学报, 2007, 30(2): 189 – 199.
YANG Guowei, WANG Shoujue, YAN Qingxu. Research of fractional linear neural network and its ability for nonlinear

approach[J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(2): 189 - 199. (in Chinese)

[12] 肖秀春, 张雨浓, 姜孝华, 等. 基函数神经网络逼近能力探讨及全局收敛性分析[J]. 现代计算机(专业版), 2009(2): 4 - 8.
XIAO Xiuchun, ZHANG Yunong, JIANG Xiaohua, et al. Approximation-performance and global-convergence analysis of basis-function feedforward neural network [J]. Modern Computer, 2009(2): 4 - 8. (in Chinese)

[13] ITU. Space network list: query by general publication references[EB/OL]. (2017 - 10 - 16)[2018 - 10 - 15]. http://www. itu. int/net/ITU-R/space/snl/bsearchb/spublication. asp.

[14] 龙古灿, 张小虎, 于起峰. 用于视频图像帧间运动补偿的深度卷积神经网络[J]. 国防科技大学学报, 2016, 38(5): 143 - 148.
LONG Gucan, ZHANG Xiaohu, YU Qifeng. Deep convolutional neural network for motion compensated frame interpolation[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2016, 38(5): 143 - 148. (in Chinese)

[15] 张鹏伟, 张伟伟. 用卷积神经网络分类最大稳定极值区域实现汉字区域定位[J]. 国防科技大学学报, 2017, 39(3): 91 - 96.
ZHANG Pengwei, ZHANG Weiwei. Scene Chinese text localization by convolutional neural network classifying maximum stable extremal regions [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2017, 39 (3): 91 - 96. (in Chinese)