

## 专题:AI+行业

# 基于深度学习的LTE小区趋势预测研究

钱兵 王兵

**摘要:**当前,在人工智能技术迅猛发展的推动下,无线网运维领域也逐渐尝试使用算法辅助人工,增加运维效率和降低运维成本。本文以中国电信在东南沿海某省的LTE小区为例,选取KPI数据中平均激活用户数、下行用户面流量以及平均RRC连接用户数3个关键指标进行未来一周的趋势预测,通过对比机器学习中的ARIMA和深度学习中的LSTM两种算法优劣,最终使用3000个小区训练样本建立LSTM算法并得到上述3个指标预测最大精度分别是92%、71%和67.5%,可见在平均激活用户数指标上预测效果最好,超过80%。最后,将该算法推广到全省1.4016万个小区的平均激活用户数预测,进一步验证算法的效果。

**关键词:**LTE网络;趋势预测;LSTM;ARIMA;人工智能

## 1 引言

互联网技术的飞速发展为人民的衣食住行带来了巨大的便利。电信运营商在给个人、国家、社会提供上网服务的同时,每时每刻都在产生大量的数据。其中,有些数据是由服务器或各种其他网络设备产生的,反映了服务器或网络的某些特性,比如符合一定的变化规律,挖掘这些数据对检测网络的安全具有一定的帮助。比如利用过去的的数据以及符合的数学模型进行流量预测,可以预知未来一段周期或时间内流量的走向,为采取合适的方法进行流量控制、流量监测提供一个参考,能够帮助管理员更好地规划和管理网络。

本文将AI算法尝试应用在4G无线网络性能指标优化领域,根据前30天历史性能指标数据对某一指标的将来7天趋势进行预测。预测结果可用来支持数据运营商对性能指标进行质量监控,有助于加强防范突发因素引发的电信网络事故预警。

预测是建立在过去的行为规律上,是人们对某一事物的特征在未来时段变化的估计或推测。预测对象的种类有很多,比如股票价格预测、空气质量预测、网络流量预测等。比较知名的预测方法有神经网络、回归分析模型、泊松过程等。很多预测方法都是基于时间序列的,所谓时间序列,是指数据的存储是按照时间

排序的。

### 1.1 ARIMA

ARIMA模型的全称叫做自回归移动平均模型,是统计模型(Statistic Model)中最常见的一种用来进行时间序列预测的模型。ARIMA模型的基本思想是:将预测对象随时间推移而形成的数据序列视为一个随机序列,用一定的数学模型来近似描述这个序列。这个模型一旦被识别后就可以从时间序列的过去值及现在值来预测未来值。ARIMA模型建模的基本条件是要求待预测的数列满足平稳的条件,即个体值要围绕序列均值上下波动,不能有明显的上升或下降趋势,如果出现上升或下降趋势,需要对原始序列进行差分平稳化处理。

ARIMA模型有 $p$ 、 $d$ 、 $q$ 三个参数:

$p$ :代表预测模型中采用的时序数据本身的滞后数(lags)。

$d$ :代表时序数据需要进行几阶差分才是稳定的。

$q$ :代表预测模型中采用的预测误差的滞后数(lags)。

### 1.2 LSTM

随着人工智能的发展,关于时间序列的预测迎来了新机遇,可以在时间序列预测中得到更好的应用。C

模型是一种RNN的变型,最早由Juergen Schmidhuber提出。LSTM的特点就是在RNN结构以外添加了各层的阀门节点。阀门有:遗忘阀门(Forget Gate)、输入阀门(Input Gate)和输出阀门(Output Gate)3类。这些阀门可以打开或关闭,用于将判断模型网络的记忆态(之前网络的状态)在该层输出的结果是否达到阈值从而加入到当前该层的计算中。阀门节点利用sigmoid函数将网络的记忆态作为输入计算;如果输出结果达到阈值则将该阀门输出与当前层的计算结果相乘作为下一层的输入(指矩阵中的逐元素相乘);如果没有达到阈值则将该输出结果遗忘掉。每一层包括阀门节点的权重都会在每一次模型反向传播训练过程中更新。

### 1.3 其他算法

时间序列模型最常用最强大的工具就是递归神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)。相比与普通神经网络的各计算结果之间相互独立的特点,RNN的每一次隐含层的计算结果都与当前输入以及上一次的隐含层结果相关。通过这种方法,RNN的计算结果便具备了记忆之前几次结果的特点。RNN模型如果需要实现长期记忆,需要将当前的隐含态的计算与前n次的计算挂钩,则计算量会呈指数式增长,导致模型训练的时间大幅增加,因此一般用改进之后的LSTM来实现长短时记忆。

## 2 ARIMA和LSTM对比试验

### 2.1 试验准备

在正式建模前,试验初步对ARIMA模型和LSTM算法的预测效果进行比对,选取预测效果较好的方法进行正式建模。ARIMA模型全称是自回归积分滑动平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model),是现代统计方法、计量经济模型,在某种程度上已经能够帮助企业对未来进行预测。LSTM(Long Short-Term Memory)是长短期记忆网络,是一种时间递归神经网络,适合于处理和预测时间序列中间隔和延迟相对较长的重要事件。LSTM已经在科技领域有了多种应用,比如预测疾病、点击率、股票价格等。

本研究随机选取其中5个小区,试验对原始数据进行去缺失值等数据预处理,然后在时间序列数据基础上构建试验所需的数据集。对上述每个小区的时间序列数据,按照6:4的比例分为训练集和测试集。

对于每一个小区的时间序列,取前2/3个观测点为训练集,后1/3则为测试集,最终输出预测值和真实值的比较。

### 2.2 评价指标

为了评价模型的效果,试验引入错误率(error)、精度(accuracy)、正确率(precision)3个指标。这3个指标的计算公式如下:

$$\text{error} = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - y'_i}{y_i} \right|}{n} \quad (1)$$

$$\text{accuracy} = 1 - \text{error} \quad (2)$$

$$\text{precision} = m/n \quad (3)$$

注: $y_i$ 是某一指标在某个时间点对应的真实值; $y'_i$ 是模型预测的某一指标在某个时间点的预测值; $m$ 是错误率小于0.2的小时数量; $n$ 是预测总小时数量。

### 2.3 对比结果

如表1所示,通过上述两种算法结果可知:

表1 各小区两种算法错误率结果

小区ID	ARIMA 模型	LSTM 模型	
	Test 错误率	Train 错误率	Test 错误率
001	0.9238	0.1847	0.1898
002	0.6074	0.1218	0.1185
003	0.3080	0.2853	0.2831
004	0.4405	0.3006	0.2923
005	0.9719	0.2404	0.2341

(1)LSTM训练预测和测试数据的错误率均明显小于ARIMA的错误率。

(2)LSTM在各小区错误率的差异程度也明显小于ARIMA模型,表现更加稳定。因此,最终选择LSTM算法进行接下来的小区指标趋势预测。

## 3 数据处理

### 3.1 数据选取

以东南沿海某省为例,数据主要包括静态数据(小区属性数据)和动态数据(时间序列数据)两部分。小区属性数据来自LTE配置文件,如场景类型、厂商ID、网络扇区名称中重要等级、扇区序号以及扇区频段指示标识;时间序列数据来自以小时为单位记录的,与RRC用户数、平均激活用户数和用户下行流量3个指标Pearson相关性较高的其他指标数据,如平均时延分

母、小区下行 DRB 数据调度时长、下行 PRB 平均利用率、小区上行 DRB 数据调度时长、PDCCH 信道 CCE 占用率分子。试验在小区属性数据和时间序列数据的基础上构建时间序列数据集,建立小区指标趋势预测模型实现对未来一段时间内各小区 RRC 用户数、平均激活用户数和用户下行流量 3 个指标的趋势预测。

以“基站 ID\_小区物理 ID”作为小区的唯一标识,从 70.9GB 原始数据集获得 23.6167 万个小区的记录,其中 14.5464 万个小区连续记录不小于 888h(37 天×24h/天)。由于小区数量庞大,试验根据小区的场景类型采用分层随机抽样的方法从中选择 3000 个样本作为试验数据集进行建模。样本数据集在不同属性类别的分布见表 2。

表 2 小区属性数据基础统计结果

场景类型	小区数量	厂商 ID	小区数量	重要等级	小区数量	频段标识	小区数量
住宅小区	1000	8	1195	A	1218	1	555
重点高校	800	7	1406	B	1059	5	680
商业中心	400	4	289	C	367	6	147
办公楼宇	400	21	110	D	356	0	248
普通学校	400						

3.2 数据预处理

小区属性特征是定性特征,通常表示具有某一类别的特性,是小区固有属性数据,包括场景类型、厂商、网络扇区名称中重要等级、扇区序号以及扇区频段指示标识。本试验采用 One-Hot Encoding 对上述特征进行量化处理,转化为定量特征。

本试验以 3000 个样本小区 4 月 1 日—5 月 9 日(除 4 月 25 日和 26 日)连续 37 天的时间序列数据作为研究数据集。对样本数据集中的任一小区,若连续 37 天的数据的有效数据(非空值)占比≥80%,用前一个非空值填充进行空值处理;否则把该小区从样本数据集中去除。经过上述处理,最终试验所用数据集包含的小区个数为 1953。

对一个学习任务来说,给定数据集,其中有些属性可能很关键、很有用,另一些属性则可能没什么用。将属性称为“特征”,对学习任务有用的属性称为“相关特征”,没什么用的属性称为“无关特征”。从给定的特征集合中选择出相关特征子集的过程,称为特征选择。根据小区扩容预测特征工程确定与小区预测目标变量

相关性较高的 5 个特征字段,平均时延分母(R1)、小区下行 DRB 数据调度时长(R2),下行 PRB 平均利用率(R3)、小区上行 DRB 数据调度时长(R4)和 PDCCH 信道 CCE 占用率分子(R5),将其作为时间序列相关特征加入时间序列趋势预测中并组成初始特征集合 {R1, R2,R3,R4,R5}。

给定初始特征集合 {R1,R2,R3,R4,R5},可将每个特征看作是一个候选子集,对着 5 个候选特征子集进行评价,假定 {R4} 最优,于是将 {R3} 作为第一轮选定集;然后在上一轮的选定集中加入一个特征,构成包含两个特征的候选子集,假定在其他 4 个候选两个特征子集中 {R3,R4} 最优,且由于 {R3},于是将 {R3,R4} 作为本轮的选定集。在每轮进行特征子集评价时,根

据加入该特征后预测正确率增大、不变和减小的小区数量占比来衡量该特征对模型的贡献率(见表 3)。

从表 3 可以看出在第一轮 5 个候选但特征子集对模型贡献情况来看,加入特征 {R3} 后对

78%的小区预测准确率会提高。相对其他几个特征而言,{R3} 可作为第一轮的选定集。依照上述思路,最终选定 {R1,R3,R4} 作为模型的时间序列特征。也即是说,在进行东南沿海某省小区指标趋势预测时,加入平均时延分母、下行 PRB 平均利用率、小区上行 DRB 数据调度时长时间序列特征进行未来一段时间的指标数据预测。

表 3 5 种特征集合的准确率分布结果

类别	准确率增大	准确率不变	准确率减小
R1	0.67	0.11	0.22
R2	0.61	0.11	0.28
R3	0.78	0.00	0.22
R4	0.72	0.17	0.11
R5	0.44	0.00	0.56

将每个小区的时间序列数据存放在一个独立的 csv 文件中,然后放在同一个文件夹下。对于每个 csv 文件的数据,是按照时间升序排列,包括小区 ID、时间,



5个相关指标(小区上行DRB数据调度时长、小区下行DRB数据调度时长、下行PRB平均利用率、PDCCH信道CCE占用率分子和用户面下行包平均时延分母)和3个目标预测指标(空口下行用户面流量、平均RRC连接用户数和平均激活用户数)共10个字段,分别用ID、Date、R1、R2、R3、R4、R5、T1、T2、T3。

### 3.3 数据归一化处理

由于神经网络激活函数的特性,使得对输入数据十分敏感。同时也为了处理不同量级和量纲的输入量,需要对输入量进行标准化处理。数据集的标准化(服从均值为0方差为1的标准正态分布即:高斯分布)是大多数机器学习算法的常见要求。如果原始数据不服从高斯分布,在预测时表现可能不好。归一化函数如下:

$$X_{\text{new}} = (X_{\text{old}} - \min(X)) / (\max(X) - \min(X)) \quad (4)$$

而为了保证神经网络的输出数据与输入数据数量级相符,对神经网络预测结果的输出也需要进行反归一化处理,公式为:

$$y(i) = y_i (\max(x_i) - \min(x_i)) + \min(x_i) \quad (5)$$

## 4 模型建立及计算

### 4.1 训练和验证数据准备

使用Python语言,调用OS模块读取样本数据存储文件夹下的所有文件,调用pandas.read\_csv方法读取所有样本数据,并构建初始数据集。通过定义函数open\_csvdir实现,得到小区ID列表(ID\_list)和初始数据集(dataset\_list)。

本试验有监督学习可以理解为,根据过去30天的数据,预测未来7天的数据。即把样本小区的前30天的数据作为输入(30×24h)、后7天的数据作为输出(7×24h)。按照以上构建思路,本试验将初始数据集(dataset\_list)转换成适用于时间序列预测的有监督数据集。通过定义create\_dataset()实现该过程。

用pandas.dataframe的切片方法将每个小区的数据分成大小为past×24和feature×24两个部分(past是30,feature是7)。根据col参数确定的所在列号,可以有选择的设定输入数据特征。比如,根据小区前30天的上行DRB数据调度时长、小区下行DRB数据调度时长和下行用户面流量3个特征对未来7天的下行用户面流量预测时,需要把该小区前30天3个特征数据作

为输入,把未来7天的下行用户面流量数据作为输出。

### 4.2 模型构建及优化结果

模型预测方式为利用前30天指标数据预测第31~37天的指标数据。训练方式主要是选取90%的样本小区进行训练,训练完成后再选取剩余10%的数据进行测试。利用keras提供的序贯模型构建多变量预测模型,该模型包括3个LSTM隐藏层,每个LSTM隐藏层中定义a个神经元,然后对每个隐层加入Droupout层引入Dropout率进行优化避免过拟合,也即是神经元随即断开的比例为b。第四层为全连接层输出维度为168(7×24),激活函数用c表示。Compile方法是设置模型的训练参数,例如采用“adam”作为优化器,损失函数计算采用均方误差(MSE),每次迭代计算其误差和准确率。

为了使模型效果更佳,试验借鉴网格搜索法对参数的可能取值进行验证调优。网格搜索法是指定参数值的一种穷举搜索方法,通过将估计函数的参数通过交叉验证的方法进行优化来得到最优的学习算法。将各个参数可能的取值进行排列组合,列出所有可能的组合结果生成“网格”。对a、b和c组成的参数组合进行参数调优,其中a的取值列表为[30,50,100,128,168],b的取值列表为[0.1,0.2,0.3,0.4],c的取值列表为[“tanh”,“sigmoid”,“relu”,“linear”]。最终选择效果最好的(128,0.2,“tanh”)作为模型参数。

按照上述模型进行训练,且迭代次数为50次或100次时,训练集数据对模型的训练使得预测均方误差均收敛于(0,0.04)之间。考虑到模型训练消耗的时间成本,最终迭代次数参数确定为50次(见图1)。

## 5 模型结果

试验按照上述过程建立多变量预测模型,其中输入是前30天的平均时延分母、下行PRB平均利用率、小区上行DRB数据调度时长和空口下行用户面流量数据,来预测未来7天的空口下行用户面流量数据。输入输出的是以小时为粒度的时间序列数据。

### (1) 平均激活用户数试验结果

当训练次数为50次时,训练平均激活用户数预测模型花费的时长约为8h48min。平均激活用户数的预测最大精度为92%(等于1与平均误差率之差),平均激活用户数的预测最大准确率为97%(在样本上的误差

小于20%小时数占总小时数的比例)。

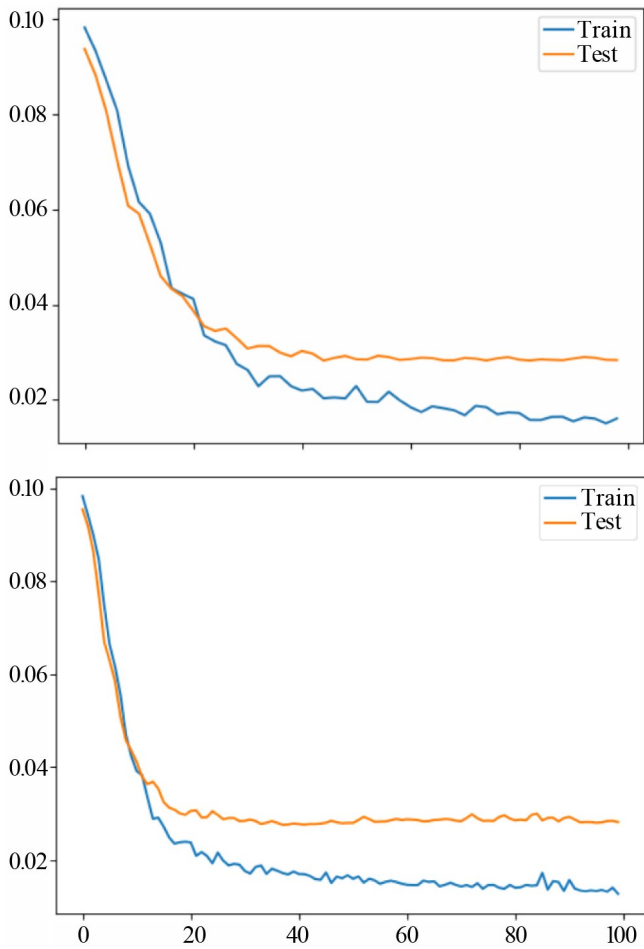


图1 LSTM神经网络训练误差变化趋势图(其中纵坐标为误差,横坐标为训练次数)

(2)空口下行用户面流量试验结果

当训练次数为50次时,训练模型花费的时长约为

8h50min。模型在训练样本空口用户面下行流量的预测最大精度(等于1与平均误差率之差)约为71%,空口用户面下行流量预测最大准确率(在样本上的误差小于20%小时数占总小时数的比例)约50%。

(3)平均RRC连接用户数试验结果

当训练次数为50次时,运行时长9h2min。由于原始数据0值很多,模型效果不佳。平均RRC连接用户数的预测最大精度为67.5%,平均RRC连接用户数的预测最大准确率为42.9%。

对样本数据集中的上述3个指标预测精度和预测准确率在0~1的以0.1为步长的小区数量分布情况进行统计,结果见表4。

模型结果显示:LSTM算法对平均激活用户数、空口下行用户面流量和平均RRC连接用户数的预测最大精度分别是92%、71%和67.5%。该模型在平均激活用户数量表现效果最好,主要是因为激活用户的数量无明显的地区差异。相较而言,空口下行用户面流量在不同等级不同基站的小区差异明显,预测精度低于平均激活用户数指标的预测精度。此外,原始数据中平均RRC连接用户数的数值为0的占多数,相对平均RRC连接用户数的数据质量较低,这或许是预测精度低的原因之一。除此之外,试验模型仅是根据前30天的数据来预测未来7天的走势。历时天数不够长也可能是模型效果欠佳的原因。随着数据质量的提高和时间跨度的拉长,模型的效果很有可能得到进一步提升。利用该模型可以对东南沿海某省样本数据集之外的其他小区,进行平均激活用户数、空口下行用户面流量和平均RRC连接用户数进行预测。该模型不仅可以预知未来一段周期或时间内流量的走向,还可以与

表4 3个指标预测结果

区间	平均激活用户数		空口下行用户面流量		平均RRC连接用户数	
	预测精度	预测准确率	预测精度	预测准确率	预测精度	预测准确率
(0.9,1.0]	3	3	0	0	0	0
(0.8,0.9]	188	34	0	0	0	0
(0.7,0.8]	289	66	3	0	0	0
(0.6,0.7]	222	117	12	0	32	0
(0.5,0.6]	162	186	22	1	98	0
(0.4,0.5]	147	245	28	30	176	5
(0.3,0.4]	117	353	27	134	260	45
(0.2,0.3]	70	359	31	369	378	107
(0.1,0.2]	58	283	33	613	417	298
(0.0,0.1]	51	111	30	598	297	552
小于0	450	0	1571	0	99	0

上季度、上月或上周进行统计分析,为采取合适的方法进行流量控制、流量监测提供参考,能够帮助管理员更好地规划和管理网络。

## 6 模型应用及推广

经分析发现,LSTM算法在东南沿海某省平均激活用户数指标预测效果较好,但对下行用户面流量和平均RRC连接用户数的预测精度有待进一步提高。因此,本文选取平均激活用户数指标预测模型在东南沿海某省的其他小区(简称扩展小区)进行推广。本文把平均激活用户数预测模型在东南沿海某省1.4016万个小区进行推广试验,并对预测精度排名前5000的小区进行具体分析。如表5所示,将上述5000个小区的预测效果、指标分段情况以及指标增长分布情况进行分析,结果如下:

表5 扩展小区前5000小区预测结果

区间	预测精度	预测准确率
(0.9,1.0]	3	3
(0.8,0.9]	256	33
(0.7,0.8]	1071	91
(0.6,0.7]	1445	312
(0.5,0.6]	1338	820
(0.4,0.5]	887	1462
(0.3,0.4]	0	1526
(0.2,0.3]	0	551
(0.1,0.2]	0	149
(0.0,0.1]	0	52
小于0	0	1

(1)模型对5000个扩展小区的预测精度均在40%以上,其中预测精度在70%以上的小区数量有1592个,约占5000的26.6%。这说明模型在扩展小区的平均预测误差较小,可以用来预测小区的指标趋势。

(2)模型对5000个扩展小区的预测准确率以(0.3,0.5]为主,而预测准确率在(0.5,1.0]区间的小区数量为1259个。对某个小区而言,预测准确率反映了模型对该小区未来7天(128h)预测误差在可接受范围内(20%以内)的时长数,数值越大表明模型对该小区未来128h(7天)的预测越准确。这说明模型对小区指标趋势走向的预测误差小,但对某天的某个时段预测可能存在偏差。

## 7 结束语

随着信息网络的快速发展和智能终端的不断普及,电信网络用户规模与日俱增,各类业务应用层出不穷,电信网络业务流量呈现复杂多样的变化。为了适应这种变化,采取针对性的网络规划与优化,开展电信网络性能指标趋势预测具有重要的理论意义和应用价值。

本研究结合东南沿海某省电信网络环境中采集到的数据,对电信网络性能指标趋势预测进行探索,通过ARIMA模型和LSTM算法的预测效果对比试验,采用LSTM算法进行小区指标趋势预测。经分析发现,LSTM算法在东南沿海某省平均激活用户数指标预测效果较好。本研究将平均激活用户数预测模型在东南沿海某省其他小区进行推广试验,并对推广小区的预测效果、指标分段情况以及指标增长分布情况进行分析。从网络资源配置的角度,研究结果为电信运营商网络资源分配提供一定参考,并且对网络资源规划和优化分配具有一定的指导意义。

## 参考文献

- [1] 付航. 一种基于大数据回归分析的LTE流量预测及扩容方法研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2019,32(4):50-54.
- [2] 董洁. 浅析人工智能对通信行业的影响——以计算机网络为例[J]. 科技经济导刊, 2019,27(9):45.
- [3] 朱燕, 徐刚, 程丽君, 等. LTE网络流量热点区域解决方案[J]. 电信技术, 2019(4):83-88.
- [4] V. Venkataramanan, S. Lakshmi. Hardware co simulation of LTE physical layer for mobile network applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019,99.
- [5] 李亚克, 王宝莹. LTE高倒流小区的网络分析与解决[J]. 电信快报, 2019(4):22-25.
- [6] 刘钊. TD-LTE网络覆盖和容量性能研究[J]. 数字通信世界, 2019(4):45.
- [7] 李文璟, 陈晨, 喻鹏, 等. 基于S-ARIMA模型的无线通信网络业务量预测方法[J]. 北京邮电大学学报, 2017,40(S1):10-14.
- [8] 郑雅丹, 任术波, 徐晓燕, 等. 一种用于卫星移动通信环境下CQI预测的ARIMA改进模型[J]. 数字通信世界, 2013(5):34-37.
- [9] 白斌飞, 晏正春. ARIMA模型在移动通信用户数预测中的应用[J]. 统计教育, 2007(5):41-42.
- [10] 李校林, 吴腾. 基于PF-LSTM网络的高效网络流量预测



方法[J/OL]. 计算机应用研究, (2018-11-29): [2019-05-16]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20181129.1137.015.html>.

[11] 杨济海, 刘洋, 刘杰, 等. 基于并行的F-LSTM模型及其在电力通信设备故障预测中的应用[J]. 武汉大学学报(理学版), 2019(03): 263-268.

[12] 罗昌雄. 人工智能技术在通信运营商传统网络视频监控升级改造中的应用研究[J]. 无线互联科技, 2018, 15(22): 3-4+10.

[13] 朱玥, 覃尧, 董岚, 等. 人工智能在移动通信网络中的应

用: 基于机器学习理论的信道估计与信号检测算法[J]. 信息技术, 2019, 13(1): 19-25.

#### 作者简介:

钱兵 中国电信研究院战略与创新研究院技术总监

王兵 中国电信集团有限公司网运部专家

## The trend-forecasting research of the LTE residential areas based on deep learning

QIAN Bing, WANG Bing

**Abstract:** At present, driven by the rapid development of artificial intelligence technology, the wireless network operation and maintenance field also gradually tries to use algorithm to assist manual work, to increase operation and maintenance efficiency and reduce operation and maintenance cost. This paper takes China Telecom LTE cell of a province on the southeast coast as an example, three key indicators of average activated users, downlink user traffic and average RRC connected users in KPI data were selected to make a trend forecast for the coming week. The advantages and disadvantages of ARIMA and LSTM in machine learning are compared. Finally, 3000 training samples were used to establish the LSTM algorithm and the maximum prediction accuracy of the above three indexes was 92%, 71% and 67.5%, respectively. It can be seen that the prediction effect is the best on the average number of activated users index, which is more than 80%. In the end, the algorithm is extended to forecast the average number of active users in 14016 residential areas in the province to further verify the effect of the algorithm.

**Key words:** LTE network; trend forecast; LSTM; ARIMA; artificial intelligence

(收稿日期: 2019-05-30)

### 爱立信: 5G 牌照发放是重大利好 为推动中国 5G 商用做好准备

2019年6月6日, 足以被载入中国通信产业史册的一天! 今天上午, 工信部向中国电信、中国移动、中国联通、中国广电发放 5G 商用牌照, 这意味着, 中国商用 5G 的时间表从 2020 年提前到 2019 年, 较市场预期提前半年。

对此, 爱立信表示, 爱立信植根中国, 坚持为中国市场带来创新技术和优质服务。我们始终与三大运营商保持友好的合作关系, 并携手众多行业伙伴一起推动中国的 5G 发展。除此之外, 爱立信的服务和交付团队也已为 5G 部署做好准备。

爱立信中国总裁赵钧陶表示, 中国决定正式发放 5G 商用牌照, 这对中国和相关产业来说都是重大利好, 而中国的市场规模巨大, 这将有利于推动全球 5G 和移动通信生态系统的发展。相信爱立信也会成为中国 5G 创新生态系统的一个重要部分, 希望在 5G 商用实施的过程中, 爱立信能够发挥更大作用。我们有信心, 也已做好准备, 和中国的产业伙伴以及客户一起, 推动中国的 5G 部署。

对于中国发放 5G 商用牌照, 赵钧陶表示, 爱立信特别高兴听到牌照发放的消息! 中国决定正式发放 5G 商用牌照, 这对中国和相关产业来说都是重大利好, 而中国的市场规模巨大, 这将有利于推动全球 5G 和移动通信生态系统的发展。