

客服专员业务能力体系与培训规划研究

杨菁,金鹏,刘鲲鹏,徐青,张明杰

(国家电网有限公司客户服务中心,天津 300300)

摘要:为了解决客服专员业务能力不一、培训工作复杂难度高的问题,通过对超过4000名客服专员、涉及超过300类业务需求的业务行为、个人特征、质检工单等近2年数据的初步处理与分析,从超过亿条工单数据中统计出21个业务能力评价维度,建立决策树与神经网络混合模型,以决策树模型筛选出的业务能力影响因子应用于LMBP神经网络预测模型得出较准确的业务能力评价客服专员分群。为了规划客服专员培训体系,通过模型的分群结果分析,对不擅长处理某业务的客服专员针对最细业务划分进行定制化培训,准确高效提升客服专员业务短板能力。同时反馈培训结果到模型分析,完善业务能力评价维度,优化分群结果。与客服中心平均业务培训时间对比,应用此分类结果进行定制化培训可以有效节约工作时间,且培训业务范围更广。

关键词:客服专员业务能力;业务培训;神经网络;决策树;混合模型

文章编号:2096-4633(2019)11-008-06 **中图分类号:**D412 **文献标志码:**B

目前国网客服中心拥有超过4000名的客服专员,面对日益增多的客户诉求,为了保证业务服务水平,同时提高客户忠诚度,需要对客服专员进行不定期培训和例行培训,由于客服专员业务经验不一,造成重复培训、错位业务培训等资源浪费问题,优化合理安排客服专员业务提升规划,成为中心越来越需要解决的问题之一。

另一方面,由于用户的需求日益丰富,对客服专员的服务要求也越来越高。面对涉及超过300类业务需求咨询,如何针对性提升各个业务的服务水平也迫在眉睫。同时丰富的数据资源为中心深入开展供电服务数据分析研究,在涉及业务范围广的条件下,为评价客服专员业务能力提供了必要条件。

为了分析业务短板,开展定制化业务培训。针对各个业务需求的不均衡性,通过公司供电服务资源、客户全景服务开展的数据分析,主要研究针对客服专员业务能力,充分考虑各个影响指标,依托业务能力评价体系,管联业务和个人属性数据形成指标,对指标数据进行规整等标准化处理,统一数据量纲。同时结合业务部门对样本数据进行标记,形成有效的训练样本。建立决策树模和神经网络混合模型,针对训练集进行交叉验证和重复学习,提高模型结果精度,对比测试结果情况选取最优模型,输出客服

专员业务能力评价,定位培训人群与培训业务类型。

同时对培训规划进的动态管理及培训周期反馈管理,支撑开展精准业务培训,实现公司各业务服务资源最优分配,提升客户感知和认知,支撑以客户体验为导向工作的开展,降低客户投诉风险,提高用电客户满意度。

1 客服专员业务培训规划

为了合理支撑以客户体验为导向工作的开展,对客服专员开展定制化培训规划设计,进行针对性提升业务短板与及更好管控客服专员服务工作。提炼客服专员相关标签信息,包括基础信息、技能数据、考评培训数据等,对标签信息维度细化,同时关联业务信息,形成以业务处理为主体的客服专员能力评价体系。

1.1 客服专员定制化培训

目前客服专员培训,都在各班组间进行,但大多数是重复培训,培训效果不好,并且没有针对性。为此,基于大数据挖掘理论下,建立客服专员定制化培训规划,培训计划会细到每一个客服专员和最细类业务诉求。通过模型分析客服专员业务处理能力,对每个细分业务下的客服专员进行聚合培训,即在培训时,会脱离班组关系,面对全体成员进行按业务

分群体培训。由于培训面对全体客服专员且长期开展,所以在确定各个业务细分下的培训人群时,也需要注意培训周期及多业务类型范围培训。

1.2 客服专员培训应用

建立客服专员业务能力培训规划的最终目的是实现对客服专员优化管理,针对业务特点,提高全业务服务水平。针对培训后效果进行动态轨迹进行跟踪,发现客服专员的培训盲点和不足,反馈业务能力分析,不断完善业务能力分析体系,支持业务工作开展。同时通过跟踪培训效果,来确定培训周期。

一方面可以在利用数据挖掘技术分析业务能力的过程中,通过数据探索,分析数据分布特征、缺失值、离群点等数据状况,将发现的数据问题或者需要优化、增加的字段维度反馈到原业务系统,促进数据问题的检查,修正数据,提高数据质量;另一方面应用层反馈培训应用效果到培训分群,可以保证需培训群体更新,改进业务能力分析规则,优化培养方案和培训周期^[1]。三层应用循环优化图如图 1。

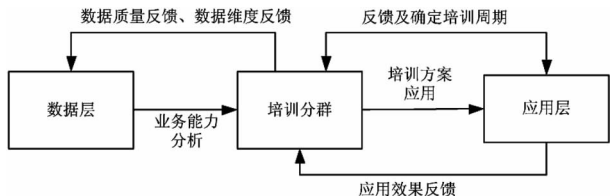


图 1 培训规划反馈效果图

Fig. 1 Effect diagram of training planning feedback

以频繁停电业务为例,通过数据模型分析客服专员处理频繁停电业务结果,关联个人属性信息、话务量信息等进行定位不擅长处理频繁停电业务的客服专员。将这批客服专员进行集中性培训频繁业务。

2 业务处理能力分析

基于客服专员业务能力分析及培训规划,支撑以客户体验为导向工作的开展,关联多维度分析客服专员业务能力,进一步完善客服专员业务能力培训方案,将业务的不足进行针对性培训,同时树立优秀客服专员榜样,优化岗位安排。通过结合决策树模型和神经网络模型,更加准确得出客服专员业务能力情况,开展培训。

将客服专员处理业务数据(以频繁停电业务为例)结合上文详述的 21 个指标进行分析建模,实现

全业务能力体系分析和培训规划。

从千万级工单数据中,进行对客服专员分类统计,针对 4 000 个客服专员进行业务能力分析,进行随机筛选 1 000 名作为训练样本。结合客服部进行人工对样本标记,对优秀客服人员和不擅长人员进行分别标记,最终得到。标记为擅长处理频繁停电业务有 134 个,不擅长处理频繁停电业务有 229 个;不评价有 637 个。

2.1 数据信息维度

提炼有效客服专员信息,针对业务开展、提升服务和学习水平,寻找信息维度,依据业务特征、客服专员行为属性和服务内容,聚合 7 个信息维度来描述客服专员业务能力^[2],包括:客服专员基础属性、话务信息、业务处理信息、技能信息、个人行为信息、考核评测信息、业务类型信息。

- (1) 客服专员基础属性:姓名、性别、年龄、学历、婚姻情况、工龄、岗位星级等;
- (2) 话务信息:话务数量、平均通话时长等;
- (3) 业务处理信息:用户满意率、一般差错率、严重差错率、是否改类等;
- (4) 技能信息:打字速度、普通话等级等;
- (5) 个人行为信息:工作行为数据(如:工作偏好、处理效率等),日常行为数据(如:业余爱好、个人习惯等);
- (6) 考核评测信息:绩效考核数据、总体评价等;
- (7) 业务类型信息:投诉、业务咨询、信息查询、意见、服务申请、故障报修、举报等 8 大类下的业务细分能力(业务细分到最细一级,共 311 类)。

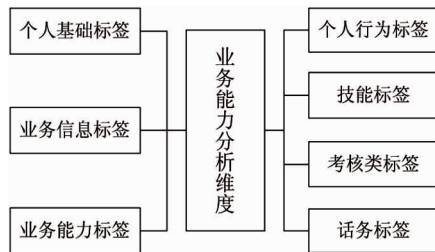


图 2 业务能力分析框架

Fig. 2 Framework of business capability analysis

2.2 数据分析

2.2.1 数据情况

基于客服专员处理业务选取个人特征和业务能力特征,以处理频繁停电业务为例(频繁停电业务是属于投诉大类的供电质量类别下的第 3 级业务类型),选取严重差错数、一般差错数、是否改

类、用户是否满意等 21 个指标,时间跨度为近 2 年业务数据。

2.2.2 数据关联处理

从业务数据入手,收集各部门有关客服专员人员的基本信息,如:质检数据、客服专员人员基本信

息、工单处理数据等。近 2 年业务数据共有 1.2 亿条数据量,由于,涉及数据量超过亿级,故对数据进行统计汇总,并提取通话文本信息关键词形成新字段等处理。

数据字段如下。

表 1 数据特征表

Tab. 1 Data characteristics table

序号	属性	含义	特征说明
1	serious_error	严重差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
2	service_att_error	服务态度一般差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
3	service_abi_error	服务能力一般差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
4	business_error	业务类型一般差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
5	case_fill_error	工单填写一般差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
6	case_submit_error	工单派发一般差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
7	miss_error	漏派一般差错数	无差错:0;差错数 1: -1;差错数 2 及以上: -2;
8	category	是否改类	是: -1;否:0(是否修改业务类型);
9	examine_mark	总质检得分	0 - 100
10	satisfaction	用户是否满意	不满意: -1,不评价:0,满意:1;
11	traffic_count	话务处理量	话务处理总数
12	ave_call_time	平均通话时长	单位:秒
13	performance_year	年终绩效得分	0 - 100
14	year	工龄(年)	0 - 43
15	star	岗位星级(星)	1 - 5 星
16	mandarin_level	普通话等级	无:0;三级:1;二级以上:2;
17	age	年龄(年)	18 - 60;
18	education	学历	大专以下: -1;大专:0;本科:1;本科以上:2;
19	typing_speed	打字速度得分	1 min 对应的打字个数
20	sex	性别	男:1;女:2;
21	marital	婚姻状况	未婚:0;已婚:1;

2.3 业务能力分析

基于决策树和神经网络模型特点,利用决策树计算信息增益率筛选因子的能力、可理解性高的优点^[3-9],和 LMBP 神经网络收敛速度快、分类准确率高、鲁棒性高、可线性预测的优点^[10-16],提出了基于决策树 C4.5 - LMBP 神经网络业务能力分类模型。

2.3.1 模型构建

将训练样本分成 10 份,取其中 9 份作为训练数据集,1 份作为测试集。通过调整决策树参数剪枝参数和最小叶子实例数可得到最优分类率决策树。

从决策树分析中,得到 11 个指标(miss_error、

ave_call_time、age、examine_mark、traffic_count、case_fill_error、performance_year、star、year、andarin_level、sex)为影响业务能力的主要因子,其中 3 个因子(miss_error、ave_call_time、age)对业务能力的影响最大。

构建神经网络模型,输入层为 11 个神经元,输出层为 1 个神经元的 BP 神经网络,计算客服专员的业务能力。

输出神经元为一个,在输出结果中定义区间,将最终输出结果输出为 1(擅长)、0(不评价)、-1(不擅长)。对模型进行循环调参,最后得到上限为

0.74 和下限为 0.33 时,交叉验证的模型误差均值最小,准确率达到 85%。即大于 0.74 的归为 1 类(擅长处理此业务),小于 0.33 的归为 -1 类(不擅长处理此业务),其他为 0 类(不评价)。

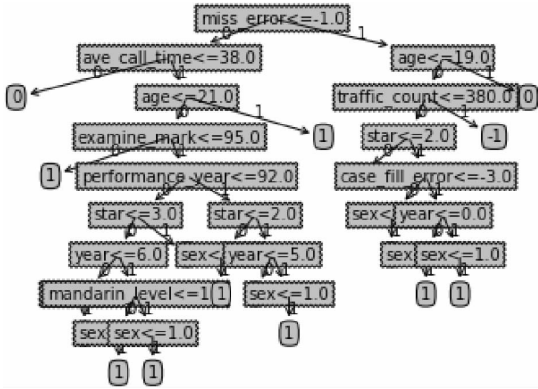


图 3 C4.5 决策树

Fig. 3 C4.5 decision tree

表 2 测试调优结果

Tab. 2 Test tuning results

测试次数	准确率 /%	分 类		
		1	0	-1
1	91	9	66	16
2	85	11	56	19
3	89	12	56	21
4	90	11	57	22
5	91	12	56	23
6	88	12	55	21
7	86	11	60	15
8	90	12	60	18
9	86	9	56	21
10	89	11	58	20
均值	89			

2.3.2 模型评估

将测试数据分别用决策树和 BP 神经网络及混合模型这 3 个分类模型进行分类预测,分类结果如下。

表 3 模型准确性对比

Tab. 3 Model accuracy comparison

	C4.5 决策树	BP 神经网络	C4.5 决策树与 BP 神经网络混合模型
准确率/%	76	84	89

可得构建的决策树 - LMBP 模型较其他模型拥有较高的准确率和较小的平均绝对误差,表明该模型具有一定优势。综上所有实验结果表明,通过决策树模型筛选出的业务能力影响因子应用于 LMBP 神经网络预测模型可以得出较高的分类准确率,同时借助决策树白盒模型的特点提高了整个模型的可理解性。

2.4 分类结果

利用决策树算法可理解性高的特点,结合 LMBP 神经网络黑盒模型分类准确率高、收敛速度快、能无限逼近任意函数等特点,构建了基于决策树 - LMBP 神经网络分类预测模型。

通过模型分析,得到 1 类擅长处理频繁停电业务有 413 人,0 类对处理频繁停电业务不评价有 1 921 人,-1 类不擅长处理频繁停电业务有 674 人。上面是以频繁停电业务为例的处理结果,同时可以扩展到全业务模型。

表 4 模型分类结果

Tab. 4 Model classification result

	1 类	0 类	-1 类
分类结果	413	1 921	674

基于频繁停电业务能力分类结果,有 413 个客服专员擅长处理,674 个客服专员不擅长处理。对这两部分人回溯探索个人属性:性别、年龄、学历、工龄、岗位星级、兴趣、打字速度等。后续将对客服专员进行调查问卷填写,针对个人平常习惯和兴趣进行调查。将调查结论反馈到模型初始阶段,增加分析字段等。做到发现短板,马上培训;针对符合业务短板的属性特征时,进行提前预警,组织培训。

3 培训课程对比

目前中心对员工的培训制度较为分散,一般是将当天出现的问题进行短暂培训和一周总结培训,还有每个月的例行培训。由于客服专员熟悉和不熟悉的业务处理方式不一,所以目前采用的班组集中培训容易造成重复培训等资源浪费。经统计,平均每天客服专员需进行培训 20 分钟;每周一次的培训平均为 40 分钟;每月一次的培训平均为 60 分钟。

采用业务能力模型分类后的培训结果,平均每

个月培训一次,由于是单一业务培训,所以培训时间不超过 30 分钟,所以模型应用的培训效用直接体现在,可以为每个客服专员每天空出近 30 分钟的时间,来服务用户。当然模型分类结果的第一次培训持续时间较长,因为需要将全员的业务短板进行补全,培训完了将重新进行模型分类分析,不断完善客服专员需培训业务分析。模型分类培训结果针对全业务进行分析,所以培训较全面且不造成重复培训的情况。

4 结语

4.1 结论

以频繁停电业务为例,分析得到客服专员擅长处理频繁停电业务标签有 413 个;客服专员不擅长处理频繁停电有 674 个。对于频繁停电业务,故可以对不擅长处理的客服专员可以进行针对性培训频繁停电业务。模型适用于 300 多个业务,对客服专员的全业务处理能力进行评价,及业务能力评价分群,有效、合理对客服专员业务能力进行培训提高,更加高效提升客服专员业务水平,更好进行服务用户。

业务能力评价模型准确定位需培训客服专员,提升培训效果的同时,也节省培训人力资源与工作时间,实现对工作资源的有效利用和直接提高服务时间。

4.2 应用

4.2.1 针对性业务培训

针对各个业务组织培训:对于不擅长处理某业务的客服专员,开展培训工作,对各个业务进行分批针对性培训,培训完可以进行考核,以便于循环培训,最高效提升客服专员的业务水平。

4.2.2 优化岗位管理

针对某业务能力强的客服专员可以安排在某个时间段对应业务咨询较密集的时候,实现优对多,另外加快培训业务短板,高效合理提高服务水平和用户满意度。

参考文献:

- [1] 高庆萱,李荣志,李健. 基于系统动力学的新员工培训方案制定与选择[J]. 计算机集成制造系统,2017,23(01):113-122.
GAO Qingxuan, LI Rongzhi, LI Jian. Formulation and selection of new staff training program based on system dynamics[J]. Integrated

- Manufacturing Systems,2017,23(01):113-122.
[2] SU HONGJUN, DU QIAN, CHEN GENSHE, et al. Optimized hyperspectral band selection using particle swarm optimization [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing,2014,7(06):2659-2670.
[3] MICHELA ANTONELLI, DARIO BERNARDO, HANI HAGRAS, et al. Multiobjective evolutionary optimization of Type-2 fuzzy rule-based systems for financial data classification [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems,2017,25(02):249-264.
[4] 韩存鸽,叶球孙. 决策树分类算法中 C4.5 算法的研究与改进 [J]. 计算机系统应用,2019,28(06):198-202.
HAN Cunge, YE Qiusun. Research and improvement of C4.5 algorithm in decision tree classification algorithm [J]. Computer Systems & Applications,2019,28(06):198-202.
[5] 李兵,韩桂南,贾永良. 基于决策树算法的表计拆除业务的分析 [J]. 电力大数据,2017,20(09):23-26+45.
LI Bing, Han Guinan, Jia Yongliang. Analysis and discussion on the electricity meter demolition business based on decision tree algorithm [J]. Power Systems and Big Data,2017,20(09):23-26+45.
[6] 武善锋,陆霞. 基于决策树算法的体育课程分析与管理系统设计 [J]. 现代电子技术,2019,42(03):131-133+138.
WU Shanfeng, LU Xia. Design of physical education curriculum analysis and management system based on decision tree algorithm [J]. Modern Electronics Technique,2019,42(03):131-133+138.
[7] ILIJA BASICEVIC, DRAGAN KUKOLJ, STANISLAV OCOVAJ, et al. A fast channel change technique based on channel prediction [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics,2018,64(04):418-423.
[8] 张华忠,侯进. 基于决策树 C4.5 集成算法的图像自动标注 [J]. 计算机应用研究,2018,35(07):2222-2224.
ZHANG Huazhong, HOU Jin. Image annotation based on decision tree C4.5 ensemble algorithm [J]. Application Research of Computers,2018,35(07):2222-2224.
[9] 杜景林,严蔚岚. 基于距离权值的 C4.5 组合决策树算法 [J]. 计算机工程与设计,2018,39(01):96-102.
DU Jinglin, YAN Weilan. Multiple classifiers of C4.5 decision tree based on distance weight [J]. Computer Engineering and Design,2018,39(01):96-102.
[10] 王璨,武新慧,李恋卿,等. 卷积神经网络用于近红外光谱预测土壤含水率 [J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(01):36-41.
WANG Can, WU Xinhui, LI Lianqing, et al. Convolutional neural network application in prediction of soil moisture content [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2018,38(01):36-41.
[11] 孙振华,李新德. 基于卷积神经网络的多标签飞机识别算法 [J]. 计算机应用软件,2018,35(09):270-274.
SUN Zhenhua, LI Xinde. Multi-label aircraft recognition algorithm based on convolutional neural network [J]. Computer Applications

- and Software,2018,35(09):270-274.
- [12] 单东,许新征. 基于径向神经网络和正则化极限学习机的多标签学习模型[J]. 模式识别与人工智能,2017,30(09):833-840.
SHAN Dong, XU Xinzhen. Multi-label learning model based on multi-label radial basis function neural network and regularized extreme learning machine[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2017,30(09):833-840.
- [13] 赵嘉,谢智峰,吕莉,等. 深度学习萤火虫算法[J]. 电子学报,2018,46(11):2633-2641.
ZHAO Jia, XIE Zhifeng, LV Li, et al. Firefly algorithm with deep learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(11):2633-2641.
- [14] 鄂海红,张文静,肖思琪,等. 深度学习实体关系抽取研究综述[J]. 软件学报,2019,30(06):1793-1818.
E Haihong, ZHANG Wenjing, XIAO Siqi et al. Survey of entity relationship extraction based on deep learning[J]. Journal of Software,2019,30(06):1793-1818.
- [15] 涂吉昌,陈超波,王景成,等. 基于深度学习的水质预测模型研究[J]. 自动化与仪表,2019,34(06):96-100.
TU Jichang, CHEN Chaobo, WANG Jingcheng et al. Research on water quality prediction model based on deep learning [J]. Automation & Instrumentation,2019,34(06):96-100.
- [16] 罗欣,张爽. 深度学习在电力潜在投诉识别分类中的应用[J]. 浙江电力. 2017,36(10):83-86.
LUO Xin, ZHANG Shuang. Application of deep learning in identification and classification of potential complaints of electric power[J]. Zhejiang Electric Power,2017,36(10):83-86.

收稿日期:2019-09-13

作者简介:



杨 菁(1989),女,博士,工程师,主要从事客户服务大数据研究。

(本文责任编辑:范 斌)

Research on capability system and training planning of customer service specialist

YANG Jing, JIN Peng, LIU Kunpeng, XU Qing, ZHANG Mingjie

(Customer Service Center, State Grid Corporation of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: In order to solve the problems of inconsistent business capability and complicated training work of the customer service specialist, through the preliminary processing and analysis of the data of more than 4000 customer service specialists, involving more than 300 types of business needs, such as business behavior, personal characteristics, quality inspection work orders, etc. in the past two years, 21 business capability evaluation dimensions are counted out from more than 100 million work orders, and a hybrid model of decision tree and neural network is established. The business capability impact factor selected by the decision tree model is applied to the LMBP neural network prediction model to get a more accurate business capability evaluation of customer service specialists clustering. In order to plan the training system of customer service commissioner, through the analysis of the clustering results of the model, the customer service specialists who are not good at dealing with a certain business are given customized training for the most detailed business division, so as to accurately and efficiently improve the short board ability of customer service specialists. At the same time, feedback training results to model analysis, improve business ability evaluation dimension, optimize the clustering results. Compared with the average business training time of the customer service center, customized training based on the results of this classification can effectively save working time and provide a wider range of training services.

Key words: customer service specialist business capability; business training; neural network; decision tree; hybrid model