



## 电力物联网中基于深度学习的无蜂窝接入点选择算法

王宏刚 孙明月 简燕红 米娜

### Deep Learning based Cell-free Access Point Selection Algorithm in Power Internet of Things

WANG Honggang, SUN Mingyue, JIAN Yanhong, MI Na

引用本文:

王宏刚, 孙明月, 简燕红, 等. 电力物联网中基于深度学习的无蜂窝接入点选择算法[J]. 现代电力, 2021, 38(5): 529–534. DOI: 10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0365

WANG Honggang, SUN Mingyue, JIAN Yanhong, et al. Deep Learning based Cell-free Access Point Selection Algorithm in Power Internet of Things[J]. Modern Electric Power, 2021, 38(5): 529–534. DOI: 10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0365

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0365>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 泛在电力物联网的发展分析

Development Analysis of the Ubiquitous Power Internet of Things

现代电力. 2021, 38(2): 119–128 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0326>

#### 利益驱动的泛在电力物联网

Profit-Driven Ubiquitous Power Internet of Things

现代电力. 2020, 37(1): 1–9 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2019.1063>

#### 基于深度学习的电网短期负荷预测方法研究

Research on Short-term Load Forecasting Method of Power Grid Based on Deep Learning

现代电力. 2018, 35(2): 43–48 <http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2018/I2/43>

#### 基于深度循环神经网络的换相失败边界检测

Commutation Failure Boundary Detection Based on Deep Recurrent Neural Network

现代电力. 2019, 36(6): 88–94 <http://xddl.ncepujournal.com/article/Y2019/I6/88>

#### 基于自组织特征神经网络和最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测方法

Short-Term Load Forecasting Method Based on Self-Organizing Feature Mapping Neural Network and GA-Least Square SVC Model

现代电力. 2021, 38(1): 17–23 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0201>

#### 基于自适应噪声完备经验模态分解样本熵长短期记忆神经网络和核密度估计的短期电力负荷区间预测

Short-term Power Load Interval Prediction Based on CEEMDAN-SE-LSTM and KDE

现代电力. 2021, 38(2): 138–146 <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007–2322.2020.0329>

# 电力物联网中基于深度学习的无蜂窝接入点选择算法

王宏刚, 孙明月, 简燕红, 米娜

(国家电网有限公司大数据中心, 北京市 西城区 100052)

## Deep Learning based Cell-free Access Point Selection Algorithm in Power Internet of Things

WANG Honggang, SUN Mingyue, JIAN Yanhong, MI Na

(Big Data Center of State Grid Corporation of China, Xicheng District, Beijing 100052, China)

**摘要:** 针对传统电力物联网中的设备间干扰和高能耗问题, 提出一种基于深度神经网络 (deep neural network, DNN) 的无蜂窝接入点 (access point, AP) 选择算法。首先, 考虑无蜂窝网络下, 将中央处理单元连接的多个协作 AP 随机分布在大规模电力设备周围, 从而拉近 AP 与设备间的距离以降低能耗; 然后, 基于深度神经网络算法对 AP 进行有效筛选, 通过训练静态随机设备的大尺度衰落系数将 AP 组合进行标签分类, 使得平均频谱效率 (spectrum effectiveness, SE) 达到最大; 最后, 利用测试集进行测验, 仿真结果表明, 算法准确率能够达到 95%, 且相比于传统全 AP 传输和基于信道特征排序的算法, 所提出的算法能够进一步提升无蜂窝网络多设备的平均 SE, 并具有更低能耗。

**关键词:** 电力物联网; 无蜂窝接入点选择算法; 深度神经网络 (DNN); 设备间干扰

**Abstract:** To cope with the problem of inter-device interference and high energy consumption in traditional power Internet of things, a deep neural network (DNN) based access point (AP) selection algorithm was proposed. Firstly, it is considered that the AP without cellular was densely distributed around power equipment, so as to shorten the distance among the AP and equipments to reduce energy consumption. Secondly, based on the DNN the AP combination was effectively screened and labeled by training the large-scale fading coefficient of static random users to maximize the average spectral efficiency (SE). Finally, the test set was used to test. Simulation results show that the proposed algorithm can further improve the average spectral efficiency of the non-cellular network multi-device and reduce energy consumption compared with the traditional all-AP transmission and channel feature-based sorting algorithm.

**Keywords:** power internet of things; cell-free access point selection algorithm; deep neural network(DNN); inter-device interference

**DOI:** 10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0365

## 0 引言

近年来, 以物联网、5G 和人工智能为代表的新一代信息技术的成功应用, 使得物联网技术与电力业务的结合更加紧密<sup>[1]</sup>。随着物联网在智能电网应用的产业化、规模化, 实际应用中将初步形成电力物联网建设发展标准体系, 通过电力物联网技术的积极探索和深入实践, 适应分布式能源、储能、电动汽车等交互式用能设施大规模并网接入, 能够更好地满足人民群众美好生活的用能需求<sup>[2]</sup>。但是, 随着电力物联网接入设备规模的扩大, 传统的集中式基站将无法满足大规模电力设备的无线通信需求<sup>[3]</sup>。

传统集中式蜂窝网络的性能通常受到小区间干扰的限制。尤其是靠近小区边界的设备, 不仅接收基站的信号质量差, 还会受到临近小区强烈的干扰<sup>[4-5]</sup>。文献<sup>[6]</sup>提出分布式多入多出 (multiple-input-multiple-output, MIMO)、协调多点传输等技术可以通过基站之间的相干协作来减少这种小区间干扰, 但是也带来大量的回程开销和高部署成本。而在无蜂窝网络中, 大量配备多天线的接入点 (access point, AP) 密集分布在电力设备周围, 这样可以利用良好的传播路径和信道硬化特性, 在设备间干扰较小的情况下复用多个设备, 并具有较高的宏分集和较低的路径损耗<sup>[7]</sup>。但是, 同一时刻全部的 AP 被激活用来服务某个设备时会对其他的设备产生严重的干扰。

对于每个设备来说, 筛选出有效的 AP 组合相比全 AP 传输具有更高的频谱效率 (spectrum effectiveness, SE) 和能量效率 (energy efficiency,

EE) [8]。文献 [9] 提出以设备与 AP 的欧式距离为基准的 AP 选择算法，直接选择距离最近的 AP。文献 [10] 进一步提出了一种把有用信号与设备间干扰信号的差值作为筛选条件的 AP 选择算法，该算法下每个设备能选择一个有效信道增益最高的 AP。但是，这些方案同一时刻只利用一个 AP 服务设备，且都没考虑同 AP 服务下的设备间干扰。考虑多 AP 服务的情况下，文献 [11] 提出了 2 种分别基于接收功率排序与基于大尺度衰落系数排序的方法，并筛选出占比达到 95% 的 AP，进一步优化系统总的能量效率。但是占比阈值的确定只能根据历史经验，在时变的动态信道环境下不具有时效性和鲁棒性。

对于传统的全 AP 传输和基于信道特征进行排序的方法，由于 AP 和设备的规模及性能指标的非线性优化给理论分析带来巨大的挑战。为了更有效地实时利用多 AP 的频谱和能量资源，在传统机器学习支持向量机 (support vector machine, SVM) 分类器 [12] 和  $K$  邻近 ( $K$ -nearest neighbor, KNN) 聚类 [13] 的标签化分类基础上，本文考虑通过基于深度神经网络 (deep neural network, DNN) 的人工智能新技术来改进。通过使用离线数据集训练 DNN 代替复杂的理论分析对 AP 进行有效筛选可以获得近似最优解，仿真结果表明，所提出的算法能够进一步提升无蜂窝网络多设备的平均频谱效率，并具有更低能耗。

## 1 系统模型

考虑在一个去蜂窝电力物联网系统中，由  $L$  个配置  $M$  根天线的 AP 服务  $K$  个相互独立的单天线设备，其中  $L > K$ 。将 AP 随机分布在一个半径为  $r$  的电力物联网覆盖的大区域中，所有 AP 通过高速回程网络连接到中央处理器。在无蜂窝时分双工系统下，将每个相干间隔分为 2 个阶段：上行导频训练和下行的数据传输。每个相干间隔长度一般设为  $\tau_c$ ，其中一部分  $\tau_p$  用于上行导频训练，剩余一部分 ( $\tau_c - \tau_p$ ) 用于下行数据传输。

### 1.1 上行导频训练

所有设备将自己导频序列发送给所有设备，每个导频符号归一化传输信噪比 (signal to noise, SNR) 为  $\rho_p$ 。设第  $k$  个设备的导频序列  $\sqrt{\tau_p} \varphi_k \in \mathbf{C}^{\tau_p \times 1}$ ，且  $\|\varphi_k\|^2 = 1$ ，其中  $k = 1, \dots, K$ 。则第  $l$  个 AP 接收的

导频信号为

$$Y_{p,l} = \sqrt{\rho_p \tau_p} \sum_{k=1}^K \mathbf{g}_{lk} \varphi_k + \mathbf{W}_{p,l} \quad (1)$$

式中： $\mathbf{W}_{p,l}$  为  $M \times \tau_p$  噪声矩阵，每个元素都服从  $C_N(0, 1)$  的独立同分布； $\mathbf{g}_{lk} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  为第  $k$  个设备与第  $l$  个 AP 之间的信道向量，可以建模为

$$\mathbf{g}_{lk} = \beta_{lk}^{1/2} \mathbf{h}_{lk} \quad (2)$$

式中： $\beta_{lk}$  为当前信道的大尺度衰落系数； $\mathbf{h}_{lk}$  为第  $k$  个设备与第  $l$  个 AP 的之间的瑞利信道向量。考虑正交导频估计的信道向量为  $\hat{\mathbf{g}}_{lk} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$ ，则有估计误差向量  $\tilde{\mathbf{g}}_{lk} = \mathbf{g}_{lk} - \hat{\mathbf{g}}_{lk}$ 。导频正交必须满足导频长度大于总设备个数，此时才有对任意设备  $k$ ， $\hat{\mathbf{g}}_{lk}$  和  $\tilde{\mathbf{g}}_{lk}$  服从分布：

$$\hat{\mathbf{g}}_{lk} \sim C_N(\mathbf{0}_{M \times 1}, \gamma_{lk} \mathbf{I}_M) \quad (3)$$

$$\tilde{\mathbf{g}}_{lk} \sim C_N(\mathbf{0}_{M \times 1}, \gamma_{lk} \mathbf{I}_M) \quad (4)$$

式中：令信道估计的方差系数  $\gamma_{lk} = \frac{\tau_p \rho_p \beta_{lk}^2}{1 + \tau_p \rho_p \beta_{lk}}$ ，且有  $E\{\tilde{\mathbf{g}}_{lk}^T \hat{\mathbf{g}}_{lk}\} = 0$ 。

### 1.2 下行数据传输

在进行下行数据传输的过程中，所有 AP 将信号  $\mathbf{X} = [x_1 \dots x_l \dots x_L] \in \mathbf{C}^{L \times 1}$  同时传输给电力物联网覆盖范围内的所有电力设备，且有  $\|x_l\|^2 = 1$ 。在总的传输功率为  $p_T$ ，每台设备的传输功率为  $\rho_k$  的情况下，第  $k$  个设备接收的信号 [14] 为

$$y_k = \sum_{l=1}^L \sqrt{\rho_p} \mathbf{g}_{lk} x_l + n_k \quad (5)$$

式中： $n_k \sim C_N(\mathbf{0}_{1 \times M}, \mathbf{I}_M)$  为加性噪声向量。

利用最大比合并检测技术，用户  $k$  信号的接收信干噪比 [15]：

$$r_k = \frac{\sqrt{\rho_k} \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H \mathbf{g}_{lk} x_k}{\sqrt{\rho_k} \sum_{l=1}^L \sum_{k'=k}^K \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H \mathbf{g}_{lk'} x_{k'} + \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H n_l} \quad (6)$$

## 2 性能分析

### 2.1 频谱效率分析

由于 AP 并不能获得该系统下实际的信道状态信息，但可以假定能获取信道状态的统计信息。利用以往研究的近似计算方法求取频谱效率的容量边界，上行数据传输的可达率为

$$R_k = \frac{\tau_c - \tau_p}{\tau_c} \times \log_2(1+r_k) = \frac{\tau_c - \tau_p}{\tau_c} \times \log_2 \left[ 1 + \frac{|A_k|^2}{E(|B_k|^2) + \sum_{k' \neq k}^K E(|D_{kk'}|^2) + 1} \right] \quad (7)$$

式中： $A_k$  为有用信号； $B_k$  为不确定性增益； $D_{kk'}$  为设备间的干扰信号； $n_k$  为信道噪声。由于 AP 数目一般较大，有效的信道增益一般在信道增益均值上下浮动，可以根据式 (6) 的接收信号展开， $A_k$  有用信号进一步展开为：

$$\begin{aligned} |A_k|^2 &= \rho_k \left[ E \left( \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H \mathbf{g}_{lk} \right) \right]^2 = \\ \rho_k &\left\{ E \left[ \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H (\hat{\mathbf{g}}_{lk} + \tilde{\mathbf{g}}_{lk}) \right] \right\}^2 = \\ M^2 \rho_k &\left( \sum_{l=1}^L \gamma_{lk} \right)^2 \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} E(|B_k|^2) &= \\ \rho_k E &\left[ \left| \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H \mathbf{g}_{lk} - E \left( \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk}^H \mathbf{g}_{lk} \right) \right|^2 \right] = \\ M \rho_k &\sum_{l=1}^L \beta_{lk} \gamma_{lk} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} E(|D_{kk'}|^2) &= \rho_{k'} E \left( \left| \sum_{l=1}^L \hat{\mathbf{g}}_{lk'}^H \mathbf{g}_{lk'} \right|^2 \right) = \\ \rho_{k'} &\sum_{l=1}^L E(\hat{\mathbf{g}}_{lk'}^H \mathbf{g}_{lk'} \mathbf{g}_{lk'}^H \hat{\mathbf{g}}_{lk'}) = \\ \rho_{k'} M &\sum_{l=1}^L \gamma_{lk'} \beta_{lk'} \end{aligned} \quad (10)$$

则此时无蜂窝时分双工系统总的频谱效率为

$$R_{\text{sum}} = \sum_{k=1}^K R_k \quad (11)$$

### 2.2 能量效率分析

将总功耗分为以下 3 个部分：设备端消耗的功率，AP 端电路功耗和回程功耗。所消耗的总功率<sup>[16]</sup>为

$$P_{\text{total}} = \sum_{k=1}^K P_k + \sum_{l=1}^L MP_{\text{tc},l} + \sum_{l=1}^L P_{\text{bh},l} \quad (12)$$

式中： $P_k = (\mu_k)^{-1} \rho_k N_0 + P_{\text{tc},k}$ ，为设备  $k$  消耗的功率；

$\mu_k$  为功率放大系数； $N_0$  为噪声功率； $P_{\text{tc},k}$  为设备端的电路功耗。

而第  $l$  个 AP 的回程功耗<sup>[17]</sup>为

$$P_{\text{bh},l} = B \sum_{k=1}^K S_k P_{\text{bt},l} + P_{0,l} \quad (13)$$

则系统总功耗为

$$\begin{aligned} P_{\text{total}} &= \sum_{k=1}^K [(\mu_k)^{-1} \rho_k N_0 + P_{\text{tc},k}] + \\ &\sum_{l=1}^L MP_{\text{tc},l} + \sum_{l=1}^L \left( B \sum_{k=1}^K S_k P_{\text{bt},l} + P_{0,l} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

该系统下，总的能量效率<sup>[18]</sup>可以表达为

$$E_E = \frac{B \sum_{k=1}^K S_k}{P_{\text{total}}} \quad (15)$$

## 3 AP 选择算法

考虑所有 AP 及设备静止分布在某个电力物联网覆盖范围内，为使范围内 AP 与设备端尽量实现有效连接，利用 DNN 算法进行有效 AP 的筛选，从而有限消除用户间干扰以及降低系统的能耗。基于 DNN 的 AP 选择算法分为两步，分别为数据的生成预处理，以及标签的筛选迭代。

### 3.1 数据预处理

在将数据输入 DNN 框架之前，需要对数据进行预处理，首先根据理论，生成信道数据集  $G$  以及对应的 AP 选择方案构成 DNN 的输入和输出。然后，提取信道数据集中的大尺度衰落系数作为信道的表征，生成特征向量  $f_s$ ，并将输出标签  $B_s$  定义为 AP 的组合形式，那么  $s$  便是 AP 的组合种类。

将特征向量进行标准化处理，并设计关键性能指标，本文所优化的是频谱效率和能量效率，关键性能指标便是与 2 个性能息息相关的信号干扰噪声比 (signal interference to noise rate, SINR)，遍历所有的 AP 选择方案，则训练集和测试集中最优的 AP 选择方案对应着最大的 SINR，由此生成对应的特征向量与最优 AP 组合的数据集，并把其中 75% 的数据用作训练，25% 的数据用于测试。

### 3.2 基于 DNN 的 AP 选择

首先，搭建 DNN 算法的总体框架，除了输入层和输出层以外，设所提出的 DNN 采用了  $Q$  个隐藏层，每个隐藏层都设有相同的神经元  $N$ ，采

取线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU) 作为神经元的激活函数。将从训练集  $G$  提取的特征向量  $f_s$  和分类标签  $B_s$  成对作为输入第一层可以获得对应的输出为

$$t_s^1 = \max(\mathbf{W}^1 t_s^0 + b^1, 0) \quad (16)$$

式中:  $\mathbf{W}^1 \in \mathbf{R}^{N \times 1}$  为第一层的训练权重;  $b^1 \in \mathbf{R}^{N \times 1}$  为第一层的训练偏置;  $t_s^0 = f_s$  为输入层。

那么, 对于第  $q$  ( $1 < q < Q$ ) 层来说, 我们可以利用  $q-1$  层的输出向量来改善其输入的特征矢量, 并产生输出如下:

$$t_s^q = \max(\mathbf{W}^q t_s^{q-1} + b^q, 0) \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{W}^q \in \mathbf{R}^{N \times N}$  为第  $q$  层的训练权重;  $b^q \in \mathbf{R}^{N \times 1}$  为第  $q$  层的训练偏置。

最后, 对于最后一层, 在  $[0, 1]$  区间内采用柔性最大值传输函数来表征输出矢量的元素, 其结果可以表示为

$$t_s^Q = \text{softmax}(\mathbf{W}^Q t_s^{Q-1} + b^Q, 0) \quad (18)$$

通过迭代公式 (16) 到公式 (18) 的过程, 基于最小交叉熵损失和函数不断训练各层的权重与偏置值, 函数表示如下:

$$Q(\mathbf{W}^q, b^q) = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \sum_{m=1}^M \hat{t}_s^Q(m) \ln[t_s^Q(m)] \quad (19)$$

式中  $\hat{t}_s^Q(m)$  为根据分类标签所期望得到的值, 那么对于一个新的测试集  $G_{\text{new}}$  来说, 就是将其特征向量  $f_{\text{new}}$  提取出来, 重复上述步骤, 并求解能够获得最大  $t_s^Q$  的  $m$  值。

## 4 仿真结果

为验证本文提出的 AP 选择算法的合理性和有效性, 首先利用 Matlab 平台生成带有信道特征的训练集和测试集数据, 然后将数据打包输入深度学习框架 Pytorch 进行 DNN 算法的迭代, 其中, 隐藏层层数  $Q$  和神经元个数  $N$  在经过了模型调整和参数优化之后的值设定在了 4 层和 14 个。基于瑞利信道下, 采用 Cost 231 Walfish-Ikegami 模型中的路径损耗  $\beta_{lk} = -34.53 - 38 \lg d_{lk} + \delta$  进行 10000 次实验, 其中  $d_{lk}$ 、 $\delta$  分别为不同环绕情况下的最小值的距离和阴影衰落系数。其他相关参数见表 1。

在 AP 数目和位置确定的情况下, 设备平均 SE 与设备数的关系如图 1 所示。当 AP 个数为 50 时, 由图 1 可以看出, 随着设备数的增加, 设

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameter

参数	数值
导频长度 $\tau_p$	10
相干间隔 $\tau_c$	200
路径损耗指数	3.8
AP 天线数 $M$	3
带宽 $B/\text{MHz}$	20
噪声方差/dB	-94
噪声值/dB	7
阴影衰落系数 $\delta$	0.5
去相关距离/m	100

备的平均 SE 会降低, 这是因为随着设备数的增加, 设备间干扰会逐渐强烈。将所提出的基于 DNN 的 AP 选择算法与全 AP 传输对比可以看出 AP 选择能通过选择有效 AP 连接, 使设备平均 SE 得到较大幅度的提升。相同条件下文献 [11] 中基于信道系数排序的 AP 选择算法只考虑了端与端之间的信道增益, 没考虑设备间干扰, 所以最后性能没有本文所提出的 AP 选择算法好。另外, 文献 [12] 和文献 [13] 中利用 SVM 和 KNN 的效果因为线性参数结构的性质也远没有本文提出的 DNN 的算法效果好。

图 2 为 AP 数与总 SE 的关系, 从仿真图中可以看出所有 AP 传输方式下总的频率都随着 AP 数的增加逐渐增加, 并趋于稳定。随着 AP 数的增加, 服务同一个设备的 AP 也会增多, 由此造成的设备间干扰也会提升。由此也可以看出在该系统下 AP 越多反而会使设备干扰显著增加, 使最后的频谱效率趋于平稳。通过比较不同 AP 传输方式可以看出, 所提出的基于 DNN 的 AP 选择算法得到的总 SE 性能相较于其他传输方式有较大的提升。但是在 AP 个数不大时, 由于 95% 的阈值设置, 被筛选的 AP 不多, 传统的基于信道排序的算法拥有更好的性能。

图 3 显示了在小区范围分别为 1 km 和 2 km 时, AP 总数对总的 EE 的影响。仿真图也间接验证了图 2 结果: AP 数目越多, 系统的整体性能并不一定越好。即 AP 数目越多, 设备间干扰也尤为显著, 全 AP 传输下的无效 AP 也越多。同时由图 3 可以看出随着小区范围越大, 总的 SE 越小。因为随着小区范围的增大, 在相同数目 AP 下, 造成的平均路径损耗也会更大。图 3 中

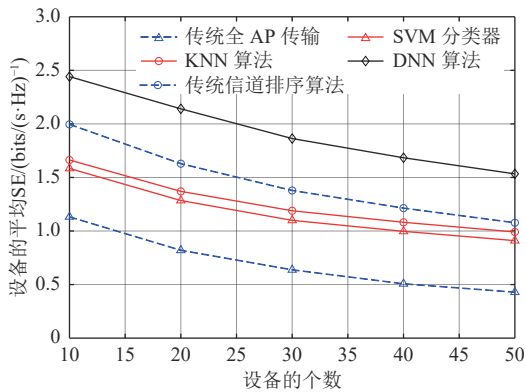


图 1 不同 AP 总数下设备数与设备平均 SE 的关系  
Fig. 1 Relationship among the number of devices and average SE of devices under different APs

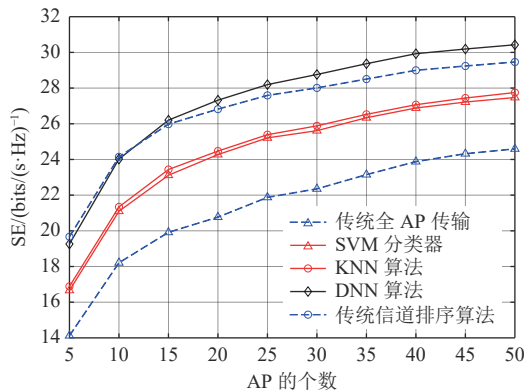


图 2 AP 数与总 SE 的关系  
Fig. 2 Relationship between the number of AP and the total SE

显示 AP 选择的全 AP 传输下的性能要好，且所提出的基于干扰抑制信道的 AP 选择算法的 EE 相比另外 2 种 AP 选择算法提升效果更好。因为该种算法考虑干扰抑制能力，相比别的算法，选择的 AP 组合更有效。

图 4 展示了经过模型参数优化调整后的 DNN 算法的测试集与训练集的正确率及损失。由图 4 可以看出，测试集的数据在经过多次迭代后，正确率能够逐渐逼近训练集的准确率，达到 95% 以上，而训练集的学习准确率随着迭代次数的增加也能逐渐逼近 100% 的准确率。

## 5 结语

与传统的全 AP 传输和基于信道系数排序的 AP 选择算法相比，DNN 算法不需要进行人为阈值排序和筛选，而是直接描述信道特征与 AP 组合之间的关系，能够达到更高的频谱效率和能量

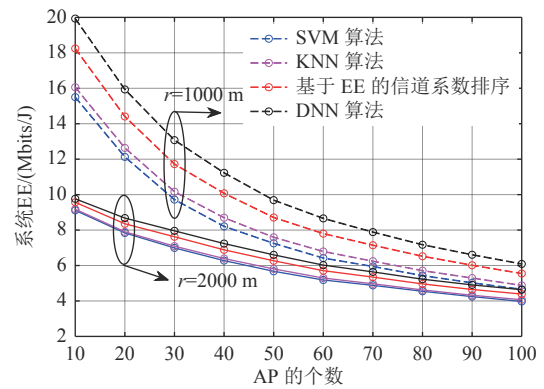


图 3 不同小区范围下 AP 总数对 EE 的关系  
Fig. 3 Relationship between total AP and EE in different cell ranges

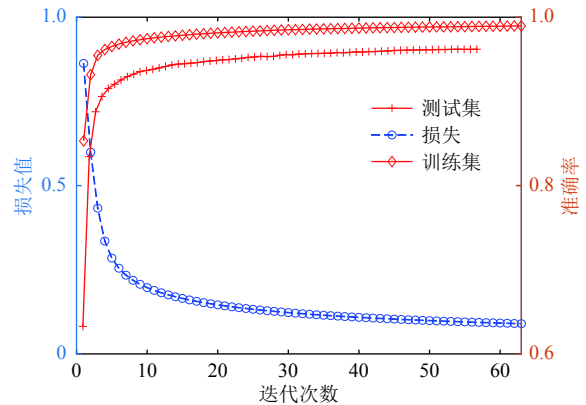


图 4 DNN 训练集和测试集的正确率及损失图  
Fig. 4 Accuracy and loss of DNN training set and test set

效率。另外，与其他机器学习的算法如 SVM 和 KNN 相比，由于 DNN 不受限于线性参数结构，DNN 拟合参数的效果也更好。除了优越的拟合效果，DNN 的优势还在于其实时性以及能够处理复杂场景，比如干扰较多的变电站和发电厂。通过分析无法人为定义的存在较多干扰的信道内在特征，可以实时地预测当前的最优选择，从而保障当变电站线路出现部分故障时，传感器数据仍然能够上传，但是目前只考虑了设备间的相互干扰，当存在区域性的电磁电磁干扰或者人为主动干扰，如何有效利用深度神经网络算法还有待研究。

## 参考文献

[1] 颜军. 电力无线专网 230 MHz 和 1800 MHz 关键技术对比分析[J]. 移动通信, 2020, 44(2): 58-63.  
YAN Jun. Comparative analysis of key technologies of 230 MHz and 1800 MHz power wireless private network[J]. Mobile Communications, 2020, 44(2): 58-63 (in

- Chinese).
- [2] 部维福, 陈景焯, 翁晓锋, 等. 电力物联网的风险分析及安全措施研究[J]. 电力信息与通信技术, 2014, 12(8): 121–125.  
BU Weifu, CHEN Jinghan, WENG Xiaofeng, *et al.* Research on risk analysis and security measures of electric Internet of Things[J]. Power Information and Communication Technology, 2014, 12(8): 121–125(in Chinese).
- [3] 刘建明, 赵子岩, 季翔. 物联网技术在电力输配电系统中的研究与应用[J]. 物联网学报, 2018, 2(1): 88–102.  
LIU Jianming, ZHAO Ziyang, JI Xiang. Research and application of internet of things technology in power transmission and distribution system[J]. Journal of the Internet of Things, 2018, 2(1): 88–102(in Chinese).
- [4] 刘佩. 经典信道下大规模MIMO频谱效率分析研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.  
LIU Pei. Spectral efficiency analysis of large-scale MIMO over classical channels[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2019 (in Chinese).
- [5] ZHANG J, DAI L, HE Z, *et al.* Mixed-ADC/DAC multipair massive MIMO relaying systems: performance analysis and power optimization[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(1): 140–153.
- [6] 章嘉懿. 去蜂窝大规模MIMO系统研究进展与发展趋势[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2019, 31(3): 285–292.  
ZHANG Jiayi. Research progress and development trend of large-scale MIMO system with cellular removal[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2019, 31(3): 285–292(in Chinese).
- [7] HU Y, ZHANG F, LI C, *et al.* Energy efficiency resource allocation in downlink cell-free massive MIMO system[C]//Proceedings of the 2017 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS). Xiamen, 2017: 878–882.
- [8] HU X, ZHONG C, CHEN X, *et al.* Cell-free massive MIMO systems with low resolution ADCs[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019, 67(10): 6844–6857.
- [9] ZHANG Y, ZHOU M, QIAO X, *et al.* On the performance of cell-free massive MIMO with low-resolution ADCs[J]. *IEEE Access*, 2019(7): 117968–117977.
- [10] ÖZDOĞAN Ö, BJÖRNSSON E, ZHANG J. Performance of cell-free massive MIMO with rician fading and phase shifts[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11): 5299–5315.
- [11] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG H, *et al.* Cell-free-massive MIMO versus small cells[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(3): 1834–1850.
- [12] JOUNG J. Machine learning-based antenna selection in wireless communications[J]. *IEEE Communications Letter*, 2016, 20(11): 2241–2244.
- [13] HE D, LIU C, QUEKTQ S. Transmit antenna selection in MIMO wiretap channels: A machine learning approach[J]. *IEEE Wireless Communications Letter*, 2018, 7(4): 634–637.
- [14] LIU P, LUO K, CHEN D, *et al.* Spectral efficiency analysis of cell-free massive MIMO systems with zero-forcing detector in IEEE transactions on wireless communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 19(2): 795–807.
- [15] NGO H Q, TRAN L N, DUONG T Q, *et al.* On the total energy efficiency of cell-free massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2018, 2(1): 25–39.
- [16] DAO H T, KIM S. Effective channel gain-based access point selection in cell-free massive MIMO systems[J]. *IEEE Access*, 2020(8): 108127–108132.
- [17] NGUYEN T H, NGUYEN T K, HAN H D, *et al.* Optimal power control and load balancing for uplink cell-free multi-user massive MIMO[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 14462–14473.
- [18] KONG C, MEZGHANI A, ZHONG C J, *et al.* Multipair massive MIMO relaying systems with one-bit ADCs and DAC[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(11): 2984–2997.

收稿日期: 2020–10–19

作者简介:

王宏刚(1975), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统自动化、电力大数据应用, E-mail: xtxh838600@sina.com;

孙明月(1991), 女, 硕士, 工程师, 研究方向为大数据分析与应用;

简燕红(1985), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力大数据分析及应用;

米娜(1982), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为大数据分析与应用。