近些年，数据驱动的深度学习方法开启了新的人工智能研究热潮，并且在计算机视觉[1]、自然语言处理[2, 3]与语音识别[4, 5]等领域取得了远超传统方法的丰硕成果。深度学习属于机器学习的一支，是一种利用深度神经网络作为假设空间的机器学习方法。目前常用的深度神经网络结构主要有广泛应用于计算机视觉领域的深度卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）、应用于自然语言处理领域的循环神经网络[6]（Recurrent Neural Network，RNN）和用于无监督学习的深度置信网络[7, 8]（Deep Belief Network）。由于本文主要应用深度卷积神经网络，因此仅以CNN为例简单介绍深度学习的研究进展。

上世纪90年代，Yann LeCun以图像中的卷积算子为基础提出了原始的卷积神经网络结构，并在一些简单的计算机视觉任务中取得了很好的效果[9]。2012年，Hiton实验室提出了具有8个卷积层的深度卷积神经网络结构——Alex Net[10]，并一举取得了ImageNet图像分类大赛的冠军，其Top 5的分类准确率达到16.4%，远超传统方法，由此开启了深度学习的大门。Alex Net将多个卷积层相互堆叠的网络结构实现特征复用，提高模型效率，并将传统神经网络中的softmax激活函数换成了relu函数，基本解决了梯度消失问题，使得模型可以端到端的进行训练。

2014年，19层的深度卷积神经网络——VGG夺得了当年ImageNet的冠军[11]，Top 5的分类准确率达到7.3%。VGG与Alex Net的网络结构相差不大，都是采用卷积层加全连接层的网络结构，只是VGG用预训练的方式实现了更深的网络结构，并选择了更小的卷积核。

2015年，何恺明提出了152层的深度残差网络[12]（ResNet），ResNet借鉴了传统计算机视觉中的残差表示法，在卷积层上加入了直连通道。ResNet卷积层的卷积层不再简单拟合特征映射，而是拟合特征映射的残差，进一步提高了模型拟合效率。同时直连通道的引入也使得梯度可以直接回传到每一层特征映射，进一步解决了梯度消失的问题，甚至已经使得其突破了网络深度的限制，1000余层的ResNet也可有效训练。ResNet不仅是2015年ImageNet的冠军，而且其Top 5的分类准确率达到了3.57%，超越了人类的识别精度。

2017年，Dense Net吸收了ResNet的思想，在每一层之间均加入了直连通道，使得模型精度得到进一步的提升[13]。

CNN网络结构的快速发展，推动了很多计算机视觉其他领域的突破。基于深度卷积神经网络的方法在物体检测，语义分割，视频跟踪，图像风格化等[14-18]很多任务上均实现了对传统方法的突破。

由于电力系统的潮流矩阵也像图像一样属于典型的矩阵结构数据，近些年也有将CNN应用于电力系统的很多尝试，在故障检测[19]，负荷预测[20]，暂态稳定评估等领域[21]也已经得到了广泛应用，并取得了一定的突破。目前将深度神经网络应用于电压控制的研究还处于起步阶段，相关文献较少。

**参考文献**

[1] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, 2014, 580～587

[2] Bahdanau D, Cho K, Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. arXiv preprint arXiv:1409.0473, 2014

[3] Cho K, Van Merri E Nboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. arXiv preprint arXiv:1406.1078, 2014

[4] Graves A, Mohamed A, Hinton G. Speech recognition with deep recurrent neural networks: IEEE, 2013, 6645～6649

[5] Graves A, Jaitly N. Towards end-to-end speech recognition with recurrent neural networks, 2014, 1764～1772

[6] Graves A. Generating sequences with recurrent neural networks. arXiv preprint arXiv:1308.0850, 2013

[7] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. science, 2006, 313(5786): 504～507

[8] Hinton G E, Osindero S, Teh Y. A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural computation, 2006, 18(7): 1527～1554

[9] Lecun Y, Boser B, Denker J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. Neural computation, 1989, 1(4): 541～551

[10] Sutskever I, Hinton G E, Krizhevsky A. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. Advances in neural information processing systems, 2012: 1097～1105

[11] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014

[12] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition, 2016, 770～778

[13] Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks, 2017, 4700～4708

[14] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation, 2014, 580～587

[15] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks, 2015, 91～99

[16] Nam H, Baek M, Han B. Modeling and Propagating CNNs in a Tree Structure for Visual Tracking, 2016

[17] Gatys L A, Ecker A S, Bethge M. A Neural Algorithm of Artistic Style. Computer Science, 2015

[18] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation, 2015, 3431～3440

[19] Chen K, Hu J, He J. Detection and Classification of Transmission Line Faults Based on Unsupervised Feature Learning and Convolutional Sparse Autoencoder. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, PP(99): 1

[20] Chen K, Chen K, Wang Q, et al. Short-term Load Forecasting with Deep Residual Networks. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, PP(99): 1

[21] 胡伟, 郑乐, 闵勇, 等. 基于深度学习的电力系统故障后暂态稳定评估研究. 电网技术, 2017, (10): 3140～3146

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共21条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常

**校对报告**

当前使用的样式是 [清华大学学位论文]

当前文档包含的题录共0条

有0条题录存在必填字段内容缺失的问题

所有题录的数据正常