# 文献阅读报告：机器学习的应用与电力系统故障分类与定位研究综述

## 1 机器学习

卡内基梅隆大学(Carnegie Mellon University)的Tom Michael Mitchell教授在1997年出版的书籍*Machine Learning*中对机器学习进行过非常专业的定义，这个定义在学术界内被多次引用。在这本书中对机器学习的定义为“如果一个程序可以在任务T上，随着经验E的增加，效果P也可以随之增加，则称这个程序可以从经验中学习”[1]。

### 1.1 机器学习的发展历程

机器学习是人工智能发展的产物。人工智能、机器学习和深度学习是非常相关的几个领域，它们之间的关系如图1-1所示。人工智能是一类非常广泛的问题，机器学习是解决这类问题的一个重要手段，深度学习则是机器学习的一个分支[1]。深度学习可以被看作是一组算法的集合，这些算法能够高效地进行多层人工神经网络训练[2]。

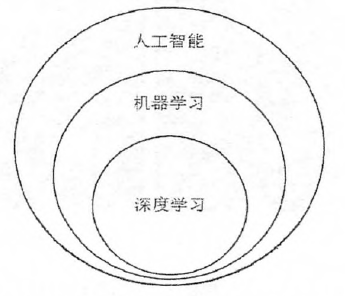


图1-1人工智能、机器学习以及深度学习之间的关系

机器学习是人工智能研究发展到一定阶段的必然产物。

从20世纪50年代到70年代初，人工智能研究处于“推理期”，人们认为只要给机器赋予逻辑推理能力，机器就能具有智能。这一阶段的代表性工作主要有A. Newell和H. Simon的“逻辑理论家”程序以及此后的“通用问题求解”程序等，这些工作在当时取得了令人振奋的成果。A. Newell和 H. Simon因此获得了 1975 年图灵奖。

20 世纪 70 年代中期开始，人工智能进入了“知识期”。在这一时期，大量专家系统问世，在很多领域做出了巨大贡献。E.A. Feigenbaum 作为“知识工程”之父在 1994 年获得了图灵奖。但是，专家系统面临“知识工程瓶颈”，简单地说，就是由人类把知识总结出来再教给计算机是相当困难的。

实际上，图灵在1950年提出图灵测试的文章中，就已经提到了机器学习的可能。20世纪50年代其实已经开始有机器学习相关的研究工作，主要集中在基于神经网络的连接主义学习方面，代表性工作主要有F. Rosenblatt的感知机、B. Widrow的Adaline 等。在20世纪6、70年代，多种学习技术得到了初步发展，例如以决策理论为基础的统计学习技术以及强化学习技术等，代表性工作主要有A.L. Samuel的跳棋程序以及N.J. Nilson 的“学习机器”等，20多年后红极一时的统计学习理论的一些重要结果也是在这个时期取得的。在这一时期，基于逻辑或图结构表示的符号学习技术也开始出现，代表性工作有P. Winston的“结构学习系统”、R.S. Michalski等人的“基于逻辑的归纳学习系统”、E.B. Hunt 等人的“概念学习系统”等。

1980 年夏天，在美国卡内基梅隆大学举行了第一届机器学习研讨会；同年，《策略分析与信息系统》连出三期机器学习专辑；1983年，Tioga出版社出版了R.S. Michalski、J.G. Carbonell和T.M. Mitchell主编的《机器学习：一种人工智能途径》，书中汇集了20位学者撰写的16篇文章，对当时的机器学习研究工作进行了总结，产生了很大反响；1986年，《Machine Learning》创刊；1989年，《Artificial Intelligence》出版了机器学习专辑，刊发了一些当时比较活跃的研究工作，其内容后来出现在J.G. Carbonell主编、MIT出版社1990年出版的《机器学习：风范与方法》一书中。

总的来看，20 世纪 80 年代是机器学习成为一个独立的学科领域并开始快速发展、各种机器学习技术百花齐放的时期。

20世纪90年代中期到21世纪00年代中期是机器学习发展的黄金时期，主要标志是学术界涌现出一批重要成果，比如，基于统计学习理论的支持向量机、随机森林和Boosting等集成分类方法，概率图模型，基于再生核理论的非线性数据分析与处理方法，非参数贝叶斯方法，基于正则化理论的稀疏学习模型及应用等等。这些成果奠定了统计学习的理论基础和框架。

然而，机器学习在21世纪00年代末也经历了一个短暂的徘徊期。

现在机器学习已经成为计算机科学和人工智能的主流学科。

### 1.2 机器学习的应用

机器学习是切实能被用来帮助工业界解决问题的。特别是当下的热点，比如说深度学习、AlphaGo、无人驾驶汽车、人工智能助理等对工业界的巨大影响。

现在计算机界戏称机器学习为“全能学科”，它无所不在。除了有其自身的学科体系外，机器学习还有两个重要的辐射功能。一是为应用学科提供解决问题的方法与途径。对于一个应用学科来说，机器学习的目的就是把一些难懂的数学翻译成让工程师能够写出程序的伪代码。二是为一些传统学科，比如统计、理论计算机科学、运筹优化等找到新的研究问题。因此，大多数世界著名大学的计算机学科把机器学习或人工智能列为核心方向，扩大机器学习领域的教师规模，而且至少要保持两三个机器学习研究方向具有一流竞争力。

如今，机器学习在很多领域都有非常出色的表现，在计算机视觉[3-6]、语音识别[7-9]、自然语言处理[10-11]、医学诊断[12-16]、机器人[17-18]、生物信息处理[19-20]、人机博弈、电脑游戏、搜索引擎、网络广告投放和金融等各大领域均有应用[21]。

## 2 输电线路故障

架空输电线路典型故障大致分为以下三类：

1. 断路故障：线路因某种原因而发生的非正常断开，使电流不能在回路中流通的故障，称为断路故障，如断线、电接触不良等。
2. 短路故障：线路在不同相（A B C）的导线被导体短连起来，造成线路不能正常工作的故障。在电力系统中，可能发生的短路故障有三相短路、两相短路和单相接地短路。
3. 接地故障：线路中带电的导体发生某点非正常接地所形成的故障。接地故障有单相接地故障，两相或三相接地故障。单相接地故障将使非接地相对地电压升高，很可能造成电气绝缘击穿故障。对于中性点接地（直接接地、低电阻接地）系统的单相接地，实际上构成了单相短路故障。

除发生上述故障外，还有可能发生倒杆故障、绝缘子击穿故障、接地装置故障、断拉线故障、元件故障等。

按故障相不同，输电线路故障可分为单相故障，单相接地故障，两相间故障，两相接地故障，三相故障等十余种[22]，具体分类如图2-1所示。

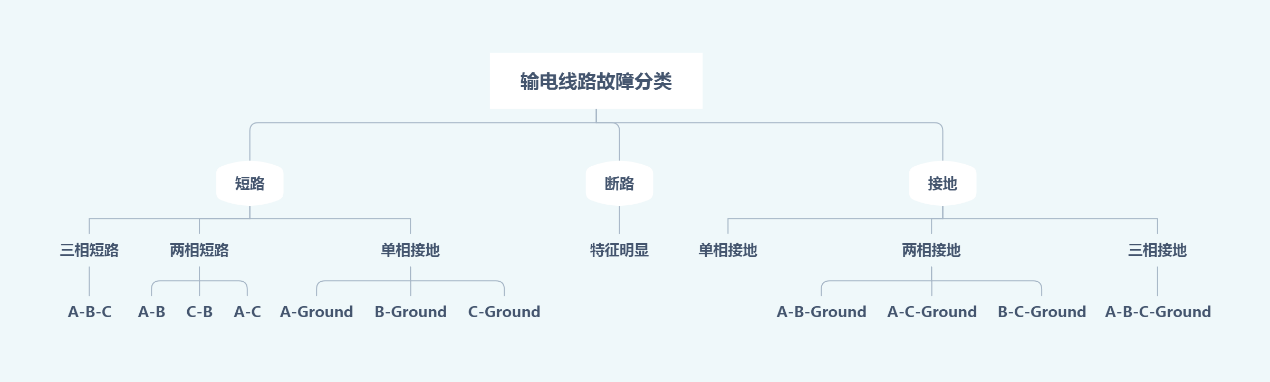


图2-1输电线路故障分类

### 2.1 输电线路故障分类的研究现状

对故障分类主要有 3 种方法：阈值法、推理法和分类器法[23]。

阈值法难于对阈值的确定。

推理法由于能模拟人的推理过程，近年来越来越多的应用于故障分类；比如文献[24]提出一种基于模糊逻辑的可控串补线路故障分类方法，用离散小波变换(DWT)分解电流暂态信号，提取信号特征，作为模糊逻辑的输入。此文献只选择了500kV，300 km超高压输电线路进行故障仿真，没有考虑不同的运行方式和接线方式对结果的影响。

基于人工神经网络ANN（artificial neural network）或者支持向量机SVM的分类器法，目前应用较多的方法，它有较好的学习能力和分类效果，比如文献[25]提出了一种基于小波分析和支持向量机的输电线路故障分类方法，但是他没考虑所得数据进行预处理，筛除错误数据，另外他也没有考虑过组合故障，怕是很满足实际要求；文献[26]用神经网络模式识别工具箱进行故障分类，但是本文只对输电线路的接地故障做了分析，没有考虑其他的故障比如相间短路故障、断路故障、雷电波入侵故障等；文献[27]把卷积神经网络应用于输电线路区内外故障判断及故障选相，但是此方法的数据样本不足，只有13500个，对于十多种的故障类型和区内外的分布，相当于二十多种故障，只有一万多的数据显然是不足的，虽然他的研究结果为当训练次数达到10次时，错误率降为0%，显然有理由怀疑此文献的使用的方法在实验过程中出现了过拟合；文献[23]利用双曲S变换（H-S变换）进行故障特征提取应，设计了基于二分类支持向量机（BSVM）的故障识别模型，模型的分类平均正确率为97.695%，准确率有待提高；文献[28]研究了基于Hilbert-Huang变换和模糊支持向量机(fuzzy support vector machines, FSVM)的输电线故障模糊分类方法，以提高输电线路故障分类的准确率，但是此文献只做了784组仿真实验，对于十多种的故障类型显然也是不足的。

机器学习的其他算法也有应用于此的趋势，比如K-邻近算法[22]、朴素贝叶斯算法[29-30]、RPROP神经网络[31]、粒子群BP神经网络[32]。

综合上述文献可以发现，在输电线路故障分类方面的研究虽然方法众多，但是还存在很多的问题亟待解决：

1. 没有通用性，系统的运行方式，接线方式，对判断结果影响较大；
2. 没考虑干扰，故障点位置、故障初始角度、过渡电阻等因素对判断结果影响较大；
3. 有些算法过于复杂，很难实现；
4. 在应用层面的方法，准确率有待提高。

### 2.2 输电线路故障定位的研究现状

长期以来，尽管已经提出许多检测方法并研制了检测装置，但是实际运行效果并不理想。时至今日，许多地方仍然采用人工巡线的方法查找故障位置[33]。现有故障测距方法可为三类: 阻抗法、行波法[34]和智能测距法。

近年来对故障定位的研究多集中于行波法的研究，研究人员采用的具体方法也不尽相同。比如文献[35] 把S变换理论应用到远距离输电线路的故障测距，虽然理论上S变换法对测量信号中行波波头较小时，能准确提取，但是作者的仿真模型十分简单也没有考虑各种噪声信号的抗干扰，还需要进一步研究。文献[36]暂态行波的时频特征进行故障定位，但是作者的研究对象只是单回路高压输电线路的普通故障。文献[26] 用数学形态学算法进行故障行波的提取，但是此方法只适用于直流输电系统，另外此方法与实际应用还有一定的距离。文献[37]提出了一种基于变分模态分解（Variational Mode Decomposition.VMD）和Teager能量算子（Teager Energy Operator,TEO）行波检测方法。文献[38]中也提到了最小二乘法、连续复小波变换的频率法和形态学的方法进行故障测距。文献[39] 在研究故障测距的问题是就采用了小波变换的方法，但是作者没有考虑故障类型、系统运行方式的影响。

人工智能方法中的神经网络在故障测距的应用也很多[40]，比如文献[41]利用人工神经网络很强的非线性逼近拟合能力，形成直流输电线路故障测距神经网络模型，实现故障测距，但是它的研究对象只是电缆线路；文献[22]用四种机器学习分类器（K 最近邻结点算法(KNN)、反向传播神经网络(BPNN)、径向基神经网络(RBFNN)、支持向量机(SVM)）结合小波变换应用于输电线路故障定位；文献[30] 用四种机器学习分类器（Bagging、Boosting、radial basis functions、naïve Bayesian classifiers）对一个750KV，600公里长的输电线路进行故障定位，只是研究结果显示这种方法的故障定位精度不足。

综合上述文献发现在输电线路故障定位方面的研究仍有很多问题需要解决：

1. 缺乏普遍性，很多测距方法都是只针对某种特定的线路，而且模型过于简化；
2. 实验结果受故障类型、系统运行方式的影响较大
3. 测距精度不足。

## 3 机器学习在输电线路故障分类与定位方面的应用现状

虽然机器学习在图像识别以及自然语言处理等方面取得重大突破，但其在电力行业的研究与应用还处于萌芽阶段[42-43]。

在电力系统中输电线路故障分类与定位方面的应用也主要集中于神经网络、支持向量机算法等以及他们和其他算法的融合。比如文献[44]就是利用伽柏变换（Gabor Transform (GT)）和人工神经网络（Artificial Neural Network (ANN)）的结合的方法进行的故障分类，与传统的识别方法相比，GT和ANNs的结合能够在消除故障电阻、故障位置和故障初始相角的影响的基础上，对电弧和永久性故障进行区分。文献[32]利用小波算法提取故障电流作为特征向量，然后应用粒子群优化的BP神经网络进行输电线路的故障分类。文献[45]是利用离散小波变换（discrete wavelet transform）提取故障电压特征在用支持向量机分类器（support-vector-machine classifiers）进行故障分类，最后用空中模电压的小波系数（the wavelet coefficients of the aerial mode voltage ）进行故障定位，这种方法的优点是在不同的故障初始角度、不同的故障电阻、非线性高阻抗故障和非典型故障等情况进行测试结果都比较好，但是他的缺点是算法过于复杂，难以实现。文献[22]用四种机器学习分类器（K 最近邻结点算法(KNN)、反向传播神经网络(BPNN)、径向基神经网络(RBFNN)、支持向量机(SVM)）结合小波变换应用于输电线路故障定位。文献[46-47]用改进ANFIS（自适应神经模糊推理系统）算法对线路发生的故障类型进行分类。文献[48] 用BP网络建立故障特征与故障原因之间的非线性映射，然后训练BP神经网络算法可用于故障原因辨识。文献[49]用双正交小波基bior3.5与支持向量机相结合进行故障原因识别。文献[30] 用四种机器学习分类器（Bagging、Boosting、radial basis functions、naïve Bayesian classifiers）对一个750KV，600公里长的输电线路在MATLAB仿真的基础上进项了故障分类和定位。研究结果表明，使用机器学习技术是可行的，这可能是提高电力系统保护和效率的一个好机会。只是这个文章的研究还是在初级阶段，研究的电力系统十分简单。而且其研究结果显示这种方法的故障定位精度不足、误差较大，另外没有考虑不同的故障初始角度、不同的故障电阻、以及不同的接线方式等故障情况进行测试。

由上述文献可知，机器学习算法在输电线路故障分类和定位的应用是具有可行性的，具体的应用情况还需进一步的研究。

## 4 研究展望

综上所述，现在输电线路故障分类与定位方面的研究依然存在很多的问题需要深入研究。现存的输电线路故障分类与定位的方法缺乏通用性，受系统的运行方式，接线方式的影响较大；抗干扰能力也不足，受故障点、故障初始角度、过渡电阻等因素的影响较大；故障测距精度也无法保证，受故障类型、系统运行方式的影响较大。

所以在前人研究的基础之上，把当下的研究热点机器学习应用于输电线路故障分类与定位的方法不失为一种新思路，深入研究输电线路故障分类与定位的机器学习算法，找出一种具有通用性和抗干扰能力的满足分类的准确性和定位的精度的新方法将是一个很有前景的研究方向。

5 参考文献**参考文献**

[1] 才云科技Caicloud,郑泽宇,顾思宇. 电子工业出版社[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 3.

[2] (美)塞巴斯蒂安•拉施卡. Python机器学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2017: 30.

[3] Hu CP,Bai X,Qi L, et al. Vehicle Color Recognition with Spatial Pyramid Deep Learning[J]. Ieee Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(5): 2925-2934.

[4] Tian XM,Dong Z,Yang KY, et al. Query-dependent Aesthetic Model with Deep Learning for Photo Quality Assessment[J]. Ieee Transactions on Multimedia, 2015, 17(11): 2035-2048.

[5] Goh H,Thome N,Cord M, et al. Learning Deep Hierarchical Visual Feature Coding[J]. Ieee Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2014, 25(12): 2212-2225.

[6] Pang SC,Yu ZZ. Face Recognition: a Novel Deep Learning Approach[J]. Journal of Optical Technology, 2015, 82(4): 237-245.

[7] Chen DP,Mak BKW. Multitask Learning of Deep Neural Networks for Low-resource Speech Recognition[J]. Ieee-acm Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2015, 23(7): 1172-1183.

[8] Espi M,Fujimoto M,Nakatani T. Acoustic Event Detection in Speech Overlapping Scenarios Based on High-resolution Spectral Input and Deep Learning[J]. Ieice Transactions on Information and Systems, 2015, E98d(10): 1799-1807.

[9] Noda K,Yamaguchi Y,Nakadai K, et al. Audio-visual Speech Recognition Using Deep Learning[J]. Applied Intelligence, 2015, 42(4): 722-737.

[10] Yu D,Hinton G,Morgan N, et al. Introduction to the Special Section on Deep Learning for Speech and Language Processing[J]. Ieee Transactions on Audio Speech and Language Processing, 2012, 20(1): 4-6.

[11] Zhong SH,Liu Y,Li B, et al. Query-oriented Unsupervised Multi-document Summarization Via Deep Learning Model[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(21): 8146-8155.

[12] Jia T,Zhang H,Bai YK. Benign and Malignant Lung Nodule Classification Based on Deep Learning Feature[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2015, 5(8): 1936-1940.

[13] Gao XT,Lin S,Wong TY. Automatic Feature Learning to Grade Nuclear Cataracts Based on Deep Learning[J]. Ieee Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 62(11): 2693-2701.

[14] Nie LQ,Wang M,Zhang LM, et al. Disease Inference From Health-related Questions Via Sparse Deep Learning[J]. Ieee Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015, 27(8): 2107-2119.

[15] Wu KZ,Chen X,Ding MY. Deep Learning Based Classification of Focal Liver Lesions with Contrast-enhanced Ultrasound[J]. Optik, 2014, 125(15): 4057-4063.

[16] Xu YJ,Dai ZW,Chen FJ, et al. Deep Learning for Drug-induced Liver Injury[J]. Journal of Chemical Information and Modeling, 2015, 55(10): 2085-2093.

[17] 于璇. 海尔发布首个人工智能智慧家庭解决方案[J]. 电器, 2017, 32(12): 50.

[18] 曾磐. 基于深度学习的智能洗衣机系统构建[D]. 深圳: 深圳大学, 2017.

[19] Song YY,Ni D,Zeng ZM, et al. Automatic Vaginal Bacteria Segmentation and Classification Based on Superpixel and Deep Learning[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2014, 4(5): 781-786.

[20] Park YJ,Kellis M. Deep Learning for Regulatory Genomics[J]. Nature Biotechnology, 2015, 33(8): 825-826.

[21] Ranzato M,Hinton G,Lecun Y. Guest Editorial: Deep Learning[J]. International Journal of Computer Vision, 2015, 113(1): 1-2.

[22] 朱晶. 基于多分类器的输电线路故障定位[D]. 广州: 华南理工大学, 2013.

[23] 肖贤,周步祥,林楠,等. 结合H-S变换和BSVM的高压输电线路故障识别[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(2): 70-76.

[24] 闫旭,李春明. 基于模糊逻辑的可控串补线路故障分类[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 122-127.

[25] 史永锋. 基于小波分析和支持向量机的电力系统输电线路故障分类[D]. 保定: 华北电力大学, 2015.

[26] 刘梦丹. 基于数学形态学的直流输电线路故障测距研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2016.

[27] 魏东,龚庆武,来文青,等. 基于卷积神经网络的输电线路区内外故障判断及故障选相方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(S1): 21-28.

[28] 童晓阳. 基于模糊支持向量机的输电线路故障模糊分类方法及其降维显示[J]. 高电压技术, 2015, v.41;No.272(7): 198-204.

[29] 厉启鹏. 贝叶斯网络在架空电力线路故障诊断中的应用研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2012.

[30] Hasan AN,Eboule PSP,Twala B. The Use of Machine Learning Techniques to Classify Power Transmission Line Fault Types and Locations[C]//2017 International Conference on Optimization of Electrical and Electronic Equipment (optim) & 2017 Intl Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics (acemp), [S.l.]: [s.n.], 2017: 221-226.

[31] 曹海迪. 基于RPROP神经网络的输电线路故障分析研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2017.

[32] 王李元. 基于粒子群BP神经网络的输电线路故障分类与测距[D]. 黑龙江: 东北石油大学, 2017.

[33] 季涛. 中性点非有效接地系统行波故障测距技术[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2009: 2.

[34] 崔浩,王丰华,穆卡,等. 基于实际波速的多端输电线路行波故障测距方法[J]. 电工电能新技术, 2017, 36(2): 74-80.

[35] 刘培. 基于S变换的远距离输电线路故障测距技术的研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2013.

[36] 林圣. 基于暂态量的高压输电线路故障分类与定位方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2011.

[37] 高艳丰. 基于电流行波的输电线路雷击识别和故障定位方法研究[D]. 保定: 华北电力大学(北京), 2016.

[38] 束洪春. 电力工程信号处理应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 294-397.

[39] 张蕾. 高压输电线路行波法故障测距及无人机清障装置研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2017.

[40] 黄正炫. 基于神经网络模型的电缆故障测距方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2007.

[41] 陈仕龙. 一种特高压直流输电线路神经网络双端故障测距新方法[J]. 电工技术学报, 2015, v.30(4): 263-270.

[42] 曹渝昆,何健伟,鲍自安. 深度学习在电力领域的研究现状与展望[J]. 上海电力学院学报, 2017, 33(4): 341-345, 361.

[43] 翟永杰. 基于聚类分析和Adaboost算法的绝缘子串识别[J]. 传感器世界, 2016, v.22;No.255(9): 6-10.

[44] Kawady TA,Elkalashy NI,Ibrahim AE, et al. Arcing Fault Identification Using Combined Gabor Transform-neural Network for Transmission Lines[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 61(7): 248-258.

[45] Livani H,Evrenosoglu CY. A Fault Classification and Localization Method for Three-terminal Circuits Using Machine Learning[J]. Ieee Transactions on Power Delivery, 2013, 28(4): 2282-2290.

[46] 孔德健. 基于改进ANFIS算法的故障分类及测距的研究[D]. 黑龙江: 东北石油大学, 2016.

[47] 王金玉,聂成,孔德健. 基于改进ANFIS算法的故障分类[J]. 电气自动化, 2016, 38(6): 65-67.

[48] 张虹. 输电线路故障原因综合辨识研究[D]. 济南: 山东大学, 2016.

[49] 姜山. 基于支持向量机的高压线路故障原因辨识[D]. 北京: 华北电力大学(北京), 2016.

|  |
| --- |
| 指导教师签字  年 月 日 |