学期总结

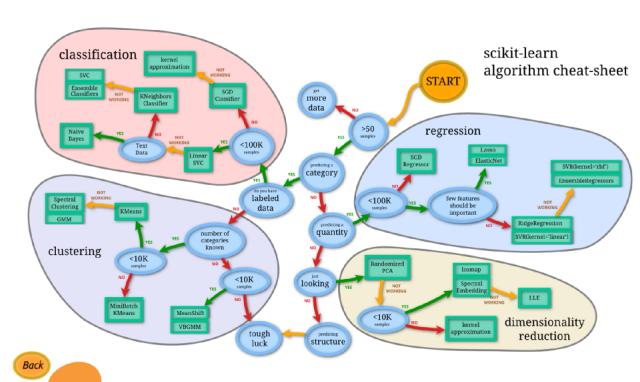
邢瑞 2018. 1. 30

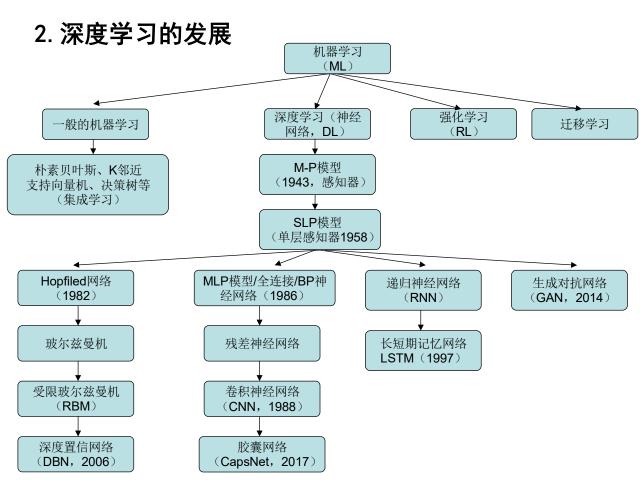
汇报内容

- 本学期总结
 - 机器学习的内容及其算法的选择
 - 深度学习的发展
 - 神经网络的组成及其选择(网络结构)
 - SVC、MLP、CNN的在MNIST和水质数据的应用对比
- 未来的计划
 - 传统的机器学习算法的理解与应用
 - MLP(BP神经网络)、CNN和DBN的应用探索

1. 机器学习的内容及其算法的选择

learn





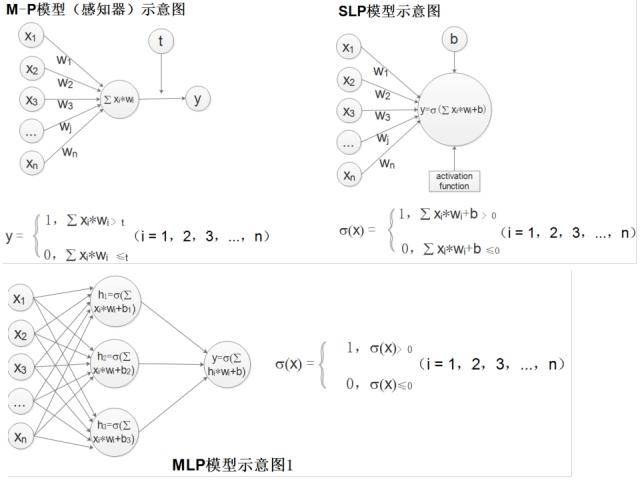
深度学习的发展条件

- 数据维度增加,变得更加复杂
- 数据量大幅增多(>100K)
- BP算法的提出
- 计算机计算能力提示(驱动GPU计算普及)

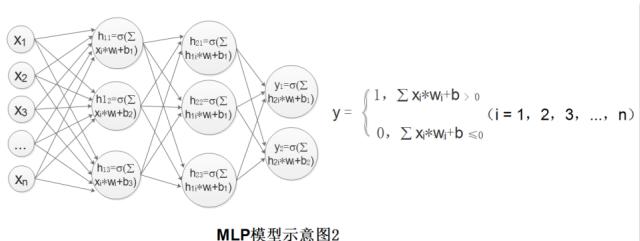
3. 神经网络的组成及其选择

• 以下是常见的神经元:

- 神经网络的选择(根据所处理数据的特点):
 - 通用的模型: MLP(BP神经网络)、DBN)
 - 特征提取、非监督: DBN、Autoencoders
 - 图像识别、分类: DBN、CNN
 - 文本、语音、自然语言: RNN、RNTN、LSTM



BP算法与MLP(全连接网络)



- BP(Back Propagation)算法,即后向传播算法,1974年由哈佛大学的Paul Werbos发明,1986年由Rumelhart、Hinton等进一步发展。
- BP算法为多层神经网络的训练提供了方法——误差梯度下降,误差反向传播更新权重值和偏置值,由此,深度神经网络得以迅速发展。

支持向量机(SVM)

优点:

- (1) 在高维度的数据中较有效,样本的维度大于样本数时比较有效
- (2) 占用内存少,SVM在决策函数(decision function)中使用训练数据的子集
- (3) 功能丰富, SVM支持使用不同的核心函数 (kernel functions)

缺点:

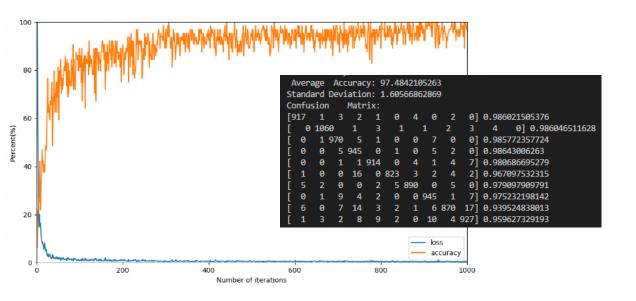
- (1)处理高维度数据(大于样本数)时,为避免过拟合(over-fitting), 选择合适的核心函数,并对数据做标准化处理是模型好坏的关键所在
- (2) SVM不直接提供的概率预测,需要额外地调用5-折交叉验证(five-fold crossvalidation)
- (3) 模型的训练和验证耗时相对较长。

MLP的应用

- 初始学习率(learning rate: 0.001)
- 学习衰减速率: 0.99
- 迭代次数: 1000
- MNIST数据:
 - 隐藏层(全连接层)数目:3
 - 隐藏层神经元数目: 128, 128, 128, 128
- 水质数据:
 - 隐藏层(全连接层)数目:3
 - 隐藏层神经元数目: 128, 128, 128, 128

卷积神经网络(CNN)的应用

- 初始学习率(learning rate): 0.001
- 学习衰减速率 (decay rate): 0.99
- 迭代次数: 1000
- MNIST数据:
 - 卷积层: 4
 - 全连接层: 2
 - 卷积核大小:3*3
 - 卷积核(卷积层神经元)数目: 32, 32, 32, 32
- 水质数据:
 - 卷积层: 4
 - 全连接层: 2
 - 卷积核大小: 1*1
 - 卷积核(卷积层神经元)数目: 128, 128, 128, 128



训练时,迭代1000次后,训练精度平均在95%以上,测试平均精度为97.5%,混淆矩阵的表现也很好。

未来的计划

- 传统机器学习算法的理解与应用
- MLP、BP算法、BP神经网络、全连接神经网络(FCNN)之间的联系与 区别
 - 严格说,模型是MLP模型,BP是指使用了BP误差反向传播算法、全连接则说明层之间的神经元是完全连接
- 卷积神经网络处理非图像数据
- 受限玻尔兹曼机与深度置信网络(DBN)

- 如下图,受限玻尔兹曼机与常规MLP的不同之处在于神经元是双向

连接。

