**机器学习策略**

**单数评价指标**

使用单一量化指标评价，有助于迅速找到最佳的算法，提高决策效率

**满足和优化指标**

当有多项评价指标时，将其中一项设为优化指标，使其表现尽可能的好‘将其中一项或多项设为满足指标，使其满足最低要求

**训练集/开发集/测试集**

数据量较小：6：2：2

数据量较大：98：1：1

**与人类的表现相比**

Avoidable bias可避免偏差：机器学习错误率与人类错误率的差值

variance方差：开发集错误与训练集错误之间的差值

**误差分析**

从分类错误的样本中统计本应正确分类的样本数，决定是否杨扩大样本训练

**清理错误标注的数据**

标记的人偶然的错误造出的

如果占比不高，总数据量很大，通常无需纠正，因为深度学习对随机错误很稳健

但系统错误必须纠正，如将所有白色的狗标记为猫

**开发集和测试集分布不匹配问题**

方法一：将训练集与开发集/测试集完全混合，再随机选择一部分作为训练集，另一部分作为开发集/测试集。优点是分布一致，缺点是当两种分布的占比有显著差异是，模型的训练仍由占比高的分布主导

方法二：将原来的训练集和一部分开发集/训练集组合作为新的训练集

**偏差与方差**

当开发集与测试集分布不匹配时，不能再简单地根据差值确实是否出现了偏差或方差

训练集与开发集错误差值大：设置训练-开发集，从原本的训练集中划分一部分数据不用于训练而是用于验证

**从多项任务中学习**

**迁移学习**

从一个任务中学习知识然后应用到另一个任务中去，当前者比后者数据量大很多时，迁移学习更有意义。

去除神经网络的最后一层与相关权重，然后为新的最后一层创建一个新的随机初始化的权重，使用新的输出层来进行新的任务

如果有大量数据，也可以对整个神经网络重新训练

预训练：重新训练所有参数的初期阶段

微调：在新的任务上再训练

**多任务学习**

让神经网络同时进行多个任务，如自动驾驶，需要检测多种目标，如汽车，信号灯，标识

何时有效？：当多个任务具有相同的低层次特征、每个任务的数据量相近时，多任务学习将会有效

一个能够检测多个对象的足够大的神经网络比多个不同的神经网络单独地检测对象更好

与softmax不同在于多任务学习中一张图可以有很多个不同的标签

**端到端深度学习**

捕获所有的阶段将其替换为单个神经网络

端到端从输入x直接到输出y，其挑战是需要大量的数据，在数据不足时，传统的方法可能表现良好。

有些时候传统方法比端到端更好。如人脸识别，传统方法是首先在图片中找到人脸的位置，再推断人类对应的身份。从而将问题分解成两个较简单的子任务，比原任务更加简单。并且可能有更多可用的数据进行训练。





















