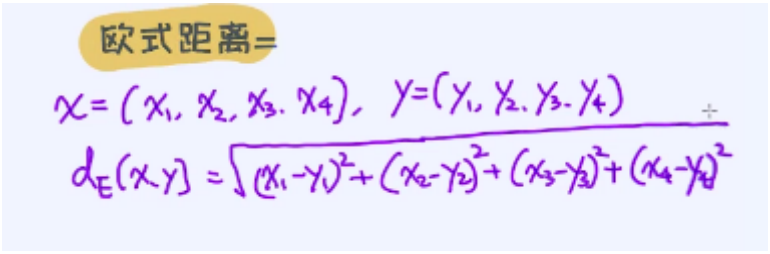
项目：图像识别，情感分析，金融风控，用户群体分析，广告点击率预测，新闻推荐。
chatbot中的意图，股价预测。

限制领域（narrow):特定场景特定问题
通用AI（general):让AI做任何事

特征工程：将输入数据转化成向量/矩阵/张量的形式

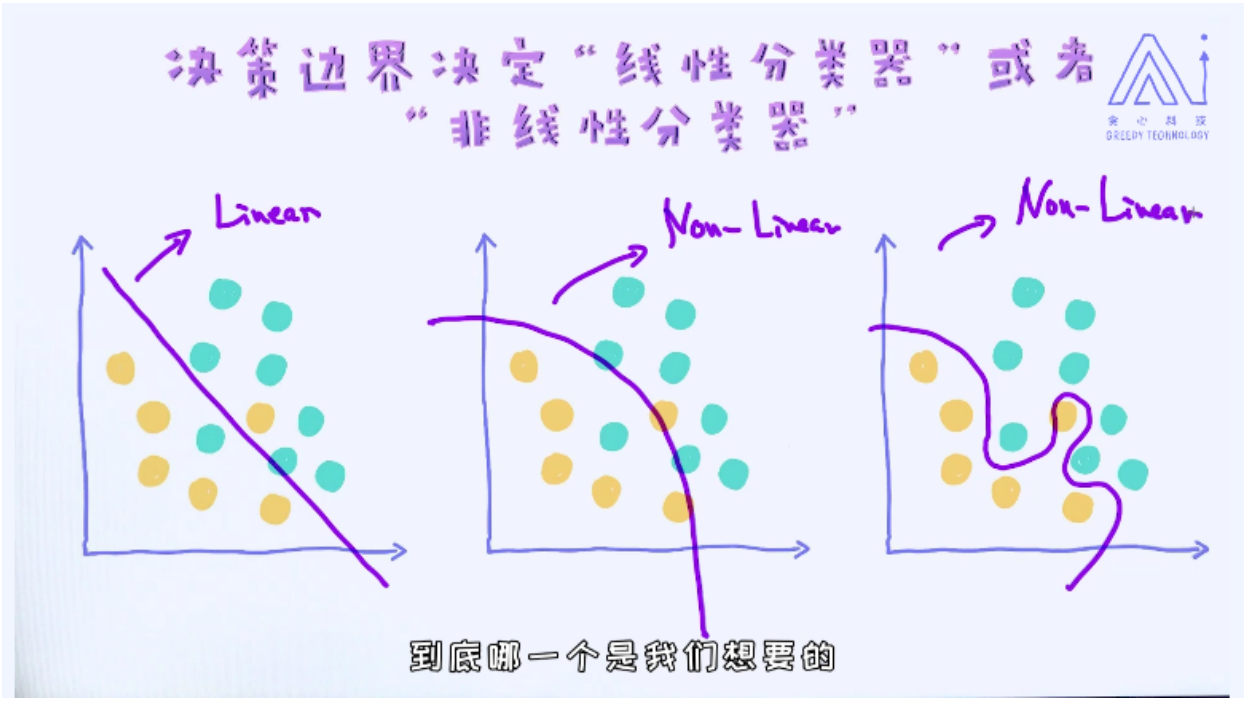
一.KNN：K邻近算法

1.将数据特征化
2.数据需要提前标注好的样本
3.计算两个样本之间的距离或者相似度，才能选出最相近的样本



4.需要知道如何选择最合适的K值

决策边界：线性决策边界（线性模型）和非线性决策边界（非线性模型）



模型的泛化能力，可以简单理解成“它在新的环境中的适应能力”。
数据表现最好，测试不一定最好，图3为过拟合现象。

随着K值的增加，决策边界确实会变得更加平滑。决策边界的平滑也意味着模型的稳定性。

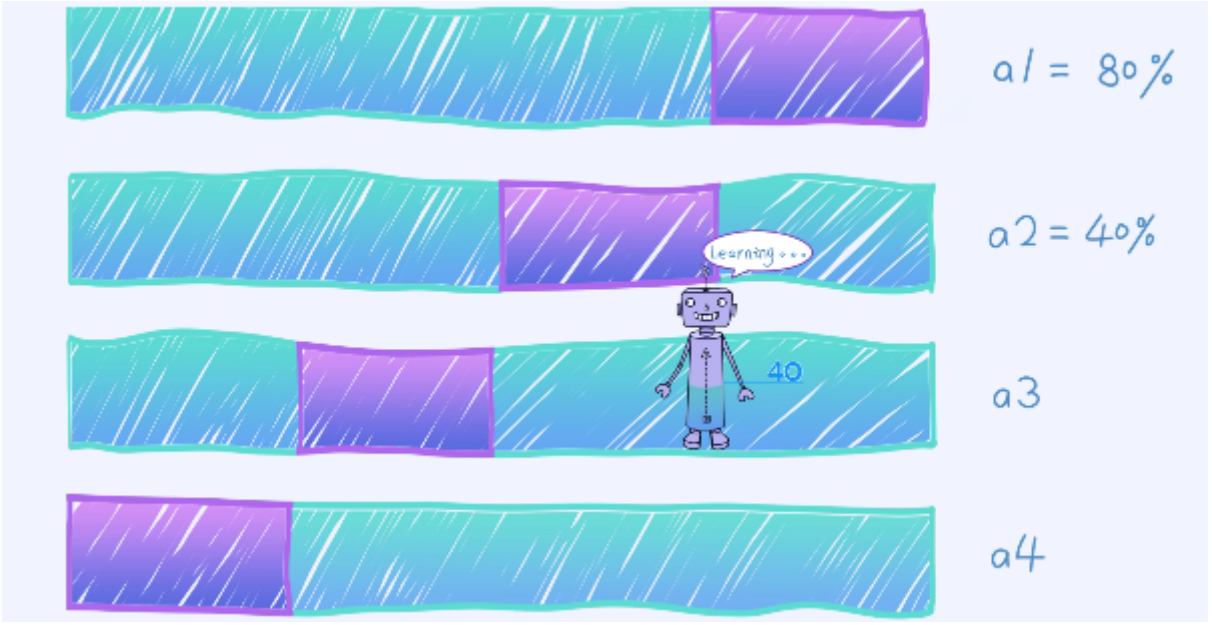
高斯分布

二.交叉验证(cross validation)

KNN决策边界 风险收益平衡

步骤：

1，把训练数据进一步分为训练和验证数据集



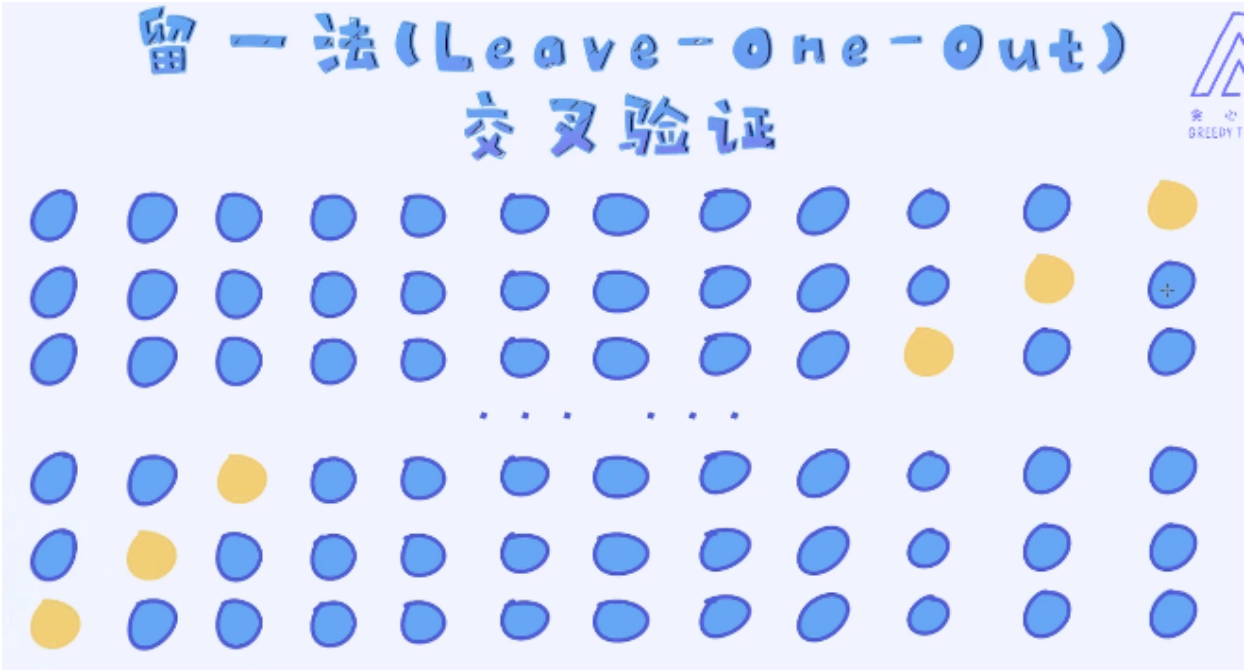
训练集训练模型，验证集评估模型的准确率。

※K折交叉验证(K-fold Cross Validation)：将训练集分成K块，评估k个参数a（k组）的准确率，然后再取平均值。K称为超参数：不同K值对结果有影响，不取一次是为了避免偶然性。

数据量较少的时候我们取的K值会更大：因为数据量较少的时候如果每次留出比较多的验证数据，对于训练模型本身来说是比较吃亏的，所以这时候我们尽可能使用更多的数据来训练模型。由于每次选择的验证数据量较少，这时候K折中的

K值也会随之而增大，但到最后可以发现，无论K值如何选择，用来验证的样本个数都是等于总样本个数（这句是废话）。

※留一法（leave_one_out）交叉验证：K折交叉验证的特例-->K = N



对于KNN，K值一般从K=1开始尝试，也不会选择太大的值（耗费时间）

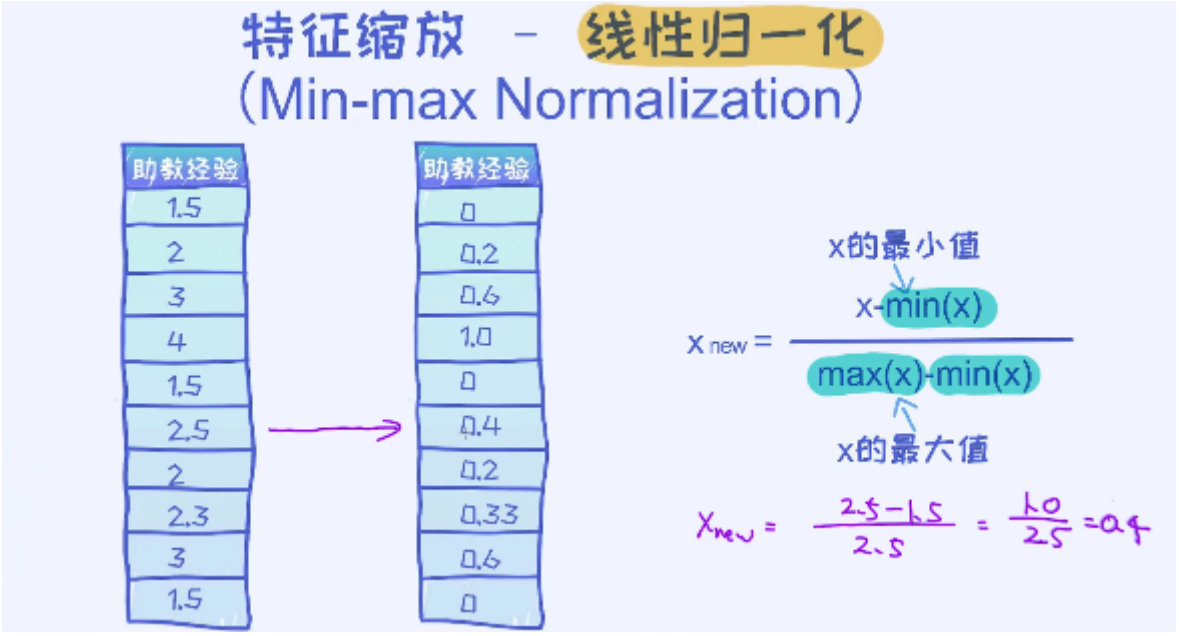
提升交叉验证的方法：并行化，分布式处理

※※※**KNN不能用测试数据来引导模型的训练，必须是训练数据集，测试数据是最后一步验证数据准确度使用！！！**

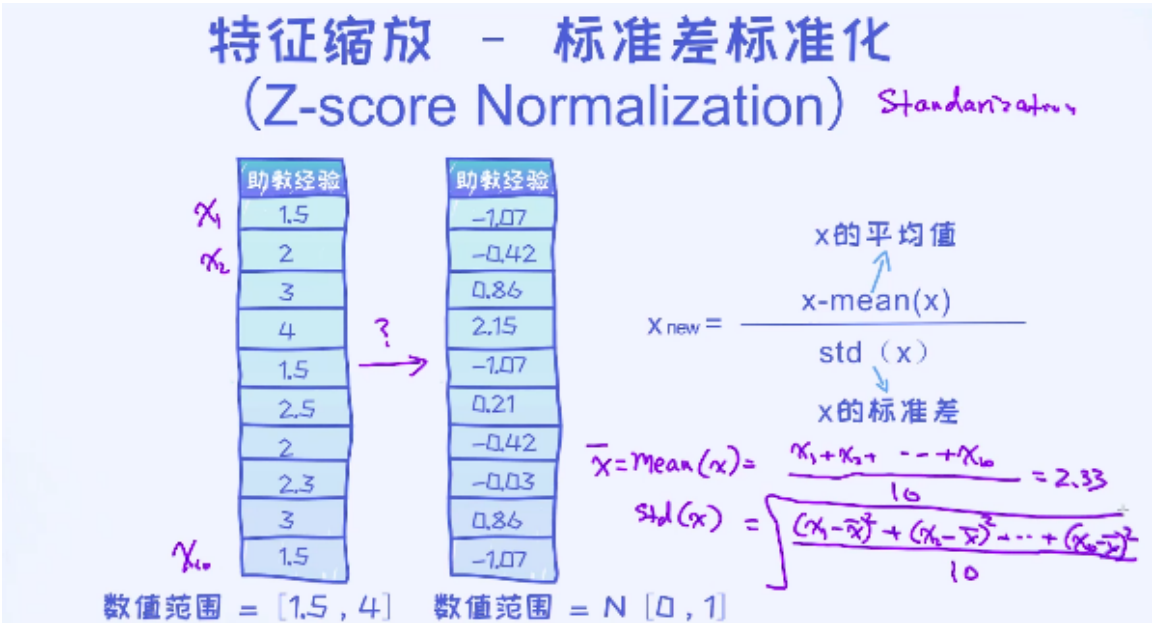
三、特征缩放

特征标准化的方法：

- 线性归一化：把特征值的范围映射到[0,1]区间

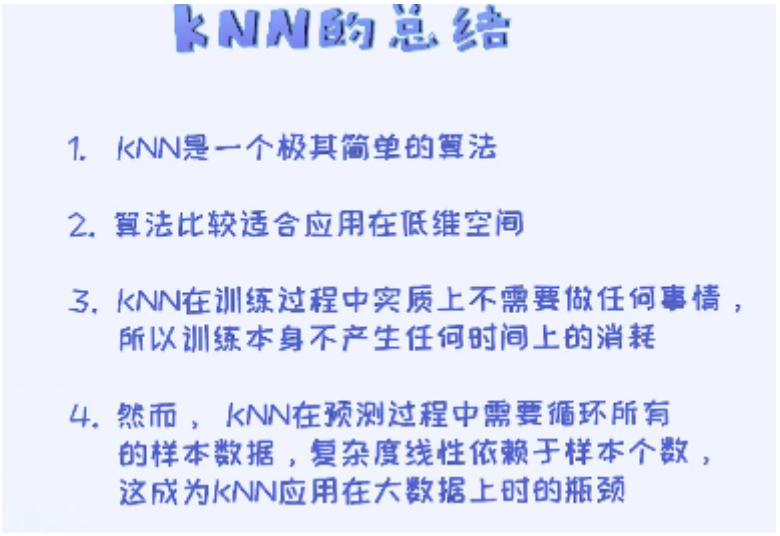


- 标准差归一化：把特征值映射到均值为0，标准差为1的正态分布



$$X_{new} = X - \overline{X} / u$$

四、KNN总结



第二点扩展：当特征数量非常庞大时，要采用特征选择降低维度剔除相关性不大的特征，这样算法复杂度会降低，因此KNN不适合应用在大数据上，以及高维度的特征空间里

第三点扩展：KNN在训练时没有训练参数，核心阶段主要在测试阶段，只需选择测试阶段准确率最高的临近的K个样本即可

第四点扩展：算法时间复杂度跟样本个数N线性相关：减少样本数量，类似KD-Tree方案，LSH近似算法--降低算法时间复杂度