**《人工智能概论》实验内容与要求**

**实验1 基于A\*算法的8数码问题求解**

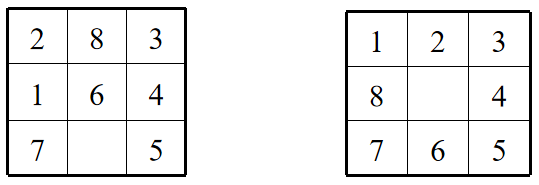
问题描述：在3\*3的棋盘中有8个数码（数字块）和一个空格，只有与空格相邻的数码能移动到空格位置。从初始状态以最小的步长移动到目标状态。

实验要求：参考A\*算法核心代码，以8数码问题为例实现A\*算法的求解程序。

实验内容：

1. 基于参考代码，运行程序，并画出程序的总体流程图。自动统计并输出到达目标的总步数，自动记录并输出每次移动后open表与closed表的变化。

要求初始状态与目标状态分别为：



**【撰写内容】**

****

1. 设计两种新的启发式函数，并运行程序。对包含示例在内的3种启发式函数的特点与结果进行对比分析。

**【撰写内容】**

启发式函数1：取一棋局与目标棋局相比，其位置不符的数码数目

启发式函数2（示例所给出）：各数码移到目标位置所需移动的距离的总和

启发式函数3：将启发式函数1和2相加

特点：

对比分析：

在两个A\*启发策略的h1和h2中，如果对搜索空间中的任一状态n都有h1(n) ≤ h2(n)，就称策略h2比h1具有更多的信息性。如果某一搜索策略的h(n)越大，则A\*算法搜索的信息性越多，所搜索的状态越少。但更多的信息性需要更多的计算时间，可能抵消减少搜索空间所带来的益处。

**实验2 基于遗传算法的TSP问题求解**

问题描述：假设有一个旅行商人要拜访N个城市，他必须选择所要走的路径，路径的限制是每个城市只能拜访一次，而且最后要回到原来出发的城市。路径的选择目标是要求得的路径路程为所有路径之中的最小值。

实验要求：参考遗传算法核心代码，以TSP问题为例实现遗传算法的求解程序。

实验内容：

1. 基于参考代码，运行程序，并画出程序的总体流程图。给出适应度函数的定义。城市数量设定为10个。

**【撰写内容】**

****

**适应度函数的定义：**进化论中的适应度,是表示某一个体对环境的适应能力,也表示该个体繁殖后代的能力。遗传算法的适应度函数也叫评价函数,是用来判断群体中的个体的优劣程度的指标,它是根据所求问题的目标函数来进行评估的。在本次实验的遗传算法中,适应度函数要比较排序并在此基础上计算选择概率,所以适应度函数的值要取正值。

1. 基于某一个固定数量（10个）与位置的城市集合，修改种群数量、交叉概率、变异概率、迭代次数等参数，对比分析算法的特性与结果。

**【撰写内容】**

设定算法初始参数：

POP\_SIZE = 200 种群大小

CROSS\_RATE = 0.6 交叉率

MUTA\_RATE = 0.2 变异率

Iterations = 1000 迭代次数

City\_Map=[[106.54,29.59],[91.11,29.97],[106.27,38.47],[111.65,40.82],[125.35,43.88],[114.48,38.03],[101.74,36.56],[113.6,34.76],[118.78,32.04],[117.27,31.86]] 10个城市的坐标

下面给出调整各参数后算法运行结果：

**注：横坐标为迭代次数，纵坐标为最佳距离**

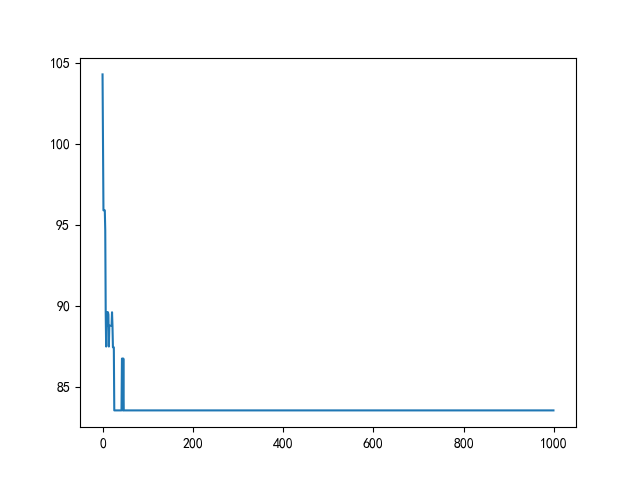
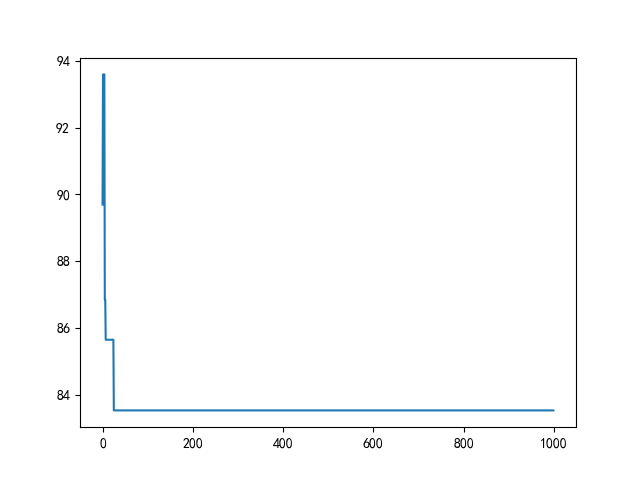


图2 初始状态算法运行结果

**修改种群大小：**

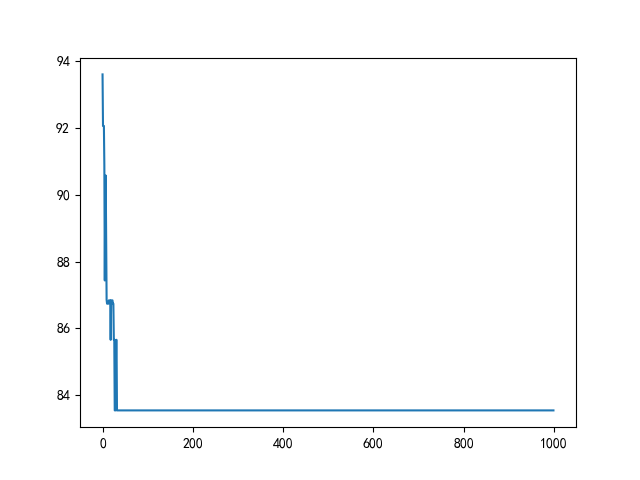
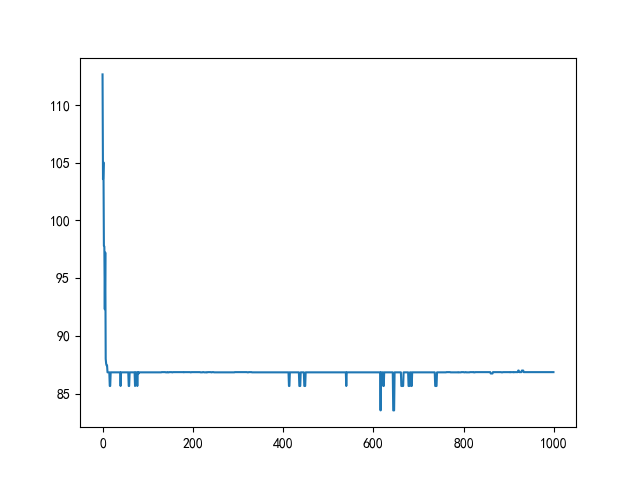


图3 种群大小20 图4 种群大小1000

由结果分析，种群小时，运算和收敛速度高，但会降低群体多样性，可能会引起早熟现象，最终得到的结果可能并非最优，类比遗传学中的基因池，种群个体太少，基因型不足，导致不能很好地适应环境。在本次实验中反映为可选路径少，难以得出最优路径。种群大时，会明显导致算法运行时间代价增大，收敛速度变慢，但搜索质量提高。

**修改交叉率：**

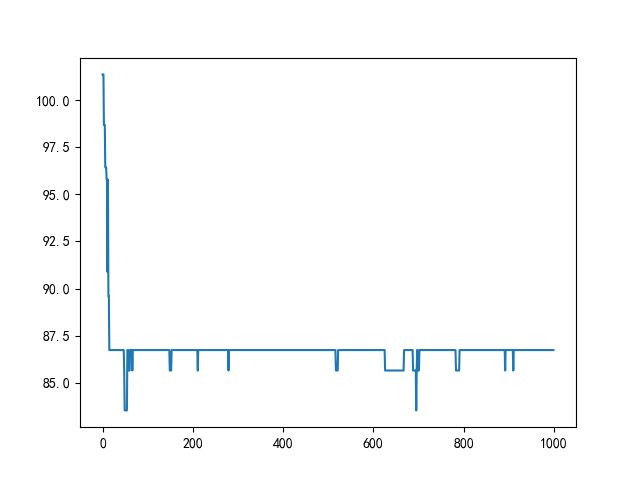
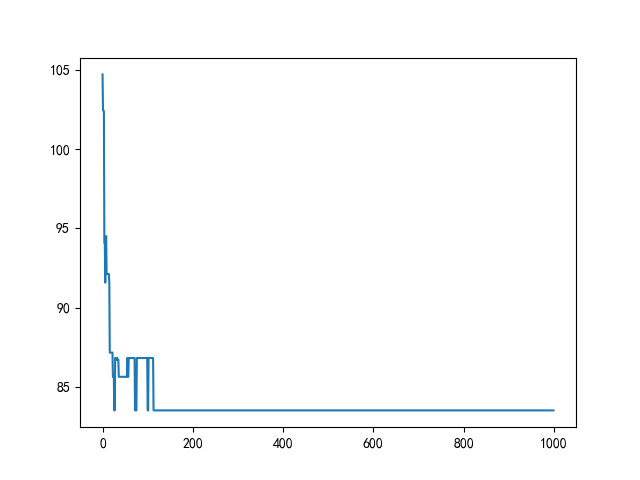


图5 交叉率0.3 更优结果 图6 交叉率0.3 更差结果

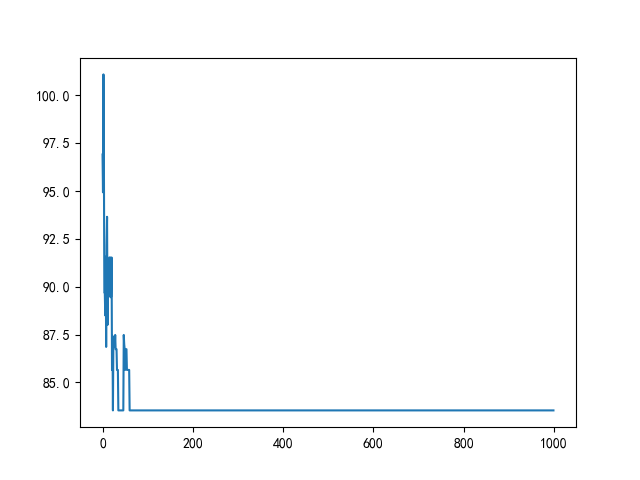


图7 交叉率0.9

由结果结合资料分析，如果交叉概率大，可能会导致个体基因信息过于混合，各代充分交叉，但群体中的优良模式遭到破坏的可能性增大，以致产生较大的代沟，从而使搜索走向随机化；如果交叉概率小，可能会导致个体基因信息过于单一，产生的代沟越小，就会使得更多的个体直接复制到下一代，遗传搜索可能陷入停滞状态

**修改变异率：**

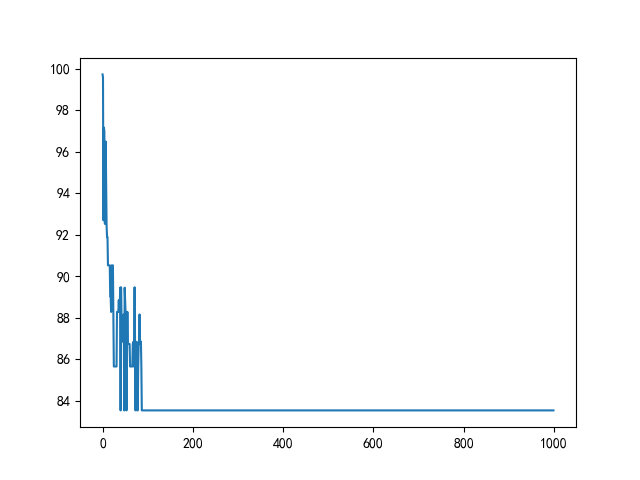
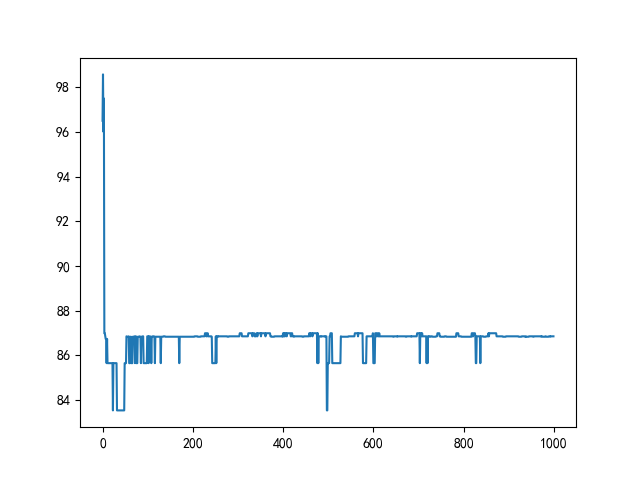
****

图8 变异率0.1 图9 变异率0.4

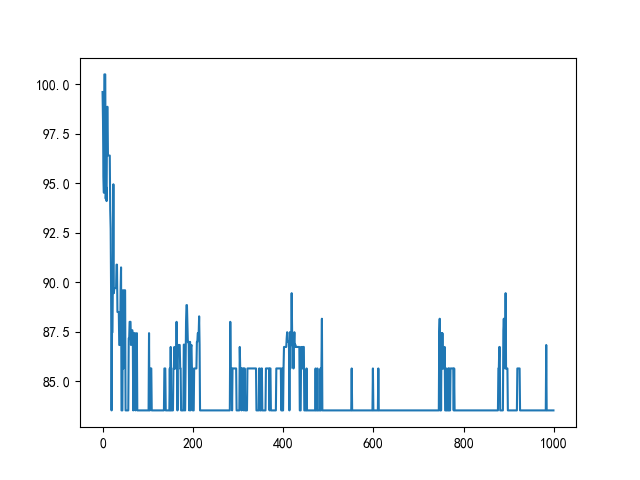
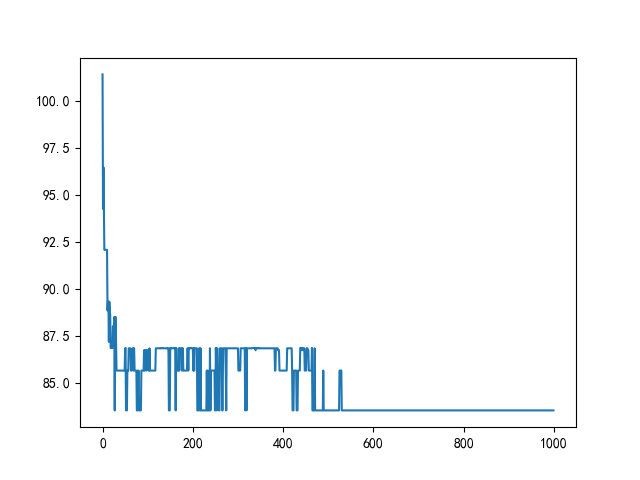


图10 变异率0.6 图11变异率0.8

由图分析，若变异率太低,一些有用的基因就难以进入选择，导致无法得到最优解。若太高,即随机的变化太多,那就可能失去从继承下来的好特性，在变异率超过0.5时会退化为随机搜索，失去优势。

**修改迭代次数：**

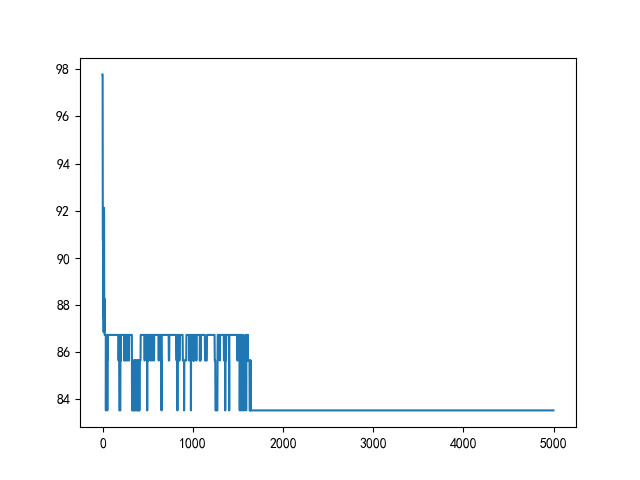
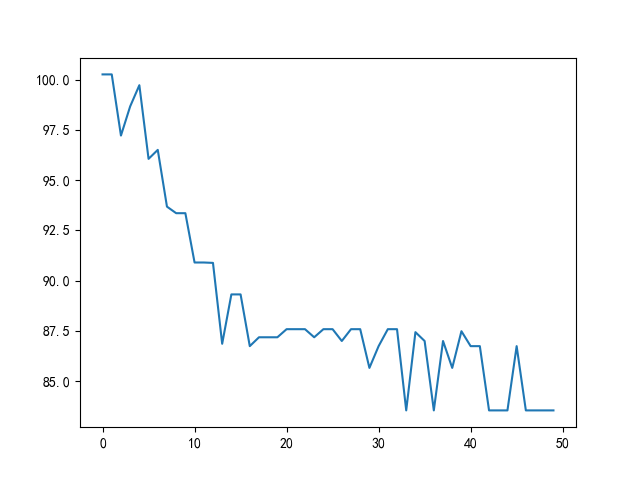


图12 迭代次数50 图13 迭代次数5000

由图分析，迭代次数少，算法运行速度高，但算法可能没来得及收敛；迭代次数高，算法运行速度慢，但结果收敛效果好。

**实验3 基于神经网络的图像分类**

问题描述：基于特定图像数据集，研究人工神经网络分类器的设计与实现方法。

实验要求：基于MNIST手写数字图像数据集，完成神经网络模型的网络设计及参数选择，并在训练集上进行训练，在测试集上进行性能评估。了解Pytorch或TensorFlow等深度学习框架，基于上述算法库完成实验内容。

实验内容：

1. 训练集分组：从原始训练集中分别抽取10%，30%，50%，70%，100%的样本构成新的训练集，每个类别样本数量相同。可根据需要选择是否从新的训练集中抽取一定比例样本作为验证集。

**【撰写内容】**

1. 建立全连接神经网络模型，隐含层数量不超过2层。给出网络结构的所有参数设置情况，包括网络层数、每层神经元数量、活化函数的选择、学习率的设定、损失函数的定义等。对网络的输入进行描述，即原始特征或其他特征的表示方式。

**【撰写内容】**

1. 基于每个训练集，训练模型，记录训练集的准确率，以图表等方式进行呈现。进一步，在完整的测试集上进行性能评测，结果以图表等方式进行呈现。对实验结果进行一定的描述与分析。

**【撰写内容】**

1. 实验总结。基于整个实验过程与结果，对实验进行总结。

**【撰写内容】**

1. 小样本分类创新实验。以10%抽样的训练集数据为训练样本，剩余的训练样本可根据需要作为无标签数据进行利用。请查阅有关课外文献，探索新的特征表示或分类模型，要求是深度神经网络类型的学习方法。包括有监督、半监督或无监督等模式均可，代表性的方法如深度卷积网络、生成式对抗网络、强化学习、Transformer、自监督学习、去噪/变分自编码器等。在完整的测试集上进行性能的评估。本部分的撰写内容自行安排，将样本的选择、模型的构建、参数的设定、训练过程及结果进行清晰的描述与展示即可。要注重实验结果的对比，结合实验结果的分析得出模型的优点与缺点，以及可能改进的方向。

**【撰写内容】**