

解：本题中 A* 搜索算法的估价函数定义为： $f(n) = g(n) + h(n)$ ，其中 $g(n)$ 为从起点沿当前路径到达 n 状态的代价值， $h(n)$ 为启发函数。算法搜索解路径的搜索过程如图 2 所示。根据图 2 我们可以知道解路径为 A-D-H-I-K，距离为 410。

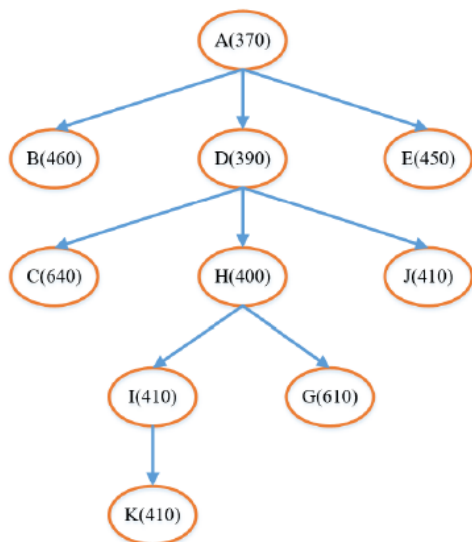
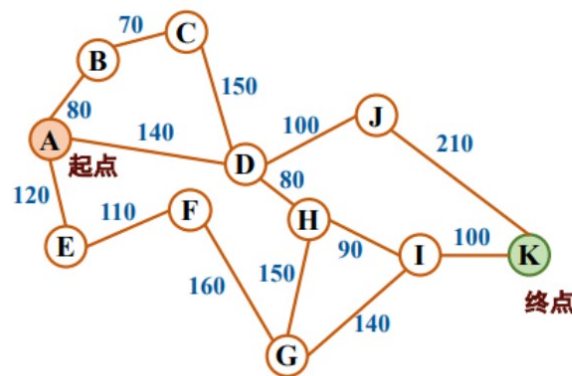


图 2: A* 搜索算法搜索过程



地点	距离
A	370
B	380
C	350
D	250
E	330
F	250
G	240
H	180
I	90
J	170
K	0

Microsoft Visual Studio 调试控制台

```

位于A点, 距离为0, 估价函数值 f = 370
更新点 E 的距离从 无穷 到120, 父亲节点为 A
更新点 D 的距离从 无穷 到140, 父亲节点为 A
更新点 B 的距离从 无穷 到80, 父亲节点为 A
位于D点, 距离为140, 估价函数值 f = 390
更新点 J 的距离从 无穷 到240, 父亲节点为 D
更新点 H 的距离从 无穷 到220, 父亲节点为 D
更新点 C 的距离从 无穷 到290, 父亲节点为 D
位于H点, 距离为220, 估价函数值 f = 400
更新点 I 的距离从 无穷 到310, 父亲节点为 H
更新点 G 的距离从 无穷 到370, 父亲节点为 H
位于I点, 距离为310, 估价函数值 f = 400
更新点 K 的距离从 无穷 到410, 父亲节点为 I
位于J点, 距离为240, 估价函数值 f = 410
位于K点, 距离为410, 估价函数值 f = 410
位于终点, 退出
到终点距离为 410, 解路径为:
K-I-H-D-A
    
```

将自然语言翻译为谓词逻辑语言

主要问题：除了超纲题，同学们的答案基本没问题，主要错误在符号定义未给出。

1) 所有父母都爱他们的孩子

$P(x)$: x 是父亲或母亲
 $C(y, x)$: y 是 x 的孩子
 $L(x, y)$: x 爱 y

“所有父母都爱他们的孩子” 的翻译是：

$$\forall x \forall y (P(x) \wedge C(y, x) \rightarrow L(x, y)).$$

3) 骡子既不是马也不是驴

$L(x)$: x 是骡子
 $H(x)$: x 是马
 $D(x)$: x 是驴

“骡子既不是马也不是驴” 的翻译是：

$$\forall x (L(x) \rightarrow \neg H(x) \wedge \neg D(x)).$$

2) 中国人都有黑头发和棕色的瞳孔

$C(x)$: x 是中国人
 $B(x)$: x 有黑头发
 $P(x)$: x 有棕色的瞳孔

“中国人都有黑头发和棕色的瞳孔” 的翻译是：

$$\forall x (C(x) \rightarrow B(x) \wedge P(x)).$$

4) 不是所有学生都喜欢微积分和概率统计

$S(x)$: x 是学生
 $C(x)$: x 喜欢微积分
 $P(x)$: x 喜欢概率统计

“不是所有学生都喜欢微积分和概率统计” 的翻译是：

$$\neg \forall x (S(x) \rightarrow C(x) \wedge P(x)).$$

将自然语言翻译为谓词逻辑语言

5) 如果有学生发表了顶会，老师会很开心

$$\begin{array}{l} \overline{S(x) : x \text{ 是学生}} \\ T(y, x) : y \text{ 是 } x \text{ 的老师} \\ M(x) : x \text{ 发表了顶会} \\ \overline{H(x) : x \text{ 很开心}} \end{array}$$

“如果有学生发表了顶会，老师会很开心”的翻译是：

$$\exists x \forall y (S(x) \wedge T(y, x) \wedge M(y)) \rightarrow H(y)。$$

7) 有一些老师会很高兴，当且仅当有一些同学学习很好

定义 $C(x)$ 表示 x 是学生， $D(y)$ 表示 y 是老师， $S(x)$ 表示 x 学习很好， $T(x)$ 表示 x 很高兴，则谓词逻辑语言为：

$$(\exists x \exists y)((C(x) \wedge D(y)) \wedge (S(x) \leftrightarrow T(y)))$$

6) 只有一个学生考试不及格*

$$\begin{array}{l} \overline{S(x) : x \text{ 是学生}} \\ \overline{F(x) : x \text{ 考试不及格}} \end{array}$$

“只有一个学生考试不及格”的翻译是：

$$\exists x (S(x) \wedge F(x) \wedge \forall y (S(y) \wedge F(y) \rightarrow x = y))$$

$$(\exists x)(\neg P(x) \wedge (\forall y)(\neg P(y) \rightarrow x = y))$$

$$(\forall x)(\neg P(x) \wedge (\neg \exists y)(\neg P(y) \wedge x \neq y))$$

已知嫌疑人 A、B、C 三人中只有一人是罪犯，且罪犯一定会说谎，而好人一定说真话。设警察向嫌疑人 A、B、C 三人各自进行问询：

- A 回答：B 或 C 中至少有一人是罪犯；
- B 回答：A 是罪犯；
- C 回答：A 和我都是好人。

试用谓词逻辑推理证明：B 是罪犯。

推理题

$P(x)$ 表示 x 是罪犯，根据条件写出以下谓词公式：

$$\neg P(A) \rightarrow P(B) \vee P(C) \quad (1)$$

$$P(A) \rightarrow \neg(P(B) \vee P(C)) \quad (2)$$

$$\neg P(B) \rightarrow P(A) \quad (3)$$

$$P(B) \rightarrow \neg P(A) \quad (4)$$

$$\neg P(C) \rightarrow (\neg P(A) \wedge \neg P(C)) \quad (5)$$

$$P(C) \rightarrow \neg(\neg P(A) \wedge \neg P(C)) \quad (6)$$

$$(1) \Leftrightarrow P(A) \vee (P(B) \vee P(C)) \Leftrightarrow P(A) \vee P(B) \vee P(C) \quad (7)$$

$$(2) \Leftrightarrow \neg P(A) \vee \neg(P(B) \vee P(C))$$

$$\Leftrightarrow \neg P(A) \vee (\neg P(B) \wedge \neg P(C))$$

$$\Leftrightarrow (\neg P(A) \vee \neg P(B)) \quad (8) \wedge (\neg P(A) \vee \neg P(C)) \quad (9)$$

$$(3) \Leftrightarrow P(B) \vee P(A) \Leftrightarrow P(A) \vee P(B) \quad (10)$$

$$(4) \Leftrightarrow \neg P(B) \vee \neg P(A) \Leftrightarrow (8)$$

$$(5) \Leftrightarrow P(C) \vee (\neg P(A) \wedge \neg P(C))$$

$$\Leftrightarrow (P(C) \vee \neg P(A)) \wedge (P(C) \vee \neg P(C))$$

$$\Leftrightarrow P(C) \vee \neg P(A) \quad (11)$$

$$(6) \Leftrightarrow \neg P(C) \vee \neg(\neg P(A) \wedge \neg P(C))$$

$$\Leftrightarrow \neg P(C) \vee \neg(\neg P(A) \wedge \neg P(C))$$

$$\Leftrightarrow \neg P(C) \vee P(C) \vee P(A) \Leftrightarrow T$$

$$\text{结论非: } \neg P(B) \quad (12)$$

$$(9), (10) \text{ 归结可得: } P(B) \vee \neg P(C) \quad (13)$$

$$(10), (11) \text{ 归结可得: } P(B) \vee P(C) \quad (14)$$

$$(13), (14) \text{ 归结可得: } P(B), \text{ 与 } (12) \text{ 归结得空子句, 得证。}$$

2. 设有如下推理规则：

– r_1 : IF E_1 AND E_2 THEN E_3 (0.9)

– r_2 : IF E_3 OR E_4 THEN E_5 (0.8)

– r_3 : IF E_5 THEN H (0.7)

– r_4 : IF E_6 THEN H (0.9)

已知 $CF(E_1) = 0.6$, $CF(E_2) = 0.5$, $CF(E_4) = 0.4$, $CF(E_6) = 0.8$, 求 $CF(H)$ 。(给出计算过程)

解：分别对每条规则求出结论可信度：

由 r_1 得到：

$$\begin{aligned} CF(E_3) &= CF(E_3, E_1 \wedge E_2) \times \max\{0, CF(E_1 \wedge E_2)\} \\ &= 0.9 \times \min\{CF(E_1), CF(E_2)\} = 0.9 \times 0.5 = 0.45 \end{aligned} \quad (1)$$

由 r_2 得到：

$$\begin{aligned} CF(E_5) &= CF(E_5, E_3 \vee E_4) \times \max\{0, CF(E_3 \vee E_4)\} \\ &= 0.8 \times \max\{CF(E_3), CF(E_4)\} = 0.8 \times 0.45 = 0.36 \end{aligned} \quad (2)$$

由 r_3 得到：

$$CF_1(H) = CF(H, E_5) \times \max\{0, CF(E_5)\} = 0.7 \times 0.36 = 0.252 \quad (3)$$

由 r_4 得到：

$$CF_2(H) = CF(H, E_6) \times \max\{0, CF(E_6)\} = 0.9 \times 0.8 = 0.72 \quad (4)$$

由于 $CF_1(H) \geq 0$, $CF_2(H) \geq 0$, 根据公式求得结论的综合可信度为：

$$CF_{12}(H) = CF_1(H) + CF_2(H) - CF_1(H) \times CF_2(H) = 0.79056 \quad (5)$$

question3:

设有模糊规则: 如果天气冷, 则调高空调温度。设室温的论域为 $\{0, 5, 10\}$, 单位摄氏度, 隶属度 $[1.0, 0.8, 0.5]$ 。调高空调论域为 $\{1, 3, 5\}$, 单位摄氏度, 隶属度 $[0.2, 0.5, 1.0]$ 。已知事实 “天气冷” $= \{(0.1, 0), (0.6, 5), (0.2, 10)\}$ 。试用模糊推理确定空调应该怎么调。

确定模糊关系 R:

“天气冷”和“调高空调”的模糊量:

$$\text{“天气冷”} = 1.0/0 + 0.8/5 + 0.5/10$$

$$\text{“调高空调”} = 0.2/1 + 0.5/3 + 1.0/5$$

已知事实“天气冷”, 可以表示为

$$\text{“天气较冷”} = 0.1/0 + 0.6/5 + 0.2/10$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.8 \\ 0.5 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} 0.2 & 0.5 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.5 & 1 \\ 0.2 & 0.5 & 0.8 \\ 0.2 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

用条件模糊向量进行模糊推理:

$$B' = A' \circ R = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.6 & 0.2 \end{bmatrix} \circ \begin{bmatrix} 0.2 & 0.5 & 1 \\ 0.2 & 0.5 & 0.8 \\ 0.2 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.5 & 0.6 \end{bmatrix}$$

将结论的模糊向量清晰化:

- 最大隶属度法: 空调调高 5 度。
- 加权平均法: $(0.2 \times 1 + 0.5 \times 3 + 0.6 \times 5) / (0.2 + 0.5 + 0.6) = 3.62$, 应该调高 3 度

请判断以下CNN说法的正误，并解释原因：

- 全连接层通常只出现在CNN的最后几层。
- 只有池化层才能起到下采样的作用。
- 残差网络采用跳跃连接计算一个非线性函数使得输入能传递到更深的层。

正确，全连接层通常作为分类器，只出现在CNN的最后输出部分。

错误，下采样是指降低特征图或者输入图片分辨率的操作，除了池化以外，步长大于1的卷积，插值等等也可以实现下采样。

错误，残差网络中的跳跃连接是一个恒等映射，不是非线性函数。

有同学把分析重心落在了能否把输入传递到更深的层，其实这里只是一个计算方式的简单问题。

考虑偏置:

假设输入是一张 128×128 的RGB 彩色图像, 如果网络第一个卷积层的卷积核为 3×3 的大小, 步长为1, 共有64 个卷积核后接一个步长为2 的 2×2 平均池化层, 随后再接两层核大小为 5×5 、步长为1、卷积核个数为128 的卷积层以及一层步长为2 的 2×2 的平均池化层, 最后接含有128 个神经元的全连接层和一个含有10 个神经元的输出层。试回答:

- (1) 通过平均池化层后特征图的大小($H \times W \times C$) 为多少?
- (2) 计算该网络的参数量。
- (3) 网络的参数量主要由哪部分贡献? 贡献了百分之多少? (3×3 卷积的padding 为1, 5×5 卷积核的padding 为2) 。

主要问题:

- 1、答案可以有两种, 一种考虑偏置, 一种不考虑。
- 2、部分同学没有注意中间是再接2层 5×5 的卷积, 导致少考虑一层卷积。

1. 通过平均池化层后特征图的大小 ($H \times W \times C$) 为多少?

解: $64 \times 64 \times 64$

2. 计算该网络的参数量

解: conv-1 参数: $3^2 \times 3 \times 64 + 64 = 1792$

conv-2 参数: $5^2 \times 64 \times 128 + 128 = 204,928$

conv-3 参数: $5^2 \times 128 \times 128 + 128 = 409,728$

FC-1 参数: $32^2 \times 128 \times 128 + 128 = 16,777,344$

FC-2 参数: $128 \times 10 + 10 = 1,290$

总参数: $1792 + 204928 + 409728 + 16777344 + 12190 = 17,395,082$

3. 网络的参数量主要有由哪部分贡献? 贡献了百分之几?

解: 主要由全连接层贡献, 贡献了:

$$\frac{16,777,344}{17,395,082} * 100\% = 96.45\%$$

不考虑偏置:

假设输入是一张 128×128 的RGB 彩色图像, 如果网络第一个卷积层的卷积核为 3×3 的大小, 步长为1, 共有64 个卷积核后接一个步长为2 的 2×2 平均池化层, 随后再接两层核大小为 5×5 、步长为1、卷积核个数为128 的卷积层以及一层步长为2 的 2×2 的平均池化层, 最后接含有128 个神经元的全连接层和一个含有10 个神经元的输出层。试回答:

- (1) 通过平均池化层后特征图的大小(H×W×C) 为多少?
- (2) 计算该网络的参数量。
- (3) 网络的参数量主要由哪部分贡献? 贡献了百分之多少? (3×3 卷积的padding 为1, 5×5 卷积核的padding 为2) 。

主要问题:

- 1、答案可以有两种, 一种考虑偏置, 一种不考虑。
- 2、部分同学没有注意中间是再接2层 5×5 的卷积, 导致少考虑一层卷积。

- 经过第一个平均池化层后, 特征图大小为 $64 \times 64 \times 64$;
经过第二个平均池化层后, 特征图大小为 $32 \times 32 \times 128$ 。
- 该网络结构如下表所示。在不考虑 bias 的情况下, 对于第一个卷积层, 参数量为

$$3 \times 3 \times 3 \times 64 = 1,728 \quad (25)$$

同理, 之后层参数量为

$$5 \times 5 \times 64 \times 128 = 204,800 \quad (26)$$

$$5 \times 5 \times 128 \times 128 = 409,600 \quad (27)$$

$$32 \times 32 \times 128 \times 128 = 16,777,216 \quad (28)$$

$$128 \times 10 = 1,280 \quad (29)$$

则参数总个数为 17,394,624。

Type/stride	Filter Shape	Input Size
Conv/s1	$3 \times 3 \times 3 \times 64$	$128 \times 128 \times 3$
Avg Pool/s2	Pool 2×2	$128 \times 128 \times 64$
Conv/s1	$5 \times 5 \times 64 \times 128$	$64 \times 64 \times 64$
Conv/s1	$5 \times 5 \times 128 \times 128$	$64 \times 64 \times 128$
Avg Pool/s2	Pool 2×2	$64 \times 64 \times 128$
FC/s1	$32 \times 32 \times 128 \times 128$	$32 \times 32 \times 128$
FC/s1		128
sigmoid/s1	Classifier	1×10

- 参数量主要由全连接层贡献, 贡献计算如下:

$$(16,777,216 + 1280) \div 17,394,624 = 0.9446 \quad (30)$$



请简要介绍以下网络其主要思想以及核心技术贡献： DenseNet, ResNeXt, MobileNets, EfficientNets

DenseNet是一种深度卷积神经网络架构，其主要思想是通过密集连接（dense connections）来改进网络的信息流动。在DenseNet中，每个层的输出都与所有后续层的特征图连接在一起，形成密集的连接结构。这种连接方式使得每个层可以直接访问来自之前层的特征图，从而促进了特征的重用和信息的传递。DenseNet的核心技术贡献在于引入了密集连接的思想，有效地解决了深度神经网络中的梯度消失问题，提高了网络的特征表达能力和学习效率。

ResNeXt是一种深度残差网络的扩展，其主要思想是通过并行连接的方式增加网络的宽度，从而提升网络的表达能力。在ResNeXt中，一个残差块中的多个分支以平行的方式进行操作，每个分支都有不同的卷积核数目。通过增加并行分支的数量和调整分支中的卷积核数目，ResNeXt可以灵活地控制网络的宽度和复杂度。这种并行连接的方式使得ResNeXt在保持计算和参数量相对较少的情况下，可以提升网络的表达能力和准确性。

MobileNets是一种轻量级的卷积神经网络架构，其主要思想是通过深度可分离卷积来减少网络的计算量和参数量。在MobileNets中，深度可分离卷积将标准卷积拆分为深度卷积和逐点卷积两个步骤，从而分别处理通道间的特征和空间上的特征。这种拆分和分离的方式显著减少了计算量，并且在保持相对较少参数的同时，保持了较好的准确性。MobileNets的核心技术贡献在于提出了深度可分离卷积的概念，实现了高效的模型设计和推理。

EfficientNets是一系列高效的卷积神经网络模型，其主要思想是通过网络宽度、深度和分辨率的缩放来平衡模型的计算量和准确性。通过使用复合系数对网络的宽度、深度和分辨率进行统一的缩放，从而实现了模型的高效设计。通过对网络进行综合的缩放，EfficientNets在保持计算效率的同时，能够取得较好的准确性。EfficientNets的核心技术贡献在于提出了一种统一的缩放策略，通过平衡模型的参数量和计算量，实现了高效的模型设计。

人工神经网络发展的里程碑方法的脉络图

1. MP模型（1943年）：首次麦卡洛克和皮茨提出了神经元模型，奠定了人工神经网络的基础。
2. 感知机模型（1957年）：由Rosenblatt罗森布拉特提出，是一种简单的前馈神经网络，可以实现二分类任务。
3. 多层感知机模型（1969年）：由Minsky和Papert提出感知机无法处理异或问题，是一种基于前馈结构的神经网络模型，引入了多层隐藏层，通过非线性激活函数实现了复杂的非线性映射关系。
4. 反向传播算法（1986年）：由Paul J. Werbos和Hinton提出，该算法实现了神经网络的训练过程，通过梯度下降优化网络权重。
5. 支持向量机SVM（1992年）：由卡佛和坎贝尔提出，SVM是一种基于结构风险最小化的分类算法，与神经网络相比在一些任务上取得了更好的性能。
6. LSTM（1997年）：由Hochreiter和Schmidhuber提出，长短期记忆网络（LSTM）是一种具有记忆能力的循环神经网络，可以解决梯度消失问题，被广泛应用于序列建模任务。
7. LeNet-5（1998年）：由Yann LeCun等人提出，是一个用于手写数字识别的卷积神经网络模型，是第一个成功应用于实际问题的卷积神经网络。
8. 受限玻尔兹曼机RBM（2006年）：由Hinton等人提出，RBM是一种用于无监督学习的生成模型，为深度学习的发展奠定了基础。
9. AlexNet（2012年）：由Krizhevsky和Hinton等人提出，是一个深度卷积神经网络模型，在ImageNet图像分类挑战赛中取得了突破性的性能，引发了深度学习的热潮。
10. VGGNet（2014年）：由Simonyan和Zisserman提出，是一个具有很深层次的卷积神经网络模型，通过增加网络深度提高了特征表达能力。
11. ResNet（2015年）：由He等人提出，是一个具有残差连接的深度卷积神经网络模型，有效解决了深层网络的梯度消失和退化问题。

人工智能领域的脉络图

1. 机器学习和深度学习：

- 监督学习：支持向量机（SVM）、决策树、随机森林等。
- 无监督学习：聚类分析、主成分分析（PCA）、自组织映射（SOM）等。
- 强化学习：Q-学习、策略梯度方法、深度强化学习（如深度Q网络）等。
- 深度学习：卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）、生成对抗网络（GAN）等。

2. 计算机视觉：

- 图像分类和目标检测：卷积神经网络（CNN）、区域卷积神经网络（R-CNN）、YOLO（You Only Look Once）等。
- 图像分割：语义分割、实例分割、边界框分割等。
- 人脸识别：特征提取、人脸检测、人脸识别算法（如人脸验证和人脸识别）等。

3. 自然语言处理（NLP）：

- 词嵌入模型：Word2Vec、GloVe、BERT（Bidirectional Encoder Representations from Transformers）等。
- 语言模型：循环神经网络（RNN）、长短期记忆网络（LSTM）、转换器模型等。
- 机器翻译：编码器-解码器模型、注意力机制、Transformer等。
- 文本分类和情感分析：卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）、BERT等。

4. 自动驾驶：

- 感知与感知融合：摄像头、激光雷达、雷达、传感器融合等。
- 路径规划：A*算法、动态规划、强化学习等。
- 控制与决策：模型预测控制（MPC）、PID控制、强化学习等。
- 车辆仿真：虚拟仿真平台、实时仿真系统等。

5. 医疗领域：

- 医学影像分析：病灶检测、病灶分割、病灶诊断等。
- 疾病预测和诊断：基于医学数据的机器学习模型、深度学习模型等。
- 药物研发：虚拟筛选、分子生成、药物设计等。

6. 金融领域：

- 高频交易和量化投资：算法交易、统计套利、机器学习预测模型等。
- 信用评分和风控：基于大数据的信用评估模型、风险预测模型等。
- 欺诈检测：异常检测、关联规则挖掘、机器学习分类模型等。

7. 智能物联网：

- 智能家居：语音助手、智能家电、智能安防等。
- 工业物联网：远程监测、预测维护、设备优化等。

8. 机器人技术：

- 机器人感知：视觉识别、声音识别、触觉反馈等。
- 运动控制：路径规划、动力学建模、运动学控制等。
- 人机交互：语音识别、人脸识别、姿态识别等。