

#2

(1) 너비우선 탐색

$A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow E \rightarrow F \rightarrow G \rightarrow H \rightarrow I \rightarrow J \rightarrow K \rightarrow L \rightarrow M$

(2) 깊이 우선 탐색

$A \rightarrow B \rightarrow E \rightarrow J \rightarrow K \rightarrow F \rightarrow C \rightarrow G \rightarrow L \rightarrow M \rightarrow D \rightarrow H \rightarrow I$

(3) 반복적 깊이심화 탐색

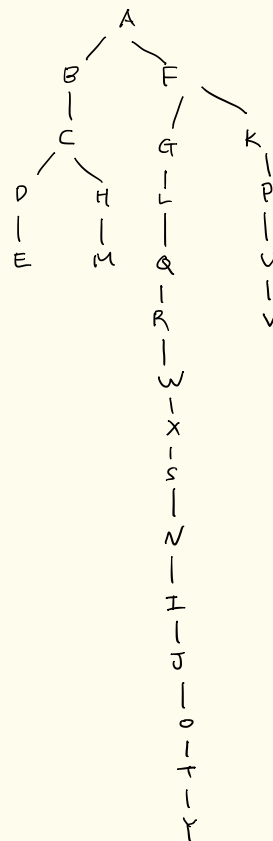
깊이 0 : A

깊이 1 : A B C D

깊이 2 : A B E F C G D H I

깊이 3 : A B E J K F C G L M D H I

#3



#3 (1) 너비우선 탐색

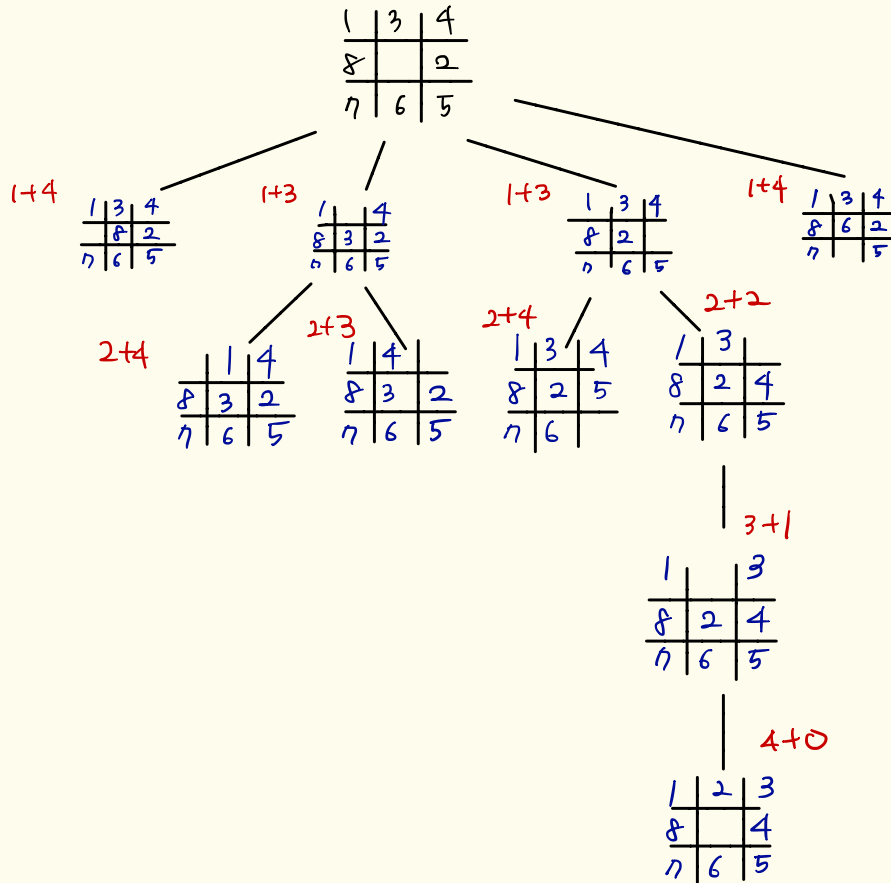
$A \rightarrow B \rightarrow F \rightarrow C \rightarrow G \rightarrow K \rightarrow D \rightarrow H \rightarrow L \rightarrow P \rightarrow E \rightarrow M \rightarrow Q \rightarrow V$

$\rightarrow R \rightarrow V \rightarrow W \rightarrow X \rightarrow S \rightarrow N \rightarrow I \rightarrow J \rightarrow O \rightarrow T \rightarrow Y$

(2) A* 알고리즘 A \rightarrow Y

$A \rightarrow F \rightarrow G \rightarrow L \rightarrow Q \rightarrow R \rightarrow W \rightarrow X \rightarrow S \rightarrow N \rightarrow I \rightarrow J \rightarrow O \rightarrow T \rightarrow Y$

#4 8-퍼즐 문제 A* 알고리즘



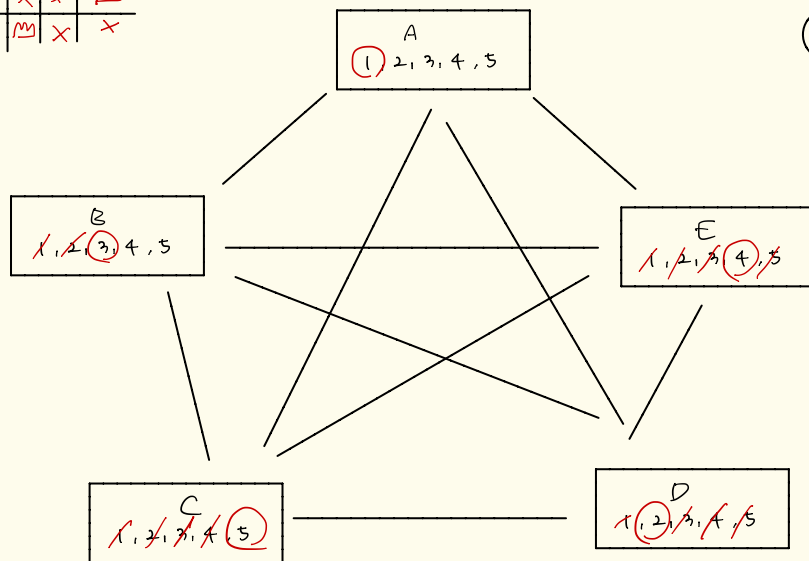
#6

$A \rightarrow C \rightarrow G \rightarrow M$

#7

5x5 퀵 - 제약조건 전파

	A	B	C	D	E
1	M	X	X	X	X
2		X	X	M	X
3		M	X	X	X
4			X	X	M
5			M	X	X

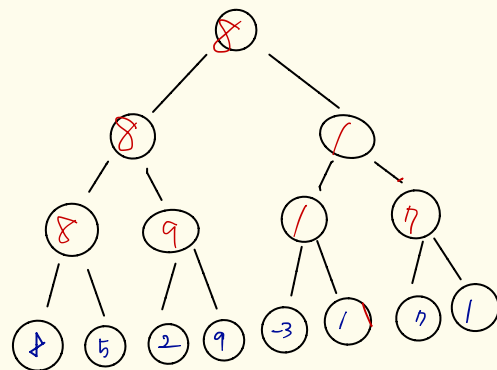


#8

자신 MAX

장미 MIN

자신 MAX

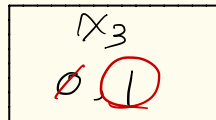
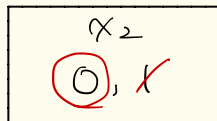
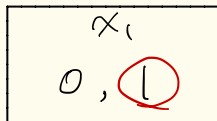


11

몬테카를로 VS minimax

minimax 알고리즘은 단말 노드부터 위로 올라가면서 연산을 반복하여 자신이 선택할 수 있는
 방법 중 가장 좋은 것을 값으로 결정한다
 반면, 몬테카를로는 탐색 공간을 무작위 표본추출을 하면서, 탐색 트리를 확장하며 가장 좋아보이는 것을
 선택하는 휴리스틱 탐색 방법이다 (루트에서 단말로 탐색)
 가능성이 높은 수들에 대해 노드를 생성하여 트리 깊이를 늘리지 않기 위해
 몬테카를로 시뮬레이션은 적용하며 탐색공간을 축소한다는 우수함이 있다

#12
 세 개의 0 또는 1 x_1, x_2, x_3 , $x_1 \neq x_2$, $x_2 \neq x_3$ 이라는 제약조건 있다.
 $x_1=1$ 일때 x_2, x_3 은? (제약조건 전파 방법으로 찾아서)



$$x_1 \neq x_2$$

$$x_2 \neq x_3$$

#13

$$x_1=1, x_2=0, x_3=1$$

#14 - 다음 제약조건 하에서 문제의 해를 구하시오.

$$\begin{aligned} \text{Find } x_1, x_2 \text{ which minimizes } f(x_1, x_2) &= x_1^2 + 2x_1x_2 + 3x_2^2 \\ \text{Subject to } g(x_1, x_2) &= x_1 + 2x_2 - 4 = 0 \\ h(x_1, x_2) &= 4 - x_1 \leq 0 \end{aligned}$$

$$g(x_1, x_2) = \alpha$$

$$h(x_1, x_2) = \gamma$$

$$L(x_1, x_2, \lambda, \alpha)$$

$$\Rightarrow x_1^2 + 2x_1x_2 + 3x_2^2 + 4\lambda - \lambda x_1 + \alpha x_1 + 2\alpha x_2 - 4\alpha$$

$$L_d(\lambda, \alpha) = \min_{x_1, x_2} L(x_1, x_2, \lambda, \alpha)$$

$$\frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda, \alpha)}{\partial x_1} = 2x_1 + 2x_2 - \lambda + \alpha = 0$$

$$\frac{\partial L(x_1, x_2, \lambda, \alpha)}{\partial x_2} = 2x_1 + 6x_2 + 2\alpha = 0$$

연립하여 해를 구하면

$$x_1 = -\frac{1}{4}\alpha + \frac{3}{4}\gamma$$

$$x_2 = -\frac{1}{4}\alpha - \frac{1}{4}\gamma$$

$$L_d(\lambda, \alpha) = -\frac{3}{8}\alpha^2 - \frac{3}{8}\gamma^2 + \frac{2}{3}\alpha\gamma - 4\alpha + 4\gamma$$

$$\max_{\lambda, \alpha} L_d(\lambda, \alpha)$$

$$\frac{\partial L_d(\lambda, \alpha)}{\partial \lambda} = -\frac{6}{8}\gamma + \frac{2}{8}\alpha + 4 = 0$$

$$\frac{\partial L_d(\lambda, \alpha)}{\partial \alpha} = -\frac{6}{8}\alpha + \frac{2}{8}\gamma - 4 = 0$$

$$\begin{aligned} -6\alpha + 2\gamma - 32 &= 0 \\ -6\gamma + 2\alpha + 32 &= 0 \end{aligned} \quad \begin{aligned} \therefore \lambda &= 4 \\ \alpha &= -4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} x_1 &= 4 \\ x_2 &= 0 \end{aligned}$$