



Algoritmos y Computabilidad

Estrategia de
Ramificación y
Acotación (Branch and
Bound)

Modelo de la mochila

$$\text{Maximizar} \quad 45x_1 + 48x_2 + 35x_3$$

$$\begin{aligned} \text{Dado,} \quad & 5x_1 + 8x_2 + 3x_3 \leq 10 \\ & x_i \in \{0, 1\} \quad (i \in 1..3) \end{aligned}$$

¿Podríamos relajar algo más?

- Si los objetos fueran fraccionables

$$\text{Maximizar} \quad 45x_1 + 48x_2 + 35x_3$$

$$\begin{aligned} \text{Dado,} \quad & 5x_1 + 8x_2 + 3x_3 \leq 10 \\ & 0 \leq x_i \leq 1 \quad (i \in 1..3) \end{aligned}$$

Relajación lineal

Modelo de la mochila

- ¿Qué implicación tiene la relajación lineal en el problema de la mochila?
 - Podemos ordenar en orden decreciente por la 'densidad' V_i / W_i
- ¿Cómo se resuelve ahora la relajación lineal?
 - Seleccionar ítems mientras quepan en la mochila
 - Seleccionar una fracción del último ítem
- En este ejemplo
 - $V_1 / W_1 = 9, V_2 / W_2 = 6, V_3 / W_3 = 11.7$
 - Orden 3,1,2
 - Seleccionamos ítems 3 y 1
 - Seleccionamos $\frac{1}{4}$ del ítem 2
 - Estimación: 92

$$45x_1 + 48x_2 + 35x_3$$

$$5x_1 + 8x_2 + 3x_3 \leq 10$$
$$0 \leq x_i \leq 1 \quad (i \in 1..3)$$

Ramificación y Acotación (en profundidad)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

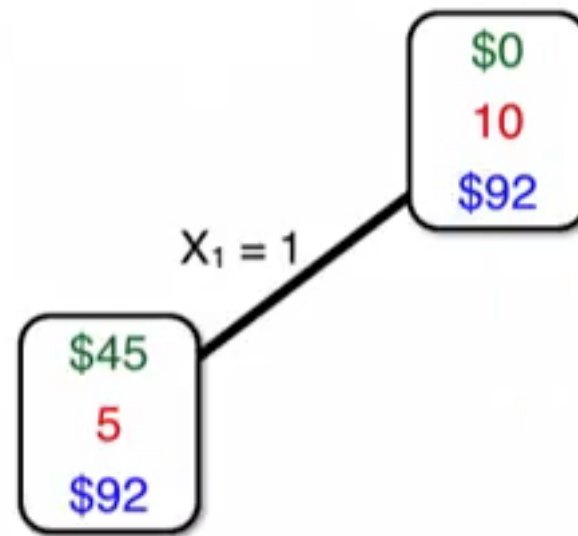
\$0
10
\$92

Value
Room
Estimate

Ramificación y Acotación (en profundidad)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

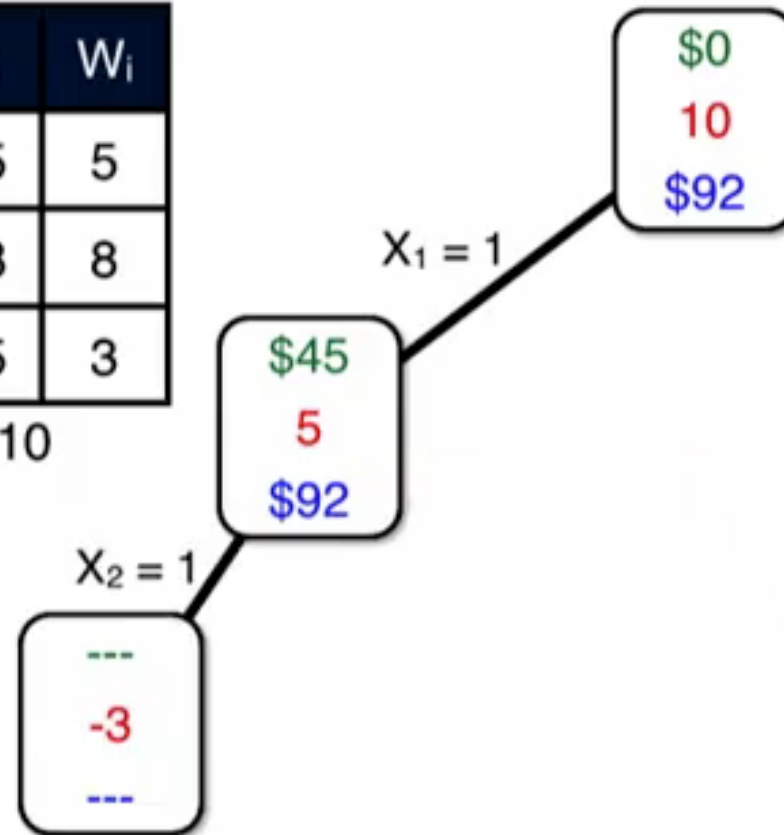


Value
Room
Estimate

Ramificación y Acotación (en profundidad)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

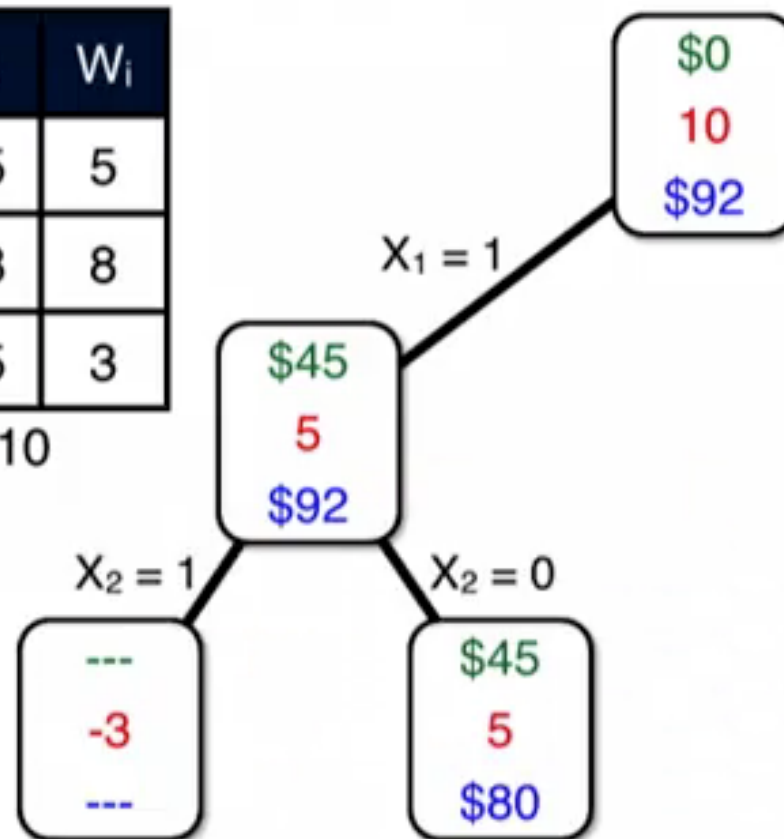


Value
Room
Estimate

Ramificación y Acotación (en profundidad)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

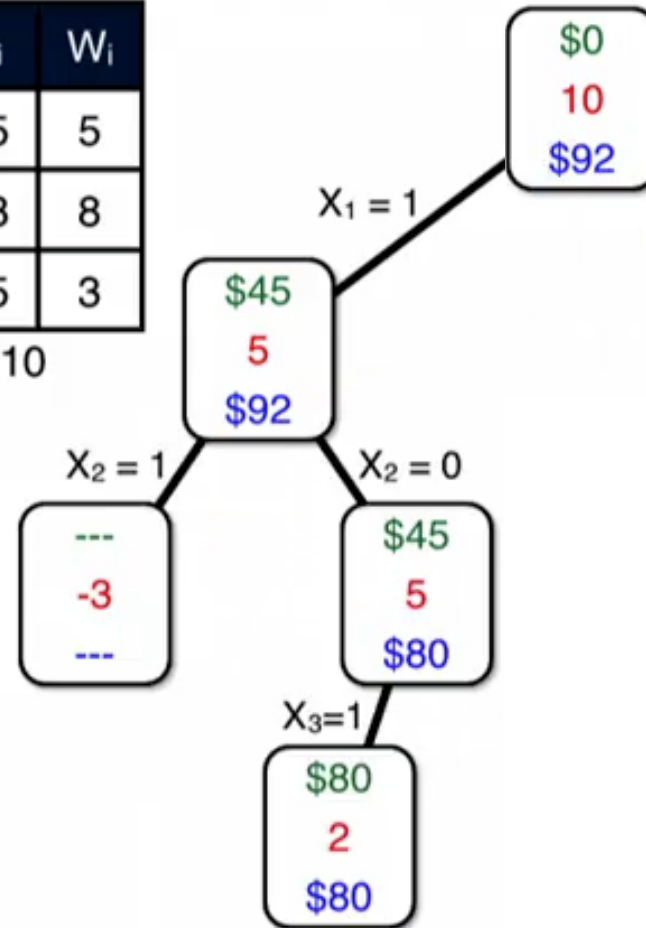


Value
Room
Estimate

Ramificación y Acotación (en profundidad)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

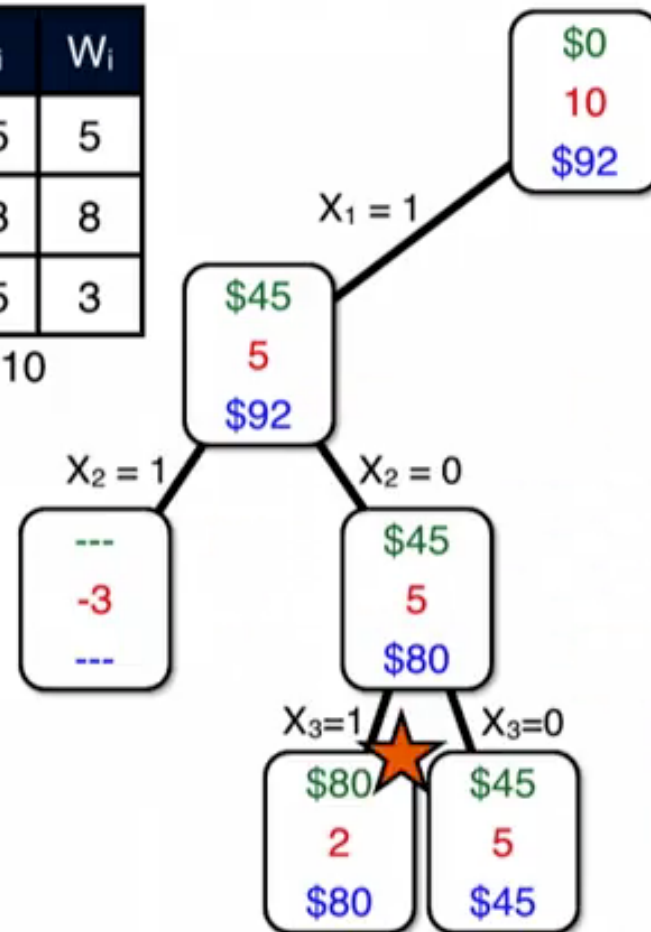


Value
Room
Estimate

Ramificación y Acotación (en profundidad)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

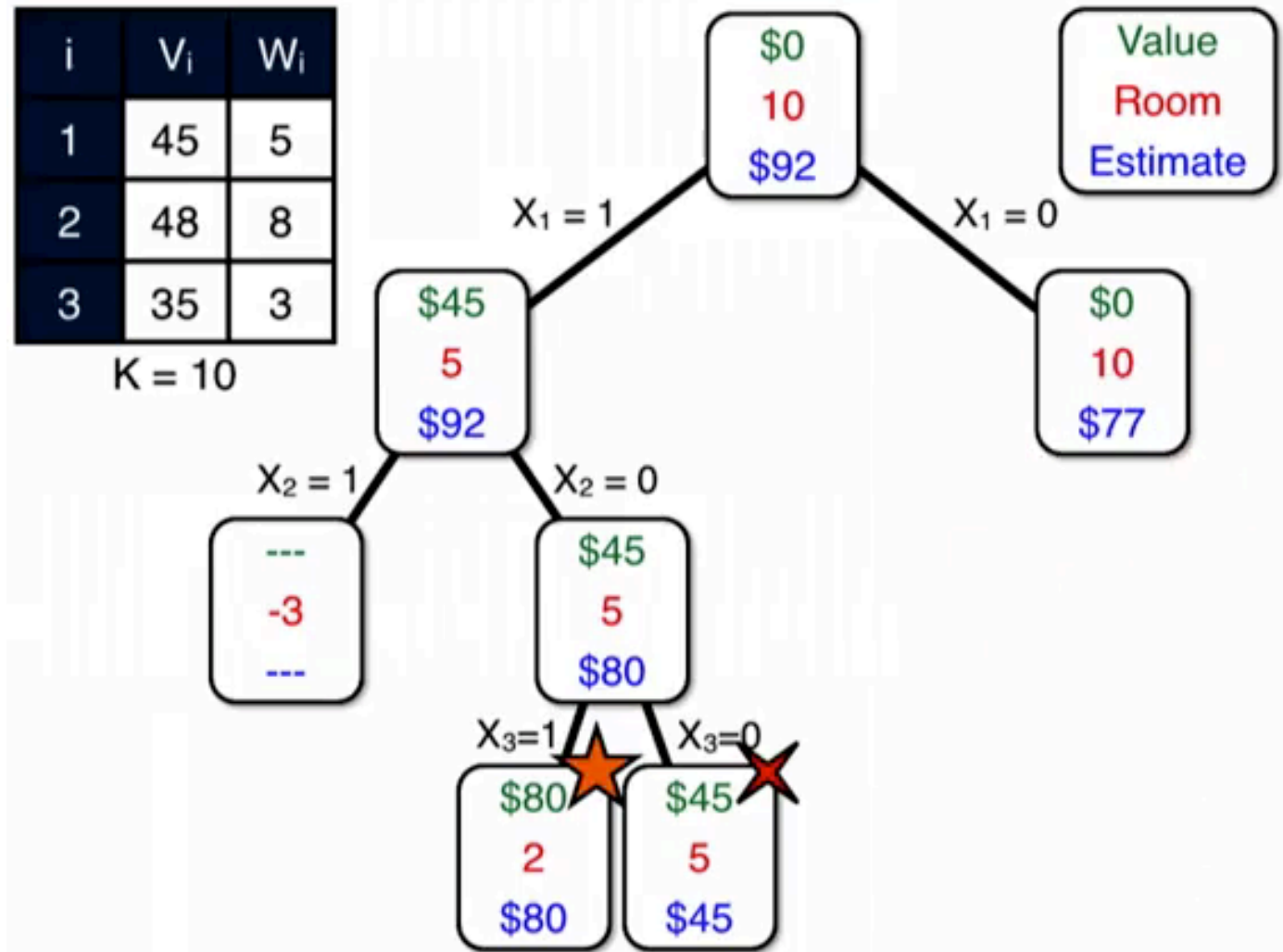
$K = 10$



Value
Room
Estimate

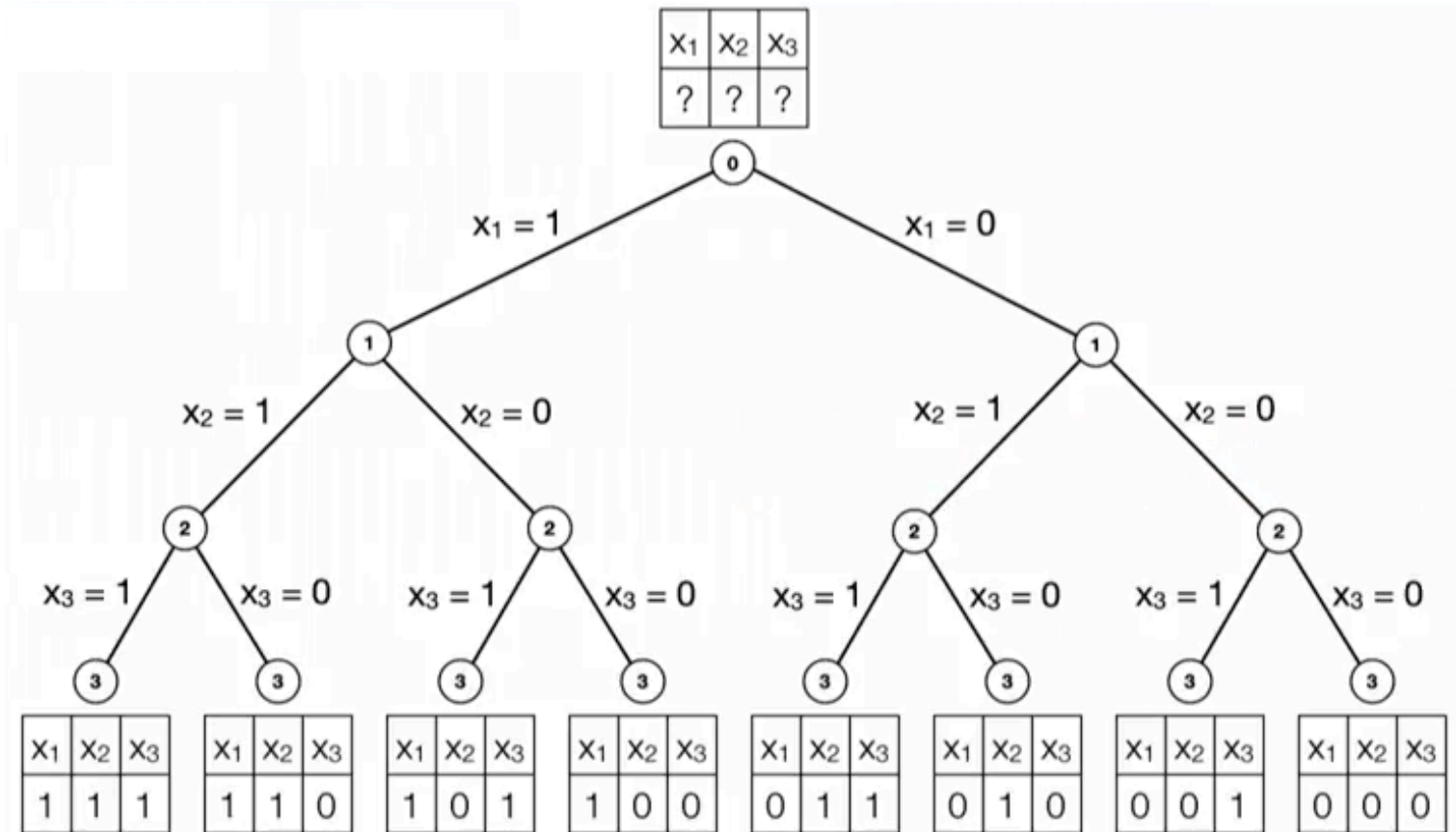
$$V_1 / W_1 = 9, V_2 / W_2 = 6, V_3 / W_3 = 11.7$$

Ramificación
y Acotación
(en
profundidad)



- Objetivo
 - Introducir distintas estrategias de búsqueda para la ramificación y acotación

Búsqueda exhaustiva



Ramificación y acotación

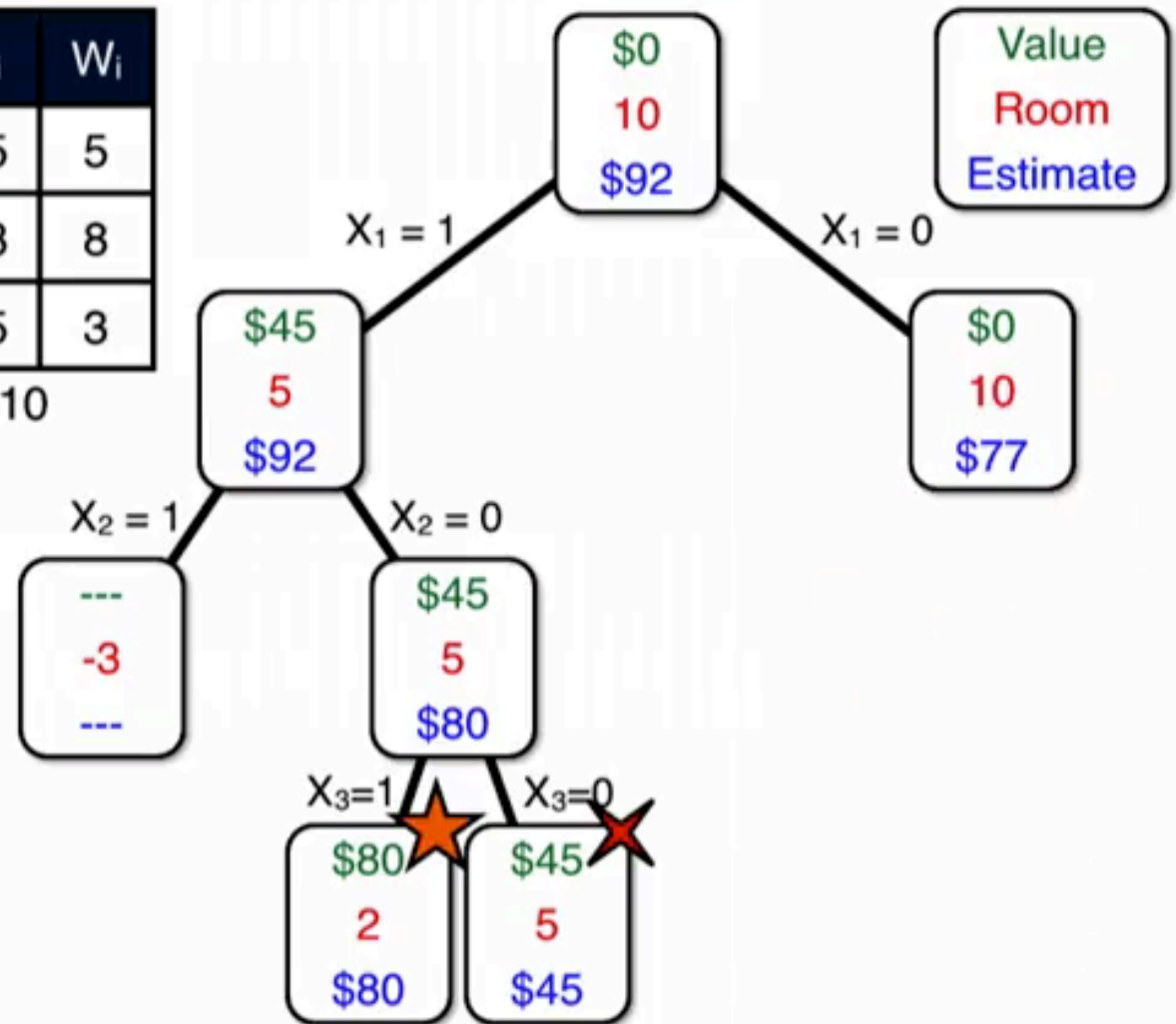
- Estrategias de búsqueda
 - En profundidad, el mejor primero, menor discrepancia
 - Muchas otras
- En profundidad
 - Poda cuando la estimación del nodo es peor que la mejor solución encontrada
- El mejor primero
 - Selecciona el nodo con la mejor estimación
- Discrepancia limitada
 - Confía en una heurística ávida



Ramificación y Acotación (en profundidad)

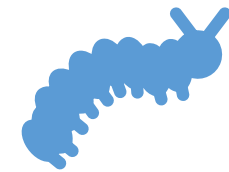
i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$



Ramificación y acotación (búsqueda en profundidad)

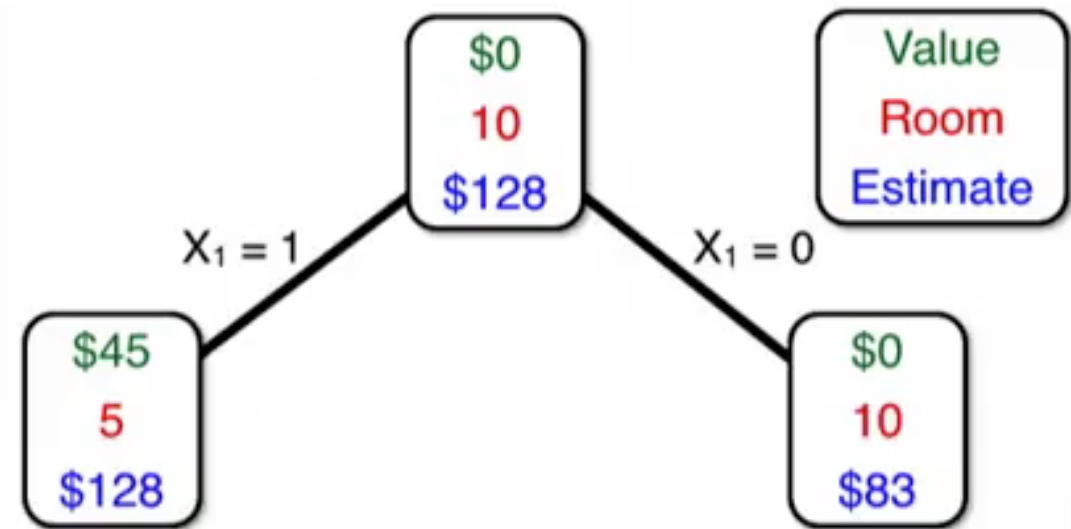
- Ir en profundidad
- ¿Cuándo hace la poda?
 - Cuando encuentra un nuevo nodo peor que la solución encontrada
- ¿Eficiencia en memoria?



Ramificación y Acotación (Mejor primero)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

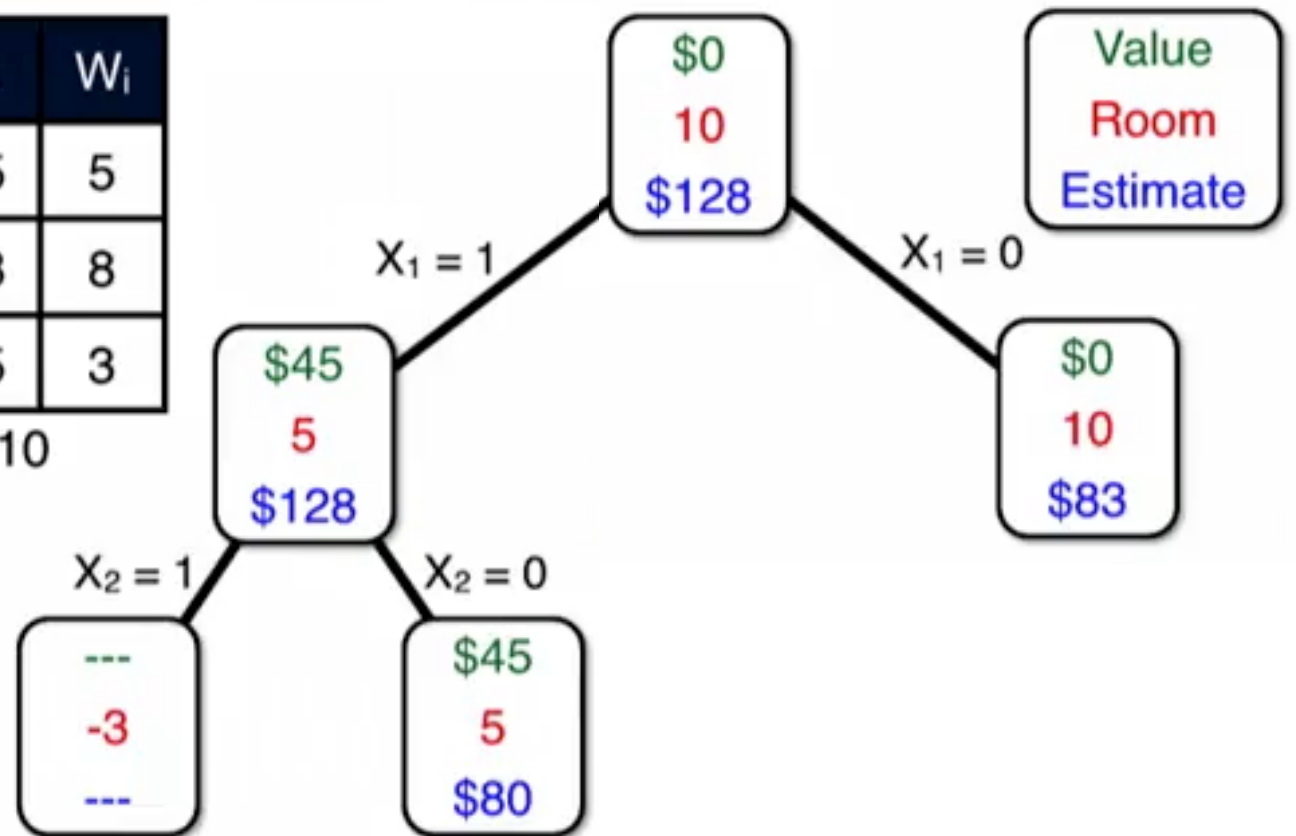
$K = 10$



Ramificación y Acotación (Mejor primero)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

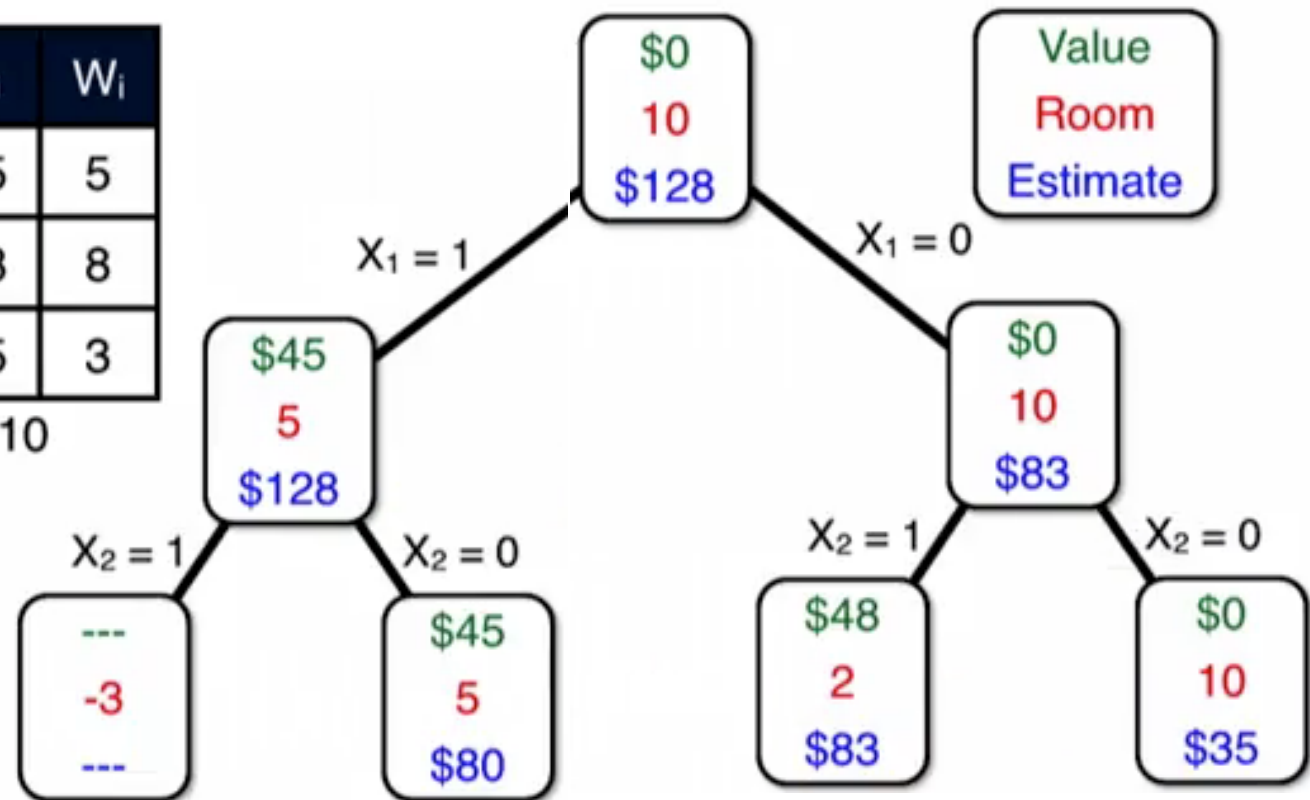
$K = 10$



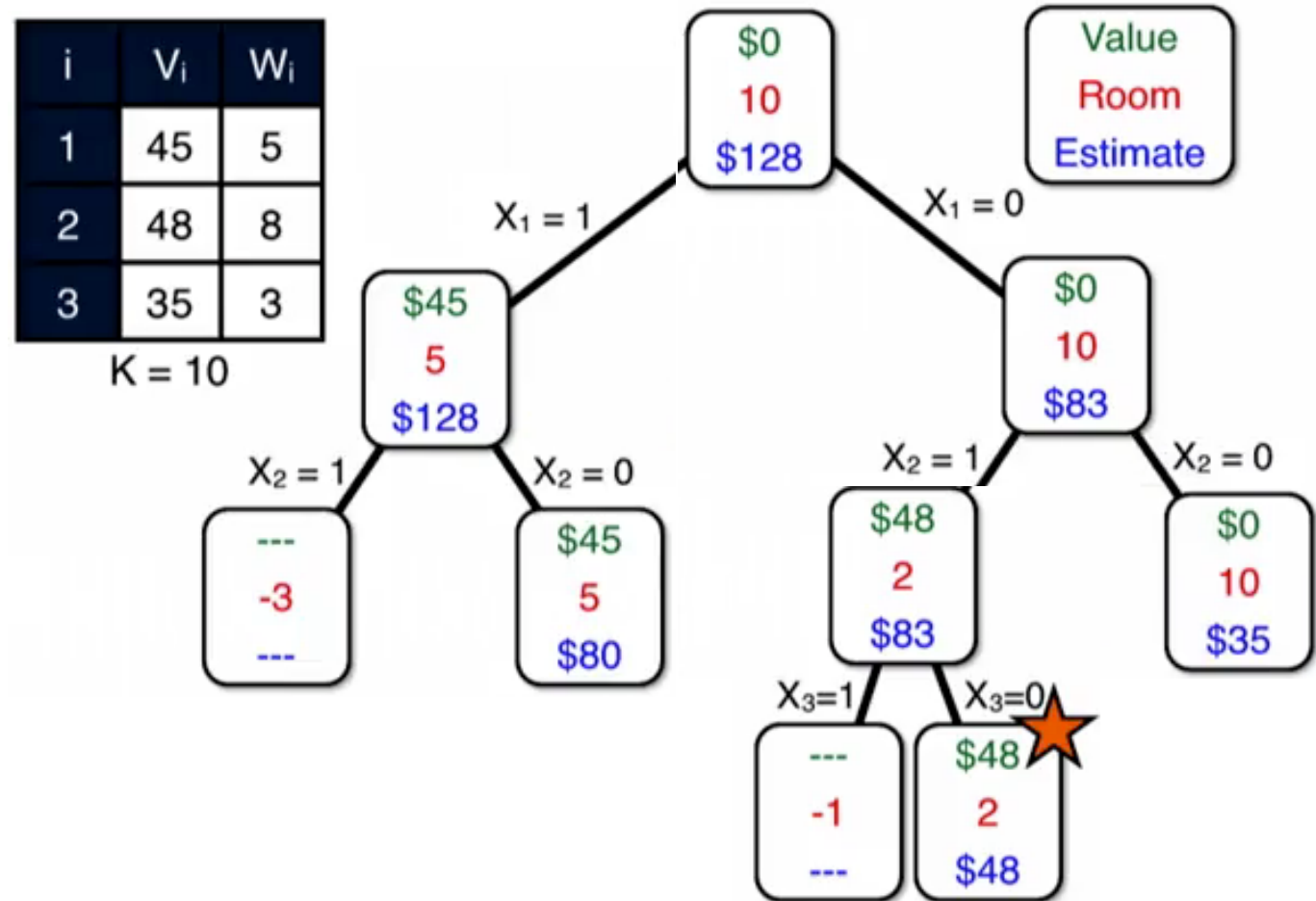
Ramificación y Acotación (Mejor primero)

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

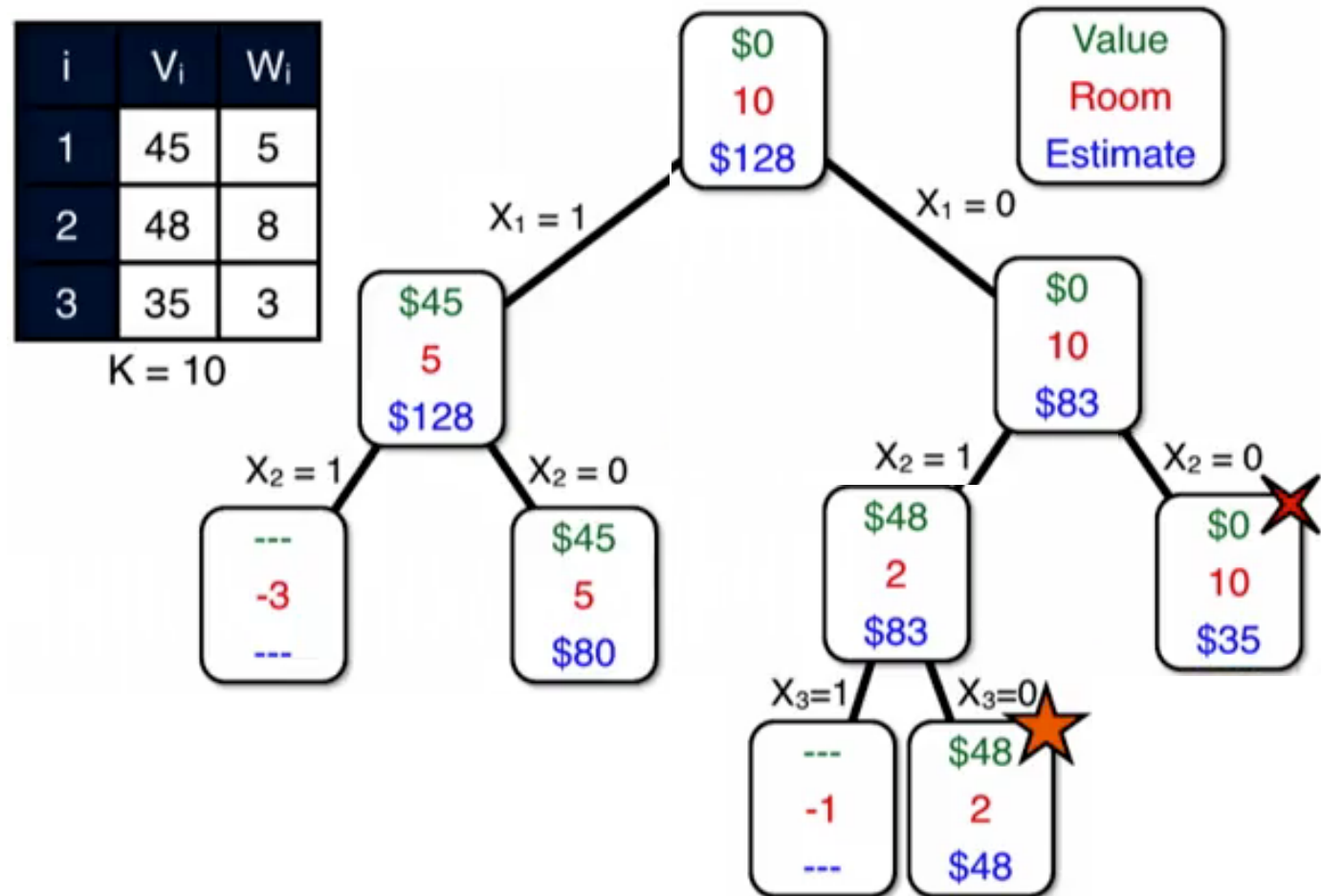
$K = 10$



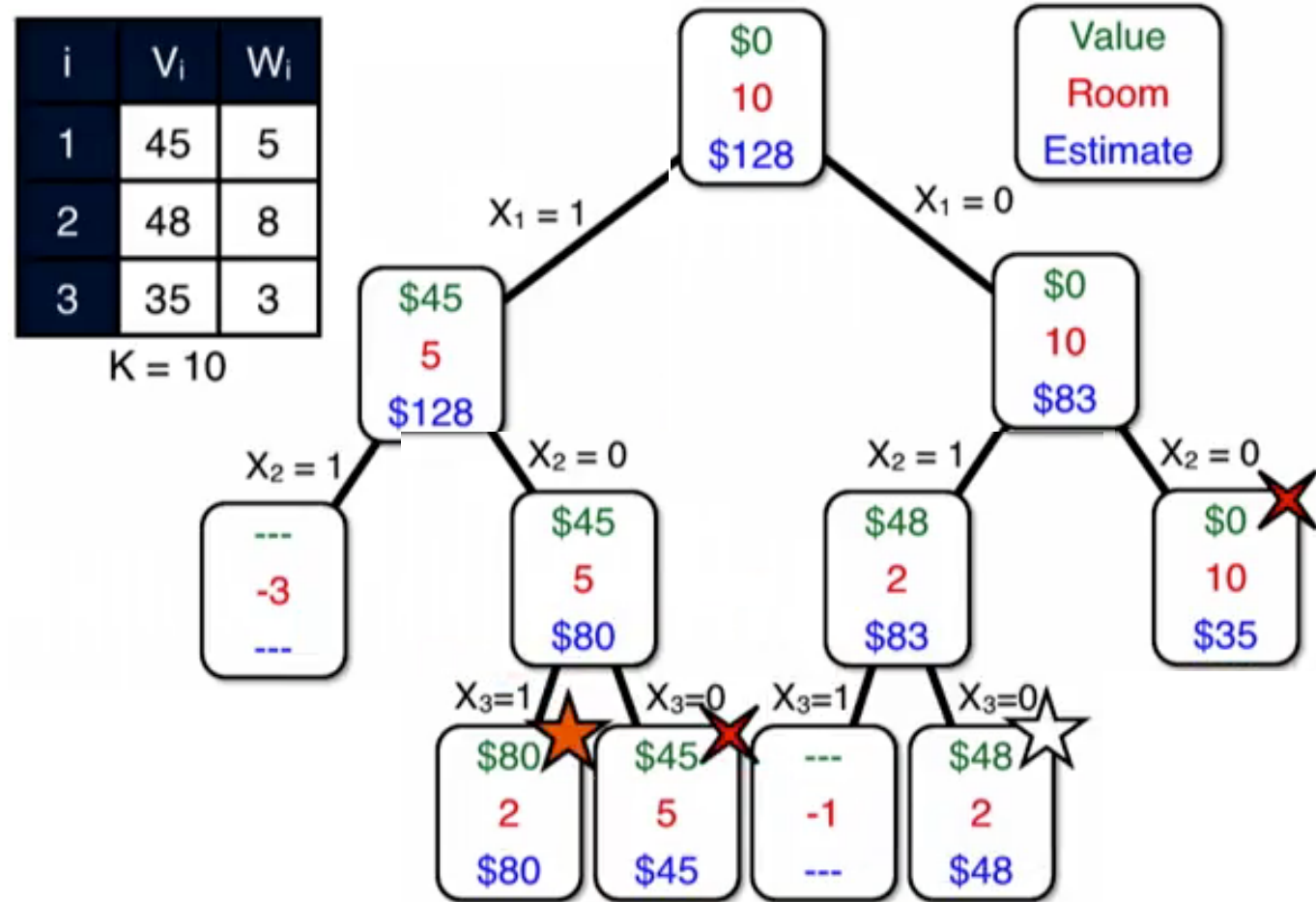
Ramificación y Acotación (Mejor primero)



Ramificación y Acotación (Mejor primero)



Ramificación y Acotación (Mejor primero)



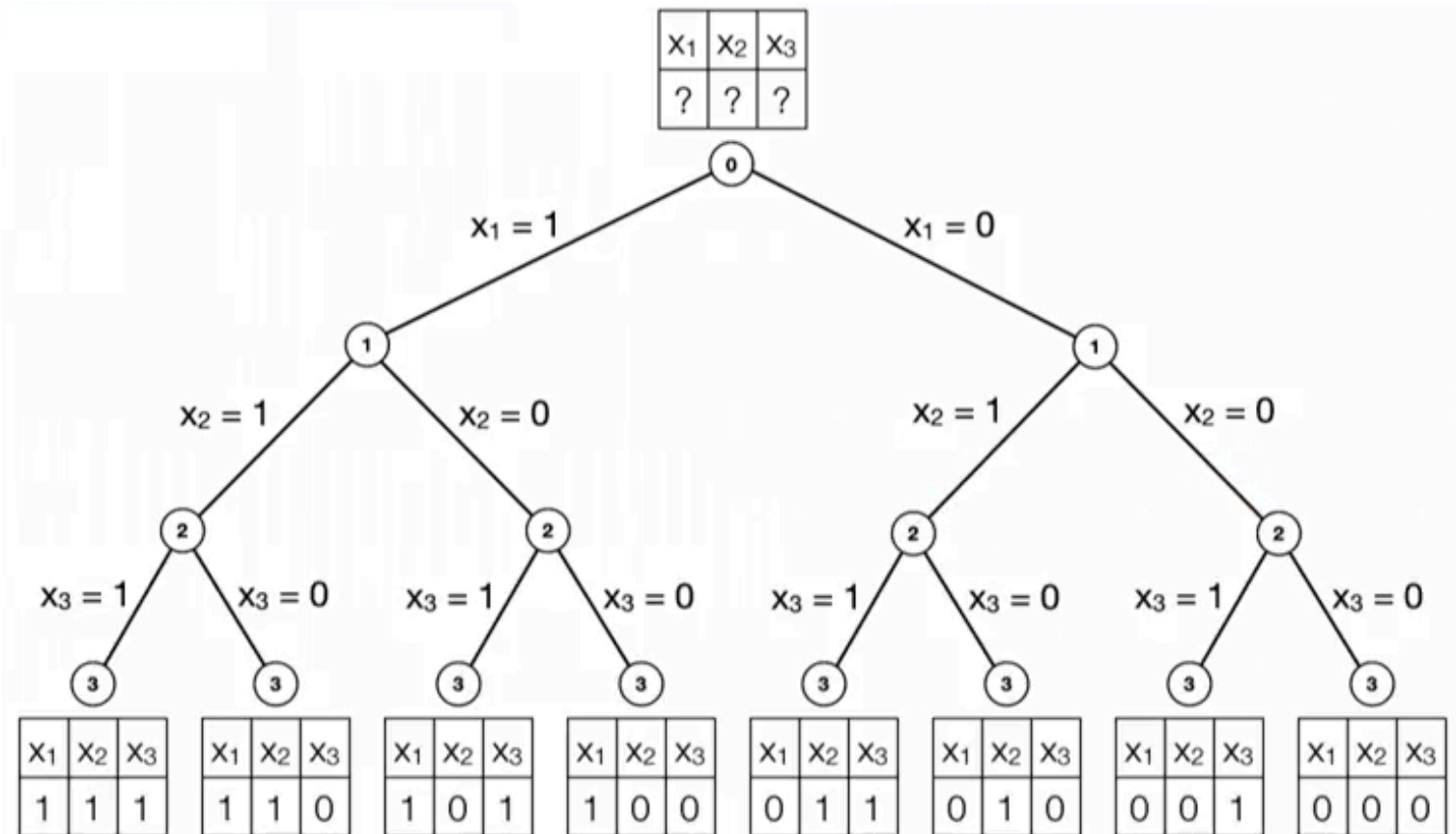
- Ir por el mejor
- ¿Cuándo para?
 - Cuando todos los nodos son peores que la solución encontrada
- ¿Eficiencia en memoria?

Búsqueda por discrepancia limitada

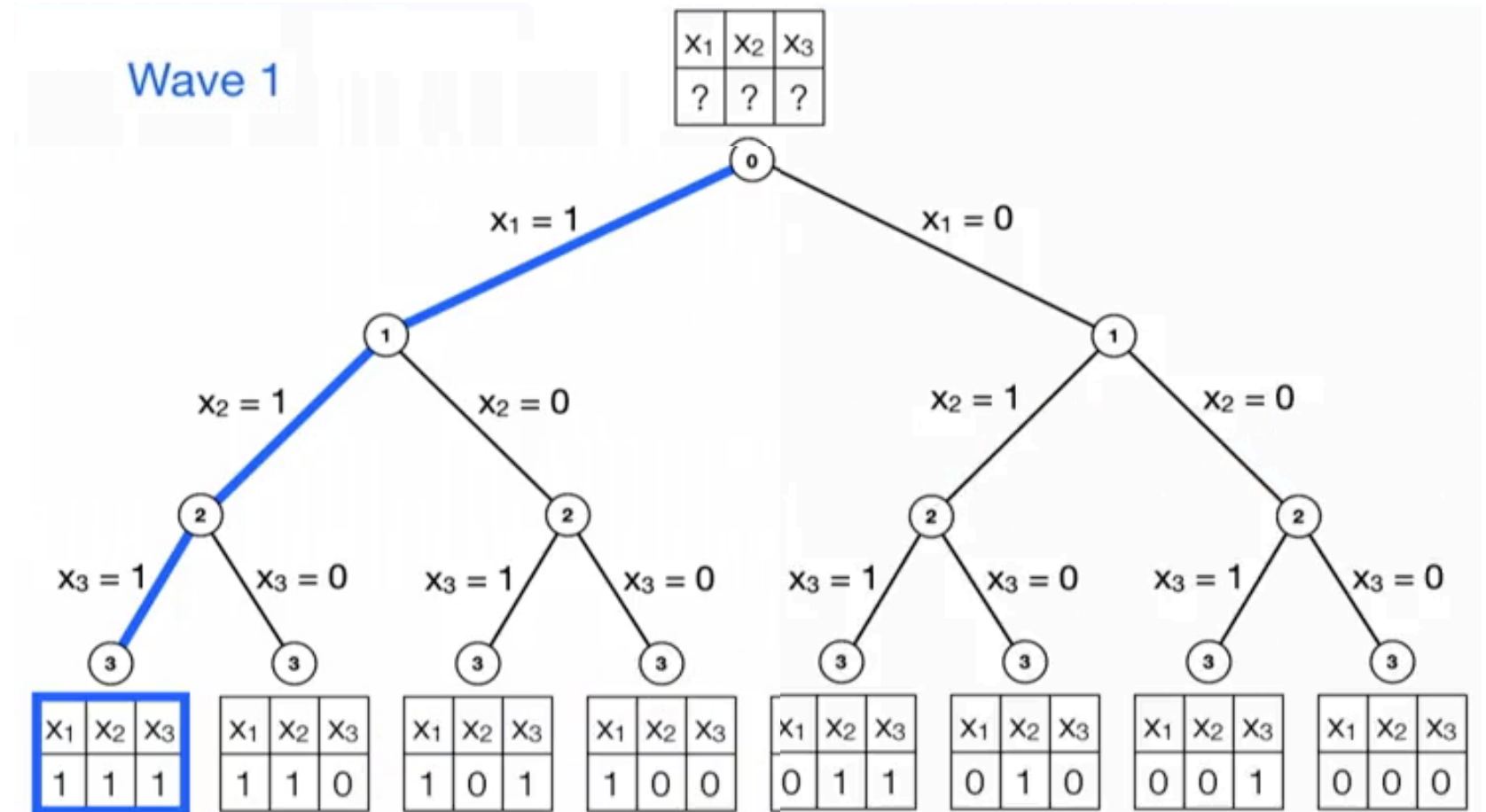


- Suponer que tenemos una heurística disponible
 - Se cometen muy pocos errores
 - El árbol de búsqueda es binario
 - Seguir la heurística significa ramificar a la izquierda
 - Ramificar a la derecha significa que la heurística era equivocada
- *Limited Discrepancy Search (LDS)*
 - Evita errores
 - Explora el espacio de búsqueda incrementando el orden de los errores
 - Confía cada vez menos en la heurística
- Explora el espacio de búsqueda en olas
 - Sin errores
 - 1 error
 - 2 errores
 - ...

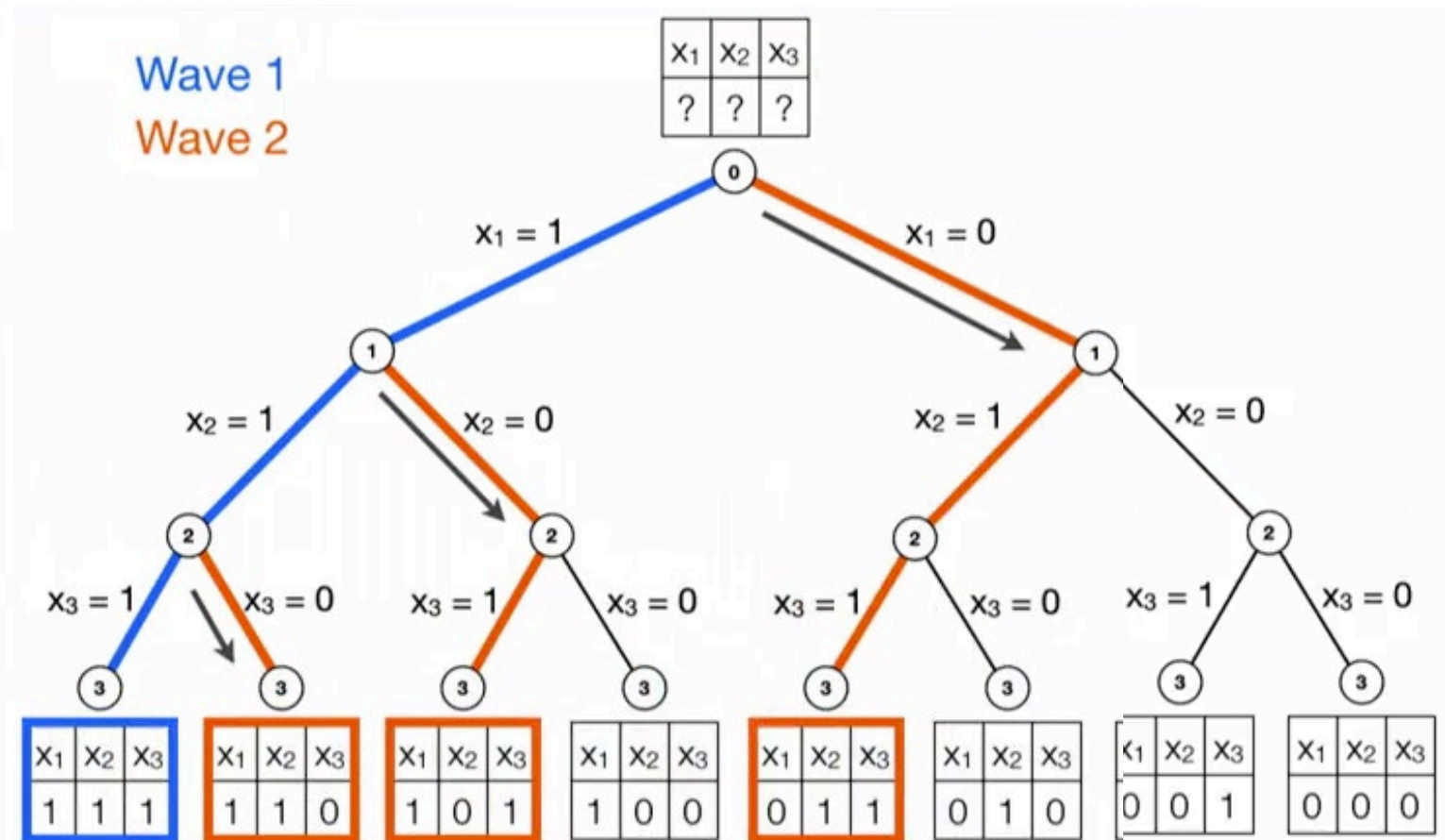
Olas LDS



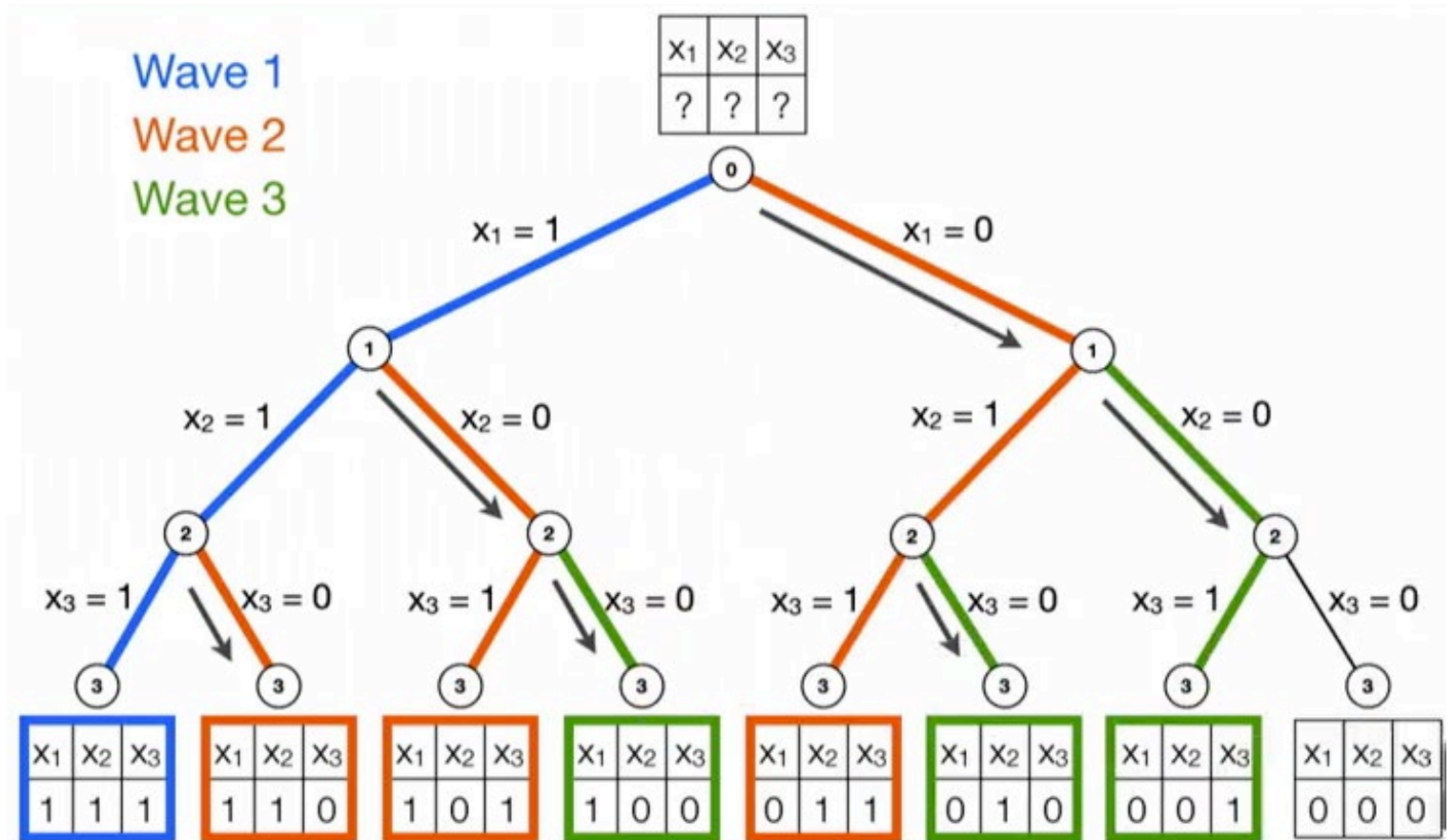
Olas LDS



Olas LDS



Olas LDS



Ramificación y acotación LDS

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

\$0
10
\$128

Value
Room
Estimate

Ramificación y acotación LDS

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

$K = 10$

Wave 1

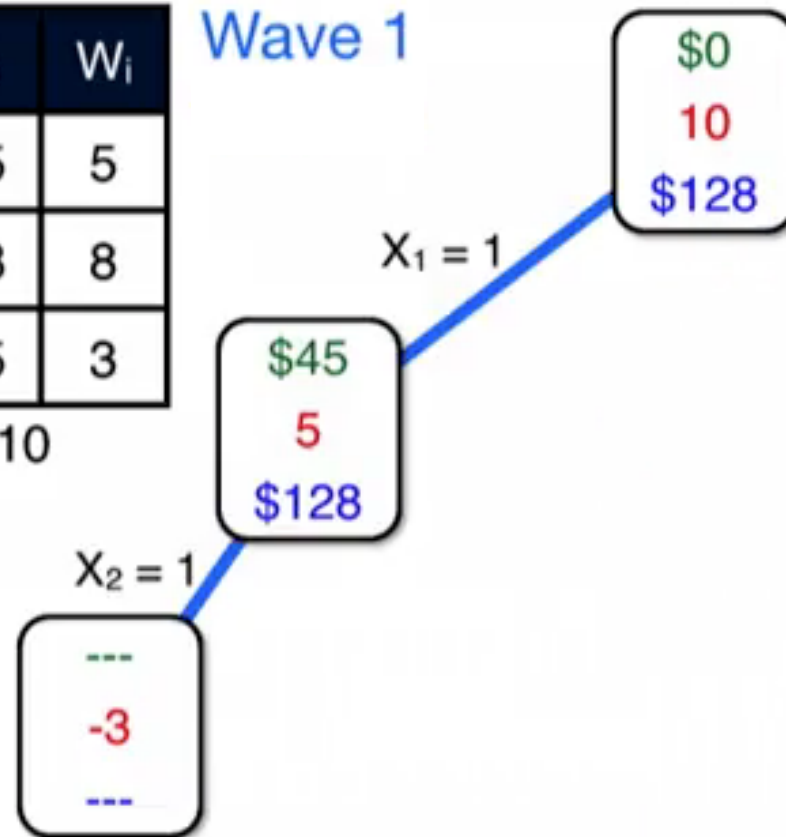


Ramificación y acotación LDS

i	V_i	W_i
1	45	5
2	48	8
3	35	3

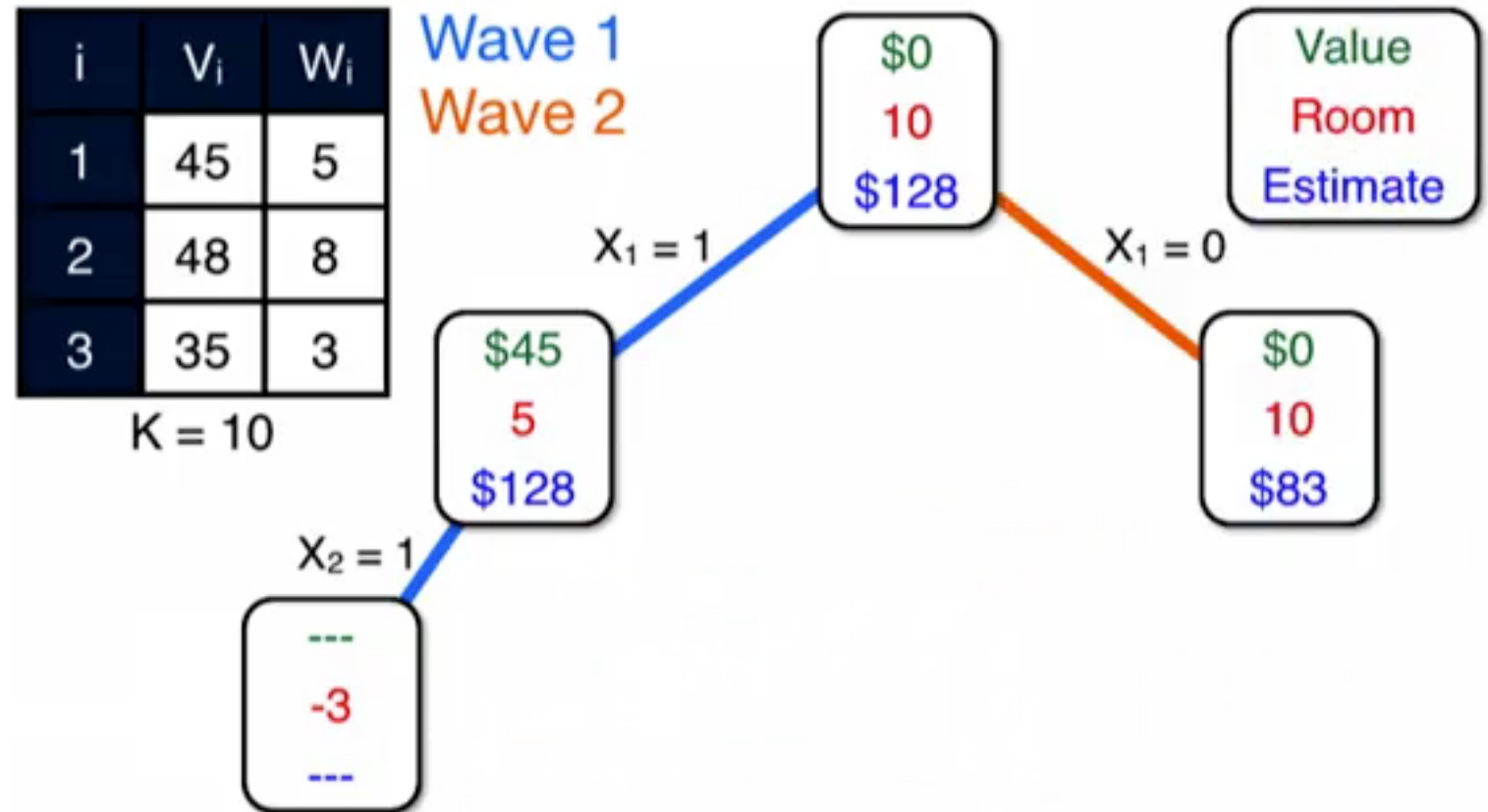
$K = 10$

Wave 1

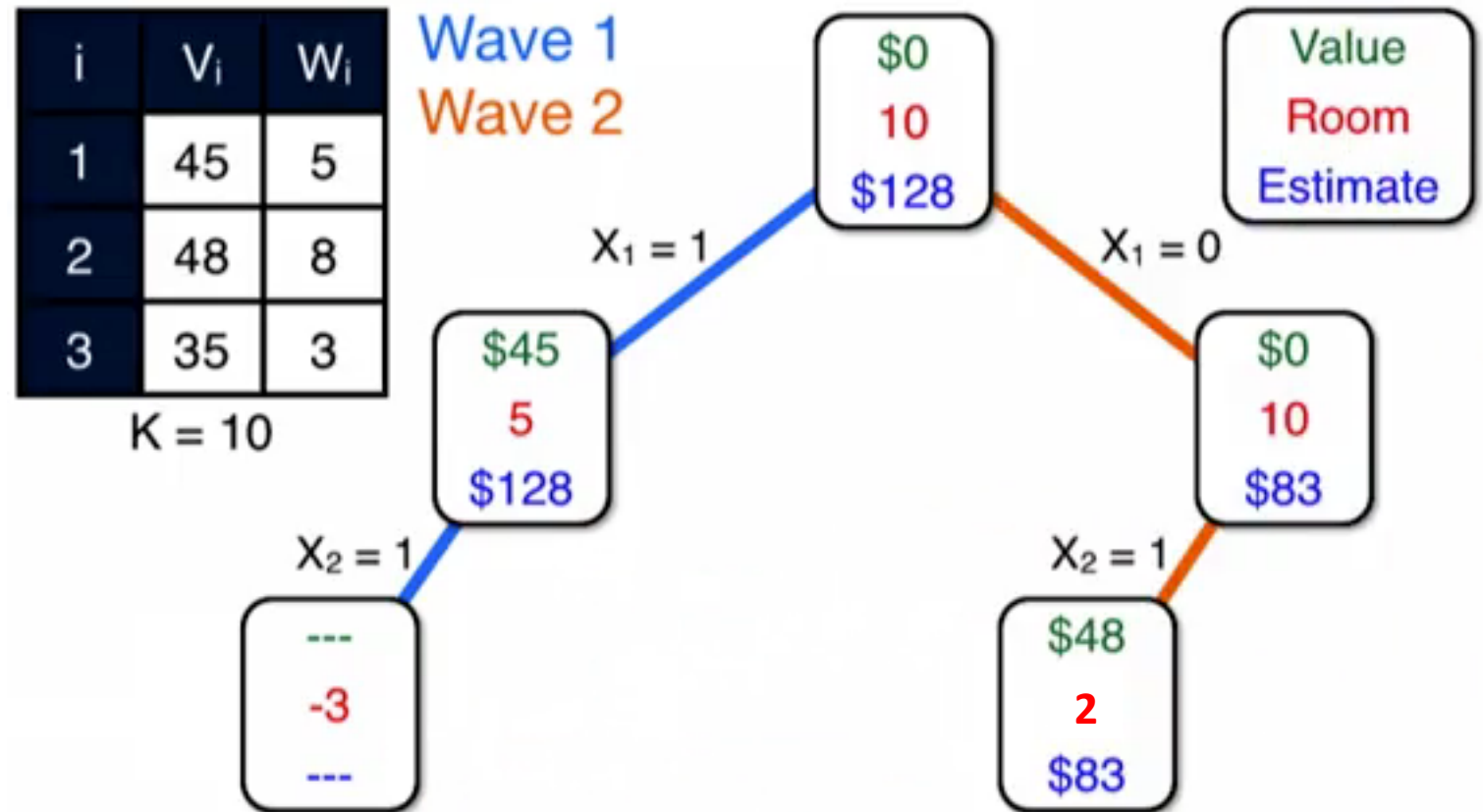


Value
Room
Estimate

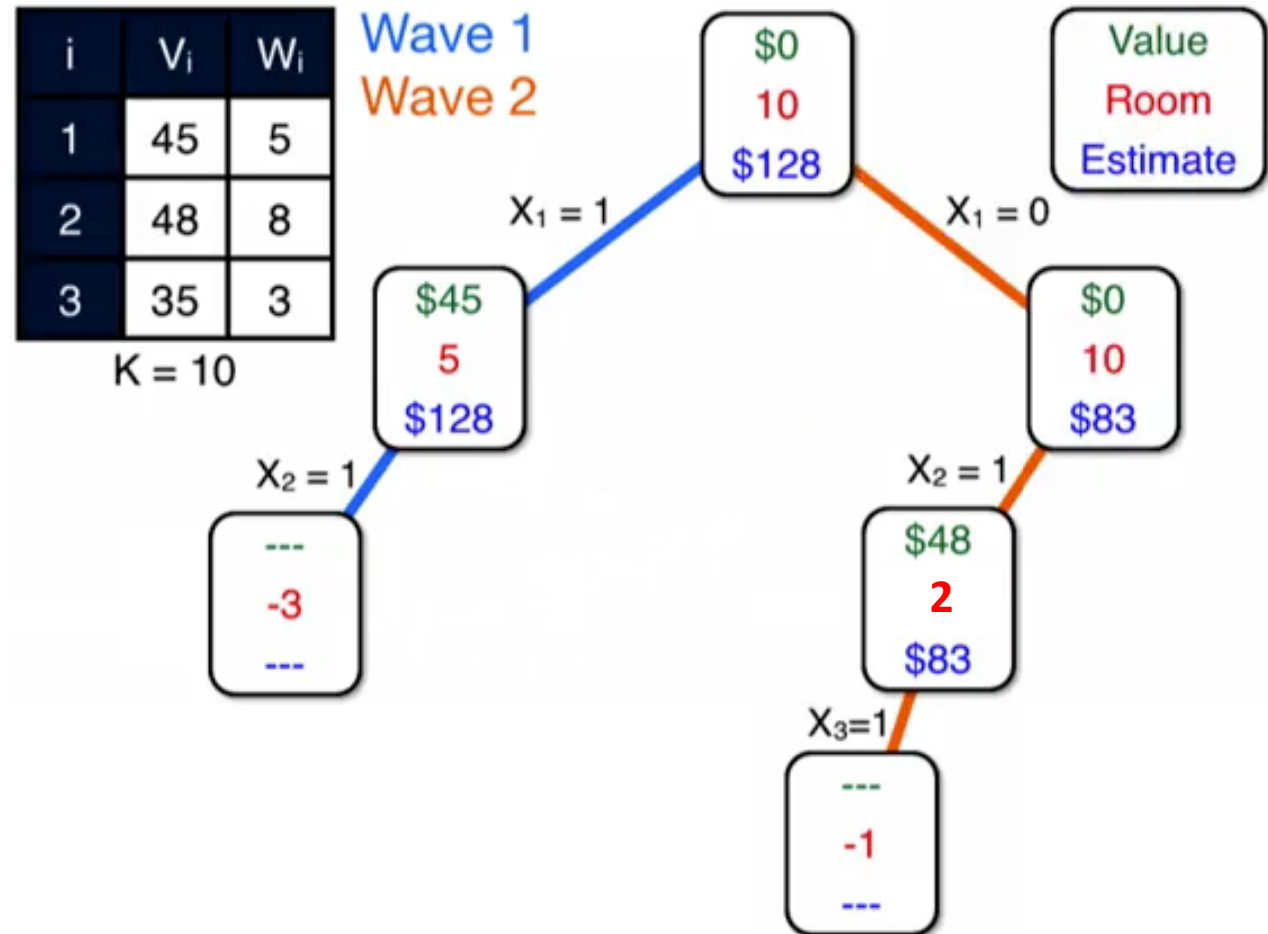
Ramificación y acotación LDS



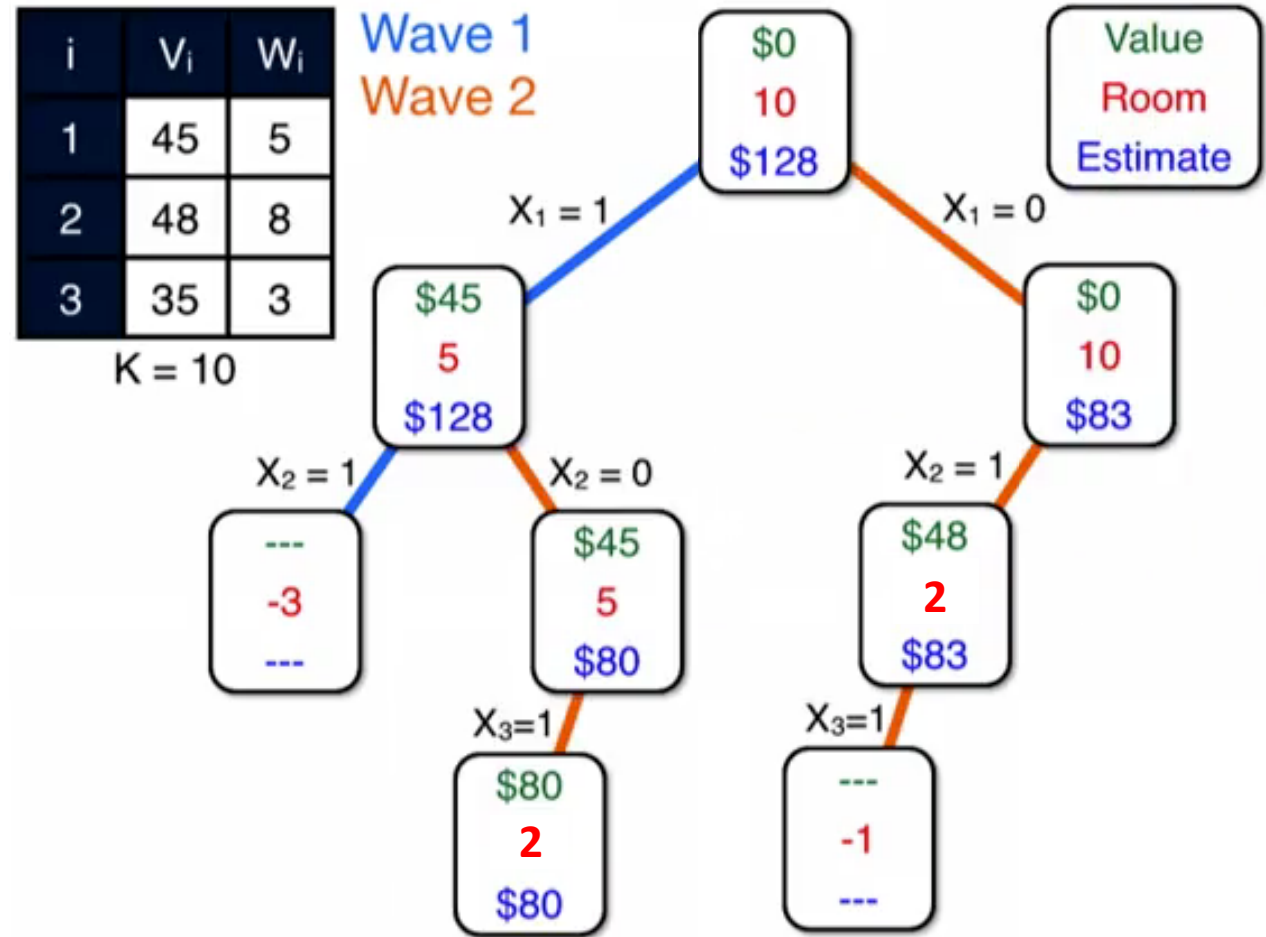
Ramificación y acotación LDS



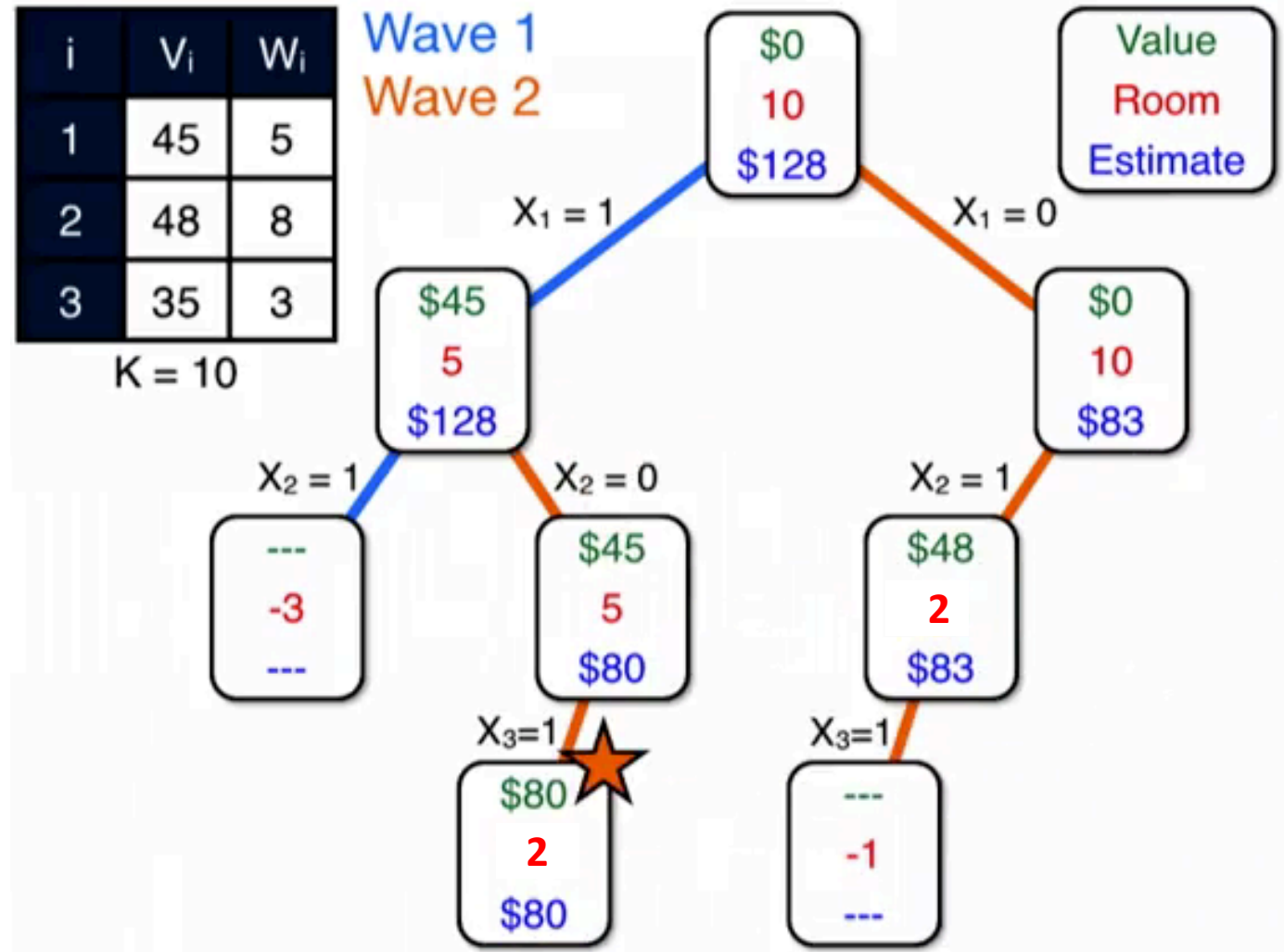
Ramificación y acotación LDS



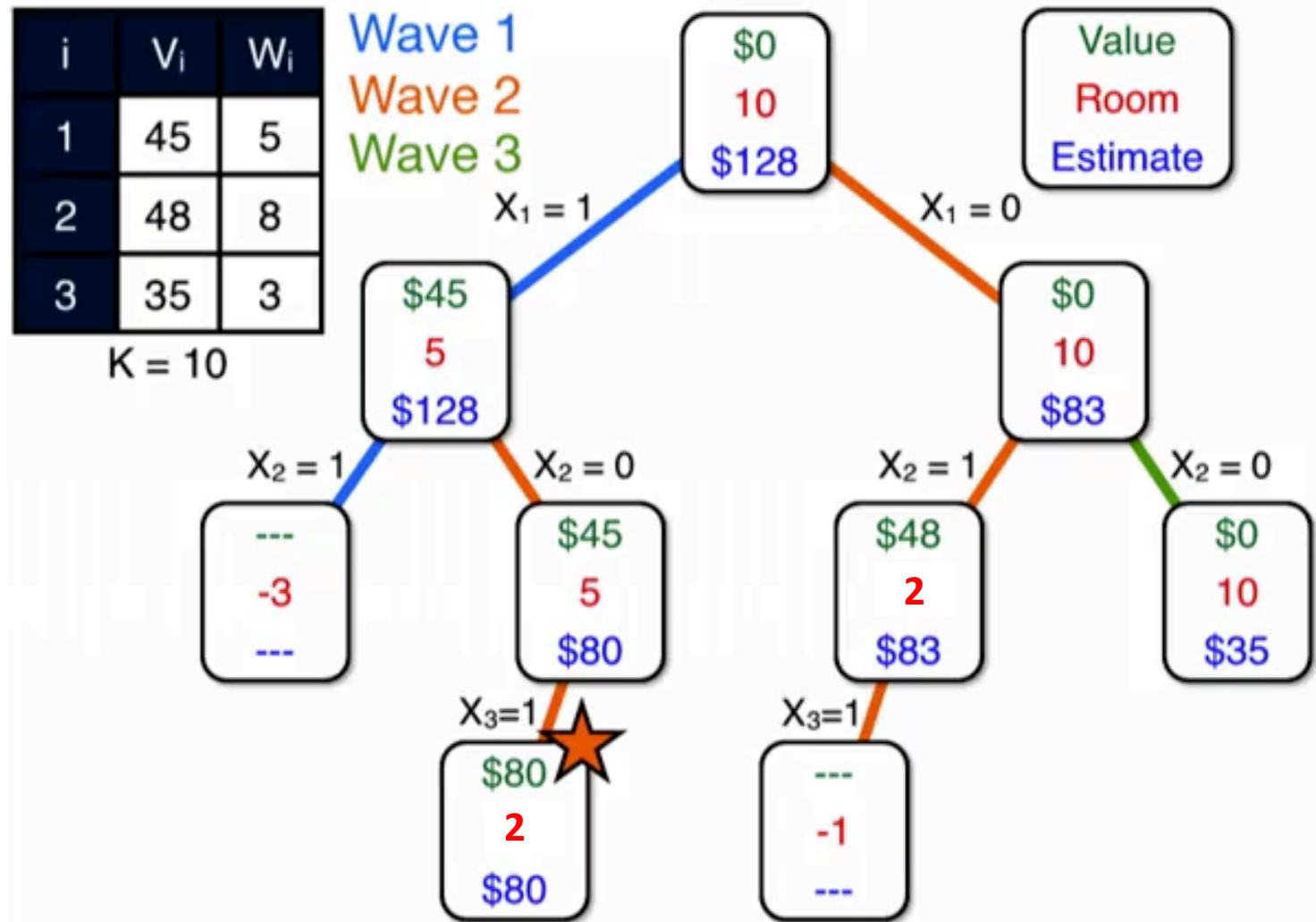
Ramificación y acotación LDS



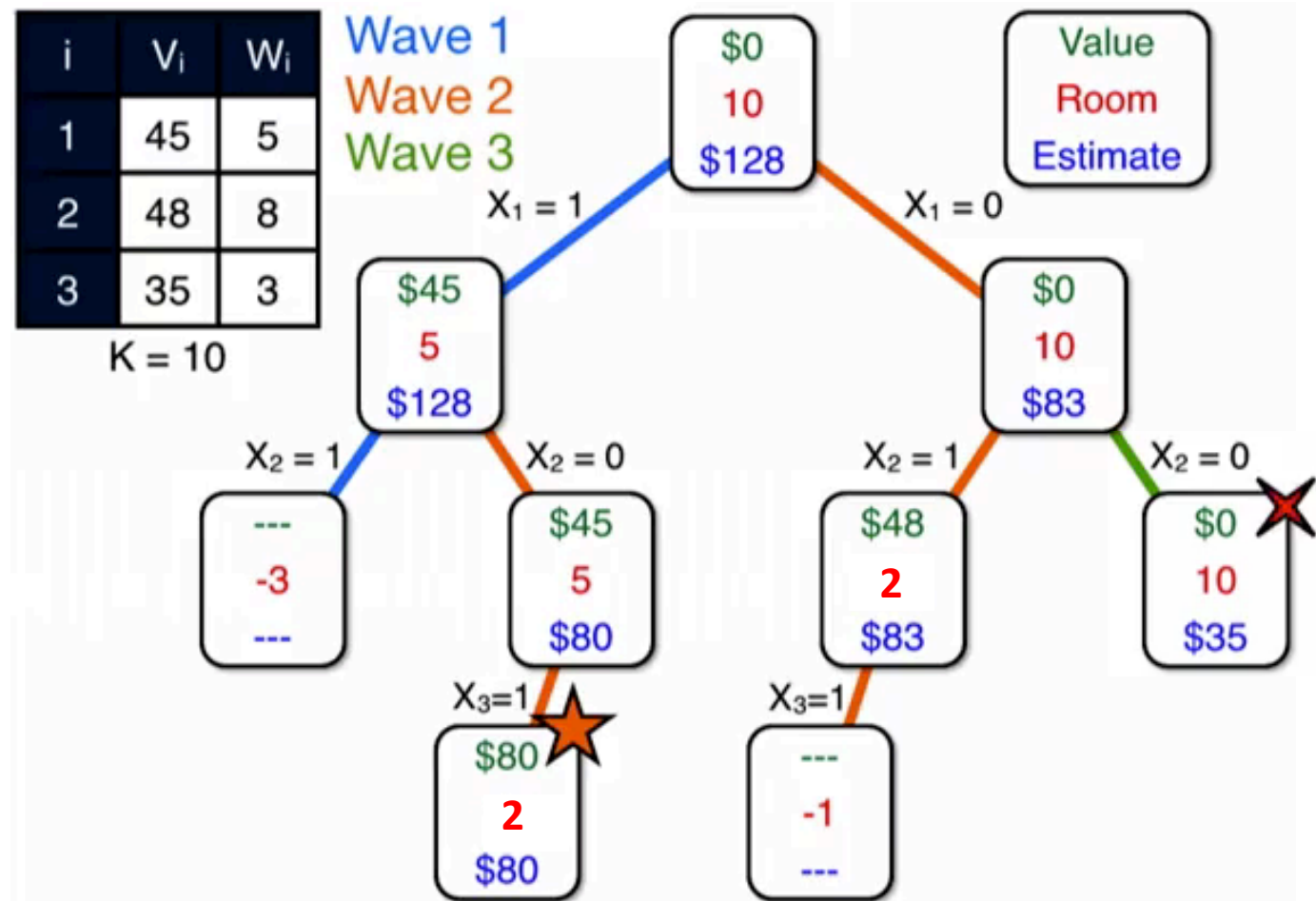
Ramificación y acotación LDS



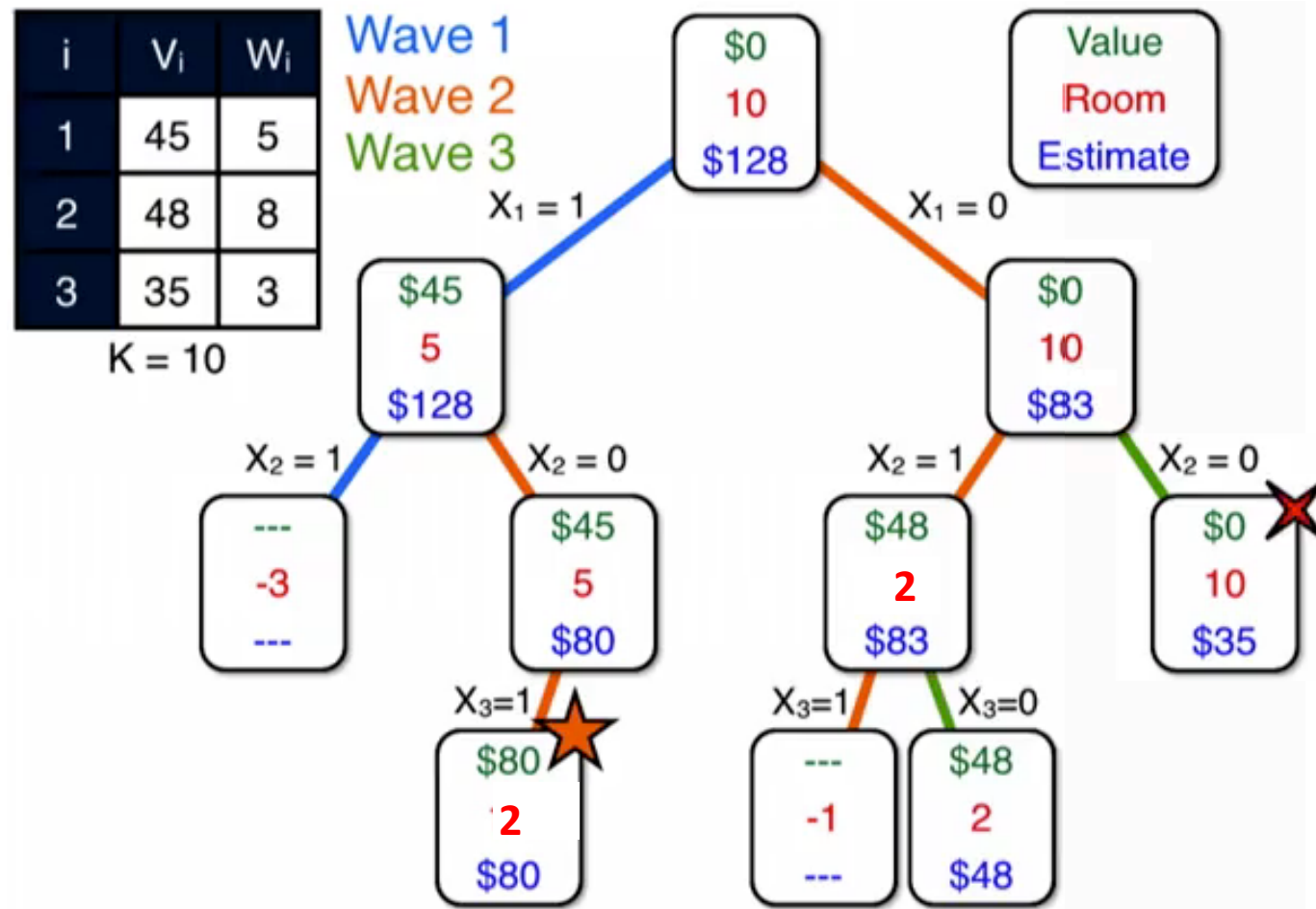
Ramificación y acotación LDS



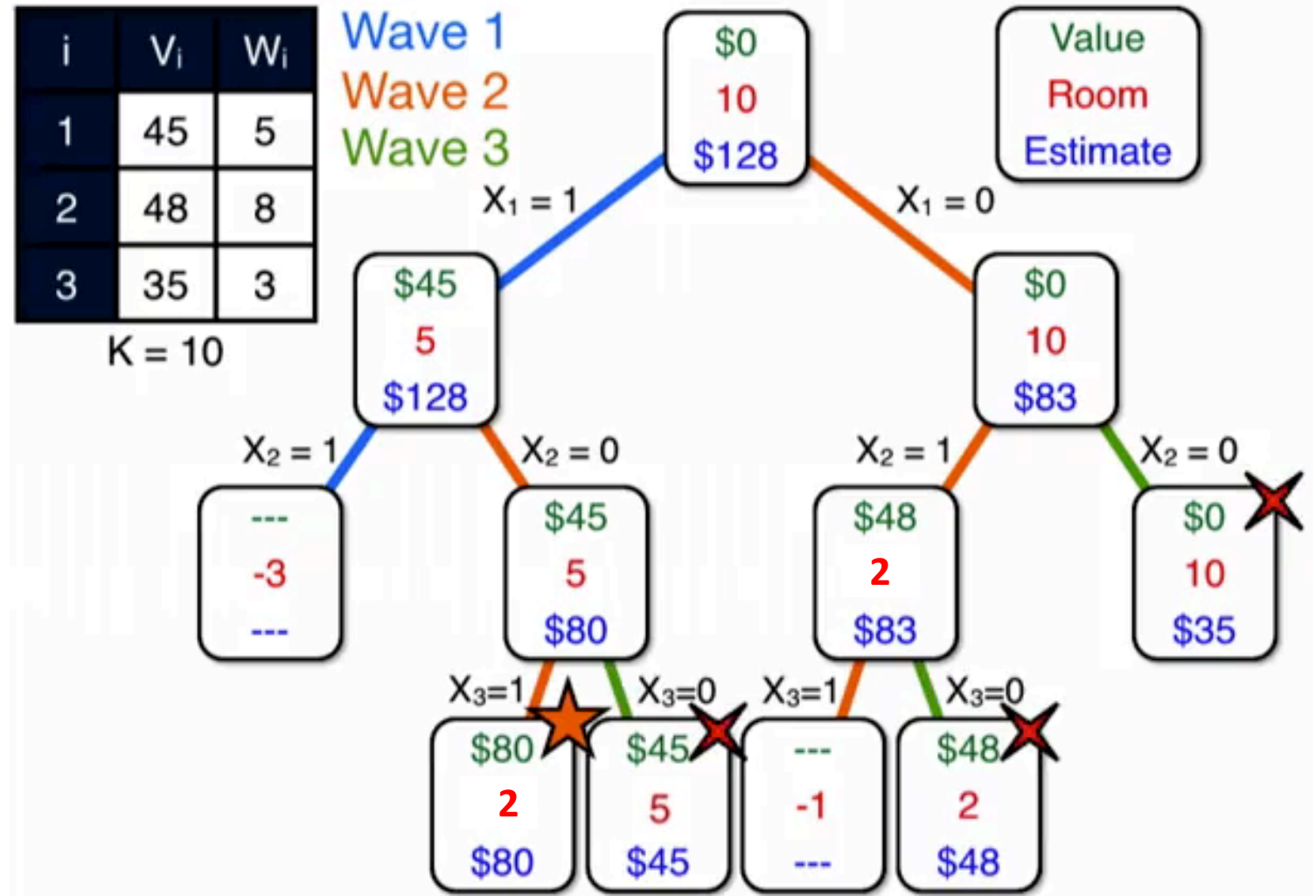
Ramificación y acotación LDS



Ramificación y acotación LDS



Ramificación y acotación LDS

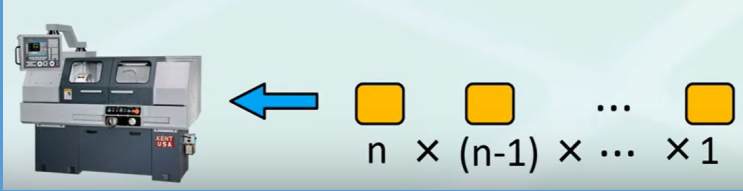


Ramificación y acotación (LDS)

- Confiar en heurística ávida
- ¿Es eficiente en memoria?
 - ¿Comparable a 'en profundidad' y primero mejor?
 - Depende de la implementación

Ejemplo de Job Shop Scheduling (JSP)

- Asignación de tareas a recursos limitados a lo largo del tiempo
- Ejemplos:
 - Máquinas en un taller
 - Pistas en aeropuertos
 - Unidades de procesamiento en un programa computacional
- Cada tarea puede tener distintos niveles de prioridad
- Una tarea se puede subdividir en subtareas que deben ser ejecutadas de forma secuencial
- Objetivo:
 - Minimizar tiempo de finalización de todas las tareas (*time span*)
 - Minimizar el retraso total de ejecución
 - ...



Ejemplo de JSP

- Se desean ejecutar n tareas (*Jobs*)
- Cada tarea tiene un tiempo de ejecución (*Duration*)
- Cada tarea debe ejecutarse antes de una fecha determinada (*Due Date*), a partir de la cual se entra en retraso
- Se desea minimizar el número de días de retraso

Job	Duration (days)	Due Date
A	6	Day 8
B	4	Day 4
C	5	Day 12