Cuarta Parte:
Clase 4 – *Horizontes Rodantes*

Optimización Dinámica - ICS

Mathias Klapp

Horizonte Rodante

- *A.k.a* ***lookahead*** **determinístico (indirecto).**
- En la etapa t y estado s_t se escoge una decisión x que maximiza el valor inmediato $r_k(s_t, x_t)$ más una *estimación determinística* $\bar{Q}_t(y_t)$ del valor futuro por H periodos posteriores.
- Para formular la *estimación determinística*, se crea un pronóstico $\overline{\omega}_k := \mathbb{E}(\omega_k | s_t)$ condicionado al estado actual s_t de cada parámetro estocástico ω_k en cada periodo $k \in$. $\{t, \dots, t+H-1\}$
- Luego, asume una transición determinística para cada k:

$$\bar{s}_{k+1} = f_k(y_k(s_k, x_k), \overline{\omega}_k)$$

Horizonte Rodante

$$d_t^{RH}(s_t) \in \underset{x_t \in \mathbb{X}_t(s_t)}{\operatorname{argmax}} \left\{ r_k(s_t, x_t) + \bar{Q}_t\big(y_t(s_t, x_t)\big) \right\}$$

, donde se asume la estimación determinística:

$$\bar{Q}_t(y_t) = \max_{x_{t+1},\dots,x_{t+H}} \sum_{k=t+1}^{t+H} r_t(\bar{s}_k, x_k)$$

s.a. $\quad \bar{s}_{t+1} = f_t(y_t, \overline{\omega}_t)$

$$\bar{s}_{k+1} = f_k(y_k(s_k, x_k), \overline{\omega}_k), \qquad k \in \{t+1, \dots, t+H-1\}$$

$$x_k \in \mathbb{X}_k(\bar{s}_k), \qquad k \in \{t+1, \dots, t+H\}$$

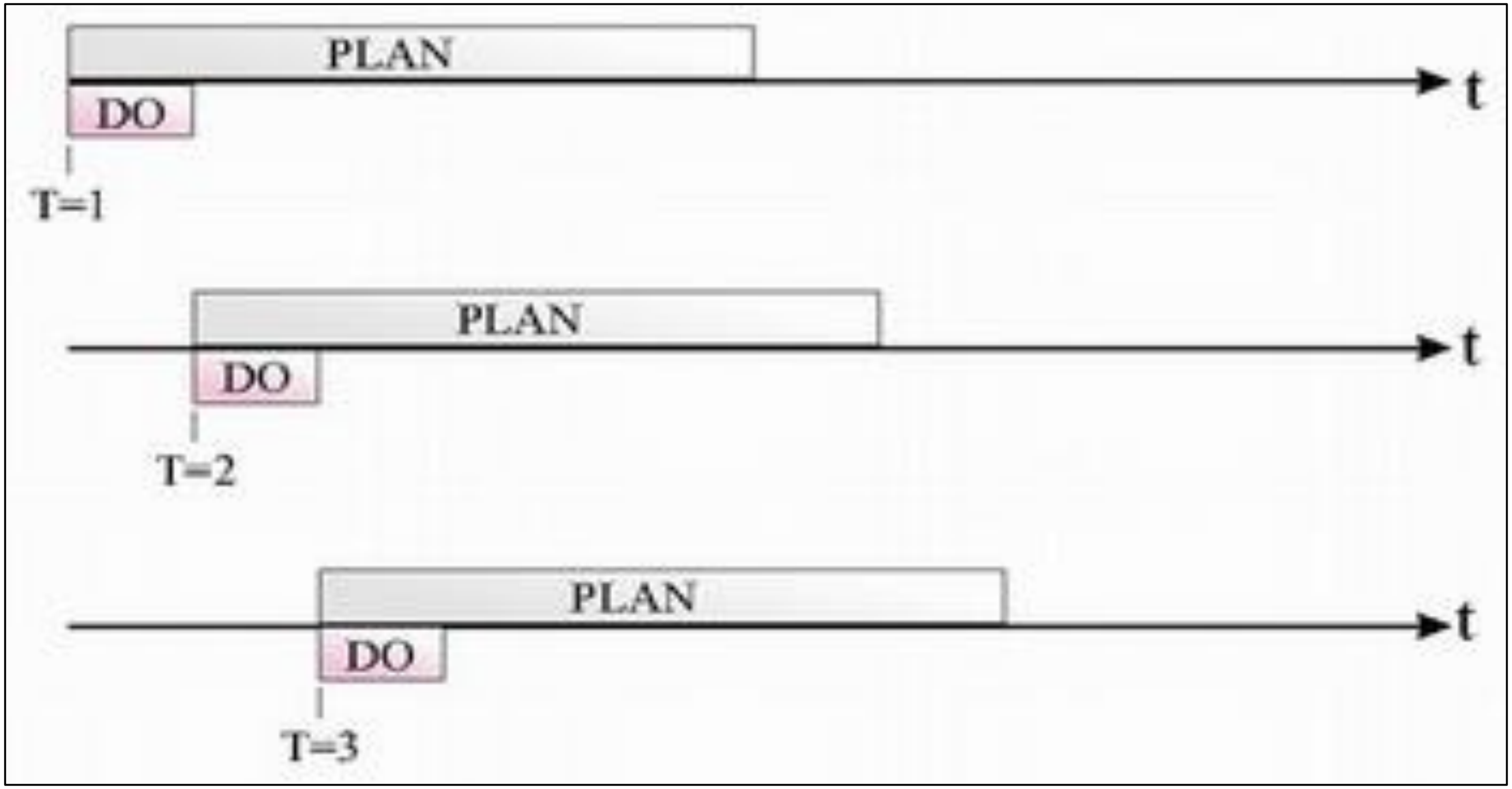
Horizonte Rodante

Equivale a resolver **online** el siguiente problema de optimización sobre $H + 1$ periodos:

$$
\begin{aligned}
\max_{x_t,\dots,x_{t+H}} \quad & r_t(s_t, x_t) + \textstyle\sum_{k=t+1}^{t+H} r_k(\bar{s}_k, x_k) & \\
\text{s.a.} \quad & \bar{s}_{t+1} = f(y_t(s_t, x_t), \bar{\omega}_t), & \\
& \bar{s}_{k+1} = f(y_k(\bar{s}_k, x_k), \bar{\omega}_k), & k \in \{t+1, \dots, t+H-1\} \\
& x_t \in \mathbb{X}_t(s_t)\ , & \\
& x_k \in \mathbb{X}_k(\bar{s}_k)\ , & k \in \{t+1, \dots, t+H\}
\end{aligned}
$$

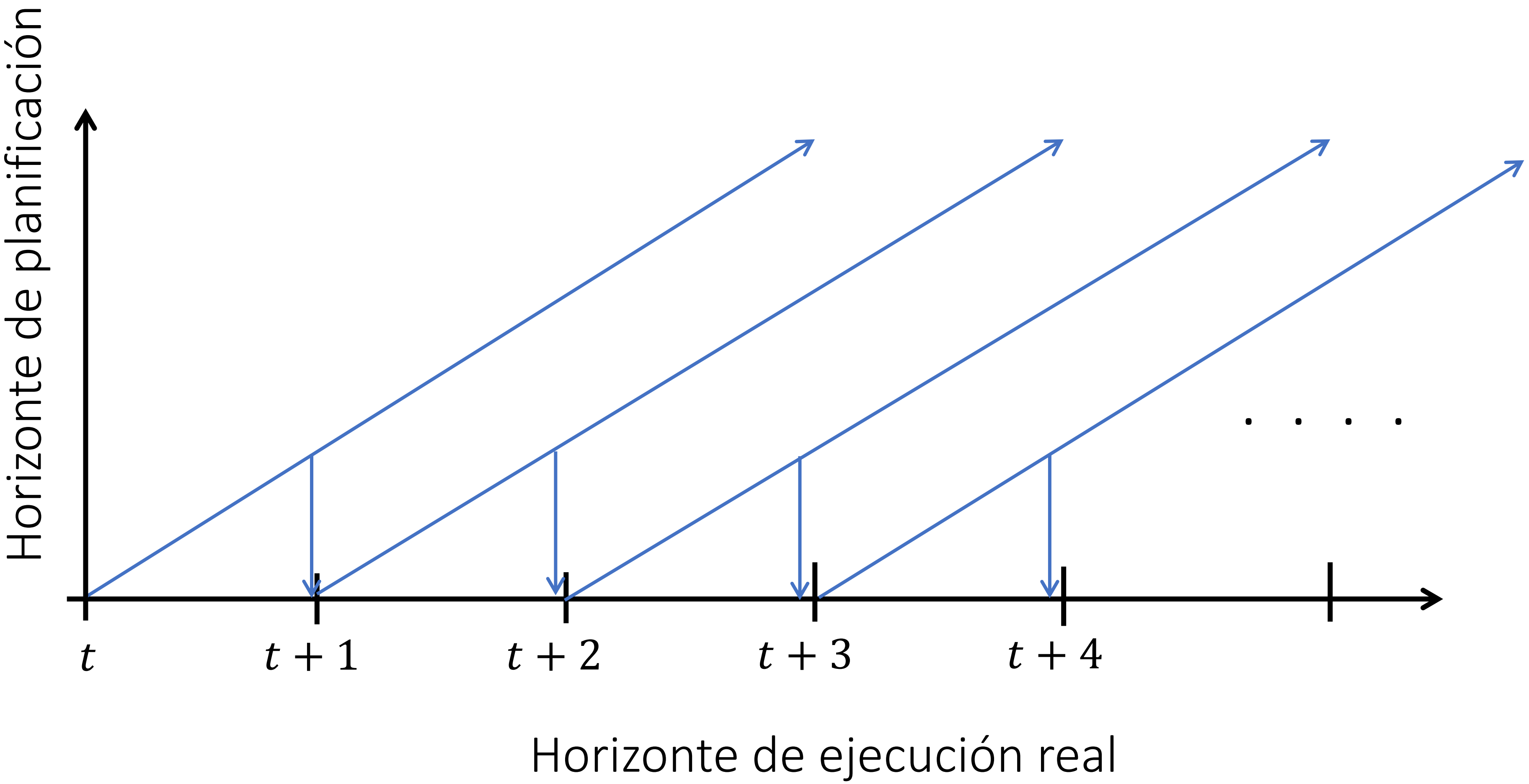
- Luego, ejecutar la política $d_t^{RH}(s_t) = x_t^*$ y avanzar al periodo siguiente.

Horizonte Rodante



Horizonte Rodante

Ilustremos un Horizonte rodante de $H = 3$



Problema inherente de un HR:

Planificar con el escenario promedio puede generar decisiones promedio

Estudiemos el potencial problema en un ejemplo simplificado de una etapa.

Tomemos una función $V(x,\omega)$ dependiente de decisión x y realización estocástica ω.

Un HR resuelve:

$$\max_{x\in\mathbb{X}} V(x,\mathbb{E}_{\omega}(\omega))$$

Pero el objetivo real es:

$$\max_{x\in\mathbb{X}} \mathbb{E}_{\omega}\big(V(x,\omega)\big)$$

Problema inherente de un HR:

Ejemplo:

$$V(x,\omega) = \omega^2 x - x^2$$

$$\omega = \begin{cases} 0 & p = 50\% \\ 2 & p = 50\% \end{cases}$$

Óptimo:

- $\mathrm{V}^* = \max_{x\in\mathbb{X}} \mathbb{E}_\omega\big(V(x,\omega)\big) = \max_{x\in\mathbb{X}} 2x - x^2 = 1$
- $x^* = 1$

Aproximación determinística por esperanza $\mathbb{E}_\omega(\omega) = 1$:

- $\max_{x\in\mathbb{X}} V(x, 1\,) = \max_{x\in\mathbb{X}} x - x^2$
- $x' = 1/2$

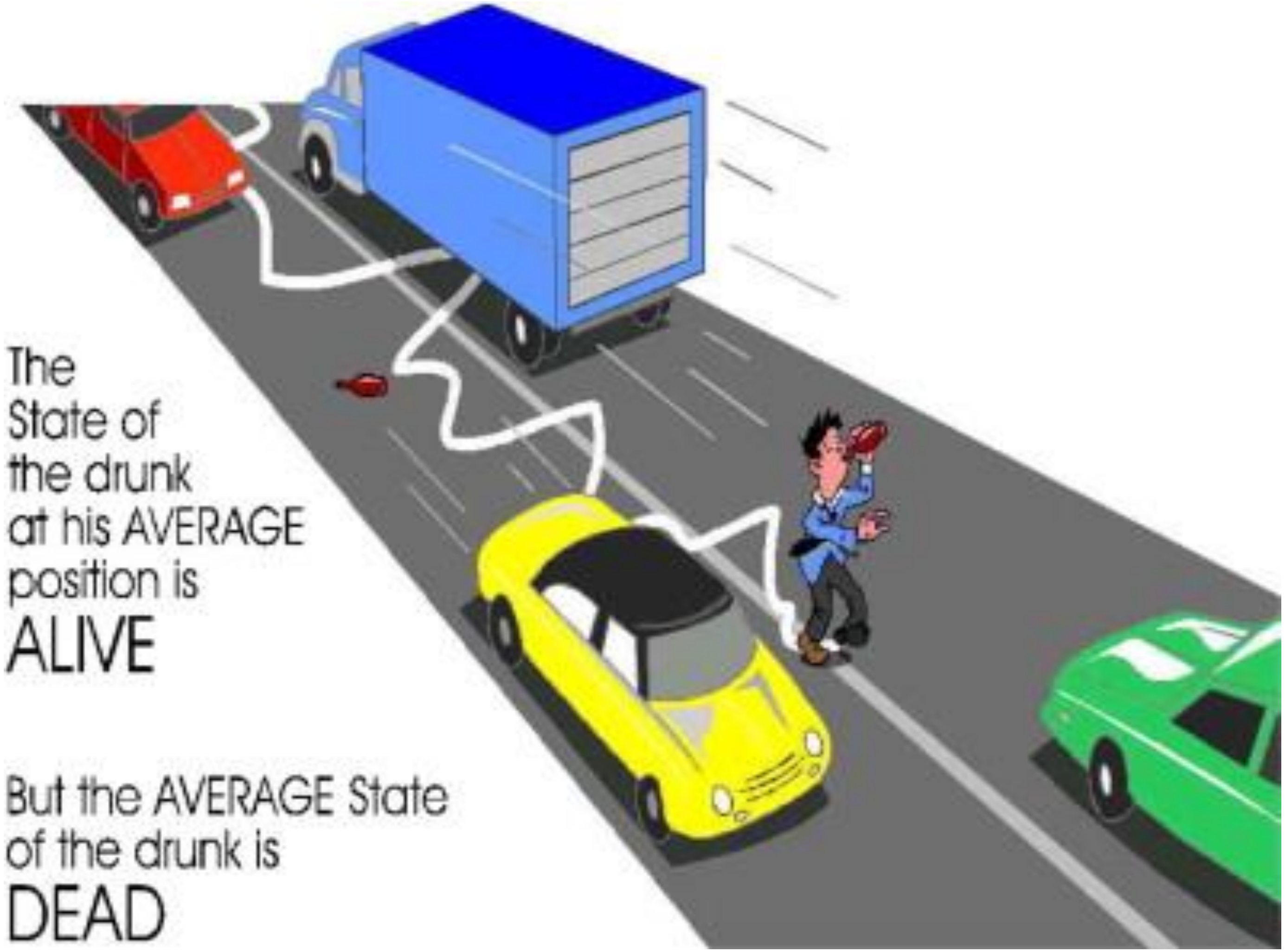
Evaluando solución obtenida en verdadero objetivo:

$$\mathbb{E}_\omega\big(V(x',\omega)\big) = 2x' - x'^2 = 3/4$$

25% peor que el valor óptimo.

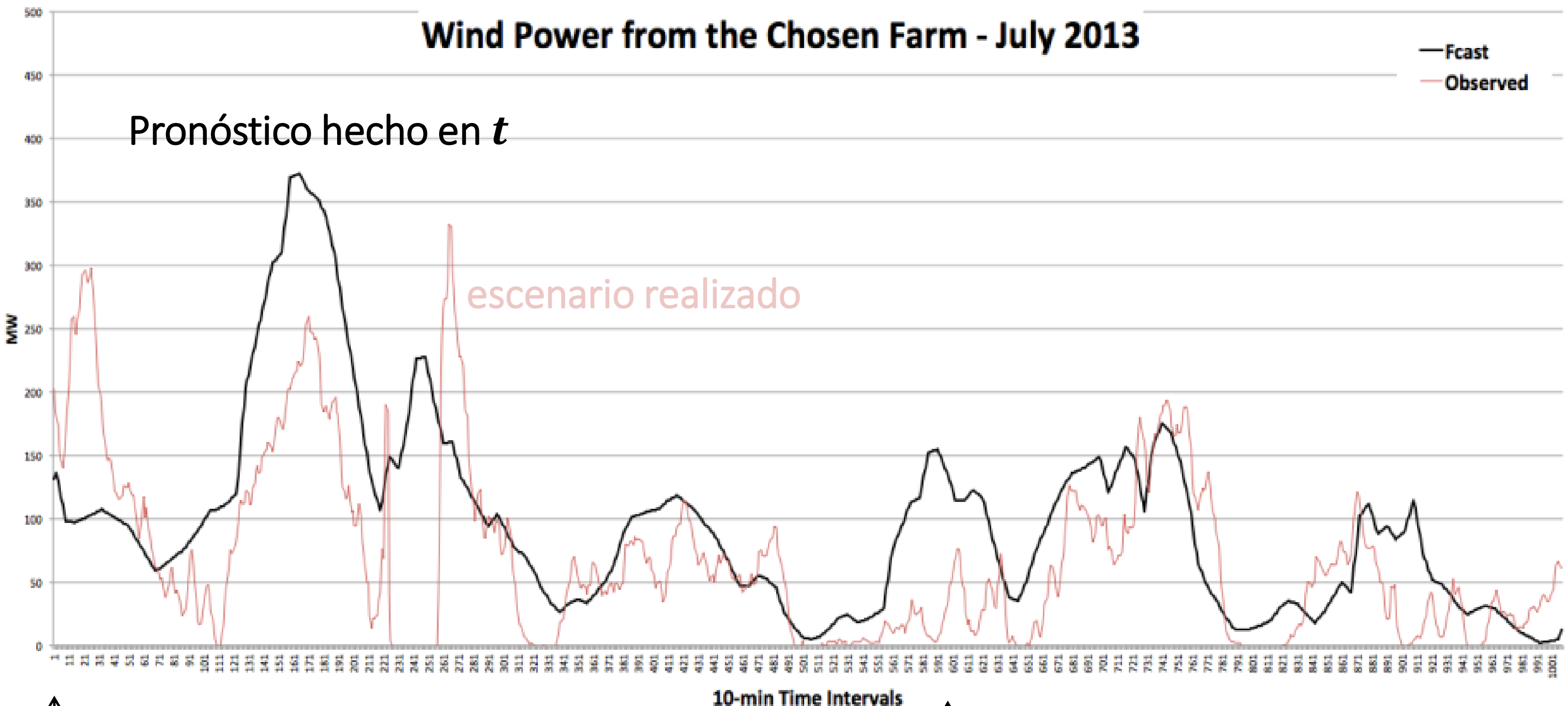
Problema inherente de un HR

- El promedio no representa la variabilidad de la información.



Otro ejemplo: Generación Eólica (Powell)

- Generación eléctrica eólica pronosticada versus realización
- HR no anticipa en t cada escenario puntual que podría haber en t'. Resolución exacta si.



Etapa t

Etapa $t' > t$

Horizonte Rodante

Ventaja:

- No simula *online varios escenarios* del futuro, sólo pronóstica uno.
- Construye sobre un viejo conocido: optimización y DP determinístico.
- Es **proactivo** frente a escenarios ``promedio'' del futuro.

Desventaja:

- Estima Q *online* (estimación determinística require conocer el estado s_t)
- No anticipa re-optimización futura gatillada por variabilidad impredecible c.r.a. la media. No anticipa correcciones futuras gatilladas por cambios no esperados de estado.
- Trunca el futuro a H periodos.

Recomendación del Chef:

- Cuando hay más variabilidad predecible que incertidumbre. Para problemas con bajos coeficientes de variabilidad en datos.
- Como heurística en problemas determinísticos con gran cantidad de etapas.

Proactividad y *Feedforward*

Proactividad

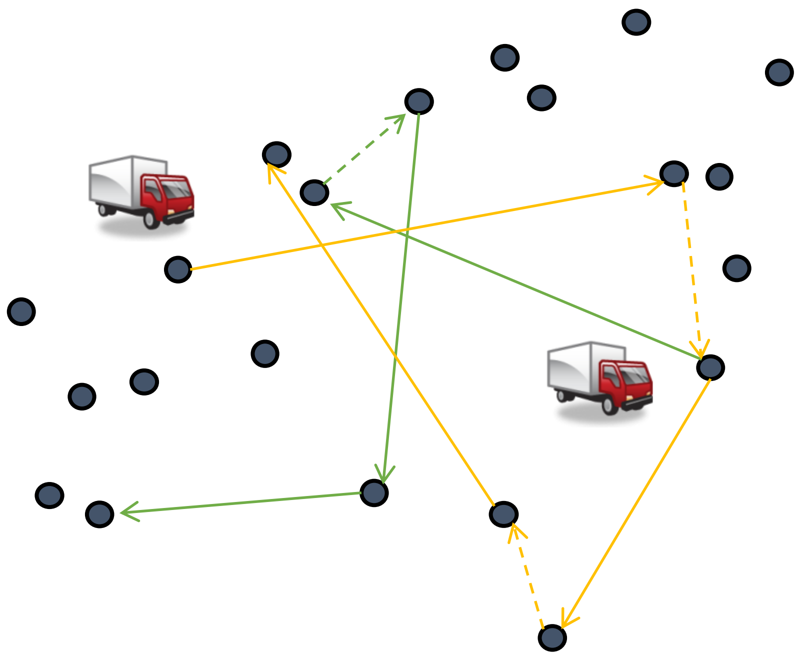
Es la capacidad de anticipar en alguna medida el valor futuro al tomar una cierta decisión.

Feedforward (Rosen, 1972):

- Nivel mayor, es proactividad sobre tus propias decisiones óptimas en cada potencial estado futuro.
- ``A feedback is an ex post evaluation of the decision made.”
- ``A feedforward uses a predictive model of the system to include realistic decision outcomes in the decision’s evaluation before the decision is applied.”

Gestión dinámica de recursos móviles (RRMM)

- Localizar RRMM vacíos en el espacio-tiempo para servir demanda por transporte.
- Ejemplos:
  - Mover vehículos vacíos para cubrir demanda por un viaje (Uber, Mobike, Lime, Awto)
  - Mover contenedores, aviones o camiones vacíos para satisfacer demanda por transporte de carga.



Gestión dinámica de RRMM en espacio-tiempo

Problema determinístico

N localidades y $\{1, \ldots, T\}$ periodos.

- s_{i0}: *stock* de RRMMs vacíos en localidad $i \in N$ al inicio del horizonte. Flota $M = \sum_i s_{i0}$.

- Demanda por transporte: $\mathcal{D} = \{(o_k, d_k, t_k), k \in \{1, \ldots, K\}\}$
  - Tupla (o_k, d_k, k_k) demanda viaje de un RRMM desde o_k hacia d_k en tiempo t_k.
  - Ganancia r_k por cumplir demanda k.

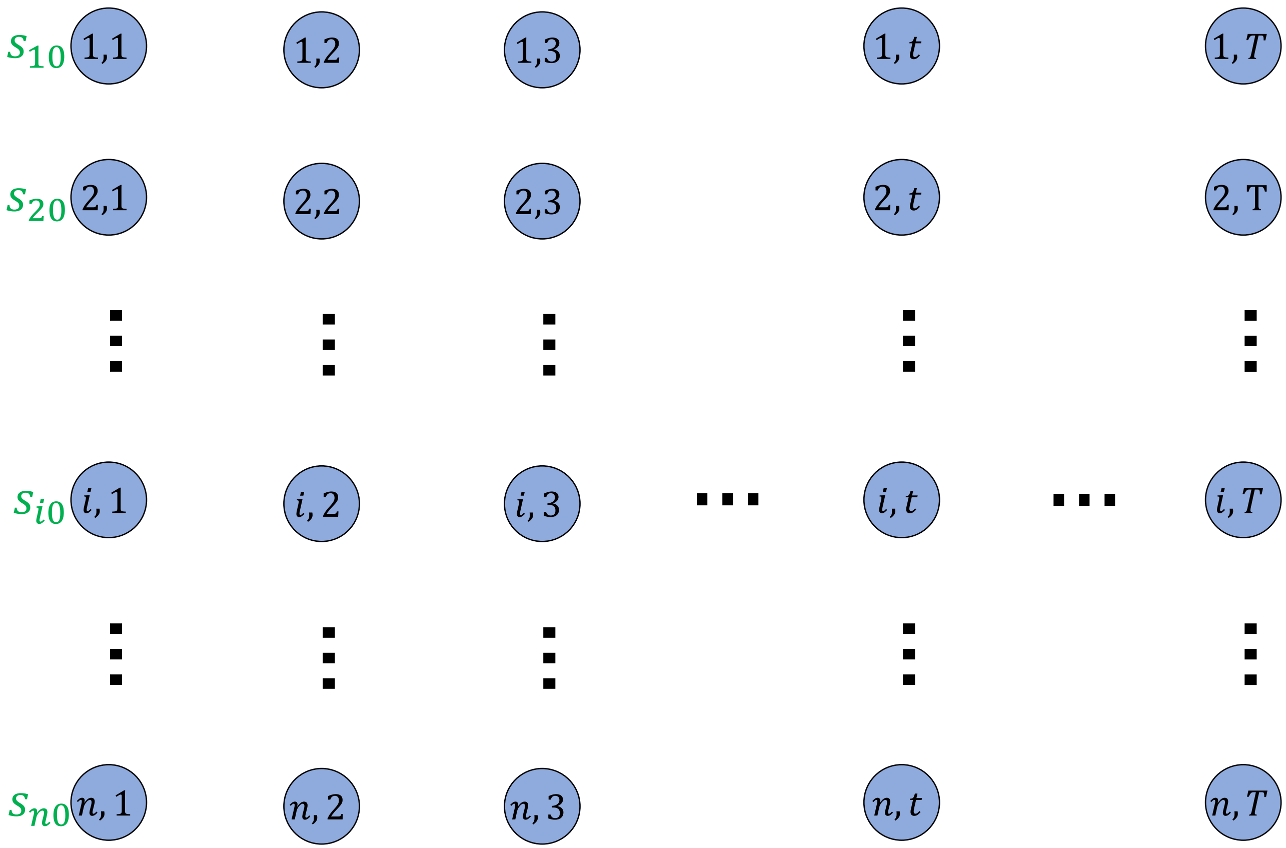
- Viaje de RRMM vacío desde i a j en tiempo t cuesta $\boldsymbol{c_{ij}(t)}$ y consume $\boldsymbol{\tau_{ij}(t)}$ unidades de tiempo.

- Cuesta $\boldsymbol{h_i(t)}$ hacer esperar RRMM en i entre t y $t+1$ (costo de inventario).

¿Cómo posicionar RRMM en el espacio-tiempo a máxima utilidad?

Flujo en red espacio-tiempo (RET)

- Un nodo (i, t) representa una localidad i en un tiempo t.
- Localizamos stock inicial de RRMM móviles en $t = 1$



Flujo en red espacio-tiempo (RET)

Dos tipos de arco:

Arcos de movimiento de RRMM a costo $c_{ij}(t)$:

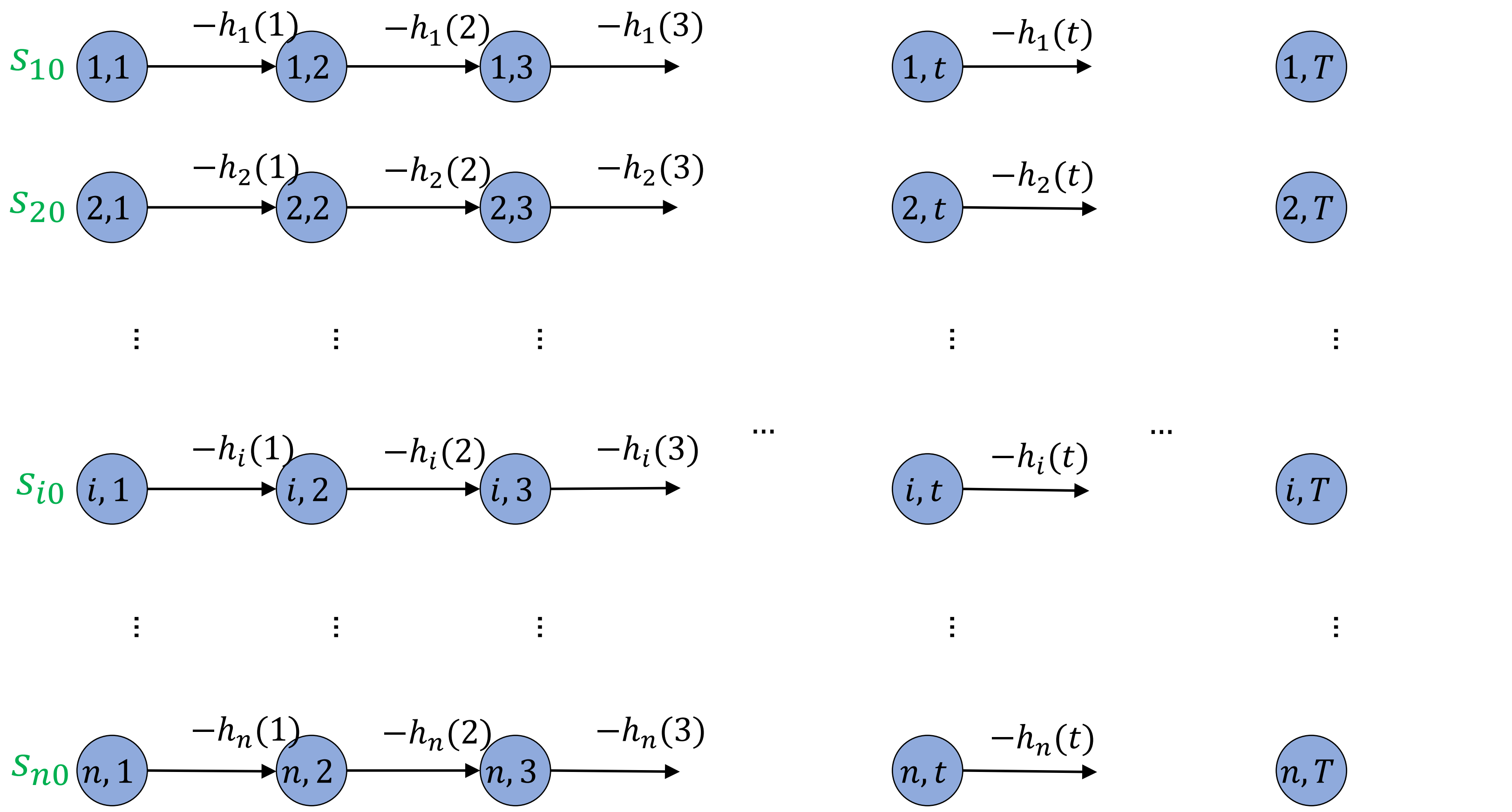
$$\Big((i,t),\big(j,t+\tau_{ij}(t)\big)\Big), \qquad i \neq j, \quad t+\tau_{ij}(t) \leq T$$

Arcos de inventario (espera de RRMM) a costo $h_i(t)$:

$$\big((i,t),(i,t+1)\big), \qquad t < T.$$

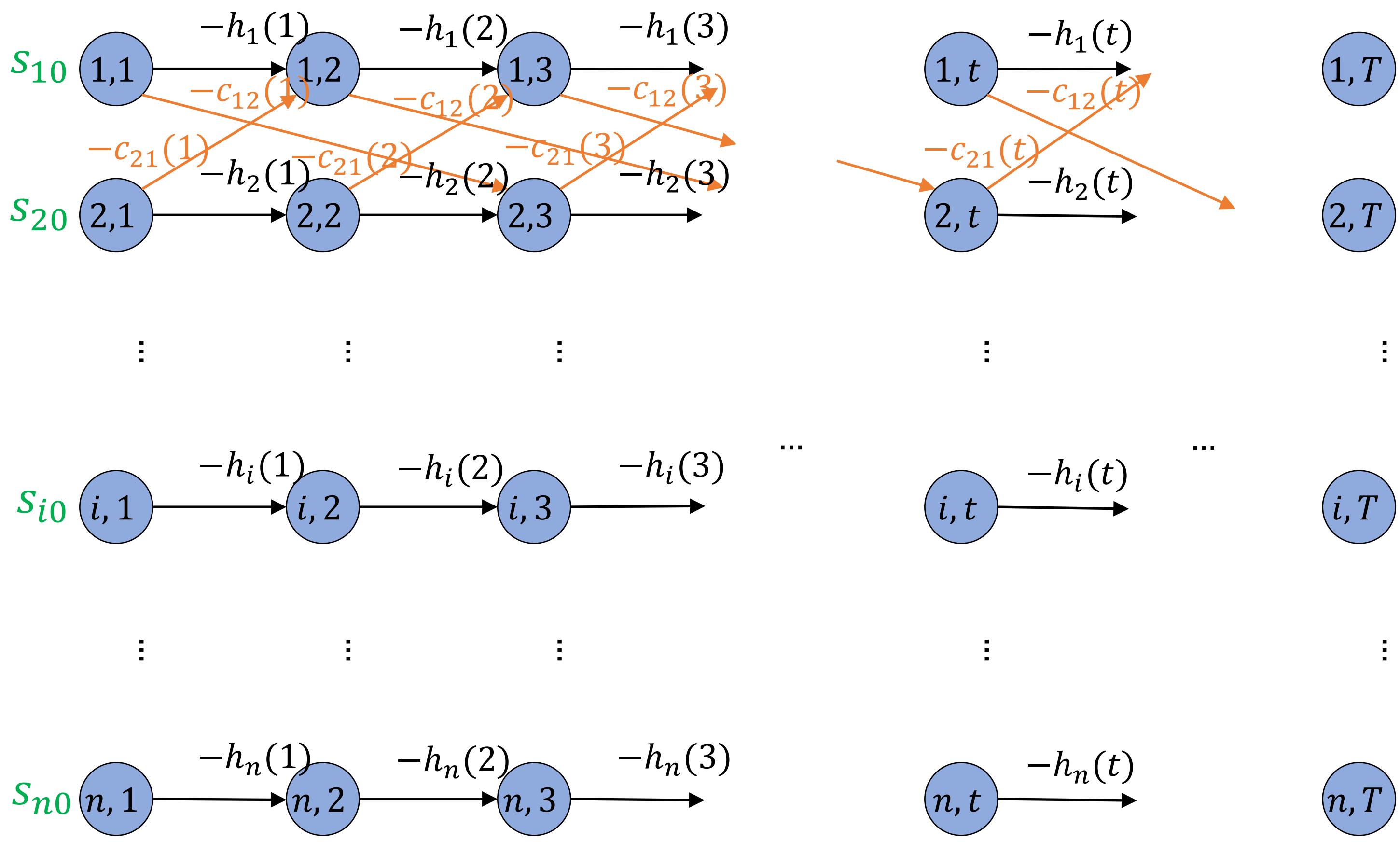
Flujo en red espacio-tiempo (RET)

- Arcos de inventario en RET.



Flujo en red espacio-tiempo (RET)

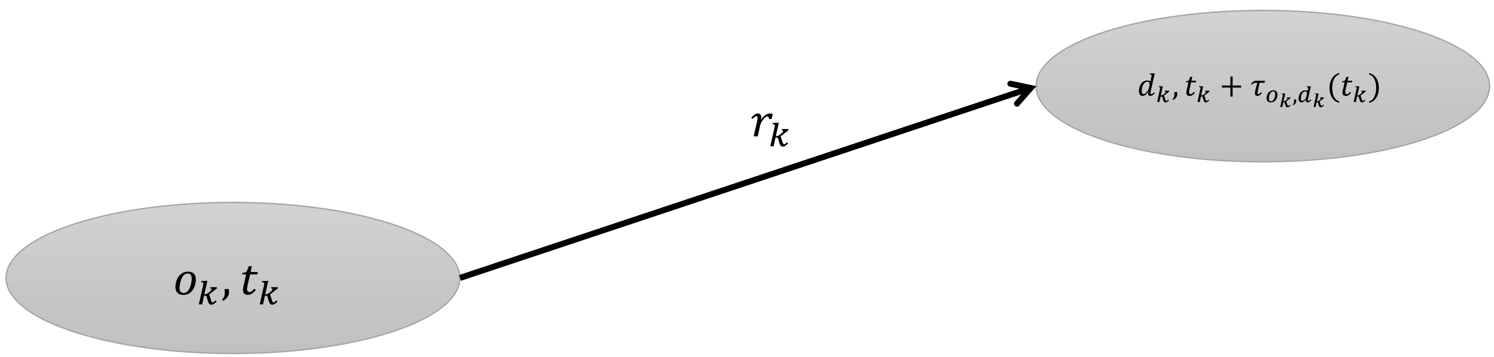
- Arcos de movimiento entre 1 y 2 si $\tau_{12}(t) = 2$ y $\tau_{21}(t) = 1$.
- Repetir para cada par de nodos.



Flujo en red espacio-tiempo (RET)

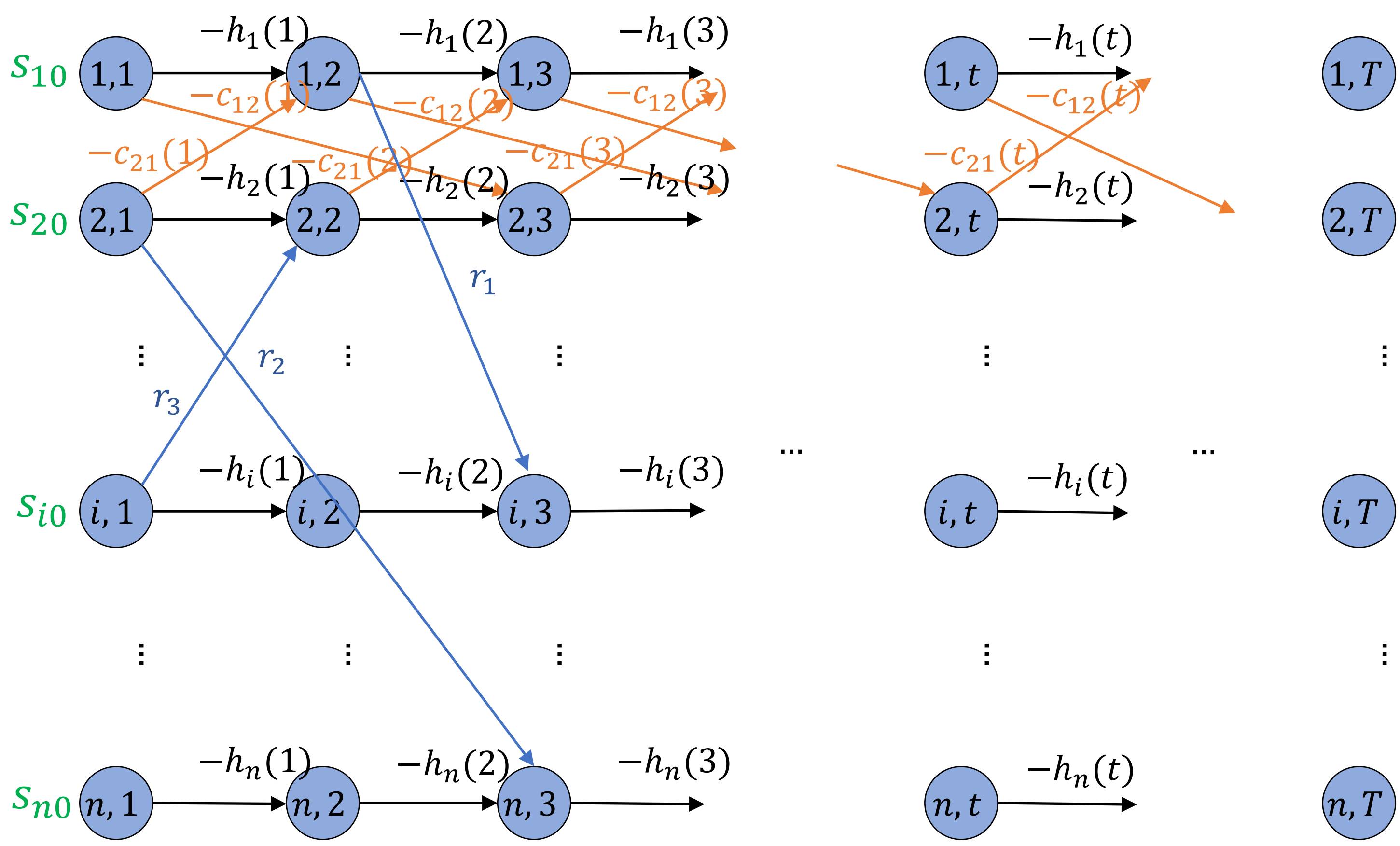
Arcos de demanda:

Para cada $k \in \mathcal{D}$, agregar arco de capacidad 1 con rentabilidad r_k desde (o_k, t_k) hacia $(d_k, t_k + \tau_{o_k,d_k}(t_k))$



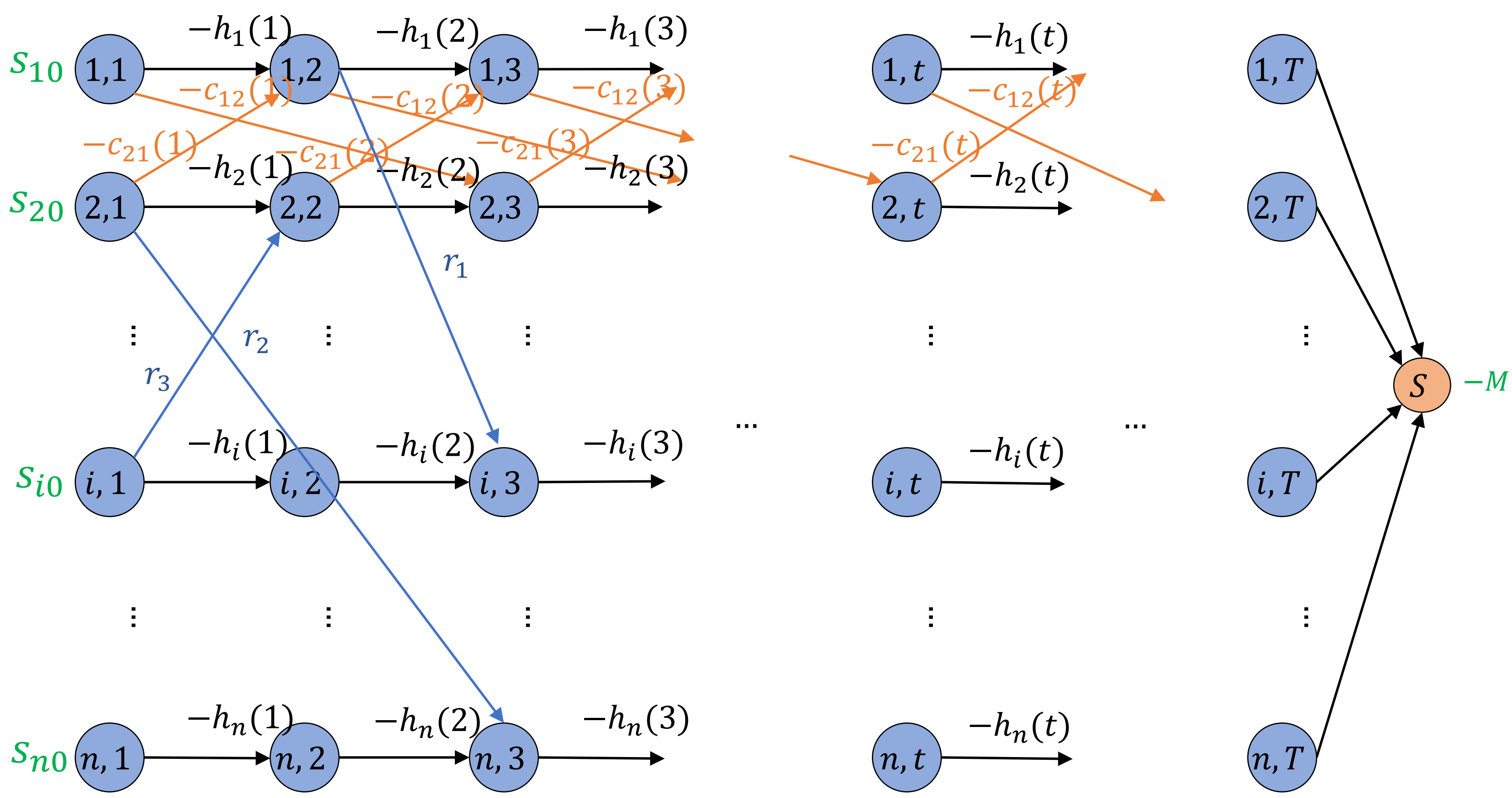
Flujo en red espacio-tiempo (RET)

- Ejemplos de 3 requerimientos: $(1,3,2), (2,3,1), (2,1,1)$



Flujo en red espacio-tiempo (RET)

- ¿Qué falta? Sacar los RRMM por algun lado.



Modelo de flujo en RET determinístico

$\max_{\boldsymbol{y}\geq\boldsymbol{0},\boldsymbol{x}\in[\boldsymbol{0},\boldsymbol{1}]} \sum_{k\in\mathcal{D}} r_k x_k - \sum_{t=1}^{T-1}\left(\sum_{i\in N} h_i(t) y_{ii}^t + \sum_{(i,j)\in A_t} c_{ij}(t) y_{ij}^t\right)$ s.a.

- $i \in N$:

$$\sum_{(i,j)\in A_1} y_{ij}^1 + \sum_{k\in\mathcal{D}_{i1}^+} x_k + y_{ii}^1 = s_{i0},$$

- $i \in N, 1 < t \leq T$:

$$\sum_{(i,j)\in A_t} y_{ij}^t + \sum_{k\in\mathcal{D}_{it}^+} x_k + y_{ii}^t = \sum_{v<t} \sum_{(j,i)\in A_{v,t}} y_{ji}^v + \sum_{k\in\mathcal{D}_{it}^-} x_k \, y_{ii}^{t-1} + y_{ii}^{t-1}$$

, con:

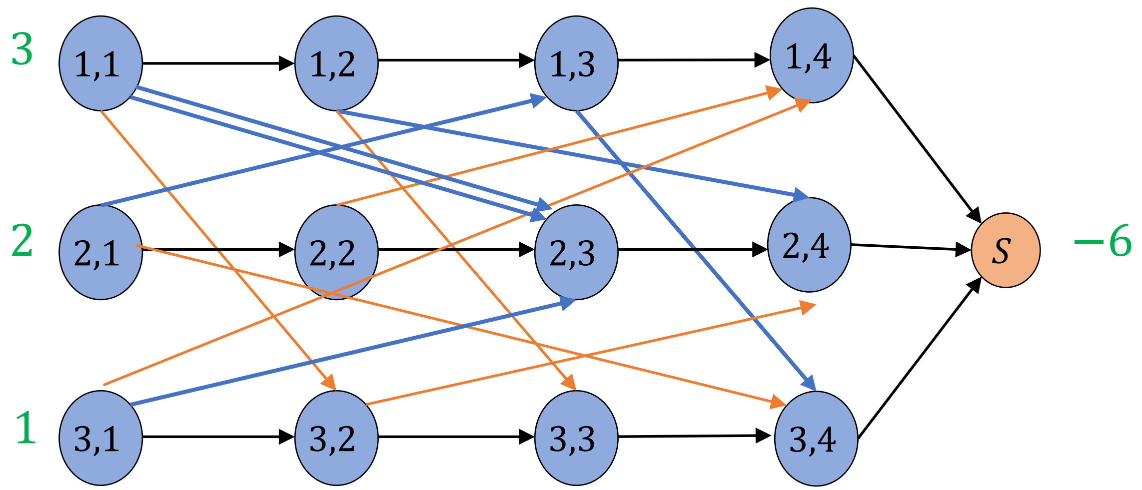
- $\mathcal{D}_t \coloneqq \{k \in \mathcal{D}: t_k = t\}$
- $\mathcal{D}_{it}^+ \coloneqq \{k \in \mathcal{D}: o_k = i, t_k = t\}$
- $\mathcal{D}_{it}^- \coloneqq \left\{k \in \mathcal{D}: d_k = i, t_k + \tau_{ij}(t_k) = t\right\}$
- $A_{t,t'} \coloneqq \left\{a \in A_t: t + \tau_{ji}(t) = t'\right\}$

Variables:

- x_k: Si cubre requerimiento k en día t_k
- y_{ij}^t : RRMMs vacíos trasladados desde i hacia j iniciando viaje en t

Ejemplo:

- Ejemplo 4 periodos, 3 cuidades.
- $\tau = \begin{bmatrix} 0 & 2 & 1 \\ 2 & 0 & 3 \\ 3 & 2 & 0 \end{bmatrix}, s_1 = [3 \quad 2 \quad 1]$
- $\mathcal{D} = \{(1,2,1), (1,2,1), (1,2,2), (3,2,1), (2,1,1), (1,3,3)\}$



Caso $\tau_{ij}(t) = 1$

Si viajes demoran un periodo:

$$\max_{\boldsymbol{y}\geq\mathbf{0},\boldsymbol{x}\in[\mathbf{0},\mathbf{1}]} \sum_{k\in\mathcal{D}} r_k x_k - \sum_{t=1}^{T-1}\left(\sum_{i\in N} h_i(t) y_{ii}^t + \sum_{(i,j)\in A_t} c_{ij}(t) y_{ij}^t\right)$$

s.a.

- $i \in N$: $\quad \sum_{j\in N} y_{ij}^1 + \sum_{k\in\mathcal{D}_{i1}^+} x_k = s_{i0},$
- $i \in N, 1 < t \leq T$: $\quad \sum_{j\in N} y_{ij}^t + \sum_{k\in\mathcal{D}_{it}^+} x_k = \sum_{j\in N} y_{ji}^{t-1} + \sum_{k\in\mathcal{D}_{it}^-} x_k$

con:

- $\mathcal{D}_{it}^+ \coloneqq \{k \in \mathcal{D}: o_k = i, t_k = t\}$
- $\mathcal{D}_{it}^- \coloneqq \{k \in \mathcal{D}: d_k = i, t_k + 1 = t\}$

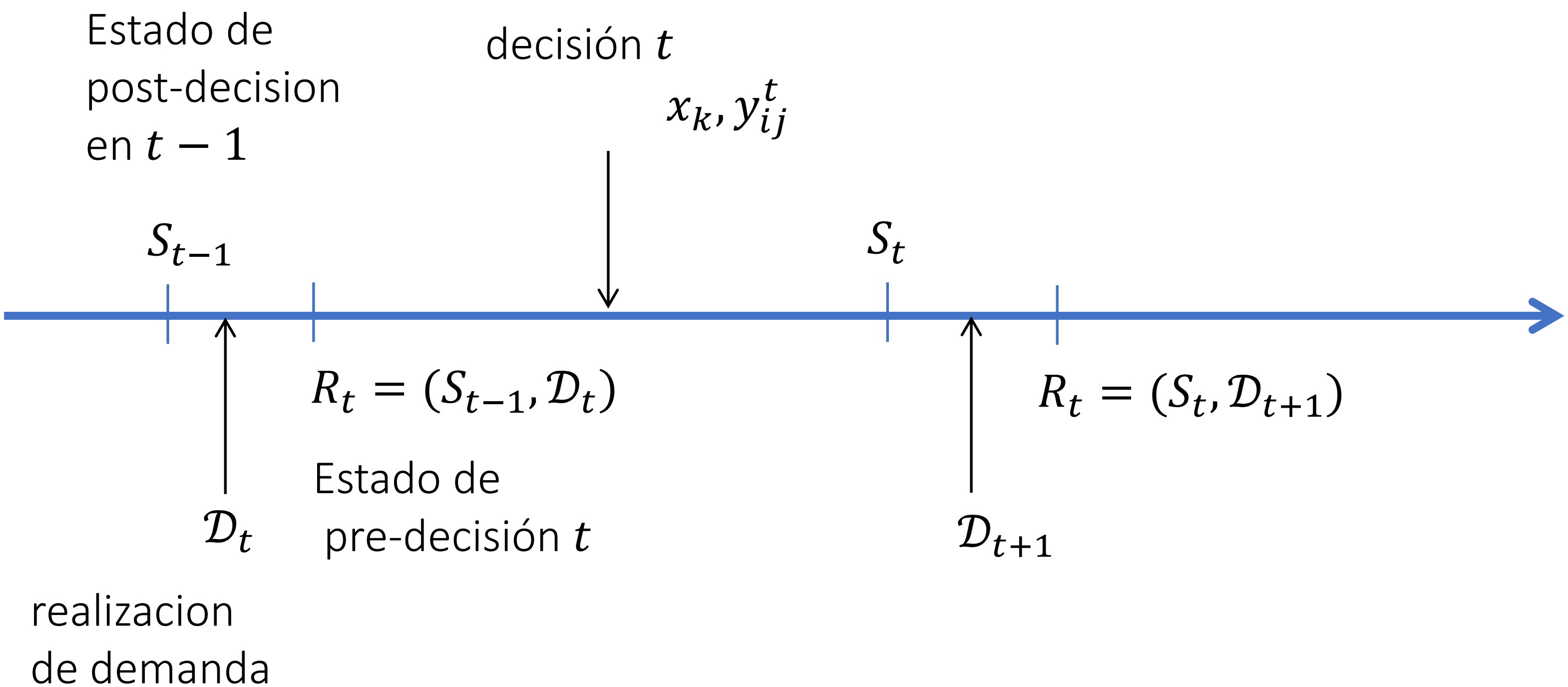
Problema de RRMM dinámico-estocástico

- Supuesto: demanda es revelada en tiempo real, es decir, $\mathcal{D}_t$ es conocido al inicio del periodo t.

- Estado de pre-decisión sistema: $R_t := (S_{t-1}, \mathcal{D}_t)$
  - $S_{t-1} = \left(s_{i,t-1}\right)_{i \in N}$: vector de stock disponible al inicio de t.
  - $\mathcal{D}_t$: demanda para el periodo t.

- Decisiones:
  - x_k: Si se atiende requerimiento $k \in \mathcal{D}_t$
  - y_{ij}^t : Movimiento vacío de i a j al inicio de t , para todo $(i, j) \in A_t$
  - y_{ii}^t : Espera en i.

Dinámica de decisiones



Valor inmediato y espacio de decisión

- Valor inmediato:

$$r_t(\mathcal{D}_t, x, y_t) = \sum_{k \in \mathcal{D}_t} r_k x_k - \left(\sum_{i \in N} h_i(t) y_{ii}^t + \sum_{(i,j) \in A_t} c_{ij}(t) y_{ij}^t \right)$$

- Espacio de decisiones:

$$\mathbb{X}_t(S_{t-1}, \mathcal{D}_t) \coloneqq \{x_k \in \{0,1\}, y_{ij}^t \in \mathbb{Z}^+ :$$

$$\textstyle\sum_{j \in N} y_{ij}^t + \sum_{k \in \mathcal{D}_{it}^+} x_k = s_{it-1}, \quad \forall i \in [n],$$

- Transición a estado de post-decision S_t:

$$\textstyle\sum_{j \in N} y_{ji}^t + \sum_{k \in \mathcal{D}_{it+1}^-} x_k = s_{it}, \quad \forall i \in [n],$$

Proceso de decisión Markoviana

$$V_t(\mathcal{D}_t, S_{t-1}) = \max_{(x,y_t)\in\mathbb{X}(S_{t-1},\mathcal{D}_t)} r_t(\mathcal{D}_t, x, y_t) + Q_t(s_t)$$

O equivalentemente:

$$V_t(\mathcal{D}_t, S_{t-1}) = \max_{(x,y_t)\in\mathbb{X}(S_{t-1},\mathcal{D}_t)} r_t(\mathcal{D}_t, x, y_t) + \mathbb{E}_{\mathcal{D}_{t+1}}\big(V_t(\mathcal{D}_{t+1}, s_t)\big)$$

¡Este problema sufre de las tres maldiciones!

- Enorme espacio de estados.
- Enorme cantidad de transiciones.
- Decisión combinatorial.

Política Miope

Resolver:

$$V_t(\mathcal{D}_t, S_{t-1}) = \max_{(x,y_t)\in\mathbb{X}(S_{t-1},\mathcal{D}_t)} r_t(\mathcal{D}_t, x, y_t)$$

Require resolver un PFCM antes de cada periodo de decision:

$$\max_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}} \sum_{k\in\mathcal{D}_t} r_k x_k - \left(\sum_{i\in N} h_i(t) y_{ii}^t + \sum_{(i,j)\in A_t} c_{ij}(t) y_{ij}^t\right)$$

$s.a.$

$$\textstyle\sum_{j\in N} y_{ij}^t + \sum_{k\in\mathcal{D}_{it}^+} x_k = s_{it-1}, \quad \forall i \in N,$$

$$0 \le x_k \le 1, \quad \forall k \in \mathcal{D}_t$$

$$y_{ij}^t \ge 0, \quad \forall i, j \in A_t$$

$$y_{ii}^t \ge 0, \quad \forall i \in N$$

Política de Horizonte Rodante

- Pronosticar requerimientos para los próximos H periodos:

$$\overline{\mathcal{D}}_t = \mathcal{D}_t, \overline{\mathcal{D}}_{t+1}, \overline{\mathcal{D}}_{t+2}, \dots, \overline{\mathcal{D}}_{t+H}$$

- Resolver problema de horizonte rodante:

$$\max_{\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}\geq\boldsymbol{0}} \sum_{v=t}^{t+H} \left(\sum_{k\in\overline{\mathcal{D}}_v} r_k x_k - \left(\sum_{i\in N} h_i(v) y_{ii}^v + \sum_{(i,j)\in A_t} c_{ij}(v) y_{ij}^v \right) \right)$$

s.a.

$$\sum_{j\in N} y_{ij}^t + \sum_{k\in\mathcal{D}_{it}^+} x_k = s_{it-1}, \qquad \forall i \in N,$$

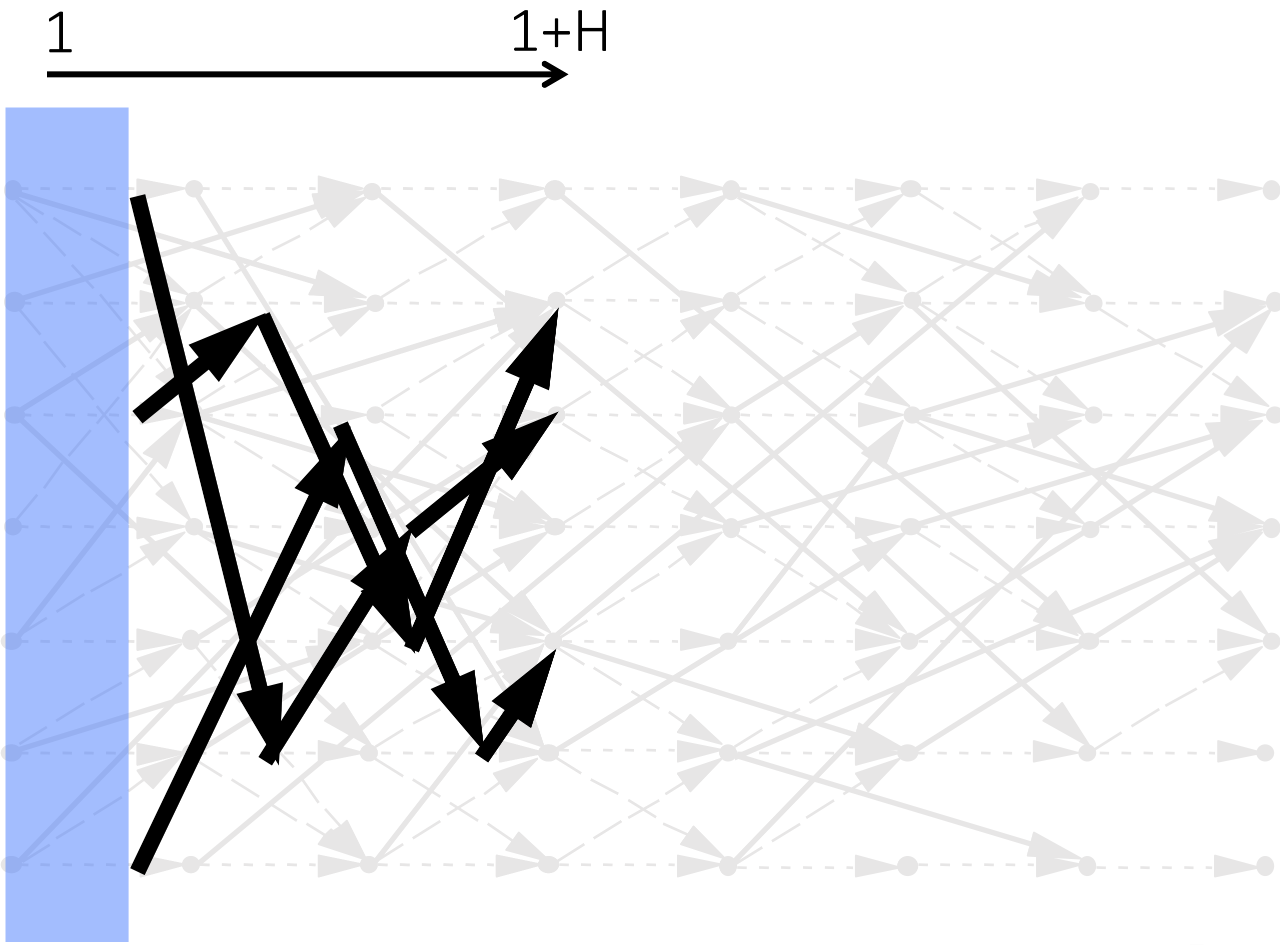
$$\sum_{j\in N} y_{ij}^v + \sum_{k\in\overline{\mathcal{D}}_{iv}^+} x_k = \sum_{j\in[n]} y_{ji}^{v-1} + \sum_{k\in\overline{\mathcal{D}}_{iv}^-} x_k, \quad \forall i \in N, \forall v = t+1, .., t+H$$

$$0 \leq x_k \leq 1, \qquad \forall k \in \mathcal{D}_v, \forall v = t, .., t+H$$

$$y_{ij}^v \geq 0, \qquad \forall i,j \in A_v, \forall v = t, .., t+H$$

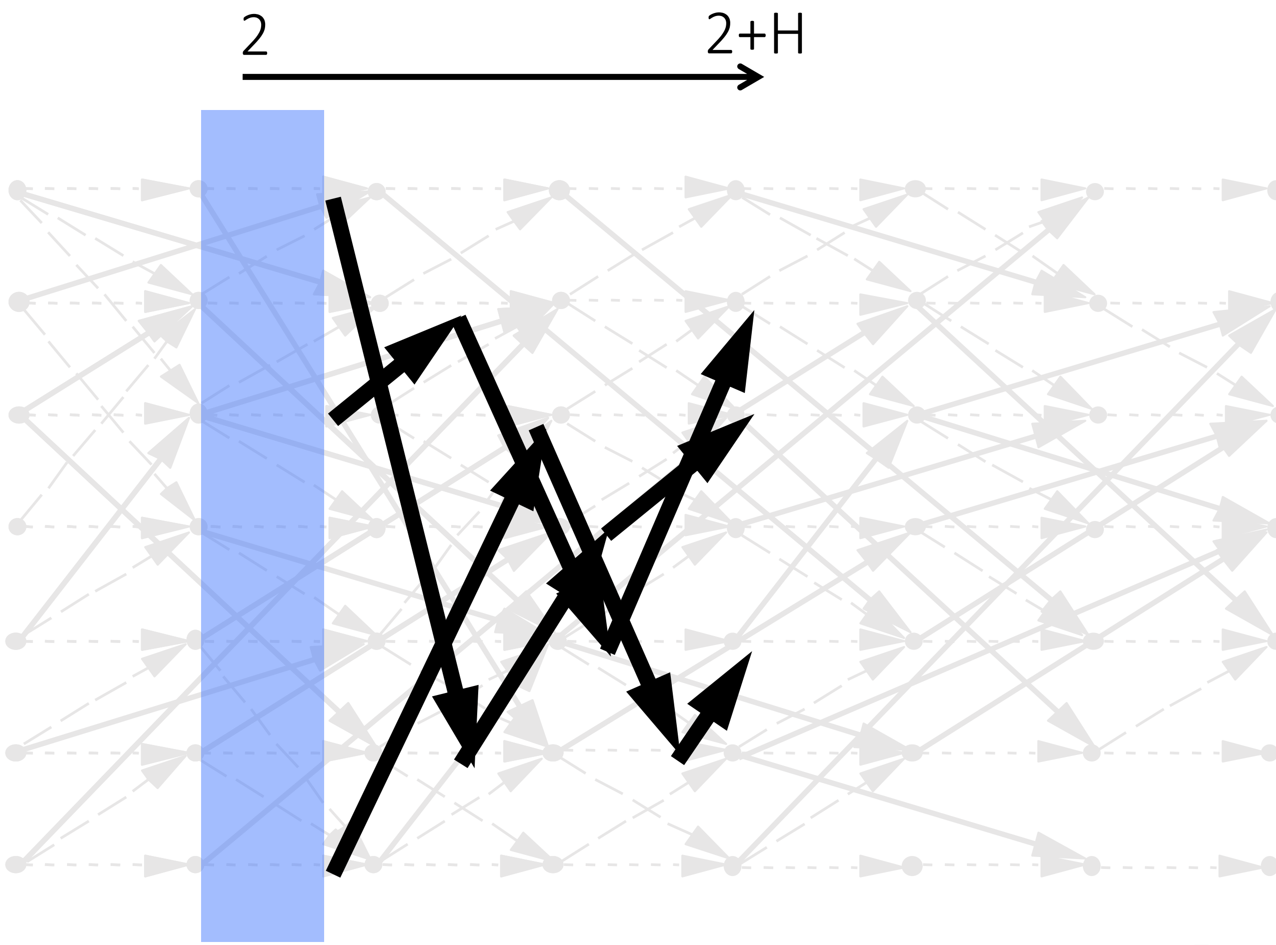
$$y_{ii}^v \geq 0, \qquad \forall i \in N, \forall v = t, .., t+H$$

Política de Horizonte Rodante



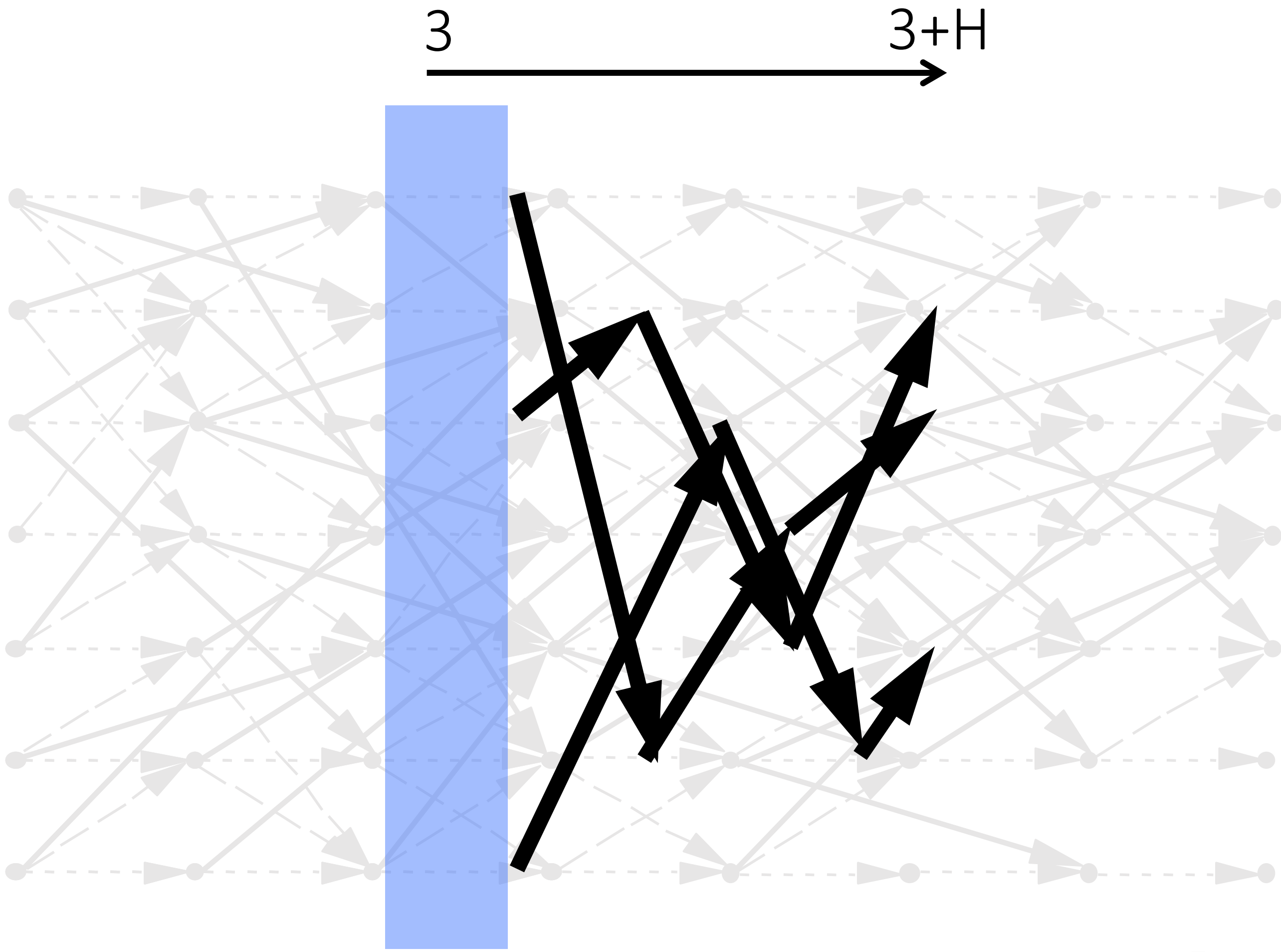
Fuente: W. Powell

Política de Horizonte Rodante



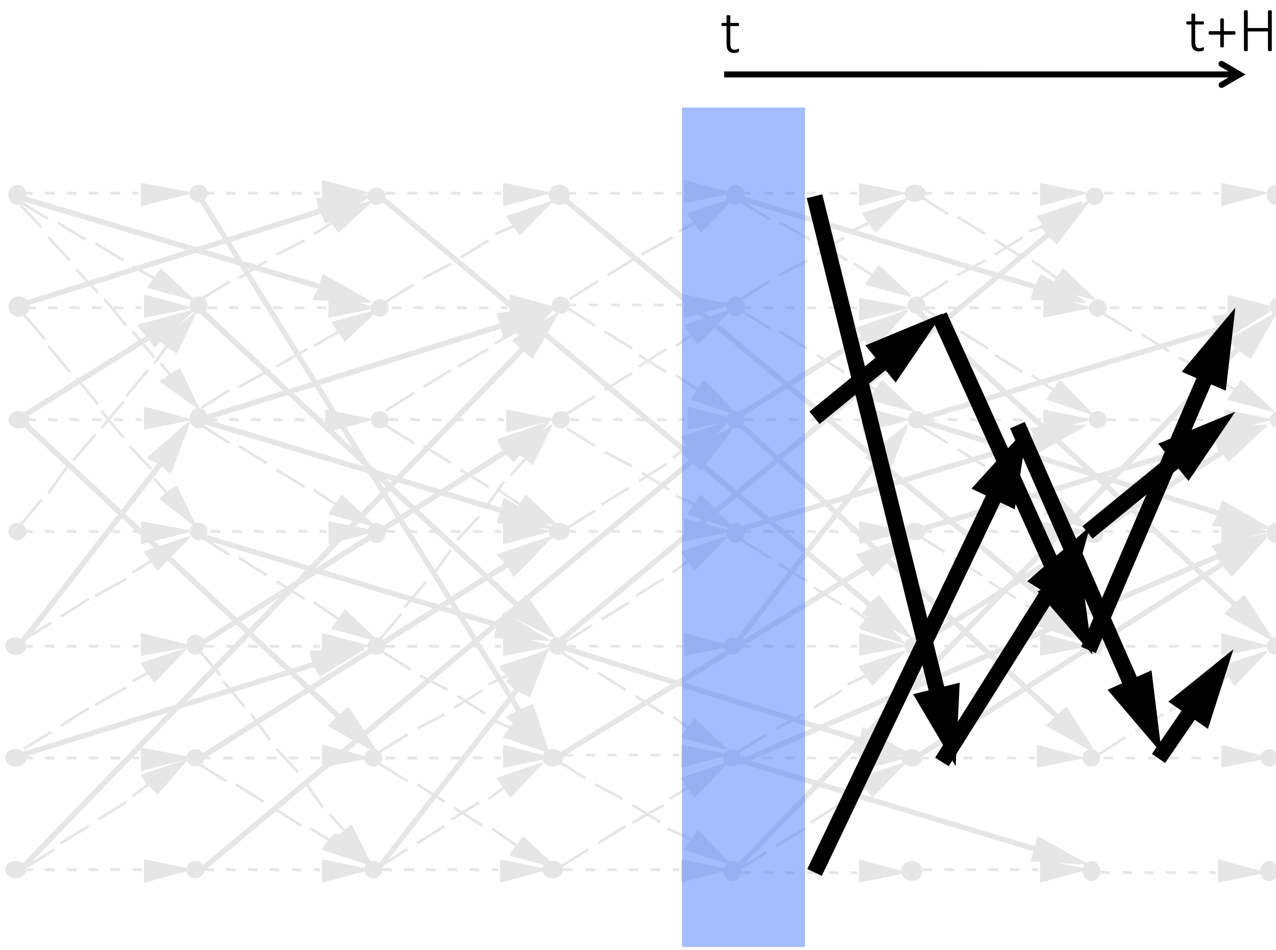
Fuente: W. Powell

Política de Horizonte Rodante



Fuente: W. Powell

Política de Horizonte Rodante



Fuente: W. Powell

Problemas dinámicos de RRMM más complejos:

1. Ventanas de tiempo para servir demanda: Cada k es revelado en t_k y puede ser atendido en intervalo $\{a_k, \ldots, b_k\}$.

- Problema estático: Flujo en redes multi-commodity.
- Problema dinámico: Requiere llevar un estado de requerimientos pendientes $\mathcal{O}_t$, es decir $R_t = (S_{t-1}, \mathcal{O}_t)$.

2. Tiempos variables de viaje $(\tau_{ij}(t) \geq 1)$:

- En estado $R_t = (S_{t-1}, \mathcal{D}_t, \mathcal{P}_t)$ llevar información del *pipeline inventory* $\mathcal{P}_t$ de RRMM (similar al *lead time*). Cada element en *pipeline* señala donde y cuando estará disponible. Agregar ofertas acorde a esto en el horizonte rodante.

3. Compra, venta y arriendo de RRMM: Nodo externo que inyecta/quita RRMM.

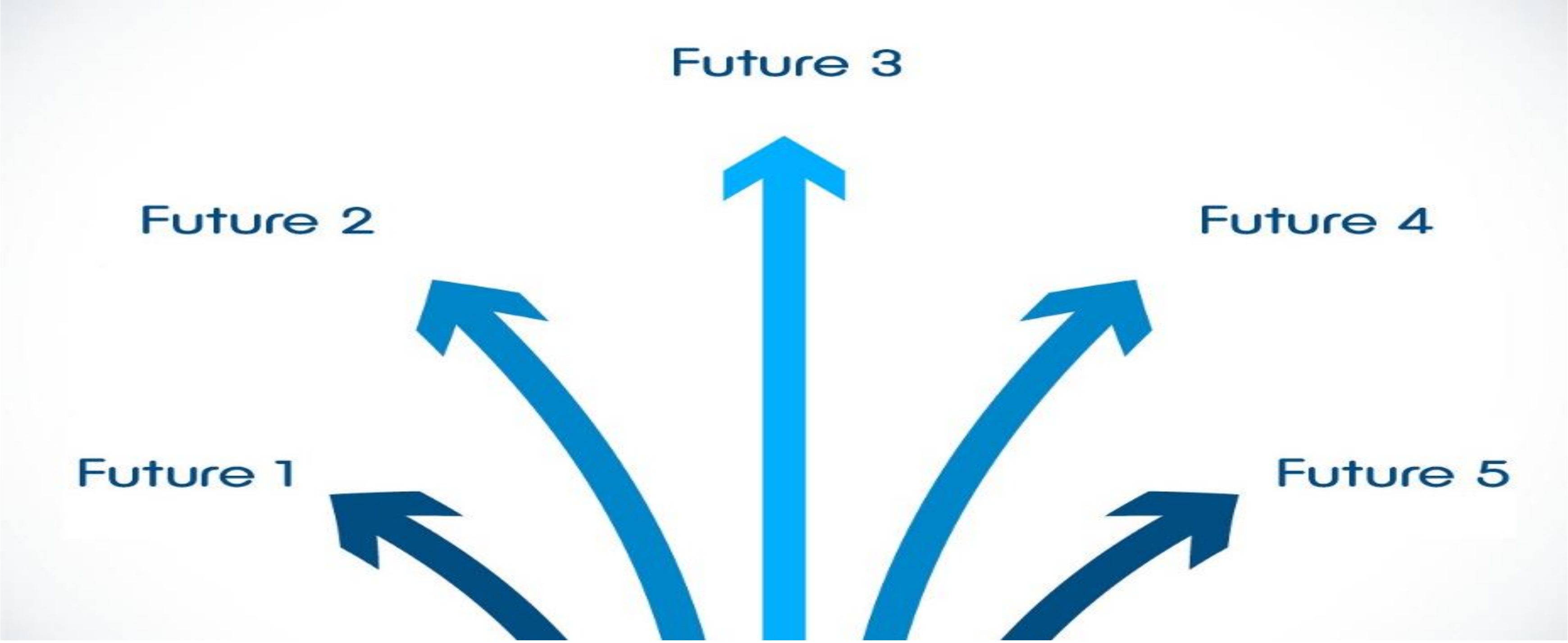
Referencias:

Godfrey & Powell, An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management, I: Single period travel times, ***Transportation Science*** (2002)

Godfrey & Powell, An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management, II: Multi period travel times, ***Transportation Science*** (2002)

Horizonte Rodante Estocástico

Optimización Dinámica - ICS



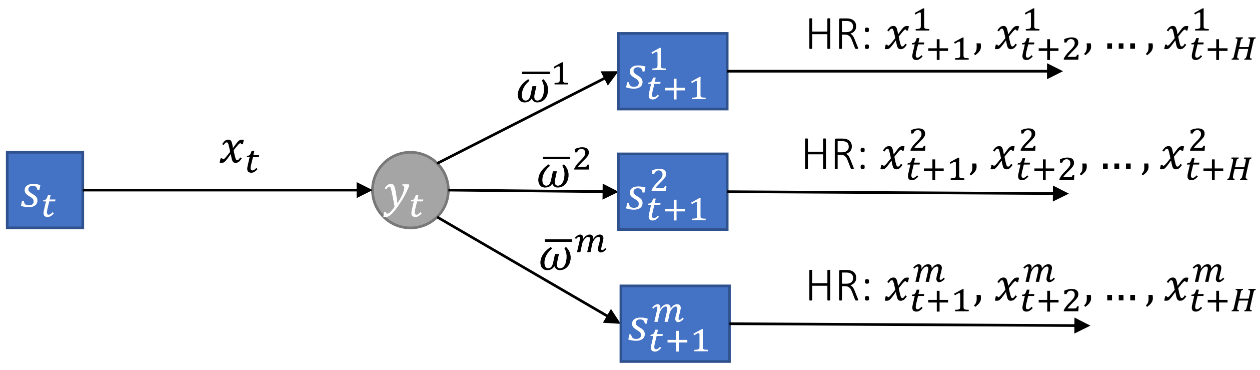
Mathias Klapp

Horizonte rodante estocástico de dos etapas

A.k.a por **Stochastic Lookahead.**

En vez de usar un escenario a futuro, se genera una muestra de m escenarios $(\overline{\omega}^1, \overline{\omega}^2, \dots, \overline{\omega}^m)$, cada uno con una probabilidad de ocurrencia $p_i, i = 1,2, \dots, m$.

- Se toma decisión x_t que maximiza el valor esperado rodante.
- Decisiones en $t+1, \dots, t+H$ son *post-optimizadas* conociendo escenario $i \in [m]$.



Horizonte rodante estocástico (de 2 etapas)

La decisión x_t a ejecutar en la etapa t y estado s_t se obtiene al resolver el siguiente modelo de optimización:

$$\max_{x_t, x_{t+1}^i, \ldots, x_{t+H}^i} r_t(s_t, x_t) + \sum_{i \in [m]} p_i \cdot \left(\sum_{k=t+1}^{t+H} r_t\left(s_k^i, x_k^i\right) \right)$$

s.a.

$$\bar{s}_{t+1}^i = f_t(y_t(s_t, x_t), \bar{\omega}_t^i), \quad i \in [m]$$

$$\bar{s}_{k+1}^i = f_k(y_k(\bar{s}_k^i, x_k^i), \bar{\omega}_k^i), \quad i \in [m], k = t+1, \ldots, t+H-1$$

$$x_t \in \mathbb{X}_t(s_t),$$

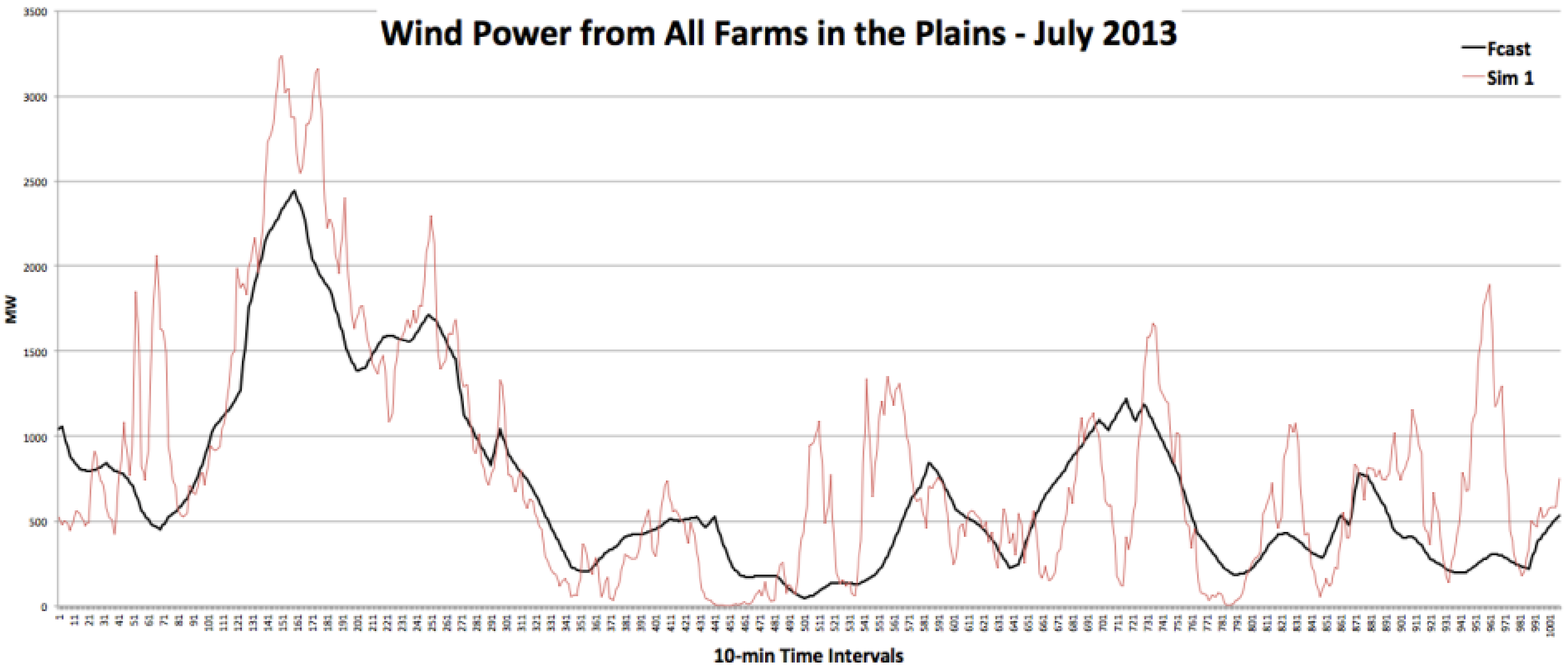
$$x_k^i \in \mathbb{X}_k(\bar{s}_k^i), \quad i \in [m], k = t+1, \ldots, t+H$$

- Este tipo de modelo se conoce como **Two Stage Stochastic Program (TSSP)**

- Recomendación de curso: ICS3151 Optimización Bajo Incertidumbre

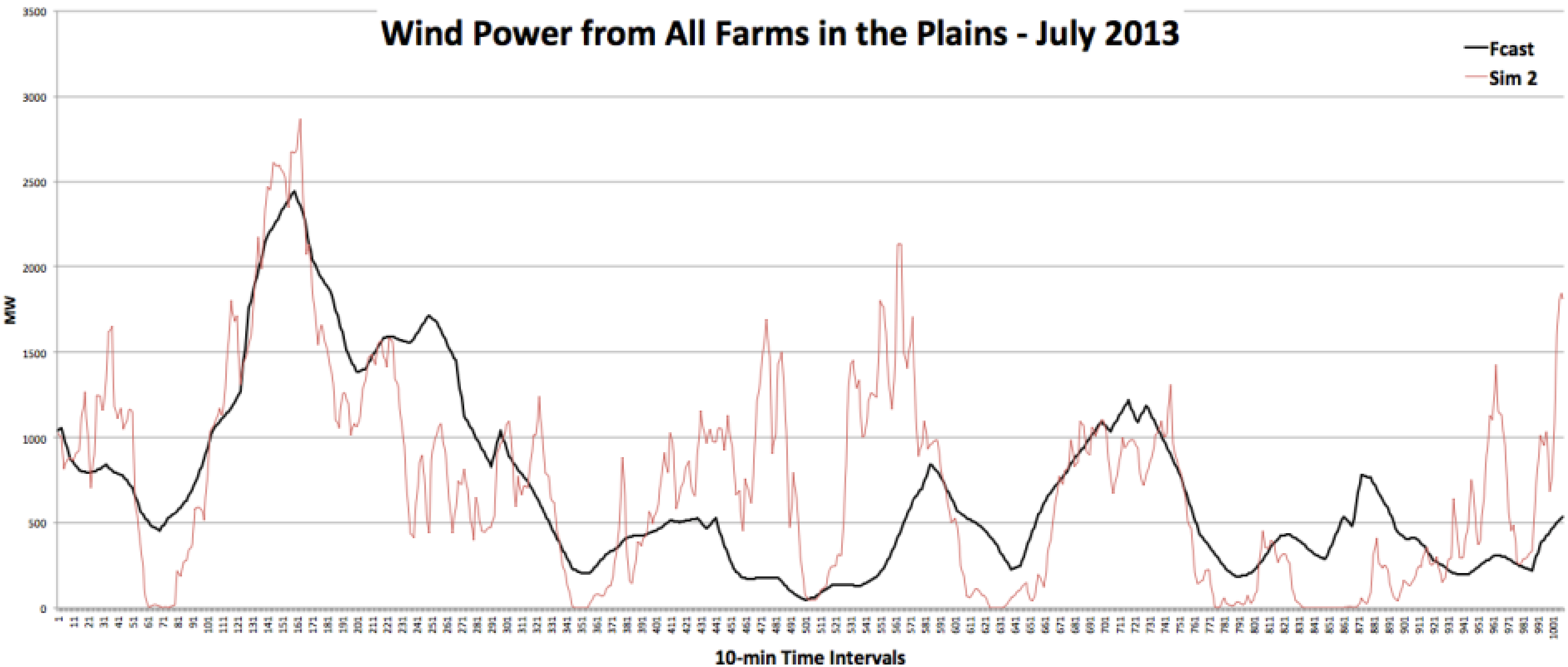
Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

Creating wind scenarios (Scenario #1)



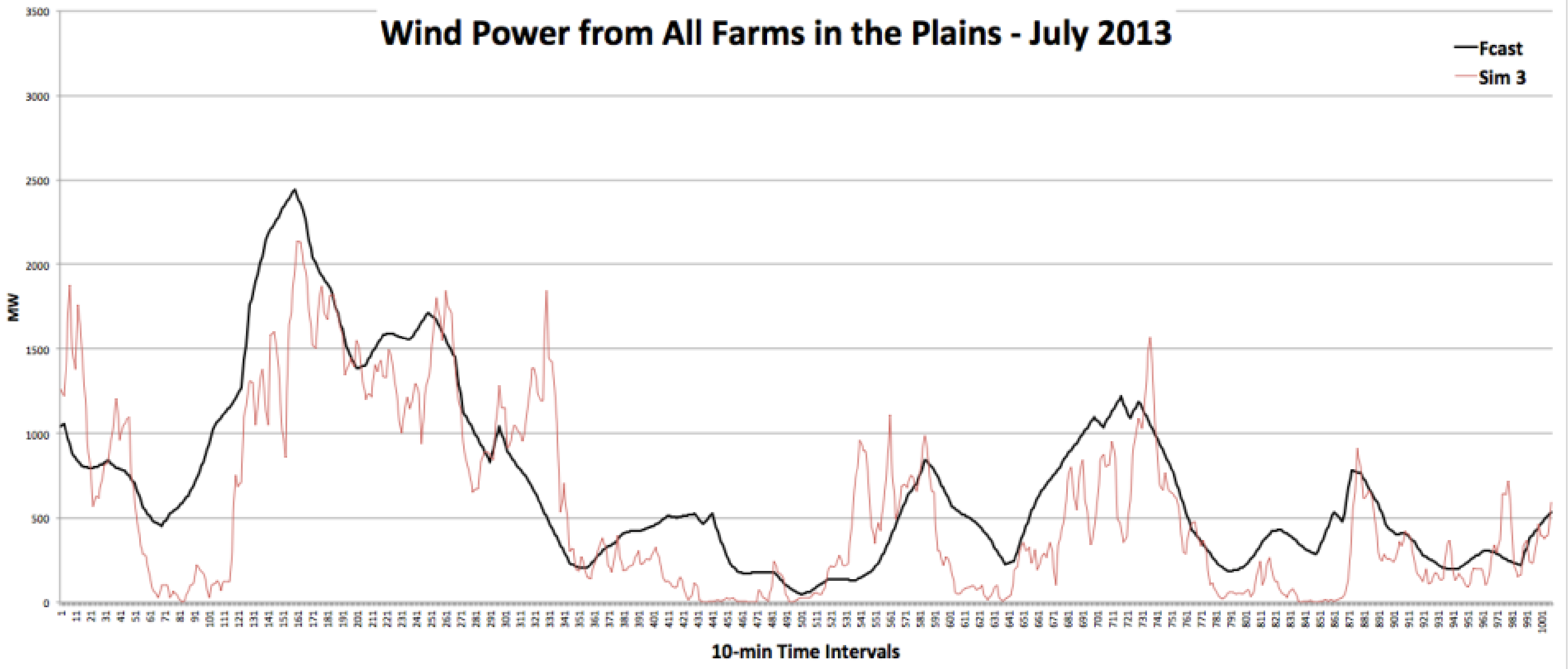
Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

Creating wind scenarios (Scenario #2)



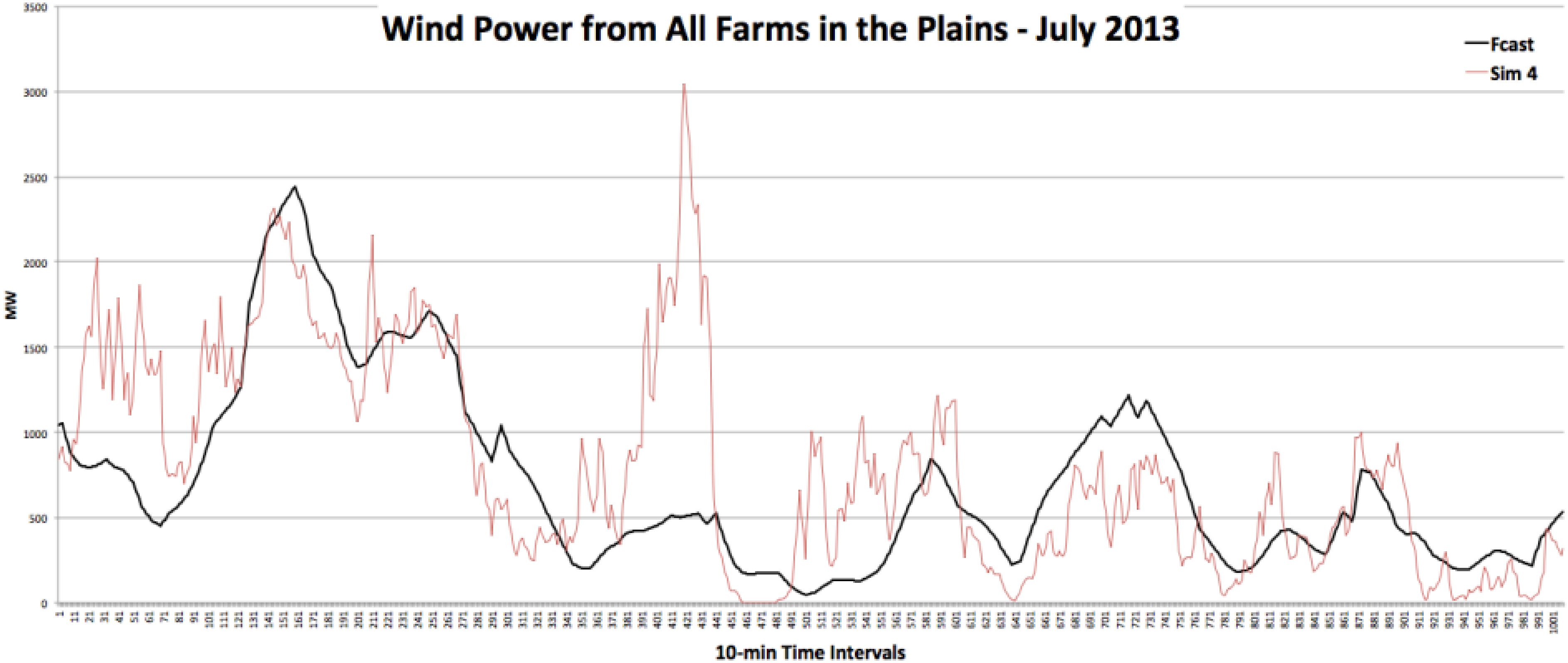
Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

Creating wind scenarios (Scenario #3)



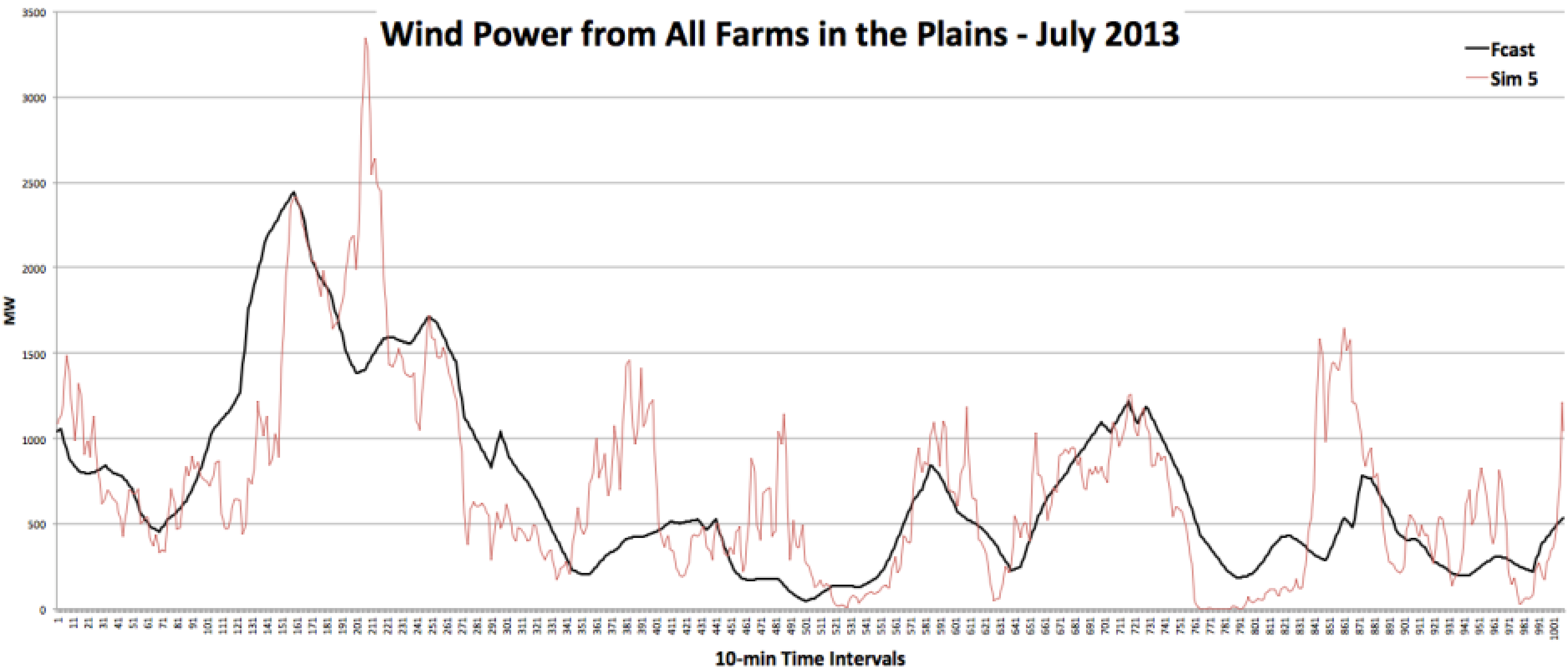
Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

Creating wind scenarios (Scenario #4)



Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

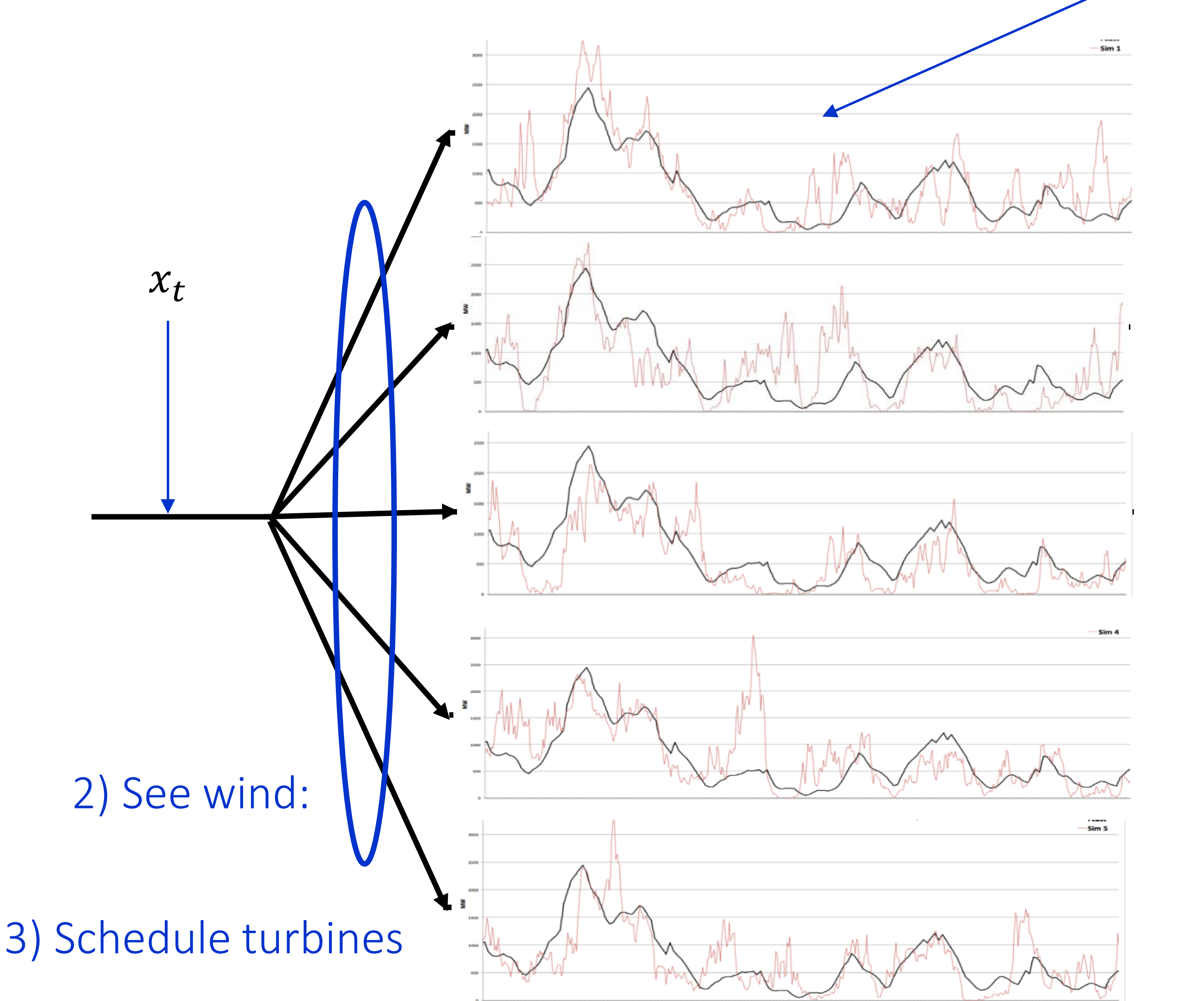
Creating wind scenarios (Scenario #5)



Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

$x_{t+1}^i, \dots, x_{t+H}^i$

Horizonte rodante estocástico de dos etapas



Horizonte Rodante Estocástico de 2 etapas

Ventaja sobre horizonte rodante determinístico:

- **Feedforward (de 2 etapas).** Capaz de trabajar con variabilidad impredecible.

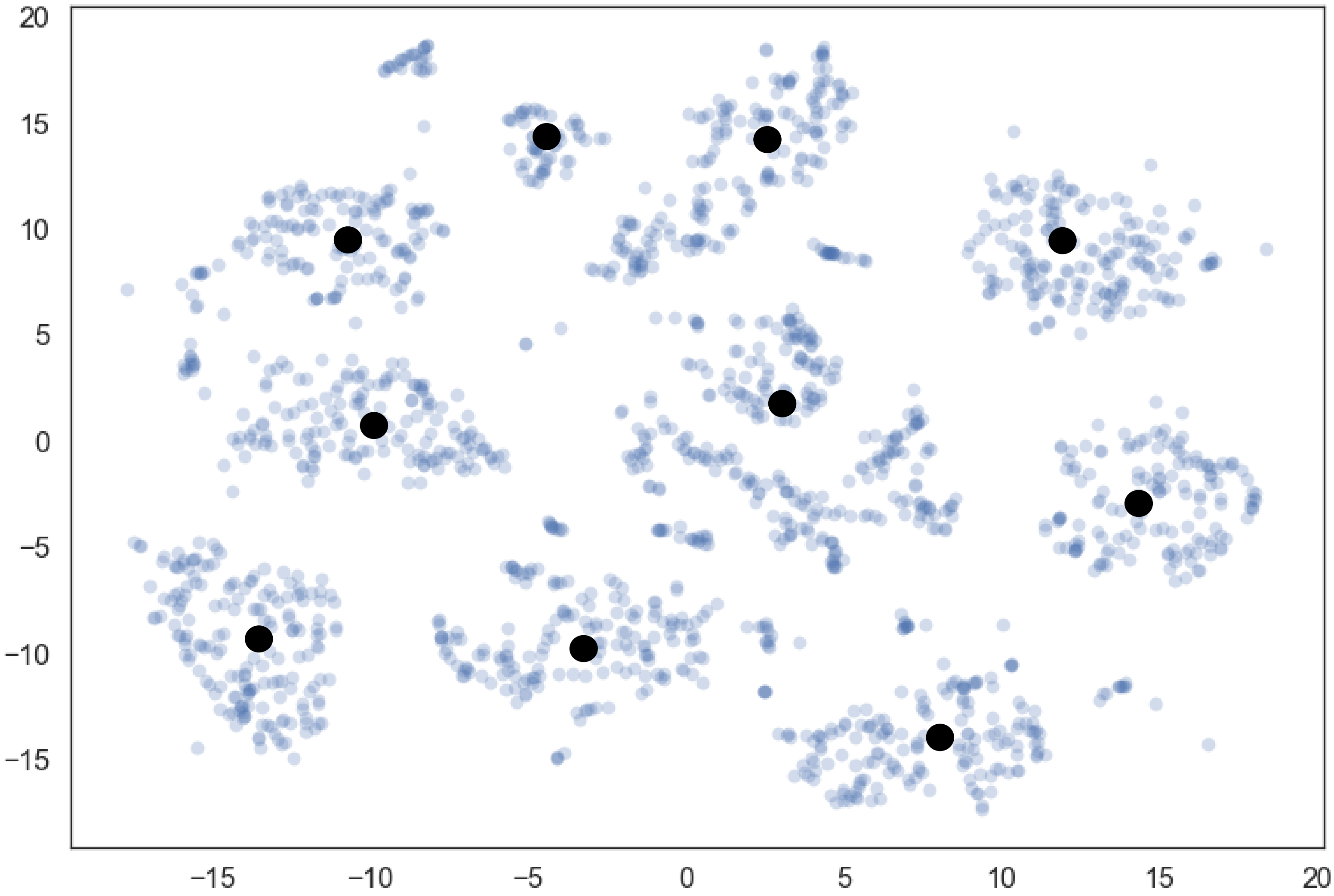
Desventaja:

- Sigue estimando Q *online* (depende del estado visitado) y require resolver un problema de costo computacional mayor.
- Problema crece m veces en número de variables. Normalmente requiere técnicas de descomposición para resolverlos (Benders y B&P).

Remendación del Chef:

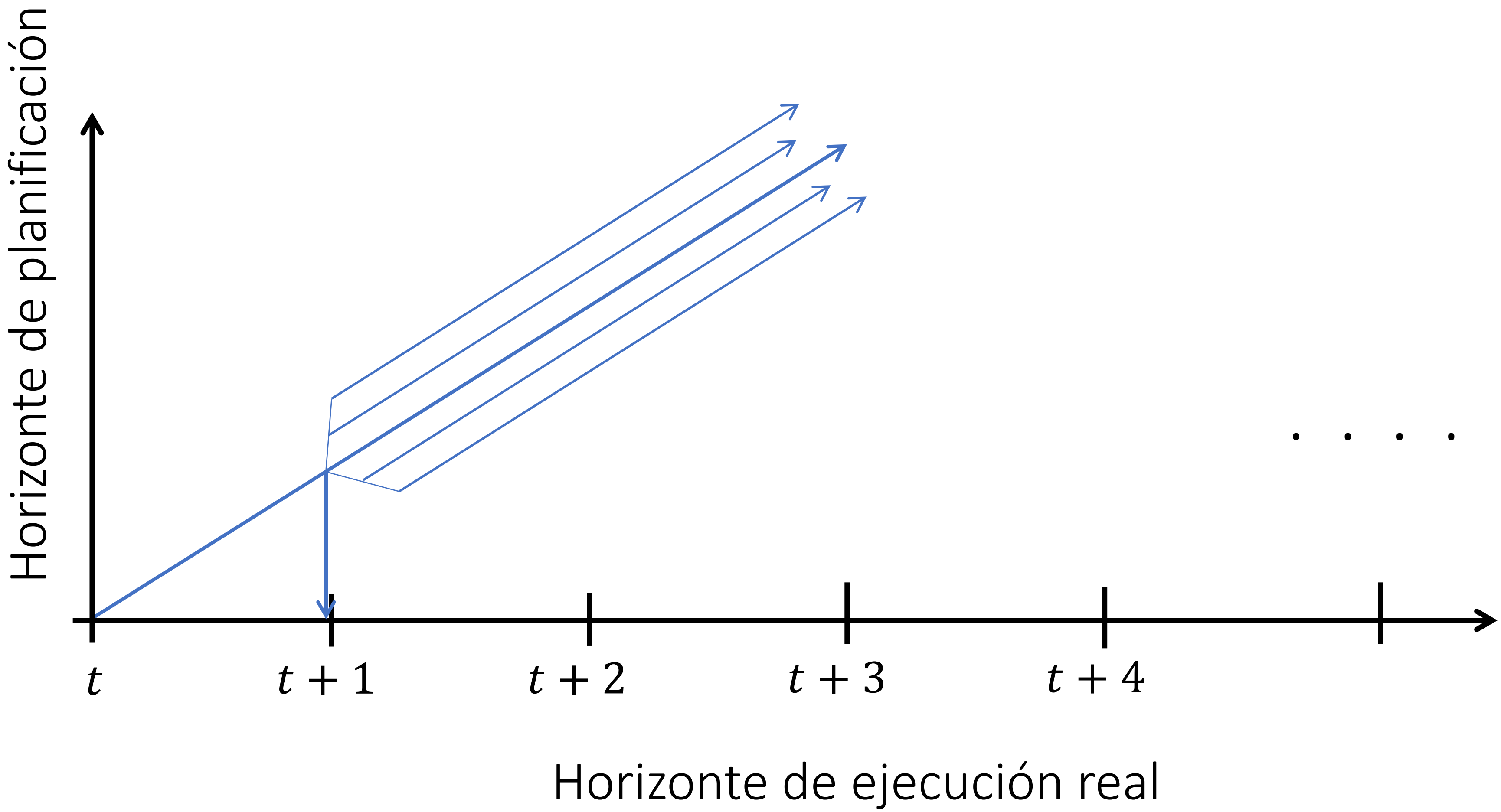
- No usar si no produce Bang for the Buck.
- Si hay incertidumbre (impredecible) en los datos
- Debe ser capaz de resolver el TSSP en línea.

Selección de Escenarios representativos



Horizonte Rodante Estocástico

Ilustremos un Horizonte rodante estocástico de 3 periodos.



Gestión de RRMM: HRE de 2 etapas

- Requerimientos para los próximos H periodos:

$$\mathcal{D}_t, \overline{\mathcal{D}}^i_{t+1}, \overline{\mathcal{D}}^i_{t+2}, \ldots, \overline{\mathcal{D}}^i_{t+H}$$

- Resolver problema de horizonte rodante:

$$\max_{\boldsymbol{y}\geq\mathbf{0},\boldsymbol{x}\in[\mathbf{0},\mathbf{1}]} \sum_{k\in\mathcal{D}_t} r_k x_k - \left(\sum_{j\in N} h_j(t) y^t_{jj} + \sum_{(j,w)\in A_t} c_{jw}(t) y^t_{jw}\right)$$

$$+\sum_{i=1}^m p_i \sum_{v=t+1}^{t+H} \left(\sum_{k\in\overline{\mathcal{D}}^i_v} r_k x^i_k - \left(\sum_{j\in N} h_j(v) y^{v,i}_{jj} + \sum_{(j,w)\in A_v} c_{jw}(v) y^{v,i}_{jw}\right)\right)$$

s.a.

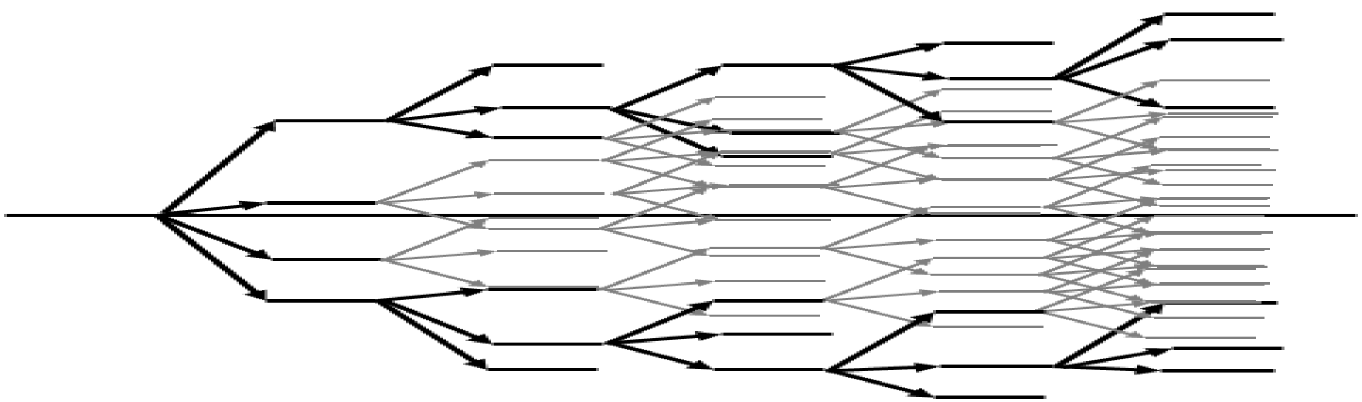
$$\sum_{w\in N} y^t_{j,w} + \sum_{k\in\mathcal{D}^+_{jt}} x_k = s_{j,t-1}, \qquad \forall j \in N,$$

$$\sum_{w\in N} y^{p,i}_{j,w} + \sum_{k\in\overline{\mathcal{D}}^{i+}_{jp}} x^i_k = \sum_{w\in N} y^{p-1,i}_{w,j} + \sum_{k\in\overline{\mathcal{D}}^{i-}_{jp}} x^i_k,$$

$$\forall j \in N, \forall i \in [m], \forall p = t+1, \ldots, t+H$$

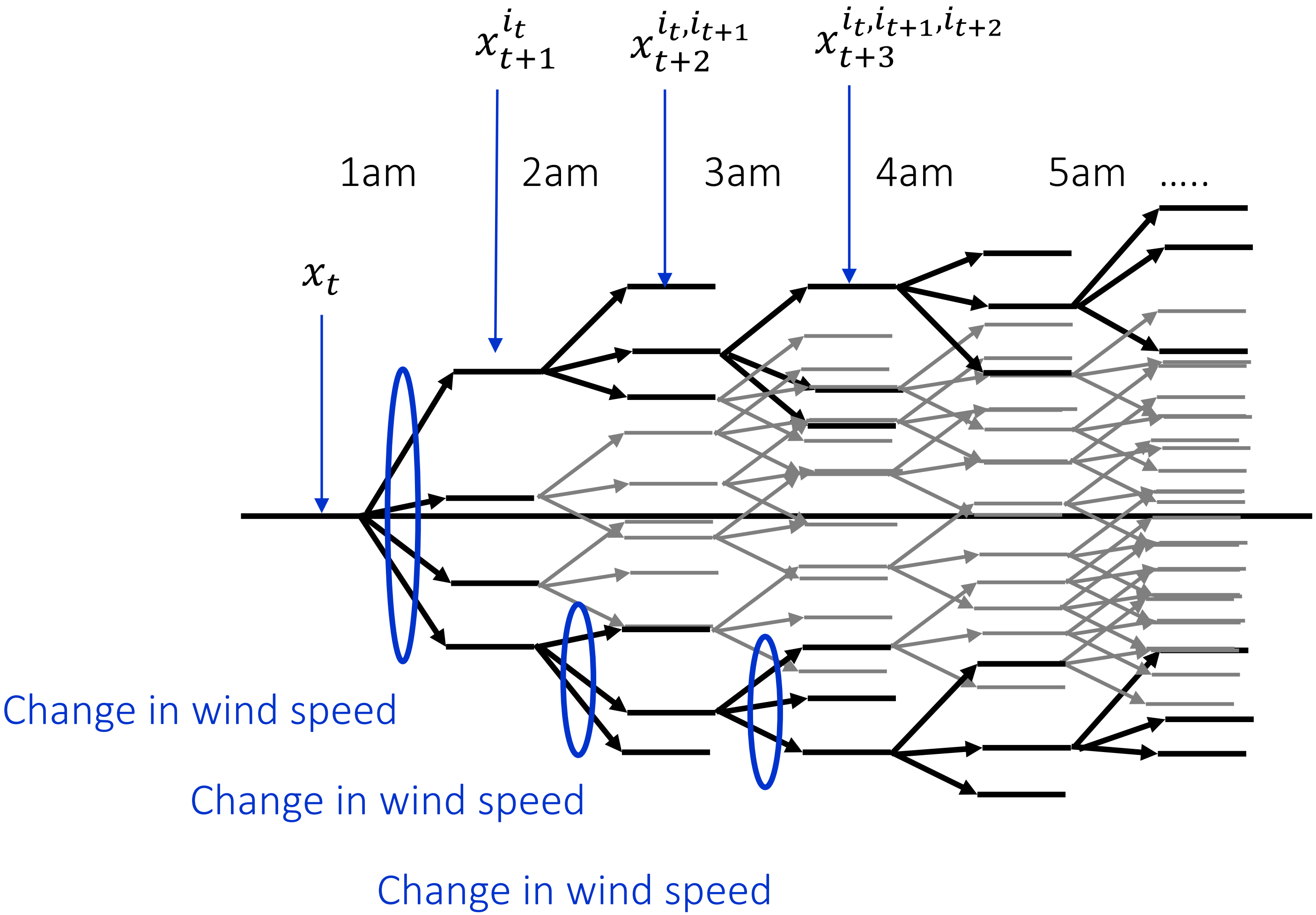
Horizonte Rodante Estocástico multi-etapa

- Repite el proceso con árboles de escenarios futuros.
- Modela varios estados de información para decisiones futuras.
- **Multi-stage Stochastic Programming**.



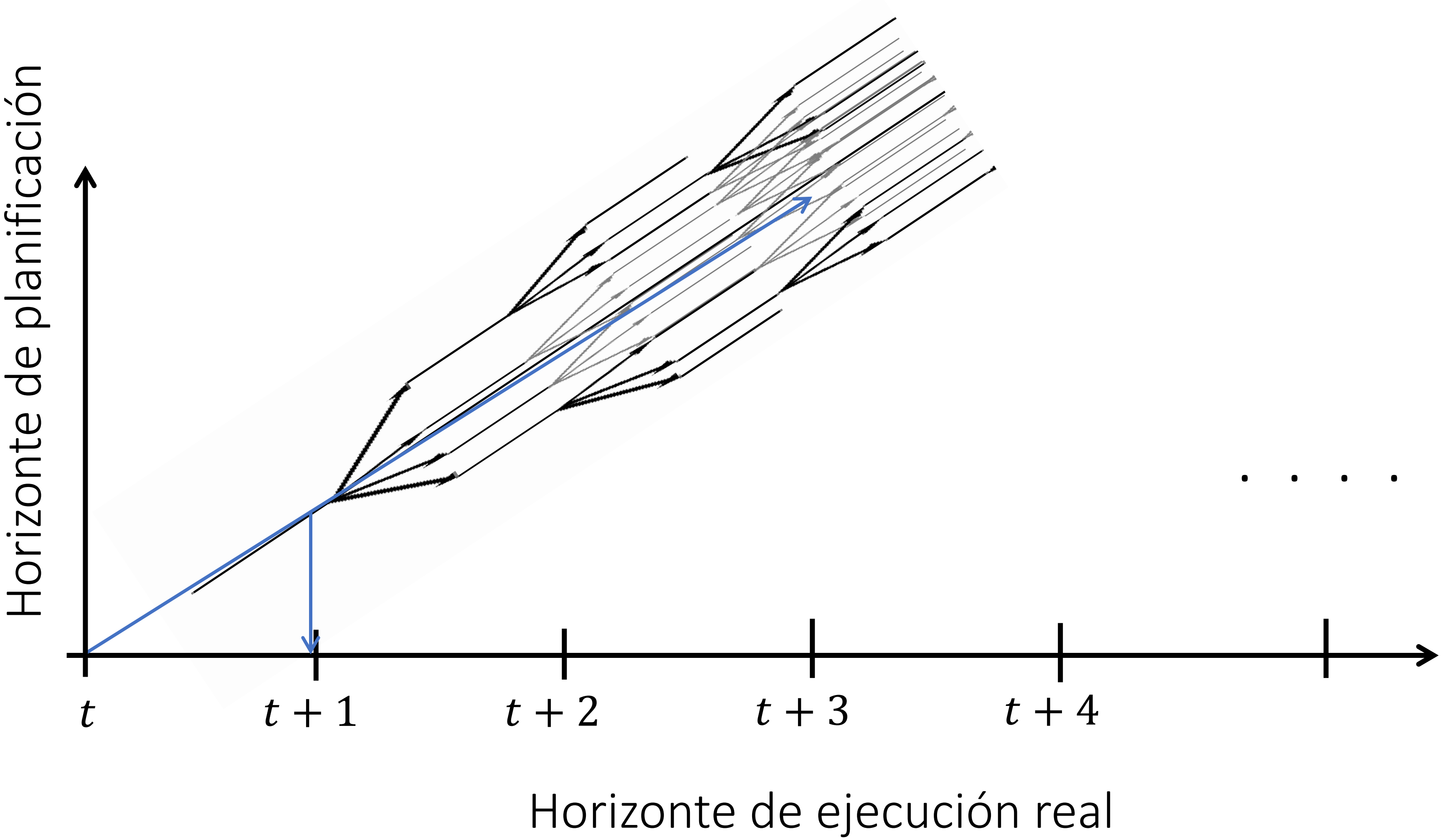
Ejemplo: Generación Eólica (Powell)

Horizonte rodante estocástico multi-etapas



Horizonte Rodante Estocástico Multi-etapa

Ilustremos un Horizonte rodante estocástico de 3 etapas.



Horizonte Rodante Estocástico Multi-etapa

Ventaja sobre HR:

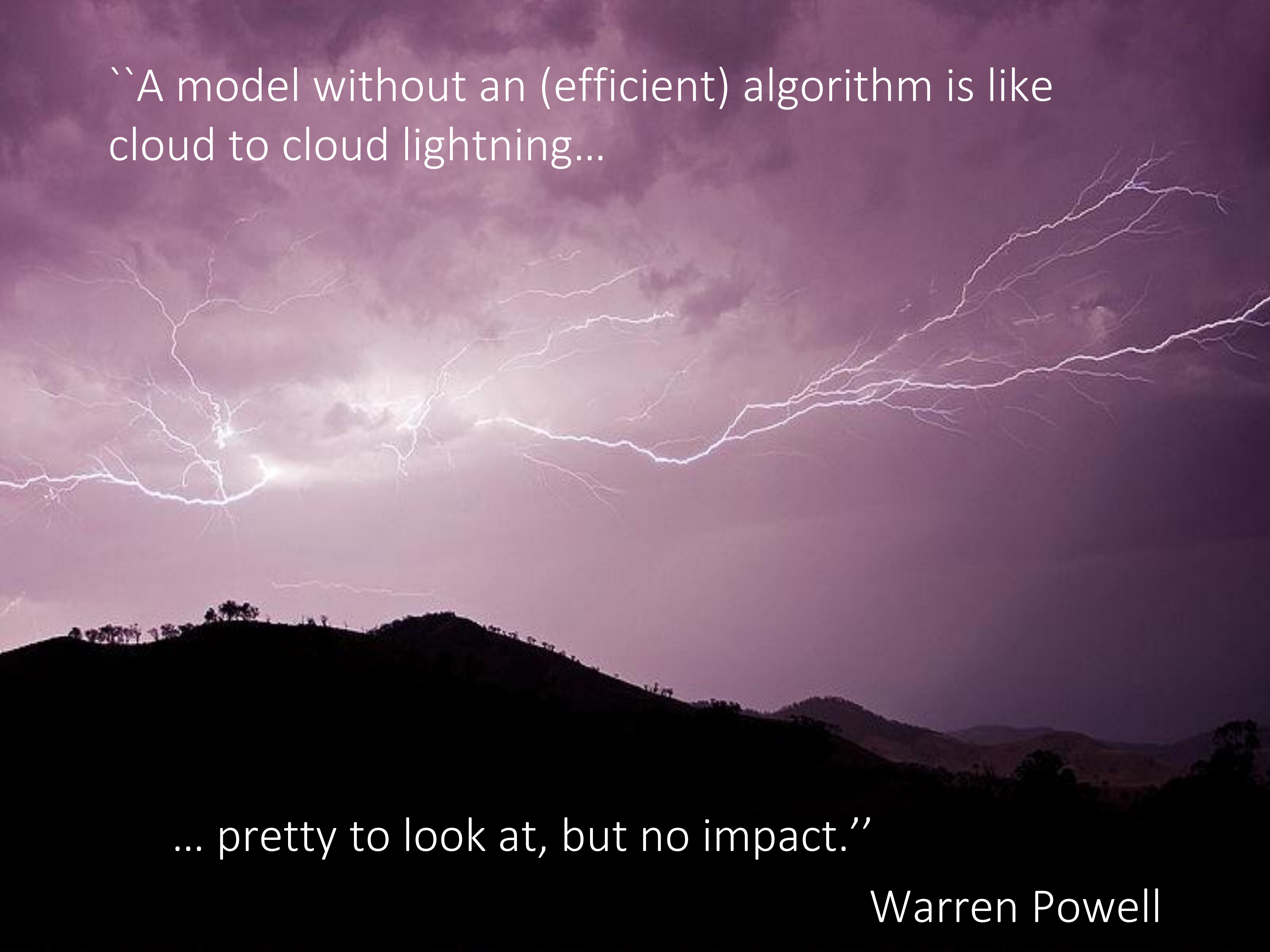
- **Feedforward (multi-etapa).** Capaz de trabajar con variabilidad.

Desventajas sobre HR:

- Costo de cómputo *online* explosivo.
- Muchas veces es incompatible con tiempos de decisiones secuenciales.

Remendación del Chef:

- En los poco problemas donde es posible resolverlo en línea y si paga el costo.


``A model without an (efficient) algorithm is like cloud to cloud lightning…
… pretty to look at, but no impact.''
Warren Powell

Cuarta Parte:
Clase 4 – *Horizontes Rodantes*

Optimización Dinámica - ICS

Mathias Klapp