Principios de la operación óptima de sistemas dinámicos estocásticos.

Instituto de Ingeniería Eléctrica.
Facultad de Ingeniería
Universidad de la República Oriental del Uruguay.

Ruben Chaer.
Agosto 2023 – Montevideo- Uruguay.

Algunos significados

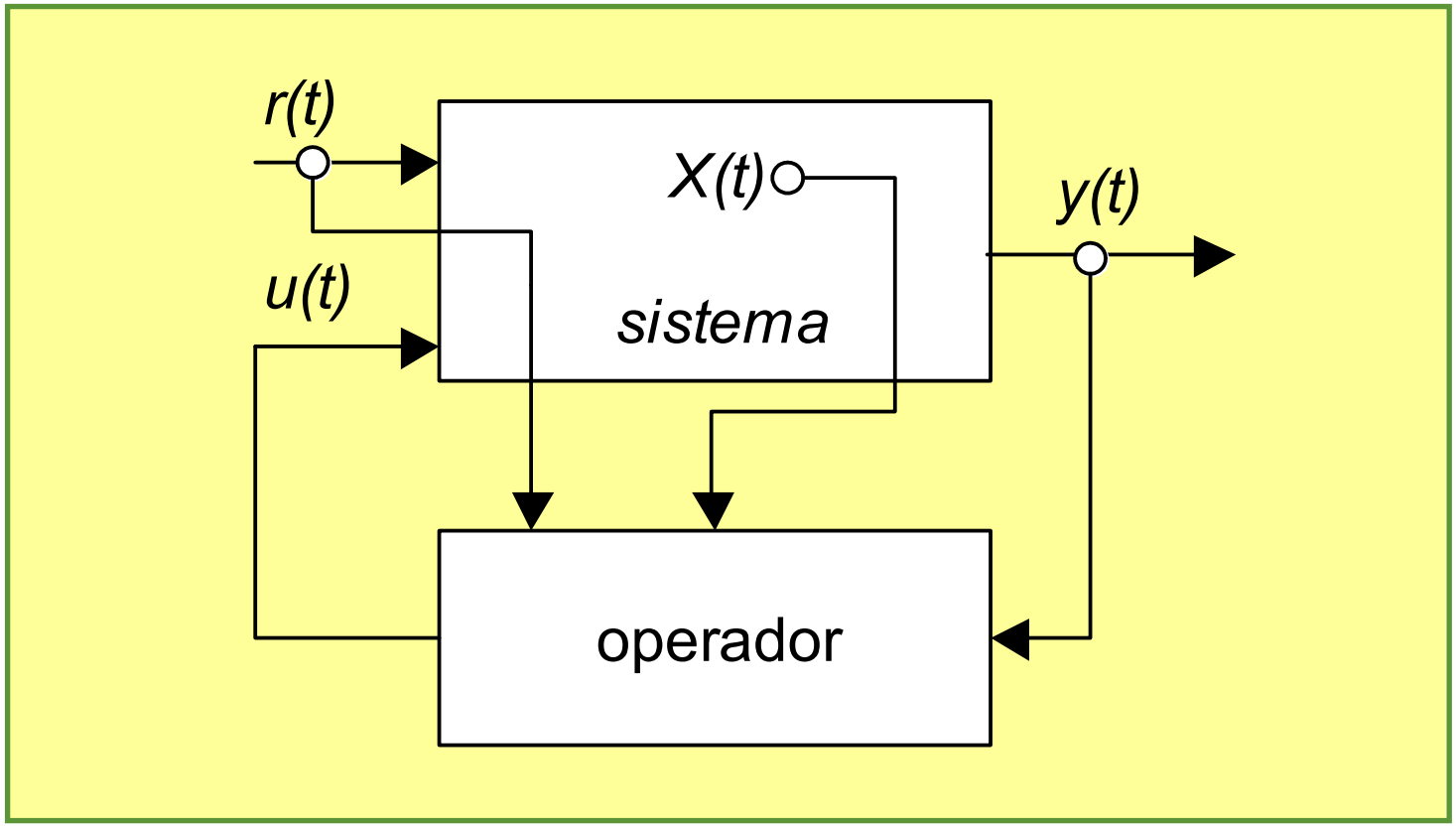
- Variable Aleatoria r
- Realizaciones
- Función densidad de probabilidad pdf(r)
- Proceso Estocástico r(t)
- Realizaciones
- Sistema
- Estado x(t)

Vinculación temporal de las decisiones.

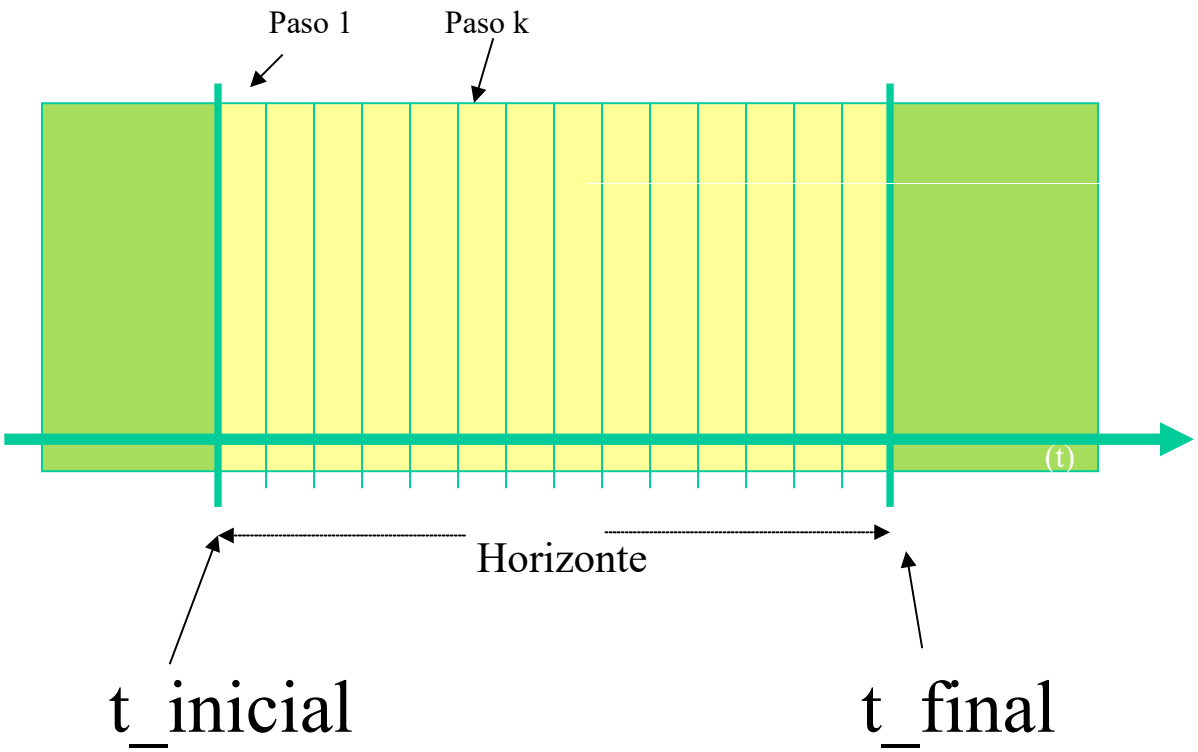
El uso de los recursos almacenados (agua) en el presente produce un incremento en los costos operativos futuros. La postergación del uso de un recurso almacenado produce un incremento en los costos del presente.

La Política Óptima es aquella que equilibra el impacto del costo entre el presente y el futuro.

Operación de sistemas dinámicos. Definición de Estado.



Simulación



Modelo del Sistema
ecuación de Evolución del Estado

$$x_{k+1} = f\left(x_k, u_k, r_k, k\right)$$

Esa ecuación captura “la dinámica del sistema”.

Es una restricción al control del sistema.

SimSEE

Costo de Etapa

$$ce_k = CE\left(x_k, u_k, r_k, k\right)$$

Política de Operación.

$$u_k = po\left(x_k, r_k, k\right)$$

Costo Futuro de una realización

$$R_k = \{r_k, r_{k+1}, \ldots\ldots\}$$

$$U_k = \{u_k, u_{k+1}, \ldots\ldots\}$$

$$CF(x, U_k, R_k, k) = \sum_{j=k}^{\infty} q^{j-k} \cdot CE(x_j, u_j, r_j, j)$$

$$x_{j+1} = f(x_j, u_j, r_j, j)$$

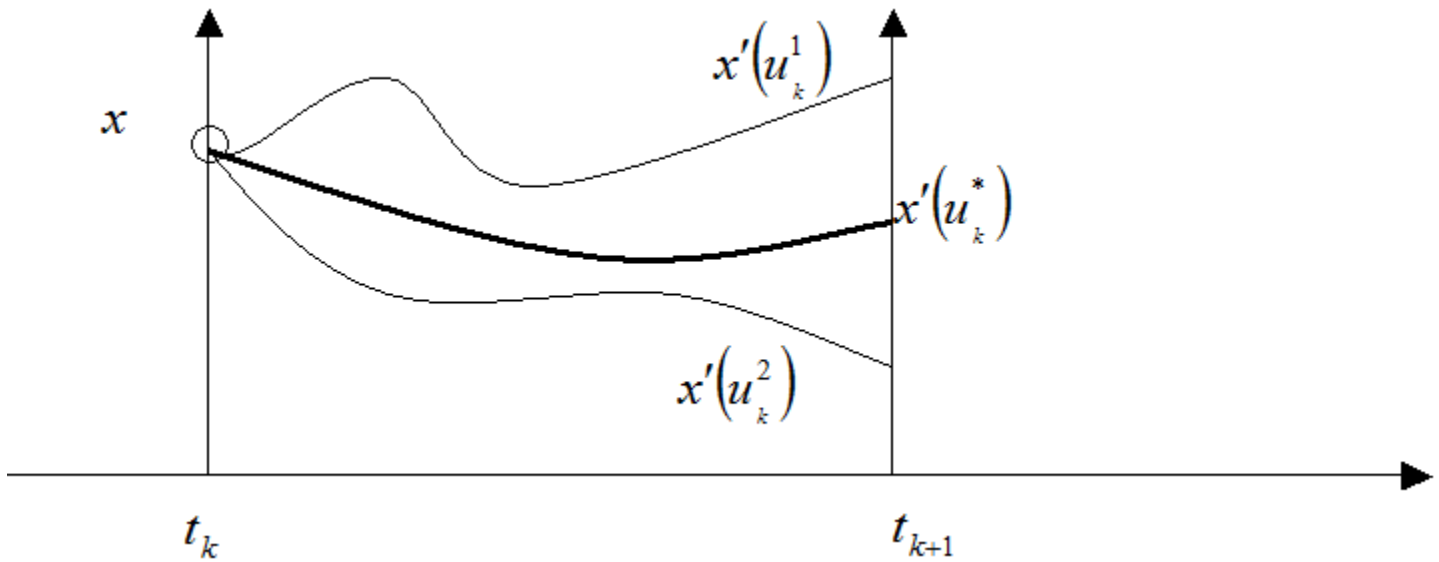
$$u_k = po(x_k, r_k, k)$$

$$CF(x, k) = \langle CF(x, U_k, R_k, k) \rangle_R$$

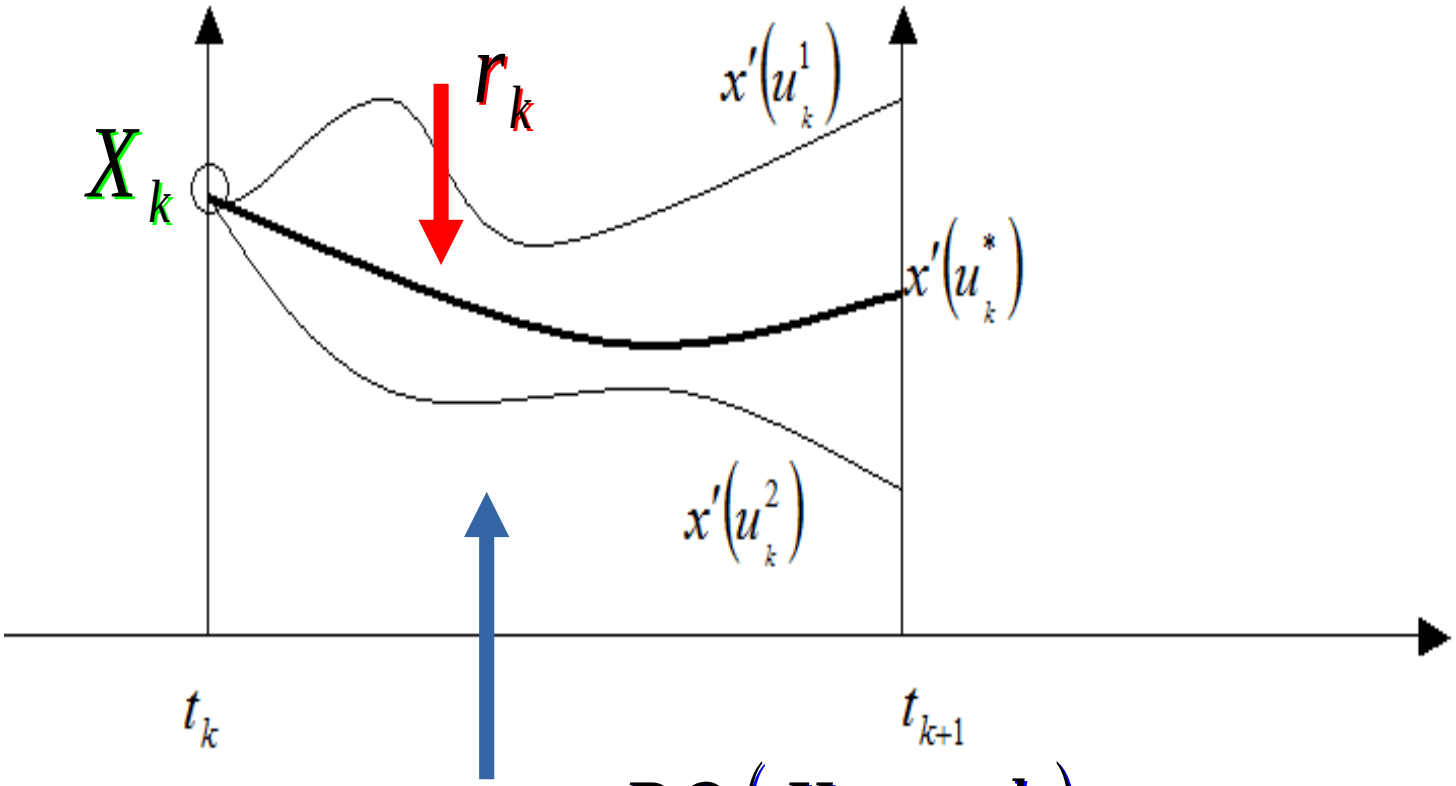
Recursión de Bellman y causalidad temporal.

$$CF(x, U_k, R_k, k) = CE(x, u_k, r_k, k) + q \cdot CF(x', U_{k+1}, R_{k+1}, k+1)$$

$$x' = f(x, u_k, r_k, k)$$



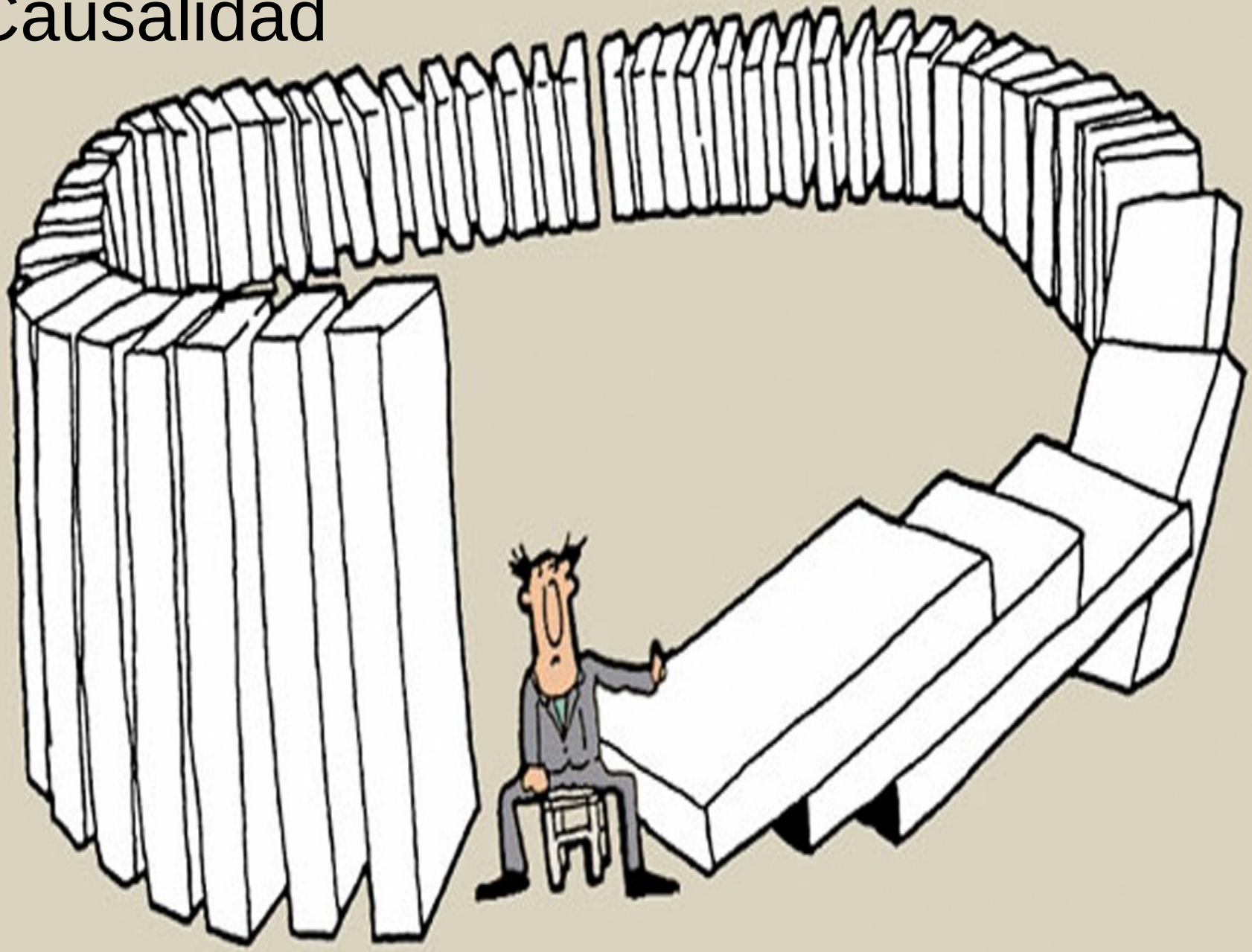
- Future Coste, Operating Cost and Bellman's recursion.



$$u_k = PO(X_k, r_k, k)$$

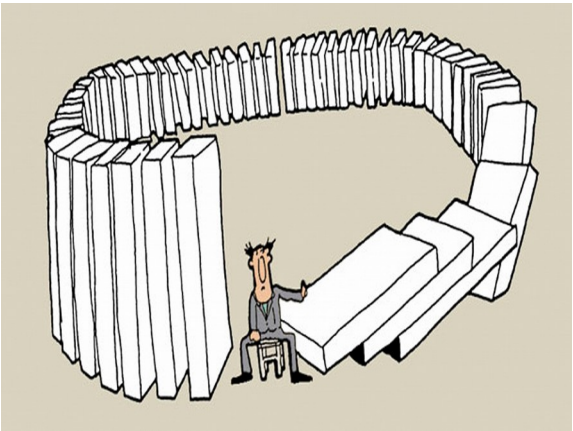
$$CF(x,k) = \langle CE(x, u_k, r_k, k) + q \cdot CF(x', k+1) \rangle_{r_k}$$

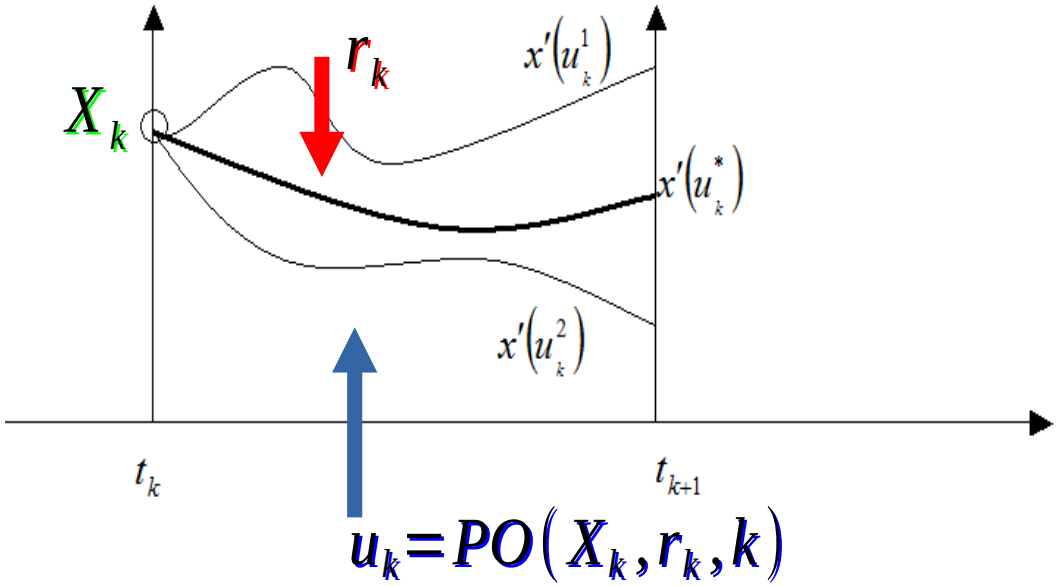
- Causalidad



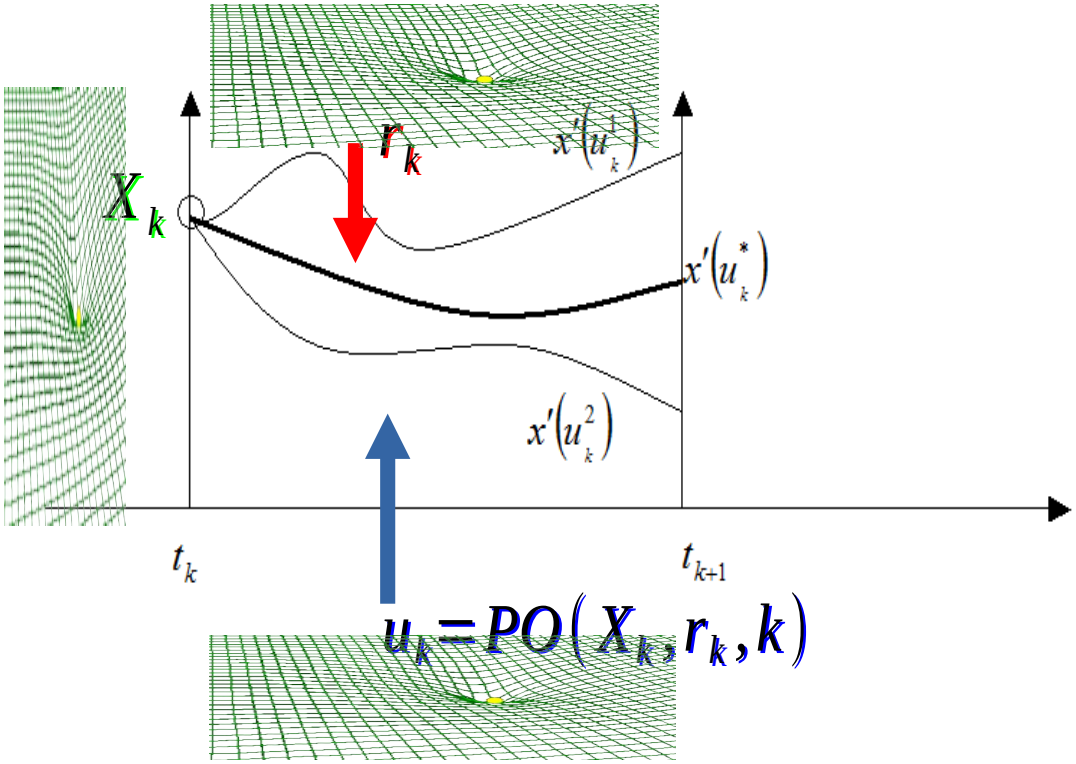
PO_Optima = Minimizar el valor esperado del Costo Futuro

$$CF(x,k) = \langle \min_{u_k} \{ CE(x,u_k,r_k,k) + q \cdot CF(x',k+1) \} \rangle_{r_k}$$





Maldición de la dimensionalidad de Bellman



$$Dim(u) \times N_{X_1} \times N_{X_2} \ldots \times N_{X_{Dim(X)}} \times N_{r_1} \times N_{r_2} \ldots \times N_{r_{Dim(r)}} \times N_k$$

Programación por ETAPAS

(Luchando contra la Maldición de Bellman)

Largo Plazo (LP)
Varios años Paso Semanal

$$CF_{LP}(X_{LP}, k)$$

Mediano Plazo (MP)
Varios meses Paso Diario

$$CF_{MP}(X_{MP}, k)$$

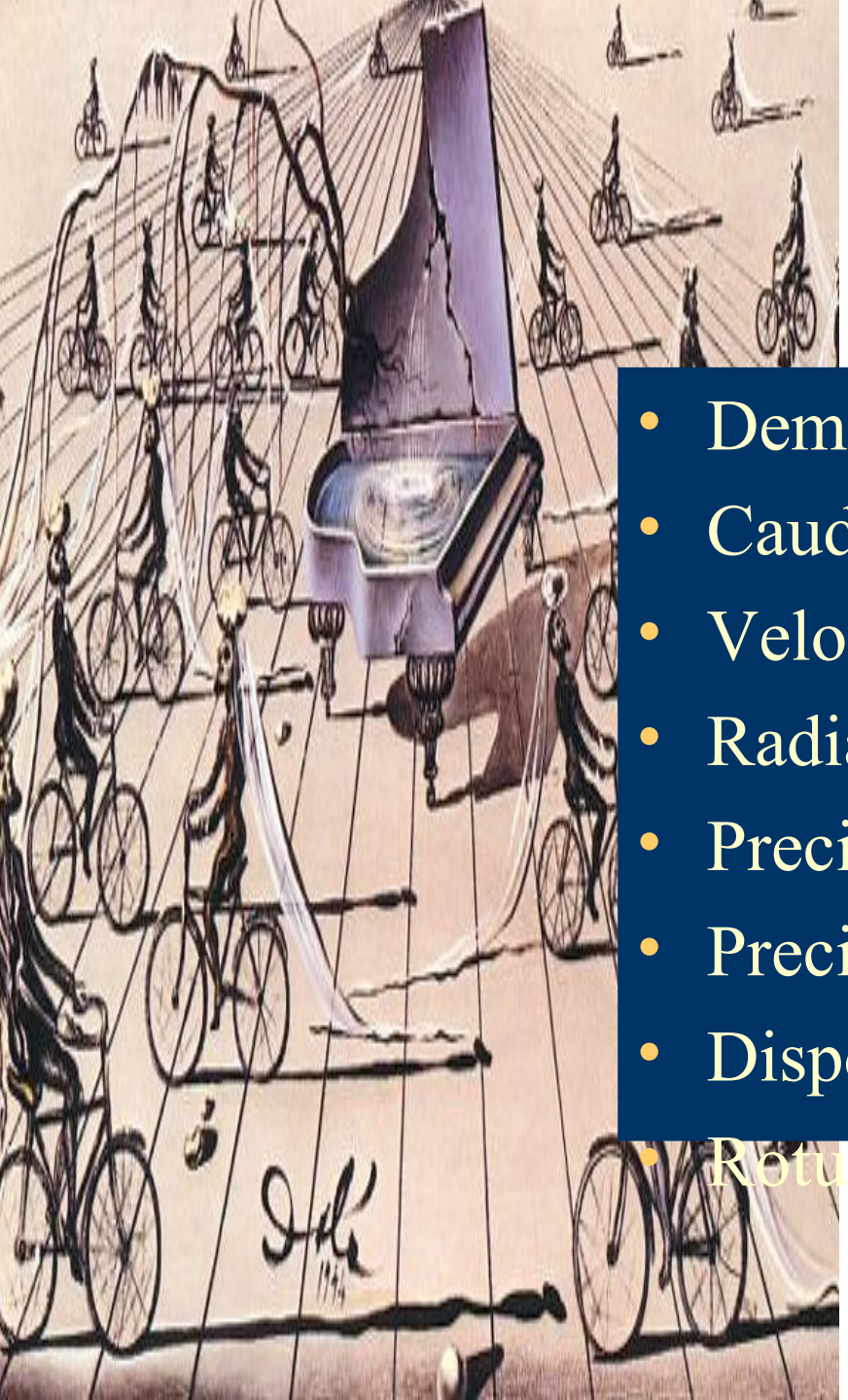
Corto Plazo (CP)
Una semana Paso Hoario

$$CF_{MP}(X_{CP}, k)$$

Programación Dinámica Aproximada.
(Luchando contra la Maldición de Bellman)

- SDDP. buen manejo de embalses plurianuales. Representación de "lo estocástico" por de escenarios que para lograr una buena representación cae en la Maldición de Bellman (por la explosión combinatoria de los escenarios)
- Rolling Horizonts (Plexos) buen manejo de las restricciones temporales de corto plazo, pero dificultades para crear una verdadera política de operación de reservorios con constantes de tiempo dispares.
- Reinforcement Learning. Resultados prometedores. Se deja al Agente (Robot) elegir en qué utiliza el poder de representación y aprendizaje. De alguna forma tendrá que decidir si simplifica representaciones de largo o corto plazo.

Representación de la incertidumbre.

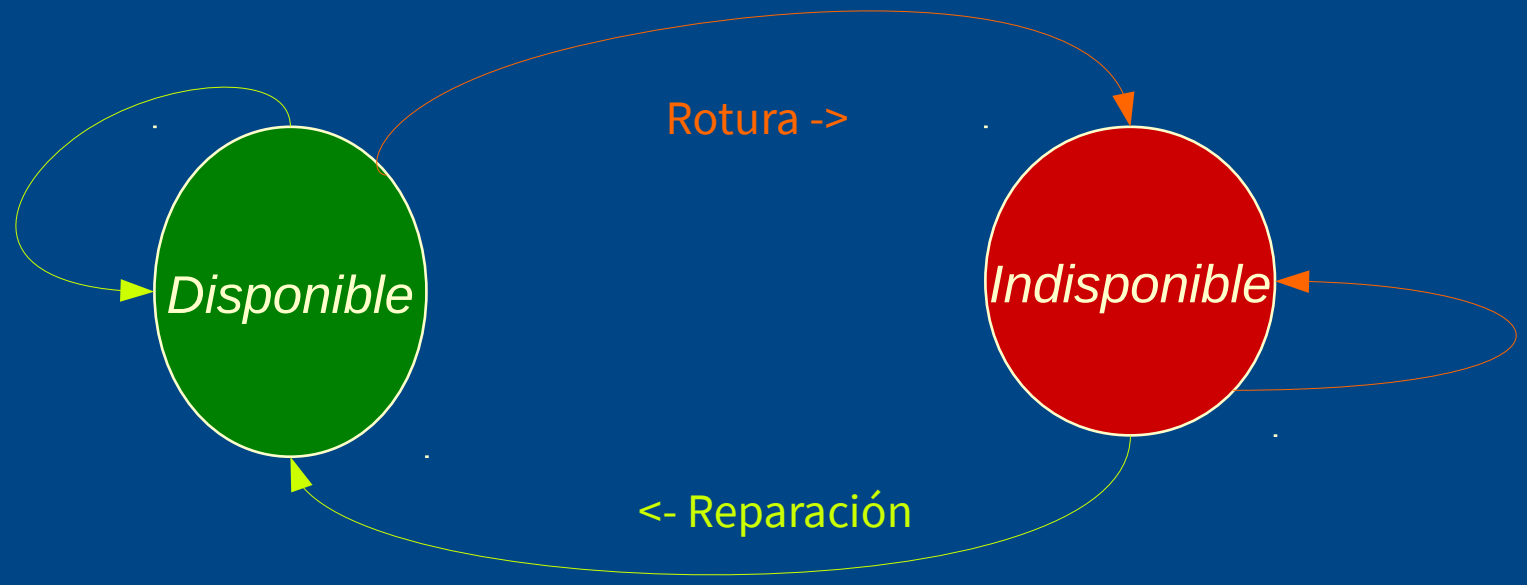


SimSE
E

Fuentes de aleatoriedad

- Demanda eléctrica.
- Caudales de aportes hídricos.
- Velocidad del viento.
- Radiación solar.
- Precio de los mercados regionales.
- Precios de los combustibles.
- Disponibilidad de combustibles.
- Roturas fortuitas.

Disponiblidad de Generadores, líneas de transmisión, etc.



- Si no representamos el estado de Disponible/Indisponible, con pasos de tiempo de simulación pequeños, el efecto de la Inercia del proceso de Rotura/Reparación es subestimado.
- Cada unidad representada agrega una variable de estado booleana.

Modelos CEGH.

- Conservan histogramas de amplitudes.
- Conservan correlaciones.

Mundo Real

TNL (lentes)

Mundo Gaussiano

Fundamentos del CEGH.

- Dado un conjunto de series de datos, como ser caudales medios semanales a las represas.
- ¿Cómo introducir esa aleatoriedad en las simulaciones?.
- ¿Cómo generar series sintéticas con iguales características que las series de datos?

Qué Modelar, Qué Conservar.

- Histograma de Amplitudes.
- Condicionamientos estadísticos.
- Los condicionamientos estadísticos con el pasado deben estar representados en la ecuación de evolución del sistema e implican la identificación de El Estado del proceso.

Solución 0 Estado Serie determinística.

- Simplemente suponer que esas series históricas de medidas se repiten y ver cómo se comporta el sistema con esas entradas.
- Si durante el proceso de Optimización se utiliza una serie determinística el optimizador calculará la política óptima conociendo el Futuro. En la realidad no podrá operar así, porque seguramente no se repita el pasado Tal Cual.

Solución 0 Estado Con incertidumbre.

- Este es el caso por ejemplo en que el proceso estocástico realmente no tiene memoria. Y es aplicable para ciertos procesos. Por ejemplo, la rotura fortuita de máquinas generalmente se modela como un sorteo sin memoria que determina si una unidad está o no disponible para el paso de tiempo simulado.
- No es aplicable en casos donde el pasado realmente condiciona el futuro.

Qué queremos

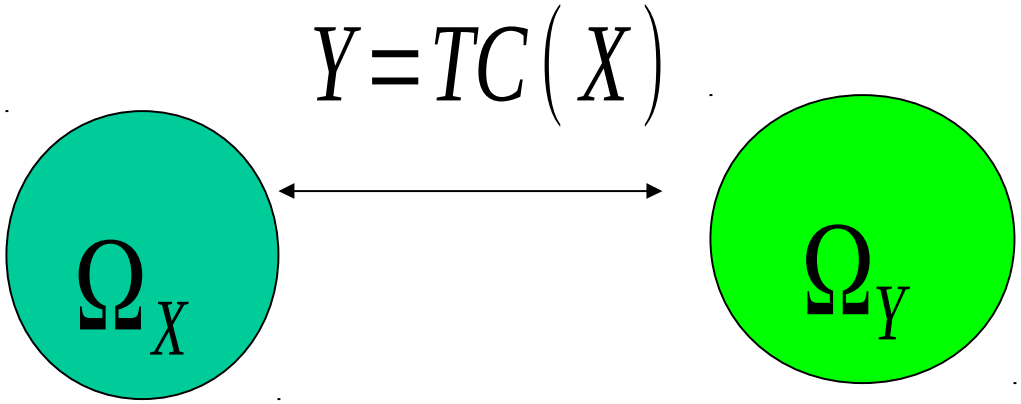
- Un modelo que capte los condicionamientos estadísticos de las series de datos entre si y con sus pasados.
- Un modelo que capte las probabilidades de ocurrencias de las diferentes amplitudes de las variables aleatorias.

Herramientas disponibles

- Terrible arsenal para tratamiento de sistemas lineales invariantes en el tiempo.
- Algunos resultados aplicables a procesos ergódicos.
- Algunos resultados sobre procesos gaussianos.

Transformaciones Compactas.

- Biunívoca y que transforme todo compacto en un compacto.



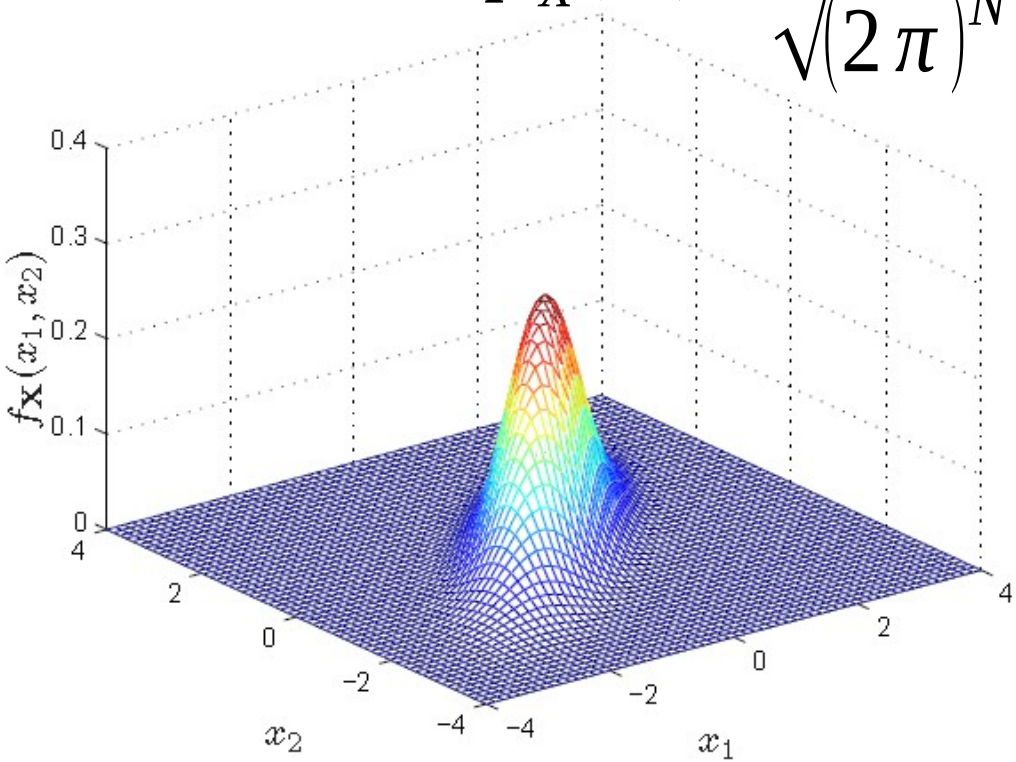
$$\int_{\Omega_X} p_X(X)\, m(X)\, \delta X = \int_{\Omega_Y} p_Y(Y)\, m\left(TC^{-1}(Y)\right) \delta Y$$

Matriz de Covarianzas

$$\Sigma = \langle X \cdot X^T \rangle$$

FDP Gaussiana

$$p_X(X) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N \cdot |\Sigma|}} \cdot e^{-\left(\frac{1}{2} X^T \Sigma^{-1} X\right)}$$



$$\Sigma = \langle X \cdot X^T \rangle$$

Modelos lineales

$$X_{k+1} = \sum_{h=0}^{h=n-1} A_h X_{k-h} + \sum_{h=0}^{h=m-1} B_h R_{k-h}$$

$$Y_k = C X_k$$

- Potentes herramientas.

Si las R son gaussianas indep. las X y las Y son gaussinas.

Modelo CEGH

Correlaciones en Espacio Gaussiano con Histograma.

Datos Reales

TNL

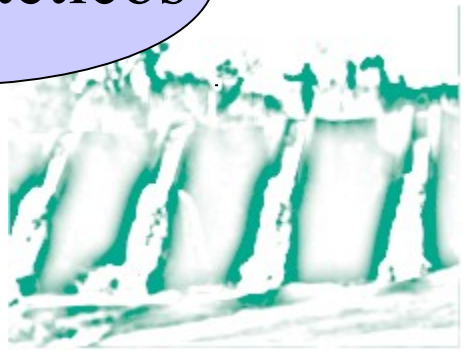
Mundo G

Identificación

Mundo GS

TNL^{-1}

Datos Sintéticos



Modelos CEGH.

Espacio Gaussiano:
Sistema lineal multi-variable alimentado por vector de Ruido Blanco Gaussiano.

$$X_{k+1} = \sum_{h=0}^{h=n_r-1} A_h X_{k-h} + \sum_{h=0}^{h=m-1} B_h R_{k-h}$$

Permite definir reducciones del estado.

Permite la incorporación de información de Pronósticos.

Matríz de Covarianzas

	B	P	S
B	1.000	0.571	0.536
P	0.571	1.000	0.296
S	0.536	0.296	1.000

$$\Sigma = \langle X \cdot X^T \rangle$$

$$p_X(X) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N \cdot |\Sigma|}} \cdot e^{-\left(\frac{1}{2} X^T \Sigma^{-1} X\right)}$$

Matriz A y B del filtro (1 paso)
Bonete, Palmar y Salto

$$\begin{vmatrix} B[k] \\ P[k] \\ S[k] \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0.76 & 0.02 & 0.08 \\ 0.16 & 0.63 & 0.01 \\ 0.12 & -0.03 & 0.78 \end{vmatrix} * \begin{vmatrix} B[k] \\ P[k] \\ S[k] \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 0.38 & -0.18 & -0.40 \\ 0.61 & 0.25 & 0.17 \\ 0.18 & -0.48 & 0.24 \end{vmatrix} * \begin{vmatrix} R1[k] \\ R2[k] \\ R3[k] \end{vmatrix}$$

Estado = 3x1

(modelado marzo 2008)

Radiación Solar - Datos

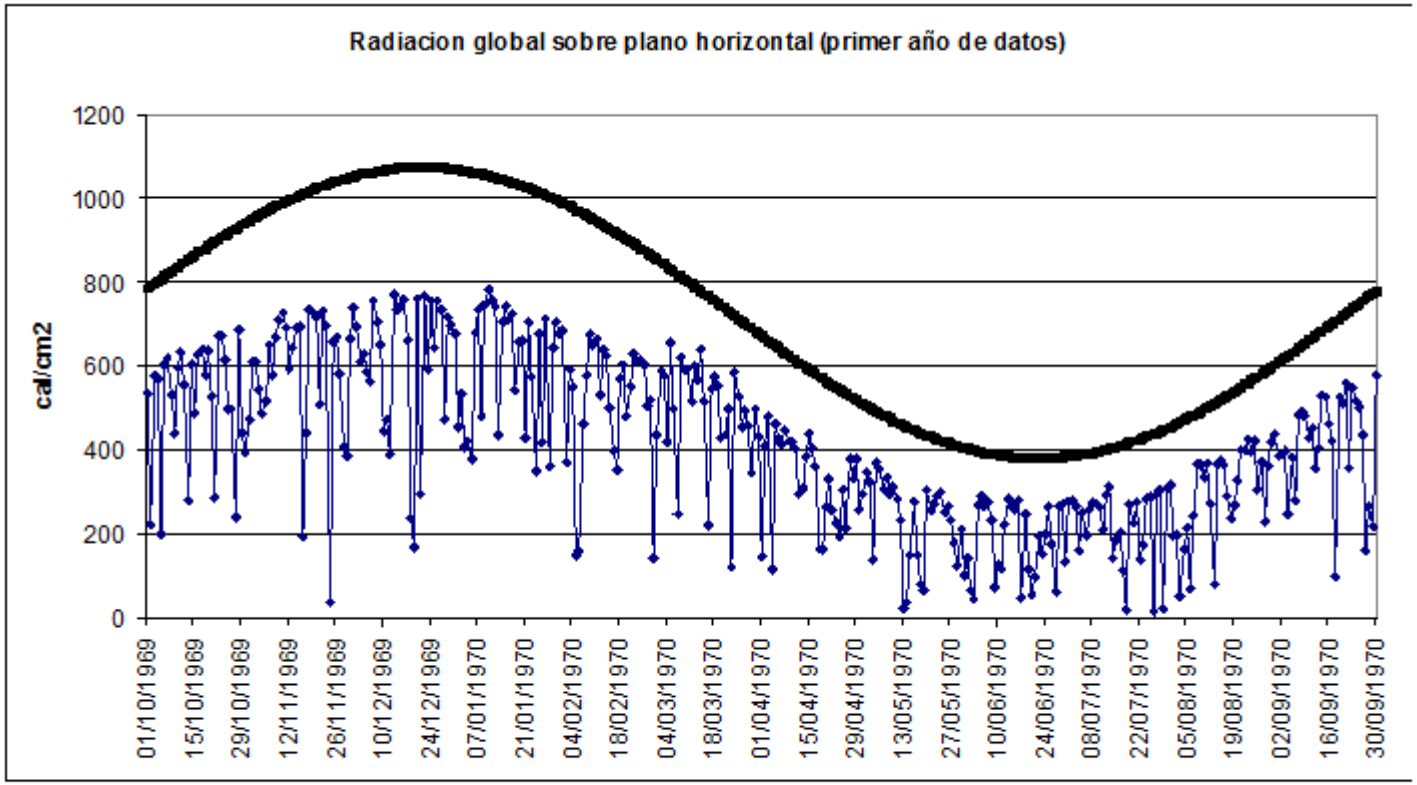


Fig. 1. Un año de radiación solar global, sobre plano horizontal.

Radiación Solar – Kt

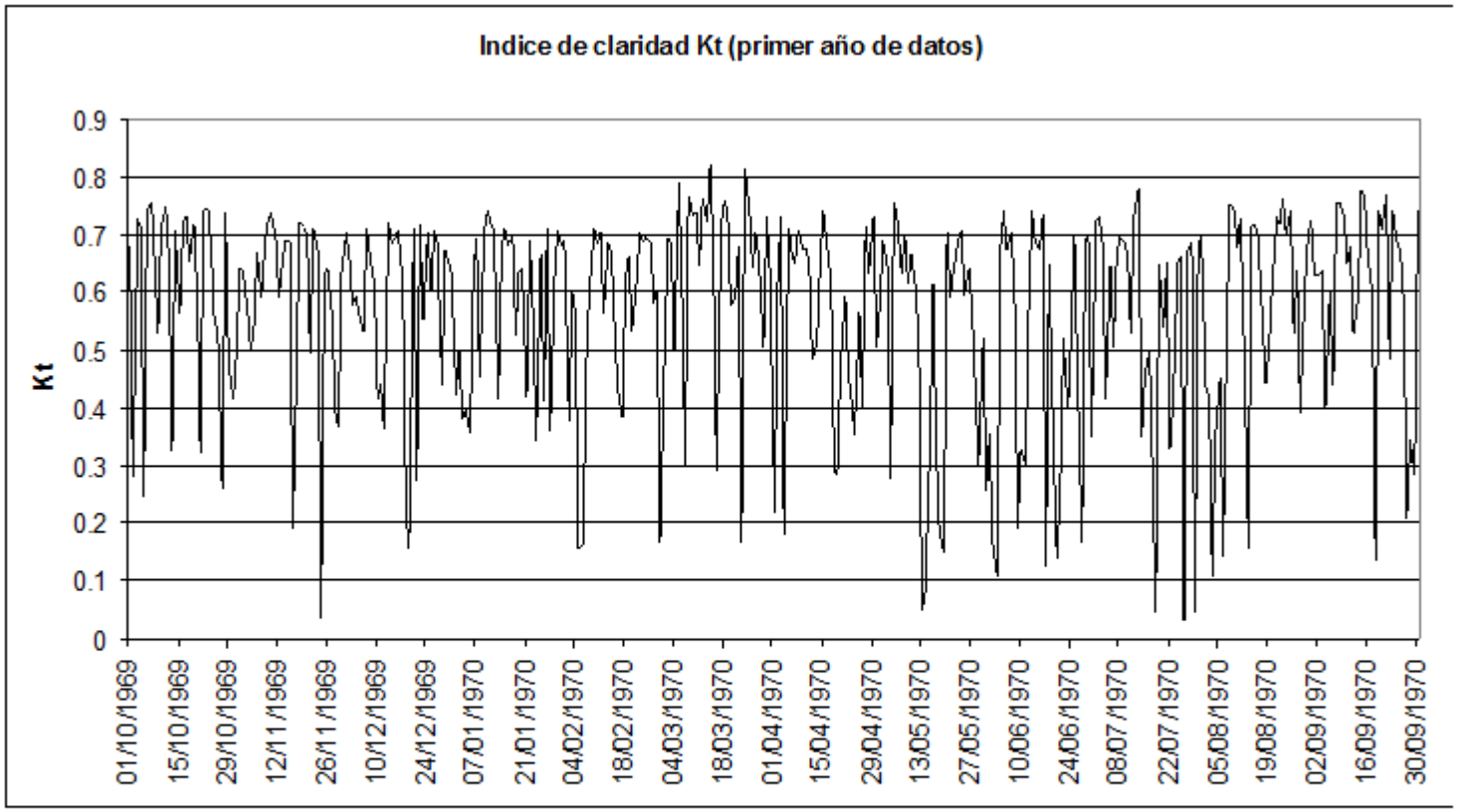
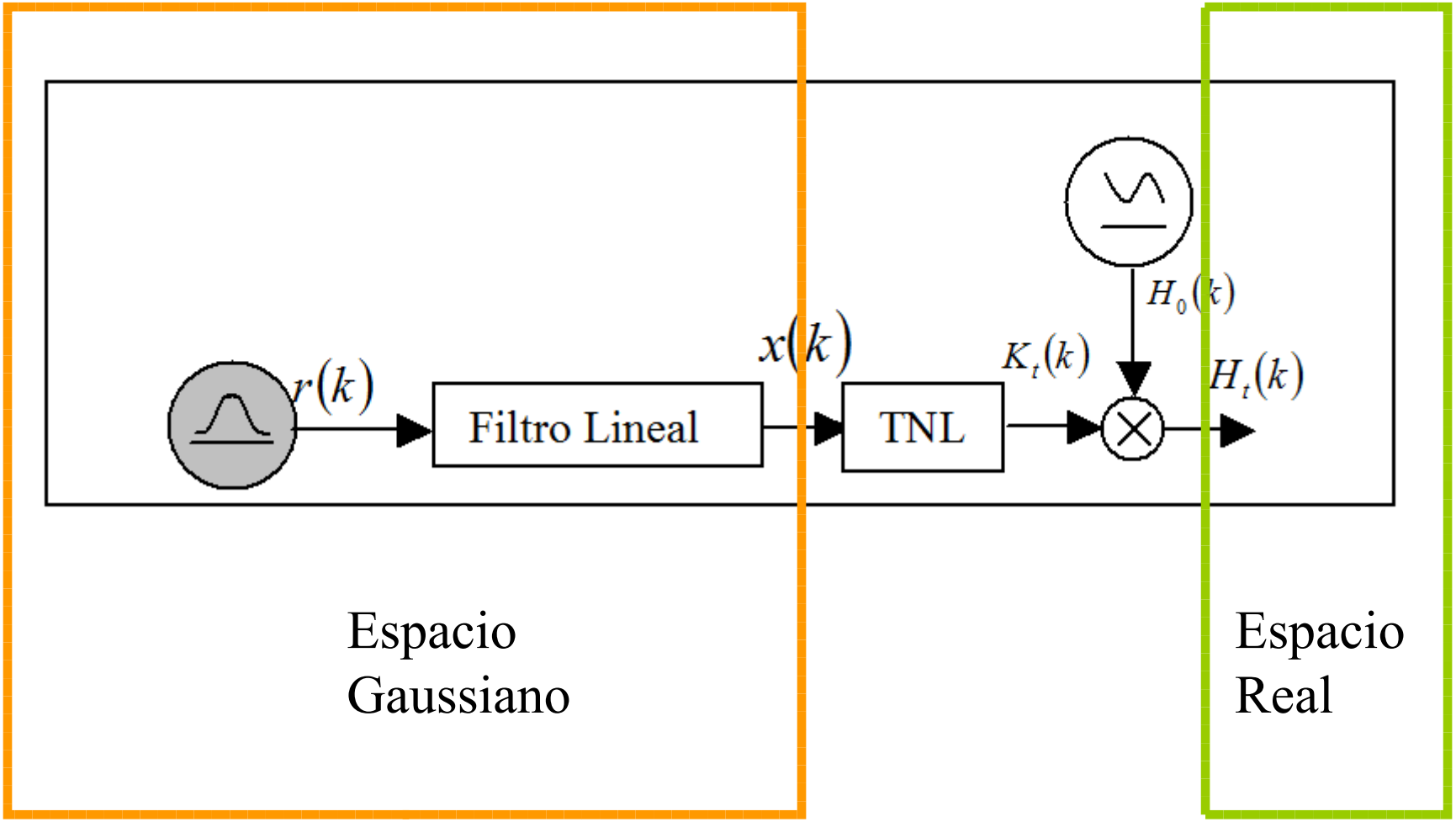


Fig.2 Un año de datos de índice de claridad Kt.

Radiación Solar - Modelo



Radiación Solar – Deformador 1

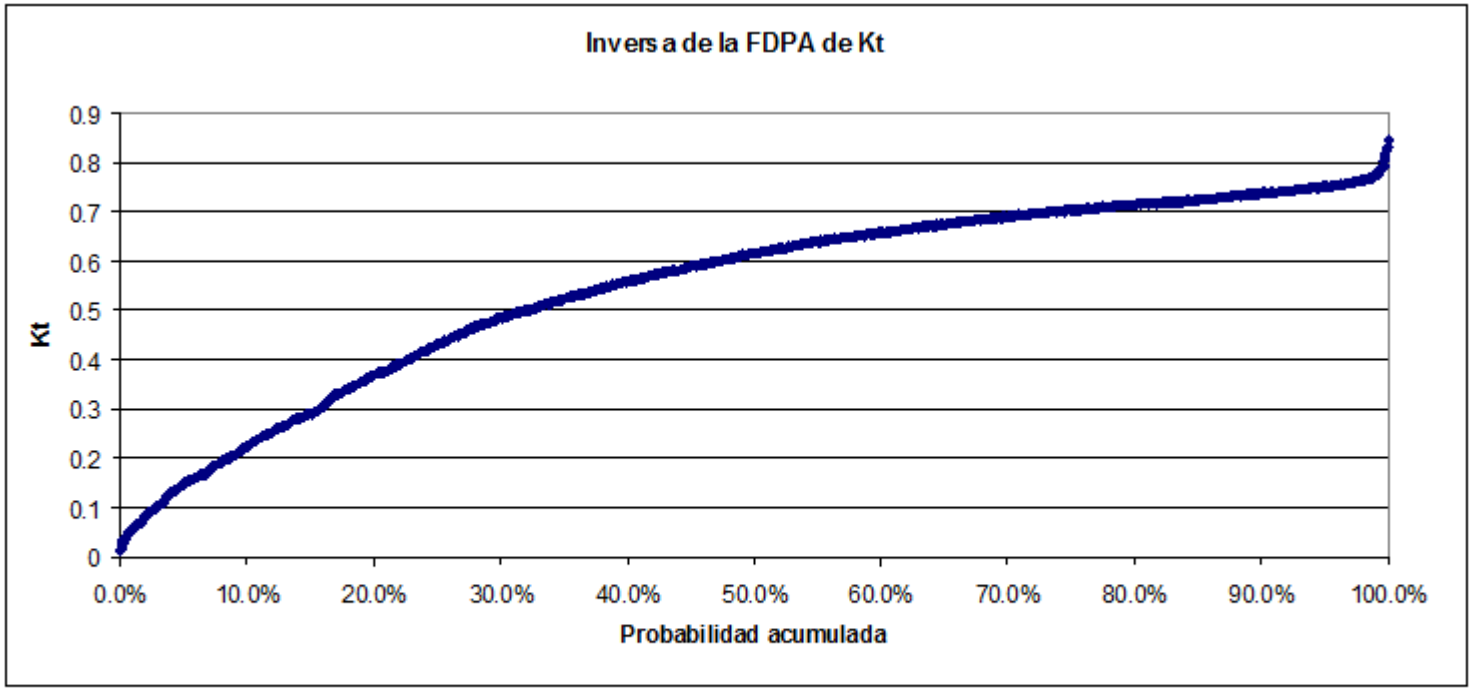
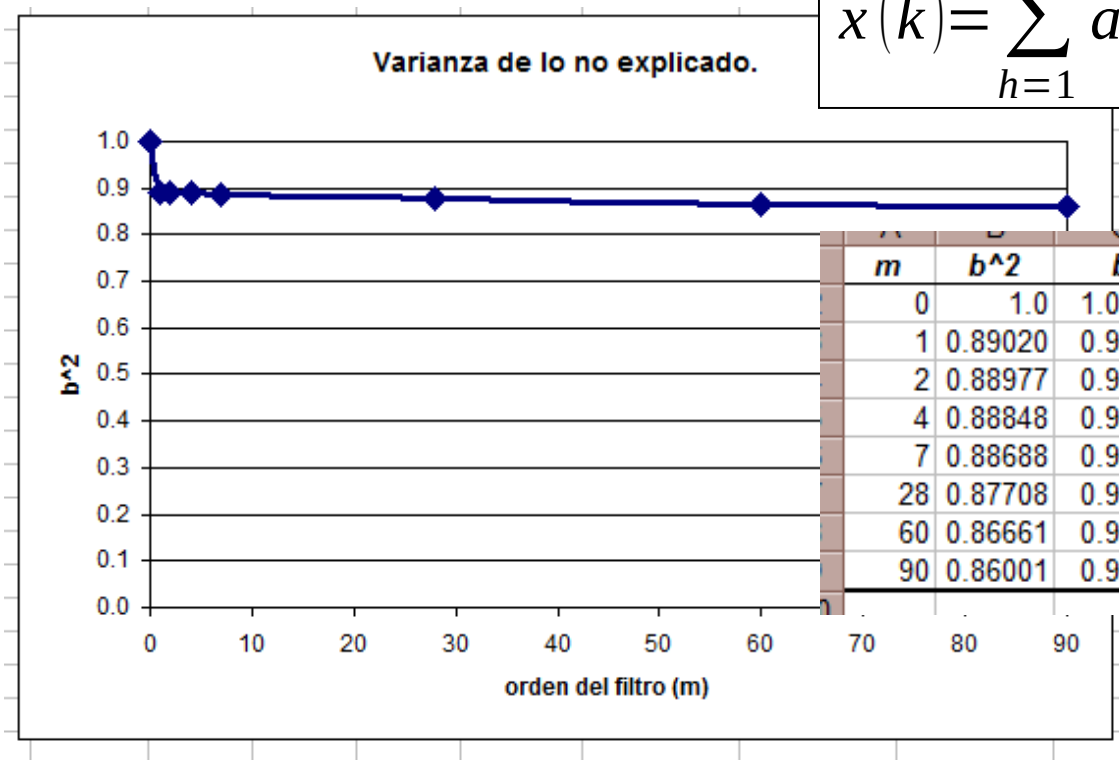


Fig. 4 Inversa de la FDPA de los $K_t(k)$ de la serie de datos.

Radiación Solar – Filtro Lineal

$$x(k)=\sum_{h=1}^{m} a_h \cdot x(k-h)+b\cdot r(k)$$



m	b^2	b	a1	a2	a3	
0	1.0	1.00000				
1	0.89020	0.94350	0.34634			
2	0.88977	0.94327	0.33871	0.02203		
4	0.88848	0.94259	0.33788	0.00915	0.03810	-
7	0.88688	0.94174	0.33728	0.00986	0.03687	...
28	0.87708	0.93652	0.33655	0.00573	0.03396	...
60	0.86661	0.93092	0.33533	0.00402	0.03331	...
90	0.86001	0.92737	0.33633	0.00385	0.03141	...

Diseño de un sistema PV. Importancia de la correlación temporal

	Caso m=0	Caso m=1
Días Déficit Esperados	10.7	14.2
Días Déficit PNE 90	15.3	20.3
Días Exceso Esperados	41.7	45.4
Días Exceso PE 90	24.7	27.1
Años Vida Bat	19.4	19.8

Demanda: octubre a marzo de 198 Wh/día y de 165 Wh/día el resto del año.
Panel 48 Wp @50º fijo todo el año.
Batería: 12V, 150 Ah (C20)
La máxima descarga permitida 0.3 de su capacidad.
1000 (mil) series sintéticas.
Para lograr en el caso m=1 llevar el 20.3 a 15.3 hay que agrandar la batería de 150 Ah a 305 Ah.

Modelos CEGH.

Asimilación de Pronósticos

Operador Sin Pronósticos.

SimSE
E

Operador Con Pronósticos.

Facilidad de integración de PRONÓSTICO.

$$X_{k+1} = \sum_{h=0}^{h=n_r-1} A_h X_{k-h} + S_k + F_k \sum_{h=0}^{h=m-1} B_h R_{k-h}$$

Los **s**esgos (**s**) cambian la Guía del probabilidad 50% y los factores de atenuación (**f**) regulan la inyección de ruido, permitiendo ir desde un Pronóstico Deteminístico (ruido nulo) a la desaparición del pronóstico (ruido histórico).

$$S_k = \begin{bmatrix} s_{1,k} \\ \dots \\ s_{n,k} \end{bmatrix}$$

$$F_k = \begin{bmatrix} f_{1,k} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & f_{2,k} & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & f_{n,k} \end{bmatrix}$$

Estado del proceso estocástico.

$$X_{k+1} = \sum_{h=0}^{h=n_r-1} A_h X_{k-h} + \sum_{h=0}^{h=m-1} B_h R_{k-h}$$

La información del pasado, necesaria para calcular la salida del sistema lineal en el espacio gaussiano, pasa a formar parte de El Estado del Sistema.

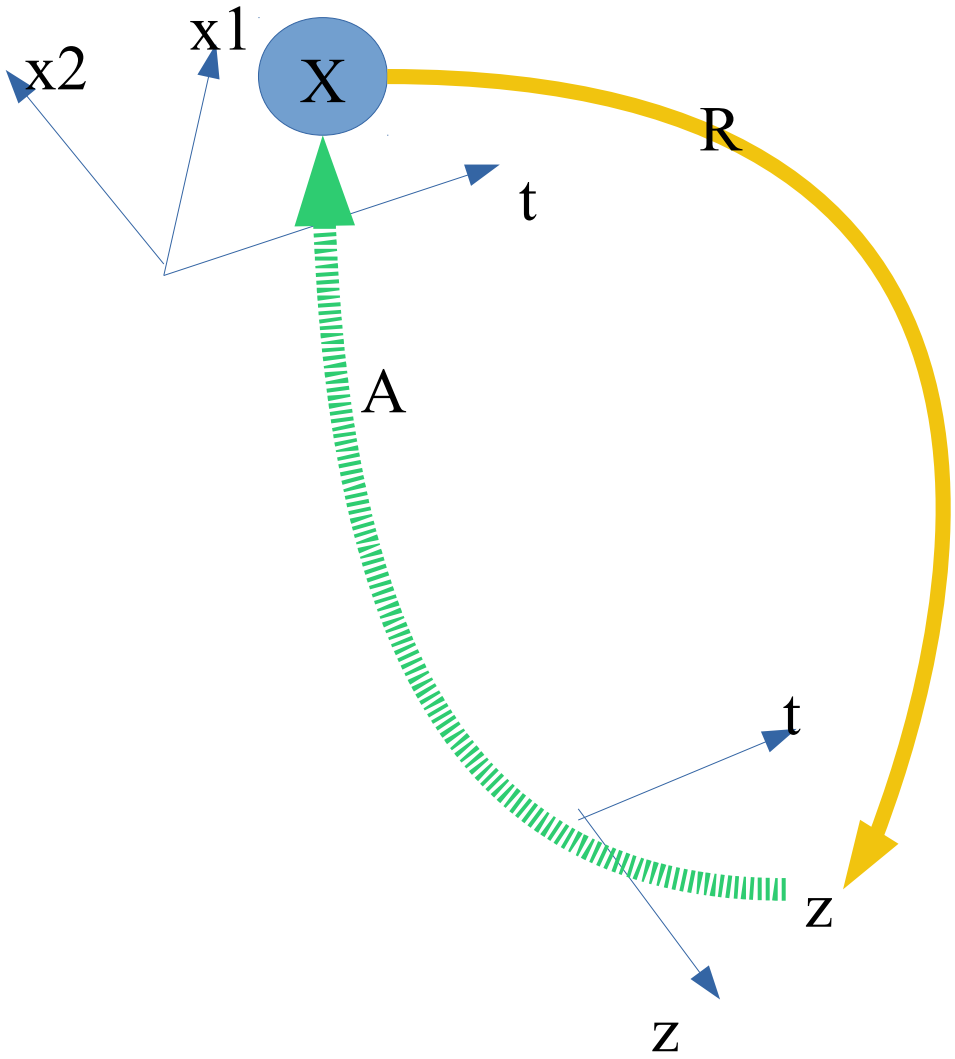
$$X_k, X_{k-1}, \ldots, X_{k-(n_r-1)}$$

Maldición de Belman.

$$u_k = p(x_k, r_k, k)$$

$$Dim(u) \times Dim(x) \times Dim(r) \times Dim(k)$$

Reducción del Espacio de Estado en modelos CEGH



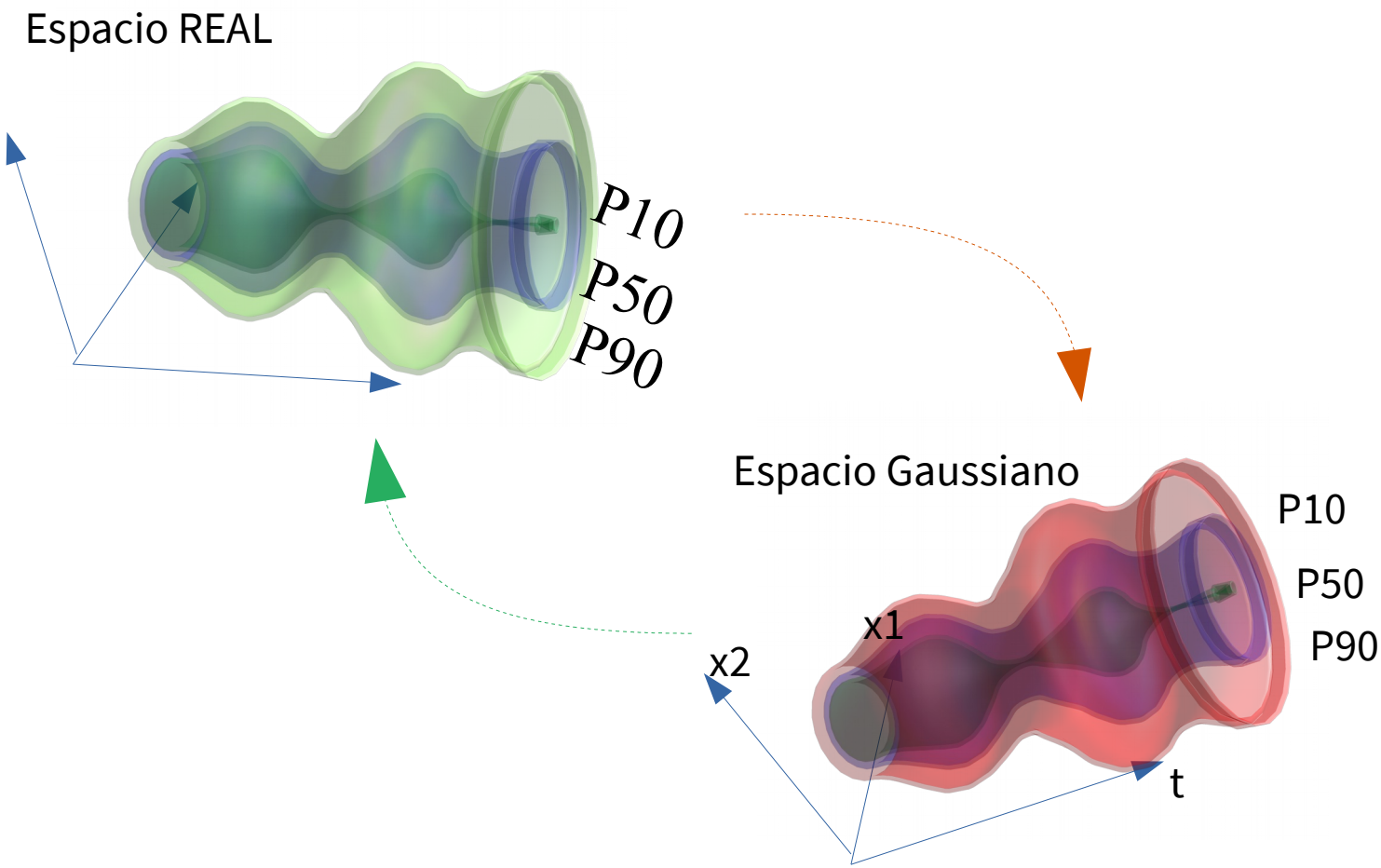
$$z = R(X)$$

$$u = PO_z(z, r, t)$$

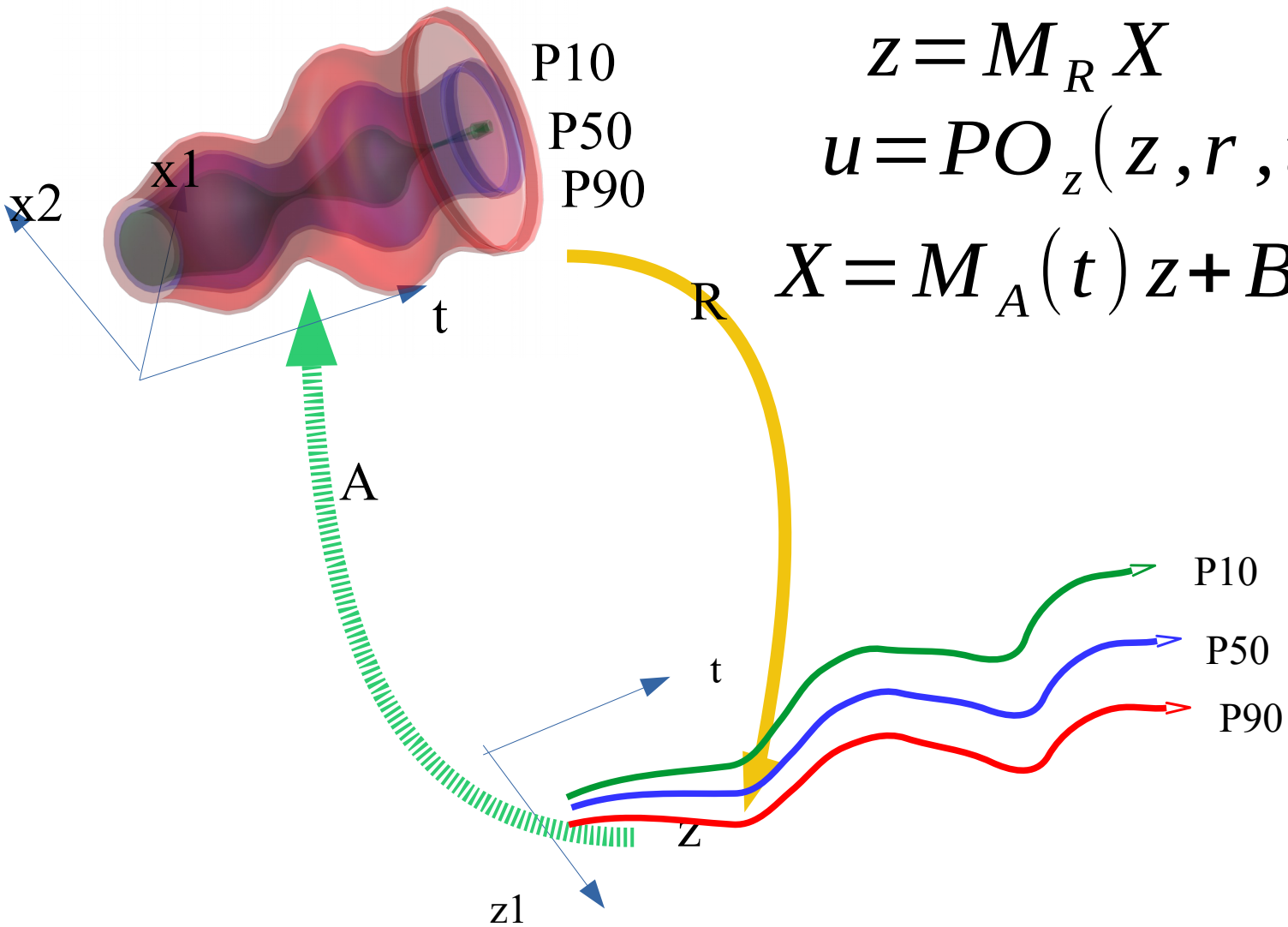
$$X = A(z, w)$$

W es el ruido que permite poblar el volumen de X que mapea en el z dado.

Tratamiento de un pronóstico en el modelado CEGH. Gausianización.



Tratamiento del pronóstico en el espacio Gaussiano con reducción.

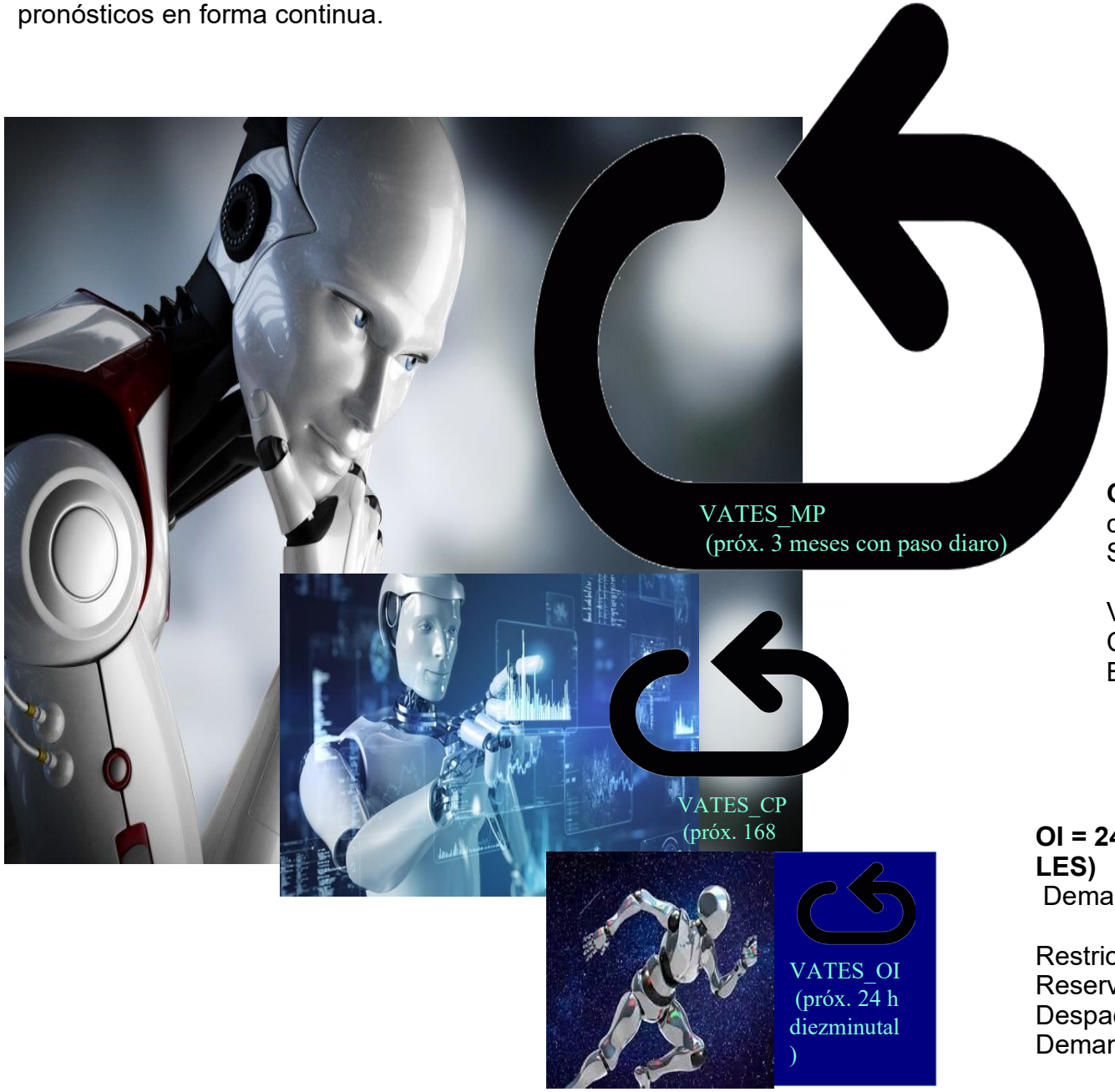


$$z = M_R X$$

$$u = PO_z(z, r, t)$$

$$X = M_A(t) z + B_A(t) w$$

Robots VATES: Despacho energético con integración del estado del SIN y de pronósticos en forma continua.



MP = 3 meses
El Niño, caudales

Valores del agua
Consumos GO
Despacho del CC

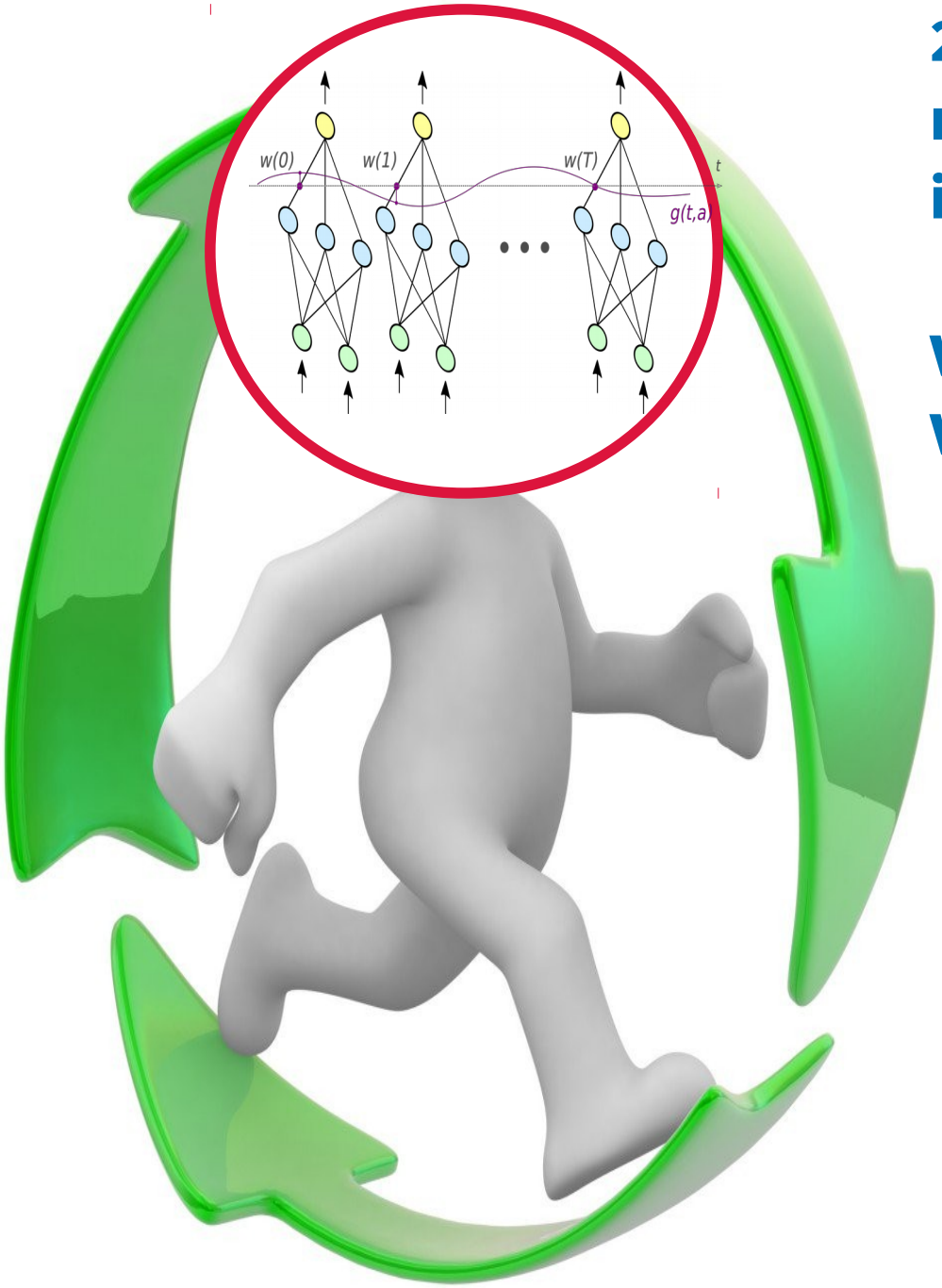
CP = 1 semana
caudales, Demanda, Solar, Eólica.

Valores del agua
Consumos GO
Bloques Exportables

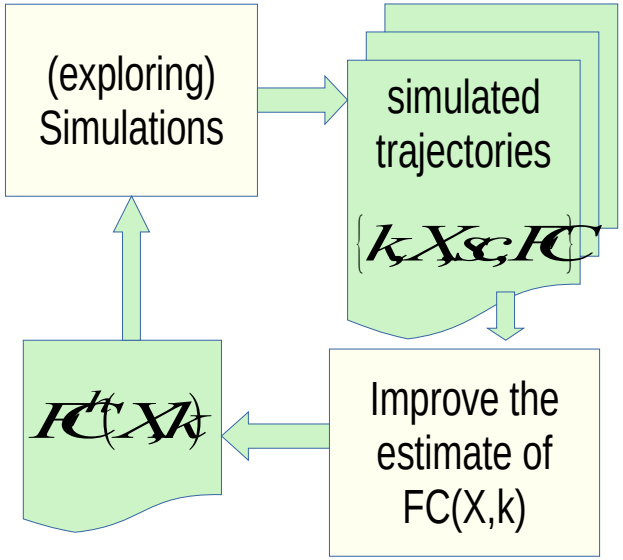
OI = 24 horas (EN DESARROLLO, LES)
Demanda, Solar, Eólica.

Restricciones de red.
Reserva Rotante.
Despacho para seguimiento de la Demanda

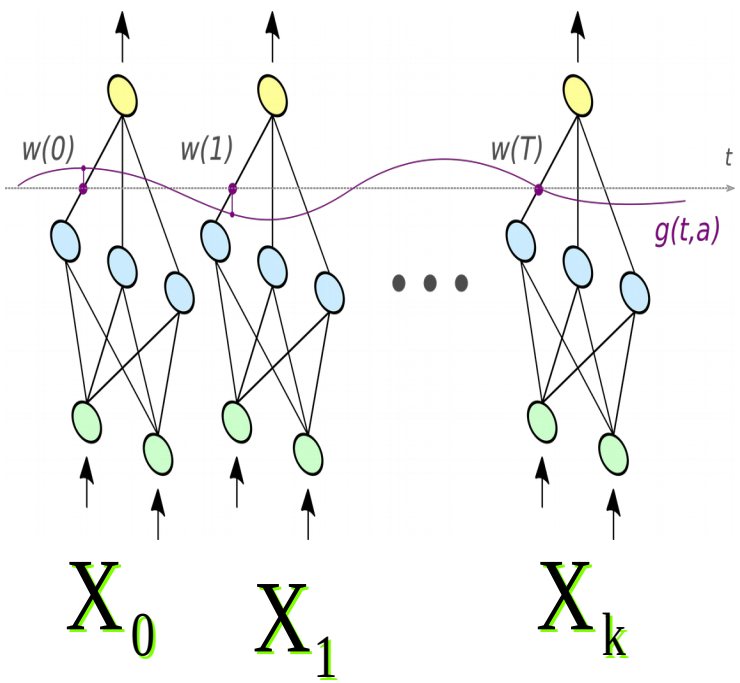
2nd generation of robots with artificial intelligence



VatesIA_MP y VatesIA_CP



FC(X) representation and regularizations



$$L=\sum_{k,g} L_{kg}+\lambda\sum_{k}\|\theta_k\|^p+\beta\sum_{k=2}\|\theta_k-\theta_{k-1}\|^2$$

Parsimony(t)
TD
Power series and harmonics

p=2 : Ridge
p=1 : Lasso

Approximate the differences instead of the function itself

$$L_{kg}=\frac{1}{4N^2}\sum_{i\neq j\in g}\left(\left(M(X_{kj},\theta_k)-M(X_{ki},\theta_k)\right)-\left(FC_{kj}-FC_{ki}\right)\right)^2$$