



UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

SISTEMAS INTELIGENTES

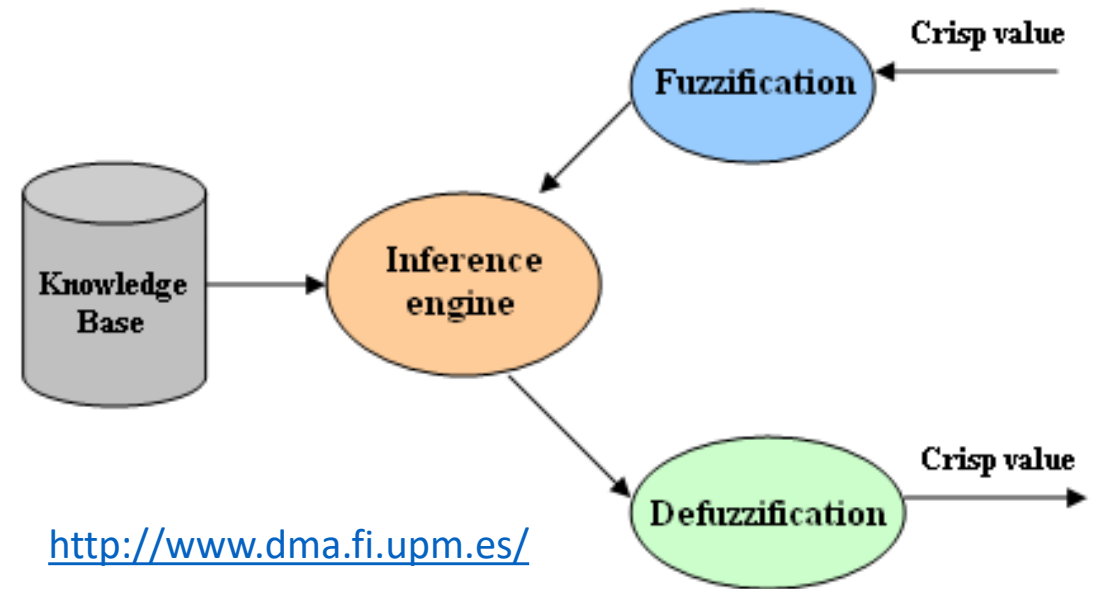
Sistemas de Lógica Difusa

Prof. HERNÁN ALVAREZ, Ph.D.

Departamento de Procesos y Energía
Grupo de Investigación en Procesos Dinámicos – KALMAN
hdalvare@unal.edu.co

<https://github.com/sroble05/3008410-SistemasInteligentes>

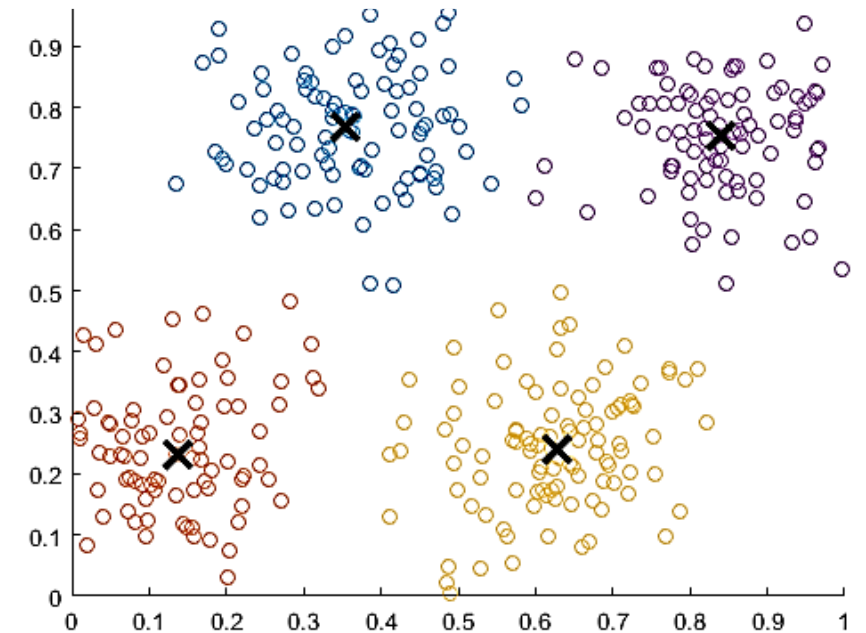
¿Fuzzy o Difuso o Borroso?



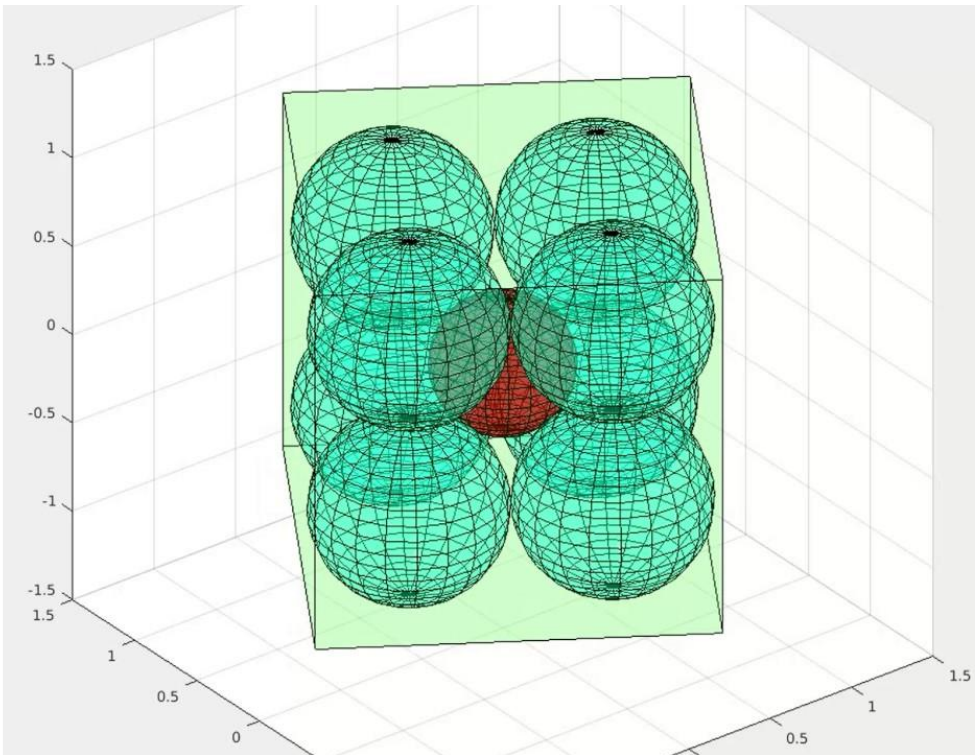
- Desde el punto de vista del Español, mejor Borroso que Difuso, aunque este último término es el que más se ha consolidado en la literatura en nuestro idioma.
- Sin embargo, difuso tiene otra connotación p.e. en Ing. Qca. (como difunde una tinta en agua).
- Por su parte, el término borroso permite el uso de emborronar o hacer borrosos los límites de algo. Lo que es equivalente a difuminar en dibujo.
- Todo esto conduce a evitar términos tan erróneos en Español como Fuzzificación y desfuzzificación (así los he visto escritos¿?). Mejor usar: emborronado o difuminado y concreción, cuando se habla de las tareas de cualquier Sistema de Inferencia Borrosa (SIB) o Fuzzy Inference System (FIS).

Sistemas de Inferencia Borrosa (SIB) tipo Takagi-Sugeno con Conjuntos Borrosos Multidimensionales

- Un nombre muy largo... SIB T-S CBM.
- Permiten manejar la información contenida en los datos sin exceso de ajuste subjetivo.
- ¿Qué es un SIB-TS CBM?
- En vez de tener CB individuales, declarados por cada variable de entrada, tiene un conjunto que concatena toda la entrada (un cluster o Grupo).



Sistemas de Inferencia Borrosa (SIB) tipo Takagi-Sugeno con Conjuntos Borrosos Multidimensionales

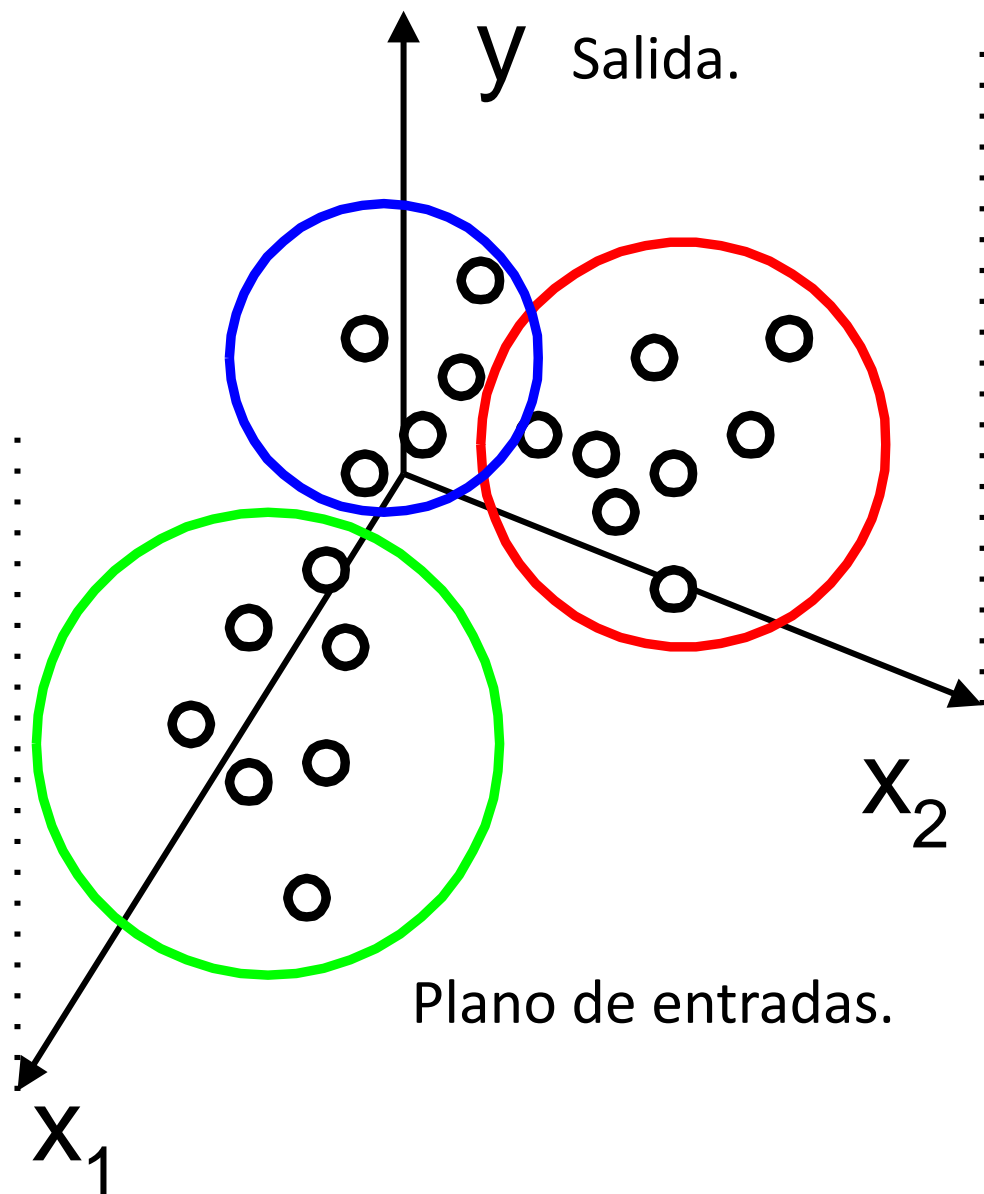


<https://www.youtube.com/watch?v=ko4KvRARh6A>

- Cada CB es un Grupo caracterizado por la coordenada de su centro.
- Se genera una Regla If-Then por cada Grupo.
- Se asumen Grupos del tipo hiper-esféricos. Se han probado otros sin mucha mejora.
- El grado de pertenencia de una entrada multidimensional (x,y,z) se calcula como el inverso de la distancia al centro del Grupo.
- Atención con datos que caigan exactamente en el centro de un Grupo: $\mu = 1.0$ sin usar la fórmula de distancia.

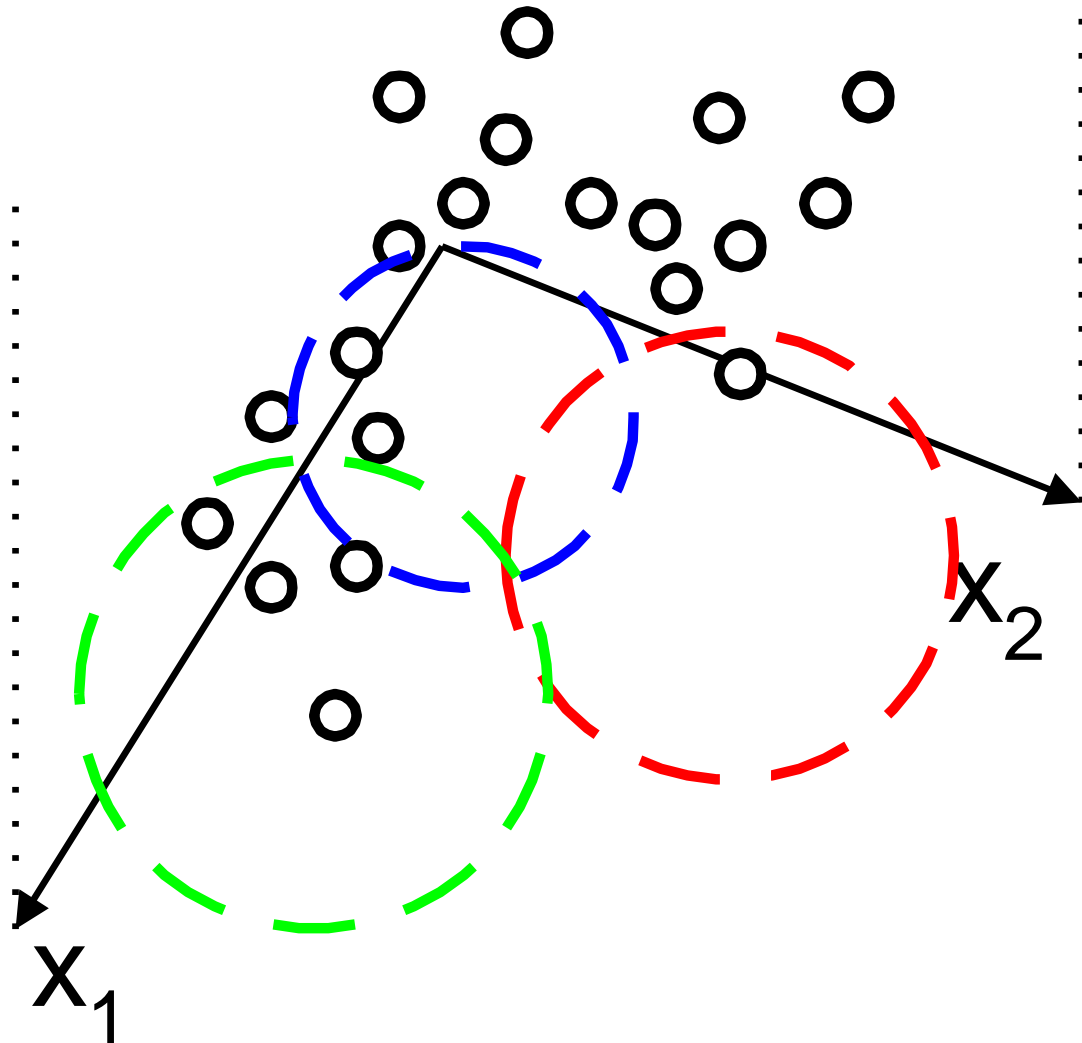
SIB T-S CBM ¿cómo se encuentran los Grupos?

- Los Grupos o Reglas se hallan mediante dos pasos:
 1. Determinación del número de Grupos y sus correspondientes centros.
 1. Determinación de parámetros del consecuente lineal de cada regla... son del tipo T-S
- Los datos completos: entradas-salida (regresor \mathbf{X} - salida y), se someten a agrupamiento borroso (algoritmo Fuzzy c-Means clustering J.C. Dunn, 1973, mejorado por J.C. Bezdek, 1981).
- Se obtiene la coordenada completa \mathbf{X} - y de cada centro en el espacio TOTAL. Pero como y no puede estar porque es lo que se va a predecir o modelar...
- Se reduce cada vector de coordenadas de Grupo, tomando solo las que corresponden a \mathbf{X} : proyección de la hiper-esfera en espacio TOTAL \mathbf{X} - y sobre hiper-plano o espacio Reducido \mathbf{X} .



Agrupamiento en el Espacio
Regresor $\mathbf{X}=[x_1, x_2]$ -Salida $[y]$ de los
datos completos tomados del
sistema.

Por simplicidad... se ilustra en \mathbb{R}^3 .

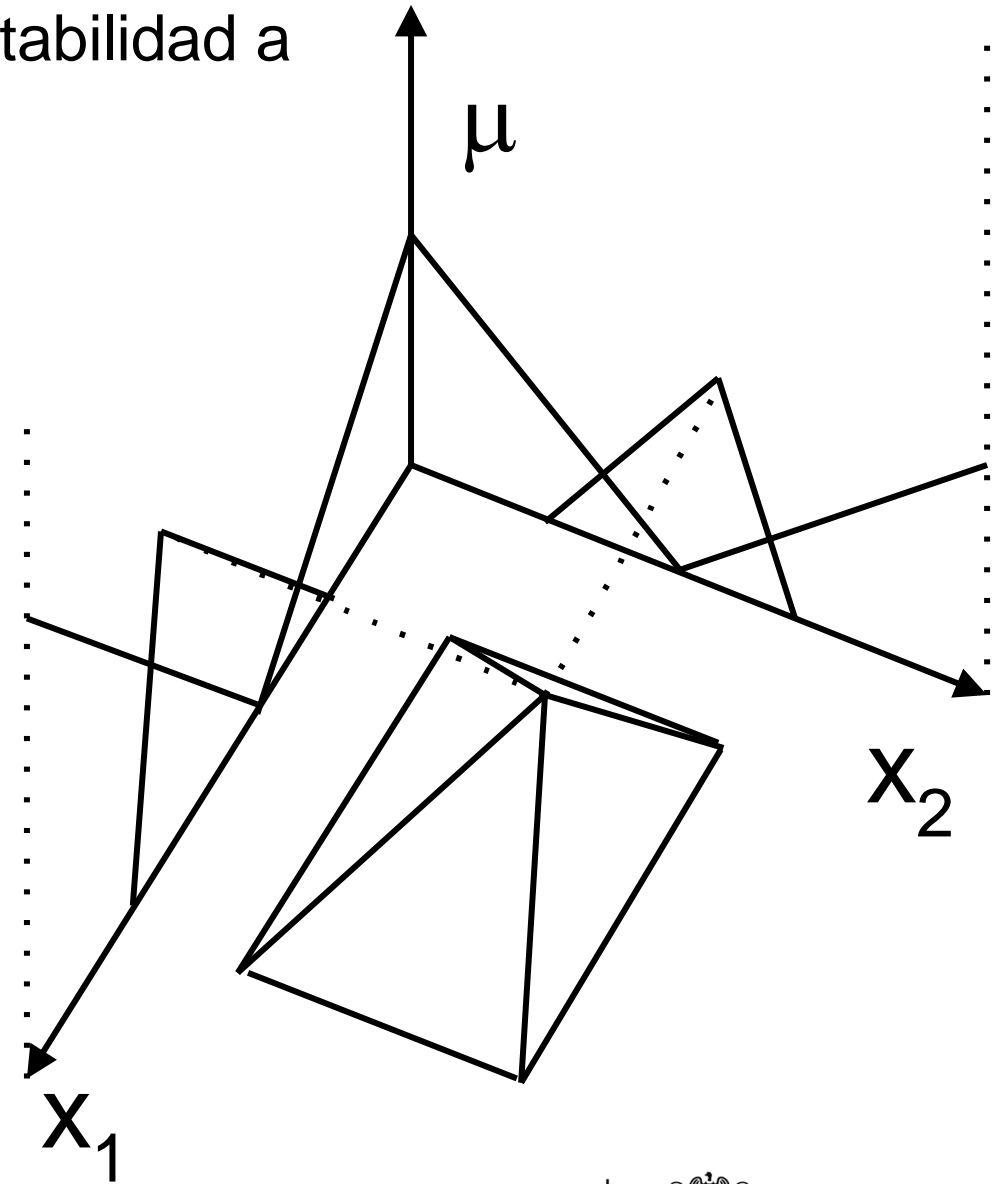


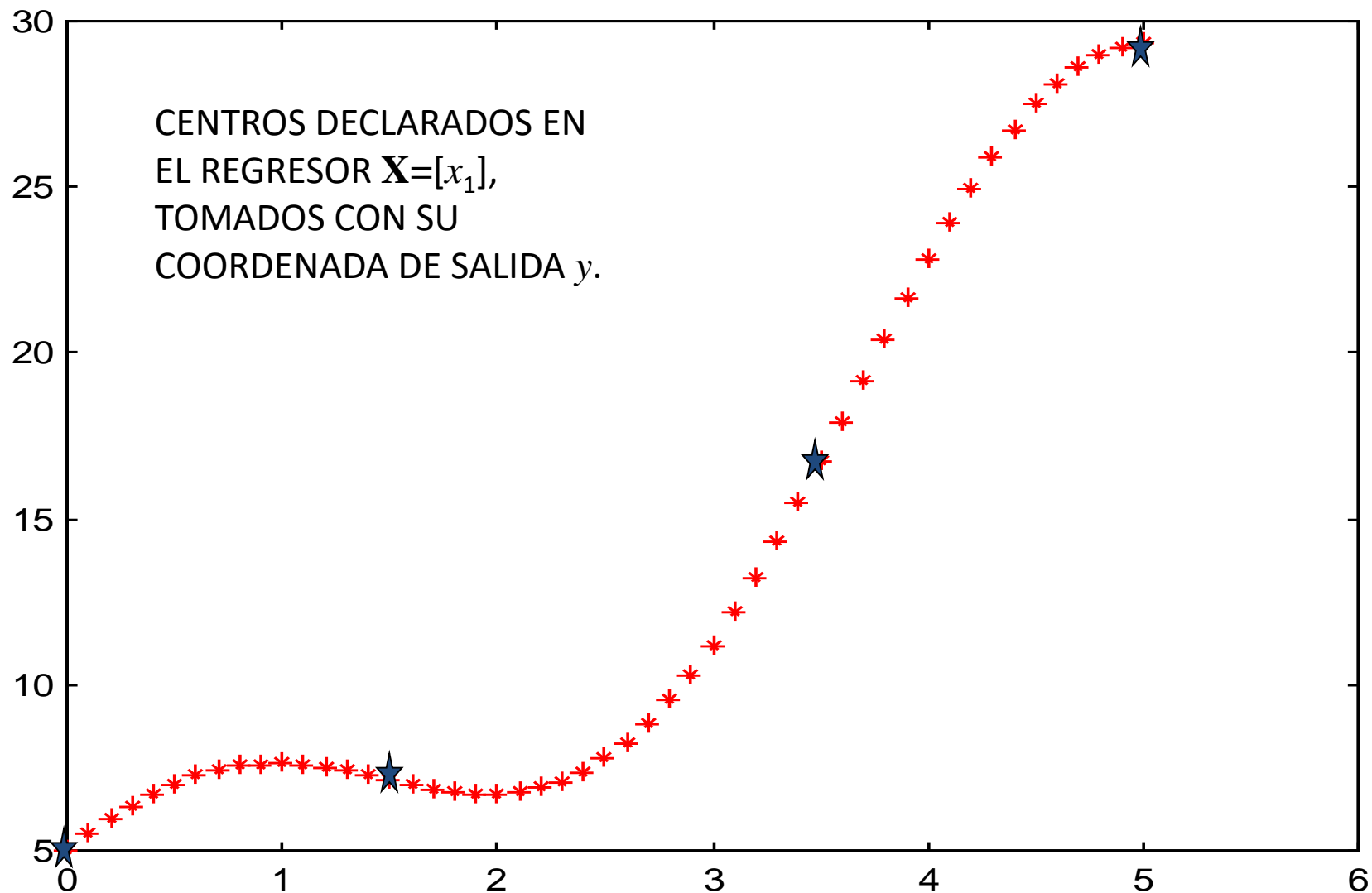
Proyección de TRES (3) Grupos del espacio TOTAL R^3 al espacio Reducido R^2 .

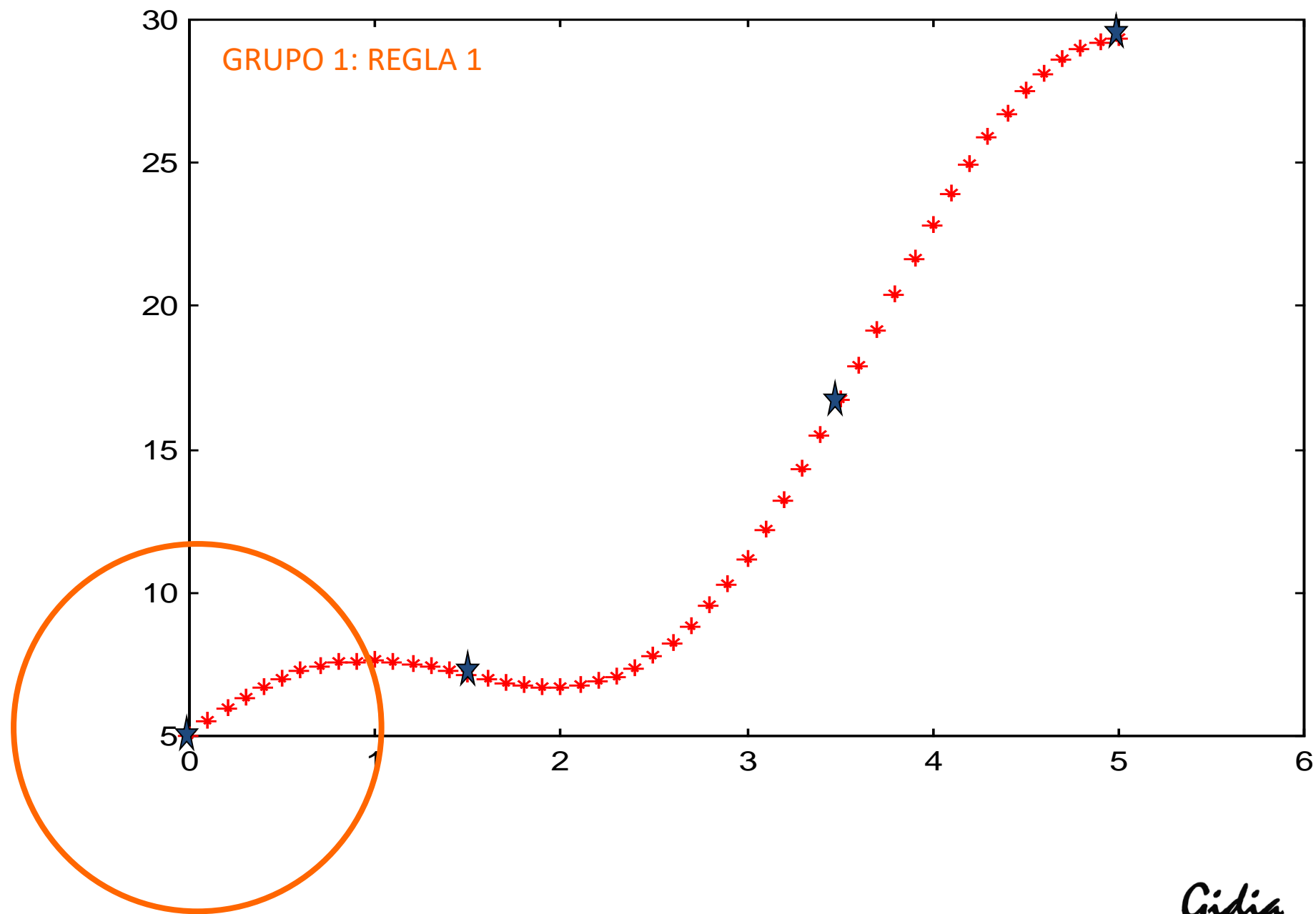
- ¿Se nota que se superponen en R^2 ?
- ¿Permitirá esto generar conjuntos borrosos unidimensionales (CBU) distinguibles de vuelta para cada entrada?
- ¿Valdrá la pena generar dichos CBU para cada variable del regresor \mathbf{X} ?
- Si se hace sería buscando interpretabilidad del modelo... pero

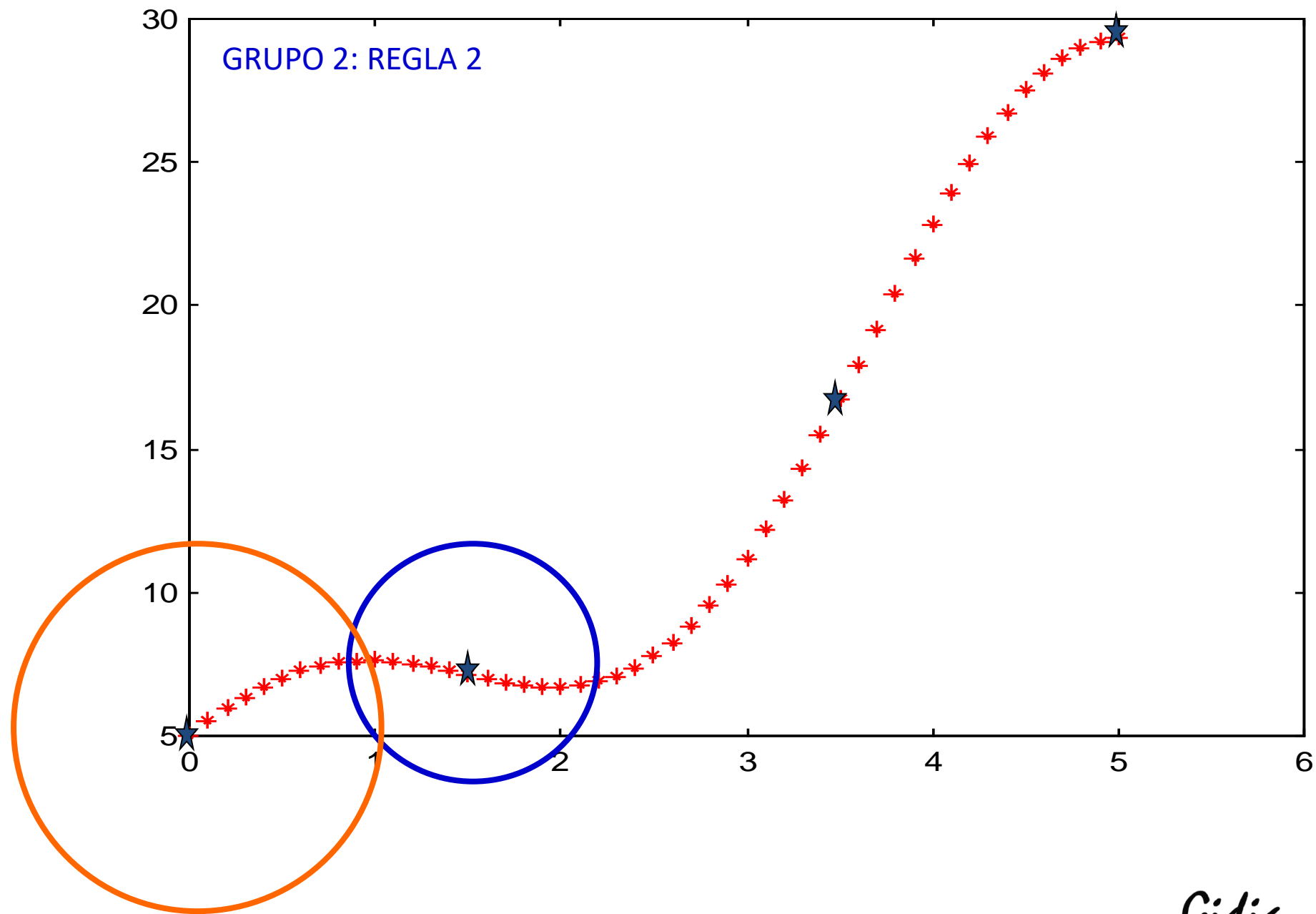
SIB T-S CBM... de vuelta a los CBU ¿Interpretabilidad a costa de qué?

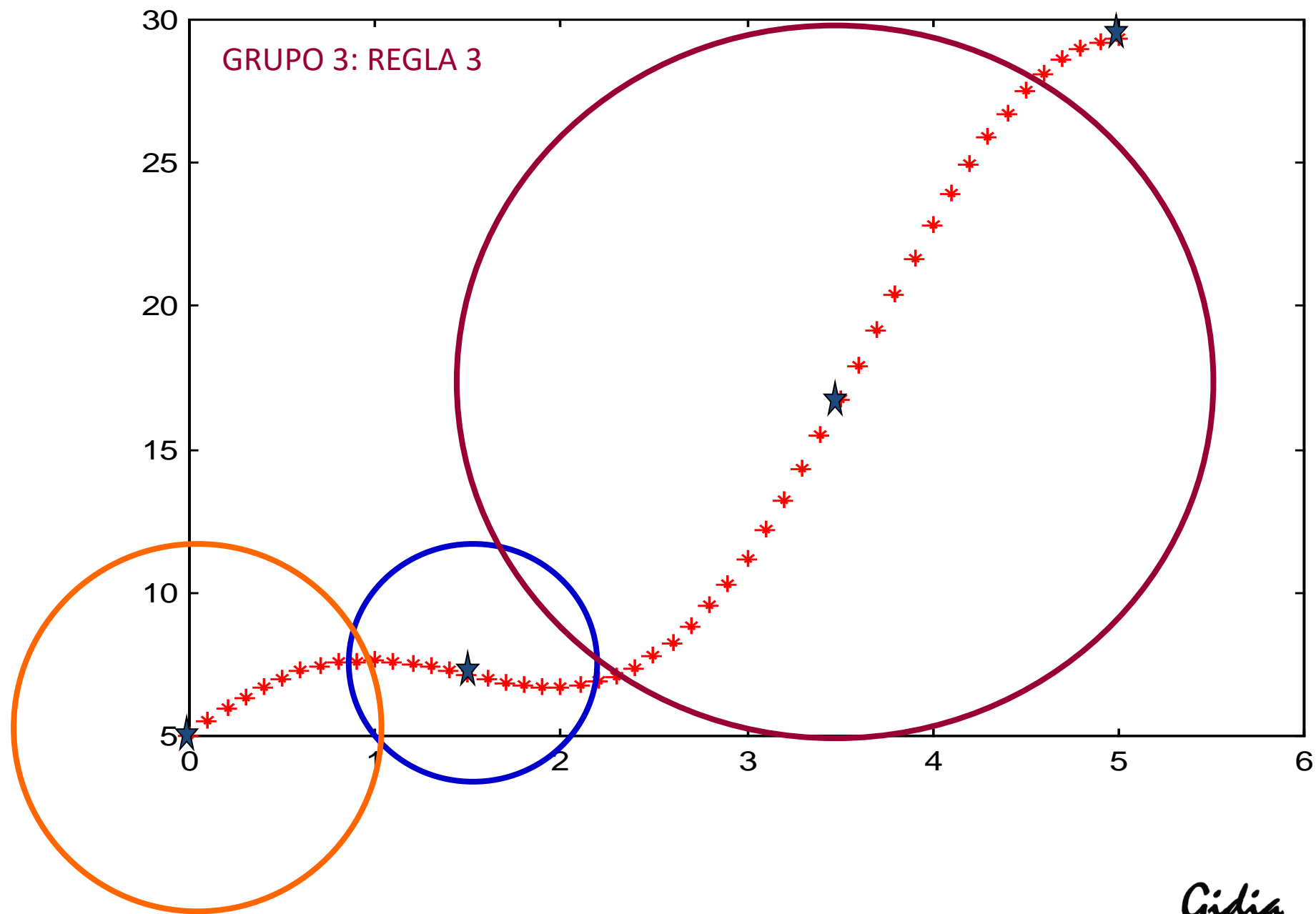
- Con un solo CBM es relativamente sencillo... aquí ilustrado con CBU triangulares.
- ¿Pero será posible con varios CBM hiper-esféricos y mantener la distinguibilidad entre los CBU?
- Veamos un ejemplo en una sola dimensión ($\mathbf{X}=[x_1]$) con la salida $[y]$:

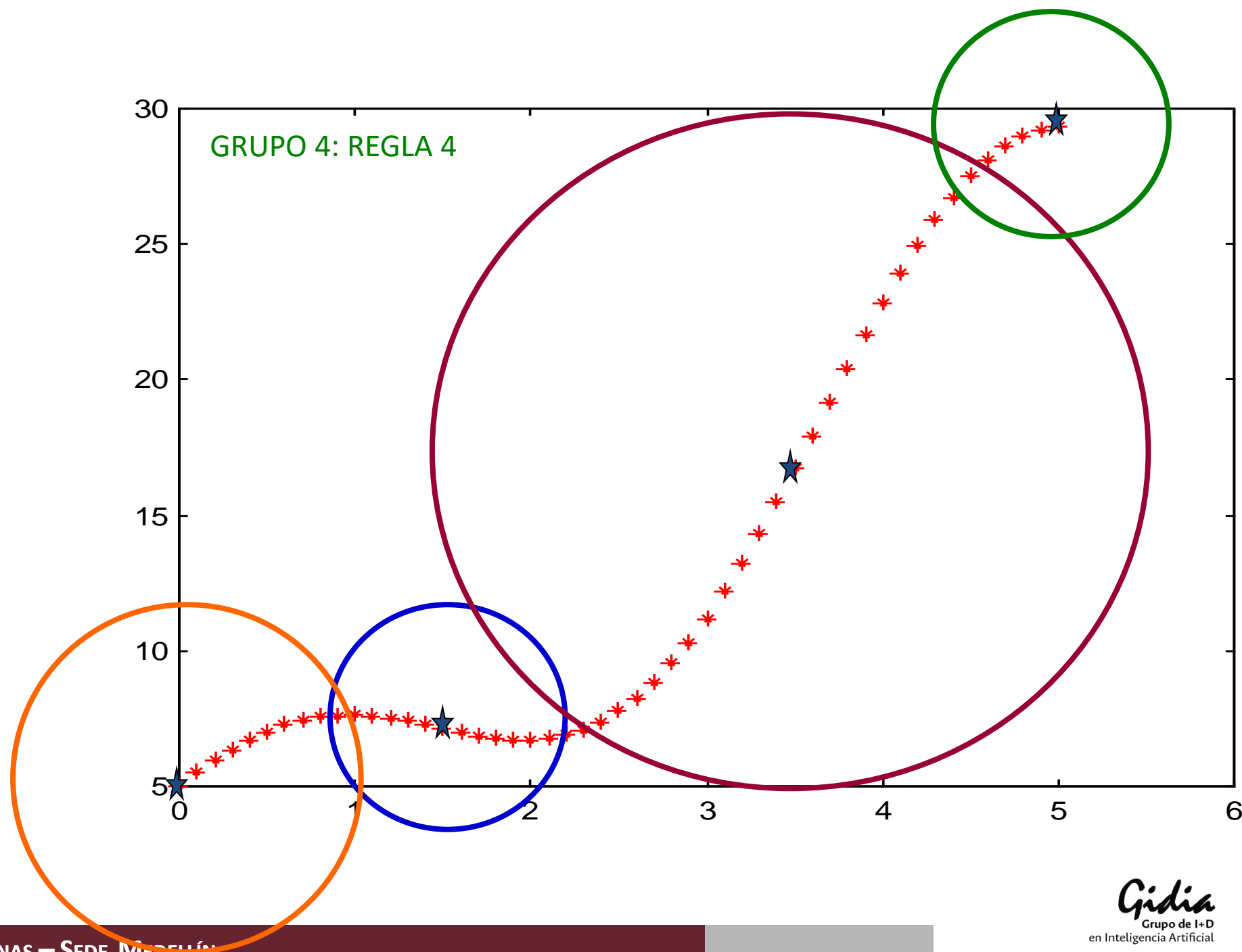




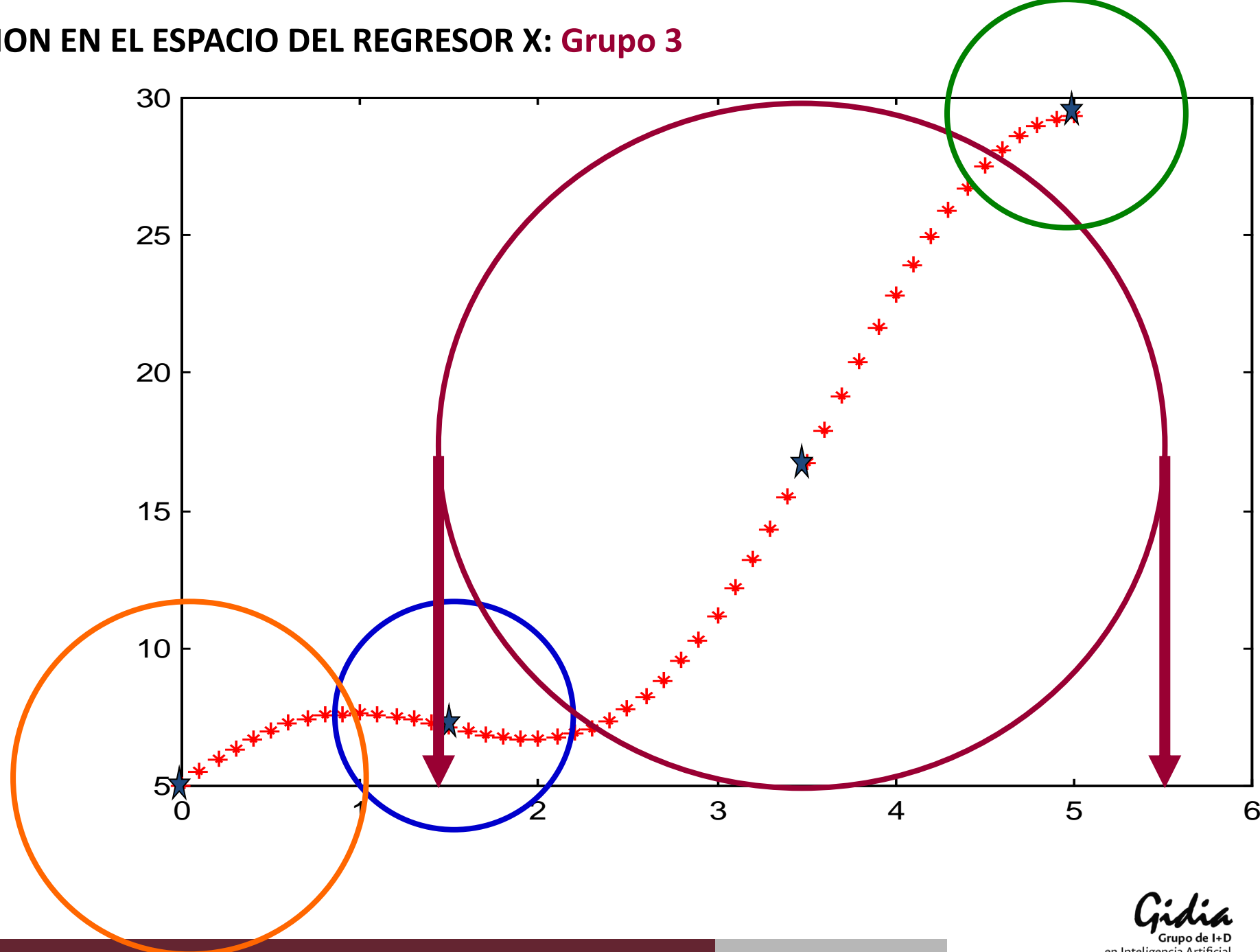


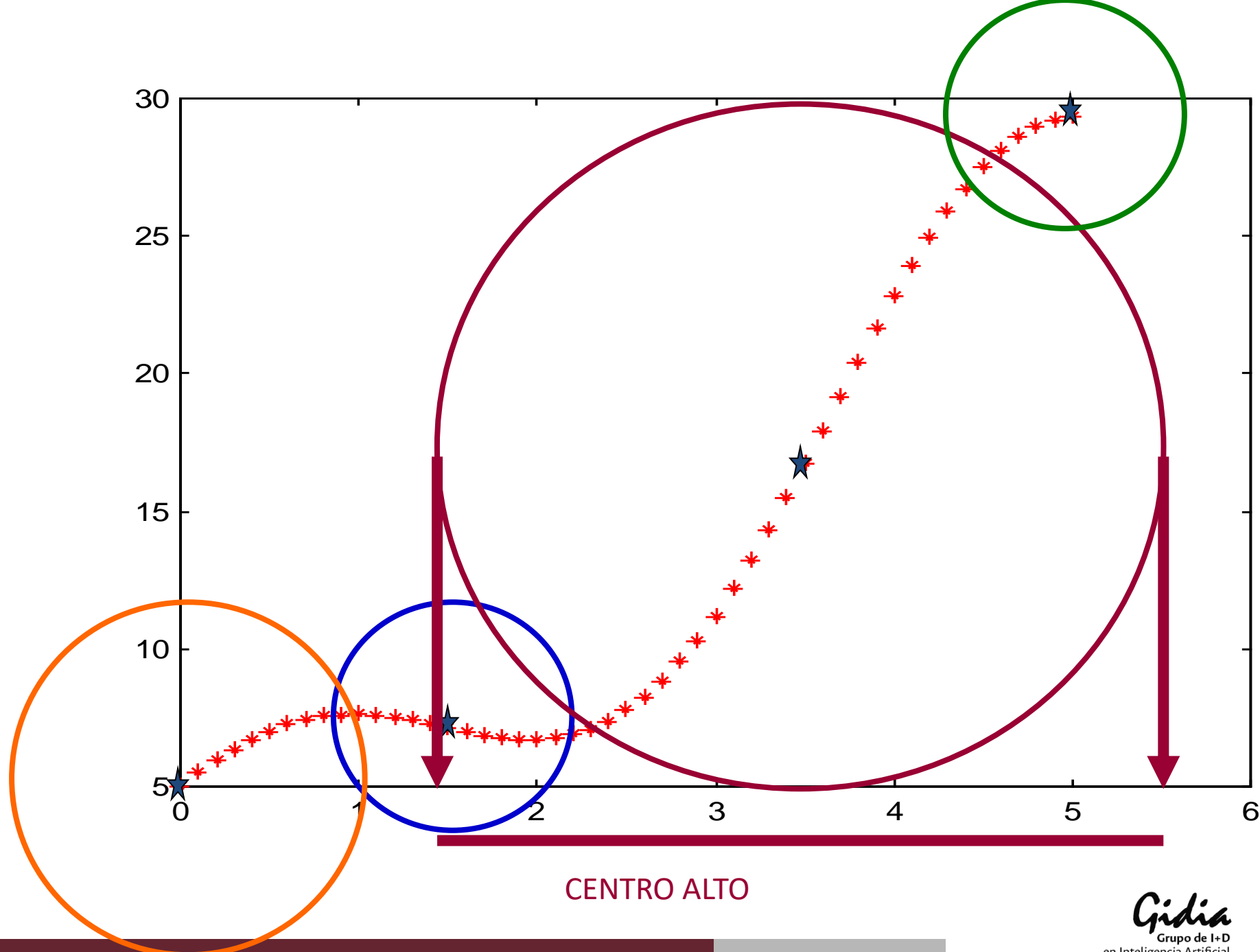






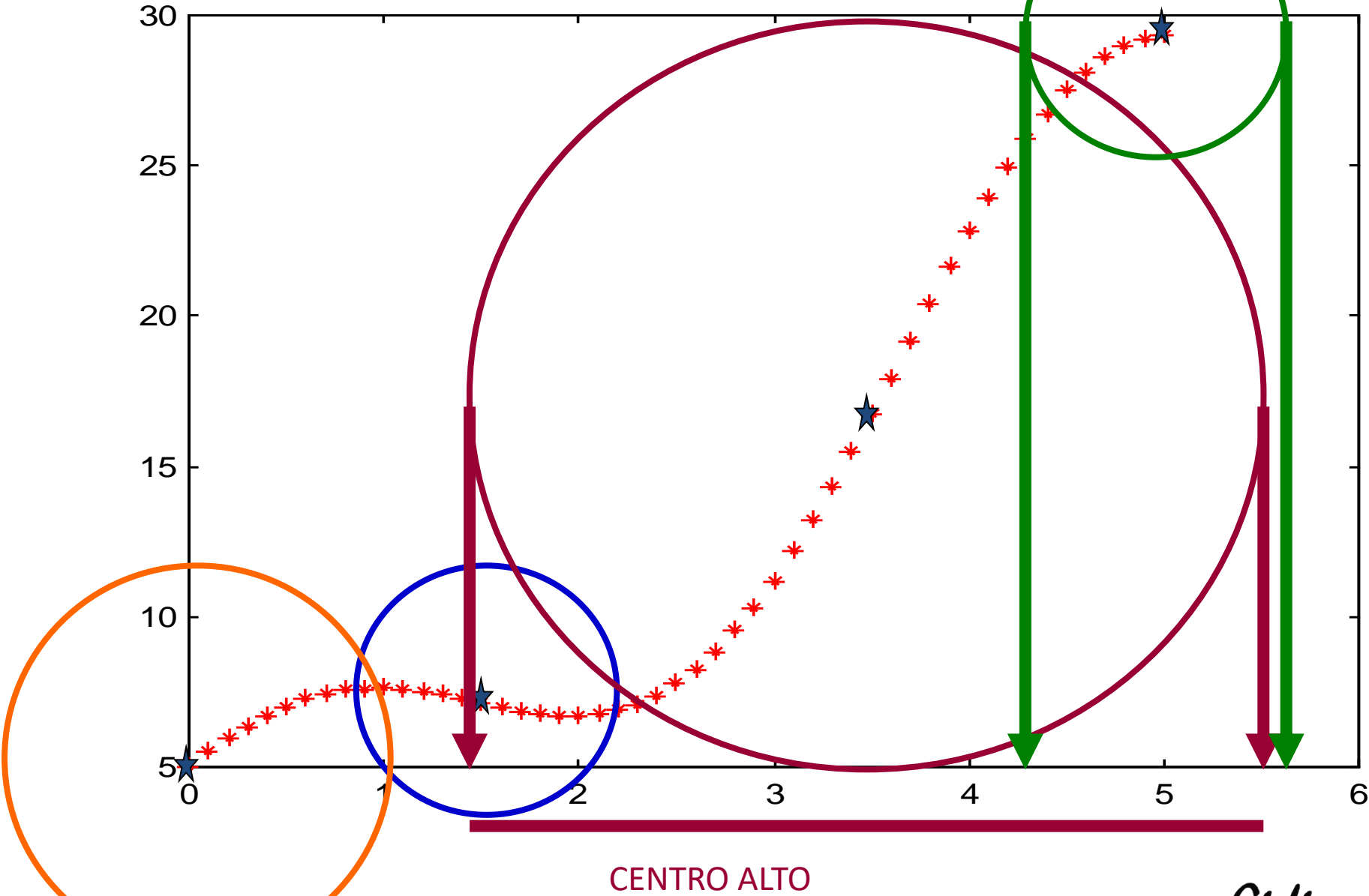
PROYECCION EN EL ESPACIO DEL REGRESOR X: Grupo 3





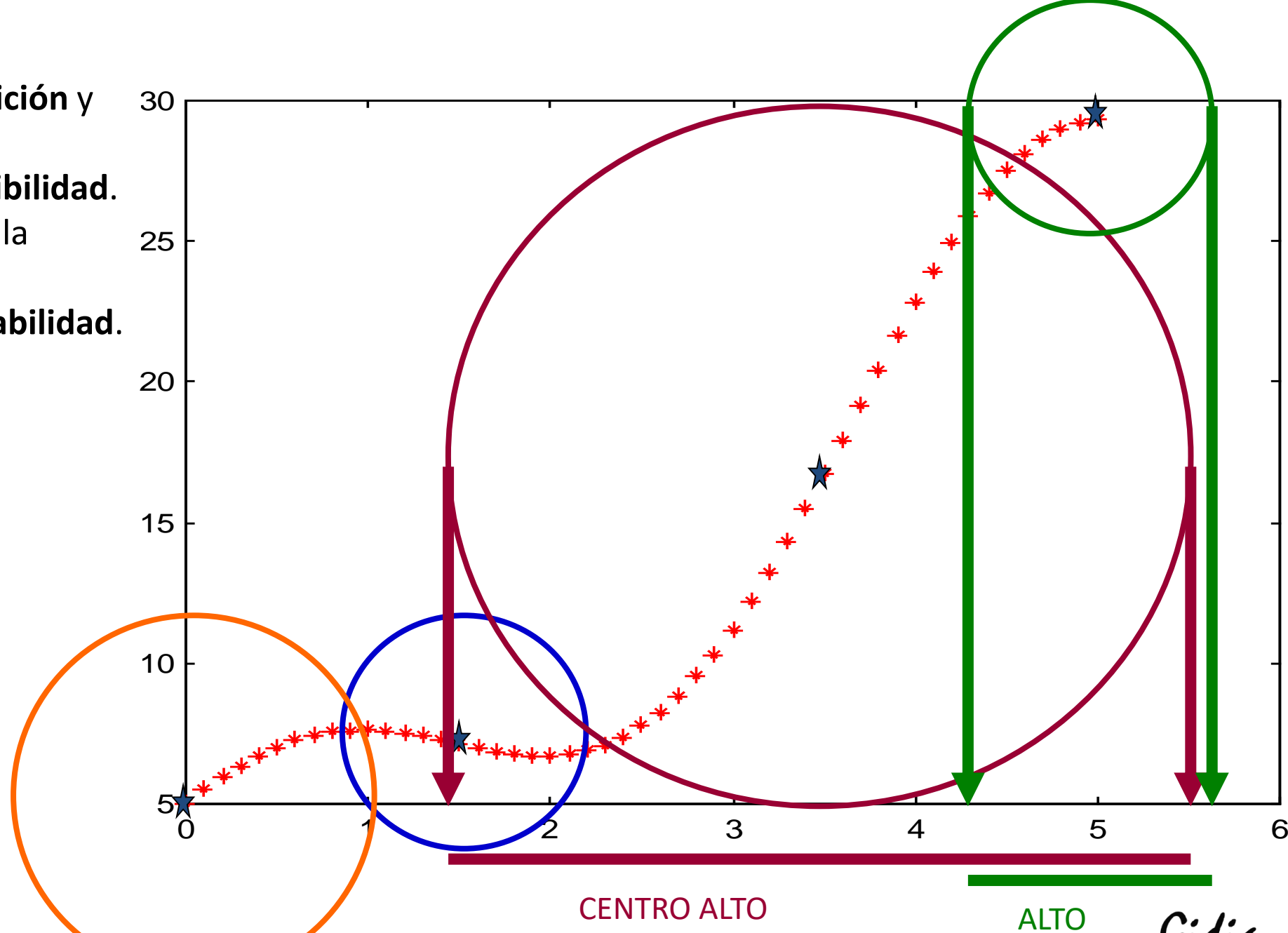
CENTRO ALTO

PROYECCION EN EL ESPACIO DEL REGRESOR X: Grupo 4



CENTRO ALTO

Ya hay
superposición y
por tanto
indiscernibilidad.
Se pierde la
opción de
interpretabilidad.



CENTRO ALTO

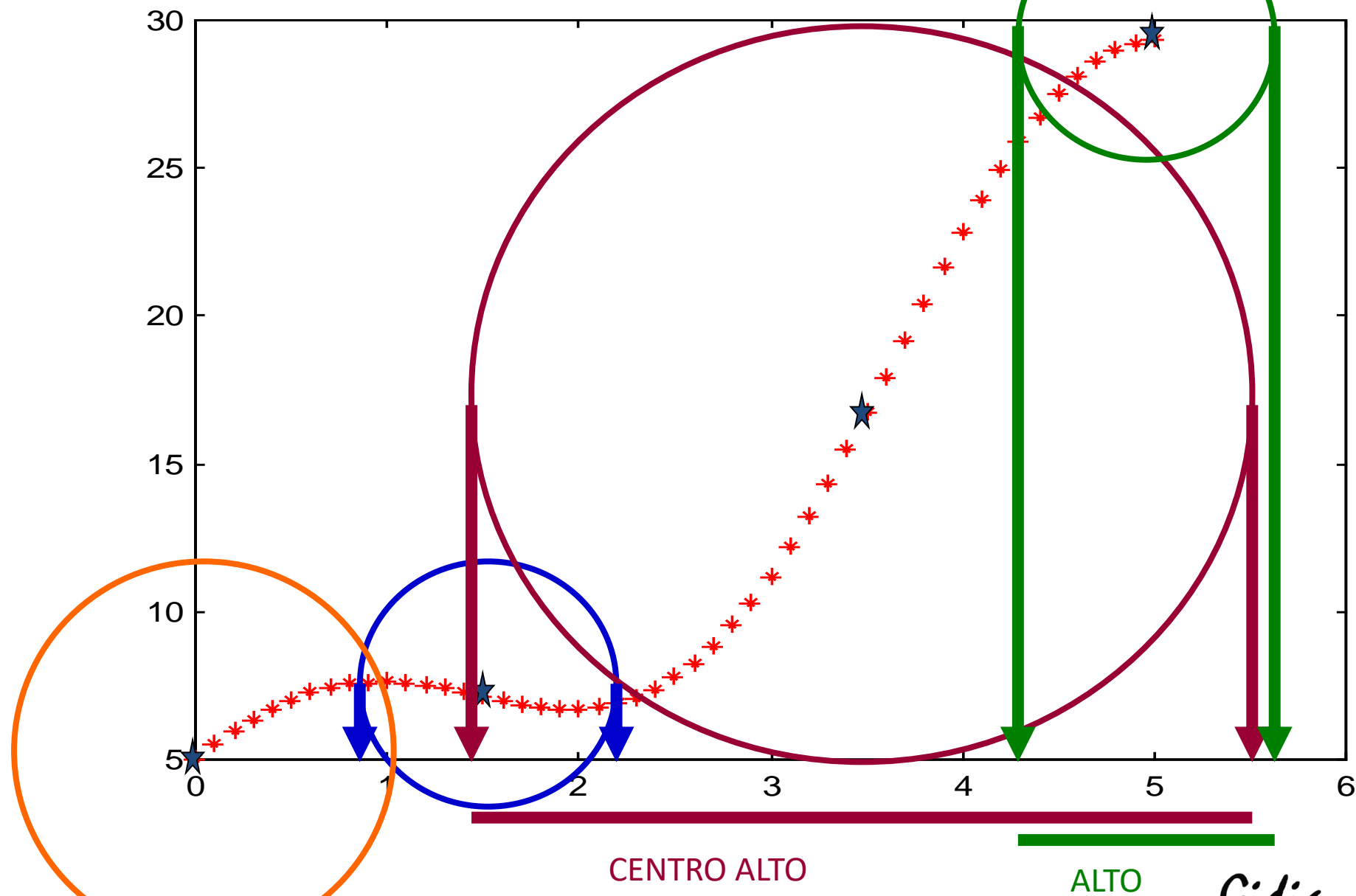
ALTO

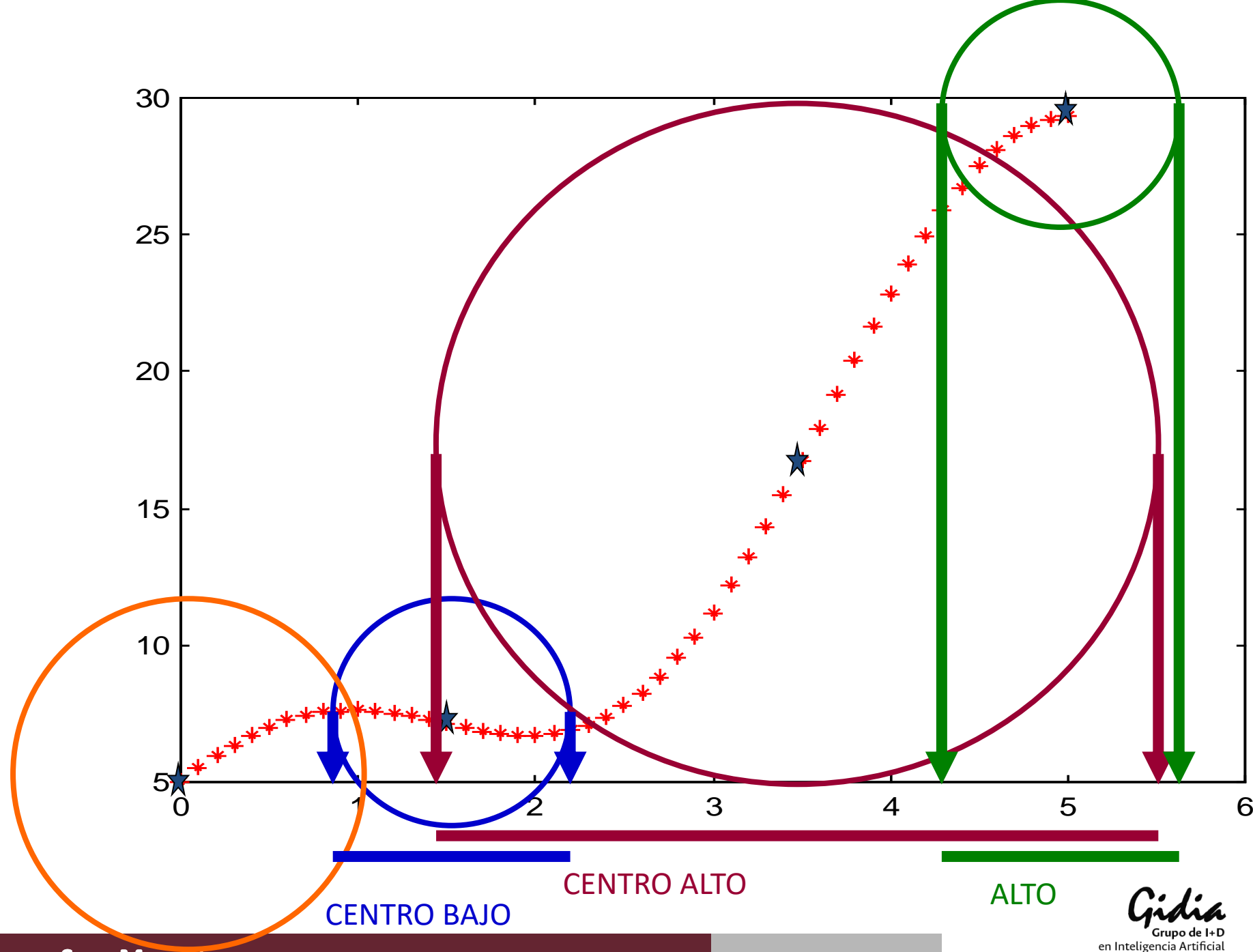
Gidia
Grupo de I+D
en Inteligencia Artificial



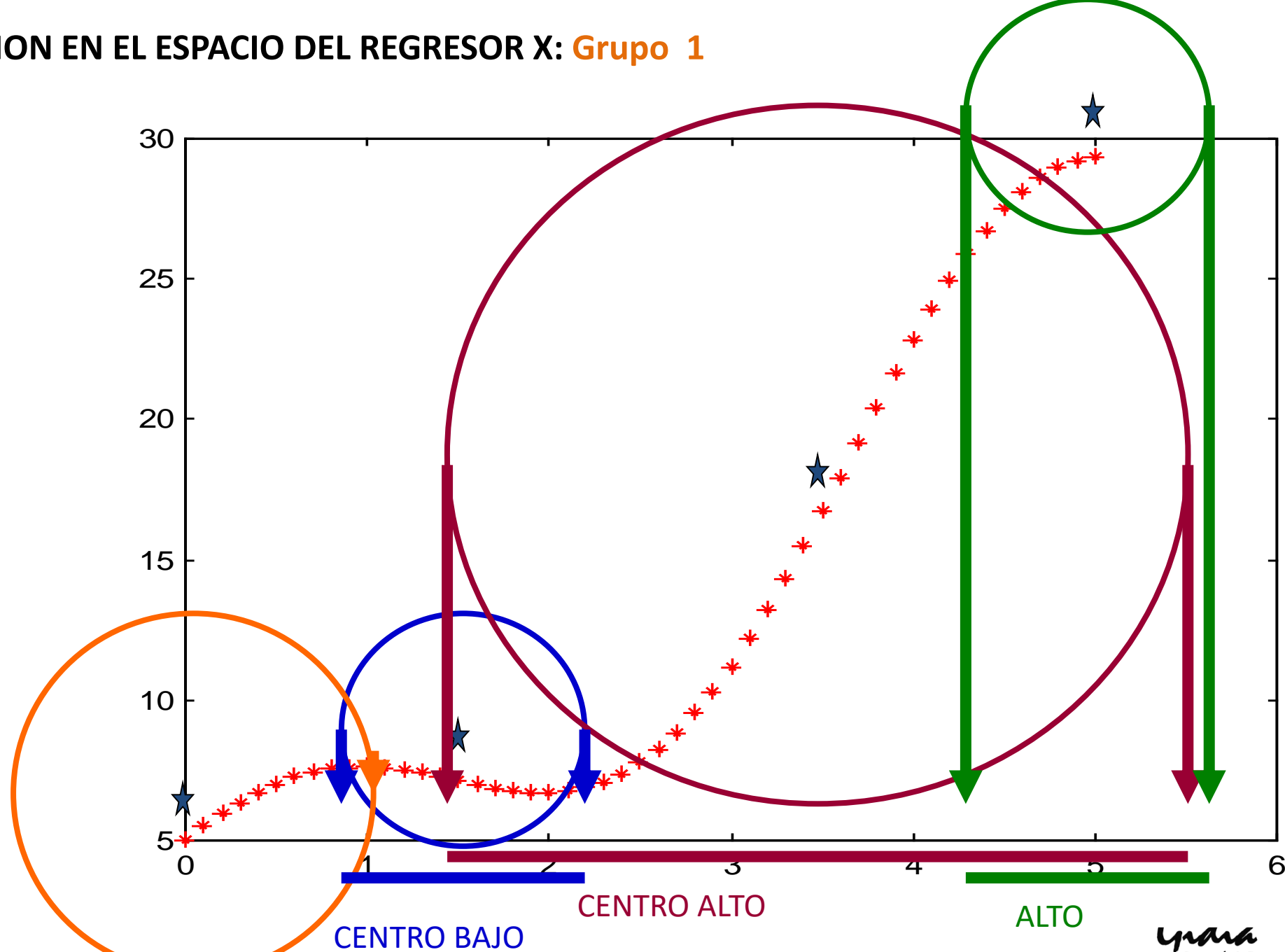
UNIVERSIDAD
NACIONAL
DE COLOMBIA

PROYECCION EN EL ESPACIO DEL REGRESOR X: Grupo 2



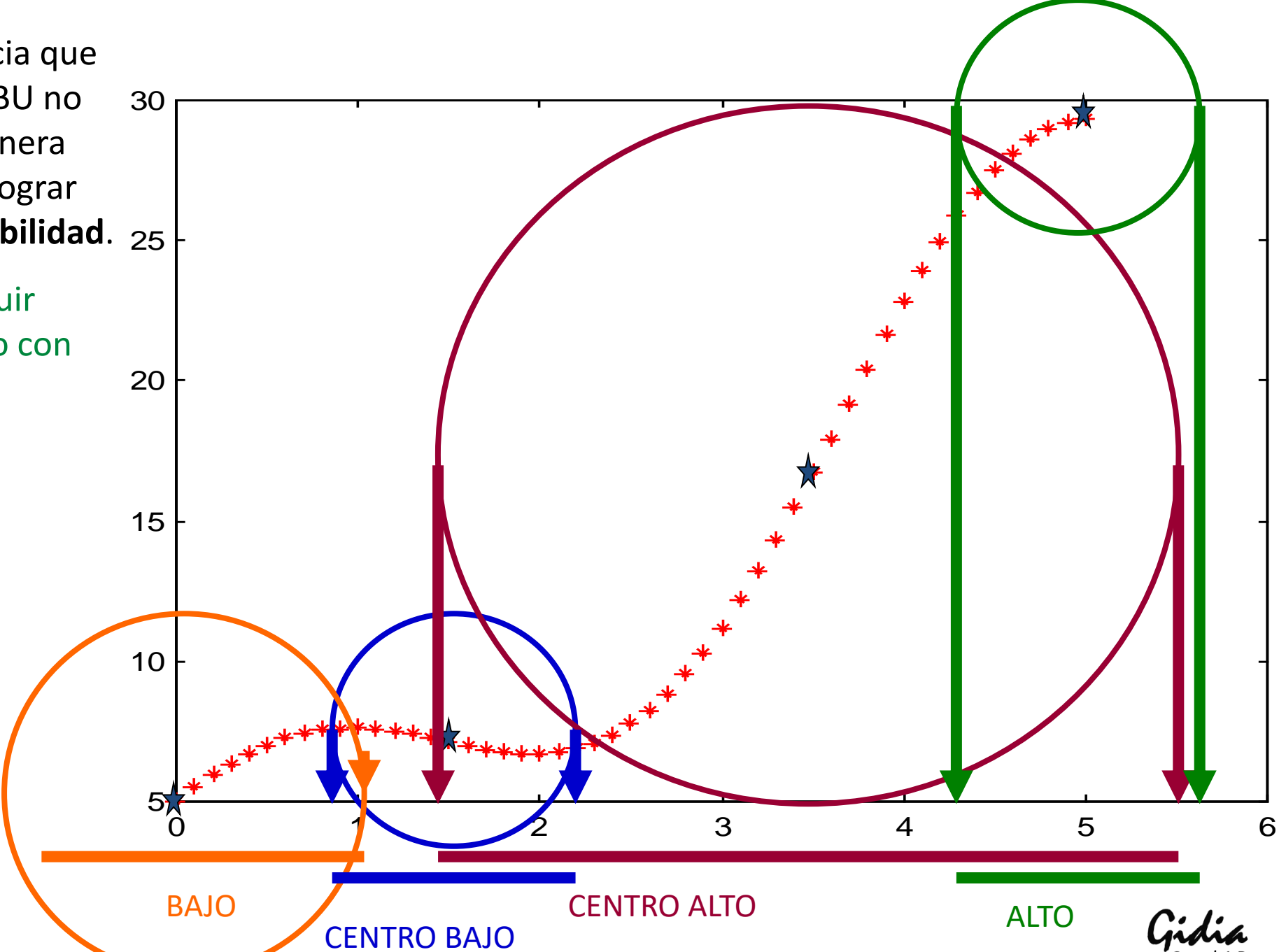


PROYECCION EN EL ESPACIO DEL REGRESOR X: Grupo 1



Se evidencia que volver a CBU no es una manera viable de lograr **interpretabilidad**.

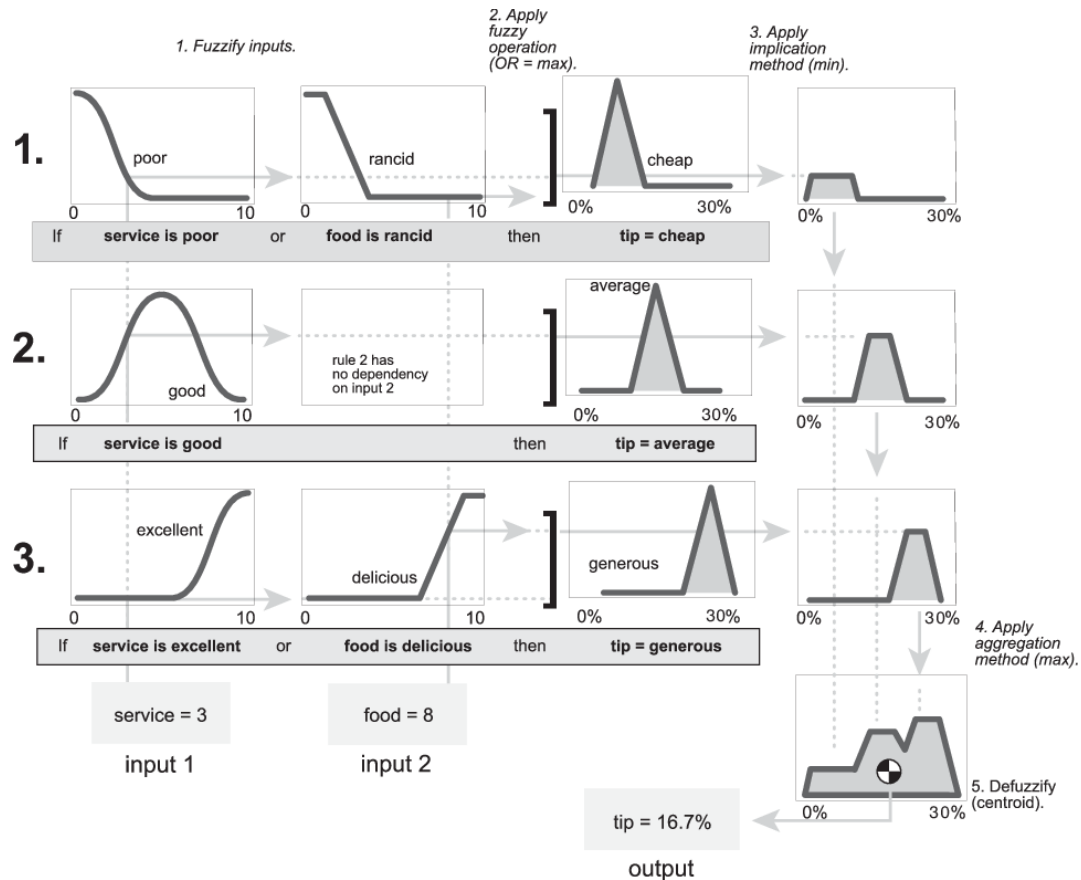
Mejor seguir trabajando con CBMs.



SIB TS CBM ¿Cómo queda escritas las Reglas de la base de conocimiento?

- Las Regla genérica de la base de conocimiento en un SIB T-S CBU (el tradicional) se escribe:
 - Si x_1 es Alto y x_2 es Medio, Entonces $y_i = p_{0,i} + p_{1,i} x_1 + p_{2,i} x_2$
- En un SIB T-s CBM, una regla genérica se escribe como:
 - Si $\mathbf{X}=[x_1, x_2]$ es Grupo $_i$, Entonces $y_i = p_{0,i} + p_{1,i} x_1 + p_{2,i} x_2$
- Se nota que ya los CBU del antecedente NO se deben identificar, pues el Fuzzy c-means ya los halló desde los datos (sin la subjetividad del modelador).

SIB T-S CBM... ventajas sobre un SIB T-S CBU



- Elimina la necesidad de definir forma y posición (parámetros adicionales) de los conjuntos borrosos del antecedente de las reglas, lo típico en un SIB T-S CBU.
- Permite el reconocimiento de patrones (los Grupos) a través del algoritmo de agrupamiento usado (Fuzzy c-means clustering).
- No se requiere **juicio experto**...

<https://es.mathworks.com/help/fuzzy>

... un comentario sobre Juicio Experto para Armar la Base de Conocimiento en un SIB T-S CBU

- Se debe generar una base de conocimiento extraída desde expertos.
- Dicha base, en lo posible debería ser completa $A \times B$ (diferencia Mamdani y Pedrycz).
- Otra ventaja del SIB T-S CBM: brinda la posibilidad de depurar o afinar los polinomios de salida de las reglas, incluyendo combinaciones no-lineales de variables. Se mantiene la opción de incluir la auto-regresiones para lograr efectos dinámicos.

de\e	NH	NMH	NML	NL	Z	PL	PML	PMH	PH
NH	H	H	MH	MH	ML	ML	L	L	Z
NMH	H	MH	MH	ML	ML	L	L	Z	L
NML	MH	MH	ML	ML	L	L	Z	L	L
NL	MH	ML	ML	L	L	Z	L	L	ML
Z	ML	ML	L	L	Z	L	L	ML	ML
PL	ML	L	L	Z	L	L	ML	ML	MH
PML	L	L	Z	L	L	ML	ML	MH	MH
PMH	L	Z	L	L	ML	ML	MH	MH	H
PH	Z	L	L	ML	ML	MH	MH	H	H

SIB T-S CBM... una referencia simple

Modelamiento de Sistemas de Inferencia Borrosa Tipo Takagi–Sugeno

HERNÁN ALVAREZ

UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA. Facultad de Minas.

Escuela de Química y Petróleos. Grupo de Automática.

halvarez@perseus.unalmed.edu.co

MIGUEL PEÑA

UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN JUAN. Facultad de Ingeniería.

Instituto de Automática, INAUT. Argentina

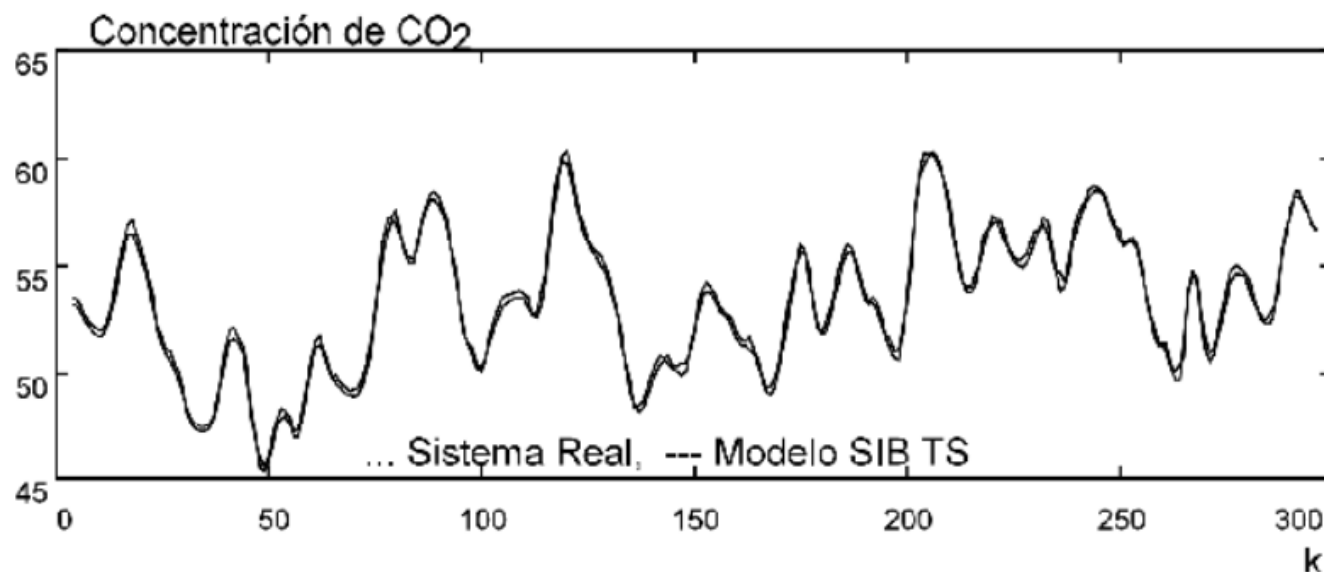
- Describe en detalle el concepto de SIB T-S CBM.
- Presenta la matemática que soporta, tanto el método de identificación de parámetros como la operación del SIB de este tipo:

$$R^i : \quad \begin{array}{ll} \text{Si} & : \quad \mathbf{x} \text{ es } \mathbf{B}^i(\mathbf{x}) \\ \text{Entonces} & : \quad y^i = f^i(x) \end{array} \quad y_n^i = f^i(x) = p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_M^i x_M = p_0^i + \mathbf{a}^T \mathbf{x}$$
$$y_n = \sum_{i=1}^L \varphi^i(\mathbf{x}_n) (p_0^i + p_1^i x_{1n} + \dots + p_M^i x_{Mn})$$

- Deja abiertas punta de trabajo por explorar.

SIB T-S CBM... como se vería (todo va en el código).

- Aquí se muestra un SIB T-S CBM con cuatro Grupo o Reglas, Identificado para el modelo del horno de gas de Box and Jenkins.
- Como se ve, el modelo aproxima muy bien la concentración de CO₂.



Reglas

R^1 : Si $[x_{1n} \ x_{2n} \ x_{3n} \ x_{4n} \ x_{5n} \ x_{6n}]$ es
 $\begin{bmatrix} 0.52 & 0.56 & 0.52 & 0.80 & 0.69 & 0.50 \\ -0.16 & 0.01 & 0.31 & 0.88 & 0.80 & 0.36 \\ 0.51 & 0.87 & 0.79 & 1.83 & 1.13 & 0.69 \end{bmatrix}$

Entonces $y_n = 1.0586x_{1n} - 1.536x_{2n} + 1.591x_{3n} + 2.8897x_{4n} - 2.0181x_{5n} + 0.2173x_{6n} - 0.33392$

R^2 : Si $[x_{1n} \ x_{2n} \ x_{3n} \ x_{4n} \ x_{5n} \ x_{6n}]$ es
 $\begin{bmatrix} 0.52 & 0.52 & 0.59 & 0.72 & 0.57 & 0.57 \\ 0.15 & 0.27 & 0.44 & 0.62 & 0.48 & 0.67 \\ 0.18 & 0.28 & 0.31 & 0.48 & 0.41 & 0.45 \end{bmatrix}$

Entonces $y_n = -0.4347x_{1n} + 0.22714x_{2n} - 0.91284x_{3n} - 1.005x_{4n} + 1.9258x_{5n} - 0.79756x_{6n} + 0.77697$

R^3 : If $[x_{1n} \ x_{2n} \ x_{3n} \ x_{4n} \ x_{5n} \ x_{6n}]$ es
 $\begin{bmatrix} 1.04 & 1.19 & 0.80 & 0.19 & 0.15 & 0.18 \\ 0.71 & 0.60 & 0.49 & 0.29 & 0.30 & 0.32 \\ 1.21 & 0.82 & 0.34 & 0.35 & 0.45 & 0.02 \end{bmatrix}$

Else $y_n = 0.24964x_{1n} - 0.61368x_{2n} - 0.43622x_{3n} - 0.93623x_{4n} + 2.0208x_{5n} - 0.78576x_{6n} + 0.81479$

R^4 : Si $[x_{1n} \ x_{2n} \ x_{3n} \ x_{4n} \ x_{5n} \ x_{6n}]$ es
 $\begin{bmatrix} 0.28 & 0.29 & 0.38 & 0.52 & 0.48 & 0.48 \\ 0.59 & 0.52 & 0.44 & 0.41 & 0.62 & 0.61 \\ 0.63 & 0.56 & 0.54 & 0.41 & 0.34 & 0.30 \end{bmatrix}$

Entonces $y_n = -0.36873x_{1n} + 0.43906x_{2n} - 0.043347x_{3n} + 3.7801x_{4n} - 3.2568x_{5n} + 1.1828x_{6n} - 0.30113$

SIB T-S CBM... normalización de los datos

- Aunque seguro lo saben y lo discutirás seguro con más detalle, mencionemos el papel de la normalización de la base de datos.
- Los datos en sus valores crudos (originales), generan sesgo en las herramientas de agrupamiento (clustering).
- Eso se debe a que datos con escalas muy pequeñas, serán ignorados por la mayoría de algoritmos basado en gradiente o en distancia.
- Ejemplo: Presión en Pa ... se mueve entre 0 y 400000 Pa manométricos. Concentración molar Cm de una sal poco soluble ... se mueve entre 0 y 0.5 moles por litro. La diferencia es casi de seis órdenes de magnitud. ¿A quién creen que le prestará más atención un algoritmo de agrupamiento por distancias?
- Normalizando (algunos dicen escalando... que es otro caso), las dos variables se moverán entre 0 y 1.0. Ya los algoritmos de agrupamiento no tendrán la tentación de descartar los cambios en Cm.

COMBINED ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODELING FOR PRODUCTION FORECAST IN AN OIL FIELD



Ruiz, Marco^a; Alzate-Espinosa,Guillermo^b; Obando, Andrés^{c}; Alvarez, Hernán^c*

CT&F - Ciencia, Tecnología y Futuro Vol 9, Num 1 June 2019. pages 27 - 35

DOI : <https://doi.org/10.29047/01225383.149>

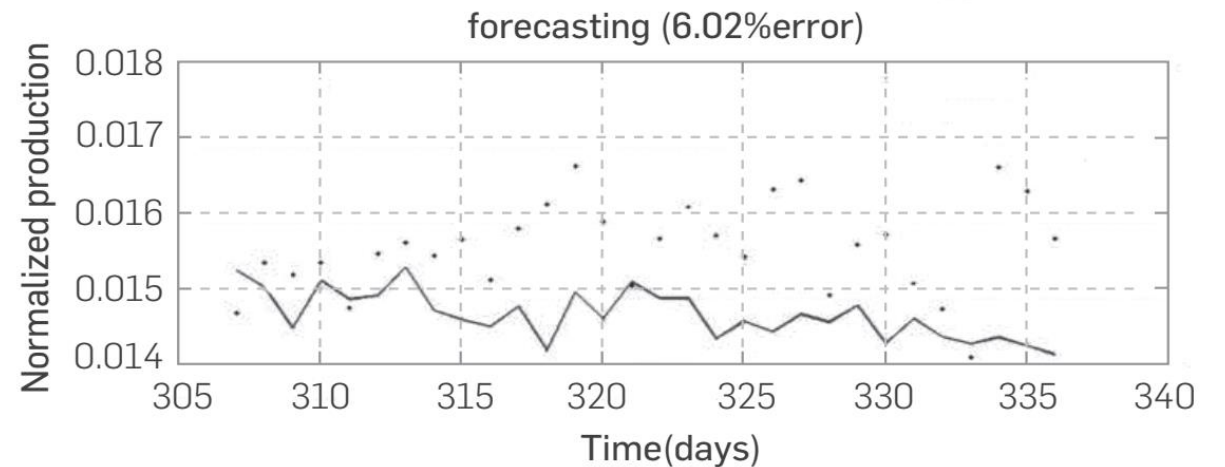
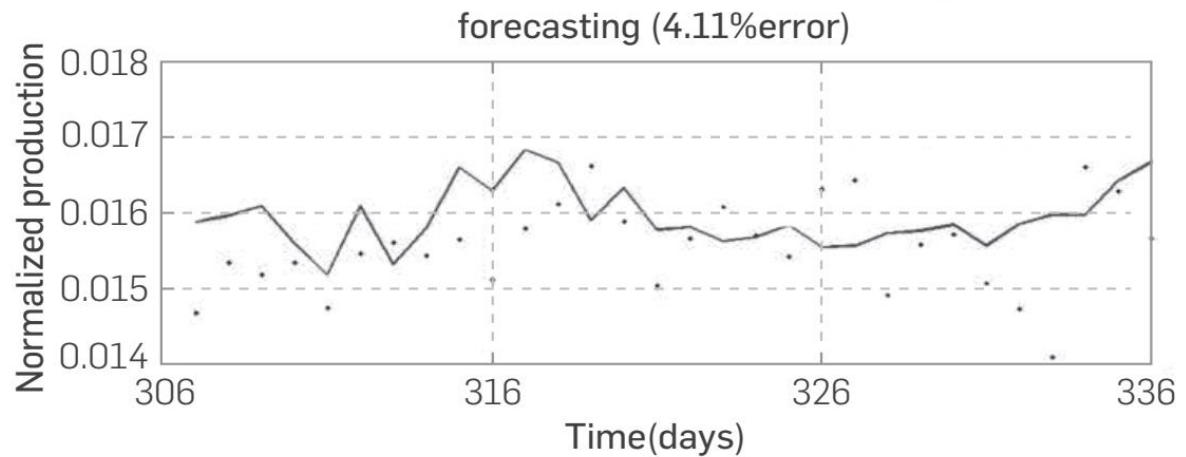
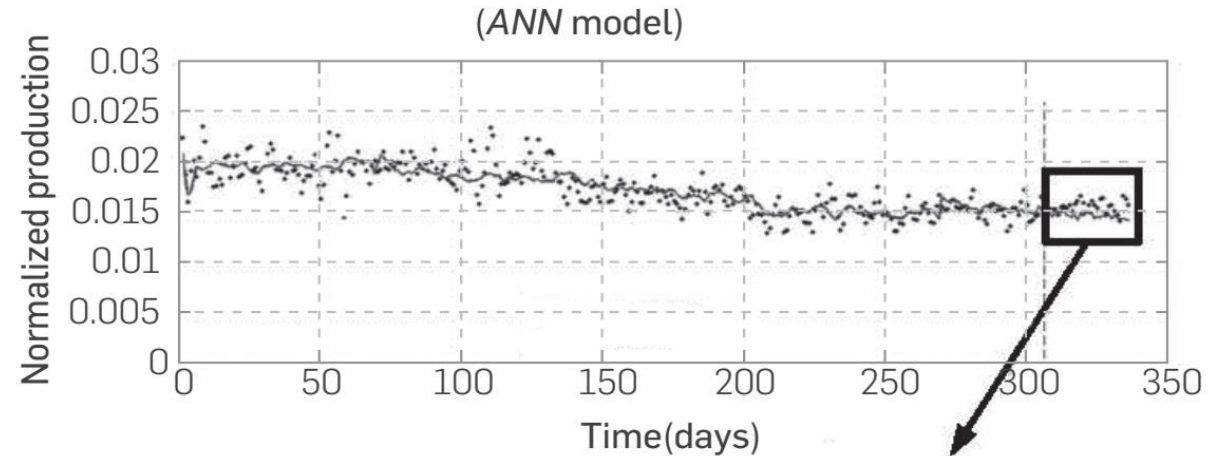
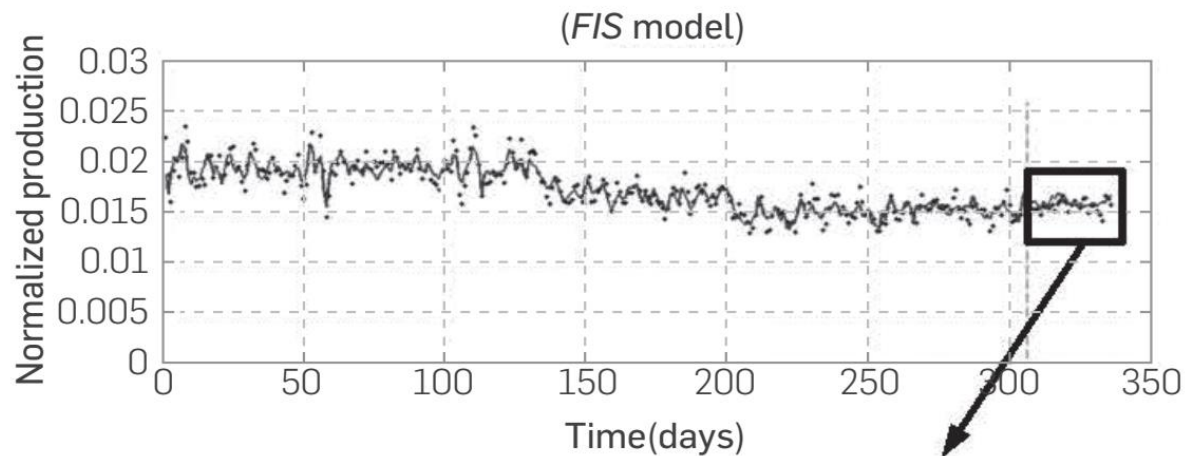
Sistemas de Inferencia Borrosa (SIB) tipo Takagi-Sugeno con Conjuntos Borrosos Multidimensionales

- Se modela un campo productor de petróleo usando SIB T-S CBM (FIS) y Redes Neuronales Artificiales (ANN) tipo perceptrón multicapa simple.
- El campo tiene 23 pozos de producción y se inyecta gas por 15 pozos para modular la producción. Un año de datos diarios de cada pozo.
- Se predice la producción de Petróleo, Gas y Agua para cada pozo (un SIB por cada pozo y por cada sustancia que produce), bajo el efecto de diferentes políticas de inyección de gas en el campo.
- Cada herramienta (FIS y ANN) hace su pronóstico. Luego, mediante un criterio se determina que modelo está haciendo la predicción más precisa de acuerdo con un histórico, el modelo completo toma la predicción más precisa y la entrega como respuesta final al usuario. Veamos algunos resultados.

Predicción con el SIB T-S CBM

WELL-03 OIL

• Real data — Model



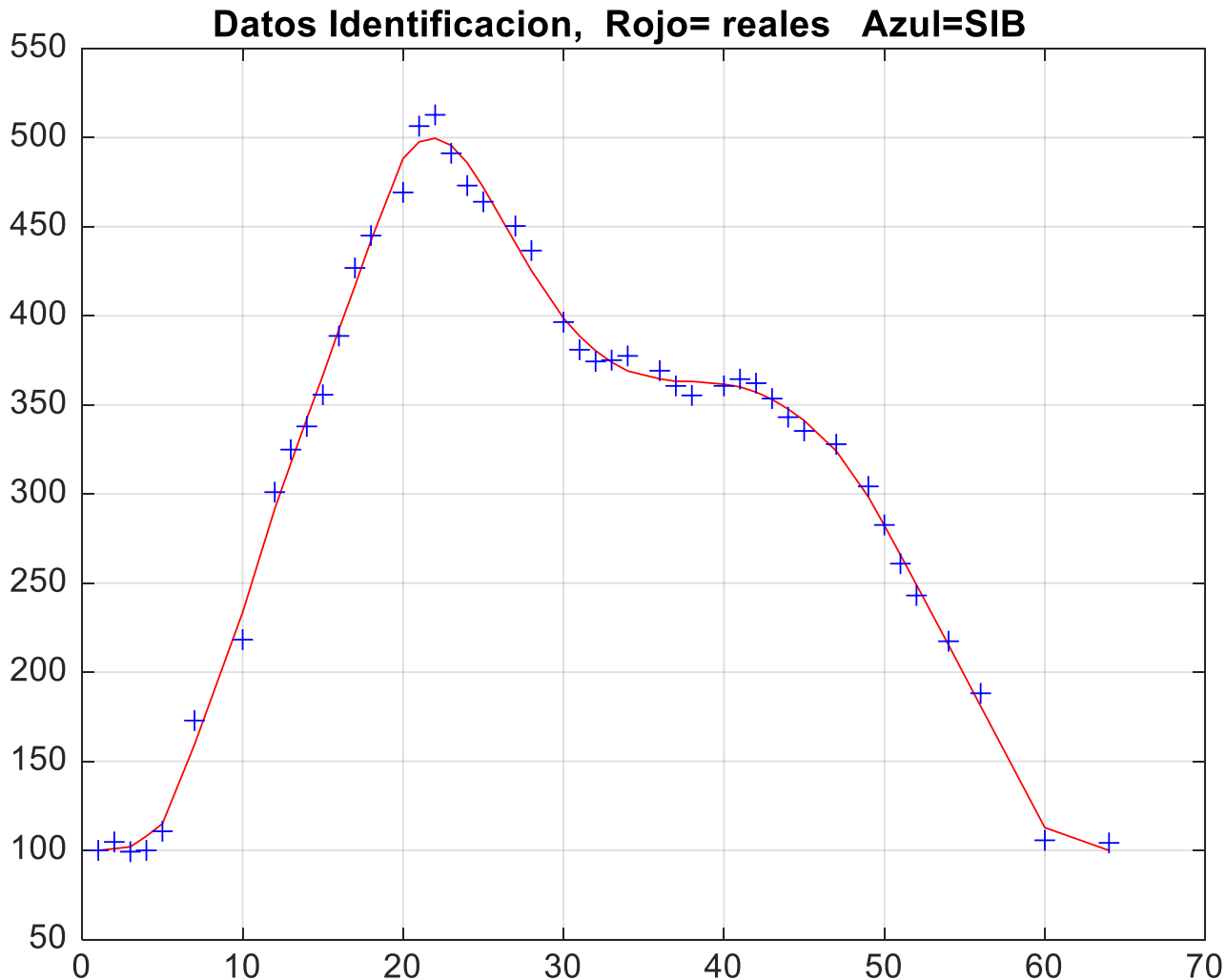
Predicción con el SIB T-S CBM

Table 1. Models error in forecasting production for five wells.

Well production	FIS Error	ANN Error
Well-01 _{gas}	6.92%	8.09%
Well-01 _{oil}	5.05%	5.44%
Well-01 _{wat}	8.31%	4.91%
Well-02 _{gas}	6.44%	6.45%
Well-02 _{oil}	7.52%	4.38%
Well-02 _{wat}	7.79%	7.73%
Well-03 _{gas}	5.27%	6.84%
Well-03 _{oil}	4.11%	6.02%
Well-03 _{wat}	9.82%	6.51%
Well-04 _{gas}	6.08%	6.79%
Well-04 _{oil}	11.25%	5.11%
Well-04 _{wat}	8.24%	4.91%
Well-05 _{gas}	7.80%	6.88%
Well-05 _{oil}	5.15%	5.59%
Well-05 _{wat}	6.28%	9.50%

Nótese que no hay un modelo único que siempre sea el mejor. A veces la mejor predicción la hace el FIS y otra la ANN.

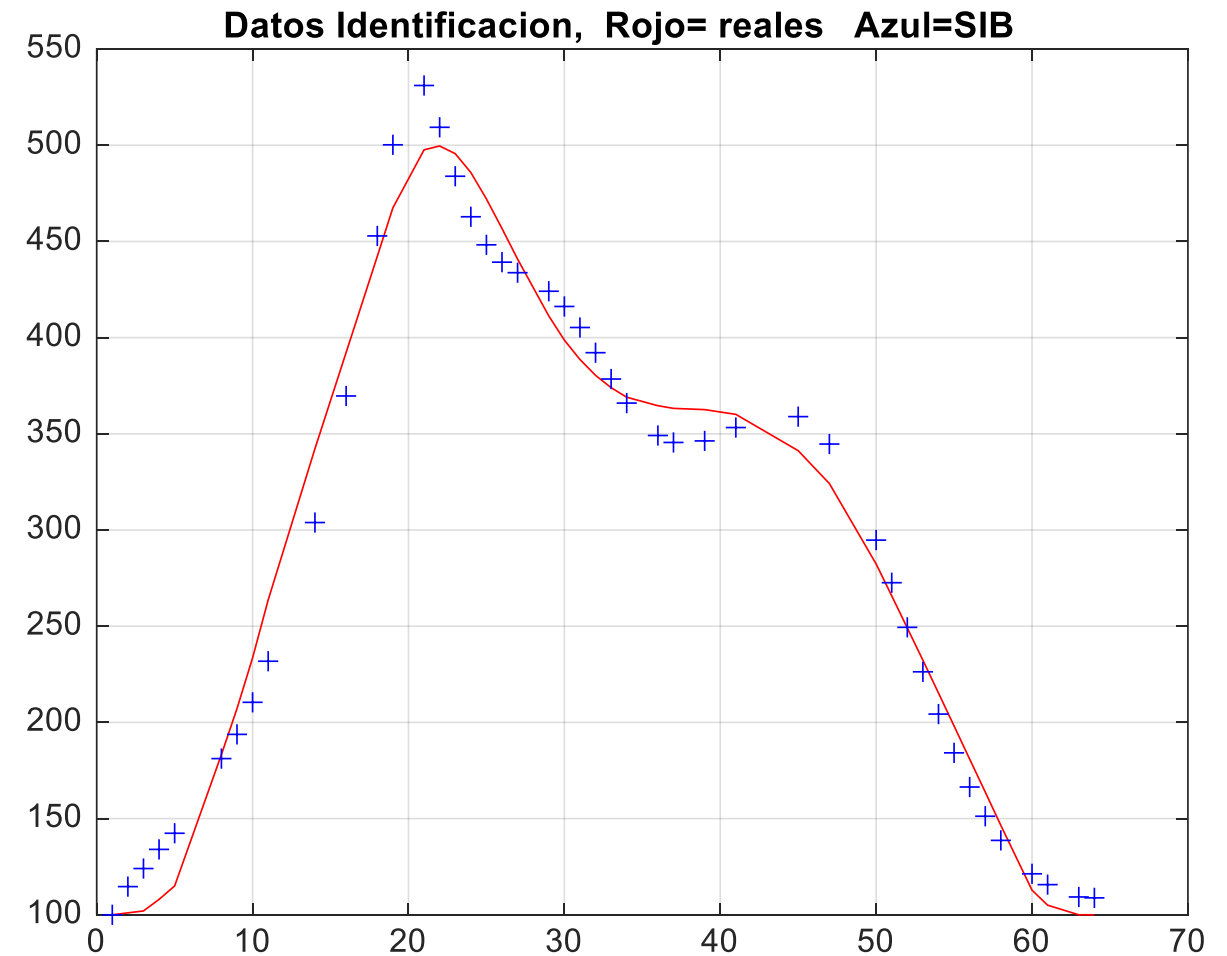
SIB T-S CBM como interpolador suave. Predicción de liberación de enzimas digestivas tras la ingesta de alimento



- El eje x es el tiempo en minutos.
- El eje y son las unidades de enzima liberadas.
- El momento cero indica el inicio de la ingesta.
- Esta es la predicción de un SIB T-S CBM con 10 grupos.
- Error máximo de predicción: 19.05 unidades, sobre un máximo de 500 unidades, lo que da un % del 3,8%.

SIB T-S CBM como interpolador suave. Predicción de liberación de enzimas digestivas tras la ingesta de alimento

- Predicción con solo 4 grupos.
- Error máximo de predicción: 39.22 unidades, sobre un máximo de 500 unidades, lo que da un % del 7,9%.
- Recordar que se puede aumentar el número de grupos pero hasta donde el número de datos lo permita:
- Para identificar n parámetros, se necesitan por lo menos n registros o datos diferentes disponible.
- Si se identifican n parámetros con m datos, siendo $m < n$, habrán $(n-m)$ parámetros que se ubicarán aleatoriamente.



MUCHAS GRACIAS POR SU ATENCIÓN.

SE ABREN LAS PREGUNTAS O COMENTARIOS

