# Aprendizaje de máquina interpretable

DAVID AUGUSTO CÁRDENAS PEÑA Universidad Tecnológica de Pereira Ingeniero Electrónico Magister en Automatización Industrial Doctor en Ingeniería









#### Casos de éxito Fracasos

#### IA en el sector financiero

- Empleadores, propietarios y compañías de seguros usan historial crediticio para tomar decisiones.
- El problema: El historial y los puntajes crediticios no son neutrales respecto a los grupos étnicos.
- La consecuencia: Satisfacción de necesidades por productos y servicios desestabilizadores y de alto costo (paga diario, cambiadores de cheques...).
- El estado: Las leyes obligan a los bancos a satisfacer las necesidades crediticias de todas las comunidades a las que sirven, de acuerdo con la seguridad y la privacidad.
- La causa: Durante décadas, los bancos han negado sistemáticamente préstamos en localidades de negritudes y latinos; y no ubican sucursales en áreas no blancas y de bajos ingresos.



https://www.wsj.com/articles/https://www.theguardian.com/commentisfree/2015/oct/13/your-credit-score-is-racist-heres-whyter and the state of the s







#### <del>Casos de éxito-</del>Fracasos

The New York Times

#### Opinion

**OP-ED CONTRIBUTOR** 

#### When a Computer Program Keeps You in Jail

By Rebecca Wexler June 13, 2017











#### Sally Deng

#### IA en la justicia penal:

- COMPAS retrasó la libertad condicional de Glenn Rodríguez debido a errores en la entrada del algoritmo.
- El caso "El estado contra Chubbs" es referencia. en EEUU para negar a los acusados el acceso a pruebas de secretos comerciales.
- Fl secreto comercial ha obstruido a las defensas. evaluar si una aplicación de reconocimiento facial está sobre ajustado para ciertos grupos raciales y no para otros.
- "La raíz del problema es que las tecnologías de justicia penal automatizada son en gran parte de propiedad privada y se venden con fines de lucro."

https://www.nytimes.com/2017/06/13/opinion/how-computers-are-harming-criminal-justice.ht









#### Casos de éxito-Fracasos

#### IA en el sector salud:

- OPTUM jerarquiza pacientes crónicos para recibir atención médica adicional.
- El problema: Los pacientes negros tenían menos probabilidades que los pacientes blancos de obtener ayuda médica adicional, a pesar de estar más enfermos.
- La causa: "OPTUM consideró el gasto médico para clasificar pacientes, el cual era menor en pacientes negros que para los pacientes blancos con condiciones médicas similares."

https://www.wsj.com/articles/researchers-find-racial-bias-in-hospital-algorithm-11571941096

#### THE WALL STREET JO

Home World U.S. Politics Economy **Business** Tech Markets Opinion Books & Arts

BUSINESS | HEALTH CARE | HEALTH

#### Researchers Find Racial Bias in Hospital Alg

Healthier white patients were ranked the same as sicker black patients, according



An algorithm widely used in hospitals to steer care prioritizes patients according to healt resulting in a bias against black patients, a study found.

PHOTO

By Melanie Evans (Follow) and Anna Wilde Mathews (Follow) Updated Oct. 25, 2019 8:39 am ET









#### Interpretación

- Interpretable ML (iML)
- La causa y el efecto pueden ser determinados.

#### **Explicación**

- Explainable AI (XAI)
- Se tiene el significado de un parámetro y su importancia en el desempeño.









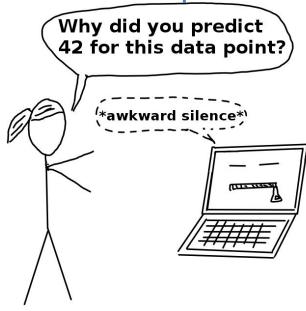
#### Interpretación

- Interpretable ML (iML)
- La causa y el efecto pueden ser determinados.

#### **Explicación**

- Explainable AI (XAI)
- Se tiene el significado de un parámetro y su importancia en el desempeño.

Ambos tratan de resolver el problema de la caja negra













#### "El aprendizaje de máquina interpretable

se refiere a métodos y modelos que hacen que el comportamiento y las predicciones de los sistemas de aprendizaje automático sean comprensibles para los humanos."

**Christoph Molnar** 

PhD Ludwig-Maximilians-University

Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable

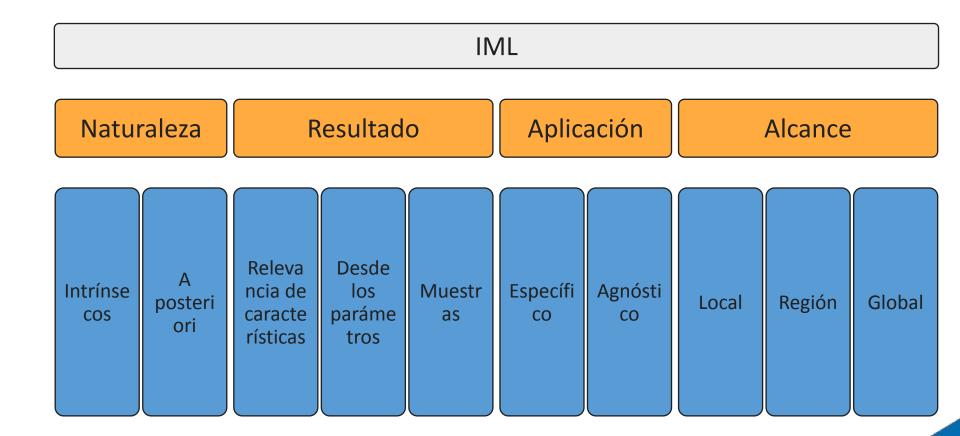








#### Taxonomía del iML











### Intrínsecamente interpretables

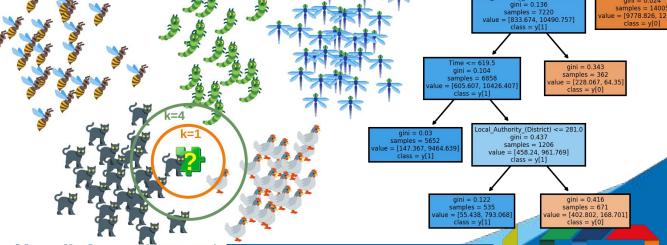
- Regresor lineal
- Regresor logístico
- Árboles de decisión
- Naive Bayes

Vecinos más cercanos

Binary Logit: Churn

	Estimate	Standard Error	Z	р
(Intercept)	-1.41	0.16	-8.73	< .001
Senior Citizen: Yes	0.41	0.11	3.60	< .001
Tenure	-0.03	0.00	-11.38	< .001
Internet Service: DSL	0.92	0.21	4.39	< .001
Internet Service: Fiber optic	1.82	0.32	5.66	< .001
Contract: One year	-0.88	0.14	-6.25	< .001
Contract: Two year	-1.68	0.24	-7.02	< .001
Monthly Charges	0.00	0.00	Time <= 694.5 gini = 0.5 samples = 21225 value = [10612.5, 1061	
n = 3.522 cases used in estimation (Traini	ng sample): R-squared: 0	1898: Correct predictions	class = y[1]	nen's rho-

n = 3,522 cases used in estimation (Training sample); R-squared: 0.1898; Correct predictions: 79.0%; McFanden's rhosquared: 0.2564; AIC: 3,065.1; multiple comparisons correction: None



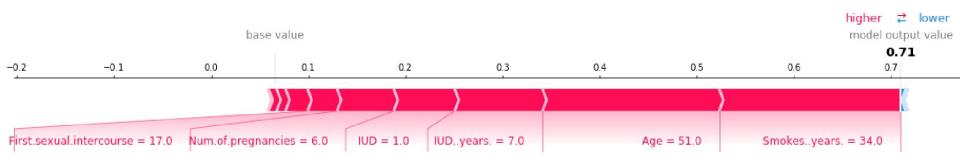


**automática**Grupo I+D

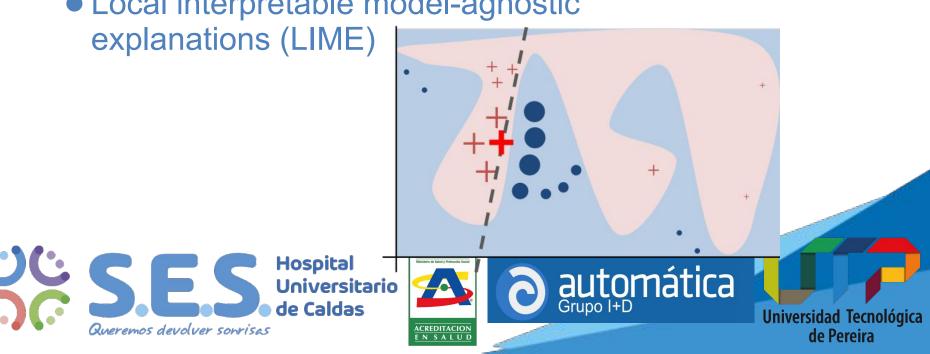
Universidad Tecnológica de Pereira

### Agnósticos locales

SHAP (SHapley Additive exPlanations)

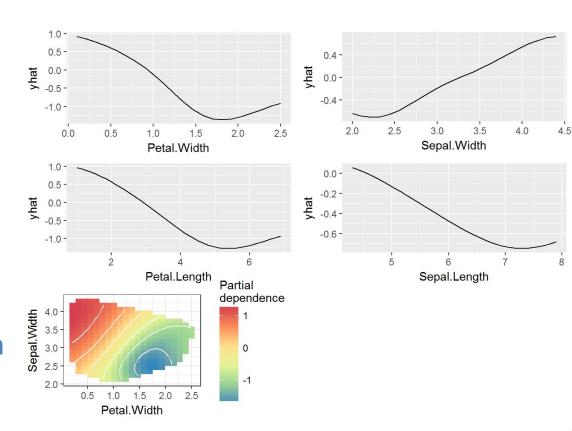


Local interpretable model-agnostic



### Agnósticos globales

- Partial dependence plots:
   Efecto marginal de una o dos variables en la predicción.
- Feature Interaction: "El todo es mayor que la suma de sus partes".
- Permutation Feature
   Importance: Incremento en el error al cambiar el valor de un predictor.



PDP for one and two predictors









### Específicos para DNN up Bowl (vanilla)

 Pixel Attribution (Saliency Maps): Resalta pixeles relevantes para obtener la

etiqueta

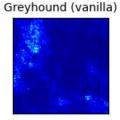
Soup Bowl (vanilla)

50%

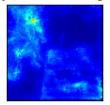
Greyhound (vanilla)



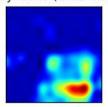
35%



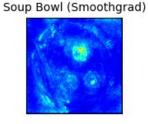
Greyhound (Smoothgrad)



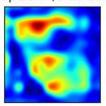
Greyhound (Grad-Cam)



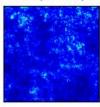
X-2



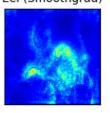
Soup Bowl (Grad-Cam)



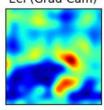
Eel (vanilla)



Eel (Smoothgrad)



Eel (Grad-Cam)



Eel (vanilla)



70%



Queremos devolver sonrisas







### Específicos para DNN - Adversarial Ex.

Ejemplos adversarios:
 Minimiza el costo en una categoría deseada respecto de una perturbación:

$$loss(\hat{f}(x+r),l) + c \cdot |r|$$

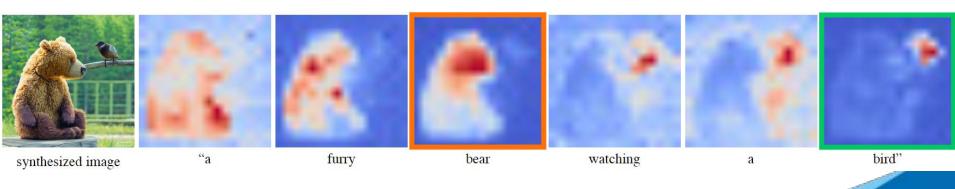
 Responde: ¿Qué tanto hay que cambiar la entrada para obtener una nueva salida?





### **Específicos para DNN - Detecting Concepts**

- Conceptos como abstracciones (color, objeto, idea...)
- Detecta conceptos incrustados en el espacio latente aprendido por la red.
- Puede generar interpretaciones que no están limitadas por el espacio de características de una red neuronal.
- Prompt-to-Prompt Image Editing with Cross Attention Control (Aug, 2022):











### **Específicos para DNN - Detecting Concepts**

 Prompt-to-Prompt Image Editing with Cross Attention Control (Aug, 2022):

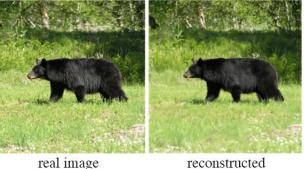


"Children drawing of a castle next to a river."



"A photo of a butterfly on..."

"A black bear is walking in the grass."



reconstructed



"...next to red flowers."



"...when snow comes down "



...on the river.

"while another black bear is watching."



'...on a fruit'

"Oil painting of..."













## El conocimiento es de todos

Minciencias

Desde el proyecto "Desarrollo de una herramienta de seguimiento de aguja y segmentación de estructuras nerviosas en imágenes de ultrasonido"...

#### **MUCHAS GRACIAS!**







