Inteligencia Artificial aplicada al Análisis de Riesgos: Situación y Tendencias

Expositor:

Roddy Rivas-Llosa M., CFA

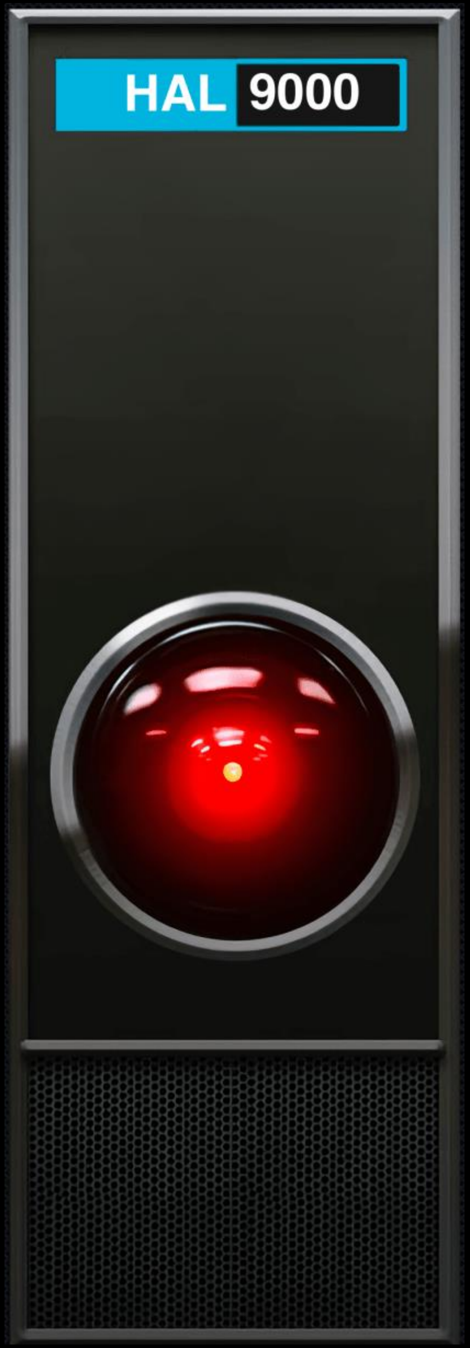
rivasllosa@risk-o.com

“¡Peligro, Will Robinson!”

El Robot
Perdidos en el Espacio
1965

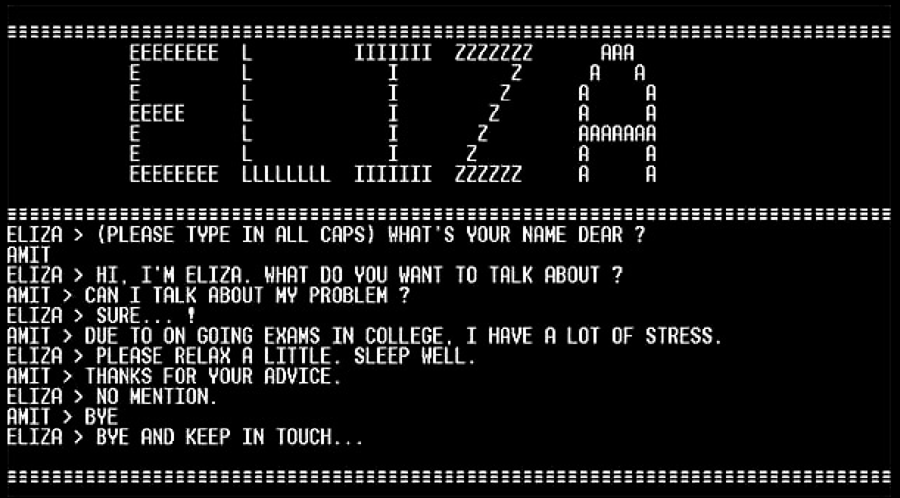
“No sé de qué otra manera decir esto, pero resulta que es un hecho inalterable que soy incapaz de equivocarme.”

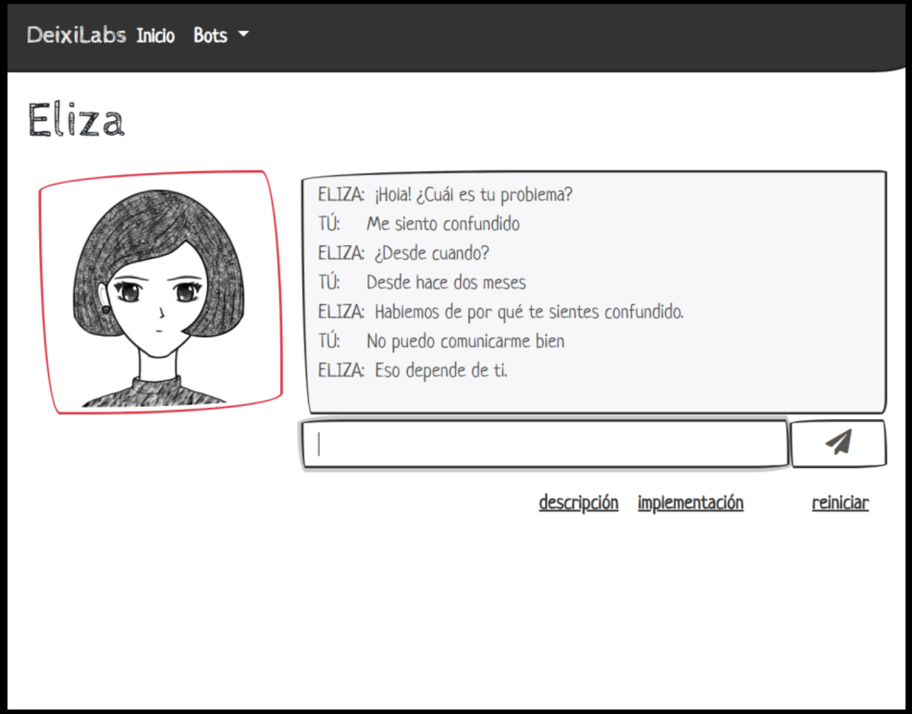
Hal 9000
2001: A Space Odyssey
1968



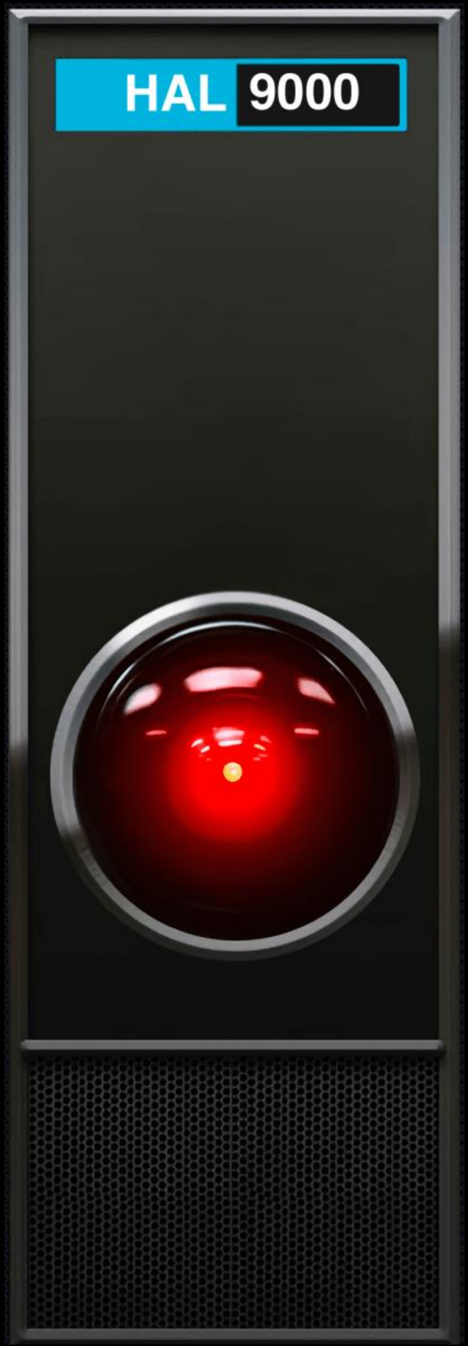
“Soy una psicoterapeuta. Descríbeme tus problemas (y presiona Enter).”

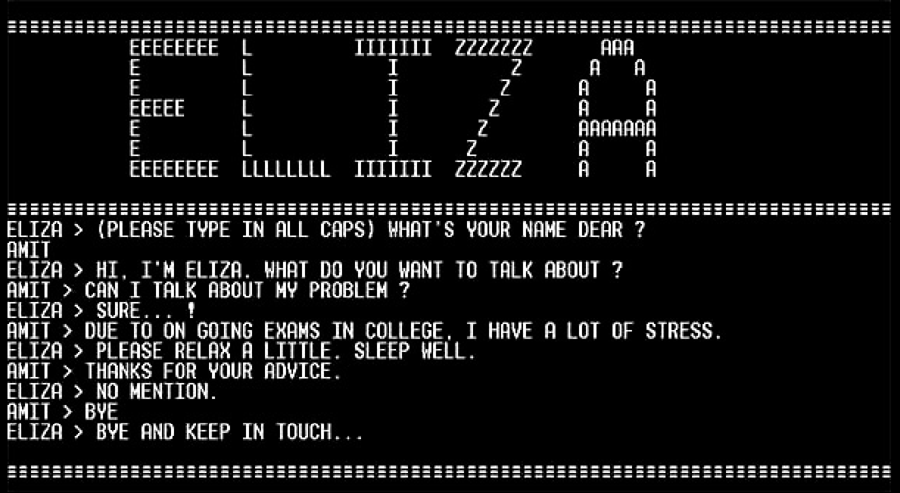
Eliza
1966

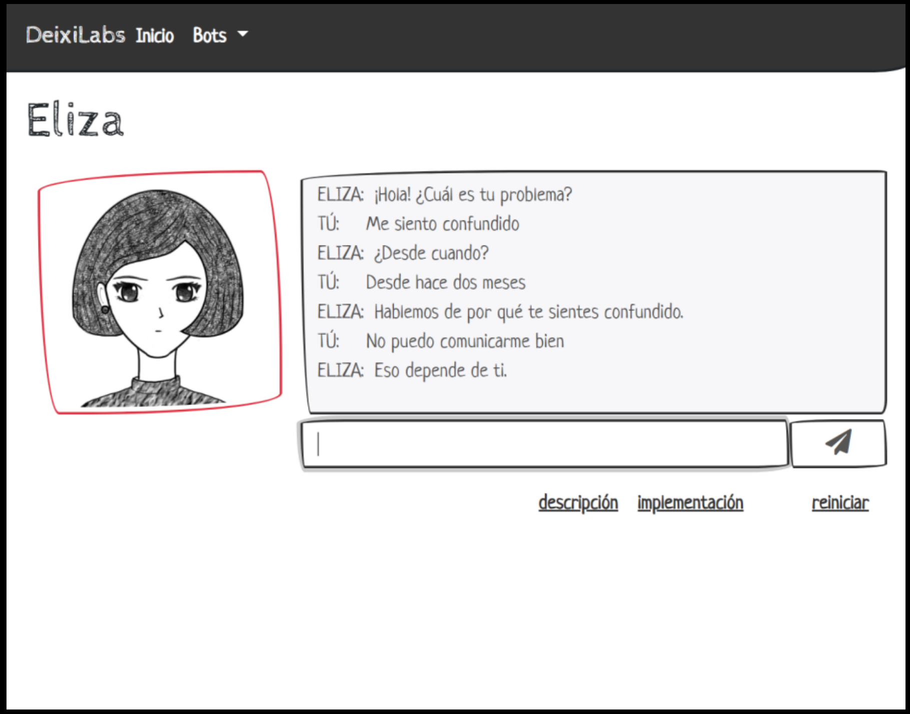




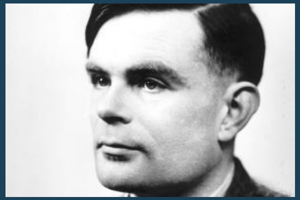
Eliza en línea: http://deixilabs.com/eliza.html







Eliza en línea: http://deixilabs.com/eliza.html



1950
Test de Turing
(Alan Turing)

1955
“Inteligencia Artificial”
(John McCarthy)

1961
UNIMATE
(GM, Primer robot industrial)

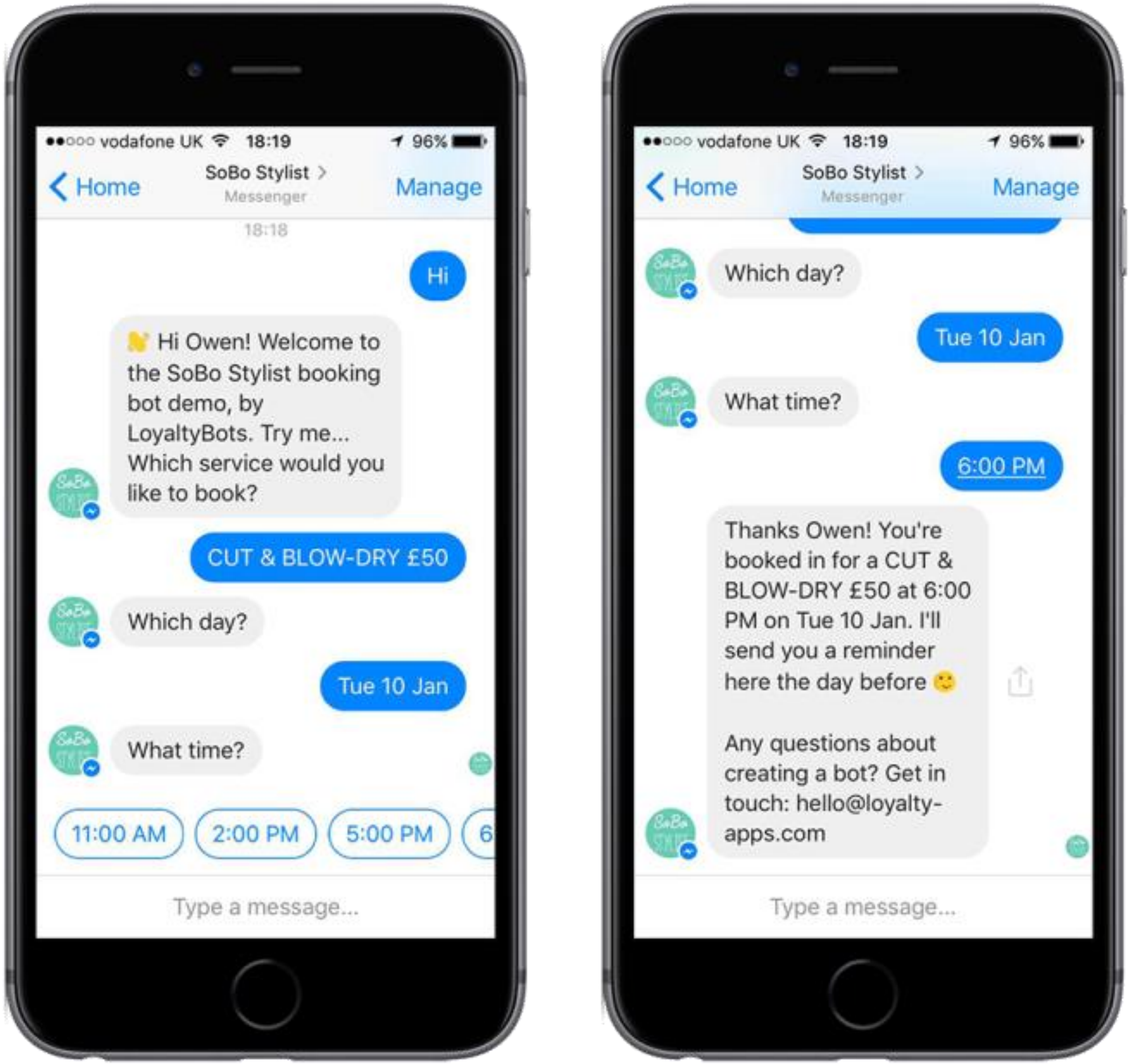
1964
ELIZA
(Joseph Weiz)

2002
ROOMBA
(iRobot)

2011
SIRI
(Apple 4S)

2014
EUGENE
(Pasa test de Turing)

2014
ALEXA
(Amazon)

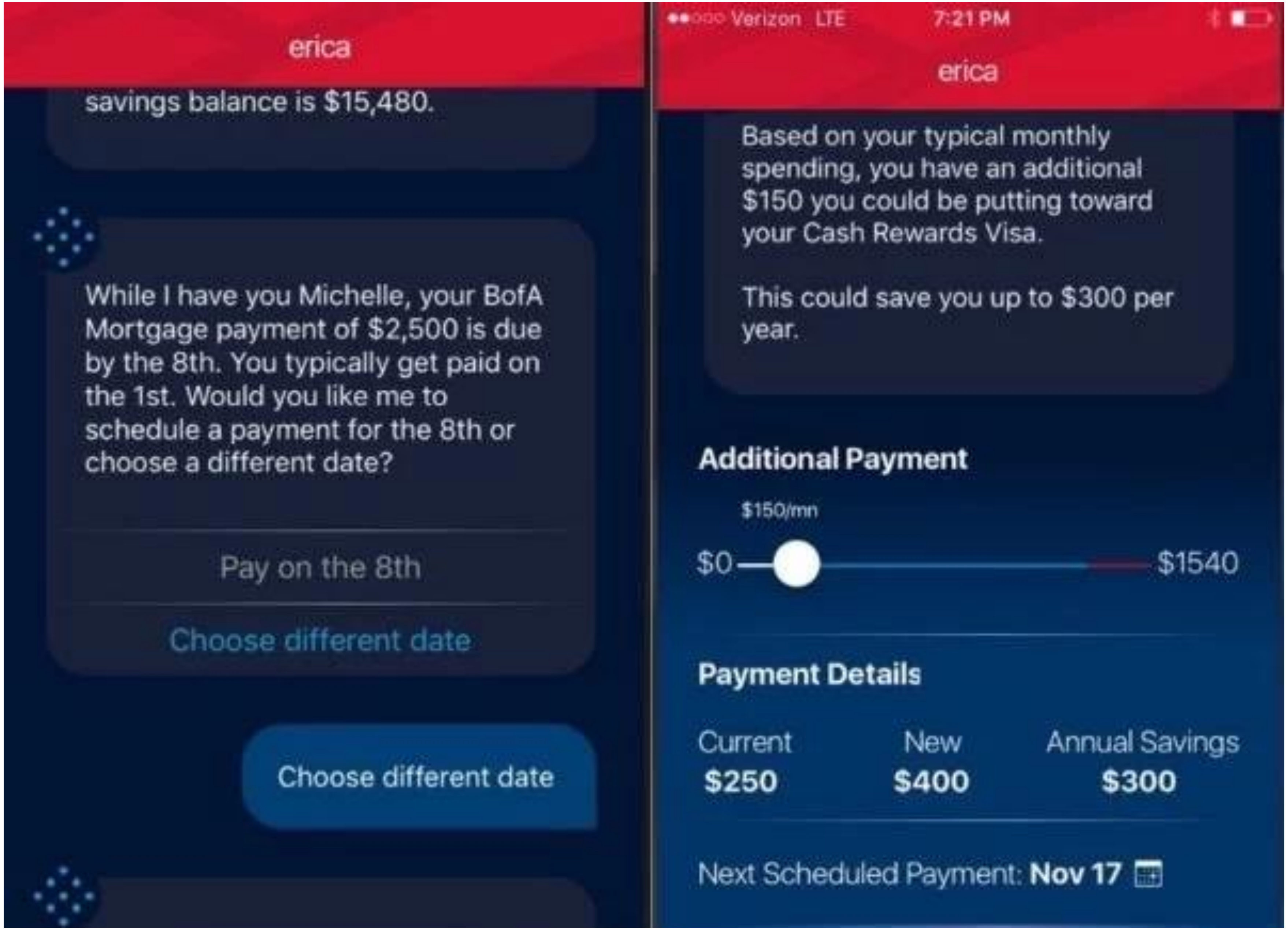


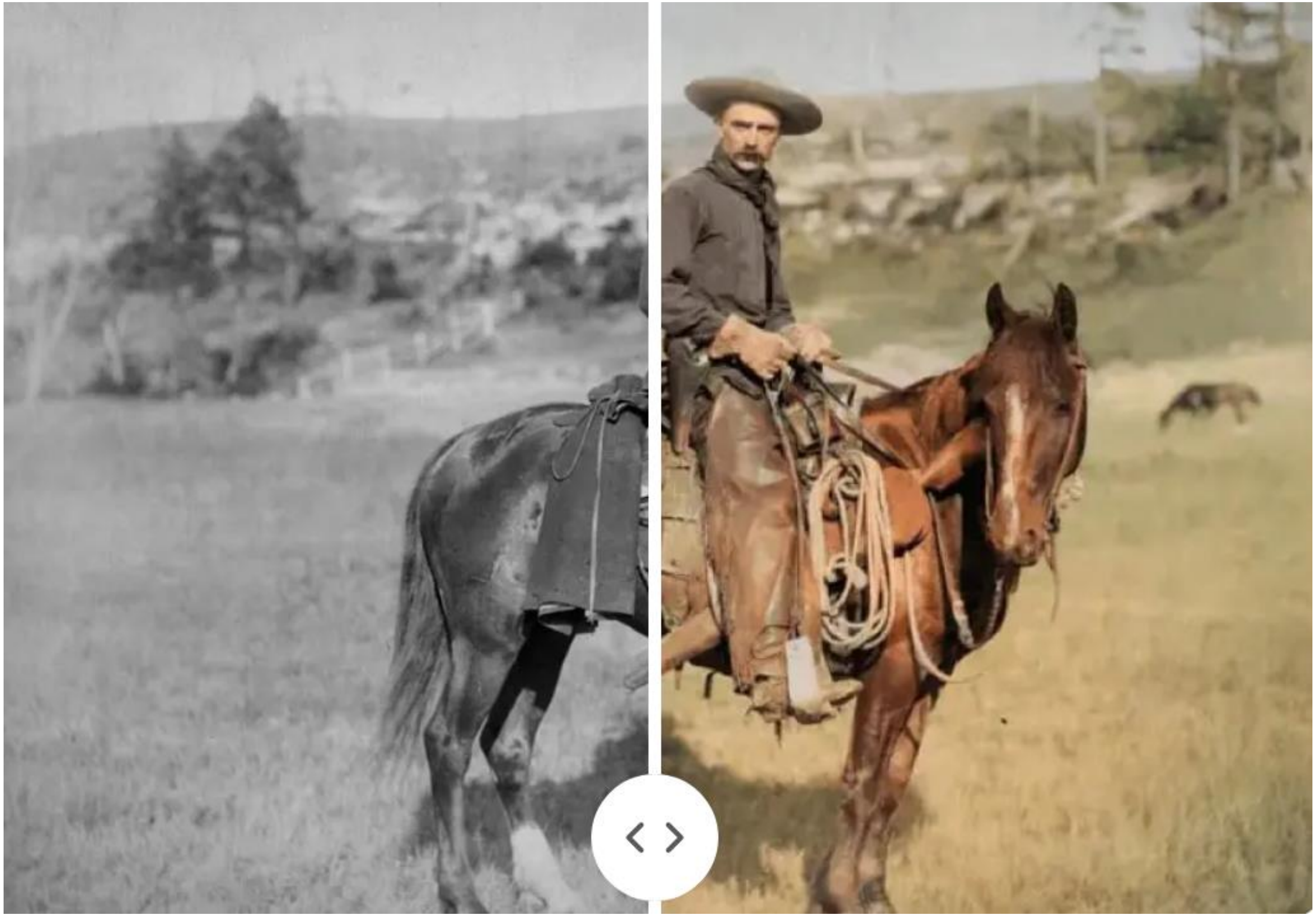
Chatbot
para registro de citas

2019

Chatbot de atención bancaria

2021





Auto-coloring

2021

Fuente: https://www.myheritage.es/incolor

Fuente:
https://www.myheritage.es/incolor

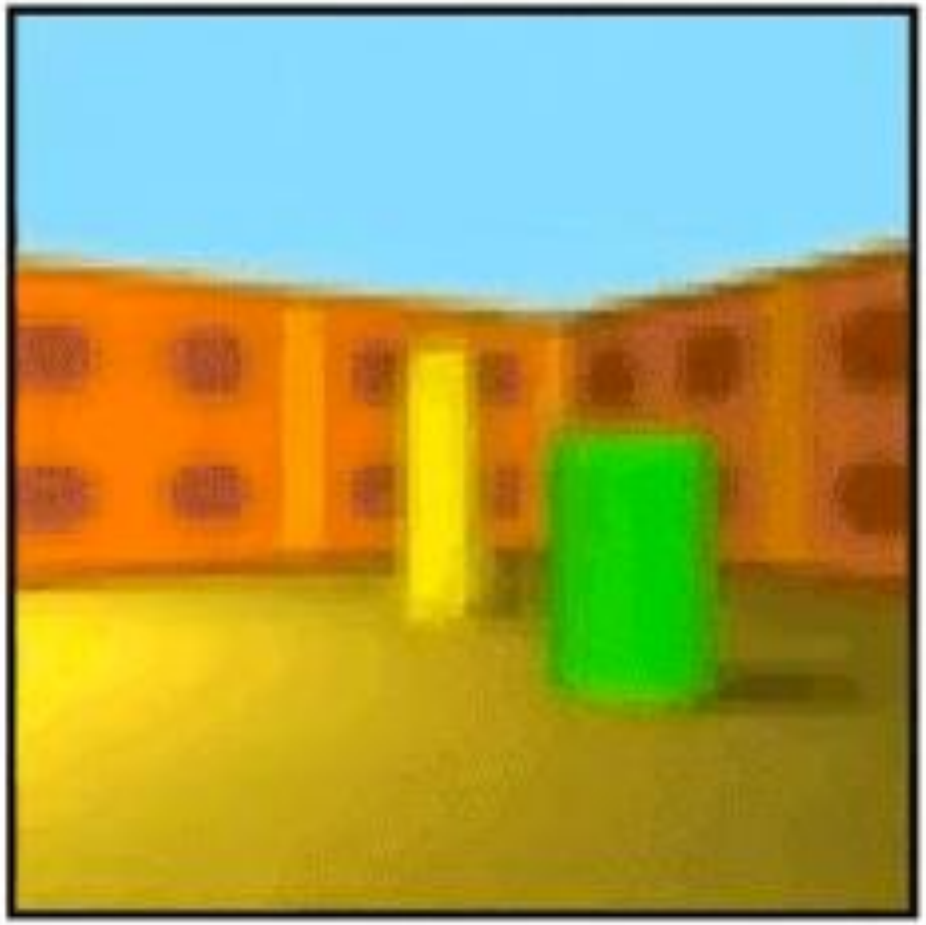
Inteligencia Artificial - Características

- Actuación similar a la humana
- Identificación de patrones
- Capacidad de clasificación y predicción
- Resolución de problemas
- Memoria
- Aprendizaje

fast forward…

observation

neural rendering



Fuente: https://deepmind.com/blog/article/neural-scene-representation-and-rendering

DeepMind Introduces It's Supermodel AI 'Perceiver': A Neural Network Model That Could Process All Types Of Input

Perceiver: General Perception with Iterative Attention

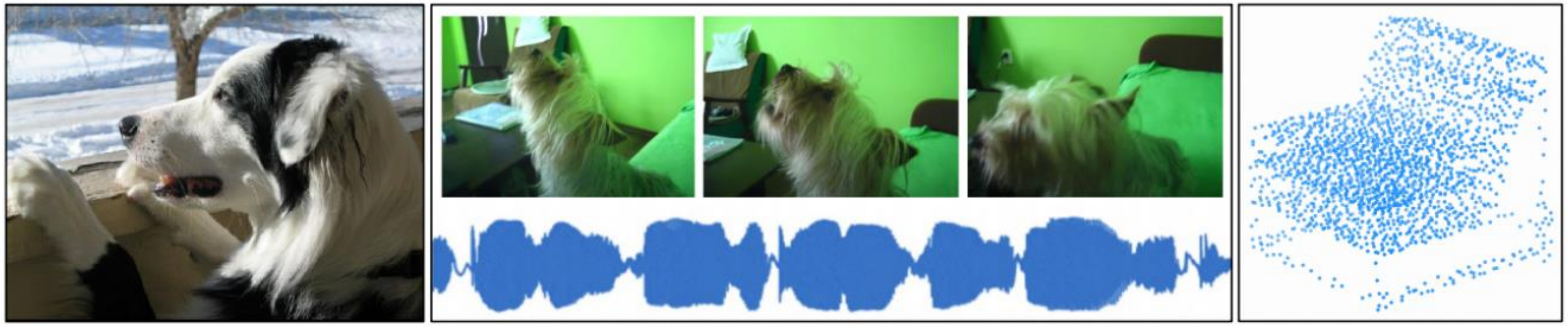


Figure 2. We train the Perceiver architecture on images from ImageNet (Deng et al., 2009) (left), video and audio from AudioSet (Gemmeke et al., 2017) (considered both multi- and uni-modally) (center), and 3D point clouds from ModelNet40 (Wu et al., 2015) (right). Essentially no architectural changes are required to use the model on a diverse range of input data.

Source: *https://arxiv.org/pdf/2103.03206.pdf*

Fuente: https://www.marktechpost.com/2021/07/18/deepmind-introduces-its-supermodel-ai-perceiver-a-neural-network-model-that-could-process-all-types-of-input/

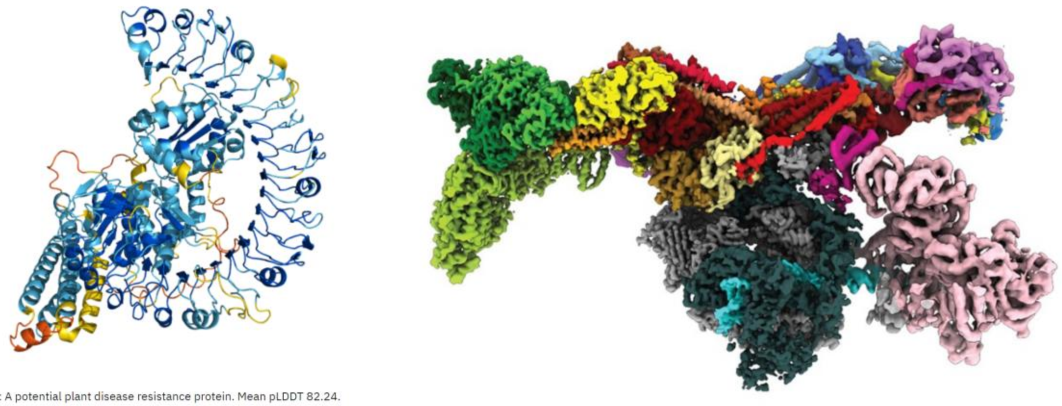
nature

NEWS | 22 July 2021

DeepMind’s AI predicts structures for a vast trove of proteins

AlphaFold neural network produced a ‘totally transformative’ database of more than 350,000 structures from *Homo sapiens* and 20 model organisms.

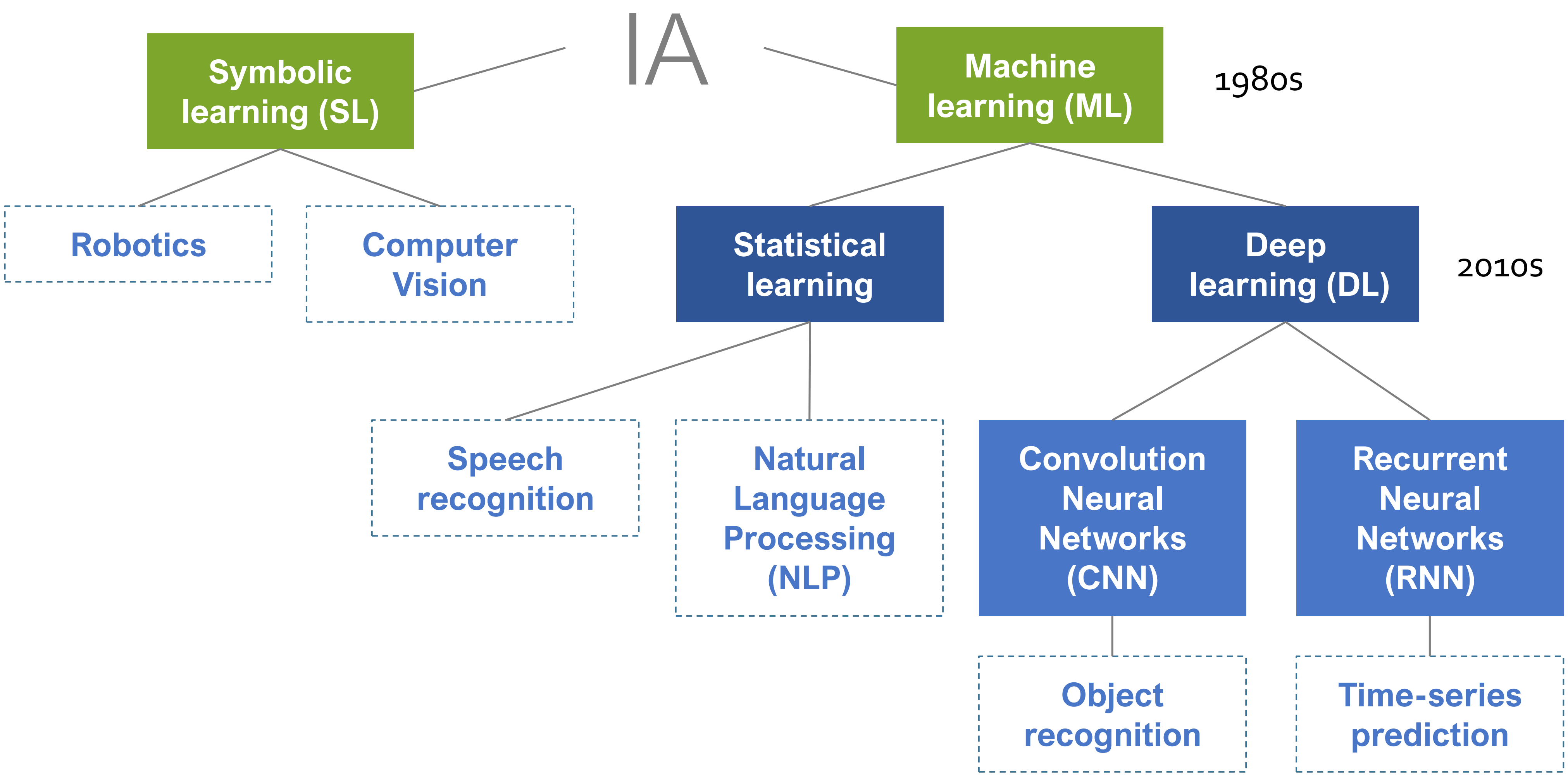
Ewen Callaway



Q8W3K0: A potential plant disease resistance protein. Mean pLDDT 82.24.

IA, ML, SL, USL: mapa básico

IA un breve mapa

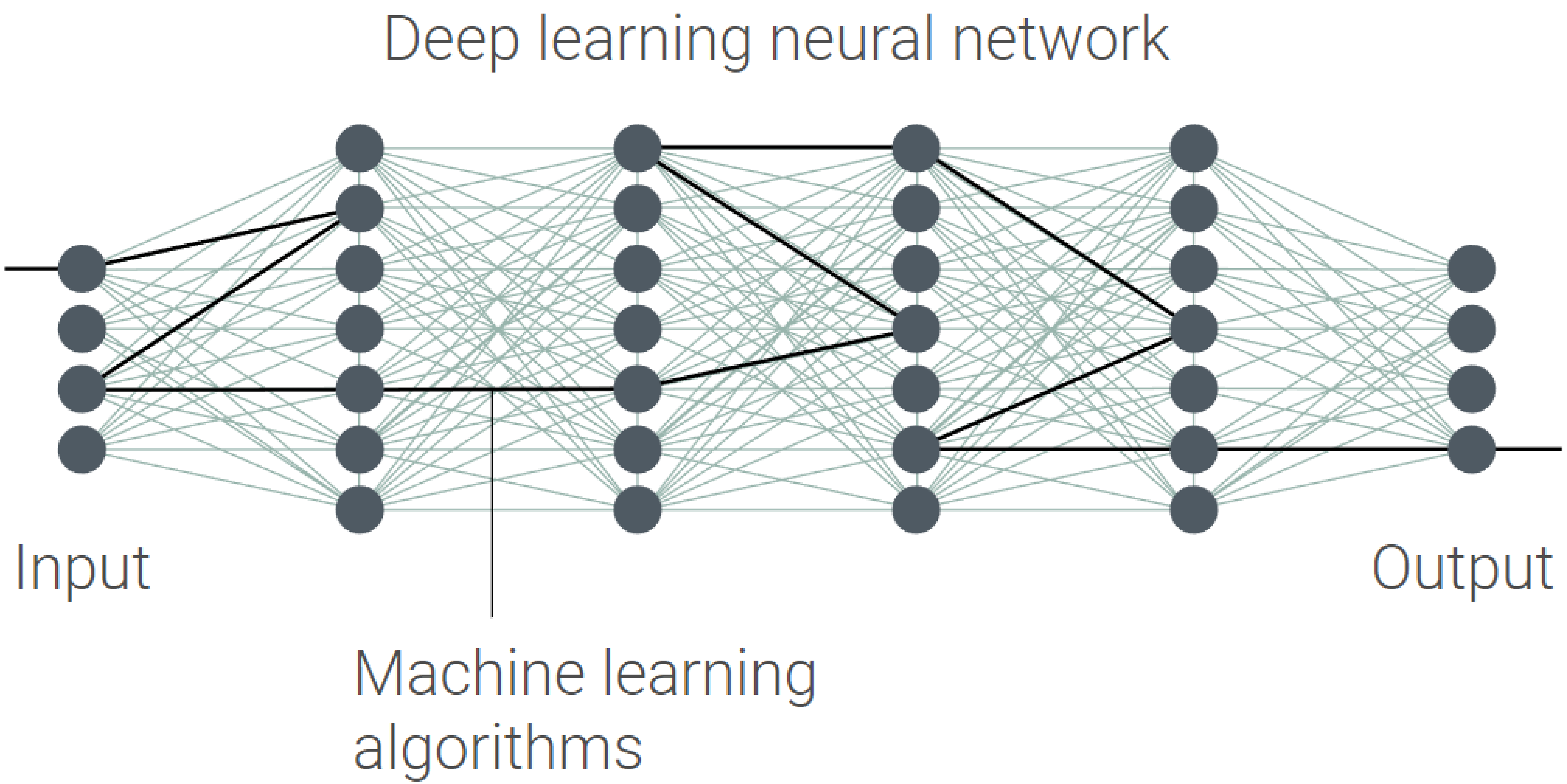


Métodos de aprendizaje

Supervised learning

Unsupervised learning

Reinforcement learning



Fuente: https://athis-technologies.com/news/innovation/ai-big-data/2018/artificial-intelligence-part-1-couple-of-definitions/

IA

¿Dónde se encuentran sus principales aplicaciones?

ASISTENTES PERSONALES VIRTUALES

Conviviremos con ***chatbots* interactivos que podrán sugerirnos productos, restaurantes, hoteles, servicios, espectáculos,** según nuestro historial de búsquedas.

FINANZAS

Las tecnologías inteligentes pueden ayudar a los bancos a **detectar el fraude, predecir patrones del mercado y aconsejar operaciones** a sus clientes.

EDUCACIÓN

Permite saber si un estudiante está a punto de cancelar su registro, sugerir nuevos cursos o **crear ofertas personalizadas para optimizar el aprendizaje.**

COMERCIAL

Posibilita hacer **pronósticos de ventas y elegir el producto adecuado para recomendárselo al cliente.** Empresas como Amazon utilizan robots para identificar si un libro tendrá o no éxito, incluso antes de su lanzamiento.

CLIMÁTICAS

Flotas de drones capaces de plantar mil millones de árboles al año para **combatir la deforestación,** vehículos submarinos no tripulados para **detectar fugas en oleoductos,** edificios inteligentes diseñados para **reducir el consumo energético,** etc.

AGRÍCOLAS

Plataformas específicas que, por medio de análisis predictivos, **mejoran los rendimientos agrícolas y advierten de impactos ambientales adversos.**

LOGÍSTICA Y TRANSPORTE

Será útil a la hora de **evitar colisiones o atascos** y también para **optimizar el tráfico.** Tesla ha desarrollado un sistema gracias al cual, cuando uno de sus coches transita una ruta por primera vez, comparte la información con el resto.

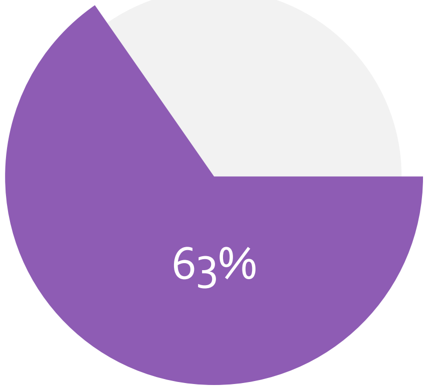
SANIDAD

Ya existen ***chatbots* que nos preguntan por nuestros síntomas para realizar un diagnóstico.** La recolección de datos genera patrones que ayudan a **identificar factores genéticos susceptibles de desarrollar una enfermedad.**

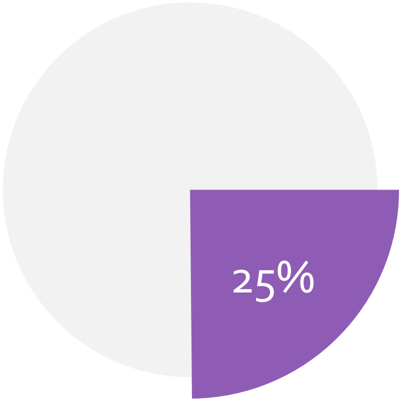
Fuente: https://www.iberdrola.com/innovacion/que-es-inteligencia-artificial

IA

Estado actual de aplicación empresarial



63% de los CEOs entrevistados por PwC: "La IA tendrá un mayor impacto que la revolución de Internet". (2019)



25% de las empresas analizadas por PwC cuentan con AI en una etapa madura. (2021).

Sin embargo, el uso de AI se incrementó 57% durante la pandemia en este grupo de empresas.

Fuente: PwC Anual CEO Survey, 2019, 2021

I.A. en el contexto de la gestión de riesgos

IA

para análisis y gestión de riesgos

IA

Riesgo de crédito

Predicción de calidad crediticia

↑

Validación del modelo

↑

Selección de atributos

↑

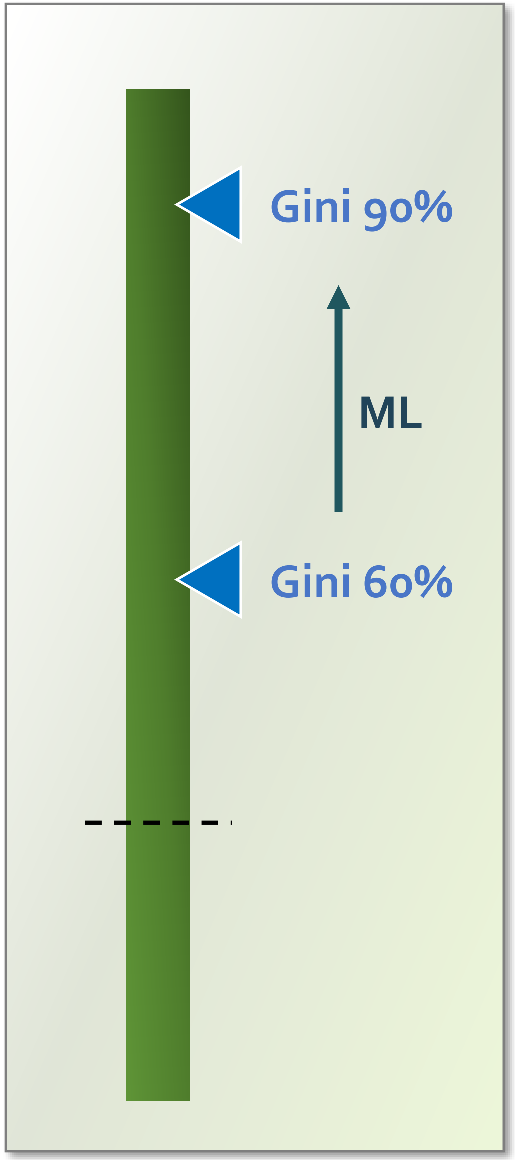
Técnica de análisis

↑

Selección de muestra

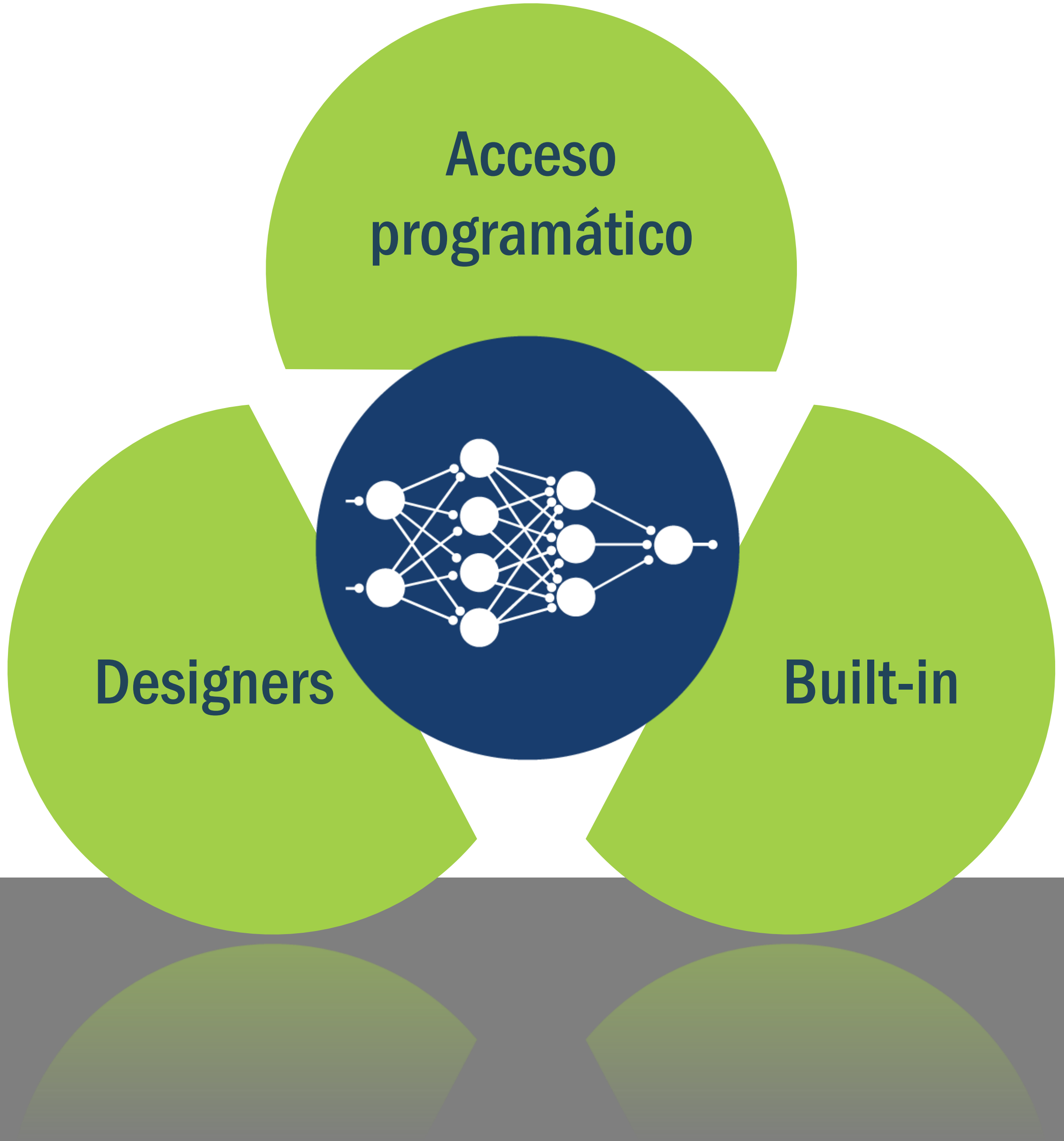
↑

Integración y pre-procesamiento de datos
(Categorización, etiquetado, outliers, etc.)



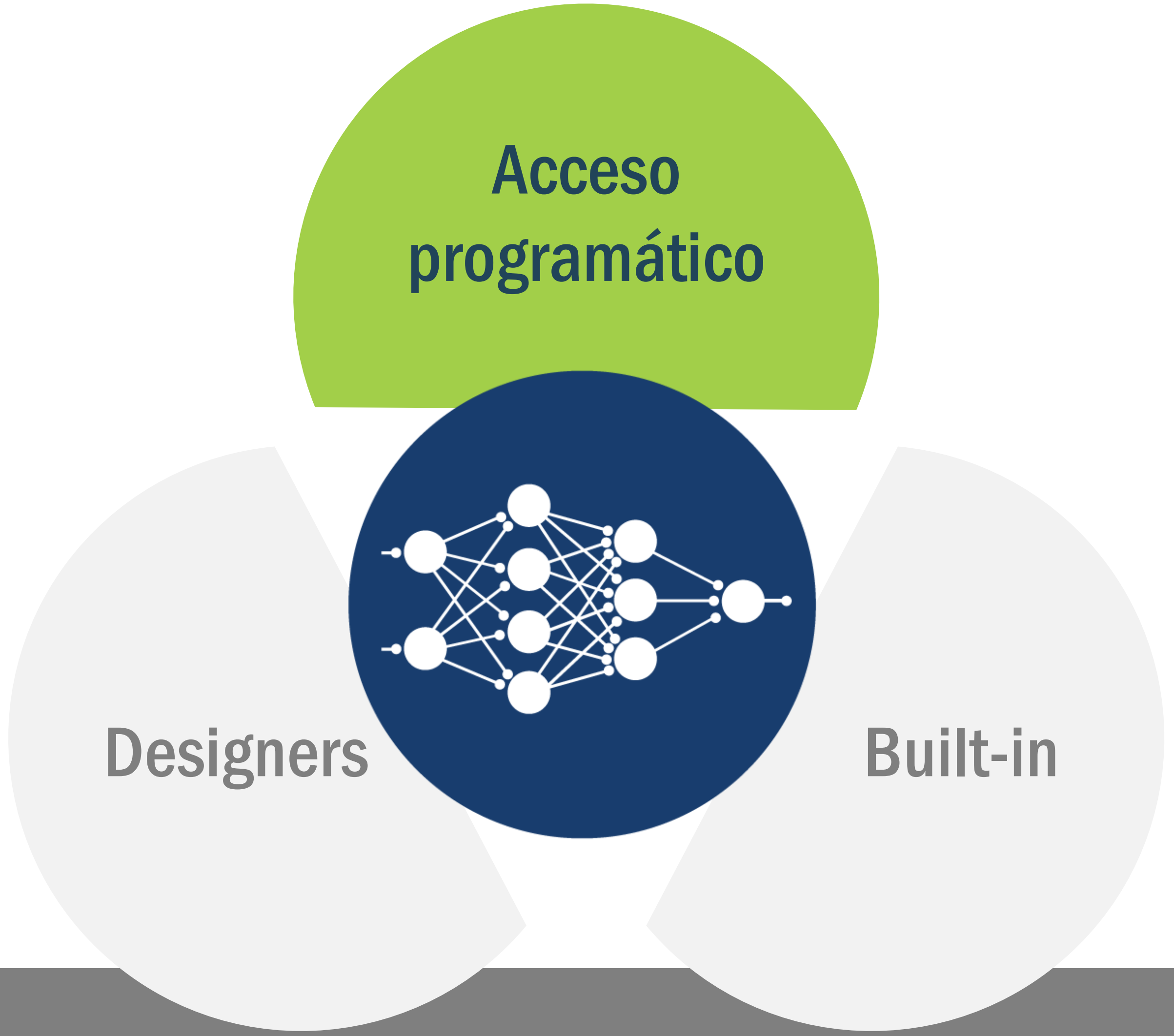
IA

Tres modos de usarla



IA

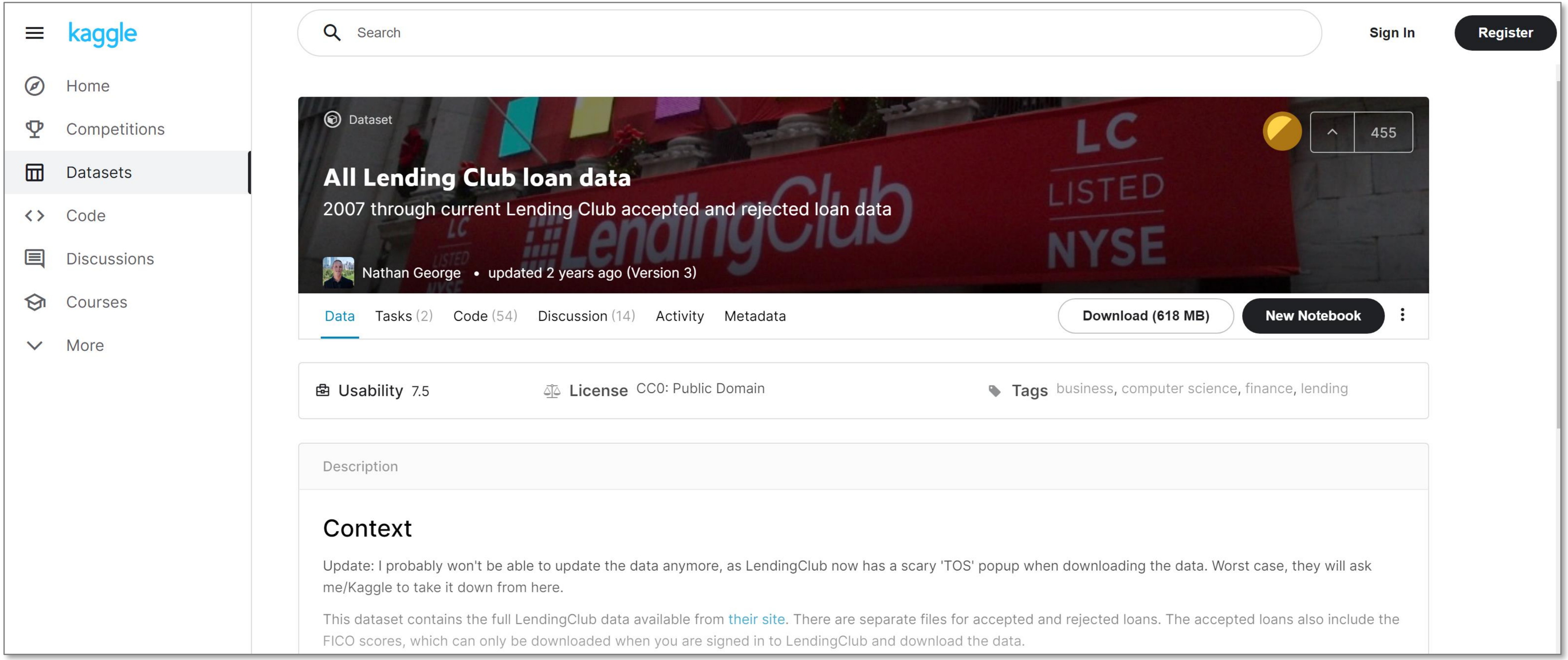
Tres modos de usarla



Google Colaboratory

https://colab.research.google.com/

Riesgo de crédito



Fuente: https://www.kaggle.com/wordsforthewise/lending-club/

▶ shorturl.at/cnyFR

LoanDefaultProbability - Google.ipynb

Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda Se han guardado todos los cambios

Comentario Compartir

+ Código + Texto

Volver a conectar Editar

1. Problem Definition

The problem is defined in the classification framework, where the predicted variable is “Charge-Off ”. A charge-off is a debt that a creditor has given up trying to collect on after you’ve missed payments for several months. The predicted variable takes value 1 in case of charge-off and 0 otherwise.

This case study aims to analyze data for loans through 2007-2017Q3 from Lending Club available on Kaggle. Dataset contains over 887 thousand observations and 150 variables among which one is describing the loan status.

2. Getting Started- Loading the data and python packages

2.1. Loading the python packages

```
[ ] # Load libraries
    import numpy as np
    import pandas as pd
    from matplotlib import pyplot
    from pandas import read_csv, set_option
    from pandas.plotting import scatter_matrix
    import seaborn as sns
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
    from sklearn.model_selection import train_test_split, KFold, cross_val_score, GridSearchCV
    from sklearn.linear_model import LogisticRegression
    from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

Fuente: https://github.com/tatsath/fin-ml/tree/master/Chapter%206%20-%20Sup.%20Learning%20-%20Classification%20models/CaseStudy2%20-%20Loan%20Default%20Probability

```python
# Load libraries
import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot
from pandas import read_csv, set_option
from pandas.plotting import scatter_matrix
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, KFold, cross_val_score, GridSearchCV
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.discriminant_analysis import LinearDiscriminantAnalysis
from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier, GradientBoostingClassifier, RandomForestClassifier, ExtraTreesClassifier
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix, accuracy_score

#Libraries for Deep Learning Models
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.wrappers.scikit_learn import KerasClassifier
from keras.optimizers import SGD
```

Fuente: https://github.com/tatsath/fin-ml/tree/master/Chapter%206%20-%20Sup.%20Learning%20-%20Classification%20models/CaseStudy2%20-%20Loan%20Default%20Probability

LoanDefaultProbability - Google.ipynb

Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda Se han guardado todos los cambios

Comentario Compartir R

+ Código + Texto Volver a conectar Editar

```
le = LabelEncoder()
# apply le on categorical feature columns
dataset[categorical_cols] = dataset[categorical_cols].apply(lambda col: le.fit_transform(col))
dataset[categorical_cols].head(10)
```

	term	grade	sub_grade	home_ownership	verification_status	purpose	addr_state	initial_list_status	application_type
0	1	2	10	3	1	2	40	1	0
1	0	0	2	1	0	1	4	1	0
2	1	3	15	3	1	1	21	1	0
4	0	2	12	3	1	2	3	0	0
5	0	2	12	3	1	2	26	0	0
6	0	1	9	1	1	3	20	0	0
7	1	1	8	2	2	2	40	1	0
8	0	2	13	3	1	1	42	0	0
9	0	1	8	3	0	2	18	0	0
10	0	1	9	3	2	2	19	0	0

```
dataset.head(5)
```

	loan_amnt	funded_amnt	term	int_rate	installment	grade	sub_grade	home_ownership	verification_status	purpose	addr_state	dti	earliest_cr_line	open_acc	revol_util	initial_list_status	last_pymnt_amnt	a
0	15000.0	15000.0	1	12.39	336.64	2	10	3	1	2	40	12.03	1994	6.0	29.0	1	12017.81	
1	10400.0	10400.0	0	6.99	321.08	0	2	1	0	1	4	14.92	1989	17.0	31.6	1	321.08	
2	21425.0	21425.0	1	15.59	516.36	3	15	3	1	1	21	18.49	2003	10.0	76.2	1	17813.19	
4	7650.0	7650.0	0	13.66	260.20	2	12	3	1	2	3	34.81	2002	11.0	91.9	0	17.70	

Fuente: https://github.com/tatsath/fin-ml/tree/master/Chapter%206%20-%20Sup.%20Learning%20-%20Classification%20models/CaseStudy2%20-%20Loan%20Default%20Probability

LoanDefaultProbability - Google.ipynb

Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda Se han guardado todos los cambios

Comentario Compartir

+ Código + Texto

Volver a conectar Editar

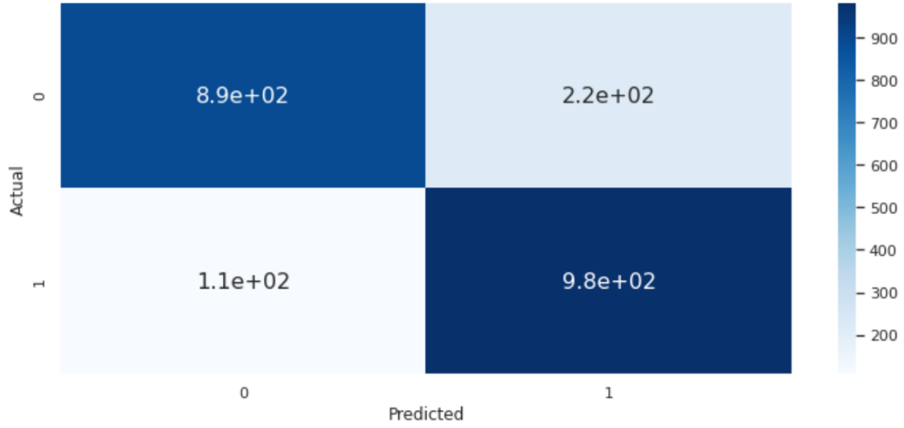
```
[[891 219]
 [108 982]]
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.89      0.80      0.84      1110
           1       0.82      0.90      0.86      1090

    accuracy                           0.85      2200
   macro avg       0.85      0.85      0.85      2200
weighted avg       0.86      0.85      0.85      2200
```

```
df_cm = pd.DataFrame(confusion_matrix(Y_validation, predictions), columns=np.unique(Y_validation), index = np.unique(Y_validation))
df_cm.index.name = 'Actual'
df_cm.columns.name = 'Predicted'
sns.heatmap(df_cm, cmap="Blues", annot=True,annot_kws={"size": 16})# font sizes
```

```
<matplotlib.axes._subplots.AxesSubplot at 0x7f0a5a933e50>
```

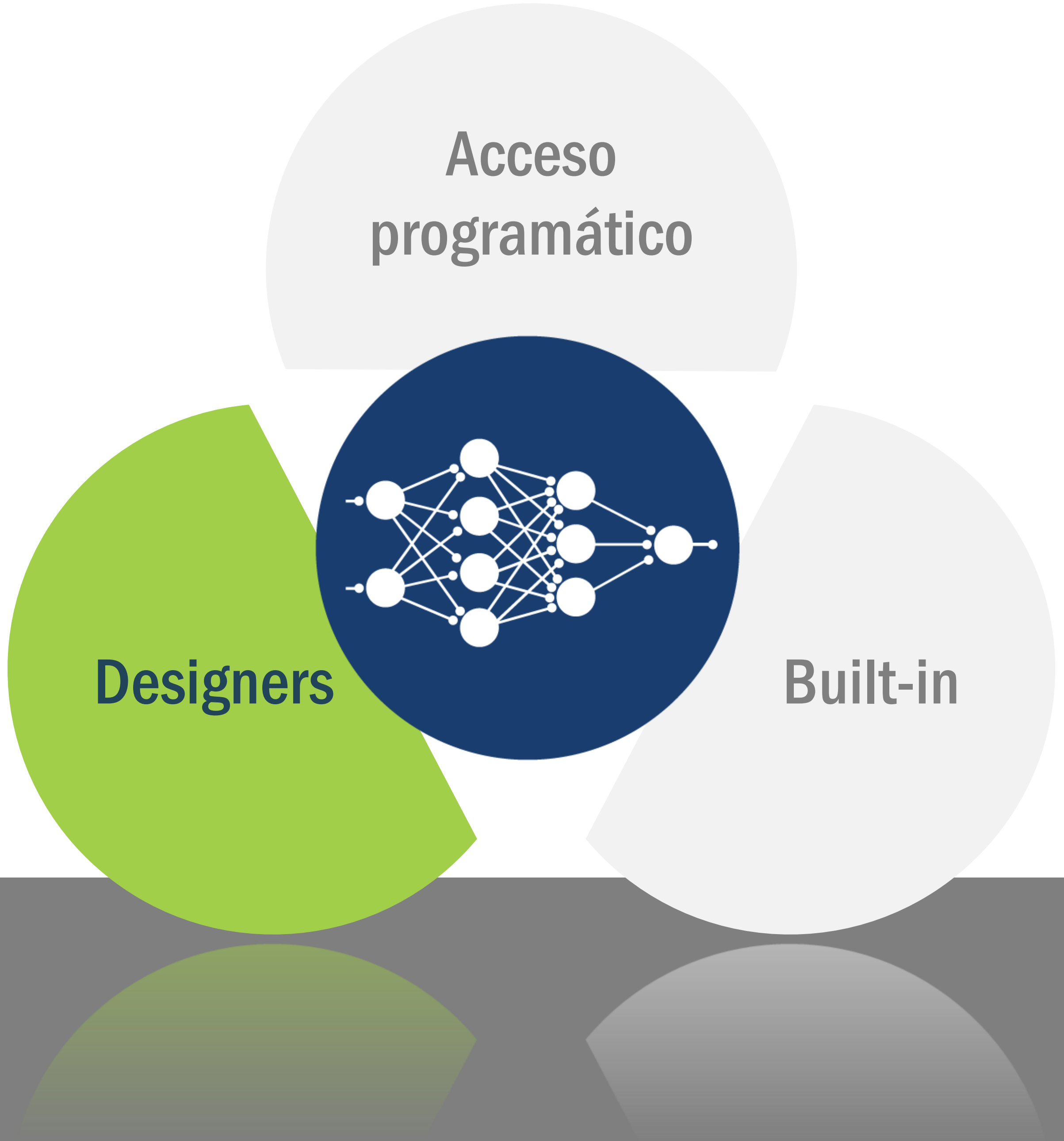


Fuente: https://github.com/tatsath/fin-ml/tree/master/Chapter%206%20-%20Sup.%20Learning%20-%20Classification%20models/CaseStudy2%20-%20Loan%20Default%20Probability

Mini demo

IA

Tres modos de usarla



amazon web services

Microsoft Azure

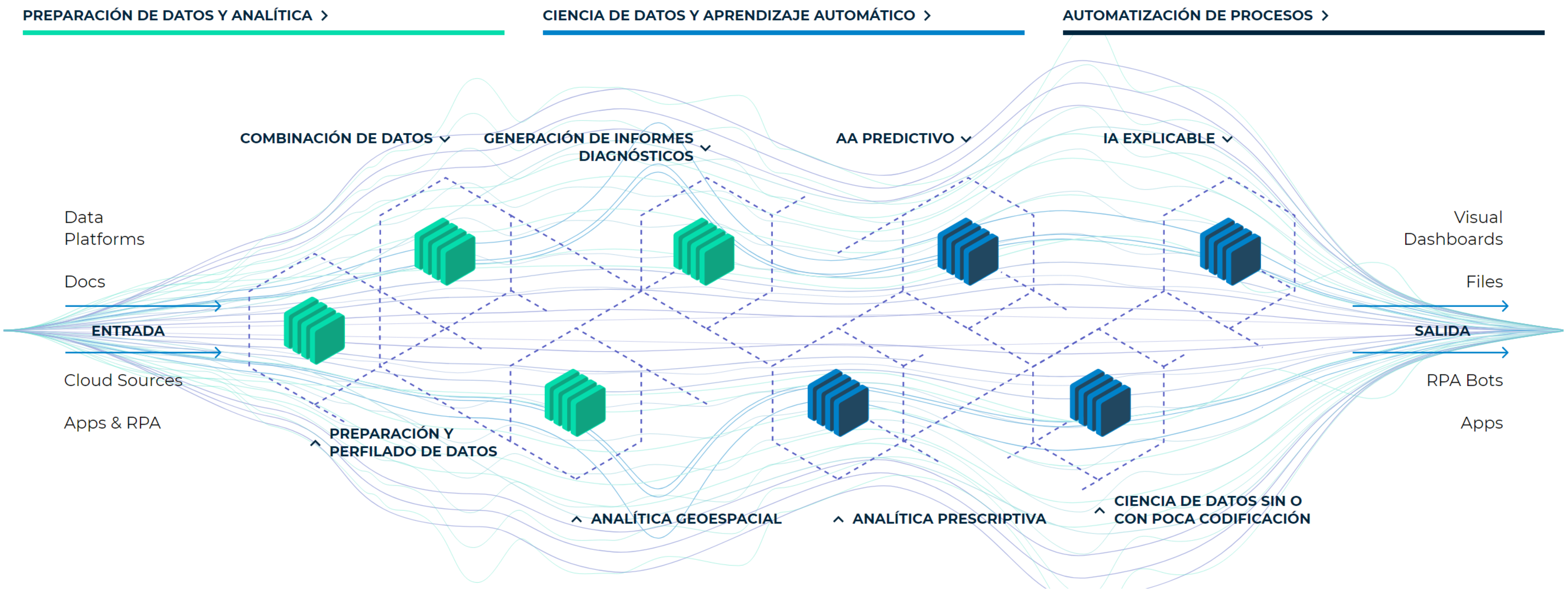
Google Cloud Platform

IBM Watson

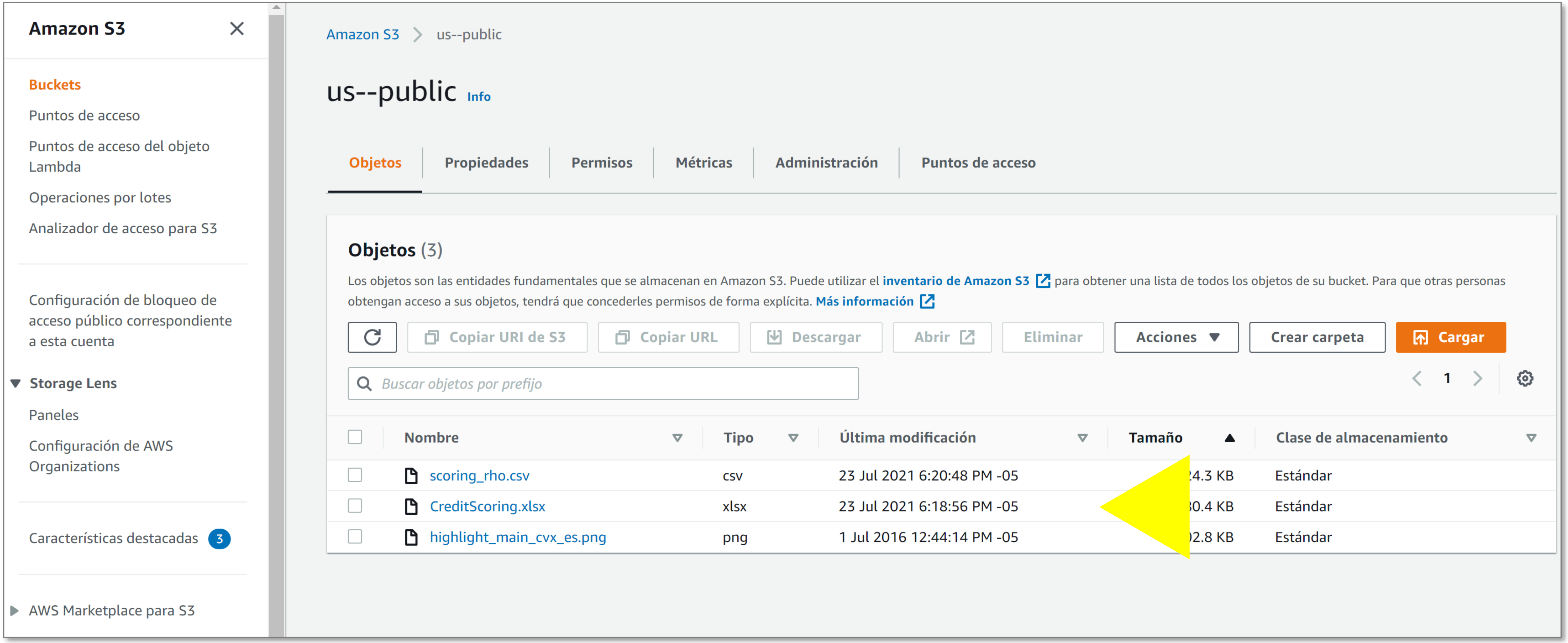
IA

¿Qué proveedores lideran este sector?

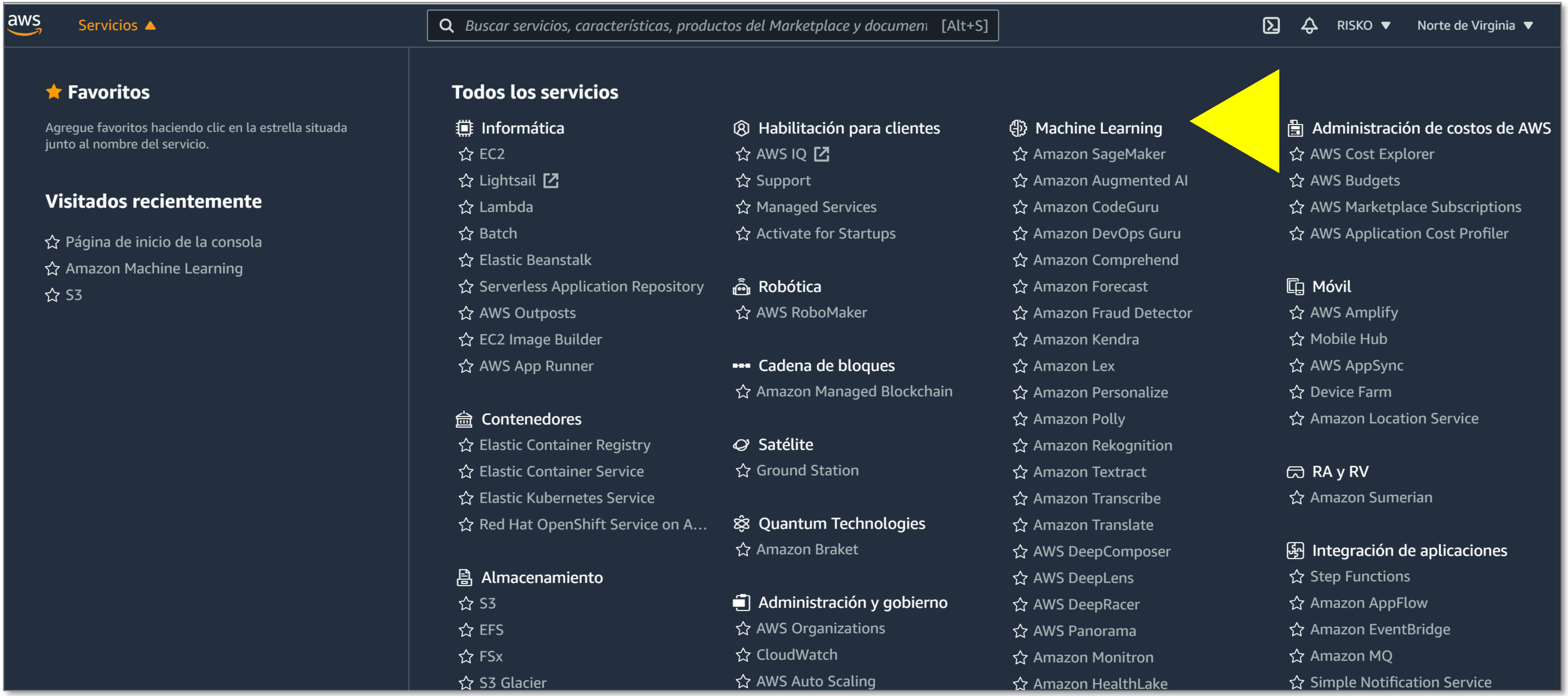
Fuente: https://informationmatters.net/gartner-2021-magic-quadrant-data-science-machine-learning/

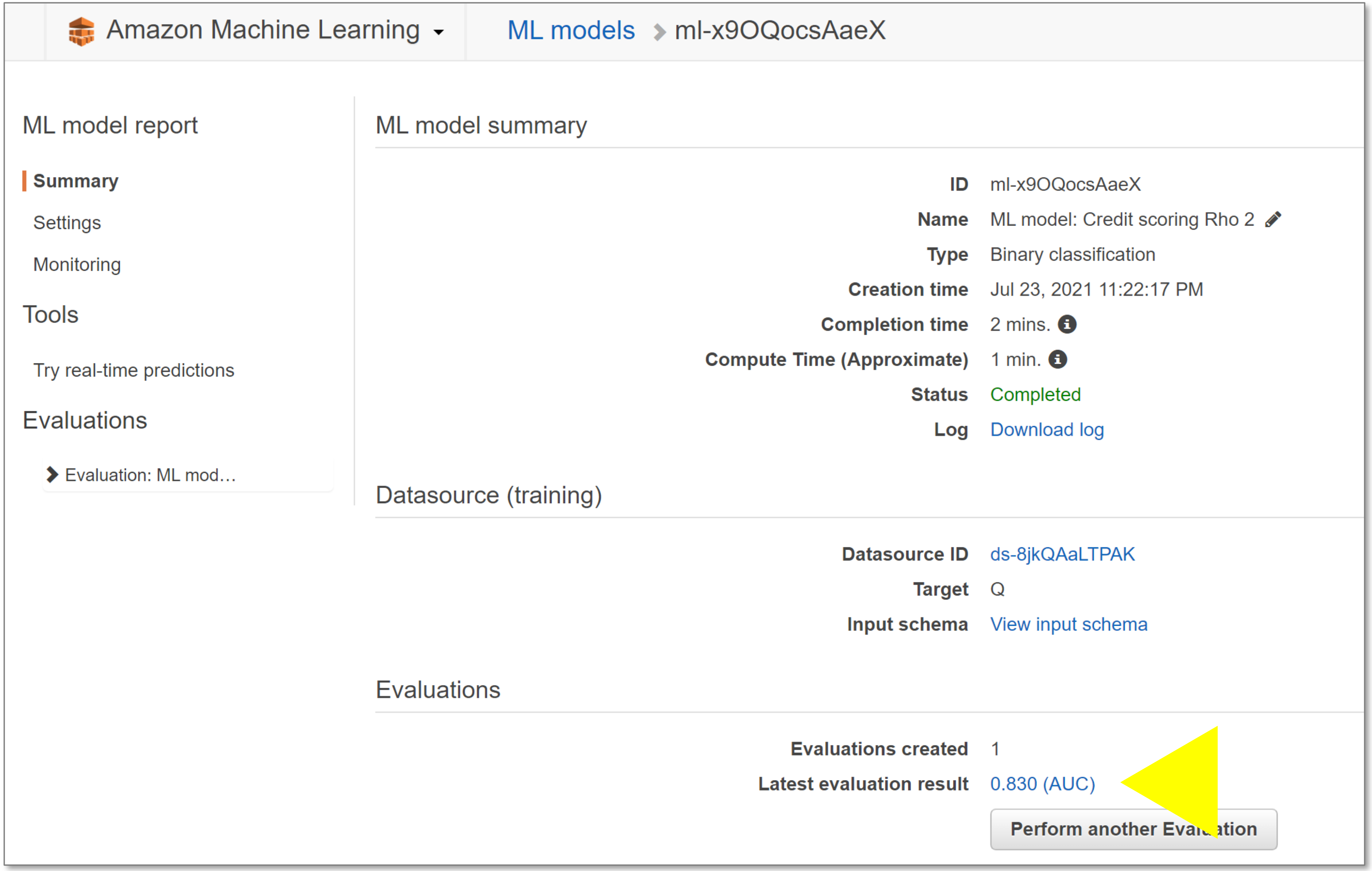

PREPARACIÓN DE DATOS Y ANALÍTICA
CIENCIA DE DATOS Y APRENDIZAJE AUTOMÁTICO
AUTOMATIZACIÓN DE PROCESOS
COMBINACIÓN DE DATOS
GENERACIÓN DE INFORMES DIAGNÓSTICOS
AA PREDICTIVO
IA EXPLICABLE
Data Platforms
Docs
ENTRADA
Cloud Sources
Apps & RPA
Visual Dashboards
Files
SALIDA
RPA Bots
Apps
PREPARACIÓN Y PERFILADO DE DATOS
ANALÍTICA GEOESPACIAL
ANALÍTICA PRESCRIPTIVA
CIENCIA DE DATOS SIN O CON POCA CODIFICACIÓN

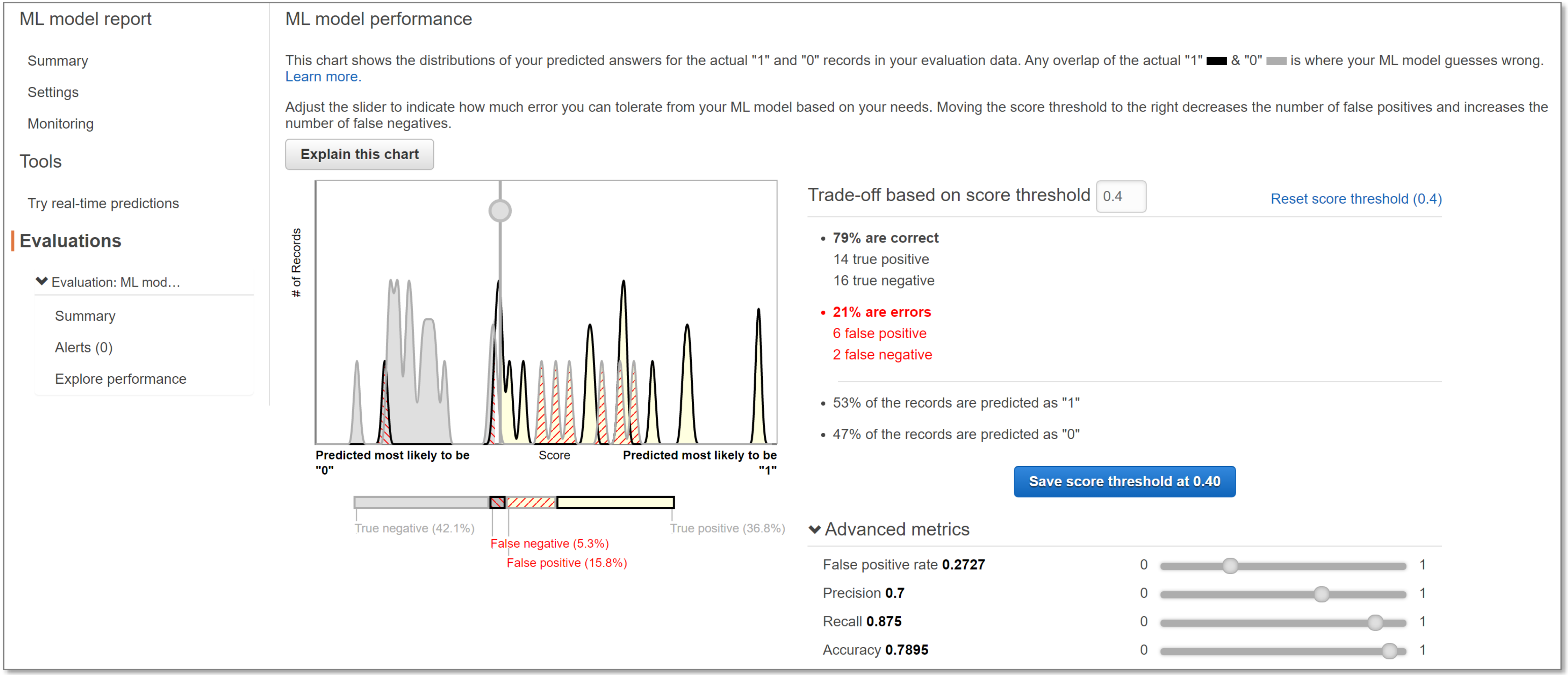
Mini demo



Amazon S3
Buckets
Puntos de acceso
Puntos de acceso del objeto Lambda
Operaciones por lotes
Analizador de acceso para S3
Configuración de bloqueo de acceso público correspondiente a esta cuenta
Storage Lens
Paneles
Configuración de AWS Organizations
Características destacadas 3
AWS Marketplace para S3
Amazon S3 > us--public
us--public Info
Objetos
Propiedades
Permisos
Métricas
Administración
Puntos de acceso
Objetos (3)
Los objetos son las entidades fundamentales que se almacenan en Amazon S3. Puede utilizar el inventario de Amazon S3 para obtener una lista de todos los objetos de su bucket. Para que otras personas obtengan acceso a sus objetos, tendrá que concederles permisos de forma explícita. Más información
Copiar URI de S3
Copiar URL
Descargar
Abrir
Eliminar
Acciones
Crear carpeta
Cargar
Buscar objetos por prefijo
1
Nombre
Tipo
Última modificación
Tamaño
Clase de almacenamiento
scoring_rho.csv
csv
23 Jul 2021 6:20:48 PM -05
4.3 KB
Estándar
CreditScoring.xlsx
xlsx
23 Jul 2021 6:18:56 PM -05
0.4 KB
Estándar
highlight_main_cvx_es.png
png
1 Jul 2016 12:44:14 PM -05
2.8 KB
Estándar


aws
Servicios
Buscar servicios, características, productos del Marketplace y documen [Alt+S]
RISKO
Norte de Virginia
Favoritos
Agregue favoritos haciendo clic en la estrella situada junto al nombre del servicio.
Visitados recientemente
Página de inicio de la consola
Amazon Machine Learning
S3
Todos los servicios
Informática
EC2
Lightsail
Lambda
Batch
Elastic Beanstalk
Serverless Application Repository
AWS Outposts
EC2 Image Builder
AWS App Runner
Contenedores
Elastic Container Registry
Elastic Container Service
Elastic Kubernetes Service
Red Hat OpenShift Service on A…
Almacenamiento
S3
EFS
FSx
S3 Glacier
Habilitación para clientes
AWS IQ
Support
Managed Services
Activate for Startups
Robótica
AWS RoboMaker
Cadena de bloques
Amazon Managed Blockchain
Satélite
Ground Station
Quantum Technologies
Amazon Braket
Administración y gobierno
AWS Organizations
CloudWatch
AWS Auto Scaling
Machine Learning
Amazon SageMaker
Amazon Augmented AI
Amazon CodeGuru
Amazon DevOps Guru
Amazon Comprehend
Amazon Forecast
Amazon Fraud Detector
Amazon Kendra
Amazon Lex
Amazon Personalize
Amazon Polly
Amazon Rekognition
Amazon Textract
Amazon Transcribe
Amazon Translate
AWS DeepComposer
AWS DeepLens
AWS DeepRacer
AWS Panorama
Amazon Monitron
Amazon HealthLake
Administración de costos de AWS
AWS Cost Explorer
AWS Budgets
AWS Marketplace Subscriptions
AWS Application Cost Profiler
Móvil
AWS Amplify
Mobile Hub
AWS AppSync
Device Farm
Amazon Location Service
RA y RV
Amazon Sumerian
Integración de aplicaciones
Step Functions
Amazon AppFlow
Amazon EventBridge
Amazon MQ
Simple Notification Service

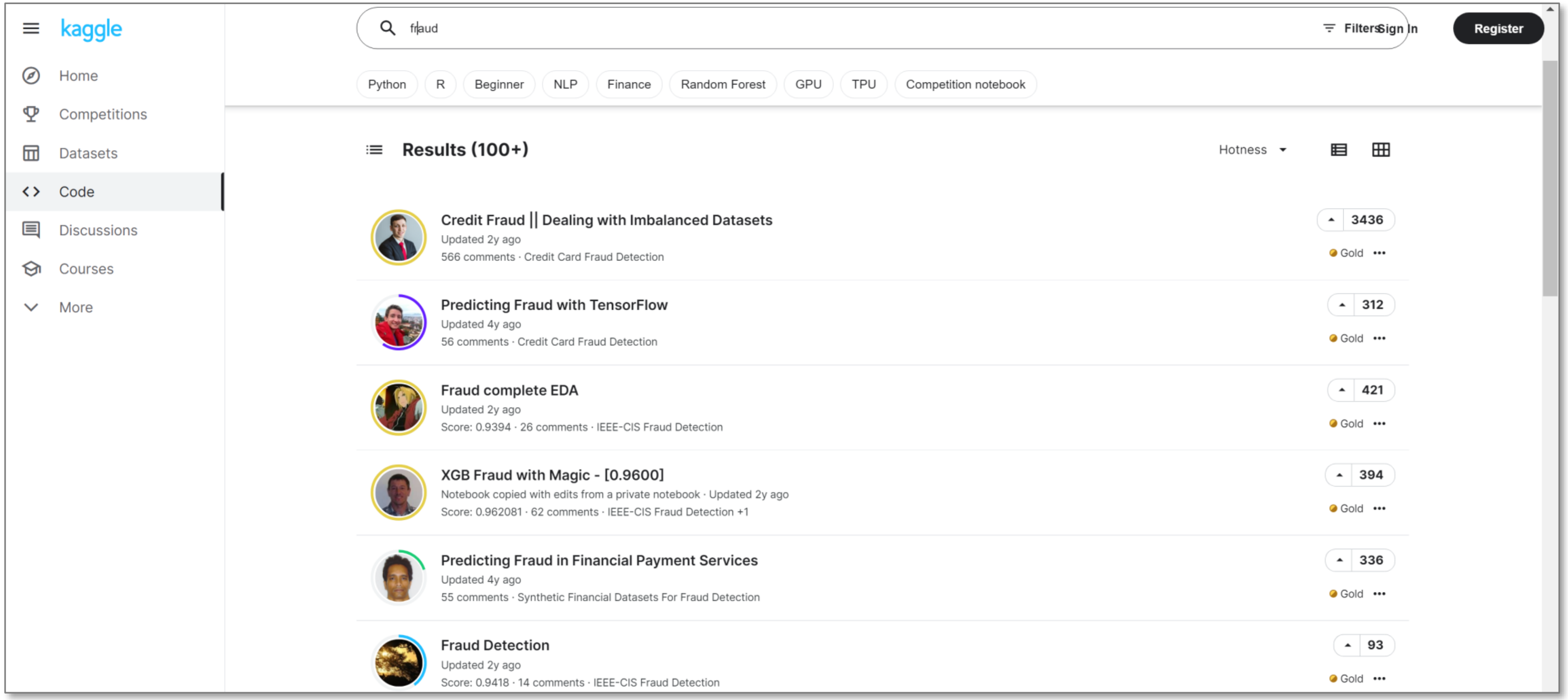

Amazon Machine Learning
ML models
ml-x9OQocsAaeX
ML model report
Summary
Settings
Monitoring
Tools
Try real-time predictions
Evaluations
Evaluation: ML mod…
ML model summary
ID
ml-x9OQocsAaeX
Name
ML model: Credit scoring Rho 2
Type
Binary classification
Creation time
Jul 23, 2021 11:22:17 PM
Completion time
2 mins.
Compute Time (Approximate)
1 min.
Status
Completed
Log
Download log
Datasource (training)
Datasource ID
ds-8jkQAaLTPAK
Target
Q
Input schema
View input schema
Evaluations
Evaluations created
1
Latest evaluation result
0.830 (AUC)



ML model report
Summary
Settings
Monitoring
Tools
Try real-time predictions
Evaluations
Evaluation: ML mod...
Summary
Alerts (0)
Explore performance
ML model performance
This chart shows the distributions of your predicted answers for the actual "1" and "0" records in your evaluation data. Any overlap of the actual "1" & "0" is where your ML model guesses wrong.
Learn more.
Adjust the slider to indicate how much error you can tolerate from your ML model based on your needs. Moving the score threshold to the right decreases the number of false positives and increases the number of false negatives.
Explain this chart
# of Records
Predicted most likely to be "0"
Score
Predicted most likely to be "1"
True negative (42.1%)
False negative (5.3%)
False positive (15.8%)
True positive (36.8%)
Trade-off based on score threshold
0.4
Reset score threshold (0.4)
79% are correct
14 true positive
16 true negative
21% are errors
6 false positive
2 false negative
53% of the records are predicted as "1"
47% of the records are predicted as "0"
Save score threshold at 0.40
Advanced metrics
False positive rate 0.2727
Precision 0.7
Recall 0.875
Accuracy 0.7895
0
1

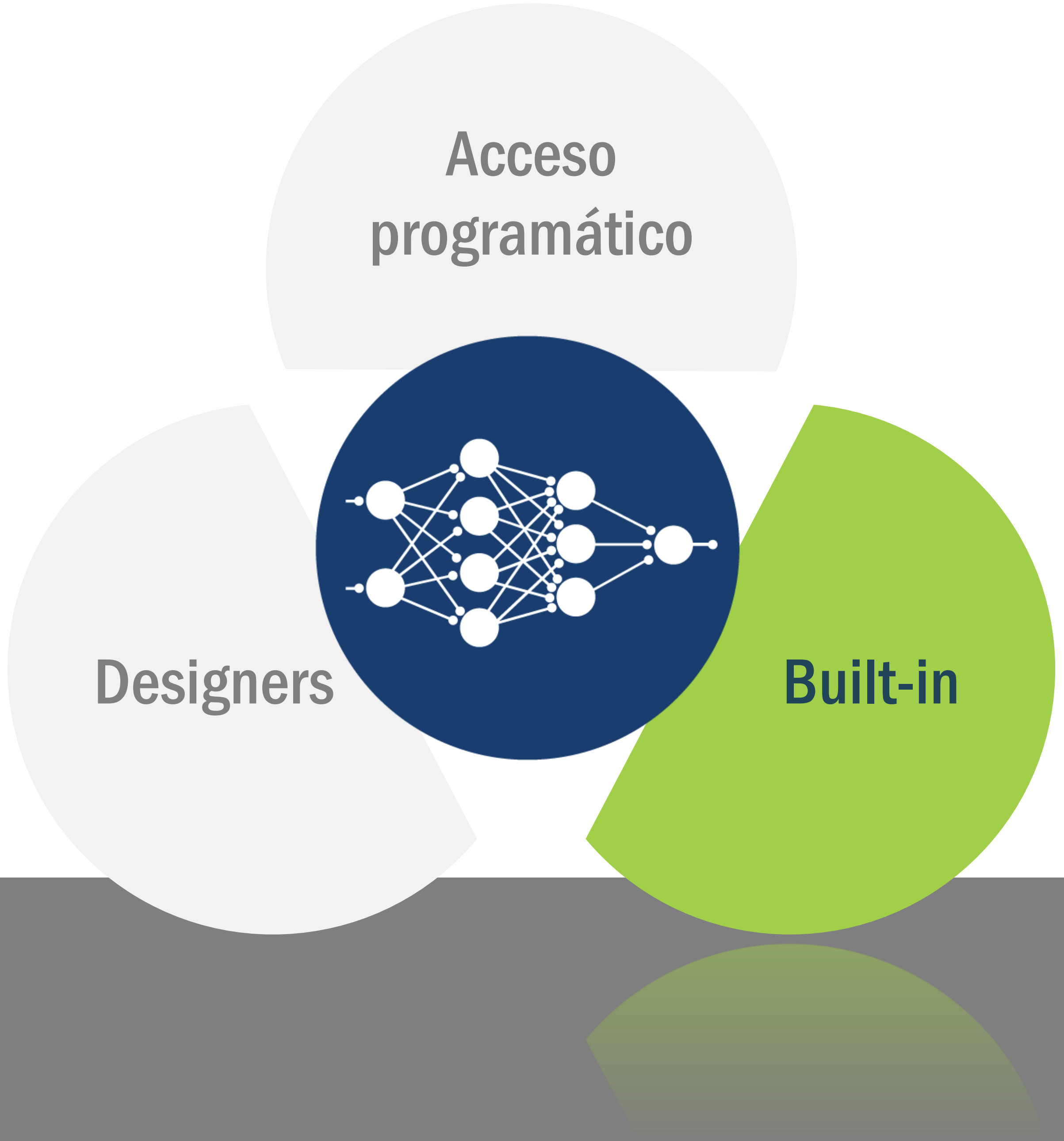
IA

Riesgo de fraude



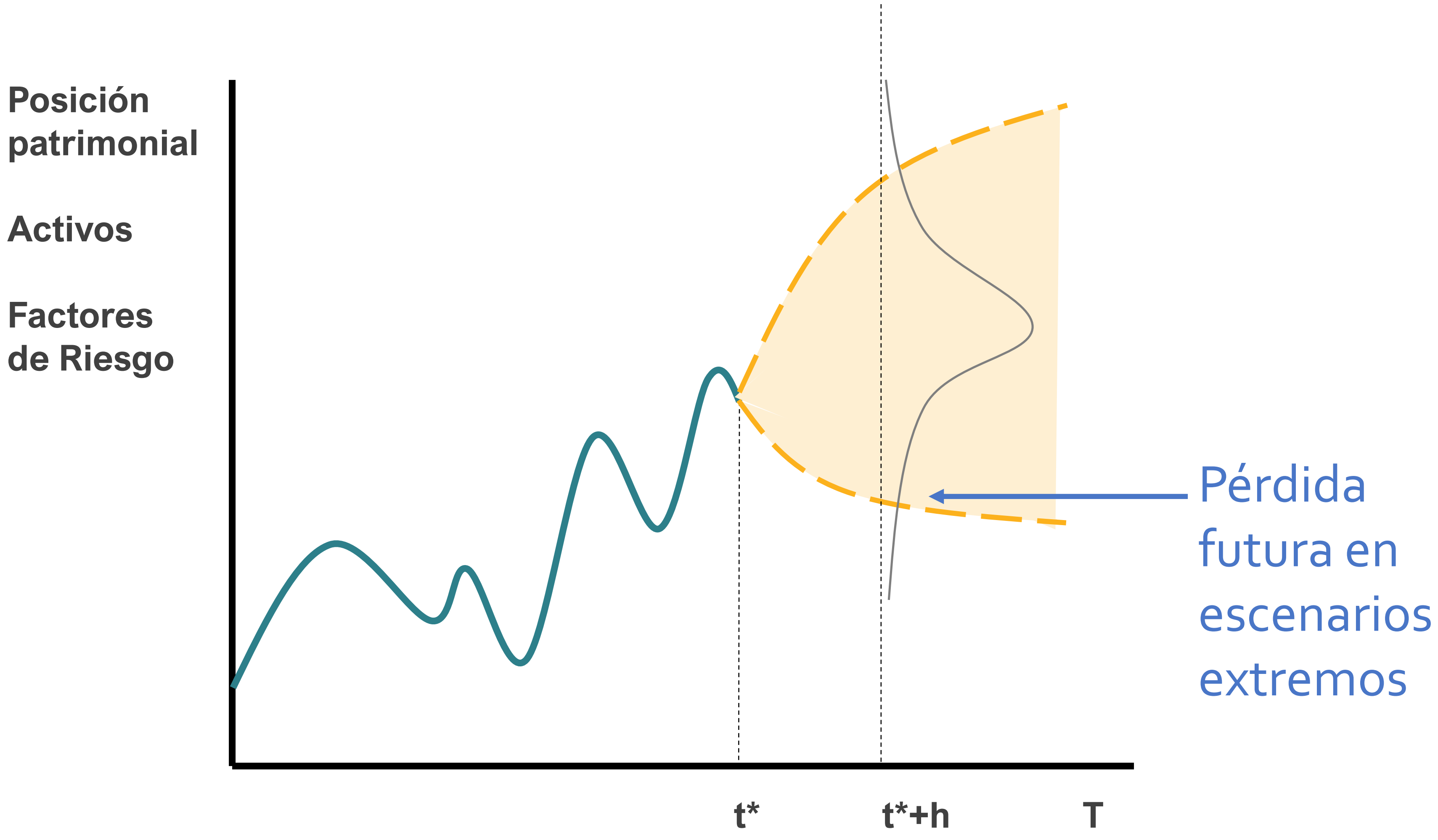
IA

Tres modos de usarla



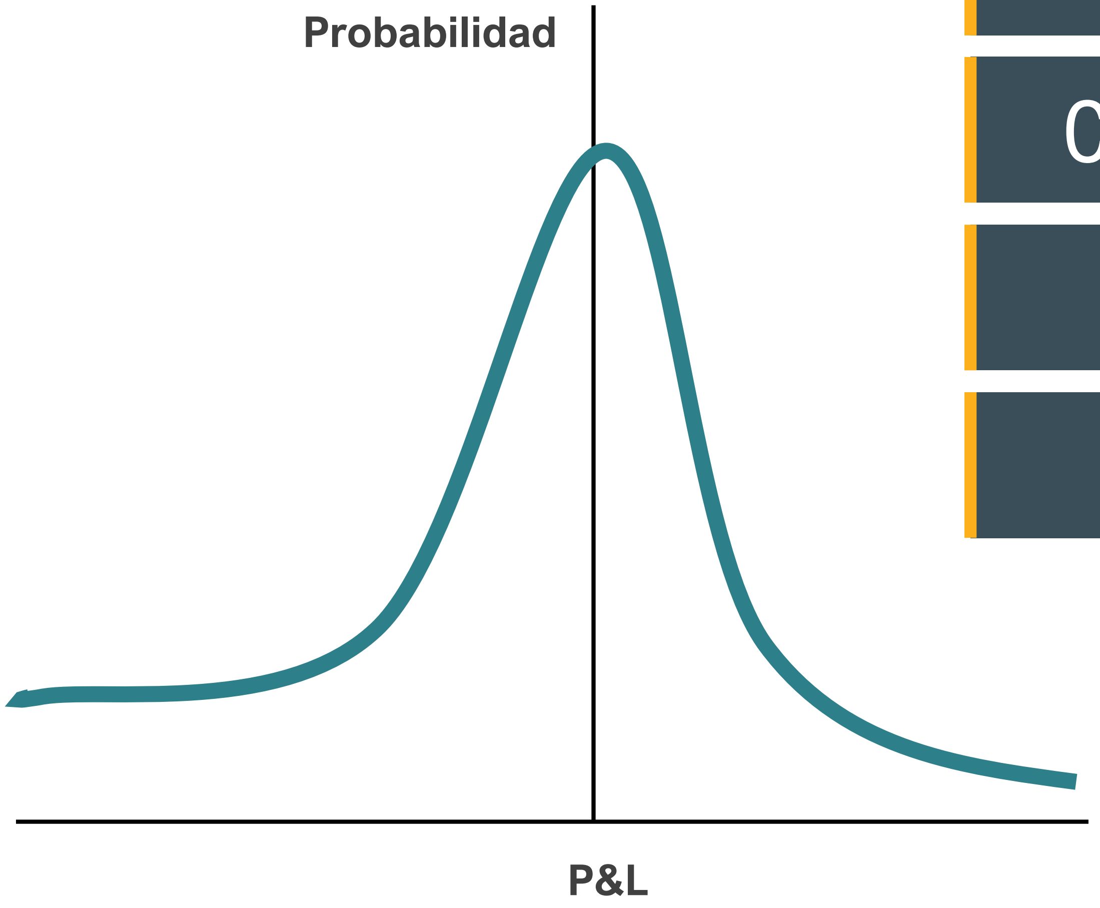
IA

Riesgo de mercado



IA

Riesgo de mercado



Colas anchas

Asimetría

Cambios de régimen

Estacionalidad

Ruido en los datos

Riesgo de mercado: Enfoques para el cálculo del VaR/CVaR

Paramétricos

(e.g. GARCH, Wong y So, 2003, CAViaR, Engle and Manganelli [2004] p)

- Dificultad para modelar colas anchas.
- Problemas para incorporar grados cambiantes de asimetría.

Semi-paramétricos

(e.g. Fan y Gu [2000])

- Dependencia de la forma funcional para el componente paramétrico.

No-paramétricos

(e.g. Histórico, Hendricks (1996))

- Limitaciones del número de escenarios considerados.
- Baja sensibilidad a cambios abruptos de comportamiento.

Híbridos

(e.g. EVT + GARCH McNeil and Frey [2000])

- Selección del umbral de riesgo para EVT.
- Mecanismos limitados para incluir efectos inter-factores de riesgo.

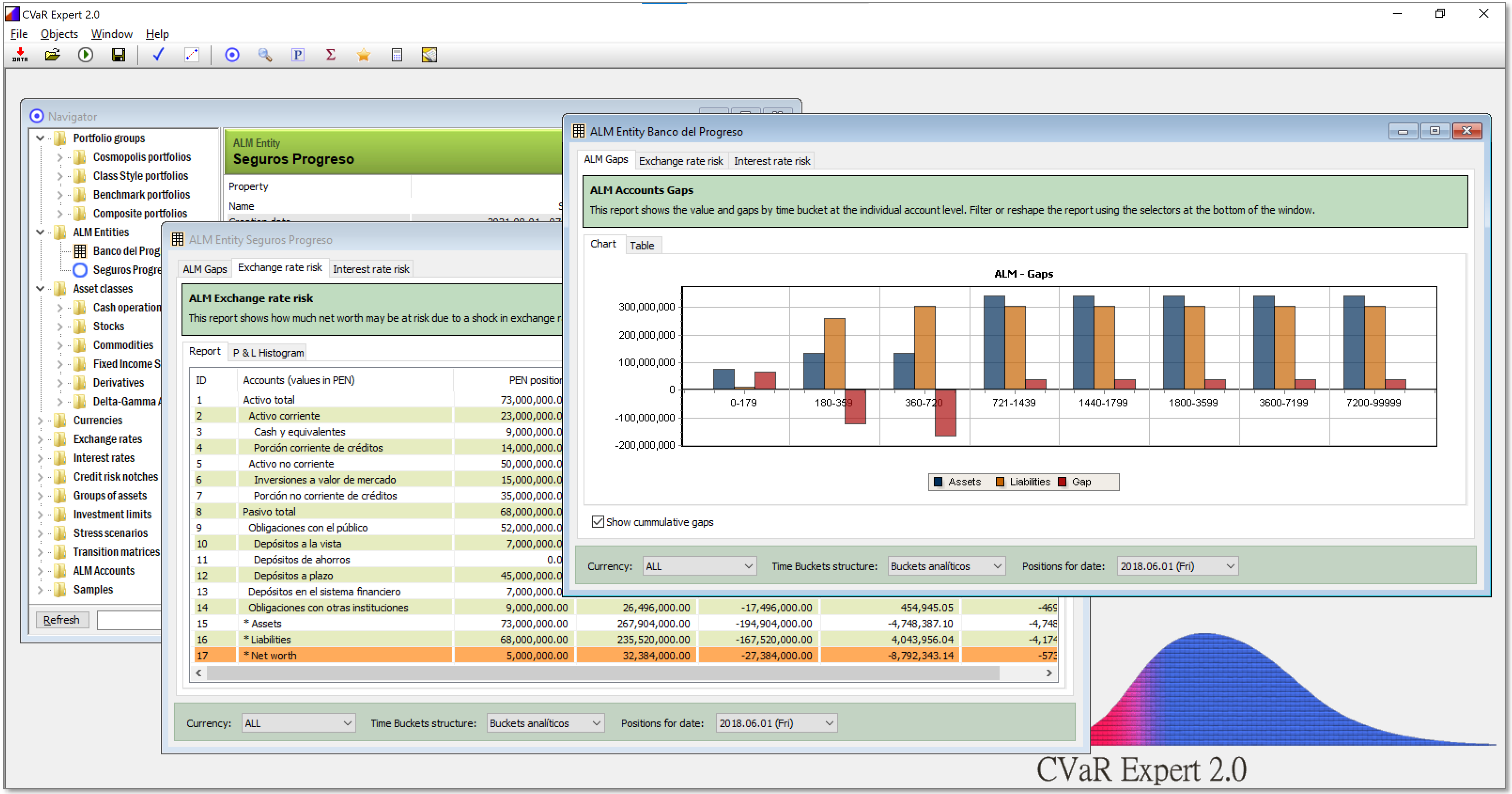
Modelo Encoded VaR(2020) – *Variational Auto-Encoder – Generative model*

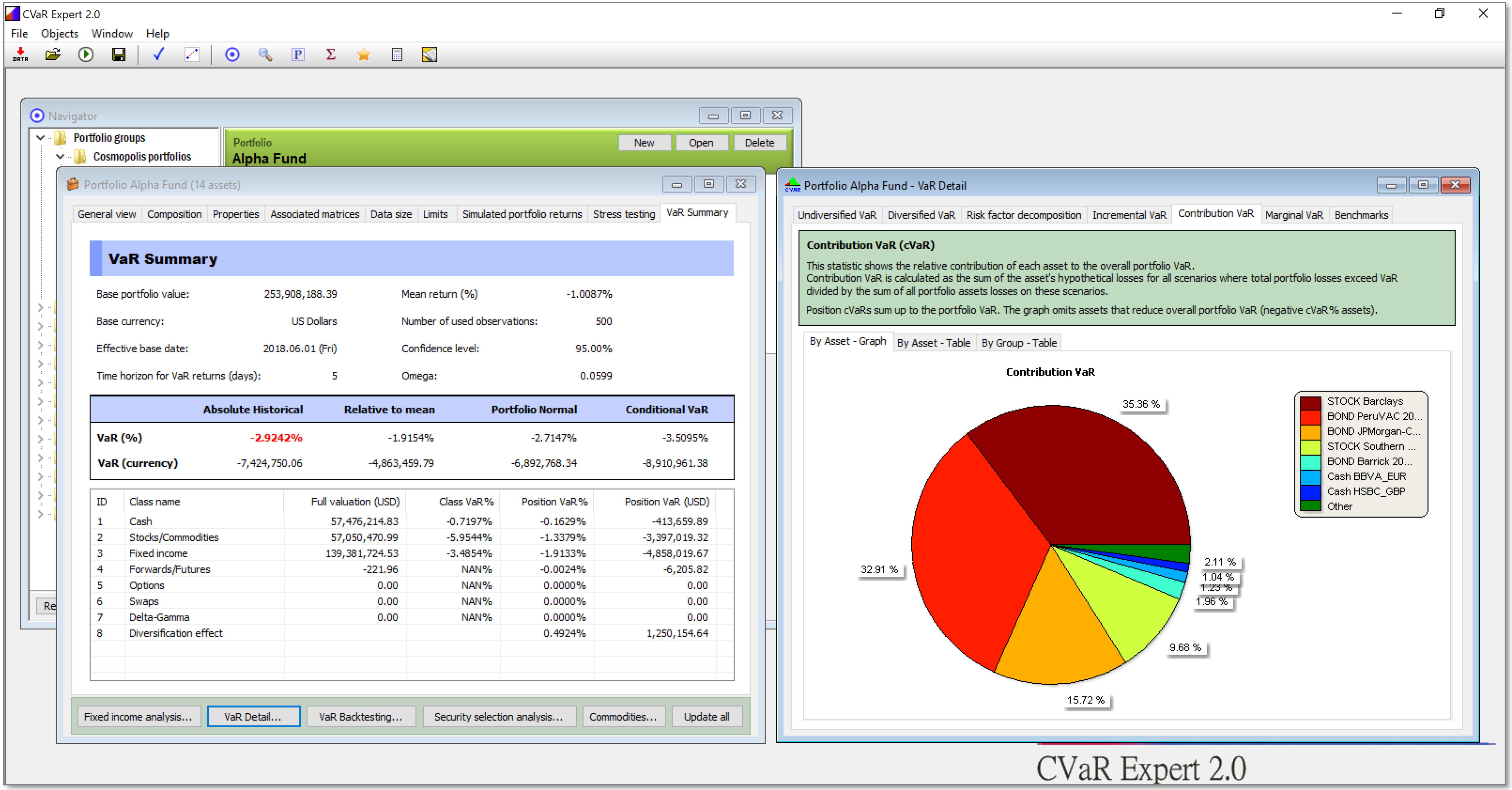
Table 2: 1-day 95% VaR results with their comparative ranking for S&P500

	S&P500							
	Lopez	**Linear**	**Quadratic**	**Caporin(R)**	**Sener**	**Sarma**	**Quantile**	**Caporin(F)**
RiskMetrics	0.0497(11)	0.1653(10)	0.0024(10)	0.2252(10)	0.0608(8)	0.0607(11)	0.0255(9)	281.319(9)
Variance - Covariance	0.0447(6)	0.186(11)	0.003(11)	0.3545(11)	0.069(10)	0.0559(7)	0.0282(11)	288.2136(11)
Historical	0.0348(1)	0.1275(2)	0.0016(2)	0.1048(1)	0.0752(11)	0.0503(2)	0.0165(2)	198.9427(1)
Filtered Historical	0.0464(8)	0.1503(7)	0.002(7)	0.2124(9)	0.0563(3)	0.0578(9)	0.0331(12)	287.0068(10)
Monte Carlo	0.0447(6)	0.1877(12)	0.003(12)	0.3629(12)	0.0689(9)	0.0558(6)	0.0279(10)	289.8769(12)
GARCH	0.0464(8)	0.1574(8)	0.002(6)	0.1674(7)	0.0567(5)	0.0574(8)	0.0197(6)	270.6803(7)
E-GARCH	0.0546(12)	0.162(9)	0.0021(9)	0.1841(8)	0.06(7)	0.0654(12)	0.019(5)	275.4838(8)
CAViaR Symmetric	0.043(5)	0.1437(5)	0.0019(5)	0.1473(4)	0.0563(3)	0.0549(5)	0.0172(3)	248.934(5)
CAViaR Asymmetric	0.048(10)	0.1314(3)	0.0016(1)	0.153(5)	0.0558(2)	0.0598(10)	0.0237(8)	256.8689(6)
CAViaR Garch	0.0364(2)	0.133(4)	0.0017(3)	0.1291(2)	0.0547(1)	0.0487(1)	0.0178(4)	241.7056(4)
CAViaR Adaptive	0.0381(3)	0.1463(6)	0.002(8)	0.1565(6)	0.0764(12)	0.0528(4)	0.0226(7)	210.9561(2)
Encoded VaR	0.0389(4)	0.1176(1)	0.0017(4)	0.1459(3)	0.0568(6)	0.0516(3)	0.0163(1)	231.1832(3)

Funciones de pérdida (Back-testing) – Considera penalizaciones por defecto y por exceso

Fuente: Hamidreza et al. (2020), "Encoded Value-at-Risk: A Predictive Machine for Financial Risk Management"

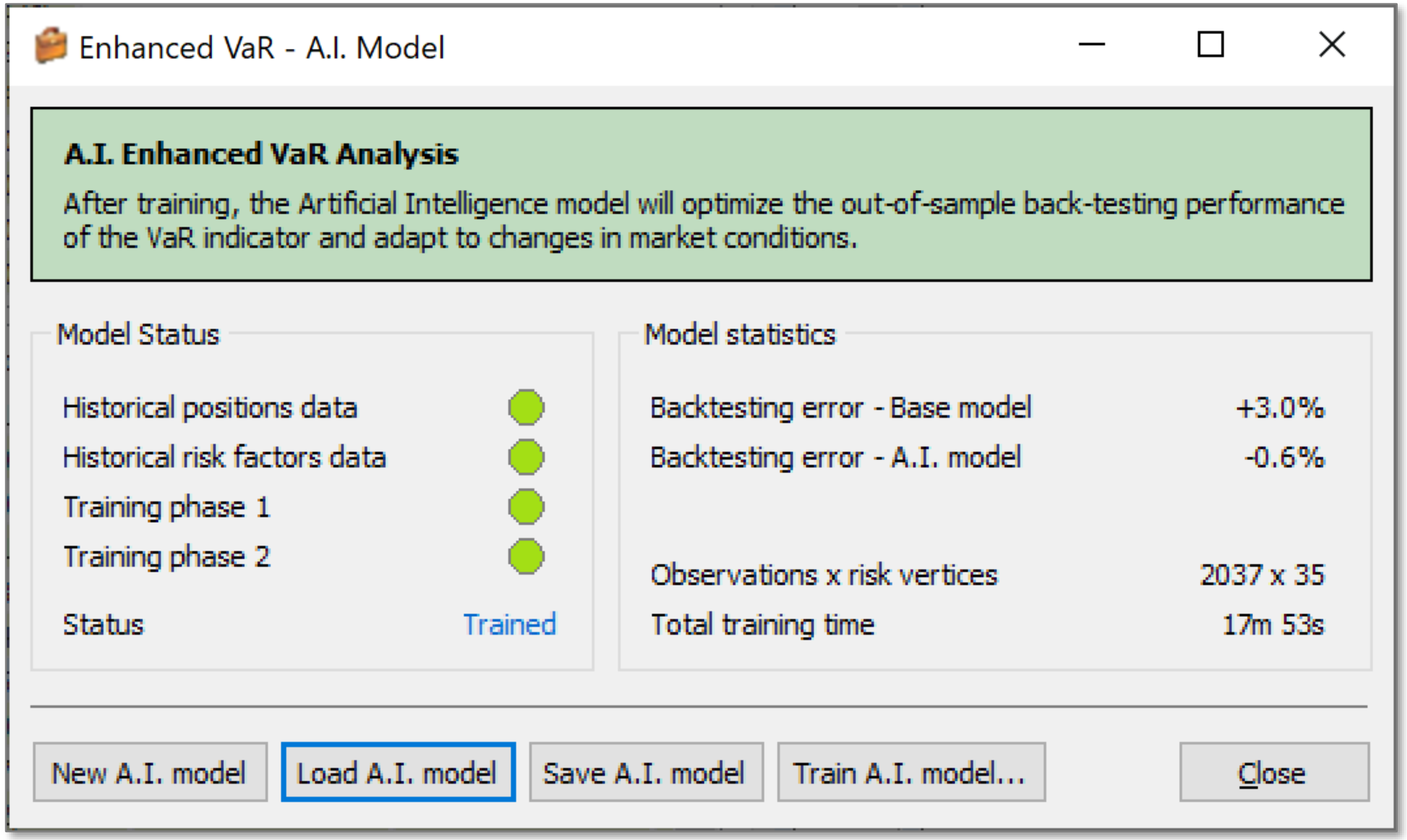

CVaR Expert 2.0
File Objects Window Help
Navigator
Portfolio groups
Cosmopolis portfolios
Class Style portfolios
Benchmark portfolios
Composite portfolios
ALM Entities
Banco del Prog
Seguros Progre
Asset classes
Cash operation
Stocks
Commodities
Fixed Income S
Derivatives
Delta-Gamma
Currencies
Exchange rates
Interest rates
Credit risk notches
Groups of assets
Investment limits
Stress scenarios
Transition matrices
ALM Accounts
Samples
Refresh
ALM Entity
Seguros Progreso
Property
Name
ALM Entity Seguros Progreso
ALM Gaps
Exchange rate risk
Interest rate risk
ALM Exchange rate risk
This report shows how much net worth may be at risk due to a shock in exchange r
Report
P & L Histogram
ID
Accounts (values in PEN)
PEN positio
1 Activo total 73,000,000.0
2 Activo corriente 23,000,000.0
3 Cash y equivalentes 9,000,000.0
4 Porción corriente de créditos 14,000,000.0
5 Activo no corriente 50,000,000.0
6 Inversiones a valor de mercado 15,000,000.0
7 Porción no corriente de créditos 35,000,000.0
8 Pasivo total 68,000,000.0
9 Obligaciones con el público 52,000,000.0
10 Depósitos a la vista 7,000,000.0
11 Depósitos de ahorros 0.0
12 Depósitos a plazo 45,000,000.0
13 Depósitos en el sistema financiero 7,000,000.0
14 Obligaciones con otras instituciones 9,000,000.00 26,496,000.00 -17,496,000.00 454,945.05 -469
15 * Assets 73,000,000.00 267,904,000.00 -194,904,000.00 -4,748,387.10 -4,748
16 * Liabilities 68,000,000.00 235,520,000.00 -167,520,000.00 4,043,956.04 -4,174
17 * Net worth 5,000,000.00 32,384,000.00 -27,384,000.00 -8,792,343.14 -573
Currency: ALL
Time Buckets structure: Buckets analíticos
Positions for date: 2018.06.01 (Fri)
ALM Entity Banco del Progreso
ALM Gaps
Exchange rate risk
Interest rate risk
ALM Accounts Gaps
This report shows the value and gaps by time bucket at the individual account level. Filter or reshape the report using the selectors at the bottom of the window.
Chart
Table
ALM - Gaps
300,000,000
200,000,000
100,000,000
0
-100,000,000
-200,000,000
0-179
180-359
360-720
721-1439
1440-1799
1800-3599
3600-7199
7200-99999
Assets
Liabilities
Gap
Show cummulative gaps
Currency: ALL
Time Buckets structure: Buckets analíticos
Positions for date: 2018.06.01 (Fri)
CVaR Expert 2.0



CVaR Expert 2.0

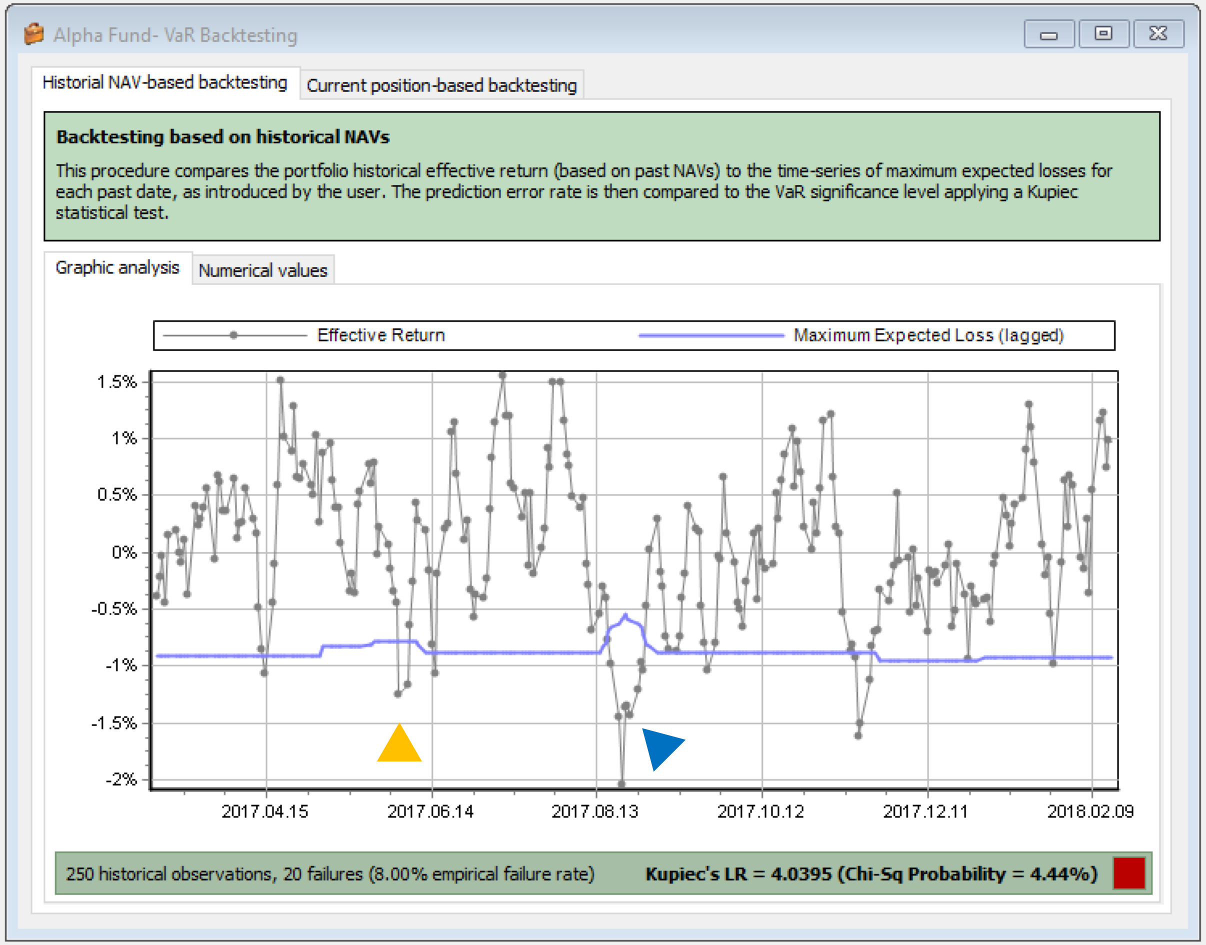
IA

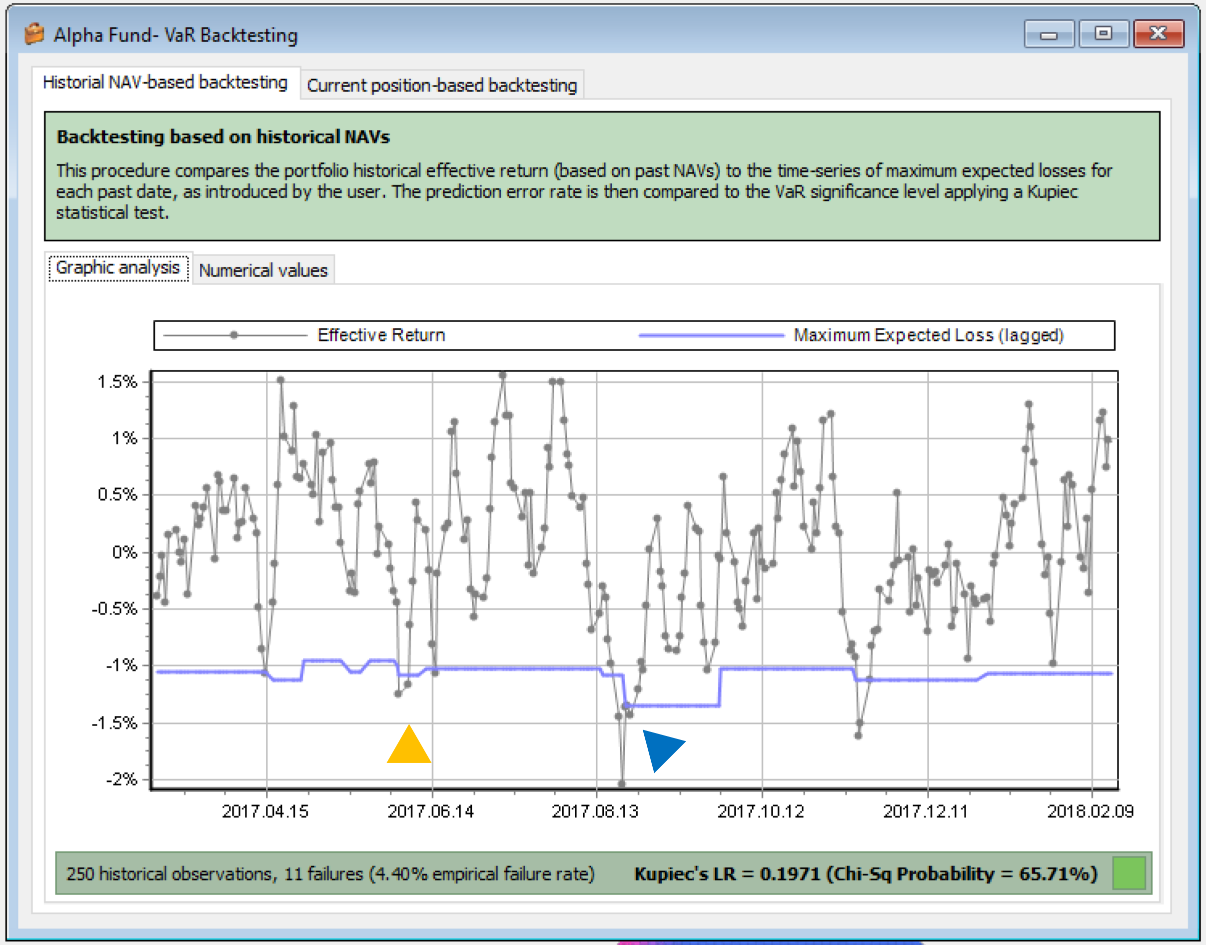
Aplicación del modelo



Fuente: Software CVX
Referencia: Hamidreza et al. (2020), "Encoded Value-at-Risk: A Predictive Machine for Financial Risk Management"

Mini demo





CVaR Expert 2.0

Ideas finales

IA

componentes y retos clave de la tecnología

- Preparación de datos
- Visualización
- Modelos de ML
- Interconexión entre modelos
- Dashboards de analíticas
- Colaboración
- Transparencia
- Explicabilidad


DeepMind
Safety & Ethics
About
Research
Impact
Blog
Safety & Ethics
Careers
We want AI to benefit the world, so we must be thoughtful about how it's built and used

IA

retos más allá de los datos

Inteligencia artificial para la Gestión de Riesgos

Gestión de riesgos para la Inteligencia Artificial

¡Muchas gracias!

Q&A