



JORNADAS CAUCHO

B O G O T Á 2 0 2 5

Del Laboratorio al Algoritmo:
Aplicación de la IA en la Formulación de Compuestos de Caucho

Jordão Gheller Jr.
Jonas Tieppo da Rocha

¿Por qué utilizar la Inteligencia Artificial en la formulación de compuestos de caucho?

I. Número de variables en la formulación y cantidad de parámetros a alcanzar

- Número de variables en una formulación: 15-20
- Número de parámetros a alcanzar: 5-15
- Número considerable de combinaciones posibles

II. Necesidad de optimizar este proceso

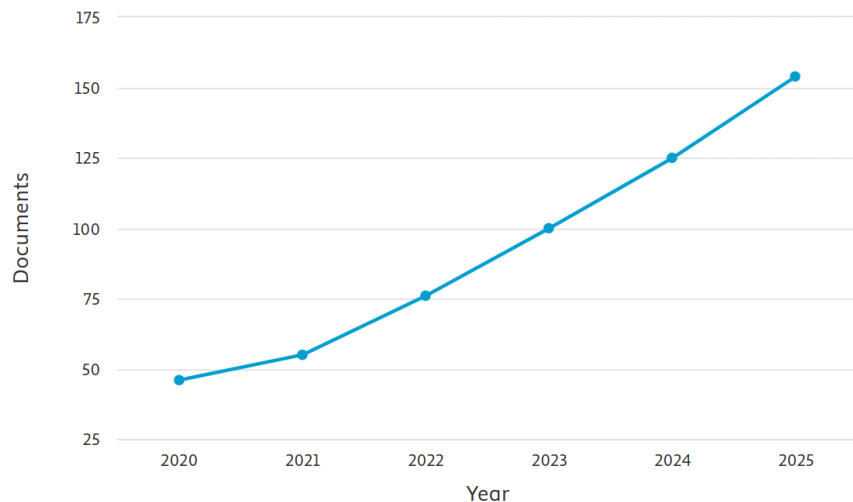
- Aprovechamiento de bases de datos
- La robustez de la base de datos aún es analógica (informes impresos)
- El tiempo necesario para nuevos desarrollos es considerable
- Evolución y simplificación en el uso de herramientas de IA



Estado del arte del uso de la IA en caucho

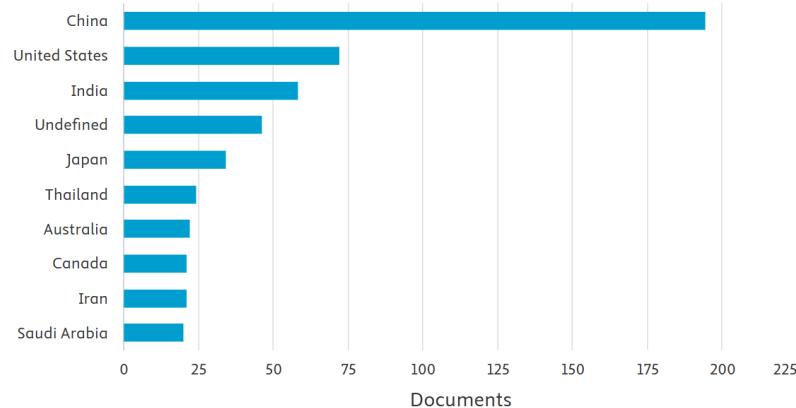
Pregunta base de datos Scopus:

“Machine Learning” y rubber, a partir de 2020



Documents by country or territory

Compare the document counts for up to 15 countries/territories.



Article

A machine learning prediction framework for damping performance of silicone rubber based on molecular dynamics and VAE-OK data augmentation

Tang, H., Yu, X., Liu, Q.,
... Wang, S., Yang, B.

Polymer, 340, 129269 **2025**

Article

Prediction of equibiaxial tensile properties of rubber based on machine learning

Song, M., Wang, W.,
Sun, C.

Polymer, 338, 129030 **2025**

[Show abstract](#) ▾

[Capes-BR](#)



[View at Publisher](#) ▸

[Related documents](#)

Article

Enhancing the performance and mechanism of NR/SBR composites by silane coupling agents: An experimental and machine learning study

Yang, M., Han, D.,
Huang, C., Luo, Y.,
Wang, X.

Materials Today
Communications
, 48, 113293

2025

[Show abstract](#) ▾

[Capes-BR](#)



[View at Publisher](#) ▸

[Related documents](#)

Article • *Open access*

Data driven tensile strength prediction for fiber-reinforced rubberized recycled aggregate concrete using machine learning

Pal, A., Ahmed, K.S.,
Yazdani, N.

Cleaner Materials, 17, **2025**
100323

[Show abstract](#) ▾

[Capes-BR](#)



[View at Publisher](#) ▸

[Related documents](#)



Machine Learning Methods as a Tool for Analysis and Prediction of Impact Resistance of Rubber–Textile Conveyor Belts

Andrejiova, M.,
Grincova, A.,
Marasova, D.,
Kimakova, Z.

Applied Sciences
Switzerland
, 15(15), 8511

2025

Show abstract ▼

Capes-BR



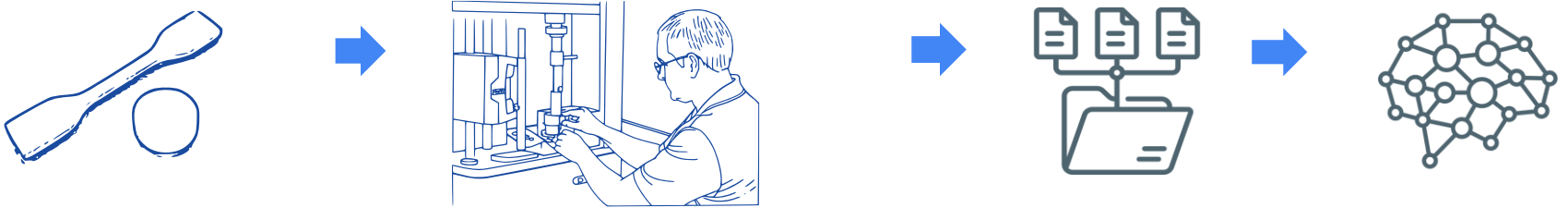
View at Publisher ↗

Related documents

1. **Prever a resistência à flexão (fs)** em correias transportadoras utilizando **modelos de aprendizado de máquina baseados em árvores de decisão (ferramenta de IA)**
2. Buscaram **o melhor método preditivo**, comparando diferentes algoritmos e combinações de técnicas.



¿Qué significa “Predicción de propiedades usando IA”?



1. Utilizando algoritmos de Machine Learning, se **entrenan modelos con datos históricos de formulaciones anteriores**
2. Los algoritmos de Machine Learning **pueden identificar patrones no triviales** en una base de datos. Los modelos pueden ser utilizados para predecir las propiedades mecánicas en una formulación desconocida
3. Estos **modelos pueden predecir las propiedades** mecánicas de nuevas formulaciones de caucho, sin la necesidad de realizar pruebas físicas.
4. La IA también puede **sugerir combinaciones óptimas de ingredientes**, maximizando las propiedades deseadas y minimizando costos.



¿Desafíos en el uso de LLM's (Large Language Models) Modelos de lenguaje a gran escala?



- Utilizan diferentes técnicas de inteligencia artificial, pero no dejan claro cuáles son
- Aprenden **patrones, contexto y relaciones entre palabras**
- Son entrenados para generar respuestas **más probables** según un prompt dado

Permiten:

1. Responder preguntas
2. Redactar textos
3. Traducir
4. Resumir información
5. ...e incluso programar



¿Desafíos en el uso de LLM's como ChatGPT, Gemini?

- 1. Eficiencia en cálculos simples:** Funcionan bien para tareas simples debido a la gran cantidad de información disponible.
- 2. Limitaciones en escenarios complejos:** No son adecuados para situaciones que requieren un razonamiento complejo o específico.
- 3. Ausencia de estimaciones de error:** No proporcionan estimaciones claras sobre el error esperado en sus respuestas.

¿Cuál es la ecuación de la recta que representa estos datos?

x y

1 0,035417974
2 0,307460599
3 0,700941643
4 0,065370618
5 0,277378667
6 0,937802834
7 0,998398601
8 0,880400132
9 0,987945187
10 0,834841597
11 0,046820186
12 0,67082225
13 0,49098948
14 0,346030305
15 0,555897628
16 0,126470652

Resultado

Modelo



Gemini

A equação da reta para os dados fornecidos é:

$$y = 0.003585x + 0.485961$$



deepseek

A equação da reta que melhor se ajusta aos dados fornecidos é:

$$y \approx 0,0271x + 0,218$$



A equação da reta ajustada aos dados é:

$$y = 0,00359x + 0,48596$$



Desafíos en el uso de LLM's como ChatGPT, Gemini?

Para complicar un poco más el problema

1. Realice una regresión multilíneal

2. Indique el valor de y, con:

$x_1 = 0.3$, $x_2 = 0.3$ y $x_3 = 0.3$

x1	x2	x3
0,305398408	0,590869105 0,706113584	0,573426705
0,657798017	0,961172121 0,629132937	0,411108056
0,597402892	0,347845267 0,040030844	0,12703863
0,891567405	0,792366588 0,711318238	0,277312613
	⋮	
0,210403437	0,159522119 0,405109368	0,877772196
0,13147295	0,996671519 0,24287725	0,972845535
0,946828258	0,378415383 0,772875622	0,357896135

100 linhas



Respuesta: $y = 0.5332$

Based on the data you provided, I performed a multiple linear regression and found the predicted value for y.

The predicted value for y, with $x_1 = 0.3$, $x_2 = 0.3$, and $x_3 = 0.3$, is approximately 0,5890

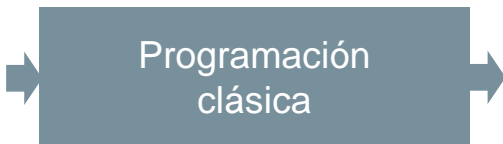
- Incluso con pocos datos, presenta un error significativo
- No está clara la metodología de resolución del problema



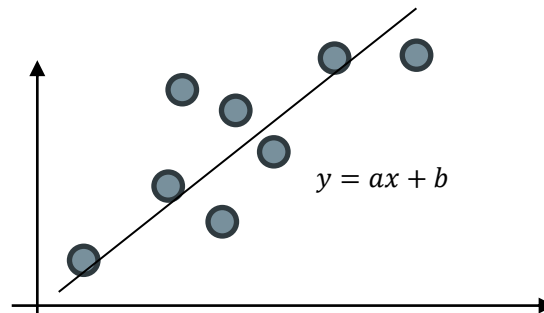
Diferencias

Programación Clásica x Aprendizaje Automático

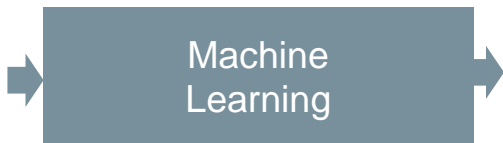
Normas
+
Datos



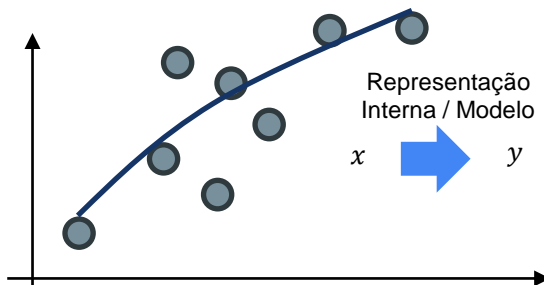
Respuestas



Datos
+
Respuestas



Normas

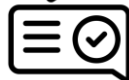
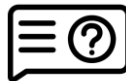


¿Cómo "aprende" la inteligencia artificial?

DATOS DE
ENTRADA



EJEMPLOS DE
RESPUESTAS
ESPERADAS



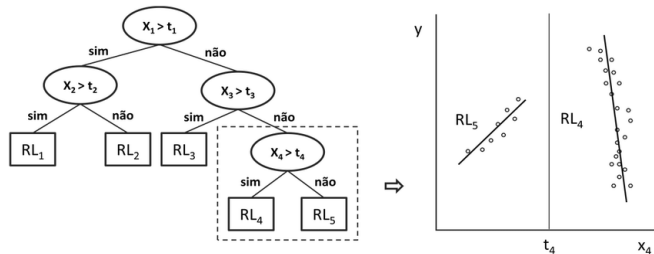
ETREINAMIENTO
E MEDICIÓN DE
ERRORES



Random Forests (Florestas Aleatórias)



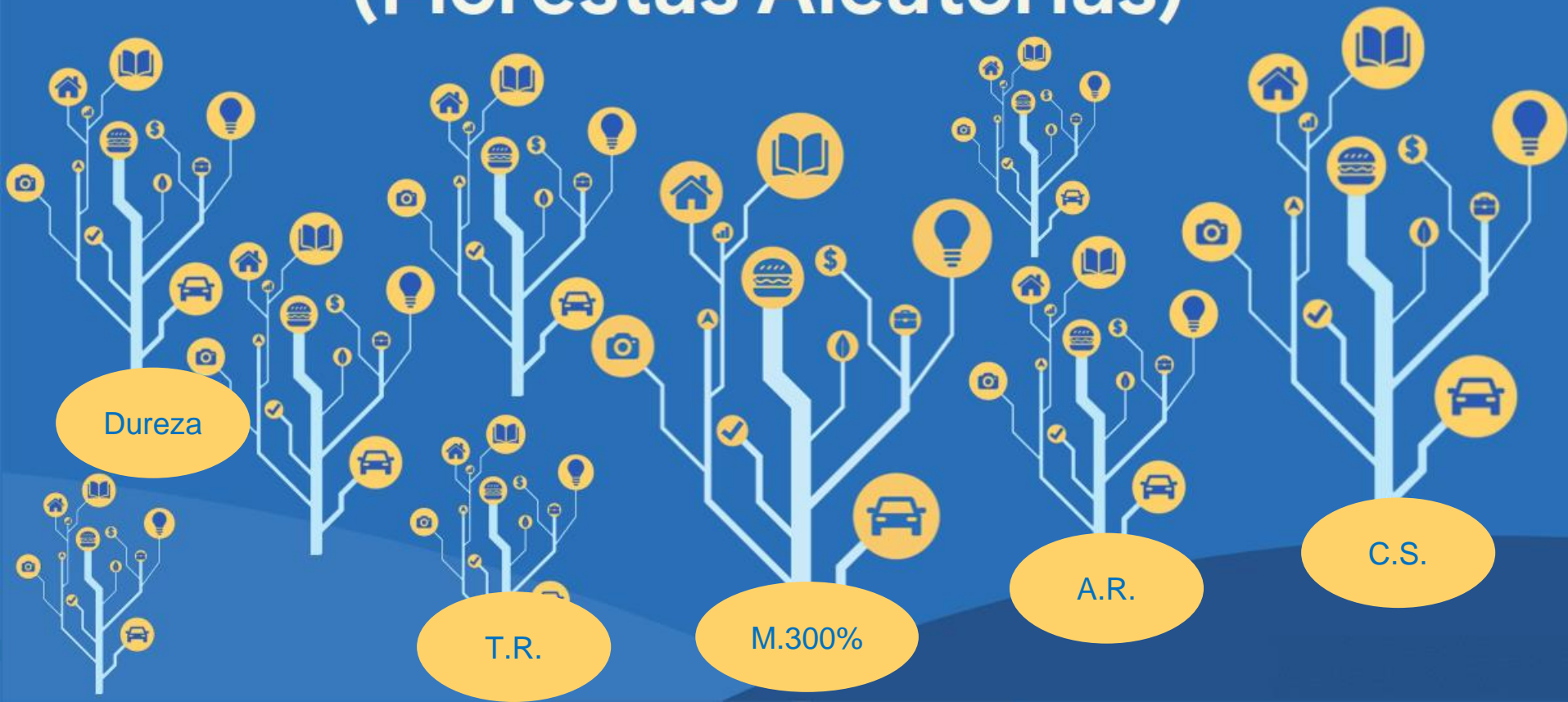
Algoritmo de IA Empleado - Random Forest

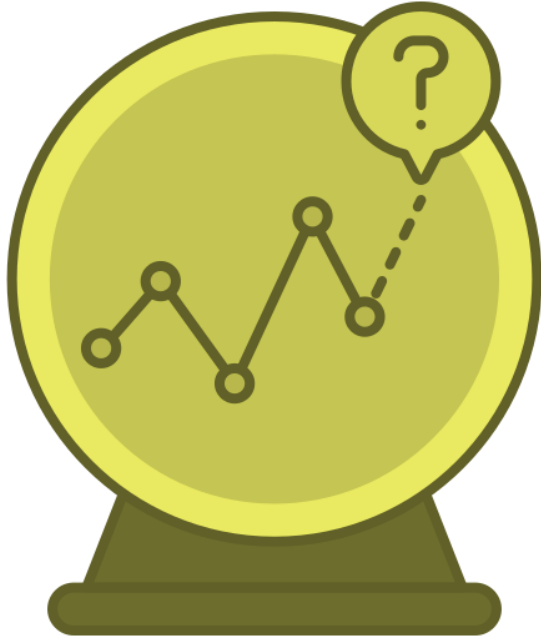


- Basado en un conjunto de múltiples árboles de decisión (**bosque**)
- Crea **varios árboles de decisión independientes** a partir de diferentes subconjuntos de datos
- El resultado final es el promedio de las predicciones (regresión) o el **voto mayoritario** (clasificación)
- Funciona bem mesmo com dados complexos
- Lida bem com variáveis categóricas e numéricas.



Random Forests (Florestas Aleatórias)





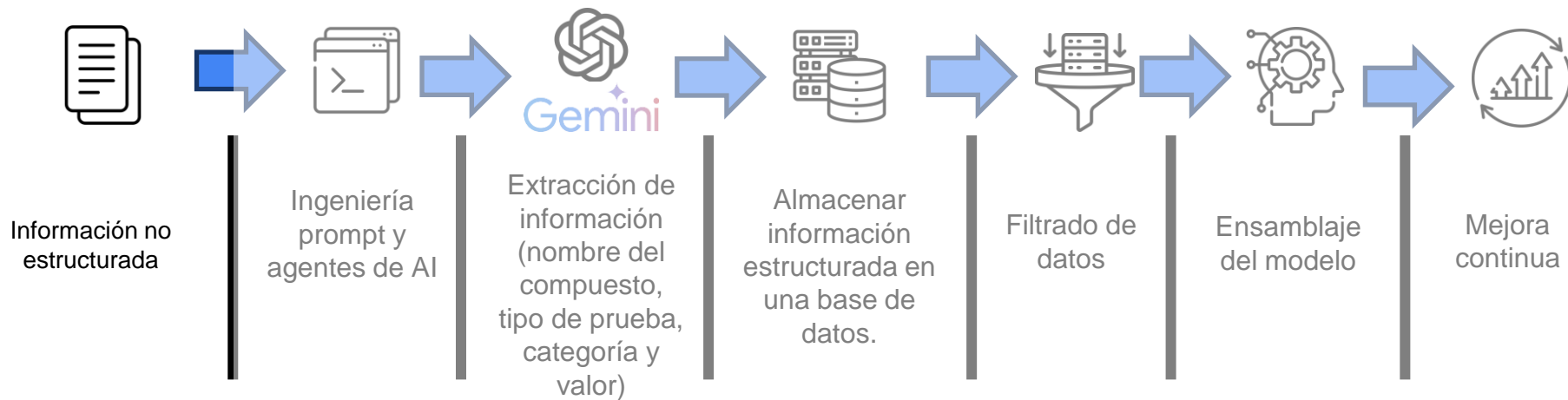
Caso práctico:

Aplicación del IA
para **predecir** las
propiedades de un
compuesto de
caucho

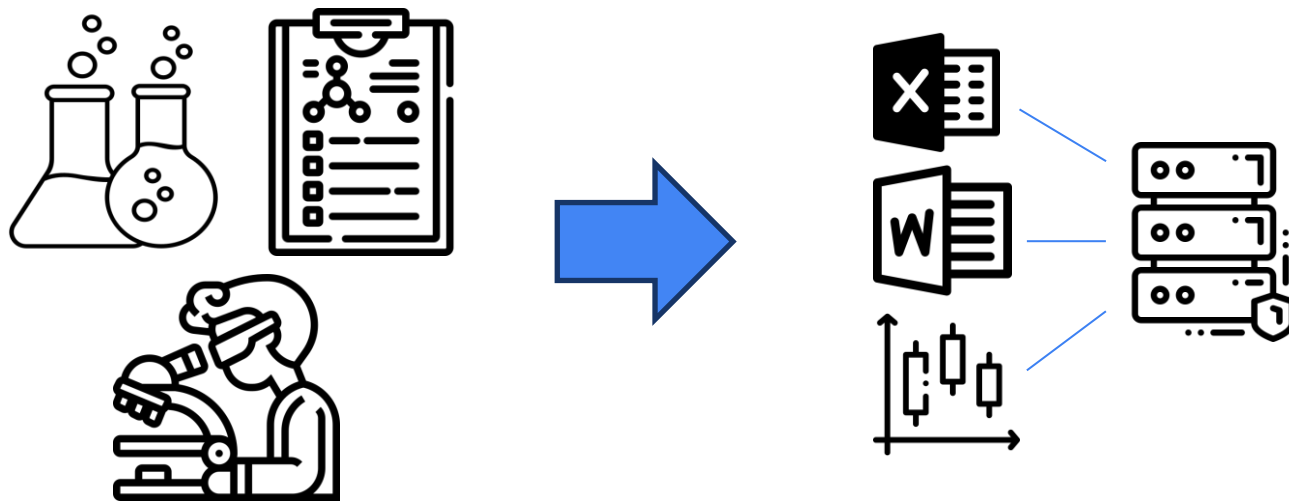


JORNADAS CAUCHO
BOGOTÁ 2025

Metodología



Inicio: Información **NO** estructurada



1. Informes y datos obtenidos a lo largo de los años
2. Información guardada en hojas de cálculo, informes, gráficos, artículos, archivos de ensayos, etc.



Inicio: Información No Estructurada

TIRE CARCASS COMPOUND

Uniroyal

	1	2	3	4
BLE®	----	1.0	----	0.5
Naugard® Q	----	----	1.0	0.5
Natural Rubber	60.0	60.0	60.0	60.0
Cis BR	20.0	20.0	20.0	20.0
SBR	20.0	20.0	20.0	20.0
N-660 Black	50.0	50.0	50.0	50.0
Naphthenic Oil	15.0	15.0	15.0	15.0
Zinc Oxide	3.0	3.0	3.0	3.0
Stearic Acid	1.0	1.0	1.0	1.0
Tackifying Resin	2.0	2.0	2.0	2.0
Bonding Agent R-6	2.0	2.0	2.0	2.0
Bonding Agent M3P	1.0	1.0	1.0	1.0
MBTS	1.0	1.0	1.0	1.0
DPG	0.25	0.25	0.25	0.25
Insoluble Sulfur, 80% Oiled	3.0	3.0	3.0	3.0



¿Eso está estructurado?

1. Aunque es legible para los humanos, este tipo de dato no tiene una representación vectorial directa.
2. Es un conjunto libre de datos dispersos en archivos de texto..

Ejemplos de datos Estructurados

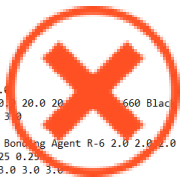
1. Archivos .csv con tabulación fija, con las mismas columnas, misma separación decimal
2. Bases de datos relacionales/no relacionales.

	compoundid [PK] integer	ingredientid [PK] integer	quantity numeric (5,2)	unitofmeasure character varying (50)
1	1	1	100.00	parts
2	1	2	40.00	parts
3	1	3	5.00	parts
4	1	4	1.00	parts
5	1	5	1.50	parts
6	1	6	1.50	parts
7	1	7	1.00	parts
8	1	8	3.00	parts
9	1	9	2.80	parts
10	1	10	3.00	parts
11	2	7	1.00	parts
12	2	8	4.00	parts
13	2	9	1.00	parts
14	2	11	100.00	parts

Lo que la computadora lee

NATURAL RUBBER
POLYISOPRENE

74
THE RUBBER FORMULARY
TIRE CARCASS COMPOUND
Uniroyal
1 2 3 4
BLE® ---- 1.0 ---- 0.5
Naugard® Q ---- ---- 1.0 0.5
Natural Rubber 60.0 60.0 60.0 60.0
Cis BR 20.0 20.0 20.0 20.0 SBR 20.0 20.0 20.0 20.0 N-660 Black 50.0 50.0 50.0 50.0 Naphthenic Oil 15.0 15.0
15.0 15.0 Zinc Oxide 3.0 3.0 3.0 3.0 Stearic Acid 1.0 1.0 1.0 1.0
Tackifying Resin 2.0 2.0 2.0 2.0 Bonding Agent R-6 2.0 2.0 2.0 2.0 Bonding Agent M3P 1.0 1.0 1.0 1.0 MBTS
1.0 1.0 1.0 1.0 DPG 0.25 0.25 0.25 0.25
Insoluble Sulfur, 80% Oiled 3.0 3.0 3.0 3.0
Mooney Viscosity
...
Goodrich Flexometer: 100 °C, 17.5%; 1 MPa
Static Compression 1.7% 0
Dynamic Drift 34% 12% Permanent Set 30% 13% Heat Build-Up 43°C 34 °C



¿Por qué es estructurado?

- Existe una forma inequívoca de acceder a la información
- Nombres de columnas fijas
- Tipo de dato: entero, número real, texto (y tamaño máximo del texto)



¿Cómo extraer una información estructurada?

TIRE CARCASS COMPOUND

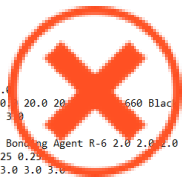
Uniroyal

	1	2	3	4
BLE®	----	1.0	----	0.5
Naugard® Q	----	----	1.0	0.5
Natural Rubber	60.0	60.0	60.0	60.0
Cis BR	20.0	20.0	20.0	20.0
SBR	20.0	20.0	20.0	20.0
N-660 Black	50.0	50.0	50.0	50.0
Naphthenic Oil	15.0	15.0	15.0	15.0
Zinc Oxide	3.0	3.0	3.0	3.0
Stearic Acid	1.0	1.0	1.0	1.0
Tackifying Resin	2.0	2.0	2.0	2.0
Bonding Agent R-6	2.0	2.0	2.0	2.0
Bonding Agent M3P	1.0	1.0	1.0	1.0
MBTS	1.0	1.0	1.0	1.0
DPG	0.25	0.25	0.25	0.25
Insoluble Sulfur, 80% Oiled	3.0	3.0	3.0	3.0

Lo que la computadora lee

NATURAL RUBBER
POLYISOPRENE

74
THE RUBBER FORMULARY
TIRE CARCASS COMPOUND
Uniroyal
1 2 3 4
BLE® ---- 1.0 ---- 0.5
Naugard® Q ---- 1.0 0.5
Natural Rubber 60.0 60.0 60.0 60.0
Cis BR 20.0 20.0 20.0 20.0 SBR 20.0 20.0 20.0 20.0 N-660 Black 50.0 50.0 50.0 50.0 Naphthenic Oil 15.0 15.0
15.0 15.0 Zinc Oxide 3.0 3.0 3.0 3.0
Stearic Acid 1.0 1.0 1.0 1.0
Tackifying Resin 2.0 2.0 2.0 2.0 Bonding Agent R-6 2.0 2.0 2.0 2.0 Bonding Agent M3P 1.0 1.0 1.0 1.0 MBTS
1.0 1.0 1.0 1.0 DPG 0.25 0.25 0.25 0.25
Insoluble Sulfur, 80% Oiled 3.0 3.0 3.0 3.0
Mooney Viscosity
...
Goodrich Flexometer: 100 °C, 17.5%; 1 MPa
Static Compression 1.7% 0
Dynamic Drift 34% 12% Permanent Set 30% 13% Heat Build-Up 43°C 34 °C



¡Extraer una información estructurada es como encontrar orden en el caos!

Antes de la AI

Sería necesario programar un algoritmo con reglas fijas, que involucraría:

1. Analizar cómo la computadora interpretaría el archivo en PDF
2. Encontrar caracteres clave para separar la información

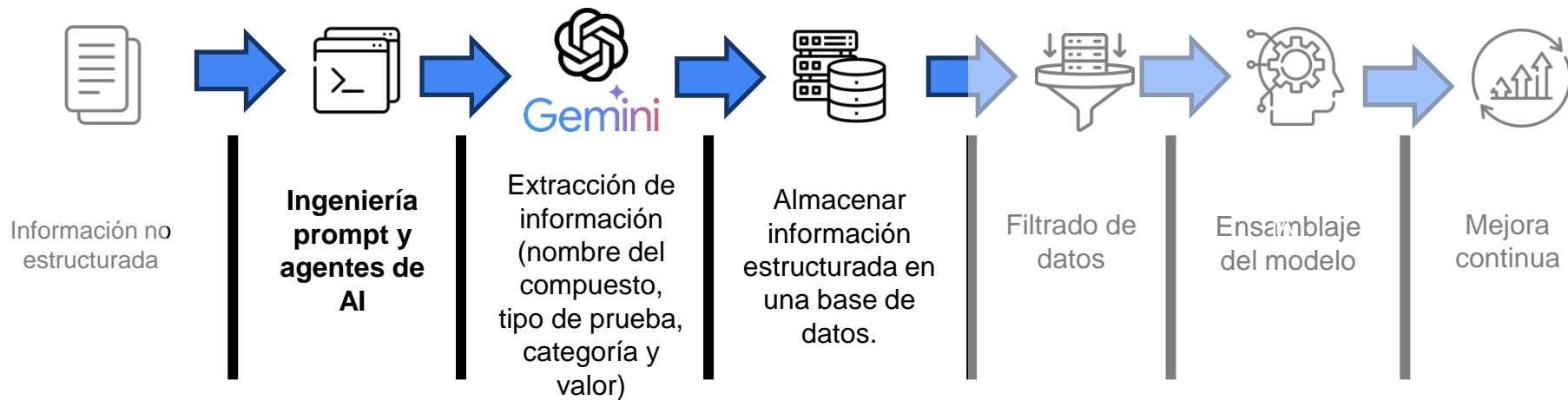
3. Altamente propensa a fallos de lógica

Uso de la IA para la lectura de textos

1. Con el avance de la PNL (Procesamiento de Lenguaje Natural), es posible instruir a un LLM sobre cómo extraer la información



Metodología



Ejemplo de un prompt de comandos



Inicio de un Prompt

You are an expert AI agent specializing in extracting structured information from raw text. Your primary goal is to parse the provided text and convert it into a JSON object that strictly adheres to the given SQL database schema.

Exemple of input:

Input Data Example

This is an example of the unstructured text you will process:

C 6

Dynamic Ozone Flexing, 25% Extension, 50 pphm, 40°C

Hours to Crack 8 24 24 72 144

*Outdoor Dynamic Flexing**

KC to failure 16951 39560

....

Desired Output Format

...

1. Instrucciones claras para delimitar el uso del modelo
2. Ejemplos de entradas (inputs)
3. Ejemplos de salidas (outputs)



Para cada propriedade: Formulaciones + Resultados

Ingredientes	1	2	3	4	5	6	7	8
SBR 1502	50,0	50,0	100,0	100,0		60,0	65,0	70,0
SBR 1712		20,6						
Polibutadieno BR45	15,0	35,0					35,0	
Polibutadieno CB24					60,0	40,0		30,0
Borracha Natural - GEB	35,0							
Borracha Natural - SMR					40,0			
Negro de fumo N234		60,0				60,0		70,0

Ingredientes	1	2	3
SBR 1502	50,0	50,0	100,0
SBR 1712		20,6	
Polibutadieno BR45	15,0	35,0	
Polibutadieno CB24			
Borracha Natural - GEB	35,0		
Borracha Natural - SMR			
Negro de fumo N234		60,0	
Negro de fumo N339	45,0		50,0
Negro de fumo N550			
Negro de fumo N762			
Sílica 185 Gr			

Base de
datos
propia!

Tensão de Ruptura, MPa (média)	20,50	21,20	19,90	16,90	16,60	21,40	17,70	20,90
Alongamento na Ruptura, % (média)	350	510	400	570	650	605	456	330
Módulo a 100 %, MPa (média)	3,10	2,20	2,60	1,40	1,30	1,90	2,10	4,40
Módulo a 300 %, MPa (média)	16,30	10,50	14,10	6,30	4,60	7,80	9,40	18,60
Dureza Shore A, pontos (média)	64,7	62,0	64,0	51,0	48,2	65,0	66,0	66
Abrasão, mm3 (média)	77	66	78	110	52	74	79	58
Densidade, g/cm3 (média)	1,10	1,1257	1,12	1,09			1,1268	1,17



Inicio: Preparación de la base de datos

1. Preparar la base de datos es como organizar una habitación desordenada en pequeñas cajas
2. Se sabe que cualquier artículo adicional irá a una de esas cajas, además de la relación entre ellas

A	TIRE CARCASS COMPOUND				
	Unimoyal				
B		1	2	3	4
	BLE®	---	1.0	---	0.5
	Naugard® Q	---	---	1.0	0.5
	Natural Rubber	60.0	60.0	60.0	60.0
	Cis BR	20.0	20.0	20.0	20.0
	SBR	20.0	20.0	20.0	20.0
	N-660 Black	50.0	50.0	50.0	50.0
	Naphthenic Oil	15.0	15.0	15.0	15.0
	Zinc Oxide	3.0	3.0	3.0	3.0
	Stearic Acid	1.0	1.0	1.0	1.0
	Tackifying Resin	2.0	2.0	2.0	2.0
	Bonding Agent R-6	2.0	2.0	2.0	2.0
	Bonding Agent M3P	1.0	1.0	1.0	1.0
	MBTS	1.0	1.0	1.0	1.0
	DPG	0.25	0.25	0.25	0.25
	Insoluble Sulfur, 80% Oiled	3.0	3.0	3.0	3.0
D	Physical Properties at Room Temperature				
	Press Cured 10 minutes @176°C				
F	Tensile Strength, MPa	19.6	21.0	20.2	19.5
	Elongation, %	500	510	480	500
	300% Modulus, MPa	9.5	9.2	9.5	9.5
	Hardness, Shore A	57	58	57	56
	Tear, Die C, kN/m	46.5	55.0	49.7	53.0

A Nombre del Compuesto + Variación

B Ingredientes

C Composición (Ingrediente + Variación del Compuesto)

D Categoría de prueba

E Tipo de Prueba

F Resultado del Prueba

Estructura lista para recibir la información almacenada en libros, informes y artículos.



¿Qué es la ingeniería de prompt?

Dato de Entrada

TIRE CARCASS COMPOUND

Uniroyal

	1	2	3	4
BLE®	----	1.0	----	0.5
Naugard® Q	----	----	1.0	0.5
Natural Rubber	60.0	60.0	60.0	60.0
Cis BR	20.0	20.0	20.0	20.0
SBR	20.0	20.0	20.0	20.0
N-660 Black	50.0	50.0	50.0	50.0
Naphthenic Oil	15.0	15.0	15.0	15.0
Zinc Oxide	3.0	3.0	3.0	3.0
Stearic Acid	1.0	1.0	1.0	1.0
Tackifying Resin	2.0	2.0	2.0	2.0
Bonding Agent R-6	2.0	2.0	2.0	2.0
Bonding Agent M3P	1.0	1.0	1.0	1.0
MBTS	1.0	1.0	1.0	1.0
DPG	0.25	0.25	0.25	0.25
Insoluble Sulfur, 80% Oiled	3.0	3.0	3.0	3.0

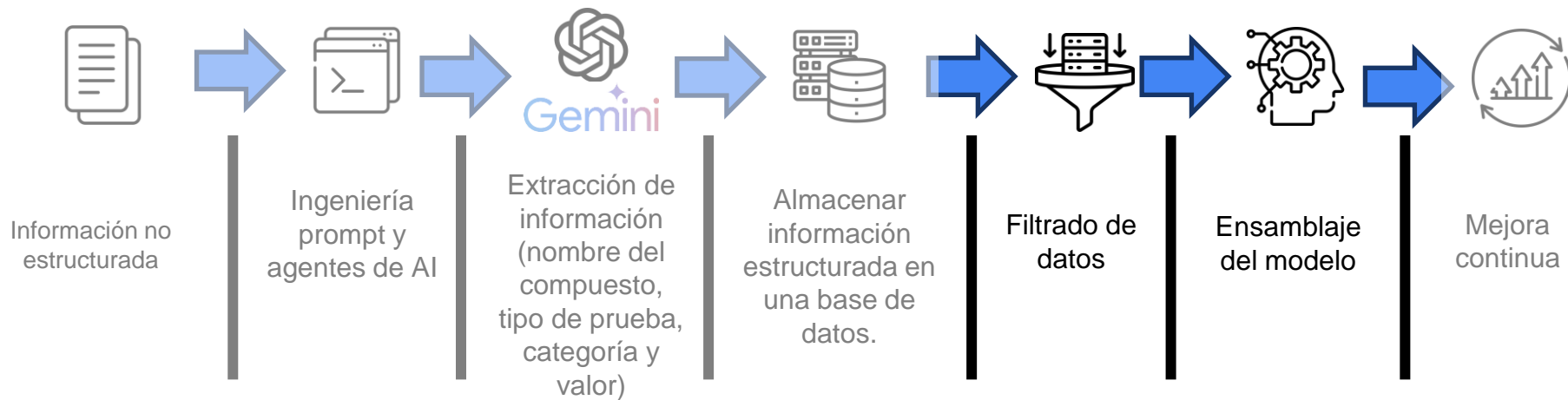
Dato de Salida

```
{
  "compounds": [
    {
      "compoundname": "TIRE BLACK SIDEWALL COMPOUND 1",
      "supplier": "Uniroyal"
    },
    {
      "compoundname": "TIRE BLACK SIDEWALL COMPOUND 2",
      "supplier": "Uniroyal"
    },
    {
      "compoundname": "TIRE BLACK SIDEWALL COMPOUND 3",
      "supplier": "Uniroyal"
    },
    {
      "compoundname": "TIRE BLACK SIDEWALL COMPOUND 4",
      "supplier": "Uniroyal"
    }
  ]
}
```

Ahora el agente de IA está listo para obtener la información presente en la base de datos.



Metodología



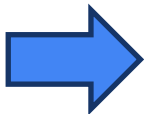
Filtrado y Montaje del Modelo/Tabla

Representação do Banco de Dados

1	TABELA COMPOSTOS
2	TABELA COMPOSIÇÃO
3	TABELA INGREDIENTES
4	TABELA RESULTADOS

1	RES 1 COMP 1
2	RES 2 COMP 1
3	RES 3 COMP 1
4	RES 4 COMP 1

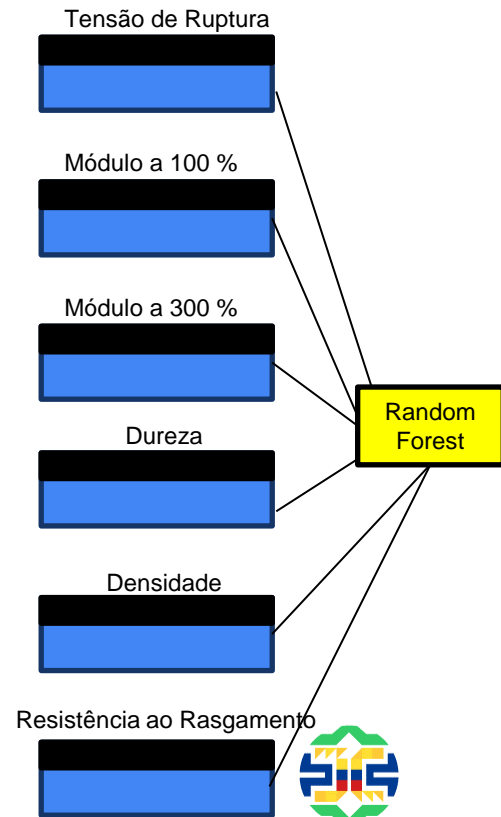
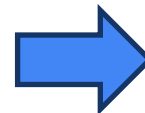
Consulta



Quantidade de Cada Composição em PHR

y	x_1	x_2	x_n
y_1	0	10	15
y_2	15	254	12
y_3	11	21	23
y_4	56	1	52
y_n	45	4	458

Propriedade a ser predita



Entrenamiento del modelo

Ingredients

SBR 1502
SBR 1712
Polibutadieno BR45
Polibutadieno CB24
Borracha Natural - GEB
Borracha Natural - SMR
Negro de fumo N220
Negro de fumo N339
Negro de fumo N550
Negro de fumo N770
Sílica 185 Gr
Silano
Óxido de Zinco
Ácido Esteárico
Óleo aromático
Óleo Naftênico
TMQ
6PPD
Cera parafina
Auxiliar Fluxo
Enxofre
TMTD
CBS
DPG
MBS
TBBS

$$f(x_1, x_2, \dots, x_{26}) = Y$$

Tensão de Ruptura

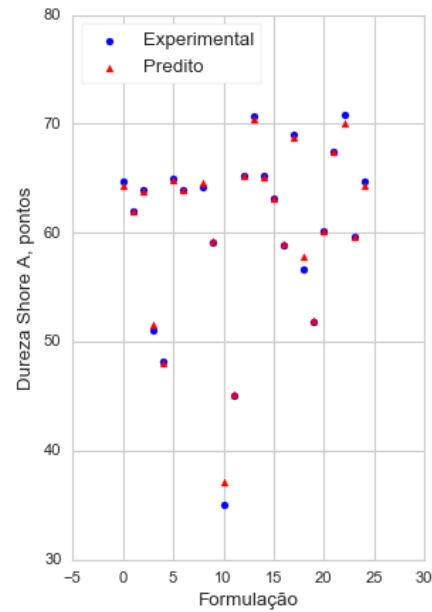
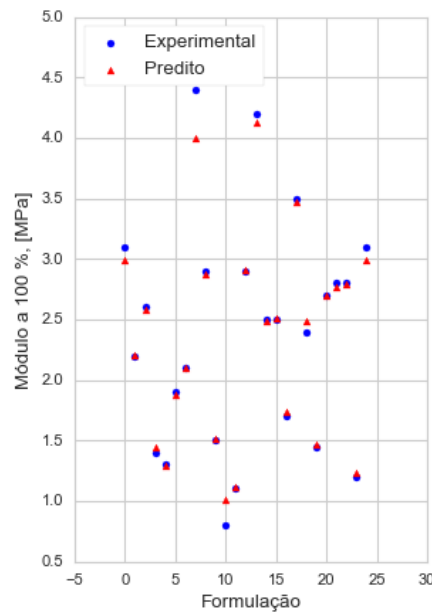
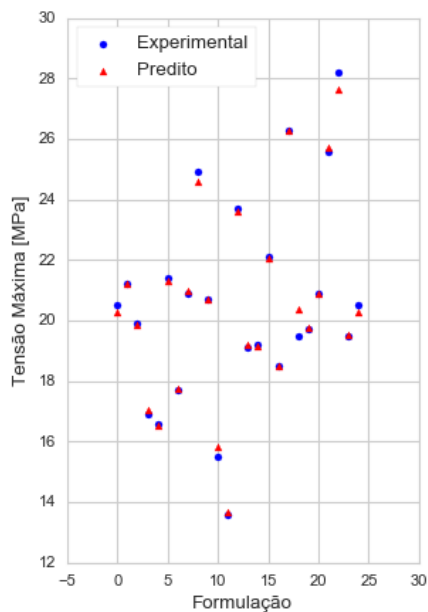
Módulo a 100 %

Módulo a 300 %

Dureza

Densidade

Resistência ao Rasgamento



Total de 26 variáveis

Filtrado y Montaje del Modelo

Ingredients

SBR 1502
SBR 1712
Polibutadieno BR45
Polibutadieno CB24
Borracha Natural - GEB
Borracha Natural - SMR
Negro de fumo N220
Negro de fumo N339
Negro de fumo N550
Negro de fumo N770
Sílica 185 Gr
Silano
Óxido de Zinco
Ácido Esteárico
Óleo aromático
Óleo Naftênico
TMQ
6PPD
Cera parafina
Auxiliar Fluxo
Enxofre
TMTD
CBS
DPG
MBS

Total de 26 variáveis

$$f(x_1, x_2, \dots, x_{26}) = Y$$

Tensão de Ruptura

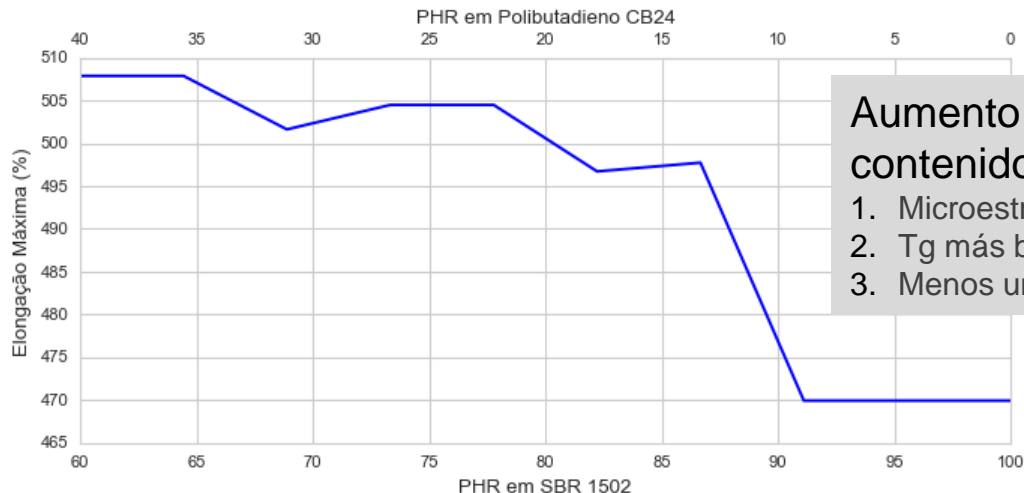
Módulo a 100 %

Módulo a 300 %

Dureza

Densidade

Resistência ao Rasgamento



Aumento en el contenido de BR:

1. Microestructura más flexible
2. Tg más baja
3. Menos unidades rígidas



Creación de la Interfaz

Rubber Formulation Prediction

Prediction Generation

Select Ingredient: Choose an ingredient Add Ingredient

Ingredient	PHR	Action	Comercial Name
SBR 1502	50.0	Delete	Copolímero de estireno-butadieno
SBR 1712	0.0	Delete	Copolímero de estireno-butadieno
Polibutadieno BR45	15.0	Delete	Polibutadieno (alto cis)
Polibutadieno CB24	0.0	Delete	Polibutadieno (alto cis)
Borracha Natural - GEB	35.0	Delete	Poli(cis-1,4-isopreno)
Borracha Natural - SMR	0.0	Delete	Poli(cis-1,4-isopreno)
Negro de fumo N234	0.0	Delete	Negro de Fumo N234
Negro de fumo N339	45.0	Delete	Negro de Fumo N339
Negro de fumo N550	0.0	Delete	Negro de Fumo N550
Negro de fumo N762	0.0	Delete	Negro de Fumo N762
Silica 185 Gr	5.0	Delete	Dióxido de silício precipitado
Silano	1.50	Delete	Bis(trietoxissililpropil)tetrasulfeto (TESPT)
Óxido de Zinco	0.0	Delete	Óxido de zinco (ZnO)
Ácido Esteárico	10.0	Delete	octadecanoico
Óleo aromático	0.0	Delete	Óleo aromático
Óleo Nafténico	0.0	Delete	Óleo Nafténico
TMQ	0.0	Delete	Poli(1,2-diidro-2,2,4-trimetilquinolina)

Predict

Tensile Strength: N/A
Modulus At 100%: N/A
Modulus At 300%: N/A
Hardness: N/A
Density: N/A
Tear Strength: N/A

Composição em PHR

Ingredientes

Rubber Formulation Prediction

Prediction Generation

Select Ingredient: Choose an ingredient Add Ingredient

Ingredient	PHR	Action	Comercial Name
SBR 1502	50.0	Delete	Copolímero de estireno-butadieno
SBR 1712	0.0	Delete	Copolímero de estireno-butadieno
Polibutadieno BR45	15.0	Delete	Polibutadieno (alto cis)
Polibutadieno CB24	0.0	Delete	Polibutadieno (alto cis)
Borracha Natural - GEB	35.0	Delete	Poli(cis-1,4-isopreno)
Borracha Natural - SMR	0.0	Delete	Poli(cis-1,4-isopreno)
Negro de fumo N234	0.0	Delete	Negro de Fumo N234
Negro de fumo N339	45.0	Delete	Negro de Fumo N339
Negro de fumo N550	0.0	Delete	Negro de Fumo N550
Negro de fumo N762	0.0	Delete	Negro de Fumo N762
Silica 185 Gr	5.0	Delete	Dióxido de silício precipitado
Silano	1.50	Delete	Bis(trietoxissililpropil)tetrasulfeto
Óxido de Zinco	0.0	Delete	Óxido de zinco (ZnO)
Ácido Esteárico	10.0	Delete	octadecanoico
Óleo aromático	0.0	Delete	Óleo aromático
Óleo Nafténico	0.0	Delete	Óleo Nafténico
TMQ	0.0	Delete	Poli(1,2-diidro-2,2,4-trimetilquinc
6PPD	0.0	Delete	N-(1,3-dimetilbutil)-N'-fenil-p-fe
Cera parafina	0.0	Delete	Cera parafina
Auxiliar Fluxo	0.0	Delete	Auxiliar Fluxo
Enxofre	0.0	Delete	Enxofre (S ₈)
TMTD	0.0	Delete	Tetrametiltiuram disulfeto (aceler

Predict

Tensile Strength: N/A
Modulus At 100%: N/A
Modulus At 300%: N/A
Hardness: N/A
Density: N/A
Tear Strength: N/A

Nome Comercial

Predição

Ejemplo: variando el contenido de aceite

Ingredientes	A	B
SBR 1502	100,0	100,0
Óxido de Zinco	3,0	3,0
Ácido Esteárico	1,0	1,0
Negro de fumo N339	50,0	50,0
Óleo Naftênico	10,0	30,0
Enxofre	1,8	1,8
CBS	1,3	1,3
Total, phr	167,1	187,1

T.R.: 19,9MPa —————> 17,1 MPa

14%

M300%: 14,0 MPa —————> 8,9 MPa

36%



Metodología



Resumen

1. Fue posible simular propiedades en un corto período de tiempo
2. Fue posible predecir algunas propiedades utilizando la herramienta de IA propuesta.
3. Es necesario ampliar la base de datos para mejorar la precisión en las respuestas (entrenamiento del modelo).
4. Se requiere un proceso continuo de depuración y filtrado de los datos para mejorar la precisión del modelo.
5. Es fundamental contar con un equipo de datos que gestione el historial y la incorporación de nueva información.
6. Se estima un periodo de entre seis y ocho meses para desarrollar una primera versión funcional del sistema.
7. La base de datos debe ser sólida y estar bien estructurada para garantizar resultados confiables.
8. Es necesario utilizar fuentes de datos confiables para alimentar los modelos de inteligencia artificial.





21º CONGRESSO BRASILEIRO DE TECNOLOGIA DA BORRACHA

23 al 25 de junio de 2026 | São Paulo/SP



Se acerca el principal evento de tecnología
y negocios del sector del caucho

El **Congreso Brasileño de Tecnología del Caucho** ha sido **realizado y promovido** por la **ABTB** durante 20 ediciones, siempre con el propósito de debatir el **futuro de la industria del caucho**.

En **2026**, el evento volverá a realizarse en conjunto con **Expobor/Pneushow**, formando el **mayor hub de tecnología y negocios** del segmento del caucho.





21º CONGRESSO BRASILEIRO DE
TECNOLOGIA DA BORRACHA

23 al 25 de junio de 2026 | São Paulo/SP



250
Participantes

150
Ciudades

8
Países

40
Conferencias

La **21ª edición** del Congreso Brasileño de Tecnología del Caucho propondrá avances para el sector, reuniendo **conferencistas nacionales e internacionales, feria, oportunidades de networking** y lo mejor en **investigación y desarrollo, innovaciones tecnológicas y trabajos técnicos** del área.

iPatrocine el mayor evento de tecnología del caucho en Brasil y destaque su marca ante el público adecuado!

Póngase en contacto con nuestro equipo comercial y descubra las **ventajas** de **asegurar su cuota** de patrocinio.



+55 51 99724.5866



nubia@abtb.com.br





Gracias por su atención

jordao.gheller@senairs.org.br
+55 51 99944 7255



JORNADAS CAUCHO
BOGOTÁ 2025