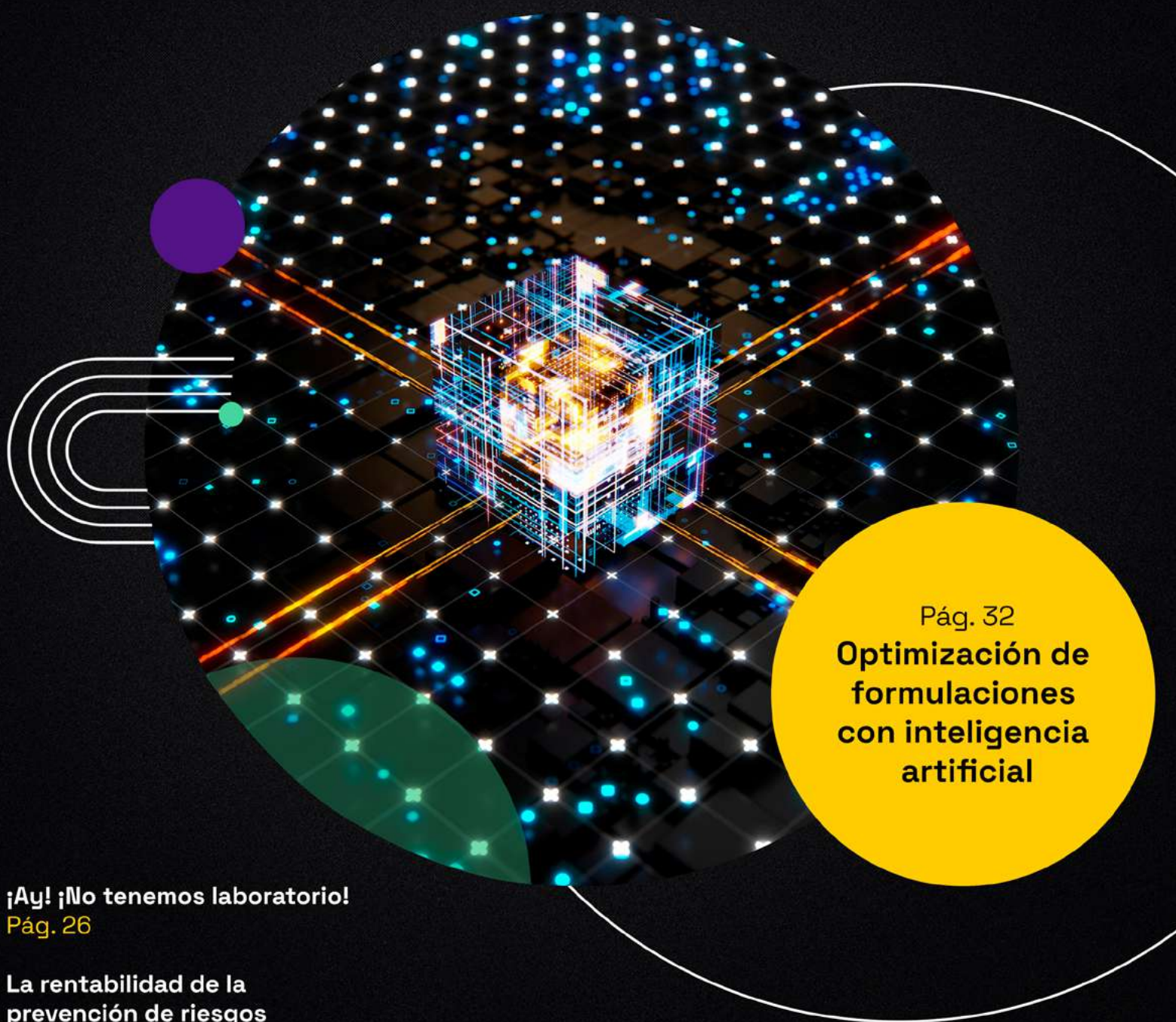


SLTC

Sociedad Latinoamericana
de Tecnología del Caucho

SLTCAUCHO

CIENCIA Y TECNOLOGÍA EN AMÉRICA LATINA



Pág. 32
**Optimización de
formulaciones
con inteligencia
artificial**

¡Ay! ¡No tenemos laboratorio!

Pág. 26

**La rentabilidad de la
prevención de riesgos**

Pág. 4

Formulaciones

Pág. 60

Índice

04. Seguridad laboral

La rentabilidad de la prevención de riesgos

08. RITC

Mujeres en la ciencia y tecnología del caucho - Parte 3

12. Plantaciones

Innovación y sostenibilidad

16. Inteligencia artificial

El *Data Scientist* de hoy puede ser el *CEO* de mañana

18. Historia del caucho

Caucheros: los guardianes de la selva

22. Reciclaje de neumáticos

Aplicación de residuos textiles provenientes de neumáticos fuera de uso en la producción de fibrocemento- Parte 2

26. Un cafecito con Esteban

¡Ay! ¡No tenemos laboratorio!

30. Sustentabilidad y RSE

La bioeconomía como camino hacia el desarrollo sostenible

42. Artículo técnico-comercial KBR

Conoce los beneficios de Marbocote MC-P3 y sus aplicaciones

46. Artículo técnico-comercial Struktol

El azufre, su influencia en los problemas de proceso en la industria del caucho

50. Revista España

- WACKER aumenta la capacidad de producción mundial de caucho de silicona
- Influencia de la vulcanización en el comportamiento mecánico de las piezas de elastómeros moldeadas por inyección

56. Jornadas Latinoamericanas 2023

JornadasCaucho Lima 2023: un destino lleno de...

58. Preguntas y respuestas

Resumen de consultas de los asistentes del curso "Gestión de procesos en la industria del caucho"

60. Fórmulas

64. Noticias generales

70. Noticias institucionales

32

CIENCIA Y TECNOLOGÍA

Optimización de formulaciones con inteligencia artificial

Este artículo forma parte de una serie de 5 partes que explica cómo métodos computacionales, como el aprendizaje de máquina, pueden utilizarse para optimizar el proceso de formulación de compuestos para obtener propiedades específicas.

En esta primera parte abordaremos la

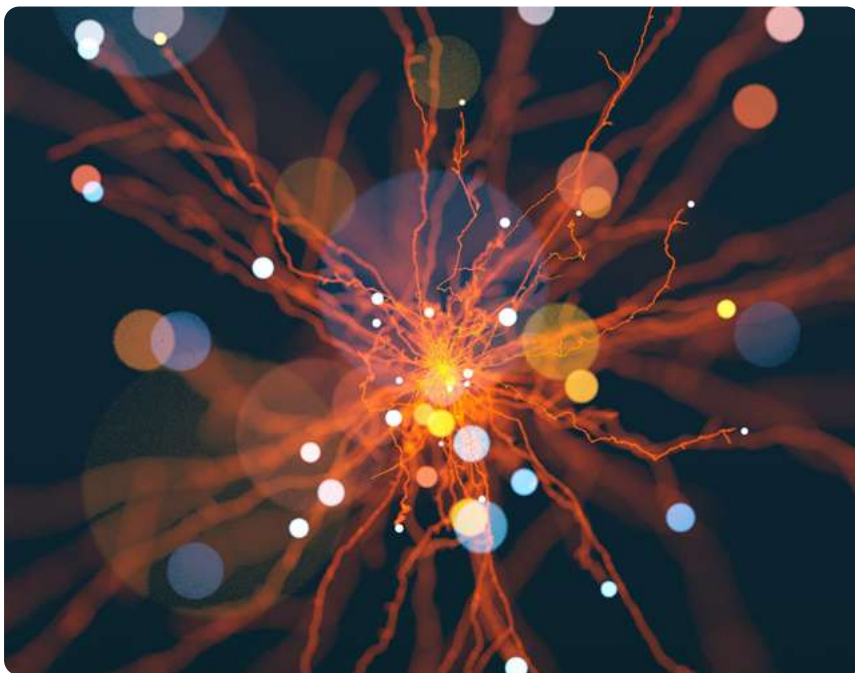
introducción y los métodos experimentales utilizados en el estudio.

A lo largo de las 5 publicaciones, se presentará una metodología de formulación de mezclas que se centra en las propiedades de los materiales relevantes para la aplicación en la que se utilizará el producto, incorporando modelos predictivos.

Director: Víctor Dvoskin - Director Comercial: Sergio Junovich. Comité de Redacción: Emanuel Bertalot, Mariano Escobar, Diogo Esperante, Patricia Malnati, Tim Osswald, María Alexandra Piña, Karina Potarsky, Catalina Restrepo, Joan Vicenç Durán. Comité de Edición Técnica: Emanuel Bertalot, Mariano Martín Escobar, Esteban Friedenthal, Karina Potarsky, Carlos Zaccaro. Corrector general: Carlos Zaccaro. Coordinador editorial: Federico Esteban. Directora de Arte: Paula Cattaneo. Es una publicación de Asociación Civil de Tecnología del Caucho. ISSN 2618-4567. La editorial se reserva el derecho de publicación de las solicitudes de publicidad, el contenido de las mismas no es responsabilidad de la editorial sino de las empresas anunciantes. Dirección administrativa: Av. Paseo Colón 275, piso 3° "B".

Lo expresado por autores, avisadores y en noticias generales e institucionales no refleja necesariamente el pensamiento de la dirección de la editorial.

Optimización de la formulación de compuestos de caucho natural mediante inteligencia artificial - Parte 1



COLUMNISTAS INVITADOS

Allen Jonathan Román (USA)

ajroman@wisc.edu

Julio C. Rodríguez (COL)

jcero@soanlaboratorios.com

Tim A. Osswald (USA/COL)

tosswald@wisc.edu

Este artículo forma parte de una serie de 5 partes que explica cómo métodos computacionales como el aprendizaje de máquina, pueden utilizarse para optimizar el proceso de formulación de compuestos para obtener propiedades específicas.

La primera parte abarca la introducción y los métodos experimentales utilizados en el estudio. La 2 explica los métodos computacionales e inteligencia artificial utilizados en este estudio. La 3 describe los resultados experimentales que son utilizados como base de datos para el aprendizaje de máquina. La 4 repasa los resultados computacionales y demuestra el aprendizaje de máquina-entrenamiento y comprobación. Finalmente, la 5 informa al lector, cómo utilizar los métodos y resultados, presentados en las 3 y 4 para diseñar un material con propiedades específicas usando ingeniería inversa.

La serie de 5 publicaciones presenta **una metodología de formulación de mezclas** que se centra en las propiedades de los materiales relevantes para la aplicación en la que se utilizará el producto, incorporando modelos predictivos, como la regresión lineal, el método de superficie de respuesta (*response surface method*: RSM), las redes neuronales artificiales (*artificial neural networks*: ANN) y la regresión de procesos gaussianos (*Gaussian process regression*: GPR). El entrenamiento de estos modelos requiere datos, lo que equivale a recursos financieros en la industria.

Para garantizar un esfuerzo experimental mínimo, el conjunto de datos se mantiene pequeño, y la complejidad del modelo se mantiene simple, y como prueba de concepto, los modelos predictivos se utilizan para la ingeniería inversa de un material real

utilizado en la industria del calzado basado en las propiedades viscoelásticas objetivo (comportamiento de relajación, $\tan \delta$, y dureza), que dependen de la cantidad de reticulante, plastificante y cantidad de celdas, como resultado del espumado, utilizados para crear un material ligero de alto rendimiento.

El RSM, la ANN y el GPR dan como resultado una precisión de predicción del 90 %, 97 % y 100 %, respectivamente. Es evidente que la precisión de las pruebas aumenta con la complejidad del algoritmo; por lo tanto, estas metodologías proporcionan una amplia gama de herramientas capaces de predecir la formulación de compuestos en función de las propiedades objetivo especificadas, y con un amplio rango de complejidad.

INTRODUCCIÓN

El uso de polímeros derivados de la naturaleza o sostenibles sigue ganando una atención creciente debido al daño medioambiental a largo plazo que imponen sus análogos sintéticos. En las últimas décadas, estos polímeros sintéticos se han convertido en la solución más práctica y económica para una enorme variedad de aplicaciones en múltiples industrias, dado su ahorro de costes. Esta facilidad de procesamiento de los polímeros sintéticos y el hecho de tener propiedades más fácilmente modificables los convierten en una opción mucho más atractiva para las industrias que buscan maximizar los beneficios y la eficiencia de la producción, sin tener en cuenta los efectos medioambientales de esta decisión. En consecuencia, el conocimiento actual de los polímeros biodegradables y los biopolímeros va a la zaga de los polímeros sintéticos.

Además, la facilidad de aplicación de los polímeros sintéticos dentro del modelo de negocio se produce a expensas del medio ambiente, ya que los polímeros sintéticos se derivan de un recurso no renovable, lo que provoca un aumento de la huella de carbono. Con 27 países que aplican un impuesto sobre el carbono, como México, Colombia, la UE y China, por

nombrar algunos, la industria se verá animada a adoptar polímeros que creen una huella de carbono negativa. Un ejemplo de este tipo de biopolímeros es el caucho natural, que se obtiene (entre otros) del árbol *Hevea brasiliensis* en forma de látex de poliisopreno, el que suele estar compuesto por un 59 % de agua y un 36 % de sólidos de caucho.

Con los aditivos adecuados, el caucho natural puede manipularse para adquirir propiedades distintas para aplicaciones específicas. Estudios anteriores han demostrado cómo el aumento del contenido de azufre incrementa la densidad de reticulación y la dureza, lo que conduce a un material menos viscoelástico. A partir de estos estudios, Zhao y sus colaboradores pudieron demostrar que la dureza Shore A y el módulo 300 % de los vulcanizados de caucho natural (NR) aumentaban linealmente con la densidad de reticulación, pero las propiedades dinámicas seguían variando de forma no lineal.

Los plastificantes son otro aditivo de uso común en la industria, donde se sabe que disminuyen la viscosidad y mejoran la procesabilidad, pero también disminuyen las propiedades de tracción, la resistencia al desgarro, la resiliencia y el *compression set*. Además, **el bicarbonato de sodio es un aditivo comúnmente utilizado para el aligeramiento de las piezas, ya que las elevadas temperaturas durante la vulcanización desencadenan la degradación del aditivo, dando lugar a la liberación de dióxido de carbono.** La liberación de gases dentro de las mezclas crea el efecto espumante donde se produce una estructura interna porosa. Es importante reconocer que la introducción de una estructura espumada en una muestra de ensayo sometida a compresión se comporta de manera muy diferente a una muestra de ensayo espumada sometida a tensión. El acto de probar la compresión de una estructura de polímero espumado da como resultado una curva de compresión típica que se ve en la **figura 1**, donde hay tres zonas, la zona inicial con un módulo tangente más alto, la zona de pandeo elástico y la zona de densificación. La zona de densificación es donde la estructura celular comienza a colapsar sobre sí misma, y las tensiones empiezan a crecer a medida que el gas y el polímero se comprimen.

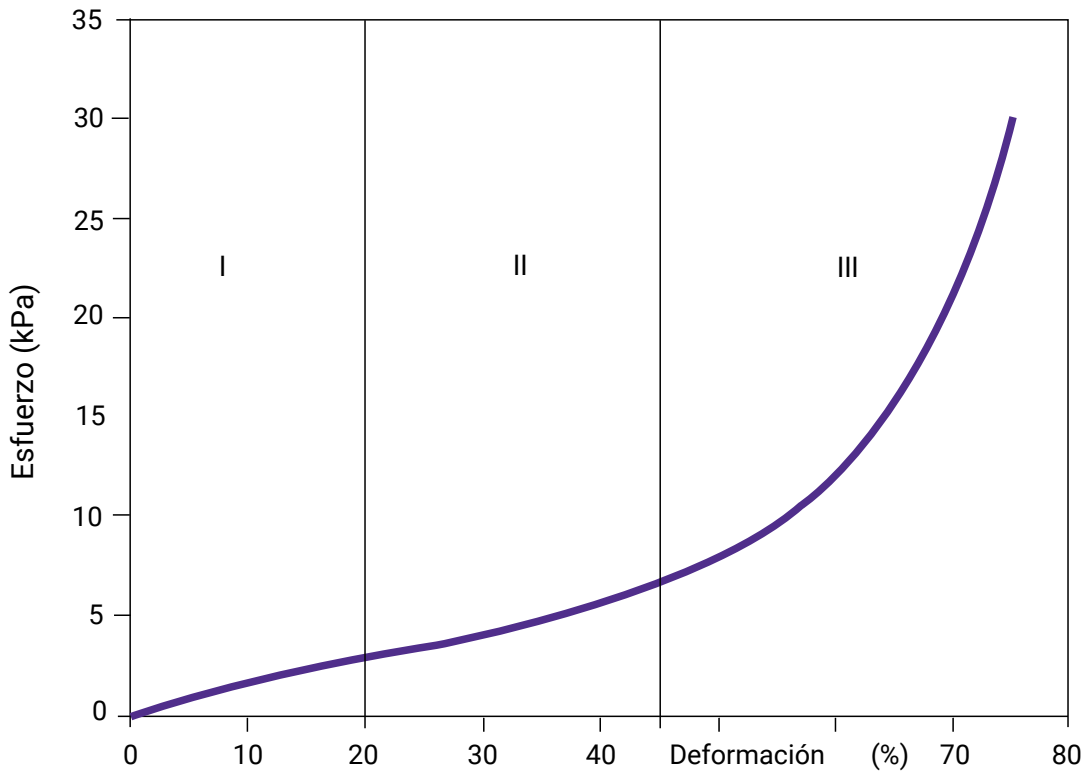


Figura 1. Curva de compresión típica de un material elastomérico espumado en la que I es la región inicial con un módulo tangente mayor, II es la región de pandeo con el módulo tangente reducido y III es la zona de densificación.

Además, los agentes de soplado físicos o químicos pueden provocar variaciones en función del tamaño de las células, del número de células presentes en la pieza, y si estas son abiertas o cerradas. **Ambas propiedades morfológicas crean variabilidad en las propiedades del material, por lo que es crucial entender el nivel de influencia que tiene el espumado en el comportamiento mecánico.**

Ambas propiedades morfológicas crean variabilidad en las propiedades del material, por lo que es crucial entender el nivel de influencia que tiene el espumado en el comportamiento mecánico.

También es importante tener en cuenta que todos los aditivos tienen efectos que interactúan y que la variación de los grados químicos también provoca una variación en las propiedades del material de la mezcla. La sensibilidad de las propiedades de los materiales debido a los aditivos es una cuestión compleja que hace que la formulación de las mezclas sea una tarea muy difícil.

Actualmente, la industria se apoya en la experiencia de un formulador y depende en gran medida de esa persona para llegar a la formulación final con el menor número de iteraciones de la mezcla por ensayo y error. **Este estudio se centra en el uso de algoritmos de aprendizaje automático y métodos estadísticos para predecir y determinar las mezclas óptimas basadas en las propiedades objetivo que son indicativas del comportamiento mecánico a largo y corto plazo.**

La implementación del aprendizaje automático en el procesamiento de polímeros ha llegado a varias áreas dentro de la fabricación aditiva en lo que respecta al comportamiento de la extrusión, la predicción de eventos de moldeo por inyección y el comportamiento del material después de la producción. El denominador común de las aplicaciones mencionadas es que se requieren datos experimentales reales para ayudar a la creación de modelos representativos.

Dado que los polímeros presentan un comportamiento dependiente del tiempo y la temperatura, **es crucial cuantificar el comportamiento a largo y corto plazo del polímero de interés para comprender plenamente su comportamiento.** Por esta razón, las propiedades viscoelásticas (comportamiento de relajación y $\tan \delta$), la dureza y la cantidad de celdas en la muestra fueron seleccionadas como las propiedades a evaluar ya que caracterizan la morfología, el comportamiento a corto plazo y largo plazo de los polímeros.

Es crucial cuantificar el comportamiento a largo y corto plazo del polímero de interés para comprender plenamente su comportamiento.

Las mediciones de relajación permiten analizar el comportamiento a largo plazo, ya que también pueden estar interrelacionadas con el comportamiento de fluencia. Además, las propiedades dinámicas son cruciales para comprender el comportamiento mecánico de las aplicaciones de alto rendimiento sometidas a cargas cíclicas. Por ejemplo, los materiales del

calzado se someten a cargas cíclicas entre 1 Hz y 5 Hz, mientras que los materiales de la industria de la automoción pueden experimentar cargas cíclicas en un rango de frecuencia de entre 0 y 300 Hz.

A su vez, **hay que tener en cuenta que con la industria de la automoción (que está adoptando la electrificación de los automóviles), es de esperar que se encuentren vibraciones de mayor frecuencia dentro del automóvil, lo que apoya la necesidad de comprender el comportamiento dependiente de la frecuencia de los polímeros implementados en el diseño de automóviles.** Asimismo, con la entrada de las tecnologías de espumación en las aplicaciones de alto rendimiento debido a su papel en el aligeramiento, no es de extrañar que la adición de burbujas de aire dentro de una matriz polimérica altere el rendimiento del material.

Las características de los materiales mencionadas anteriormente hacen que la formulación sea un proceso muy complejo, ya que un aditivo puede aumentar una propiedad del material, pero disminuir otra de forma no lineal. Se trata de un proceso que requiere que el formulador equilibre los efectos interactivos de todos los aditivos, asegurando al mismo tiempo que el coste de la mezcla global se minimice sin sacrificar la calidad.

Este estudio se centrará en proporcionar a la industria tres metodologías de formulación basadas en datos, que varían en complejidad (Método de Superficie de Respuesta, Redes Neuronales Artificiales y Regresión de Proceso Gaussiano) para explicar cómo ciertos algoritmos pueden ofrecer información adicional al proceso, además de tratar el algoritmo como una caja negra. **El objetivo final de este estudio es utilizar los algoritmos como método de ingeniería inversa de los materiales reales en función de sus propiedades viscoelásticas (relajación, dinámicas y dureza).** El aspecto de ingeniería inversa de este estudio es crucial para los formuladores, ya que pueden utilizar el algoritmo como punto de partida para su diseño de experimentos.

MATERIALES Y MÉTODOS: MEZCLA

Los Laboratorios SOAN proporcionaron al Centro de Ingeniería de Polímeros Betapreno, uno de sus materiales de caucho natural (NR) sin amoníaco producido en Victoria, Colombia. La **tabla 1** muestra los aditivos utilizados en este estudio para entender la influencia de los más comúnmente utilizados en el comportamiento mecánico de las mezclas de caucho natural, principalmente sobre sus propiedades viscoelásticas.

Las mezclas se prepararon en un mezclador de tazón de 3 piezas C. W. Brabender utilizando rotores Banbury con un volumen de cámara de 75 cm³. La **tabla 2** muestra cada una de las mezclas preparadas en este estudio, donde las dos últimas fueron emitidas por los algoritmos de predicción como mezclas objetivo, utilizadas para mejorar la precisión de la predicción del algoritmo de aprendizaje automático. Todas las mezclas se mezclaron a partir de 21 °C y 50 rpm hasta que una mezcla homogénea dio lugar a la meseta de la respuesta de par registrada por el accesorio mezclador Intelli Plasti-Corder Torque Rheometer.

Los aditivos se probaron en diferentes rangos de concentración para evaluar el efecto desde una concentración baja a alta. Esto se hizo para asegurar que el algoritmo capta el efecto limitante de un aditivo, ya que las propiedades no siempre tienen la misma tendencia al aumentar la cantidad de aditivo. Jacob y colaboradores demostraron que el aumento del refuerzo incrementaba la resistencia a la tracción de la mezcla de caucho natural sólo si la carga era inferior a 30 phr-phr (partes por cien de caucho).

Tras superar los 30 phrphr de carga de fibra, la resistencia a la tracción comenzaba a disminuir con la carga de fibra. **Capturar este fenómeno es crucial, ya que el algoritmo necesita entender cuándo la carga se vuelve perjudicial para ciertas propiedades.** También es importante señalar que sólo se creó un pequeño número de mezclas para demostrar que un pequeño DOE (diseño de experimentos), dados los datos adecuados, podrá ayudar a la creación de un algoritmo predictivo preciso.

Material	Proveedor	Propósito
Caucho natural en bruto	Laboratorios SOAN	Materia prima
Azufre	Fisher Scientific	Agente de reticulación
Bicarbonato de sodio	Sigma - Aldrich	Agente espumante
Ácido esteárico	Fisher Scientific	Activador
Aceite de parafina	Fisher Scientific	Plastificante
TMTD	Fisher Scientific	Acelerador
Óxido de zinc	Fisher Scientific	Activador

Tabla 1. Materiales utilizados en este estudio.

No. de mezcla	Azufre (phr)	Aceite de parafina (phr)
1	2.5	80
2	2.5	50
3	1.5	40
4	1.5	80
5	1.5	20
6	0.5	20
7	0.5	0
8	2.5	0
9	4	0
10 *	0.6	39
11 *	0.3	59

Tabla 2. Formulación de cada mezcla. Todas tienen 5 phr de óxido de zinc, 1 phr de ácido esteárico, 1 phr de TMTD y 8 phr de bicarbonato de sodio. * Se trata de mezclas emitidas por el algoritmo ANN para mejorar la precisión.

CARACTERIZACIÓN DEL MATERIAL: CARACTERIZACIÓN REOLÓGICA

Se empleó un reómetro de placas paralelas TA Instruments AR-2000EX para cuantificar la reacción de vulcanización de cada mezcla de caucho natural. Este instrumento tiene una resolución de desplazamiento de ± 40 nrad y una resolución de par ± 1 nNm. Utilizando la norma ASTM D2084, se caracterizó la reacción para determinar el tiempo óptimo de vulcanización, t_{90} a 150 °C.

Además, para evitar el error de medición inducido por el deslizamiento, se realizó una reometría de placas paralelas utilizando placas paralelas dentadas. Después de las pruebas reológicas,

las muestras se colocaron en moldes cilíndricos y se vulcanizaron en la máquina de moldeo por compresión Carver 3889 ejerciendo 1000 libras de fuerza a 150 °C en el tiempo especificado t_{90} .

CARACTERIZACIÓN DE LA CURVA DE LISSAJOUS

Se utilizó el Analizador Mecánico Dinámico (DMA) NETZSCH Eplexor® 500 N para la caracterización de las curvas de Lissajous y $\tan \delta$ para cada muestra específica. El DMA de NETZSCH es capaz de realizar ensayos transitorios y dinámicos dentro de un rango de frecuencia de 0,01 Hz y 100 Hz. Para este estudio dinámico, se impuso una deformación de compresión estática del 10 % a una muestra cilíndrica de 10 mm de diámetro y 10 mm de altura, y se aplicó deformación dinámica del 5% a 1 Hz.

Los grandes niveles de deformaciones clasifican estas condiciones de ensayo como una prueba oscilatoria de gran amplitud (*large amplitude oscillatory shear: LAOS*) que crea una representación válida de las tensiones y deformaciones que se experimentan durante la marcha. La forma de la curva de Lissajous nos da una idea del nivel de no

linealidad presente cuando se carga cíclicamente, y también nos da el valor de $\tan \delta$ (**figura 2**), una medida representada por el desfase entre la respuesta de la tensión y la deformación durante la prueba, que corresponde a la relación entre el módulo de pérdida y el módulo de almacenamiento (**ecuación 1**).

$$\tan \delta = \frac{E''}{E'} = \frac{\text{Modulo de pérdida}}{\text{Modulo de almacenamiento}}$$

Ecuación 1.

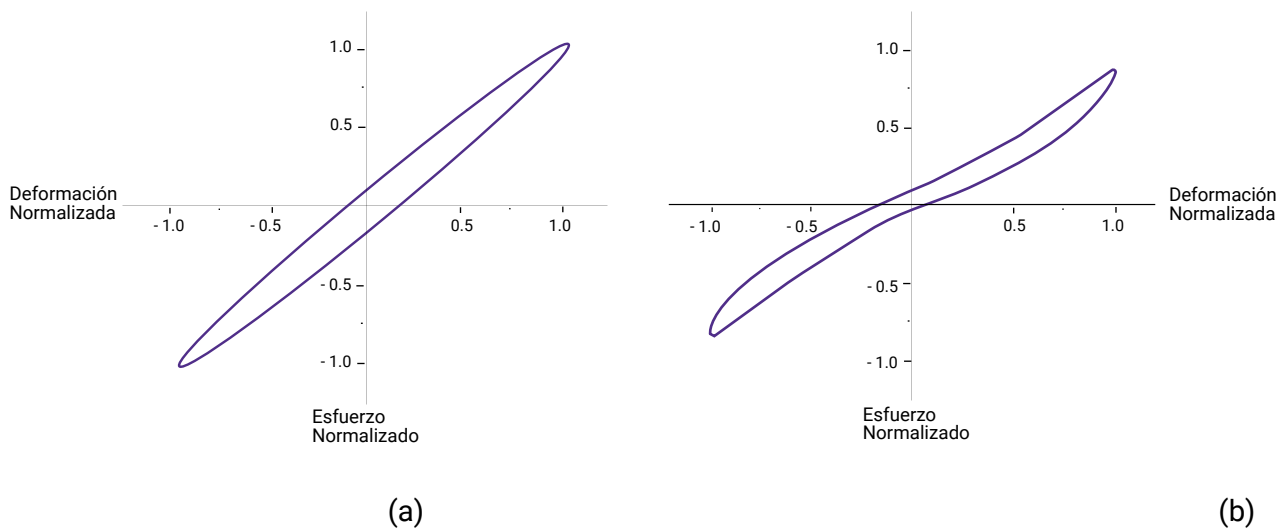


Figura 2. Curvas de Lissajous normalizadas. A la izquierda (a), curva de Lissajous del caucho natural crudo, un material viscoelástico casi lineal. A la derecha (b), curva de Lissajous del material estándar del calzado deportivo, un material viscoelástico no lineal.

CARACTERIZACIÓN DE LA CURVA DE RELAJACIÓN

De forma similar a los ensayos dinámicos, se caracterizó el comportamiento de relajación con el NETZSCH Eplexor® 500 N DMA imponiendo una tensión estática de compresión del 30 % durante 10 minutos y registrando la respuesta de tensión del material con respecto al tiempo. Se seleccionó una tensión del 30 % como condición de ensayo, ya que

el 10 % dio lugar a la misma curva normalizada, en la que se presenta una gran relación señal-ruido, como se observa en la **figura 3**. A medida que el material se carga rápidamente en compresión hasta la deformación predefinida, la tensión alcanza el punto máximo y comienza a decaer con el tiempo.

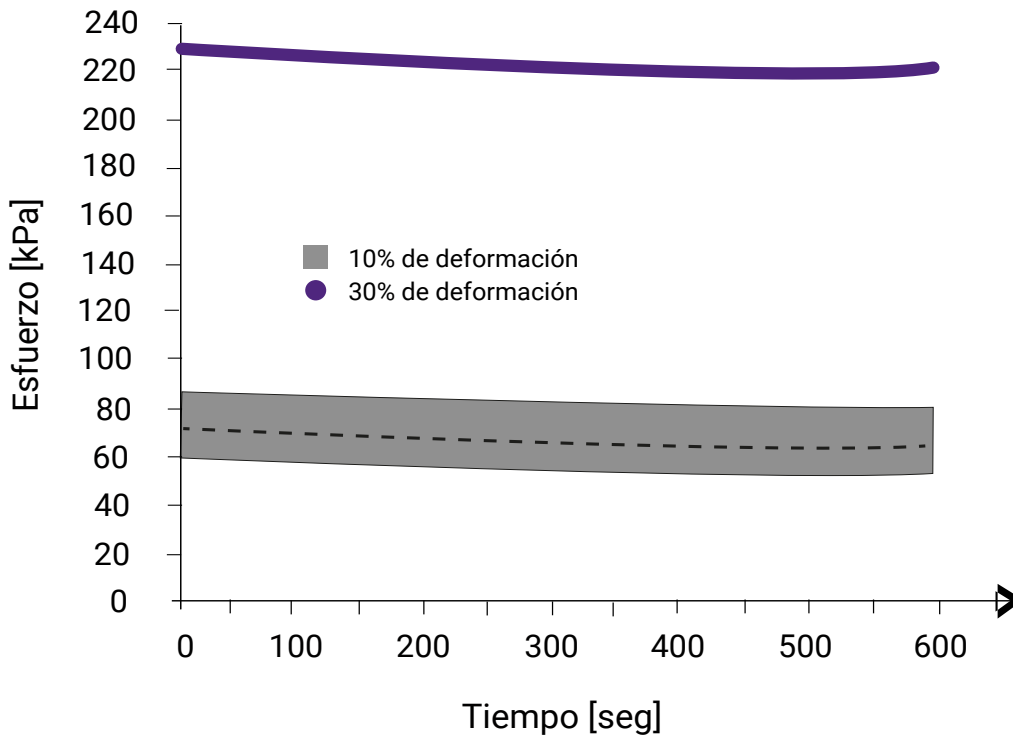


Figura 3. Comparación entre una prueba de deformación del 10 % y del 30 % que muestra la baja relación señal-ruido de la prueba de menor nivel de deformación.

El tiempo de relajación se define comúnmente como el tiempo necesario para que el material alcance el 1 % de la tensión máxima alcanzada cuando se aplicó la tensión estática al inicio. Además, dado que la relajación completa de un polímero reticulado no suele alcanzarse en escalas de tiempo inferiores a 10 h, como se observa en la figura 4, la caracterización de la curva de relajación se realizó tabulando la tensión máxima durante el ensayo de relajación y ajustando el decaimiento de la curva con una función de potencia

La mayoría de los polímeros durante la relajación pueden ser modelados con una función de potencia (ecuación 2), donde n_{relax} se utiliza para cuantificar la velocidad a la que decae el esfuerzo y A es la constante que explica el comienzo de la curva.

Analizando la magnitud de n_{relax} se puede deducir que si n_{relax} es grande, entonces **el decaimiento**

ocurre más rápidamente en comparación con un material con un n_{relax} más bajo.

El decaimiento ocurre más rápidamente en comparación con un material con un n_{relax} más bajo.

En nuestro caso, la constante A se asume que es un valor muy cercano al número 1 ya que todas las curvas fueron normalizadas y el valor inicial es el esfuerzo máximo, que es 1. Normalización de todas las curvas nos deja comparar todas las curvas ya que el comienzo es el mismo y lo que cambia es la velocidad a la que decae la curva.

$$\sigma_{\text{relax,normalizado}} = A \cdot \text{tiempo}^{-n_{\text{relax}}}$$

Ecuación 2.

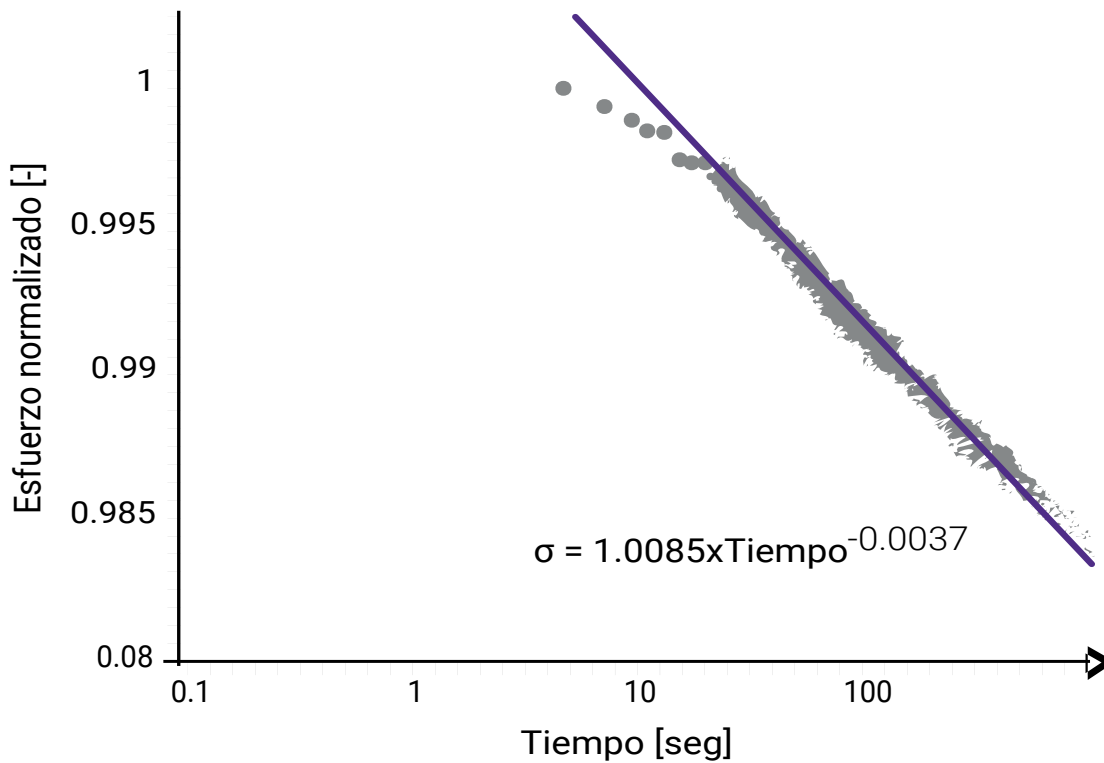


Figura 4. Muestra la curva de relajación que puede ajustarse a una función de potencia para cuantificar el comportamiento a largo plazo bajo la relajación.

CARACTERIZACIÓN DE LA MORFOLOGÍA DE LA MUESTRA

Antes de los ensayos mecánicos, se utilizó el ZEISS Metrotom 800 μ CT (Carl Zeiss AG, Oberkochen, Alemania) para escanear (1 hora) cada muestra cilíndrica y crear una imagen tridimensional de la misma utilizando los parámetros de escaneo mencionados en la **tabla 3**.

Variable	Valor
Voltaje [kV]	75
Intensidad de Corriente [μ A]	100
Tiempo de integración [ms]	1000
Amplificación [-]	8
Número de proyecciones [-]	1000
Resolución [μ m]	4

Tabla 3. Parámetros de exploración de la μ CT.

Cada imagen escaneada representa una sección transversal de la muestra con valores de intensidad de píxel que van de 0 a 255. Un valor de intensidad de píxel de 0 corresponde al color negro, mientras que un valor de intensidad de píxel de 255 corresponde al color blanco. **Un material con una mayor densidad tendrá un valor de intensidad de píxel mucho más alto en comparación con un vacío, que emitirá un valor de intensidad de píxel más bajo.**

Por esta razón, se desarrolló un programa MATLAB, como se muestra esquemáticamente en la **figura 5**, para encontrar el umbral de cada imagen y caracterizar la cantidad de vacíos dentro de cada sección transversal, permitiendo un análisis a través del espesor de cada muestra cilíndrica.

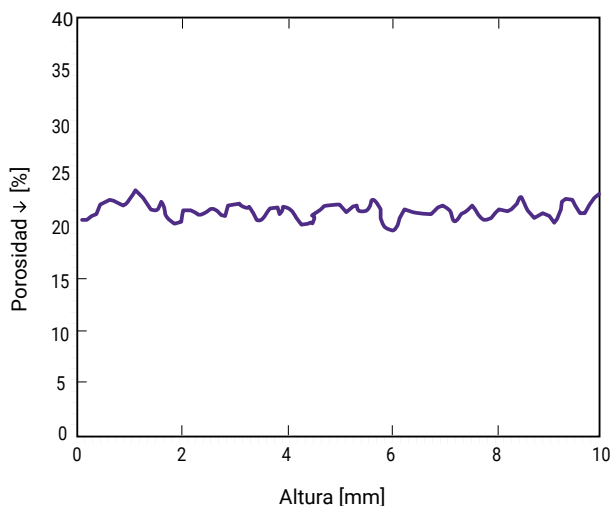
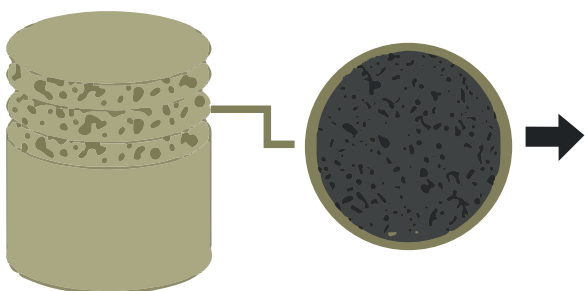


Figura 5. Representa el flujo de trabajo del programa MATLAB para cuantificar la porosidad presente en la muestra.

CARACTERIZACIÓN DEL DURÓMETRO

Se utilizó un durómetro (Shore A) para caracterizar la dureza de cada mezcla respectiva. Es importante tener en cuenta que la medición de la dureza depende en gran medida de la geometría del penetrador y de la cantidad de fuerza aplicada por el operador. De acuerdo con la norma ISO D2240-15, esta forma

de indentador de tipo A incluye una punta cónica plana (0,79 mm), y un ángulo incluido de 35° con un rango de 0~100 °Shore A donde se aplica un peso de 1 kg sobre la muestra para este ensayo.

Para conocer las referencias de esta investigación, comuníquese con caucho@sltcaucho.org. ■

Un material con una mayor densidad tendrá un valor de intensidad de píxel mucho más alto en comparación con un vacío, que emitirá un valor de intensidad de píxel más bajo.

Noticias Institucionales

A partir de ello, los columnistas de las secciones deberán enviar, sin excepción alguna, el artículo antes del día 15 de los meses impares.

El envío de artículos debe realizarse a Federico Esteban, coordinador general de Revista SLTCaucho, a la dirección: federico.esteban@naiades.com.ar.

Una vez recibido el material, se procederá de la siguiente manera:

- Primera revisión ortográfica.
- Diseño del artículo.
- Segunda revisión técnica y/u ortográfica a cargo del corrector general de la revista.

- Contacto confidencial entre el corrector y cada autor (figura que en algunos casos puede diferir del coordinador de la sección) solo en caso de que el artículo requiera modificaciones en su contenido.
- Inclusión del artículo dentro de la edición.

Desde ya, la estructuración de este circuito y la previsión de un plan de trabajo no tienen otro objetivo que el de **perfeccionar y profesionalizar Revista SLTCaucho** y, en consecuencia, beneficiar a toda la comunidad cauchera. ■

Muchas gracias.
Ing. Víctor Dvoskin.

JUNTA DIRECTIVA

- **María Alexandra Piña** (VEN)
Presidenta
- **Marly Jacobi** (BRA) - Vicepresidenta*
- **Sergio Junovich** (ARG) - Tesorero
- **Isabel Martin** (USA) - Subtesorera
- **Mariano Escobar** (ARG) - Secretario
- **Lucian Jiménez** (VEN) - Coordinadora Ejecutiva

DIRECTORES DE COMITÉS

- Capacitación y Desarrollo:
Esteban Friedenthal (ARG)
- Comunicación y Publicaciones:
Víctor Dvoskin (ARG)
- Industria del Látex:
Ludwyg Reyes (GUA)

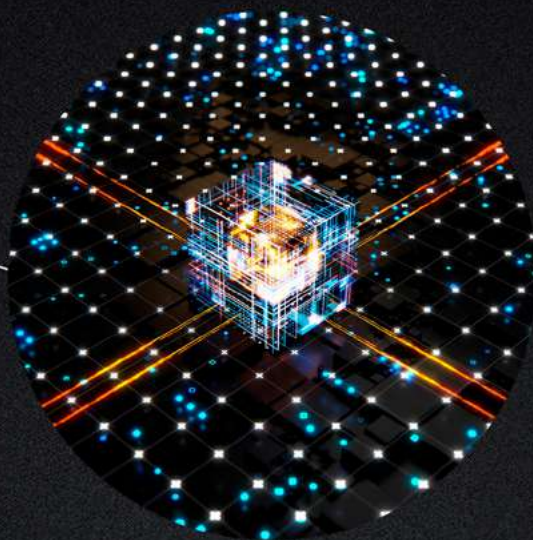
- Plantaciones:
Diogo Esperante (BRA)
- Reciclaje:
Karina Potarsky (ARG)
- Red Internacional de Tecnología del Caucho:
Marianella Hernández Santana (ESP)
- Sustentabilidad:
Patricia Malnati (ARG)

CONSEJO ASESOR

- Emanuel Bertalot** (ARG)
- Dariusz Bielinski** (POL)
- Marcos Carpeggiani** (BRA)
- Antonio D'Angelo** (BRA)
- Mauricio De Greiff** (COL)
- Fernando Genova** (BRA)

- Ulrich Giese** (ALE)
- Mauricio Giorgi** (ARG)
- Diego Hernández Mejía** (COL)
- Carlos Keipert** (ARG)
- Lars Larsen** (USA)
- Ica Manas-Zloczower** (RUM)
- André Mautone** (BRA)
- Pablo Moreno** (ESP)
- Ricardo Núñez** (MEX)
- Tim Osswald** (COL/USA)
- Alberto Ramperti** (ARG)
- Liliana Rehak** (ARG)
- Ricardo Rodríguez** (ESP)
- José Luis Rodríguez** (ESP)
- Robert Schuster** (ALE)
- Mayu Si** (USA)
- Carlos Zaccaro** (ARG)

*Asumirá la presidencia de la SLTC en el período 2023-2025.



SLTCAUCHO

CIENCIA Y TECNOLOGÍA EN AMÉRICA LATINA



| sltcaucho

www.sltcaucho.org