

CALIBRACIÓN Y SELECCIÓN DE MODELOS CONSTITUTIVOS MECÁNICOS
EN UN ADHESIVO EPOXICO BAJO LA INFLUENCIA DE LA CONCENTRACIÓN
DE LIGNINA USANDO TÉCNICAS DE INFERENCIA BAYESIANA

JORGE ARMANDO ESLAVA CERÓN
JUAN SEBASTIÁN AYALA MARTÍNEZ

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERIA MECANICA
BUCARAMANGA

2020

CALIBRACIÓN Y SELECCIÓN DE MODELOS CONSTITUTIVOS MECÁNICOS
EN UN ADHESIVO EPOXICO BAJO LA INFLUENCIA DE LA CONCENTRACIÓN
DE LIGNINA USANDO TÉCNICAS DE INFERENCIA BAYESIANA

JORGE ARMANDO ESLAVA CERÓN
JUAN SEBASTIÁN AYALA MARTÍNEZ

Trabajo de Grado para optar al título de
Ingeniero Mecánico

Director:

MSc,DsC WILLIAM PINTO HERNANDEZ

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA MECÁNICA
BUCARAMANGA

2020

DEDICATORIA

Primero a Dios, por ser mi guía cuando los caminos se veían sin rumbo, por ser luz cuando los momentos se tornaban oscuros y sin salida, por ser fortaleza cuando me sentía desfallecer por las adversidades. Por nunca dejarme solo.

A mis padres, por su apoyo incondicional en todos los aspectos, por ser mi motor e inspiración para llegar donde estoy, todo por y para ellos.

A mis hermanas, por su ayuda y solidaridad en todo momento.

A mi novia, por estar siempre, en lo bueno y en lo malo, por brindarme un consejo, amor, una sonrisa, un “vamos que tú puedes con todo, nada te queda grande”.

A mi abuela Gladys, por sus incansables oraciones y bendiciones, a mi abuelo Álvaro que desde el cielo me está cuidando.

A mi familia, porque a pesar de compartir poco tiempo, estuvieron siempre pendientes y apoyándome en cada momento.

A todos los compañeros de estudio, de momentos de esparcimiento, de trasnochos y de madrugadas.

¡Por fin, lo logré!

JORGE A. ESLAVA CERÓN

DEDICATORIA

A Dios, por darme la sabiduría y paciencia para superar todos los obstáculos presentados.

A mis padres por brindarme todo su apoyo y enseñanzas para ser la persona en la que me he convertido, todos mis logros siempre serán de ellos!

A mi hermano por estar siempre en las buenas y en las malas para que nuestros padres se sientan orgullosos de sus hijos.

A mi novia, por ser la persona que marco un punto de inflexión en mi vida, para poder superar todos los obstáculos presentados y siempre llevarme a sacar lo mejor de mí. Gracias a todo su apoyo y comprensión hoy puedo decir que lo logre.

A mi suegra, por ser como una segunda madre para mí y siempre apoyarme para ser mejor persona cada día.

A mi abuela, que sé que desde el cielo está orgullosa de su nieto, gracias a todas sus bendiciones estoy cumpliendo lo que le prometí.

A mi familia, porque siempre estuvieron pendientes para ayudarme en cualquier cosa que necesitara.

A mis compañeros y amigos que me ayudaron a crecer en lo personal y académico.

A cada persona que estuvo conmigo durante este proceso gracias, porque me ayudaron a creer en mí y mostrarme todo lo que puedo alcanzar.

JUAN S. AYALA MARTINEZ

AGRADECIMIENTOS

Agradecer a Dios por darnos la paciencia y resiliencia necesaria para culminar con éxito nuestro proyecto de grado.

A nuestro director de proyecto, MSc,DsC William Pinto Hernández, por todos los conocimientos brindados y la disposición completa para ayudarnos con el desarrollo del proyecto.

Agradecer a la Escuela de ingeniería mecánica y a la Universidad Industrial de Santander por la formación integral que recibimos, por ser nuestra segunda casa en todo nuestro proceso de formación.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN	15
1. OBJETIVOS	16
1.1 OBJETIVO GENERAL	16
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS	16
2. MARCO TEORICO	17
2.1 TEORIA GENERAL DE ADHESION	17
2.2 ADHESIVO EPOXICO	19
2.2.1 Propiedades de los adhesivos epoxicos	20
2.2.2 Adhesivo epoxico de dos componentes	21
2.2.3 Definición de modos de falla	22
2.3 GENERALIDADES PARA UNA BUENA ADHESIÓN	23
2.3.1 Limpieza	24
2.3.2 Humectación del sustrato	24
2.3.3 Proceso de unión adhesiva	24
2.4 CURADO EN ADHESIVOS	25
2.5 LIGNINA	25
2.5.1 Tipos de lignina usados en la industria	26
2.5.1.1 Lignina tipo sulfito	27
2.5.1.2 Lignina tipo kraft	28
2.5.1.3 Lignina tipo soda	28
2.5.2 Aplicaciones de la lignina	29
2.6 MODELOS CONSTITUTIVOS MECANICOS	29
2.6.1 Modelo elástico clásico	30
2.6.2 Modelo viscoelástico de Burguers	30
2.6.3 Modelos hiperelásticos	31
2.6.3.1 Esfuerzo cortante simple	33

2.6.3.2 Modelo Neo-hookeano	34
2.6.3.3 Modelo de Gent.....	35
2.6.3.4 Modelo de lopez- pamies (con 1 termino)	36
2.7 TEORÍA DE LA INVERSIÓN ESTADÍSTICA	37
2.7.1 Problema inverso e inferencia bayesiana.....	38
2.7.2 Selección de clases de modelos bayesianos (BMCS).....	40
2.7.3 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)	41
2.7.3.1 Algoritmo Metrópolis-Hasting	43
3. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL	45
3.1 PROCESO DE OBTENCIÓN DE DATOS.....	45
3.1.1 Preparación de sustratos	45
3.1.2 Proceso de mezcla adhesivo-lignina.....	47
3.1.3 Proceso de unión	49
3.1.4 Ensayo mecánico de cizalla.....	50
3.2 ANÁLISIS DE DATOS EXPERIMENTALES	51
4. CALIBRACIÓN Y SELECCIÓN DE MODELOS.....	55
4.1 PARAMETROS DE CADA MODELO.....	55
4.1.1 Concentración 0% lignina	56
4.1.2 Concentración de 1% lignina	61
4.1.3 Concentración de 3% lignina	67
4.1.4 Concentración de 5 % lignina	72
4.2 SELECCIÓN DE MODELOS	78
4.2.1 Concentración 0%.....	79
4.2.2 Concentración 1%.....	80
4.2.3 Concentración 3%.....	81
4.2.4 Concentración 5%.....	82
5. CONCLUSIONES.....	84
BIBLIOGRAFÍA.....	86

LISTA DE CUADROS

	pág.
Cuadro 1. Cantidad de lignina presente en algunos tipos de plantas	26
Cuadro 2. Clasificación de los modelos constitutivos mecánicos	55
Cuadro 3. Calibración de parámetros para 0% lignina.....	59
Cuadro 4. Módulo de cizallamiento G para cada modelo 0% lignina	60
Cuadro 5. Calibración de parámetros para 1% lignina.....	64
Cuadro 6. Módulo de cizallamiento G para cada modelo con 1% lignina	65
Cuadro 7. Calibración de parámetros para 3% lignina.....	70
Cuadro 8. Módulo de cizallamiento G para cada modelo 3% lignina	70
Cuadro 9. Calibración de parámetros para 5% lignina.....	76
Cuadro 10. Módulo de cizallamiento G para cada modelo 5% lignina	76
Cuadro 11. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 0% lignina	79
Cuadro 12. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 1% lignina	80
Cuadro 13. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 3% de lignina	81
Cuadro 14. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 5% de lignina	82

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1 Esquema básico de Unión adhesiva.....	18
Figura 2 Modos de falla en uniones adhesivas	22
Figura 3 Deformación de un volumen a lo largo de los ejes principales en un sistema cartesiano	32
Figura 4 Componentes de las tensiones que actúan sobre las caras de un cubo .	33
Figura 5 Esquema general de los métodos MCMC	43
Figura 6 Algoritmo Metrópolis-Hasting.....	44
Figura 7 Medidas de las probetas según la norma ASTM D1002-10.....	45
Figura 8 Proceso de limpieza.....	46
Figura 9 Probetas sumergidas en isopropanol y agua destilada.....	47
Figura 10 Medición del endurecedor y lignina.....	48
Figura 11 Mezclado de lignina con el endurecedor.....	48
Figura 12 Mezclado manual.....	49
Figura 13 Juntas para ensayo de cizalladura.....	50
Figura 14 Montaje para las pruebas de cizalla y falla del adhesivo	51
Figura 15 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 0% lignina	52
Figura 16 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 1% lignina	53
Figura 17 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 3% lignina	53
Figura 18 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 5% lignina	54
Figura 19 Cadenas de Markov para los parámetros del modelo de Gent con 0% lignina.....	56
Figura 20 Función de densidad de probabilidad parámetro J_m para 0% lignina....	57
Figura 21 Función de densidad de probabilidad acumulado parámetro J_m para 0% lignina	58
Figura 22 Función de densidad de probabilidad parámetro μ para 0% lignina	58

Figura 23 Función de densidad de probabilidad acumulada parámetro μ para 0% lignina	59
Figura 24 Respuesta de los modelos con su calibración para 0% lignina.....	60
Figura 25 Cadenas de Markov para los parámetros del modelo de Gent, 1% lignina.	61
Figura 26 Función de densidad de probabilidad parámetro J_m con 1% lignina	62
Figura 27 Función de densidad de probabilidad acumulado parámetro J_m para 1% lignina	63
Figura 28 Función de densidad de probabilidad parámetro μ para 1% lignina	63
Figura 29 Función de densidad de probabilidad acumulada parámetro μ para 1% lignina	64
Figura 30 Respuesta de los modelos con su calibración para 1% lignina.....	65
Figura 31 Detalle de los modelos para grandes deformaciones en concentración 1% lignina.....	66
Figura 32 Cadena de Márkov parámetro J_m para el modelo de Gent 3% lignina..	67
Figura 33 Cadena de Márkov parámetro μ para el modelo de Gent 3% lignina	67
Figura 34 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro J_m 3% lignina .	68
Figura 35 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro J_m 3% lignina	68
Figura 36 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro 3% lignina	68
Figura 37 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro 3% lignina	69
Figura 38 Respuesta de los modelos para la concentración de 3% de lignina	71
Figura 39 Detalle de los modelos para grandes deformaciones en concentración 3% lignina.....	72
Figura 40 Cadena de Márkov parámetro J_m 5% lignina	73
Figura 41 Cadena de Márkov parámetro μ 5% lignina.....	73
Figura 42 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro J_m 5% lignina .	74
Figura 43 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro J_m 5% lignina	74

Figura 44 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro μ 5% lignina....	75
Figura 45 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro μ 5% lignina	75
Figura 46 Respuesta de los modelos para la concentración de 5% de lignina	77
Figura 47 Detalle de los modelos para grandes deformaciones en concentración 5% lignina.....	78
Figura 48 Histograma de selección de modelos para 0% lignina.....	80
Figura 49 Histograma de selección de modelos para 1% lignina.....	81
Figura 50 Histograma de selección de modelos para 3% de lignina.....	82
Figura 51 Histograma de selección de modelos para 5% de lignina.....	83

LISTA DE ANEXOS

“Ver anexos adjuntos en el CD y se pueden encontrar en la base de datos de biblioteca”

Anexo A. Graficas de cadenas de Márkov de los modelos para 0% de lignina

Anexo B. Graficas de función de densidad de probabilidad y función de densidad acumulada para 0% de lignina

Anexo C. Graficas de cadenas de Márkov de los modelos para 1% de lignina

Anexo D. Graficas de función de densidad de probabilidad y función de densidad acumulada para 1% de lignina

Anexo E. Graficas de cadenas de Márkov de los modelos para 3% de lignina

Anexo F. Graficas de función de densidad de probabilidad y función de densidad acumulada para 3% de lignina

Anexo G. Graficas de cadenas de Márkov de los modelos para 5% de lignina

Anexo H. Graficas de función de densidad de probabilidad y función de densidad acumulada para 5% de lignina

RESUMEN

TÍTULO: CALIBRACIÓN Y SELECCIÓN DE MODELOS CONSTITUTIVOS MECÁNICOS EN UN ADHESIVO EPOXICO BAJO LA INFLUENCIA DE LA CONCENTRACIÓN DE LIGNINA USANDO TÉCNICAS DE INFERENCIA BAYESIANA*

AUTOR: AYALA MARTINEZ JUAN SEBASTIAN, ESLAVA CERON JORGE ARMANDO.**

PALABRAS CLAVE: Adhesivo, Bayes, Curado, Estocástico, MCMC, Modelo Constitutivo, Lignina.

DESCRIPCIÓN:

El campo de los adhesivos ha estado en constante avance en los últimos años, ya que estos, se han convertido en un material útil para el ensamble y/o sellado por sus múltiples ventajas. Debido a la versatilidad de sus propiedades y su amplia aplicación es necesario estudiar el comportamiento real de los adhesivos con modelos constitutivos (elástico, viscoelástico e hiperelásticos) que tengan una amplia visión en aras de caracterizar de forma puntual el comportamiento en condiciones variables de concentraciones de lignina, ya que estas condiciones afectan directamente las propiedades mecánicas del material.

Se utilizaron datos experimentales disponibles para esfuerzos de cizalladura en la unión de juntas metálicas bajo la norma ASTM D1002-10, los cuales se obtuvieron realizando 40 ensayos, para el desarrollo de los ensayos, el adhesivo **LOCTITE power epoxy** presentaba diversas concentraciones de lignina (0%, 1%, 3%, 5%), con las cuales se realizaron 10 ensayos para cada porcentaje, esto con el propósito de caracterizar el adhesivo bajo dichas condiciones.

Para hacer la calibración de los 5 modelos constitutivos se aplicó uno de los métodos de muestreo aleatorio, MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC). Posteriormente se utilizó el enfoque bayesiano para la selección de clases de modelos (BMCS) con el fin de encontrar el modelo que presente mayor adaptabilidad para cada porcentaje de lignina. Por último, se dictaminó el modelo estocástico que logró reproducir el comportamiento del material para los datos experimentales utilizados con las concentraciones respectivas.

*Trabajo de grado

** Facultad de ingenierías físico-mecánicas. Escuela de ingeniería mecánica. Director: William Pinto Hernández, Ingeniero mecánico.

ABSTRACT

TITLE: CALIBRATION AND SELECTION OF MECHANICAL CONSTITUTIVE MODELS IN AN EPOXY ADHESIVE UNDER THE INFLUENCE OF LIGNIN CONCENTRATION USING BAYESIAN INFERENCE TECHNIQUES*

AUTHOR: AYALA MARTINEZ JUAN SEBASTIAN, ESLAVA CERON JORGE ARMANDO**

KEY WORDS: Adhesive, Bayes, Cured, Stochastic, MCMC, Constitutive model, Lignin.

DESCRIPTION:

The field of adhesives has been in constant advance in recent years, since these have become a useful material for assembly and / or sealing due to its many advantages. Due to the versatility of its properties and its wide application, it is necessary to study the real behavior of adhesives with constitutive models (elastic, viscoelastic and hyperelastic) that have a wide vision in order to characterize in a specific way the behavior in variable conditions of concentrations of lignin, as these conditions directly affect the mechanical properties of the material.

Available experimental data were used for shear stresses in the union of metal joints under the ASTM D1002-10 standard, which were obtained by carrying out 40 tests, for the development of the tests, the LOCTITE power epoxy adhesive had different concentrations of lignin (0 %, 1%, 3%, 5%), with which 10 tests were carried out for each percentage, this with the purpose of characterizing the adhesive under said conditions.

To calibrate the 5 constitutive models, one of the random sampling methods, MARKOV CHAIN MONTE CARLO (MCMC), was applied. Subsequently, the Bayesian approach was used for the selection of model classes (BMCS) in order to find the model that presents the greatest adaptability for each percentage of lignin. Finally, the stochastic model that managed to reproduce the behavior of the material for the experimental data used with the respective concentrations was dictated.

* Degree work

** Faculty of physical-mechanical engineering. School of mechanical engineering. Director: William Pinto Hernandez, Mechanical engineer.

INTRODUCCIÓN

A lo largo del tiempo, las técnicas de ensamble han ido evolucionando, buscando técnicas que no modifiquen las propiedades mecánicas de los elementos a unir, como si lo hace, por ejemplo, la soldadura. Es por esto que la industria de los adhesivos se ha vuelto de suma importancia para el tema de ensamble mecánico, dando ventajas sobre los procesos tradicionales, como lo son la distribución uniforme de tensiones, bajos costos de aplicación y mantenibilidad, y lo más importante, la nula alteración de las propiedades físicas y químicas. La caracterización real del comportamiento del adhesivo permite tener claro el uso que se le puede dar en los procesos respectivos en la industria, aportando de esta forma a optimizar los recursos tanto económicos como mano de obra y afianzando el conocimiento en quienes lo emplean. Sin embargo, la poca investigación y exploración del comportamiento mecánico de los adhesivos ha debilitado el avance y uso apropiado de estos.

Un aspecto fundamental para lograr una correcta adhesión es el mecanismo de curado que se aplique, Porque este afecta fundamentalmente las propiedades cohesivas del material. además de modificar sus propiedades. Un proceso que modifica las propiedades durante el curado es la concentración de lignina que se agregue. Por tanto, se planteó como objetivo de este proyecto de grado, analizar el comportamiento mecánico del adhesivo por medio de modelos constitutivos mecánicos que ayuden a describir la respuesta del mismo bajo la influencia de la concentración de lignina, esto con el fin de calibrar los modelos con las condiciones experimentales; pretendiendo mediante técnicas de inferencia bayesiana tener un punto de vista adecuado para seleccionar el modelo que describa el comportamiento del material. Por tanto, se propone llevar a cabo un análisis teórico-experimental para caracterizar el comportamiento mecánico de la resina epóxica **LOCTITE power epoxy**.

1. OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

Realizar la caracterización de las propiedades mecánicas del adhesivo LOCTITE Power Epoxy mediante un análisis teórico-experimental por influencia de la concentración de lignina bajo el uso de diferentes modelos constitutivos, estableciendo un criterio de selección para los modelos, contribuyendo así al compromiso misional de la Universidad Industrial de Santander y la escuela de ingeniería mecánica de formar ingenieros mecánicos de alta calidad humana, técnica y científica, con el propósito de fomentar una cultura de generación y divulgación del conocimiento.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Evaluar estadísticamente datos experimentales disponibles obtenidos mediante la norma ASTM D1002-10 para esfuerzos de cizalladura en la unión de juntas metálicas utilizando un adhesivo epóxico con diferentes cargas de lignina.
- Simular los modelos constitutivos mecánicos de juntas sometidas a esfuerzo de cizalladura (elástico clásico, viscoelástico, hiperelásticos) por medio del uso de software Matlab.
- Realizar la calibración de los modelos constitutivos mecánicos para juntas metal-metal unidas con adhesivo epóxico mediante técnicas probabilísticas.
- Aplicar la técnica de inferencia bayesiana para seleccionar el modelo acorde a la concentración de lignina.

2. MARCO TEORICO

2.1 TEORIA GENERAL DE ADHESION

A la sustancia que al aplicarse entre las superficies de dos materiales logra una unión que es resistente a la separación se le denomina como adhesivo. A los materiales que se buscan unir por medio del adhesivo se le denominan sustratos o adherentes. El grupo de interacciones físicas y químicas que ocurren en la interfase adhesivo/adherente se denomina adhesión.¹

El área entre el adhesivo y el adherente se denomina región de interfase, que es una región delgada cerca del punto de contacto adhesivo y adherente. Dicha región de interfase tiene diferentes características químicas y físicas que el adhesivo en masa o el adherente. Diferente de la interfase es la interfaz, la interfaz está contenida dentro de la interfase. La interfaz es el plano de contacto entre la superficie de un material y la superficie del otro. La interfaz suele ser útil para describir la energía de la superficie.² Es un factor crítico para determinar las propiedades y la calidad de la unión adhesiva conocer la naturaleza de la interfase.

¹ MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] (Consultado: 30 octubre de 2019) Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf

² ALVAREZ, Sergio. MEJIA, José. Validación de modelos constitutivos mecánicos para la caracterización de las propiedades mecánicas en adhesivos epóxicos. Trabajo de grado ingeniero mecánico. Universidad Industrial de Santander. Facultad de ingenierías físico-mecánicas. Escuela de ingeniería mecánica. 2018. 73 p.

Figura 1 Esquema básico de Unión adhesiva



Fuente: MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] [Consultado: 30 octubre de 2019] Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf.

Los adhesivos son elegidos por su poder de retención y unión, son materiales que tienen alta resistencia a la cizalladura y a la tracción, sus propiedades dependen en gran medida de cómo son aplicados y procesados.

El adhesivo estructural generalmente se menciona para describir adhesivos con alta resistencia al corte (más de 1,000 psi) así como de buena resistencia a las condiciones ambientales. Ejemplos de adhesivos estructurales son los sistemas epoxi, acrílico termo-endurecible y uretano. En otro aspecto, se encuentran los adhesivos no estructurales que son adhesivos con menor resistencia y permanencia. Comúnmente utilizados para sujetar de manera temporal o unir sustratos débiles. Ejemplos de estos son películas sensibles a la presión, cola de madera, elastómeros y selladores.

Algunas ventajas que poseen las uniones adhesivas en comparación con otros métodos de ensamblaje de materiales son:³

- Aislamiento
- Compatibilidad del producto

³ MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] [Consultado: 30 octubre de 2019] Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf

- Distribución uniforme de tensiones
- Mejora del aspecto del producto
- El sustrato no se deforma
- Permiten la combinación económica de diferentes materiales
- Reducir el número de componentes
- Rigidización de las uniones
- Uniones híbridas
- Uniones selladas

Se pueden destacar algunos inconvenientes:

- Dificultad de desmontaje
- Tiempos de espera en el curado
- Inexistencia de ensayos no destructivos
- Necesita tratamiento superficial
- Resistencias mecánicas y a la temperatura limitadas

El mecanismo de unión depende de:

- La fuerza interna del adhesivo o cohesión
- La fuerza de unión del adhesivo al sustrato o adhesión

2.2 ADHESIVO EPOXICO

Un adhesivo se define como un material que, al aplicarse en las superficies de los artículos o sustratos, los une permanentemente mediante un proceso conocido como unión adhesiva. Una de las características más importantes de los adhesivos es la cantidad relativamente pequeña necesaria para realizar la unión en comparación con el peso de los objetos finales a unir.⁴

⁴ EBNEAJJAD, Sina. HANDBOOK OF ADHESIVES AND SURFACE PREPARATION: TECHNOLOGY, APPLICATIONS AND MANUFACTURING. Elsevier inc. 2011. p.3-13.

Entre la gran variedad de adhesivos presentes, el adhesivo epóxico tiene gran importancia en la actualidad. Los epoxis son adhesivos en su mayoría de dos componentes, es decir en forma de resina más activador.⁵

Según varios autores como Jhon Bishop **“los adhesivos epóxicos son ahora el ‘caballo de batalla’ de la industria”**⁶ los adhesivos epóxicos se caracterizan por ser increíblemente versátiles. Gracias a la versatilidad del adhesivo, los dos adherentes que se unen no deben tener la misma composición.

Los epoxis son aplicados en gran cantidad de aplicaciones, como aditivos para hormigones y elementos de construcción, fabricación de materiales compuestos, adhesivos estructurales para la industria aeronáutica, entre otros.

2.2.1 Propiedades de los adhesivos epóxicos. Algunas de las propiedades más importantes de los adhesivos epóxicos son⁷:

- Adhieren la gran mayoría de sustratos
- Alta resistencia a cizalla y a tracción
- Buena resistencia química
- Gran relleno de holguras
- Adhesivos muy rígidos

Algunas desventajas que presentan los epoxis son problemas en la absorción y difusión de la humedad en su seno, también requieren un alto grado de reticulación por medio de alto temperatura, así como problemas en el tiempo de curado necesario. Pero comparando las bondades que presentan los adhesivos epóxicos

⁵ MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] [Consultado: 30 octubre de 2019] Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf

⁶ PACKHAM D.E. Handbook of adhesión. Segunda edición. John wiley & sons. 2005

⁷ MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] [Consultado: 30 octubre de 2019] Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf

podemos justificar la gran presencia que tienen en el último tiempo para diversos campos de aplicación.

2.2.2 Adhesivo epóxico de dos componentes. Los adhesivos epoxi de dos componentes están compuestos por una resina epóxica, que se endurece cuando se mezcla con un agente catalizador o endurecedor.⁸

Los componentes básicos y polimerización de los adhesivos epoxi de 2 componentes:

- Resina - Diepoxido o poliepoxido-Componente A
- Endurecedor – Poliaminas o mercaptanos – Componente B

El tiempo necesario para curar el adhesivo puede presentar variaciones entre pocos minutos a varios días, pero dicho proceso se puede acelerar realizando un aporte o incremento a la temperatura, este incremento produce un efecto sobre el grado de reticulación del polímero (aumentando el número de enlaces químicos), por lo que se aumenta directamente la resistencia del adhesivo.

Teniendo en cuenta que los adhesivos epoxi de dos componentes suelen ser muy sensitivos a los errores presentados por el mezclado, normalmente se proporciona un cartucho con los dos componentes, obteniendo una mezcla en proporción adecuada, con el objetivo de evitar los errores en el mezclado.

Características químicas

- Tendencia a absorber humedad.
- Alta resistencia a los agentes físicos y químicos.
- Alta resistencia a la temperatura
- Buena adhesión al aluminio, acero y muchos plásticos⁹.

Características mecánicas

⁸ CARRILLO, Amanda; OSUNA Juan y VALDÉS, Victoria. Síntesis y caracterización de materiales híbridos de resinas epóxicas-óxido de silicio y resinas epóxicas-óxido de titanio por el proceso sol-gel. Sociedad química de México. 2009. p.1.

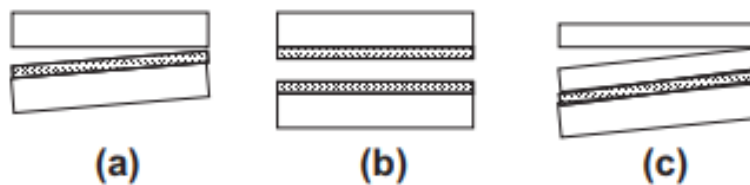
⁹ LA WEB DE LOS ADHESIVOS: Adhesivos de epoxi [Anónimo]. [en línea]. [Consultado: 31 de octubre de 2019]. Disponible en: <https://www.losadhesivos.com/adhesivos-epoxi.html>

- El alargamiento a la rotura es muy pequeño, sobre un 10%
- Gran resistencia a esfuerzos, tensiones o cargas, sobre 30 MPa

2.2.3 Definición de modos de falla. Existen diferentes posibilidades de ocurrencia de fallas¹⁰:

Si la falla de la unión ocurre entre la capa adhesiva y uno de los adherentes, se denomina falla adhesiva (Figura 2a), una falla en la cual la separación ocurre de tal manera que ambas superficies adherentes permanecen cubiertas con el adhesivo, se denomina falla cohesiva (Figura 2b), a veces, la unión adhesiva es tan fuerte que la falla ocurre en uno de los adherentes lejos de la unión, esto se denomina falla cohesiva en el adherente (Figura 2c). Las fallas de unión a menudo involucran más de un modo de falla y se atribuyen como un porcentaje a fallas cohesivas o adhesivas. Este porcentaje se calcula en base a la fracción del área de la superficie de contacto que ha fallado cohesivamente o adhesivamente. Es importante determinar los modos exactos de falla de la unión cuando ocurre un problema. La determinación del modo de falla permite tomar medidas para corregir la verdadera causa y ahorrar tiempo y dinero.

Figura 2 Modos de falla en uniones adhesivas



Fuente: EBNESAJJAD, Sina. Handbook of Adhesives and Surface Preparation. Elsevier Inc., 2011.

¹⁰ EBNESAJJAD, Sina. Handbook of Adhesives and Surface Preparation. Elsevier Inc, 2011. p.3-13.

Se busca que en el diseño de la unión adhesiva la rotura no sea bajo ninguna forma adhesiva¹¹, es decir, que en la interfase sustrato-adhesivo nunca se produzca separación. Teniendo en cuenta que la magnitud de la fuerza en la adhesión se ve afectada por múltiples factores al mismo tiempo, y que los mismos no son controlables, el modo de falla de la adhesión es impredecible. Por el contrario, sí es posible conocer las propiedades mecánicas propias del adhesivo, seremos capaces de predecir la carga de rotura encontrada en modo cohesivo bajo diferentes tipos de tensiones.

La falla cohesiva dentro del adhesivo o uno de los adherentes es el tipo de falla ideal porque con este tipo de falla se ha alcanzado la máxima resistencia de los materiales en la junta¹². Se debe tener en cuenta que el modo de falla no debe usarse como el único criterio para una unión. Algunas combinaciones de adherentes adhesivos pueden fallar de manera adhesiva, pero exhiben mayor resistencia que una junta similar unida con un adhesivo más débil que falla de manera cohesiva. La resistencia máxima de una unión es un criterio más importante que el modo de falla de la articulación. Sin embargo, un análisis del modo de falla puede ser una herramienta extremadamente útil para determinar si la falla se debió a una capa límite débil o debido a una preparación inadecuada de la superficie.

2.3 GENERALIDADES PARA UNA BUENA ADHESIÓN

Los requisitos básicos para una buena unión adhesiva son:

- Elección adecuada de adhesivo
- Buen diseño de la junta
- Limpieza de las superficies

¹¹ MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] [Consultado: 30 octubre de 2019] Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf

¹² EBNESAJJAD,Sina. Handbook of Adhesives and Surface Preparation. Elsevier Inc, 2011. p. 3-13.

- Humedecimiento de superficies que se van a unir
- Proceso de unión adhesivo adecuado (solidificación y curado)

2.3.1 Limpieza. Para obtener una buena unión adhesiva, es fundamental comenzar con una superficie adherente limpia. Los materiales extraños como suciedad, aceite, humedad y capas débiles de óxido deben eliminarse para evitar que el adhesivo se adhiera a capas límite débiles en lugar de al sustrato.

Existen varios tratamientos superficiales que eliminan o fortalecen las capas límite débiles. Dichos tratamientos generalmente involucran procesos físicos o químicos, o una combinación de éstos.

2.3.2 Humectación del sustrato. La humectación es el desplazamiento del aire (u otros gases) presentes en la superficie de los adherentes por una fase líquida. El resultado de una buena humectación es una mayor área de contacto entre los adherentes y el adhesivo sobre la que pueden actuar las fuerzas de adhesión.

2.3.3 Proceso de unión adhesiva. La unión exitosa de las piezas requiere un proceso adecuado. El adhesivo no solo debe aplicarse a las superficies de los adherentes; la unión también debe someterse a la temperatura, la presión y el tiempo de mantenimiento adecuados. El método por el cual se produce la solidificación depende de la elección del adhesivo. Las formas en que los adhesivos se convierten en sólidos son: reacción química por cualquier combinación de calor, presión y agentes de curado; enfriamiento de un líquido fundido a un sólido; además de secado como resultado de la evaporación del solvente¹³.

¹³ EBNESAJJAD, Sina. Handbook of Adhesives and Surface Preparation. Elsevier Inc, 2011. p. 3-13.

2.4 CURADO EN ADHESIVOS

El proceso de curado¹⁴ es una operación que se realiza para obtener una película sólida y resistente que se sigue a partir que se ha aplicado el adhesivo en forma líquido en la junta de la unión. Se obtiene a partir de varios procedimientos, el primero de ellos se basa en eliminar el disolvente comprendido en el adhesivo después de la operación de enlace de las superficies. En materiales que son porosos el disolvente se puede difundir a través de ellos, para materiales poco porosos requieren un tiempo de exposición al aire bastante largo que pueda eliminar el disolvente. En los adhesivos que se curen bajo este método, se debe tener en consideración la cantidad de volumen que se pierde en la unión correspondiente al disolvente, en caso contrario, las juntas pueden obtenerse deficientes y poco resistentes.

El curado por calor es otro de los procesos utilizados, este se basa en la activación por calor del adhesivo junto con un enfriamiento posterior buscando que la película se solidifique. Utilizar calor en el proceso de curado ayuda a que la reacción sea más rápida, por tanto, su uso industrial tiene mayor viabilidad.

2.5 LIGNINA

La lignina es un biopolímero que se encuentra en gran abundancia en las plantas, siendo el segundo biopolímero más abundante después de la celulosa¹⁵.

La lignina se forma a través de la reacción de fotosíntesis, al igual que muchos componentes de la biomasa, y está presente en todas las plantas vasculares. La lignina se considera como un recurso renovable asequible y debido a que su

¹⁴LIESA, Francisco y BILURBINA, Luis. Adhesivos industriales [En línea]. Marcombo, 1990. vol. 39 [Consultado:31 de octubre de 2019]. Disponible en: <https://books.google.com.co/books?id=Dz6iVjqF80wC&pg=PA21&lpg=PA21&dq=proceso+de+>

¹⁵ MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. "Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina". 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

producción anual se ha estimado en un intervalo 5-36 x 10⁸ toneladas¹⁶ se le considera de potencial uso industrial. La siguiente tabla muestra el porcentaje de contenido de lignina de ciertas plantas comercialmente importantes.

Cuadro 1. Cantidad de lignina presente en algunos tipos de plantas

Planta		Contenido de lignina (%)
Nombre científico	Nombre común	
<i>Picea abies</i>	Abeto Noruego	28-39
<i>Tsuga canadensis</i>	Abeto Oriental	31
<i>Panicum virgatum</i>	Pasto varilla	33
<i>Pseudotsuga menziesii</i>	Abeto de Douglas	29
<i>Pinus sylvestris</i>	Pino de Escocia	28
<i>Pinus radiata</i>	Pino de Monterey	27
<i>Prunus amygdalus</i>	Almendro	26
<i>Eucalyptus grandis</i>	Eucalipto rosa	25
<i>Eucalyptus globulus</i>	Eucalipto de goma azul	22
<i>Acacia mollissima</i>	Acacia negra	21
<i>Betula verrucosa</i>	Abedul	20
<i>Populus tremula</i>	Álamo europeo	19
<i>Olea europaea</i>	Olivo	19
<i>Gossypium hirsutum</i>	Algodón	16
<i>Saccharum species</i>	Bagazo de caña	14
<i>Oryza species</i>	Paja de arroz	6,1

Fuente: GELLERSTEDT, G; HENRIKSSON, G. "Lignins: major sources, structure and properties. En: M. Naceur Belgacem, & A. Gandini (Edits.), Monomers, Polymers and Composites from Renewable Resources (págs. 201-224). Amsterdam: Elsevier B.V.

2.5.1 Tipos de lignina usados en la industria. El tipo de lignina disponible industrialmente, está determinado por el proceso de realización de la pasta de celulosa experimentado por la industria papelera. En la actualidad existen tres tipos de ligninas, correspondientes a los tres principales procesos químicos utilizados para fabricar la pasta de celulosa: tipo soda, tipo sulfito y tipo Kraft¹⁷.

¹⁶ CHAVEZ-SIFONTES, Marvin; DOMINE, Marcelo. "Lignina, estructura y aplicaciones: métodos de despolimerización para la obtención de derivados aromáticos de interés industrial" En: Avances en ciencia e ingeniería. Vol 4. 2013

¹⁷ CHAVEZ-SIFONTES, Marvin; DOMINE, Marcelo. "Lignina, estructura y aplicaciones: métodos de despolimerización para la obtención de derivados aromáticos de interés industrial" En: Avances en ciencia e ingeniería. Vol 4. 2013

2.5.1.1 Lignina tipo sulfito. Históricamente, la lignina tipo sulfito era el tipo de lignina más abundante en la industria que se encontraba disponible comercialmente. El proceso inicialmente se desarrolló basándose en el uso de bisulfito de calcio. La falta de tecnología adecuada para la regeneración de este químico a partir del licor de despulpado agotado facilitó el uso de otros sulfitos y bisulfitos, como magnesio, amonio y sodio.

Con el tiempo, el proceso de pulpa al sulfito comenzó a ceder terreno en relación con la lignina tipo Kraft, dejando atrás los días de dominación de la lignina tipo sulfito¹⁸.

Durante el proceso necesario para obtener pasta por sulfito, usando una solución acuosa de sulfito o bisulfito de sodio, magnesio, amonio y calcio, a la madera se le aplica un proceso de digestión a 140-170°C; el pH de la solución depende de la solubilidad, del tipo y de las características de disociación de la sal utilizada. En el proceso de digestión se llevan a cabo algunos procesos químicos, que incluyen romper los enlaces C-O que conectan unidades de lignina y la sulfonación de las cadenas alifáticas de la lignina, así como la ruptura de los enlaces entre la lignina y los carbohidratos. En el proceso azufre es incorporado a las moléculas de lignina en una proporción entre 4-8%, de las cuales la mayor parte en forma de grupos sulfonato.¹⁹

¹⁸ LORA, J. Industrial commercial lignins: Sources, properties and applications. En M. Naceur Belgacem, & A. Gandini (Edits.), *Monomers, Polymers and Composites from Renewable Resources* (First ed., págs. 225-241). Amsterdam: Elsevier B.V. 2008

¹⁹ CHAVEZ-SIFONTES, Marvin; DOMINE, Marcelo. "Lignina, estructura y aplicaciones: métodos de despolimerización para la obtención de derivados aromáticos de interés industrial" En: *Avances en ciencia e ingeniería*. Vol 4. 2013

2.5.1.2 Lignina tipo Kraft. En el proceso Kraft, usando una mezcla de sulfuro de sodio e hidróxido de sodio, la materia prima se sujeta a una digestión aproximadamente a 170°C. En la digestión varias reacciones ocurren, como lo son la despolimerización de la lignina, la ruptura de los enlaces entre la lignina y los carbohidratos, y la reacción con iones hidrosulfuro y su recondensación.²⁰

Una característica que presenta la lignina tipo Kraft industrial, es el alto porcentaje de pureza (ya que por la insolubilidad en agua que presenta, se puede separar de componentes como el azúcar). Algunos análisis recientes han demostrado que la parte soluble de la lignina en ácido es del 3%, la parte insoluble es aproximadamente el 90% y el contenido de azúcar es inferior al 2,3% (correspondiente a la parte de carbohidratos de alto peso molecular).²¹.

2.5.1.3 Lignina tipo soda. Para realizar la pasta tipo soda, la materia prima fibrosa debe digerirse junto a solución acuosa de hidróxido de sodio. El intervalo de temperatura de fabricación de pasta es de 160 ° C o menos porque estas fibras tienen una forma relativamente accesible y un bajo contenido de lignina. Existen similitudes en el proceso de realización de la pasta tipo soda y tipo Kraft, por ejemplo, la ruptura de enlaces presentes entre los carbohidratos y la lignina, la recondensación y la despolimerización de la lignina.²²

Las ligninas tipo soda presentan diferencias respecto a los lignosulfonatos, como o son el bajo peso molecular, que son insolubles en agua, y se obtienen con bajos niveles de contaminantes (Por ej. azúcares). Por el contrario, estas ligninas resultan más parecidas a las ligninas tipo Kraft que con los lignosulfonatos. Considerando las ligninas que se encuentran comercialmente, se puede decir que las tipo soda

²⁰ LORA, J. Industrial commercial lignins: Sources, properties and applications. En M. Naceur Belgacem, & A. Gandini (Edits.), *Monomers, Polymers and Composites from Renewable Resources* (First ed., págs. 225-241). Amsterdam: Elsevier B.V. 2008

²¹ CHAVEZ-SIFONTES, Marvin; DOMINE, Marcelo. "Lignina, estructura y aplicaciones: métodos de despolimerización para la obtención de derivados aromáticos de interés industrial" En: *Avances en ciencia e ingeniería*. Vol 4. 2013

²² VISHTAL, A.; KRASLAWSKI, A. Challenges in industrial applications of technical lignins. *BioResources*, 6, 3547-3568. 2011

son las únicas que no presentan azufre, por lo que se consideran las más naturales.²³

2.5.2 Aplicaciones de la lignina. La lignina tiene diversas aplicaciones a nivel industrial, a continuación, se enunciarán algunas de ellas:

- Producción de resinas como poliuretanos, poliésteres, resinas epoxi y resinas fenólicas
- En la fragmentación de reactivos químicos
- En adhesivos como copolímeros de resinas fenol-formaldehído y urea-formaldehído.
- Como antioxidante en polímeros tales como PEBD, para su protección durante el procesado
- Como antecesor para la producción de carbón activado.
- Aditivo de hule actuando como un extendor, modificador y reforzante de pigmentos en compuestos de hule.

2.6 MODELOS CONSTITUTIVOS MECANICOS

Partiendo de la base del proyecto, se hace una revisión bibliográfica extensa en búsqueda de la consecución de modelos constitutivos mecánicos que permitan y logren describir el comportamiento de la resina epóxica al ser sometida a pruebas de cizallamiento.

Partiendo de la importancia actual de poder describir mediante modelos constitutivos mecánicos el comportamiento del adhesivo, se realizó la investigación bibliográfica para el modelo elástico clásico, modelo viscoelástico, y algunos modelos hiperelásticos, en aras de caracterizar el comportamiento de forma correcta.

²³ CHAVEZ-SIFONTES, Marvin; DOMINE, Marcelo. "Lignina, estructura y aplicaciones: métodos de despolimerización para la obtención de derivados aromáticos de interés industrial" En: Avances en ciencia e ingeniería. Vol 4. 2013

2.6.1 Modelo elástico clásico. El modelo elástico clásico es el más simple de toda la teoría de materiales, pero al mismo tiempo es uno de los más aplicados²⁴, Este modelo conocido también como modelo elástico de gauchy, se encuentra establecido mediante la ley de elasticidad de Hooke, donde para pequeñas deformaciones en materiales elásticos, el comportamiento se puede describir mediante la relación de Hooke²⁵.

$$\sigma = E * \epsilon \quad (1)$$

Donde σ es la tensión axial, ϵ es la deformación axial y E es la constante proporcional, que se denomina módulo de elasticidad o módulo de Young.

Además, con la ley de Hooke en cortante podemos encontrar el módulo de elasticidad en cortante, también conocido como módulo de rigidez²⁶ de la siguiente forma:

$$\tau_m = G * \gamma \quad (2)$$

Donde τ_m es el esfuerzo cortante, γ es la deformación angular y G es el módulo de rigidez.

2.6.2 Modelo viscoelástico de Burguers. Los dos modelos viscoelásticos con mayor uso en la actualidad, son los modelos de kelvin-voigt y de maxwell. Sin embargo, para aproximar mejor el comportamiento viscoelástico real en polímeros, se realizó la mezcla de ambos modelos en serie, dando como resultado un modelo combinado, denominado el modelo viscoelástico de burguers²⁷.

Al estar acoplados en serie, la deformación total se convierte en la suma de las deformaciones correspondientes al modelo de kelvin-voigt y al modelo de maxwell.

²⁴ BERTRAM, Albertch. Elasticity and plasticity of large deformations. 3rd ed. Springer-Verlag 2012

²⁵ GERE, James y GOODNO, Barry. Mecánica de materiales. 7 edición. CENGAGE Learning 2009

²⁶ Ibid .

²⁷ FOMBUENA, V. et al. Utilidad de los modelos de viscoelasticidad en el aprendizaje de la ingeniería de materiales poliméricos. En: MODELLING IN SCIENCE EDUCATION AND LEARNING. Universitat Politècnica de Valencia. Vol 10. 2007

Por lo que el modelo combinado de burguers se puede aproximar y expresar con la siguiente expresión:

$$\varepsilon = \varepsilon_m + \varepsilon_{kv} \quad (3)$$

$$\varepsilon = \frac{\sigma_0}{\xi_m} + \frac{\sigma_0}{\eta_m} t + \frac{\sigma_0}{\xi_{KV}} (1 - e^{-\xi_{KV}/\eta_{KV} * t}) \quad (4)$$

2.6.3 Modelos hiperelásticos. La hiperelasticidad no es un campo de estudio nuevo, de hecho, sus avances han permitido desarrollar un enfoque para obtener un marco matemático que permita caracterizar el comportamiento de los materiales elastoméricos, polímeros, gomas, que se usan en distintas aplicaciones como neumática, calzado, elementos de máquina, así como recientemente en materiales y sistemas biológicos. Basándose en el enfoque que hayan tenido los autores para desarrollar su teoría²⁸, los modelos para grandes deformaciones se pueden dividir en tres grandes grupos como lo son, modelos fenomenológicos que permiten caracterizar el material sin hacer énfasis en su estructura microscópica o molecular, modelos basados en datos experimentales para desarrollar directamente la función de energía, y, por último, modelos basados en la física de la red de cadenas de polímeros y en métodos estadísticos.

Los modelos hiperelásticos²⁹ comúnmente están en función de las invariantes de deformación, sin embargo, pueden ser expresados en términos de los alargamientos principales $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$.

Por tanto, cada invariante principal puede representarse como:

²⁸ MARCKMANN, G. VERRON, E. Comparison of hyperelastic models for rubber-like materials. En: Rubber Chem Technol. Nantes, Francia: Julio, 2016, Vol. 73, nro. 3, p. 504-523.

²⁹ MORENO, Miguel, et al. Revisión de modelos hiperelásticos utilizados en tejidos. En: 6th Engineering, Science and Technology conference (2017), KnE Engineering. 2018. p.100-110.

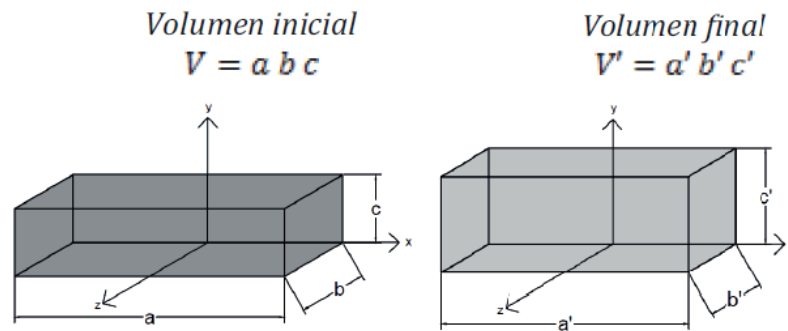
$$I_1 = \lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2 \quad (5)$$

$$I_2 = \lambda_1^2 * \lambda_2^2 + \lambda_2^2 * \lambda_3^2 + \lambda_3^2 * \lambda_1^2 \quad (6)$$

$$I_3 = \lambda_1^2 * \lambda_2^2 * \lambda_3^2 \quad (7)$$

Estos alargamientos principales λ_i representan la deformación de un volumen (cubo) a lo largo de los ejes principales en un sistema cartesiano.

Figura 3 Deformación de un volumen a lo largo de los ejes principales en un sistema cartesiano



Fuente: MORENO, Miguel, et al. Revisión de modelos hiperelásticos utilizados en tejidos. En: 6th Engineering, Science and Technology conference (2017), KnE Engineering. 2018. p.100-110.

Además, se tiene que:

$$\lambda_i = \frac{l_i}{L_i}; \text{ donde } l_i \text{ representa la longitud final y } L_i \text{ la longitud inicial.}$$

Para cada alargamiento principal se representa:

$$\lambda_1 = \frac{a'}{a}, \lambda_2 = \frac{b'}{b}, \lambda_3 = \frac{c'}{c}$$

Podemos decir que cuando $\lambda_i = 1$ no hay deformaciones.

Una de las consideraciones que se tienen en cuenta para abordar y utilizar los modelos es considerar que el material tiene naturaleza incompresible. Con esto, se tendría entonces que el volumen final:

$$V' = a' * b' * c' = a * b * c * \lambda_1 * \lambda_2 * \lambda_3$$

que representa finalmente:

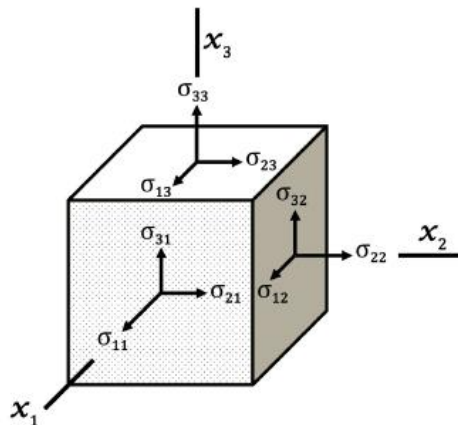
$$V' = V; \quad \text{sí} \quad \lambda_1 * \lambda_2 * \lambda_3 = 1$$

De esta forma, sí se asume un material incompresible, de la ecuación (5) la tercera invariante principal queda representada como $I_3 = \lambda_1^2 * \lambda_2^2 * \lambda_3^2 = 1$.

Con base al enfoque de este proyecto, se hace relevante hacer énfasis que el esfuerzo que se considera para el desarrollo del mismo de acuerdo a los datos experimentales obtenidos por medio del ensayo de cizalla será el esfuerzo por cortante simple.

2.6.3.1 Esfuerzo cortante simple. Se dice que una sección de una pieza³⁰ se somete a cizallamiento cuando sobre la pieza tiene lugar un esfuerzo cortante, en otras palabras, una resultante de fuerzas que son paralelos al plano de la sección. El efecto del esfuerzo cortante en la sección significa que el esfuerzo tangencial se distribuye en el plano de la sección sin cambiar el área.

Figura 4 Componentes de las tensiones que actúan sobre las caras de un cubo



Fuente: GOLESORKHTABAR, Rostam. Ab initio Calculation of Elastic Properties: General Implementation and Specific Application to NiTi as a Shape-Memory Alloy. Tesis doctoral. Austrian universities of technology. Modelado Atómico y Diseño de Materiales. 2013. 112 p.

³⁰ RUIZ, Miguel. DÍAZ, Helena. Resistencia de materiales. España: CIMNE. 2015, 290 p. ISBN: 978-84-944244-4-1

El cortante simple está relacionado con un estado de deformación en donde el tensor de tensión de Cauchy σ de un material hiperelástico isotrópico incompresible puede expresarse en términos de función de energía de deformación³¹, así como de sus derivadas con respecto a las invariantes principales, de la siguiente forma:

$$\sigma_{12} = 2k\left(\frac{\partial\psi}{\partial I_1} + \frac{\partial\psi}{\partial I_2}\right) \quad (8)$$

Donde k se define como la cantidad de desplazamiento, en este caso, la cantidad de desplazamiento se puede expresar en función del estiramiento, es decir $k = \lambda - \lambda^{-1}$ con $\lambda > 1$. Los invariantes de deformación se definen por $I_1 = I_2 = I_3 = k^2 + 3$.

2.6.3.2 Modelo Neo-hookeano. El modelo neo-hookeano es el modelo constitutivo de base física más simple para elásticos³², el modelo propuesto por Leslie Treolar³³, se deriva de consideraciones estadísticas de la cadena molecular. Los materiales elásticos están constituidos por una red de largas cadenas flexibles orientadas al azar unidos por límites químicos en los puntos de confluencia. La elasticidad de esta red se debe principalmente a cambios entrópicos durante la deformación y la entropía se define por el número de posibles conformaciones de cadenas macromoleculares³⁴.

³¹ RITTO, Thiago.NUNES, L.C Bayesian model selection of hyperelastic models for simple and pure shear at large deformations. En: Computers and structures. 2015. Vol 156. p. 101-109.

³² MARCKMANN, G. VERRON, E. Comparison of hyperelastic models for rubber-like materials. En: Rubber Chem Technol. Nantes, Francia: Julio, 2016, Vol. 73, nro. 3.

³³ TREOLAR, Leslie. The physics of rubber elasticity. Oxford classic text in the physical sciences. 2005

³⁴ MARCKMANN, G. VERRON, E. Comparison of hyperelastic models for rubber-like materials. Institut de recherche en génie civil et mécanique. École centrale de Nantes.

Treolar para estimar el número de conformaciones utilizo una distribución gaussiana y obtuvo la siguiente ecuación de energía:

$$W = \frac{1}{2}nkT(I_1 - 3) \quad (9)$$

Donde n es la densidad de la cadena por unidad de volumen, k es la constante de Boltzmann y T es la temperatura absoluta, donde el producto $1/2nkT$ representa una constante C, obteniendo:

$$W = C(I_1 - 3) \quad (10)$$

Obteniendo para el esfuerzo cortante:

$$\sigma_{12} = 2kC \quad (11)$$

$$K = \lambda - \lambda^{-1}$$

2.6.3.3 Modelo de Gent. Gent, buscando proponer una relación constitutiva simple de dos constantes, aplicable a todo el rango de deformaciones, para las redes de elásticos³⁵, sugirió un modelo I_1 de alto orden basado en un argumento de logaritmo lineal y en el concepto de limitación de la extensibilidad de la cadena³⁶, expresado por la siguiente función de energía:

$$W = -\frac{\mu}{2}J_m \ln\left(1 - \frac{I_1 - 3}{J_m}\right) \quad (12)$$

Donde μ es el modulo de corte inicial y J_m es el valor limite constante para (I_1-3) , para el esfuerzo cortante obtenemos:

$$\sigma_{12} = \mu \frac{J_m k}{J_m - k^2} \quad (13)$$

$$K = \lambda - \lambda^{-1}$$

Gent denota que esta expresión tiene grandes ventajas, al poder aplicarse a estados complejos de deformación, y solo envolver una constante adicional J_m .

³⁵ GENT, A. N. A new constitutive relation for rubber. Rubber chemistry and technology vol 69. 1996

³⁶ RITTO, Thiago.NUNES, L.C Bayesian model selection of hyperelastic models for simple and pure shear at large deformations. En: Computers and structures. 2015. Vol 156

2.6.3.4 Modelo de lopez-pamies (con 1 termino). Oscar Lopez-pamies con el objetivo de construir una función de energía almacenada de forma cerrada y que sea en última instancia de estructura matemática simple³⁷, donde su función de energía viene determinada por:

$$W = \sum_{r=1}^M \frac{3^{1-\alpha_r}}{2\alpha_r} * \mu_r (I_1^{\alpha_r} - 3^{\alpha_r}) \quad (14)$$

Donde M indica el número de términos, mientras que μ_r y α_r son parámetros materiales, considerando solo un término de serie, para el esfuerzo cortante se tiene³⁸:

$$\sigma_{12} = 3\mu \frac{k}{k^2 + 3} \left(\frac{k^2 + 3}{3} \right)^{\alpha_1} \quad (15)$$

$$K = \lambda - \lambda^{-1}$$

Donde los parámetros son μ y α_1 .

Lopez-pamies recalca la gran capacidad predictiva del modelo y la facilidad y robustez numérica para determinar los valores de sus parámetros materiales μ_r y α_r . Demostrando la capacidad para modelar con bastante precisión, la respuesta mecánica de diferentes clases de solidos gomosos bajo una amplia variedad de condiciones de carga.

³⁷ LOPEZ-PAMIES, Oscar. A new I1-based hyperelastic model for rubber elastic materials. Department of mechanical engineering. State university of new york. 2009.

³⁸ RITTO, Thiago.NUNES, L.C Bayesian model selection of hyperelastic models for simple and pure shear at large deformations. En: Computers and structures. 2015. Vol 156

2.7 TEORÍA DE LA INVERSIÓN ESTADÍSTICA

La filosofía detrás de los métodos de inversión estadística es reformular el problema inverso en forma de búsqueda estadística de información. Tenemos cantidades directamente observables y otras que no se pueden observar. En los problemas inversos³⁹, algunas de las cantidades no observables son de interés principal. Estas cantidades dependen unas de otras a través de modelos.

El objetivo de la teoría de la inversión estadística es extraer información y evaluar la incertidumbre sobre las variables basándose en todo el conocimiento disponible del proceso de medición.

El enfoque de inversión estadística se basa en los siguientes principios:

- Todas las variables incluidas en el modelo se modelan como variables aleatorias.
- La aleatoriedad describe nuestro grado de información sobre su realización.
- El grado de información sobre estos valores se codifica en las distribuciones de probabilidad.
- La solución del problema inverso es la distribución de probabilidad posterior⁴⁰.

³⁹ Problema inverso. Recuperar información de cantidades desconocidas mediante observaciones indirectas.

⁴⁰KAIPO, Jari. SOMERSALO, Erkki. Statistical and computational inverse problems. United States of America: Springer, 2005. vol.160. ISBN 0-387-22073-9.

2.7.1 Problema inverso e inferencia bayesiana. Se define inferencia bayesiana como un tipo de inferencia estadística en la que las evidencias y observaciones pueden emplearse para demostrar o inferir la probabilidad de que una hipótesis tenga validez⁴¹. Además, se basa en el principio del teorema de Bayes. Se asume que todas las variables aleatorias son absolutamente continuas, es decir, sus distribuciones de probabilidad se pueden expresar en términos de densidades de probabilidad.

La relación entre el conjunto de medidas Y^{exp} y las predicciones del modelo $Y_{(\theta)}^M$ se pueden describir mediante un modelo de observación (estocástico) con errores aditivos como⁴²:

$$Y^{exp} = Y_{(\theta)}^M + E \quad (16)$$

Donde $Y_{(\theta)}^M$ mapea los parámetros del modelo y las entradas conocidas. La variable aleatoria E representa el error de predicción que puede abarcar errores de medición como de modelado. El modelo de probabilidad del error de predicción se elige como un ruido con función gaussiana de media cero.

Como los datos de medición Y^{exp} , los parámetros del modelo θ y el error aditivo E se modelan como variables aleatorias, la regla de Bayes se puede utilizar para describir la relación entre estas variables:

$$\pi(\theta|Y) = \frac{\pi(Y|\theta) * \pi(\theta)}{\pi(Y)} \quad (17)$$

⁴¹ ALVAREZ, Sergio. MEJIA, José. Validación de modelos constitutivos mecánicos para la caracterización de las propiedades mecánicas en adhesivos epóxicos. Trabajo de grado ingeniero mecánico. Universidad Industrial de Santander. Facultad de ingenierías físico-mecánicas. Escuela de ingeniería mecánica. 2018. 73 p.

⁴² HERNANDEZ, William; CASTELLO, D.A y MATT, C.F. On the model building for transmission line cables: a Bayesian approach. En: Inverse Problems in Science and Engineering. Taylor & Francis, febrero, 2018, vol.26, nro.12, p. 1784-1812. ISSN 1741-5977.

Dónde, $\pi(\theta|Y)$ es la función de densidad de probabilidad (PDF) posterior de los parámetros del modelo que expresa la probabilidad del parámetro desconocido θ dada una cantidad observada Y ; $\pi(Y|\theta)$ representa la probabilidad de observar los datos Y dado un conjunto de parámetros θ para el modelo; $\pi(Y)$ es la distribución de probabilidad marginal de los datos Y (comúnmente conocido como la evidencia), qué cuando se utilizan enfoques basados en muestreo como, por ejemplo, algoritmos de Markov-Chain Monte Carlo (MCMC) para explorar el PDF posterior $\pi(\theta|Y)$, la evidencia $\pi(Y)$ se convierte en un factor de escala constante y su calculo no es necesario para la mayoría de los algoritmos MCMC.

Por último, $\pi(\theta)$ expresa nuestro estado actual de conocimiento sobre las cantidades desconocidas y debe construirse de acuerdo con nuestras expectativas/creencias sobre θ antes de obtener el conjunto de medidas Y , cuando el nivel de información sobre el conjunto de parámetros θ es pobre, una opción común para evitar estimaciones sesgadas es definir un PDF previo no informativo, es decir, un PDF uniforme con un gran dominio⁴³.

En cuanto al modelo de verosimilitud $\pi(Y|\theta)$ asumiendo que los parámetros del modelo θ y el ruido aditivo son mutuamente independientes, además que, para los casos en donde el error E sigue una distribución gaussiana multivariada de media cero, la probabilidad $\pi(Y|\theta)$ se toma como:

$$\pi(Y|\theta) \sim \exp\left(-\frac{1}{2} [Y - Y_{(\theta)}^M]^T \sum_e^{-1} [Y - Y_{(\theta)}^M]\right) \quad (18)$$

En resumen, podemos decir que la solución de un problema inverso puede dividirse en tres subtarear:

⁴³ HERNANDEZ, Wiliam, et al. Thermorheologically simple materials: A bayesian framework for model calibration and validation. En: Journal of sound and vibrations. 2017. Vol 402. p 18.

1. Con base en toda la información previa, encontrar una densidad de probabilidad previa $\pi(\theta)$ que refleje de manera clara esta información previa.
2. Encontrar la función de verosimilitud $\pi(Y|\theta)$ que describe la interrelación entre la observación y lo desconocido.
3. Desarrollar métodos para explorar la densidad de probabilidad posterior⁴⁴.

2.7.2 Selección de clases de modelos bayesianos (BMCS). La selección de clase de modelo bayesiano (o comparación de modelo) es esencialmente una actualización bayesiana a nivel de clase de modelo para realizar comparaciones entre clases de modelo candidatas alternativas para predecir la respuesta de un sistema⁴⁵. Está bien aceptado que un criterio para calificar una clase de modelo dada como válida (o buena) o no válida debe tener en cuenta no solo la calidad del ajuste de los datos, sino también la complejidad de esa clase de modelo.

La noción de simplicidad del modelo como criterio para la selección del modelo se remonta al principio de parsimonia sugerido por Box y Jenkins⁴⁶ para quienes se debe seleccionar la clase de modelo que represente adecuadamente los datos observados y con el menor número de parámetros. La selección de clases del modelo bayesiano (BMCS) proporciona un marco riguroso para comparar el rendimiento de un conjunto de clases modelo candidatas al describir un conjunto de datos experimentales.

⁴⁴ KAIPO, Jari. SOMERSALO, Erkki. Statistical and computational inverse problems. United States of America: Springer, 2005. vol.160. ISBN 0-387-22073-9.

⁴⁵ BECK, James. MUTO, Matthew. Bayesian updating and model class selection of deteriorating hysteretic structural models using seismic response data. En: Structural Dynamics and Earthquake Engineering. 2007, p. 1-12.

⁴⁶ HERNANDEZ, William; CASTELLO, D.A y MATT, C.F. On the model building for transmission line cables: a Bayesian approach. En: Inverse Problems in Science and Engineering. Taylor & Francis, febrero, 2018, vol.26, nro.12, p. 1784-1812. ISSN 1741-5977.

Considerando el conjunto de modelos $\mathbf{M} = \{\mathbf{M}_1(\theta_1), \mathbf{M}_2(\theta_2), \dots, \mathbf{M}_{NM}(\theta_{NM})\}$ para $N_M > 1$, cada uno son sus parámetros inciertos θ_i . Usando la regla de Bayes, la probabilidad posterior de cada clase de modelo, $\pi(\mathbf{M}_i|Y, \mathbf{M})$ se puede expresar de la siguiente manera:

$$\pi(\mathbf{M}_i|Y, \mathbf{M}) = \frac{\pi(Y|\mathbf{M}_i)\pi(\mathbf{M}_i|\mathbf{M})}{\sum_{k=1}^{N_M} \pi(Y|\mathbf{M}_k)\pi(\mathbf{M}_k|\mathbf{M})} \quad (19)$$

Dónde $\pi(\mathbf{M}_i|\mathbf{M})$ denota la probabilidad previa del modelo \mathbf{M}_i que indica la creencia del modelador sobre la plausibilidad relativa inicial de la clase de modelo \mathbf{M}_i dentro del conjunto \mathbf{M} , en general, se puede suponer una plausibilidad previa uniforme. El denominador es la probabilidad de los datos y presenta una constante de normalización. El modelo que maximiza la probabilidad posterior se selecciona como el más plausible. El factor $\pi(Y|\mathbf{M}_i)$, que comúnmente se llama evidencia \mathbf{M}_i , indica la probabilidad de datos Y según la clase de modelo \mathbf{M}_i . Si todas las clases de modelos se consideran equiprobables, entonces la probabilidad posterior $\pi(\mathbf{M}_i|Y, \mathbf{M})$ es directamente proporcional a la evidencia $\pi(Y|\mathbf{M}_i)$. La evidencia se puede calcular utilizando el teorema de probabilidad total como:

$$\pi(Y|\mathbf{M}_i) = \int \pi(Y|\theta, \mathbf{M}_i)\pi(\theta|\mathbf{M}_i) d\theta \quad (20)$$

Las expresiones analíticas para la evidencia apenas están disponibles y se debe recurrir a métodos computacionales para calcularla, aproximadamente, por ejemplo, los métodos de muestreo de Monte Carlo.

2.7.3 Markov Chain Monte Carlo (MCMC). El método de Monte Carlo se puede definir como un método numérico que permite resolver problemas determinados mediante la simulación de variables aleatorias⁴⁷.

⁴⁷ SOBOL, M. Métodos de Monte Carlo. En: Lecciones populares de matemáticas. Segunda edición. Editorial Mir. 1976

Monte Carlo puede describirse como un método estadístico que utiliza Números aleatorios como base para resolver problemas relacionados con procesos estocásticos⁴⁸.

Generalmente, los modelos de Monte Carlo incluyen la creación de un modelo, el modelo más cercano al sistema real y la simulación de la interacción con el sistema, apoyándose en los conocimientos a priori de la probabilidad presentada de ocurrencia durante el muestreo aleatorio de las funciones de densidad de probabilidad (PDF).

Los métodos Markov Chain Monte Carlo (MCMC), son métodos de generación de números aleatorios que producen una cadena de Márkov con densidad invariante igual a la densidad objetivo. Estos métodos generan una secuencia de muestras correlacionadas entre ellas, donde su distribución converge a la densidad deseada⁴⁹. Por lo tanto, en términos muy amplios, las cadenas de Márkov son procesos que describen trayectorias donde las cantidades sucesivas se describen probabilísticamente de acuerdo con el valor de sus predecesores inmediatos⁵⁰.

Una cadena de Márkov es un tipo especial de proceso estocástico, que se ocupa de la caracterización de secuencias de variables aleatorias, donde se presta gran importancia a los comportamientos dinámicos y limitantes de la secuencia. En términos simples una cadena de Márkov es un proceso estocástico en el que, dado

⁴⁸ BEDOYA, Juan Camilo. Cálculos dosimétricos mediante código Monte Carlo a partir de imágenes de PET/CT. Tesis maestría en física médica. Universidad nacional de cuyo. 2011 [en línea]. [consultado: 24/09/2020]. Disponible en: http://ricabib.cab.cnea.gov.ar/305/1/1Bedoya_Tobon.pdf

⁴⁹ CADIZ, Alberto. Optimización estocástica mediante métodos de Monte Carlo. Proyecto fin de carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011

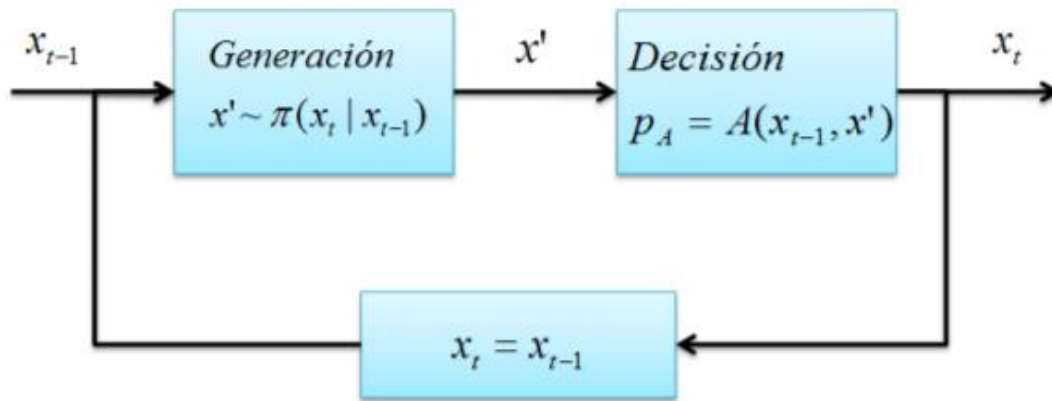
⁵⁰ GAMERMAN, Dani y LOPEZ, Hedirbert. Markov Chain Monte Carlo. En: Stochastic simulation for bayesian inference. Segunda edición. Texts in statistical science. 2006

el estado presente, los estados pasado y futuro son independientes. Esta propiedad se establece mediante la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \Pr(\theta^{(n+1)} \in A | \theta^n = x, \theta^{(n-1)} \in A_{n-1}, \dots, \theta^{(0)} \in A_0) \\ = \Pr(\theta^{(n+1)} \in A | \theta^n = x) \end{aligned} \quad (21)$$

En general los métodos MCMC tienen una estructura común, que se resume en la siguiente figura:

Figura 5 Esquema general de los métodos MCMC



Fuente: CADIZ, Alberto. Optimización estocástica mediante métodos de Monte Carlo. Proyecto fin de carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011

2.7.3.1 Algoritmo Metrópolis-Hasting. La mayoría de los investigadores consideran el algoritmo Metrópolis-Hasting como uno de los 10 algoritmos más influyentes en el desarrollo de la ciencia durante el siglo xx⁵¹.

Es por esto, que dentro de los métodos MCMC disponibles, el proyecto se basará bajo la resolución del algoritmo Metrópolis-Hasting.

⁵¹ BEICHL, I y SULLIVAN, F. The metrópolis algorithm. En: Computing in science and engineering. 2000.

El algoritmo Metrópolis-Hasting, Es un procedimiento simple para generar muestras a partir de una distribución objetivo. El algoritmo asociado con la densidad objetivo y la densidad condicional produce una cadena de markov necesaria de la siguiente forma⁵²:

Figura 6 Algoritmo Metrópolis-Hasting

Algorithm 1. Metropolis-Hasting Algorithm.

- 1: Define number of samples N_{mc} .
- 2: Choose an initial state for the Markov chain $\theta^{(0)}$
- 3: **for** $j = 1$ to N_{mc} **do**
- 4: Draw a candidate sample state $\theta^{(c)}$ from the proposal PDF $T(\theta^{(c)}|\theta^{(j-1)})$.
- 5: Compute the probability of acceptance $a_{MH}(\theta^{(c)}|\theta^{(j-1)})$ for the candidate state $\theta^{(c)}$:

$$a_{MH}(\theta^{(c)}|\theta^{(j-1)}) = \min \left\{ 1, \frac{\pi(\theta^{(c)}|\mathbf{Y}) T(\theta^{(j-1)}|\theta^{(c)})}{\pi(\theta^{(j-1)}|\mathbf{Y}) T(\theta^{(c)}|\theta^{(j-1)})} \right\}$$

- 6: Sample u from a uniform PDF $u \sim \mathcal{U}(0, 1)$.
- 7: **if** $u \leq a_{MH}(\theta^{(c)}|\theta^{(j-1)})$ **then**
- 8: Accept the candidate state sample $\theta^{(c)}$, then $\theta^{(j)} = \theta^{(c)}$.
- 9: **else**
- 10: Reject the candidate state sample $\theta^{(c)}$, then $\theta^{(j)} = \theta^{(j-1)}$.
- 11: **end**
- 12: $j = j + 1$
- 13: **end**
- 14: Discard the first N_b samples (*burn-in period*).

Fuente: HERNANDEZ, W. CASTELLO, D. ROITMAN, N. MAGLUTA, C. Thermorheologically simple materials: A bayesian framework for model calibration and validation. En: Journal of sound and vibration. Volumen 402. 2017

⁵² ROBERT, Christian y CASELLA, George. Monte carlo statistical methods. En: Springer texts in statistics Segunda edición. 2004

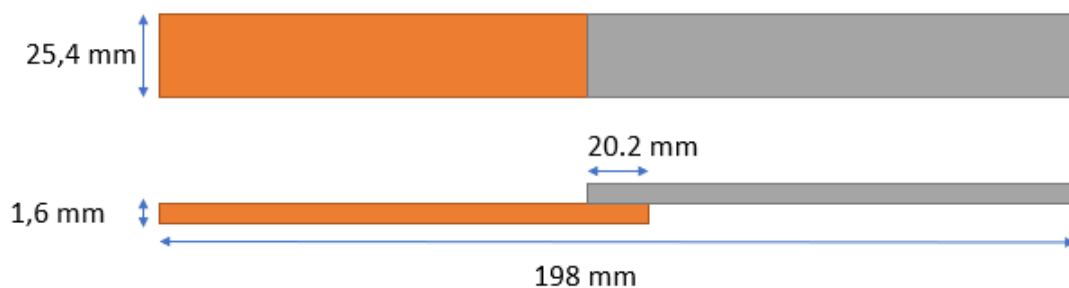
3. PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

3.1 PROCESO DE OBTENCIÓN DE DATOS

Para la realización de este proyecto se utilizaron datos experimentales que fueron obtenidos en “Caracterización y Comparación de las Propiedades Mecánicas para Juntas Metálicas Utilizando Adhesivo de Resina Sintética Tipo Epoxi Pura y Modificada a Base de Lignina”⁵³ en el cual se realizó un proceso previo en donde se tuvo en cuenta distintos aspectos como preparación de los sustratos, limpieza, mezcla de adhesivo – lignina, entre otros. A continuación, se describirán brevemente los procesos realizados.

3.1.1 Preparación de sustratos. El sustrato seleccionado fue aleación de aluminio 6063, con medidas dadas por la norma ASTM D1002-10⁵⁴ (Método de prueba estándar para resistencia al corte aparente de muestras de metal adheridas adhesivamente de una sola vuelta por carga de tensión (metal a metal)).

Figura 7 Medidas de las probetas según la norma ASTM D1002-10



El proceso realizado para los sustratos fue la limpieza con solvente básico y limpieza ultrasónica. La limpieza se realizó con jabón líquido fuerte y posteriormente una

⁵³ MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

⁵⁴ AMERICAN SOCIETY OF TESTING MATERIALS. Standard test method for apparent shear strength of single-lap-joint adhesively bonded metal specimens by tension loading (metal-to-metal). 2019. ASTM D1002-10.

inmersión durante una hora en ultrasonido. Esto con el fin de eliminar todo residuo de grasa, agentes oxidantes o cualquier sustancia que pueda afectar la adherencia del adhesivo.

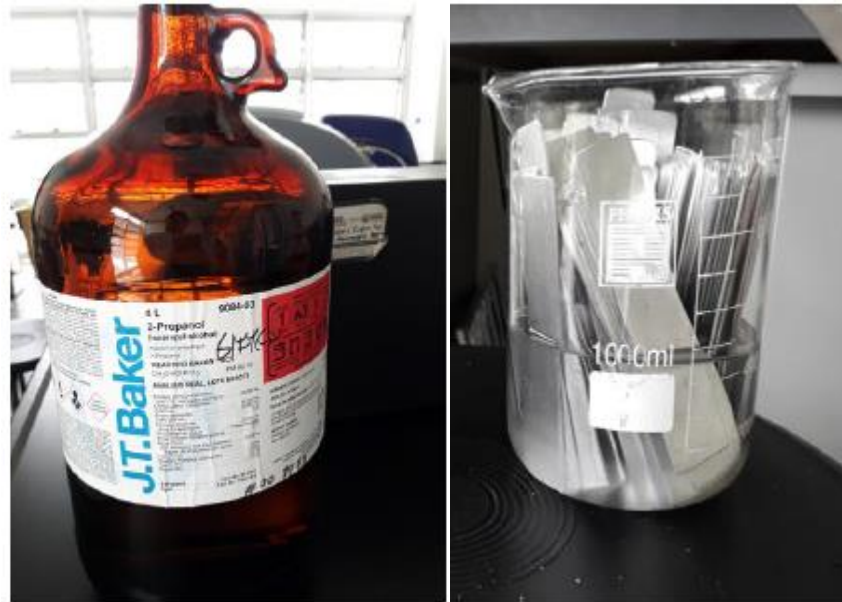
Figura 8 *Proceso de limpieza*



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

Posteriormente, se sumergieron las probetas en jabón neutro y de forma paralela realizando ultrasonido por una hora. Después, se sumergieron en una mezcla de isopropanol y agua destilada en ultrasonido durante 30 minutos.

Figura 9 Probetas sumergidas en isopropanol y agua destilada



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

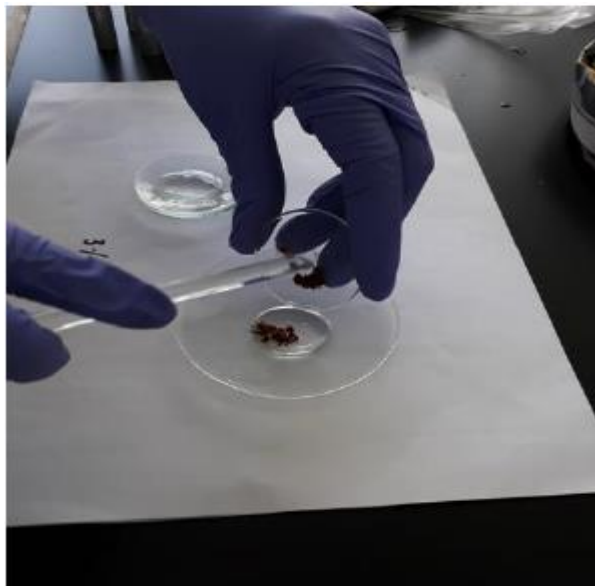
3.1.2 Proceso de mezcla adhesivo-lignina. El tipo de lignina seleccionada es lignosulfonato de sodio extraído de la madera de marca colombiana, el adhesivo es una mezcla entre una resina epóxica y un endurecedor. La preparación de las cantidades según el porcentaje de lignina se define a partir del peso total de la mezcla, teniendo en cuenta las densidades de cada componente del adhesivo. Los porcentajes de lignina se agregaron directamente al endurecedor del adhesivo, proceso que se realizó durante un minuto según indicaciones del fabricante.

Figura 10 Medición del endurecedor y lignina



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

Figura 11 Mezclado de lignina con el endurecedor



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

Finalmente se realizó el mezclado manual tanto de la lignina con el endurecedor como de los componentes de adhesivo.

Figura 12 Mezclado manual



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. "Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina". 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

3.1.3 Proceso de unión. Se aplicó la mezcla de adhesivo en las dos superficies de las probetas, posteriormente se dejaron curar a temperatura ambiente en un tiempo de siete días.

Figura 13 Juntas para ensayo de cizalladura



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

3.1.4 Ensayo mecánico de cizalla. Se realizaron en total 40 ensayos bajo la norma ASTM D1002-10 (Método de prueba estándar para resistencia al corte aparente de muestras de metal adheridas adhesivamente de una sola vuelta por carga de tensión (metal a metal), distribuidos para cada porcentaje así, 10 para 0%, 10 para 1%, 10 para 3% y 10 para 5%. Las condiciones en las que se llevó a cabo los ensayos fueron una temperatura aproximada de 27°C y velocidad de desplazamiento axial $V_0 = 0.2 \frac{mm}{min}$.

Figura 14 Montaje para las pruebas de cizalla y falla del adhesivo



Fuente: MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. “Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina”. 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

3.2 ANÁLISIS DE DATOS EXPERIMENTALES

Con base en los datos experimentales disponibles, en donde se obtuvieron resultados de tiempo, fuerza y desplazamiento, se hace el respectivo análisis considerando aspectos relevantes de la norma mencionados anteriormente. Considerando el esfuerzo cortante, así como la deformación angular para realizar las posteriores gráficas para el proceso, se tiene que:

- Se puede calcular el esfuerzo cortante con la relación $\tau = \frac{F}{A}$, en donde F es la fuerza de corte y A corresponde según la configuración experimental, $A = 25,4 \text{ mm} * 20,2 \text{ mm}$.

- La deformación angular se puede calcular con la relación $\gamma = \frac{x}{l}$, donde X es el desplazamiento y L = 20,5 corresponde al espesor del adhesivo.

De un análisis estadístico que se requiere para realizar la calibración de los modelos constitutivos se realiza el cálculo de la media aritmética, así como de los intervalos de confianza para cada conjunto de datos que corresponden a cada porcentaje de lignina. Con todo lo anterior mencionado, se obtienen las gráficas de esfuerzo cortante vs deformación unitaria.

Figura 15 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 0% lignina

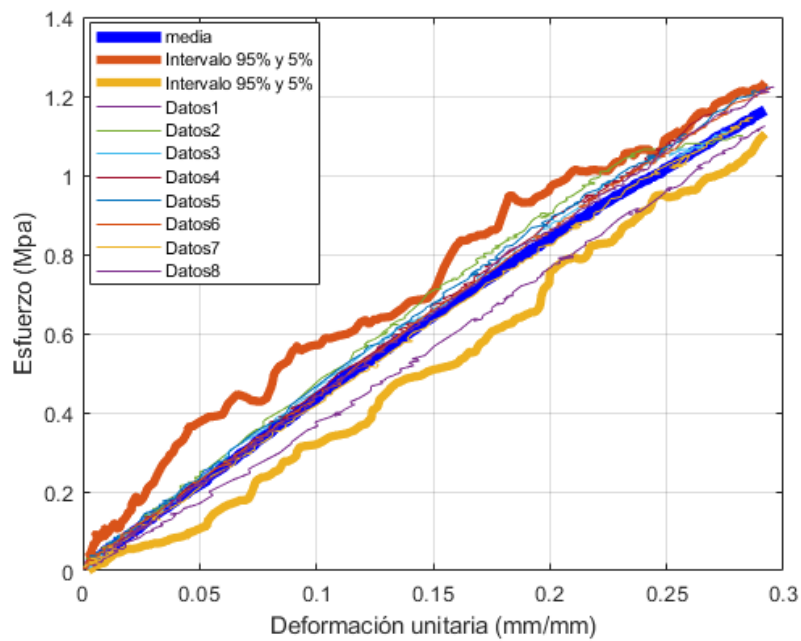


Figura 16 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 1% lignina

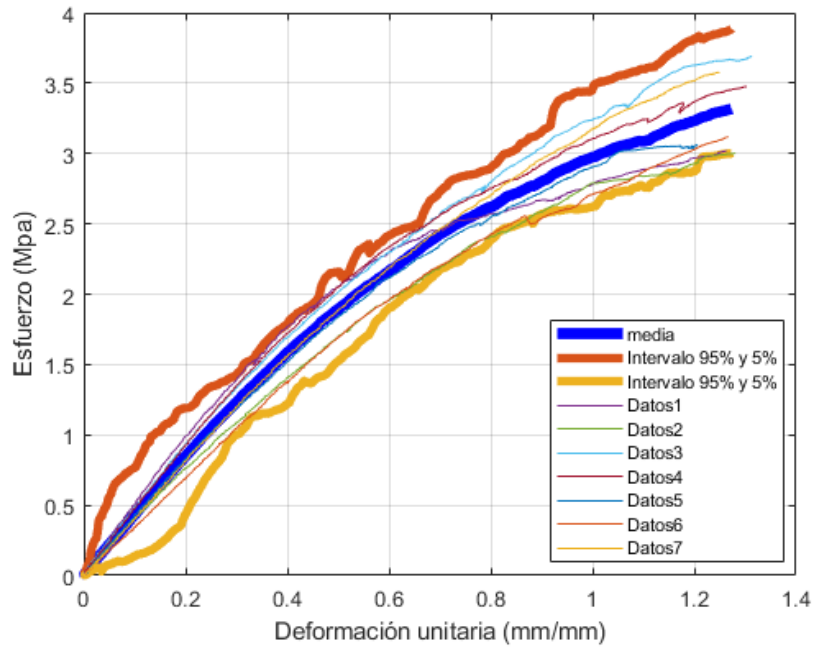


Figura 17 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 3% lignina

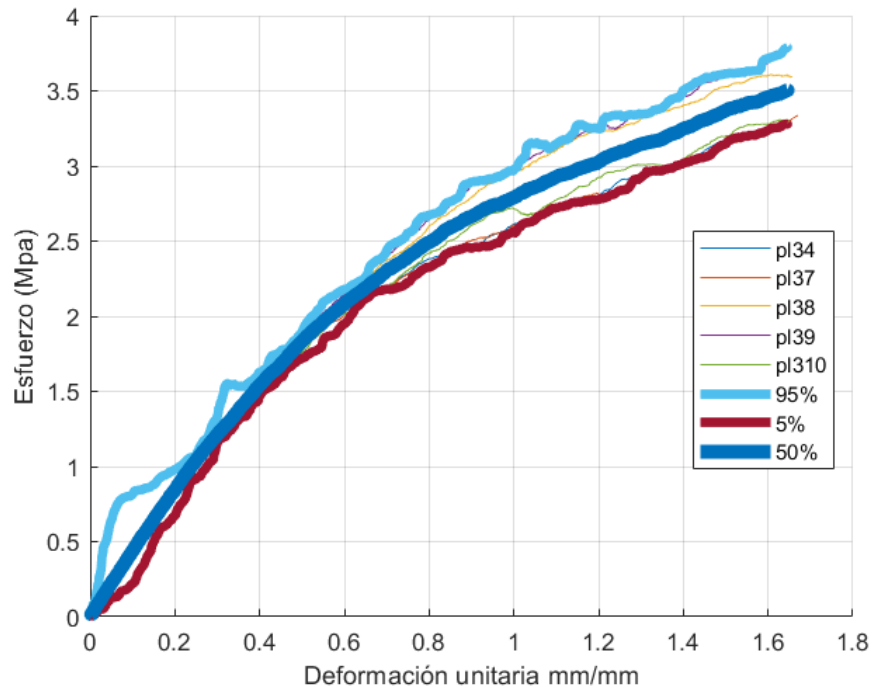
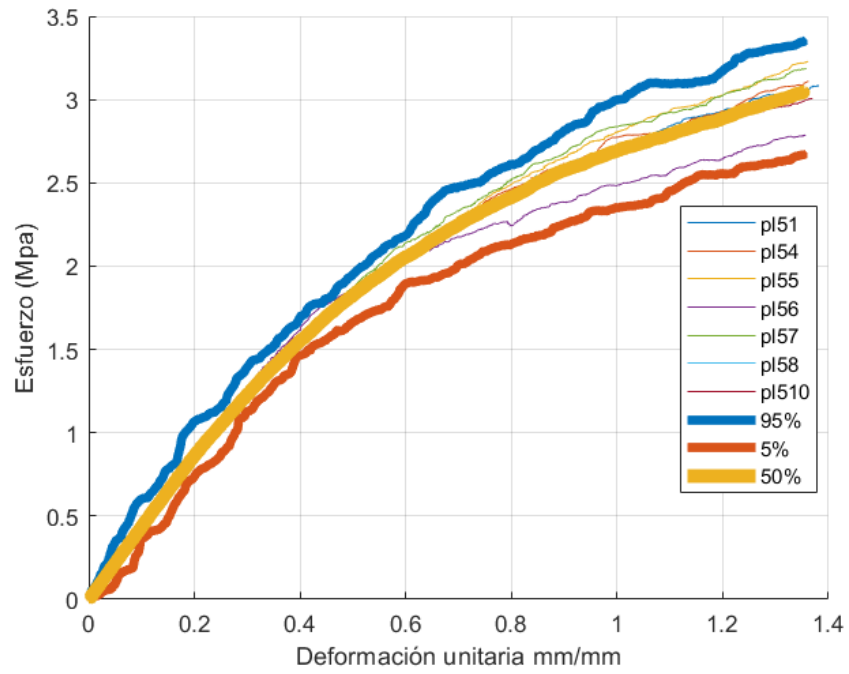


Figura 18 Esfuerzo vs deformación con análisis estadístico para 5% lignina



4. CALIBRACIÓN Y SELECCIÓN DE MODELOS

En aras de realizar la calibración de cada uno de los modelos, se realizó la respectiva programación en el software Matlab. Para esto se dispone de la media hallada para cada concentración en el análisis de datos, y la programación bajo el algoritmo metrópolis-hasting para el método Markov Chain Montecarlo (MCMC), para encontrar los parámetros de cada modelo.

Los modelos utilizados para realizar la calibración y selección son los siguientes:

Cuadro 2. Clasificación de los modelos constitutivos mecánicos

Modelo	σ_{12}	Parámetros
Clásico	$\tau_m = G * \gamma$	G
Burguers	$\varepsilon = \frac{\sigma_0}{\xi_m} + \frac{\sigma_0}{\eta_m} t + \frac{\sigma_0}{\xi_{KV}} (1 - e^{-\xi_{KV}/\eta_{KV}*t})$	$\xi_m, \eta_m, \xi_{KV}, \eta_{KV}$
Neo-hookeano	$\sigma_{12} = 2kC$	C
Gent	$\sigma_{12} = \mu \frac{J_m k}{J_m - k^2}$	J_m, μ
Lopez-pamies(1 termino)	$\sigma_{12} = 3\mu \frac{k}{k^2 + 3} \left(\frac{k^2 + 3}{3} \right)^{\alpha_1}$	μ, α_1

4.1 PARAMETROS DE CADA MODELO

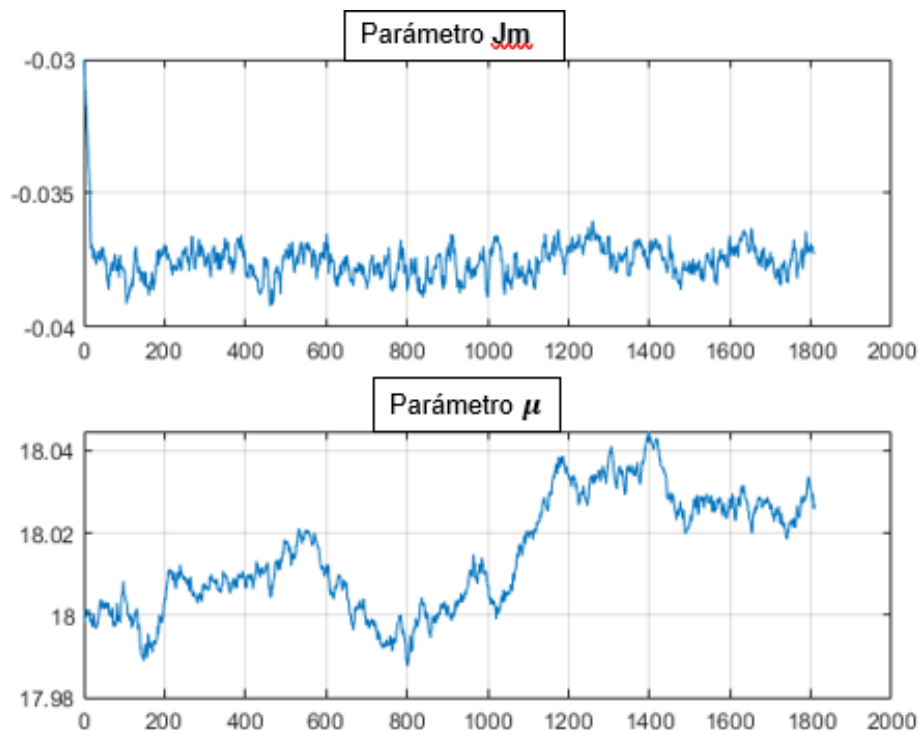
Como se ha mencionado, para la estimación de los parámetros de cada modelo, se utilizó el MCMC. En donde la tasa de aceptación oscilo entre 20-50% en la calibración de cada uno de los modelos⁵⁵, con base a la literatura consultada.

⁵⁵ RITTO, Thiago.NUNES, L.C Bayesian model selection of hyperelastic models for simple and pure shear at large deformations. En: Computers and structures. 2015. Vol 156.

Para cada concentración de lignina se muestra la calibración realizada para uno de los modelos, las demás calibraciones se encuentran en los nexos adjuntos y pueden visualizarse en la base de datos de la biblioteca UIS.

4.1.1 Concentración 0% lignina. Con la finalidad de obtener una convergencia adecuada de la cadena, se utilizaron 5000 muestras y se tomó un burn-in final de 1500 muestras. A continuación, se muestra una cadena de markov típica, en este caso los resultados para cada parámetro del modelo de Gent. Las demás cadenas para los diferentes modelos, así como las funciones de densidad de probabilidad y probabilidad acumulada se encuentran en los anexos adjuntos que se pueden visualizar en la base de datos de la biblioteca UIS.

Figura 19 Cadenas de Markov para los parámetros del modelo de Gent con 0% lignina.



Una vez obtenida la convergencia de las cadenas, se identifica el valor más probable haciendo una evaluación estadística de cada parámetro por medio de la

función de densidad de probabilidad que tendrá un comportamiento gaussiano como se observa en la figura 20. Además, se puede conocer las condiciones de probabilidad, así como el comportamiento de la probabilidad en un rango de certeza en donde está dicho valor, teniendo en cuenta de que el parámetro producto de la aleatoriedad experimental tendrá una variación de esas condiciones, como se observa en la función de densidad acumulada.

Figura 20 Función de densidad de probabilidad parámetro J_m para 0% lignina

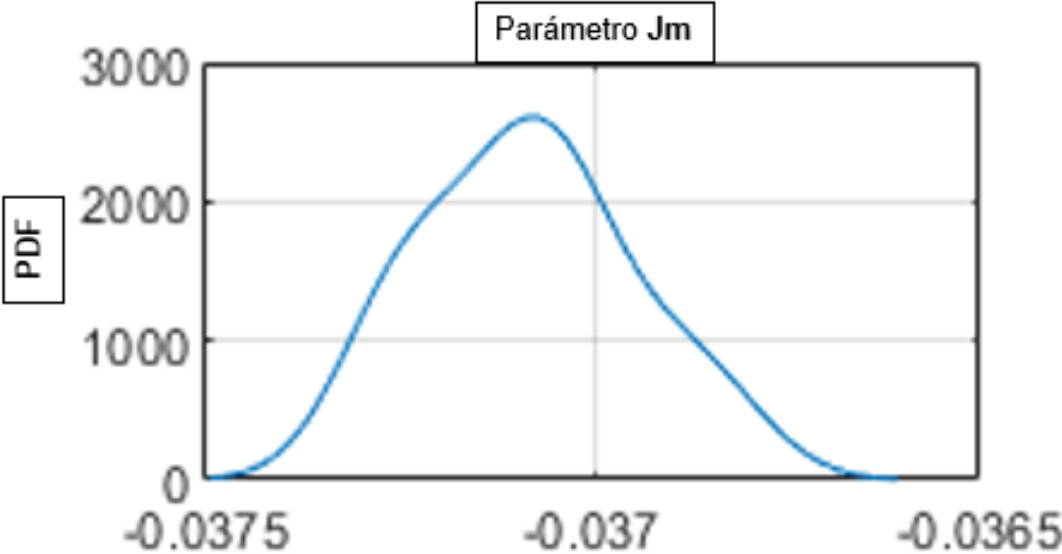


Figura 21 Función de densidad de probabilidad acumulado parámetro J_m para 0% lignina

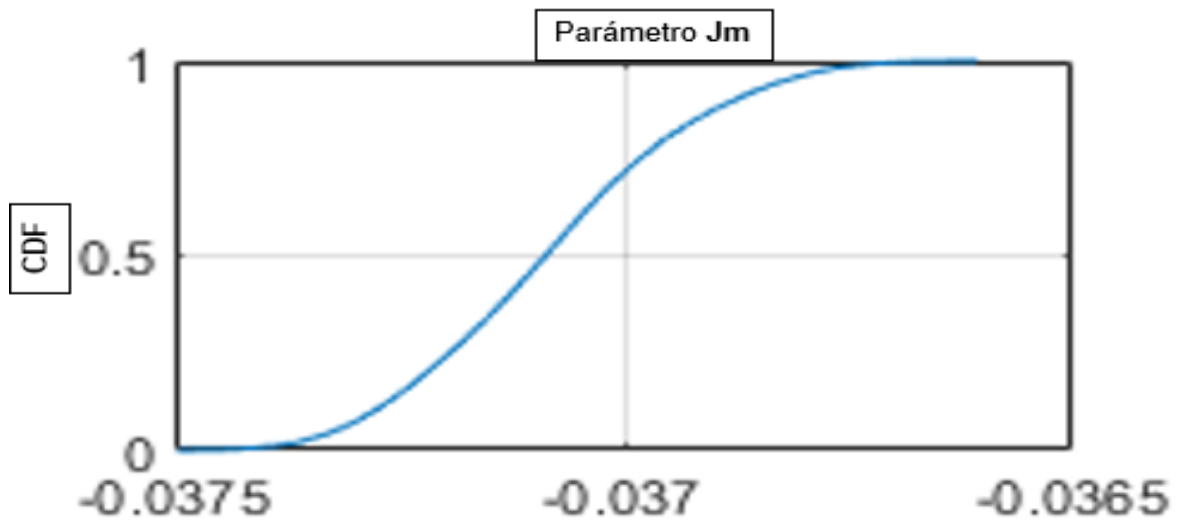


Figura 22 Función de densidad de probabilidad parámetro μ para 0% lignina

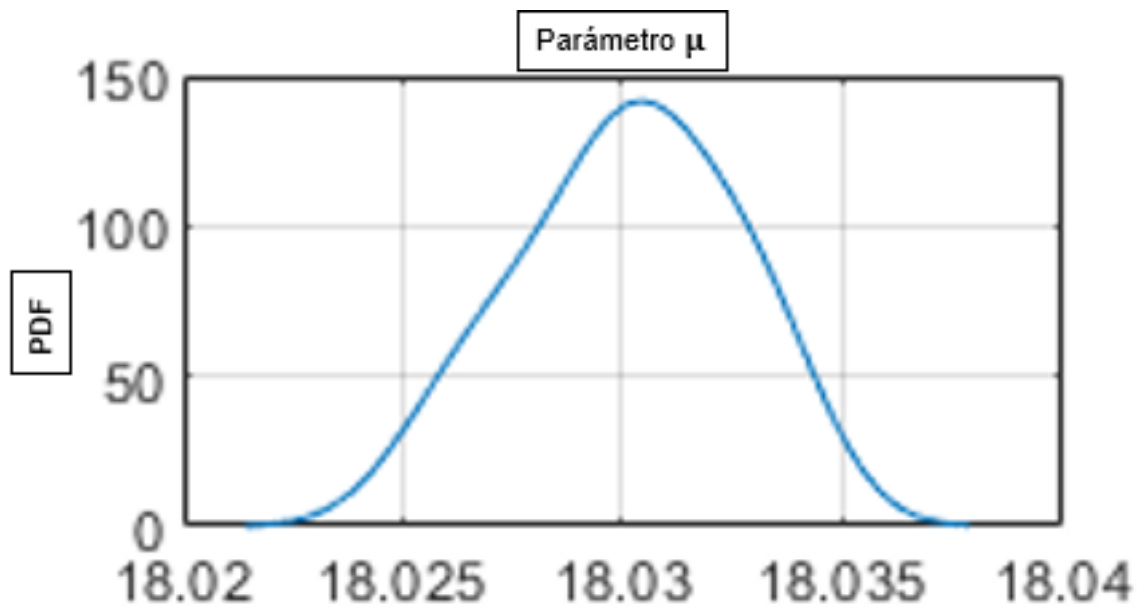
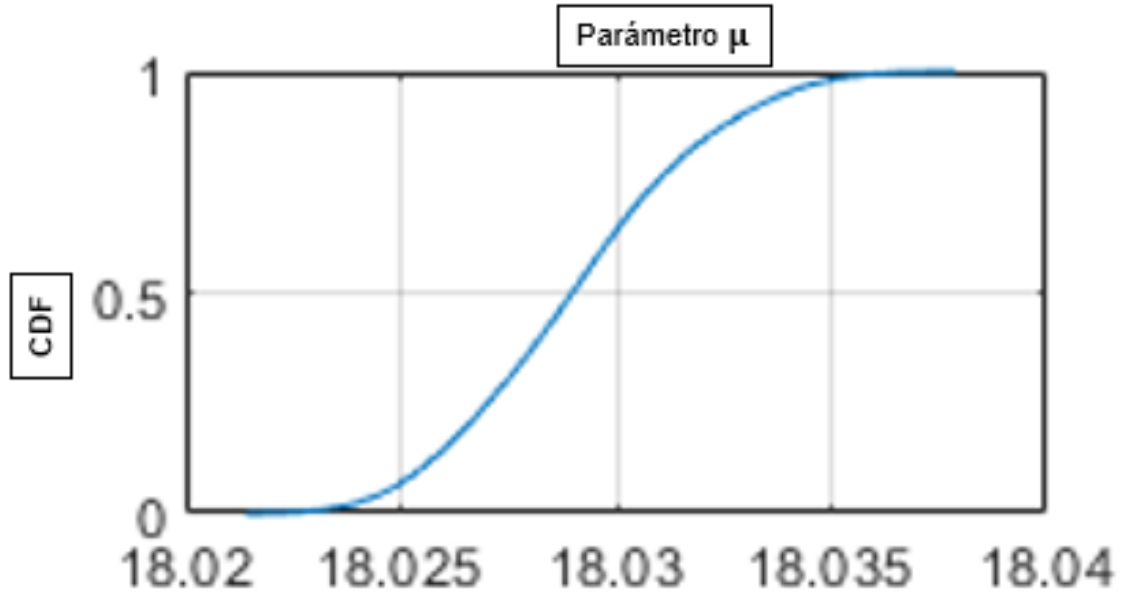


Figura 23 Función de densidad de probabilidad acumulada parámetro μ para 0% lignina



Se realiza la calibración para todos los parámetros implícitos en los modelos constitutivos planteados, a continuación, en la tabla 3, se muestra la información relevante para cada uno de estos:

Cuadro 3. Calibración de parámetros para 0% lignina

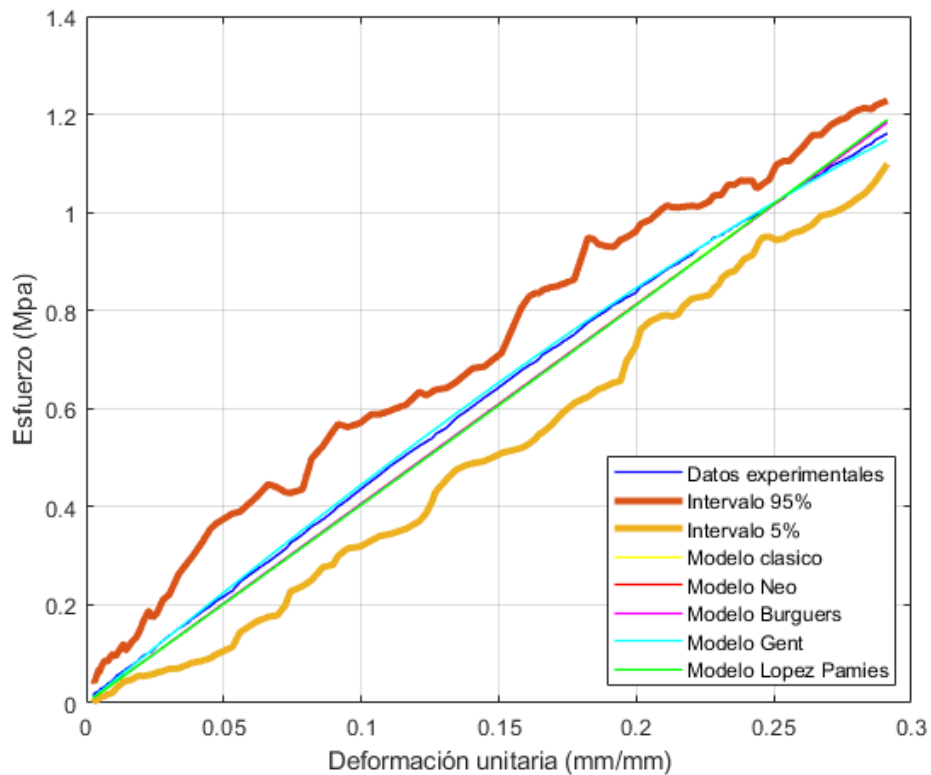
Modelo	Parámetro	Valor identificado	Rango	Desviación estándar
Elástico clásico	G	4.068	[4.05,4.09]	0.0159
Burguers	ξ_m	1.893	[1.88,1.9]	0.0063
	η_m	1.114	[1.10,1.12]	0.0047
	ξ_{KV}	1.055	[1.054,1.057]	0.0012
	η_{KV}	0.001	[-0.001,0.005]	0.0026
Neo-hookeano	C	8.133	[8.11, 8.16]	0.0258
Gent	J_m	-0.037	[-0.036,-0.0375]	0.00026
	μ	18.03	[18.025,18.035]	0.0048
Lopez-pamies(1 termino)	μ	16.124	[16.11,16.14]	0.0147
	α_1	8.143	[8.1,8.2]	0.0464

Cuadro 4. Módulo de cizallamiento G para cada modelo 0% lignina

MODELO	MÓDULO	VALOR (MPa)
Clásico	G	4.068
Burguers	$G=\xi m+\xi KV$	2.948
Neo-hookeano	$G=C$	8.133
Gent	$G=\mu$	18.03
Lopez-pamies	$G=\mu$	16.124

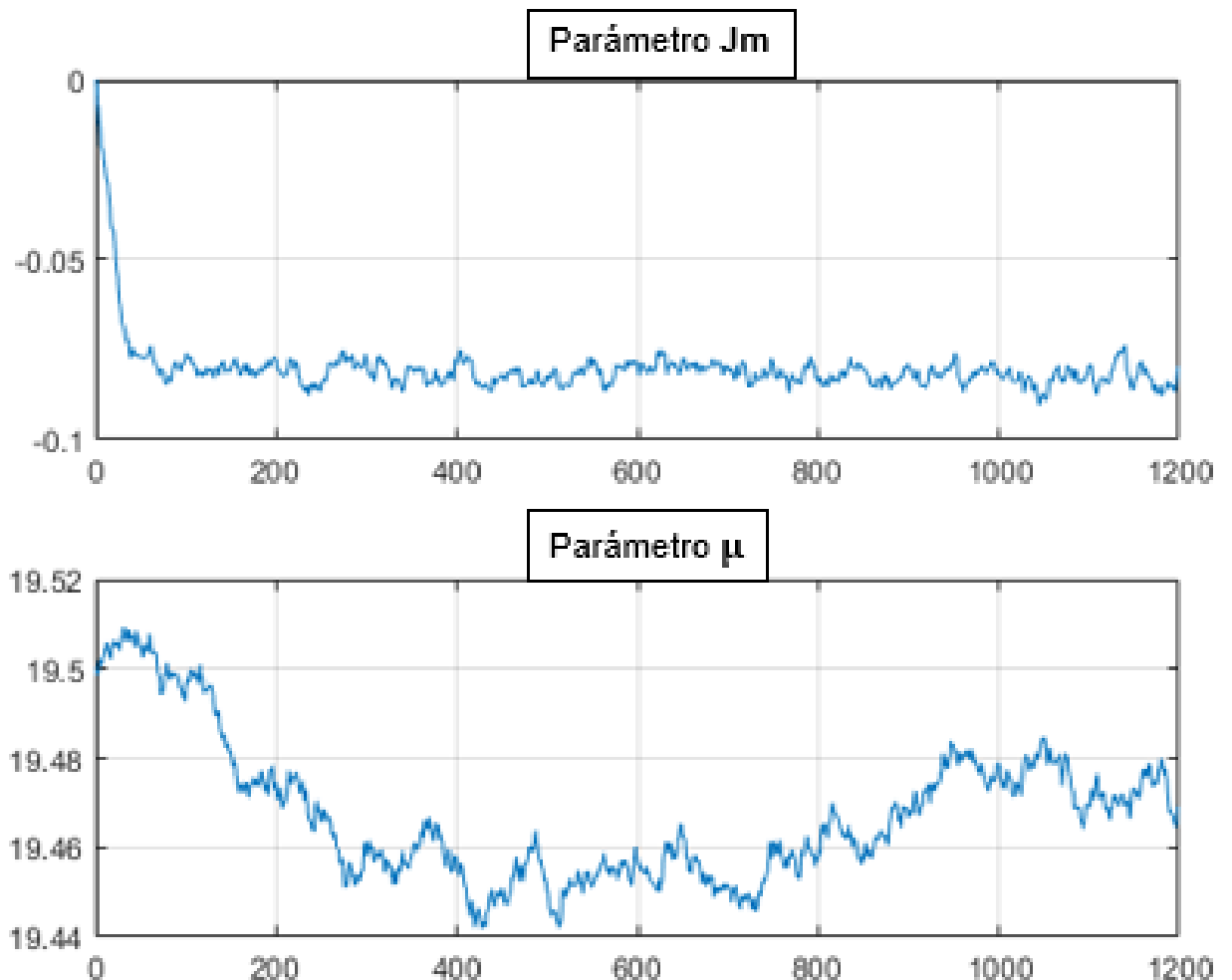
Finalmente, luego de identificar los parámetros de cada modelo constitutivo, se obtiene la respuesta de cada uno en la figura 24, encontrando que todos se acoplan a los intervalos de confianza planteados, además se puede observar que el modelo de gent es quien acompaña la tendencia de los datos experimentales para todo el rango de deformaciones.

Figura 24 Respuesta de los modelos con su calibración para 0% lignina



4.1.2 Concentración de 1% lignina. De manera similar que el proceso anterior, para obtener una convergencia adecuada, se utilizaron 5000 muestras y se tomó un burn-in de 1000 muestras. A continuación, se muestra una cadena de markov típica, en este caso los resultados para cada parámetro del modelo de Gent. Las demás cadenas para los diferentes modelos, así como las funciones de densidad de probabilidad y probabilidad acumulada se encuentran en los anexos adjuntos que se pueden visualizar en la base de datos de la biblioteca UIS.

Figura 25 Cadenas de Márkov para los parámetros del modelo de Gent, 1% lignina.



Una vez obtenida la convergencia de las cadenas, se identifica el valor más probable haciendo una evaluación estadística de cada parámetro, en este caso para los datos experimentales obtenidos con una concentración de lignina de 1%, por medio de la función de densidad de probabilidad que tendrá un comportamiento gaussiano como se observa en la figura 26. Además, se puede conocer las condiciones de probabilidad, así como el comportamiento de la probabilidad en un rango de certeza en donde está dicho valor, teniendo en cuenta de que el parámetro producto de la aleatoriedad experimental tendrá una variación de esas condiciones, como se observa en la función de densidad acumulada.

Figura 26 Función de densidad de probabilidad parámetro J_m con 1% lignina

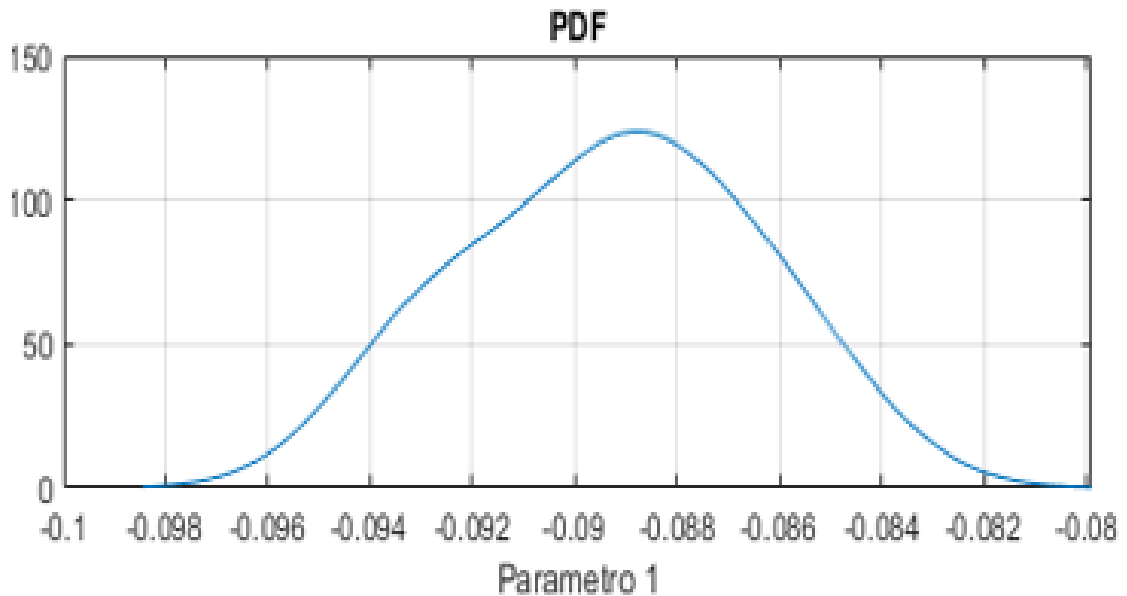


Figura 27 Función de densidad de probabilidad acumulado parámetro J_m para 1% lignina

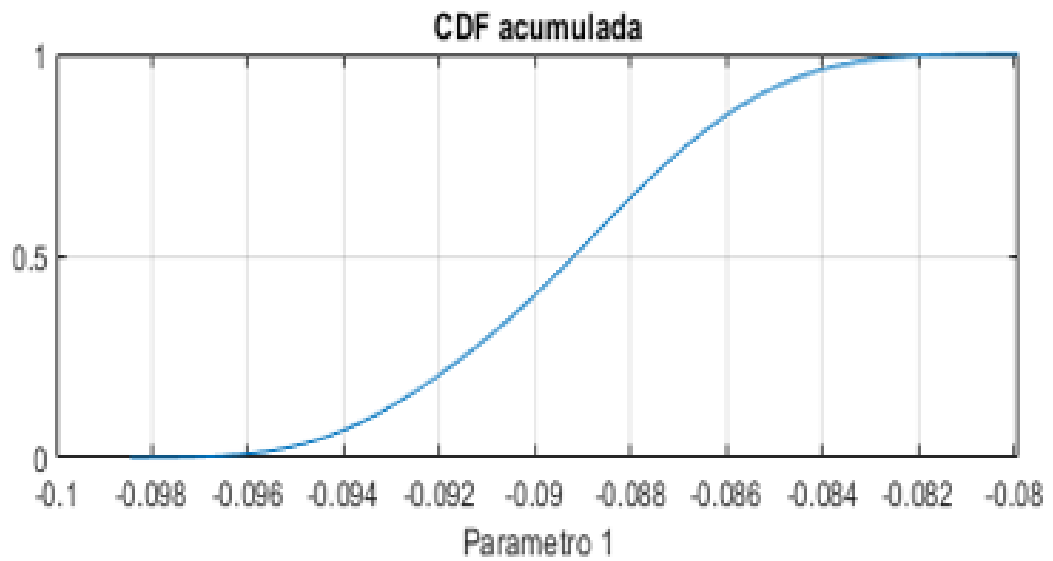


Figura 28 Función de densidad de probabilidad parámetro μ para 1% lignina

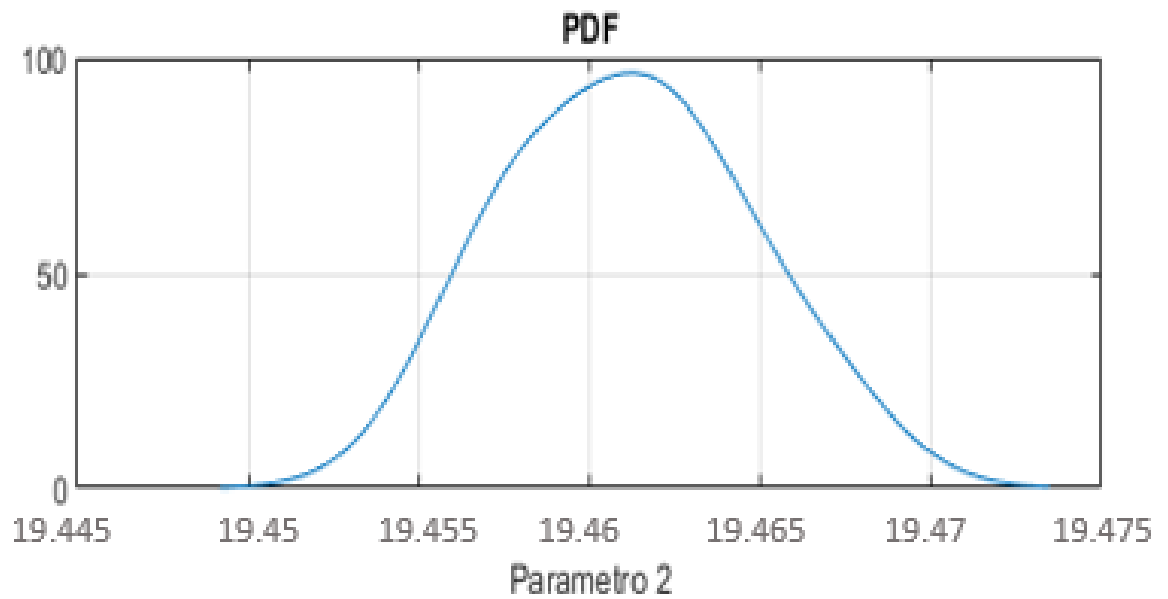
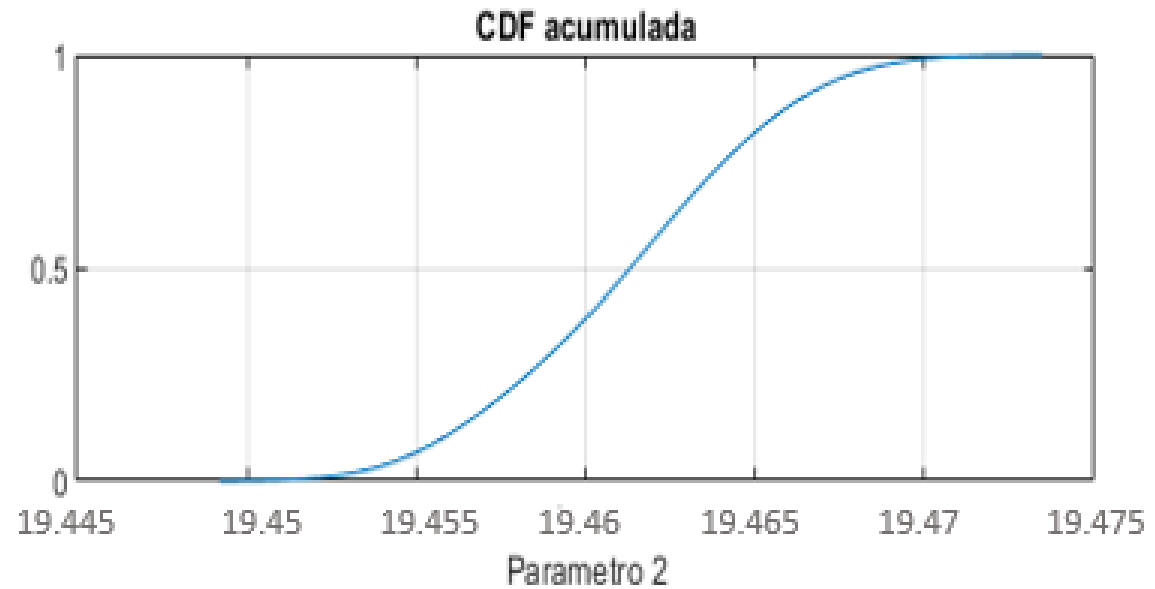


Figura 29 Función de densidad de probabilidad acumulada parámetro μ para 1% lignina



Se realiza la calibración para todos los parámetros implícitos en los modelos constitutivos planteados, en este caso para un porcentaje de lignina de 1%, a continuación, en la tabla 5, se muestra la información relevante para cada uno de estos:

Cuadro 5. Calibración de parámetros para 1% lignina

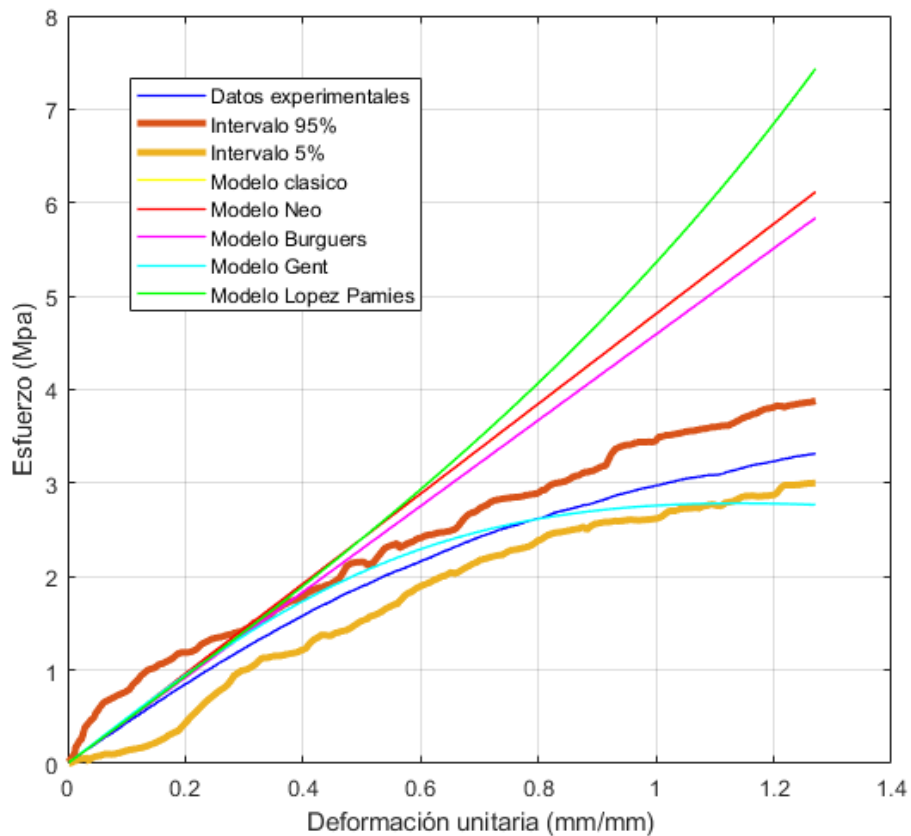
Modelo	Parámetro	Valor identificado	Rango	Desviación estándar
Elástico clásico	G	4.81	[4.8,4.82]	0.002
Burguers	ξ_m	2.432	[2.4,2.43]	0.0017
	η_m	1.074	[1.07,1.08]	0.0048
	ξ_{KV}	1.015	[1.01,1.02]	0.00098
	η_{KV}	0.0007	[0,0.0002]	0.00067
Neo-hookeano	C	9.623	[9.6, 9.63]	0.0038
Gent	J_m	-0.089	[-0.1,-0.08]	0.0054
	μ	19.461	[18.025,18.035]	0.0071
Lopez-pamies(1 termino)	μ	18.56	[18.5,18.6]	0.006
	α_1	7.99	[7.9,7.99]	0.00185

Cuadro 6. Módulo de cizallamiento G para cada modelo con 1% lignina

MODELO	MÓDULO	VALOR (MPa)
Clásico	G	4.81
Burguers	$G=\xi\eta+\xiKV$	3.447
Neo-hookeano	$G=C$	9.623
Gent	$G=\mu$	19.461
Lopez-pamies	$G=\mu$	18.56

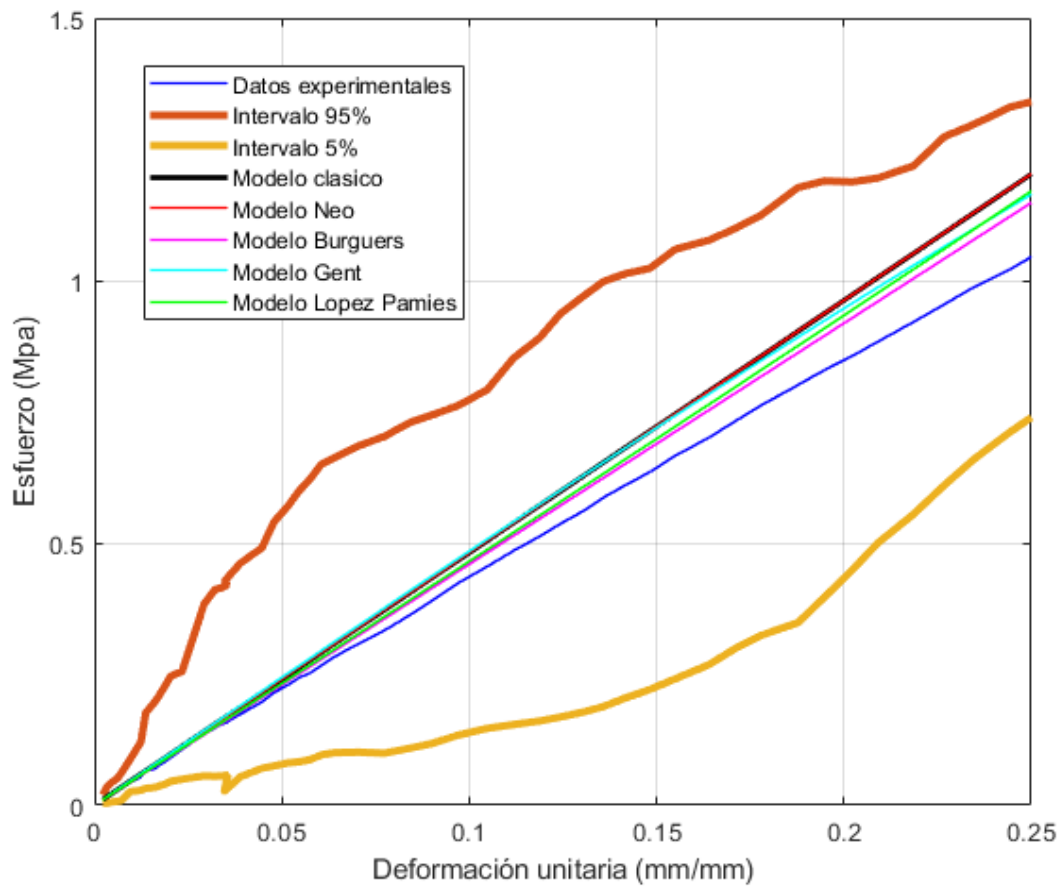
Luego de calibrar los modelos identificando sus parámetros implícitos, se obtiene la respuesta de cada uno en la figura 30.

Figura 30 Respuesta de los modelos con su calibración para 1% lignina



Considerando que grandes deformaciones se puede tomar a partir de 2% de deformación, se realiza un acercamiento para detallar el comportamiento de los modelos para grandes deformaciones, observando su resultado dentro de los intervalos de confianza establecidos. También es posible analizar que para pequeñas deformaciones los modelos presentan una tendencia lineal con una pequeña dispersión entre ellos y con respecto a la media de los datos experimentales. Para grandes deformaciones, se observa una tendencia similar, con una mayor dispersión entre ellos, especialmente los modelos clásicos se alejan cada vez más de la tendencia de la media de los datos experimentales.

Figura 31 Detalle de los modelos para grandes deformaciones en concentración 1% lignina.



4.1.3 Concentración de 3% lignina. Para obtener la convergencia adecuada para el proceso de 3% de lignina, en busca de obtener la convergencia adecuada, se utilizaron 8000 muestras y se tomó un burn-in de 1500 muestras. A continuación, se muestra las cadenas de Márkov encontradas para los parámetros en el modelo de Gent. El proceso de los demás modelos se encuentra consignado en los anexos adjuntos y se pueden visualizar en la base de datos de la biblioteca UIS.

Figura 32 Cadena de Márkov parámetro J_m para el modelo de Gent 3% lignina

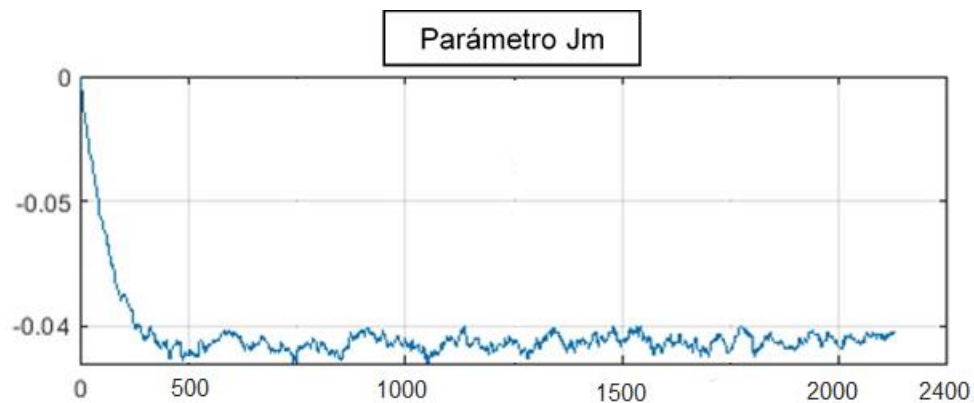
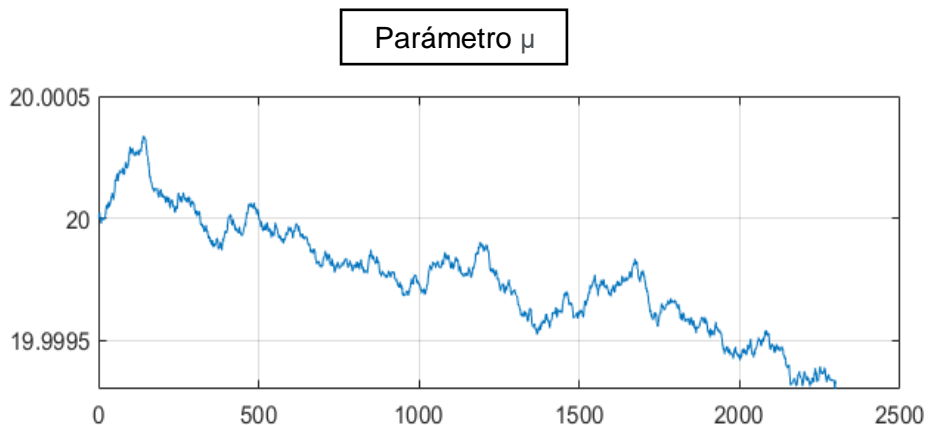


Figura 33 Cadena de Márkov parámetro μ para el modelo de Gent 3% lignina



Con las cadenas se puede observar la convergencia y determinar los parámetros del modelo de gent para los datos experimentales de 3% de concentración de

lignina. A su vez con el objetivo de establecer el rango de los parámetros se tiene en cuenta la función de densidad de probabilidad (PDF) y la función de densidad de probabilidad acumulada (CDF)

Figura 34 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro J_m 3% lignina

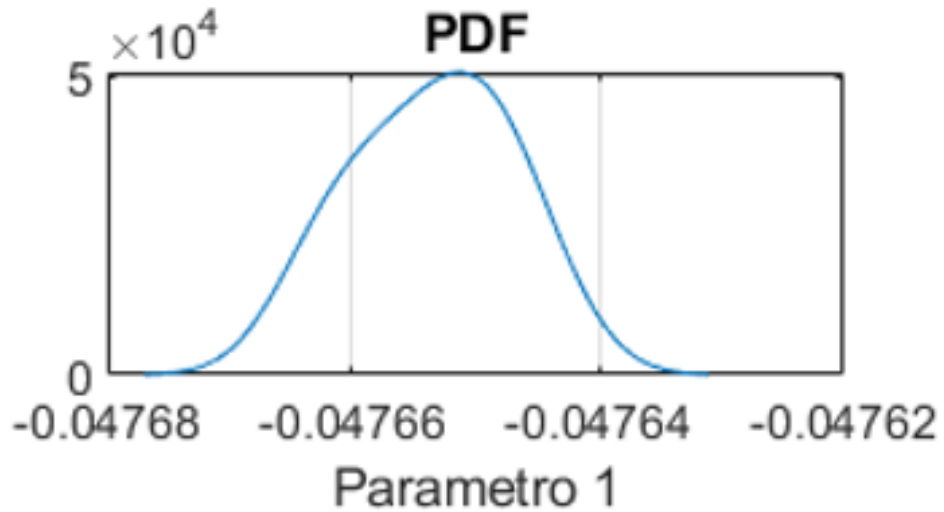


Figura 35 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro J_m 3% lignina

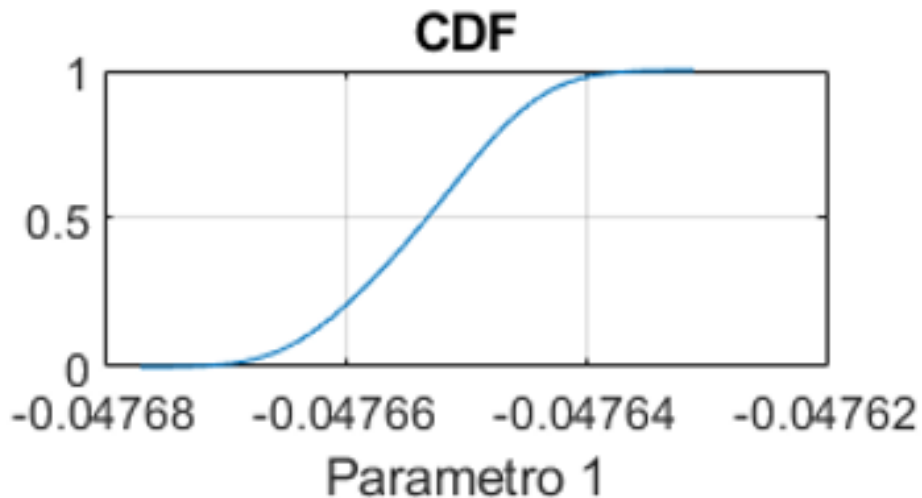


Figura 36 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro 3% lignina

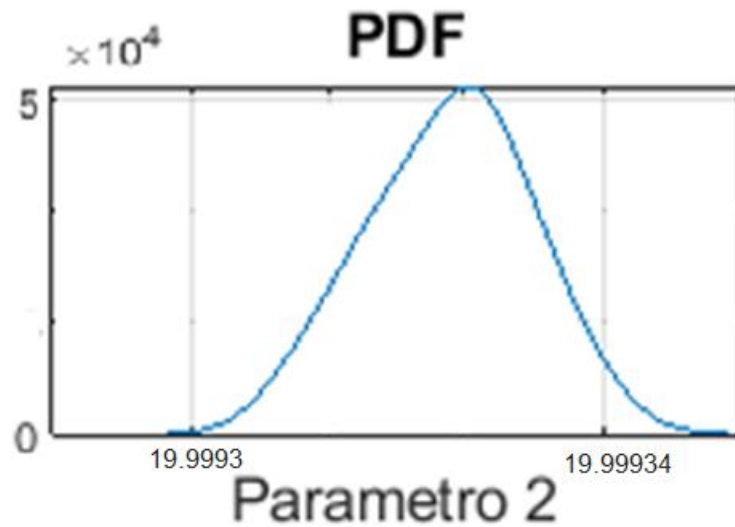
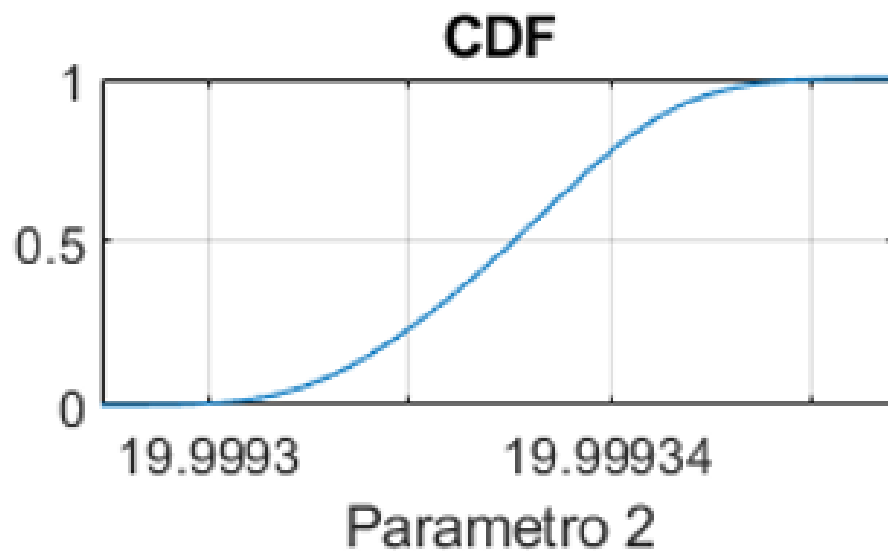


Figura 37 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro 3% lignina



Se realiza la calibración para todos los parámetros implícitos en los modelos constitutivos planteados, a continuación, en la tabla 4, se muestra la información relevante para cada uno de estos:

Cuadro 7. Calibración de parámetros para 3% lignina

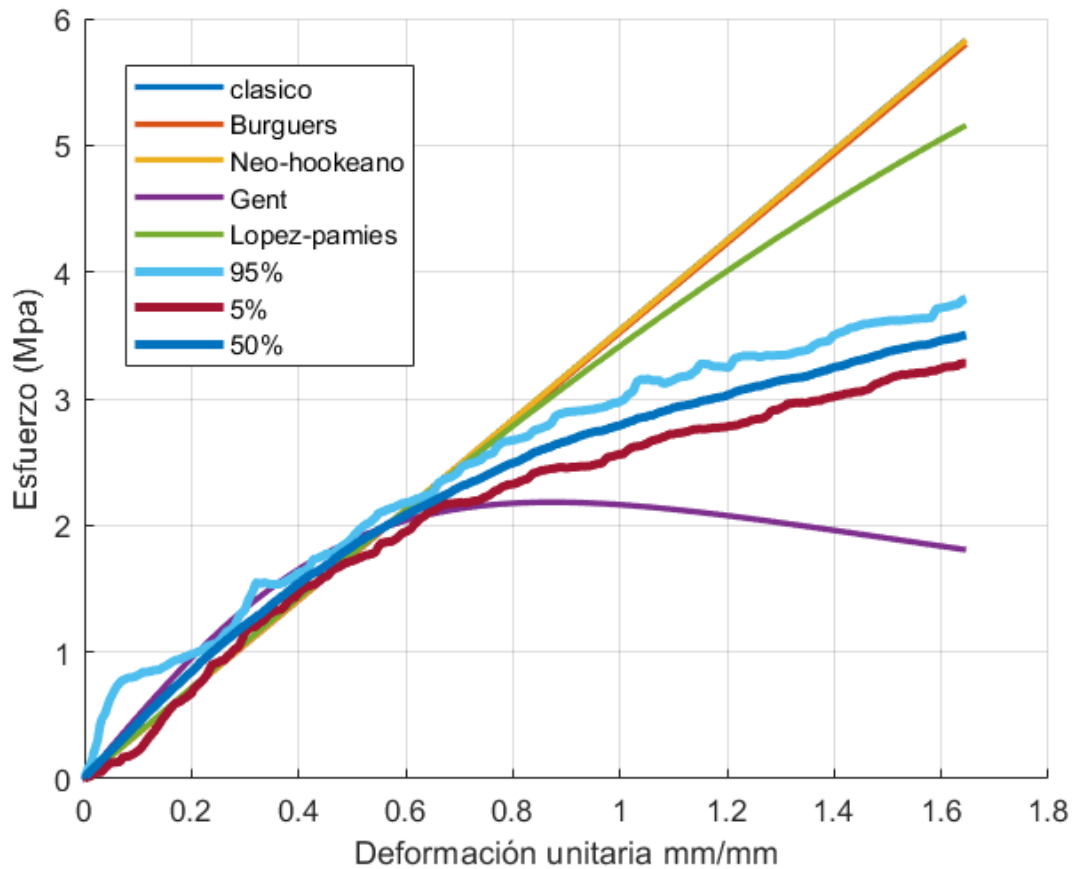
Modelo	Parámetro	Valor identificado	Rango	Desviación estándar
Elástico clásico	G	3.543	[3.5425,3.544]	0.00043
Burguers	ξ_m	1.163	[1.16,1,165]	0.0012
	η_m	1.209	[1.208,1.21]	0.0011
	ξ_{KV}	1.151	[1.15,1.152]	0.0012
	η_{KV}	0.000887	[0.0005,0.001]	0.0001787
Neo-hookeano	C	7.082	[7.08, 7.084]	0.0015
Gent	J_m	-0.047653	[-0.04768,-0.04764]	0.0000135
	μ	19.999337	[19.9993,19.99934]	0.00002317
Lopez-pamies(1 termino)	μ	14.392	[14.385,14.395]	0.0031
	α_1	-1.522	[-1.53,-1.52]	0.0030

Cuadro 8. Módulo de cizallamiento G para cada modelo 3% lignina

MODELO	MÓDULO	VALOR (MPa)
Clásico	G	3.543
Burguers	$G=\xi_m+\xi_{KV}$	2.313
Neo-hookeano	$G=C$	7.082
Gent	$G=\mu$	19.999
Lopez-pamies	$G=\mu$	14.392

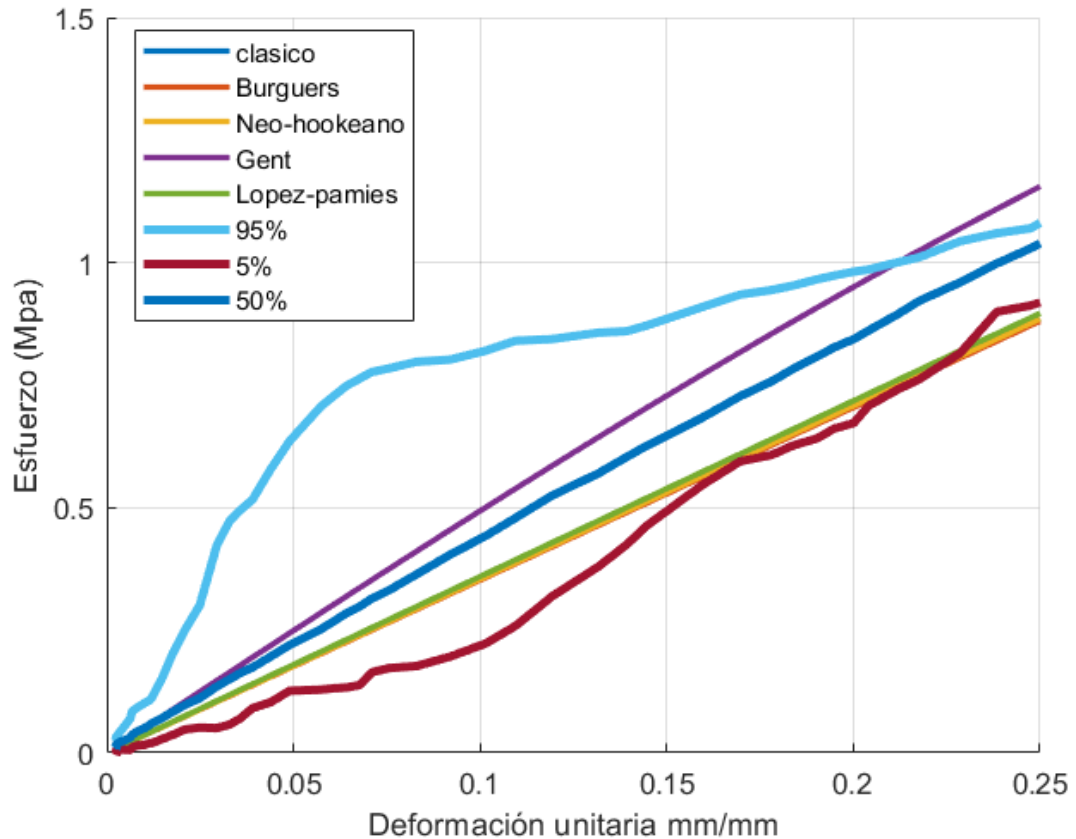
Finalmente, luego de obtener y calibrar todos los parámetros de cada modelo constitutivo se obtiene la respuesta de los modelos.

Figura 38 Respuesta de los modelos para la concentración de 3% de lignina



Considerando que grandes deformaciones se puede tomar a partir de 2%, se realiza un acercamiento para detallar el comportamiento de los modelos para grandes deformaciones, observando su resultado dentro de los intervalos de confianza establecidos. También se puede analizar que para el comportamiento mecánico en la concentración de 3% de lignina, los modelos clásicos presentan gran dispersión con respecto a los datos experimentales, incluso en pequeñas deformaciones. Por lo que se puede denotar que el modelo de gent es el que más similitud presenta tanto en pequeñas como grandes deformaciones.

Figura 39 Detalle de los modelos para grandes deformaciones en concentración 3% lignina.



4.1.4 Concentración de 5 % lignina. Para obtener la convergencia adecuada para el proceso de 5% de lignina, en busca de obtener la convergencia adecuada, se utilizaron 8000 muestras y se tomó un burn-in de 1500 muestras. A continuación, se muestra las cadenas de Márkov encontradas para los parámetros en el modelo de Gent. El proceso de los demás modelos se encuentra consignado en los anexos adjuntos y se pueden visualizar en la base de datos de la biblioteca UIS.

Figura 40 Cadena de Márkov parámetro J_m 5% lignina

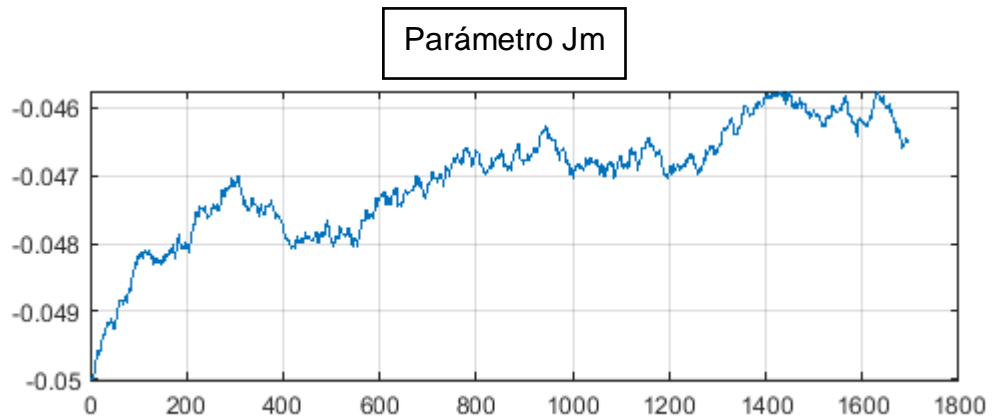
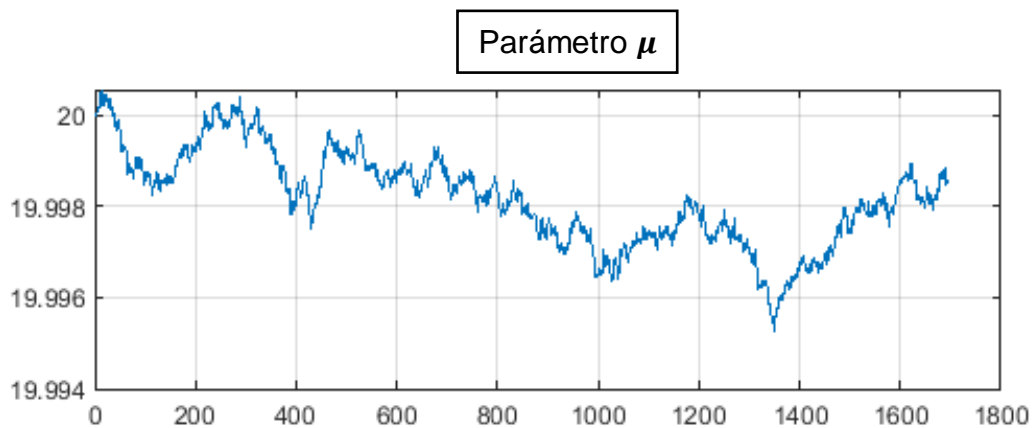


Figura 41 Cadena de Márkov parámetro μ 5% lignina



Con las cadenas se puede observar la convergencia y determinar los parámetros del modelo de gent para los datos experimentales de 5% de concentración de lignina. A su vez con el objetivo de establecer el rango de los parámetros se tiene en cuenta la función de densidad de probabilidad (PDF) y la función de densidad de probabilidad acumulada (CDF)

Figura 42 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro Jm 5% lignina

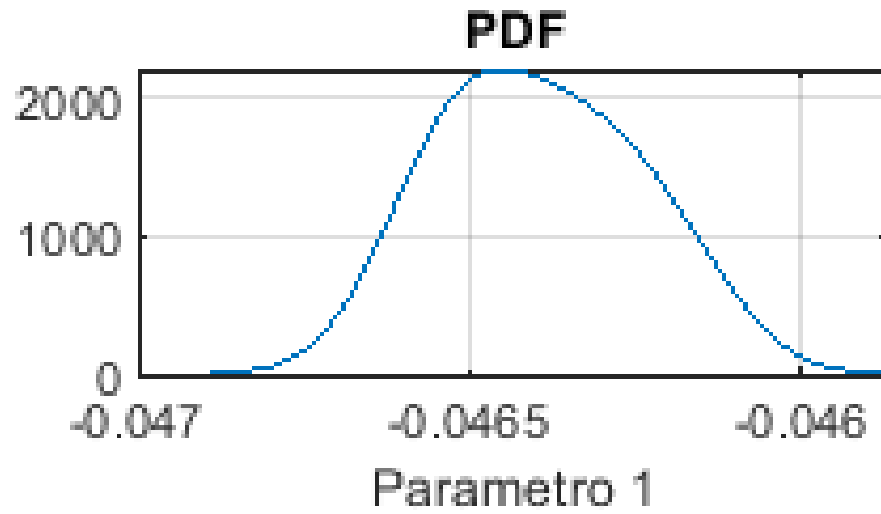


Figura 43 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro Jm 5% lignina

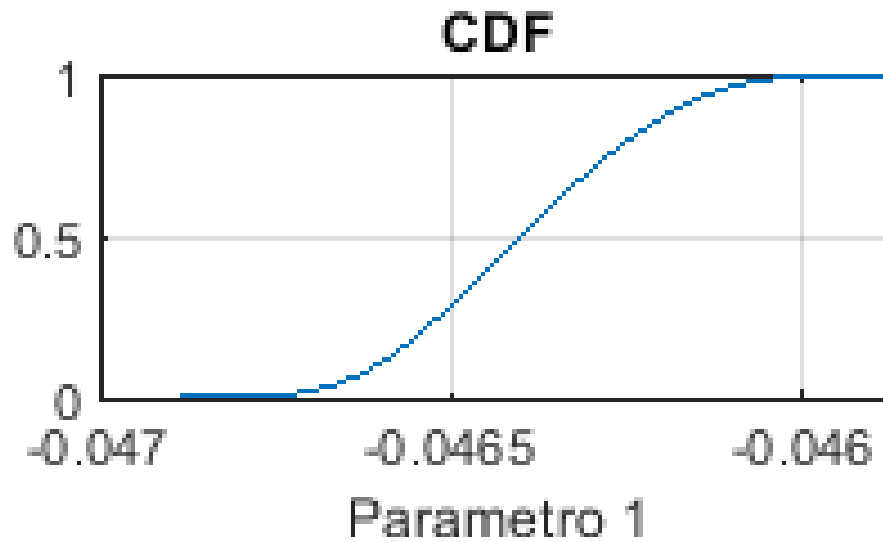


Figura 44 Función de densidad de probabilidad (PDF) parámetro μ 5% lignina

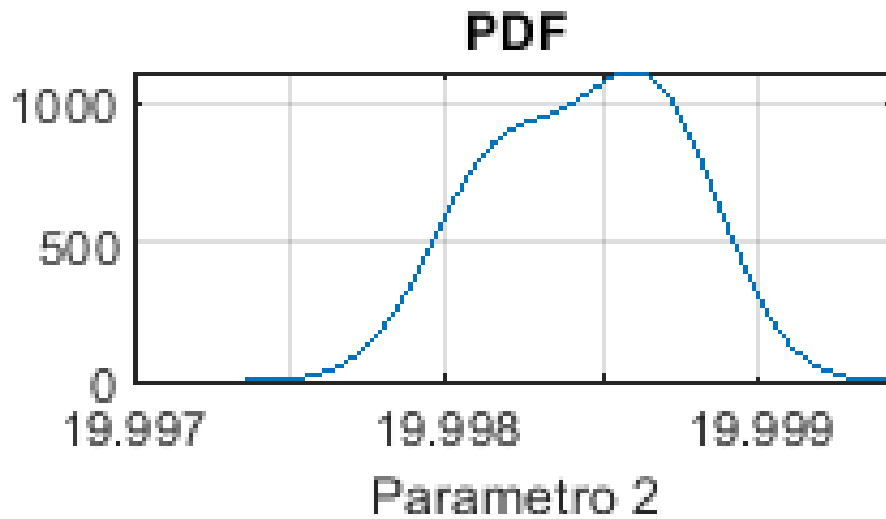
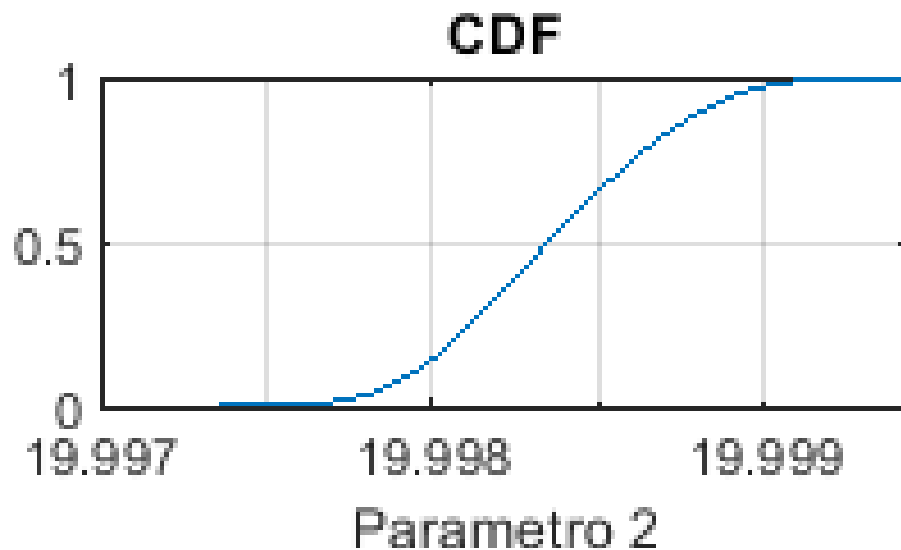


Figura 45 Función de densidad de probabilidad acumulada (CDF) parámetro μ 5% lignina



Se realiza la calibración para todos los parámetros implícitos en los modelos constitutivos planteados, a continuación, en la tabla 5, se muestra la información relevante para cada uno de estos:

Cuadro 9. Calibración de parámetros para 5% lignina

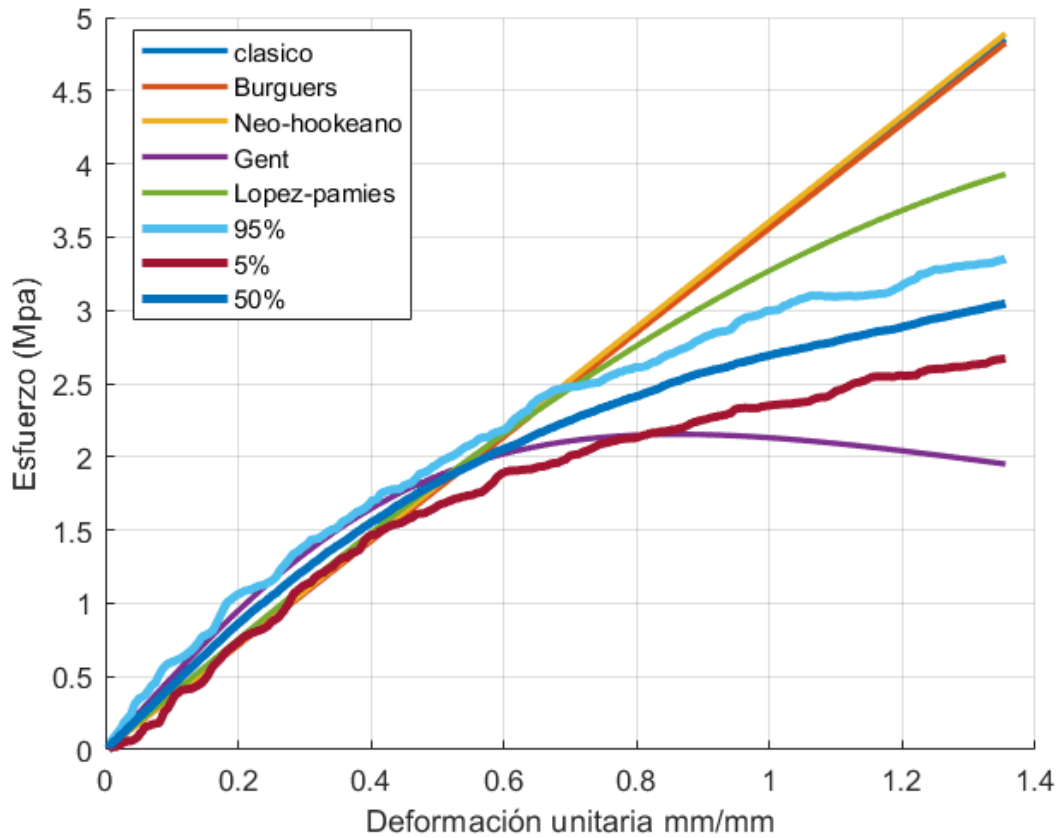
Modelo	Parámetro	Valor identificado	Rango	Desviación estándar
Elástico clásico	G	3.596	[3.594,3.598]	0.0017
Burguers	ξ_m	1.000	[1,1,0005]	0.000271
	η_m	1.289	[1.285,1.29]	0.0018
	ξ_{KV}	1.270	[1.266,1.274]	0.0031
	η_{KV}	0.0009	[0,0.002]	0.0011
Neo-hookeano	C	7.216	[7.21, 7.22]	0.0026
Gent	J_m	-0.04639	[-0.04768,-0.04764]	0.00029797
	μ	19.998443	[19.9993,19.99934]	0.00060698
Lopez-pamies(1 termino)	μ	15.151222	[19.997,19.999]	0.0106
	α_1	-6.113573	[-6.14,-6.08]	0.0212

Finalmente, luego de obtener y calibrar todos los parámetros de cada modelo constitutivo se obtiene la respuesta de los modelos.

Cuadro 10. Módulo de cizallamiento G para cada modelo 5% lignina

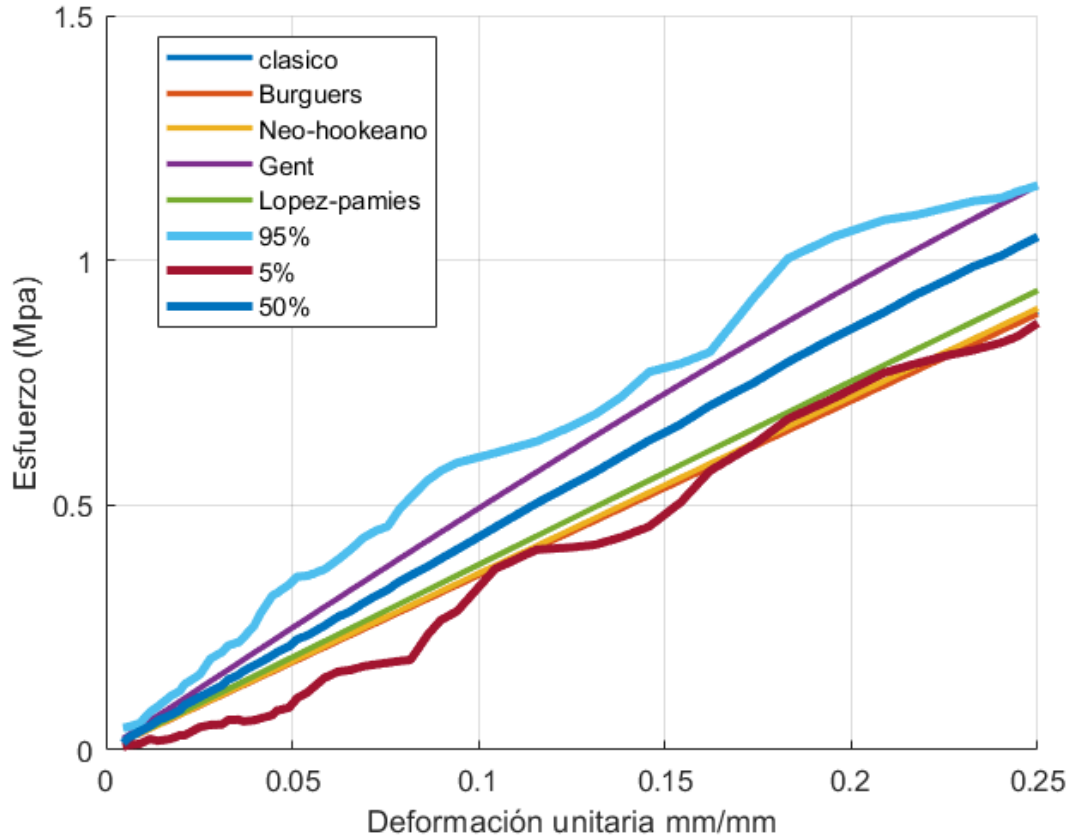
MODELO	MÓDULO	VALOR (MPa)
Clásico	G	3.596
Burguers	$G = \xi_m + \xi_{KV}$	2.271
Neo-hookeano	$G = C$	7.216
Gent	$G = \mu$	19.998
Lopez-pamies	$G = \mu$	15.151

Figura 46 Respuesta de los modelos para la concentración de 5% de lignina



Considerando que grandes deformaciones se puede tomar a partir de 2%, se realiza un acercamiento para detallar el comportamiento de los modelos para grandes deformaciones, observando su resultado dentro de los intervalos de confianza establecidos. También se puede analizar que para el comportamiento mecánico en la concentración de 5% de lignina, los modelos clásicos presentan gran dispersión con respecto a los datos experimentales, incluso en pequeñas deformaciones. Por lo que se puede denotar que el modelo de gent es el que más similitud presenta tanto en pequeñas como grandes deformaciones.

Figura 47 Detalle de los modelos para grandes deformaciones en concentración 5% lignina.



4.2 SELECCIÓN DE MODELOS

Para seleccionar el modelo adecuado para cada concentración se utiliza la técnica de inferencia bayesiana mencionada anteriormente, conocida como Bayesian Model Class Selection (BMCS). Proceso que ayudará a tener una mejor perspectiva ya que los resultados serán menos intuitivos porque no sólo se tendrá en cuenta el ajuste de las curvas mostrados anteriormente para cada porcentaje de lignina, sino que se tendrán en cuenta aspectos como la dispersión de las funciones de densidad de probabilidad calculadas para la calibración, también se penalizarán los modelos que con número de parámetros más altos representen resultados semejantes con modelos de menor número de parámetros.

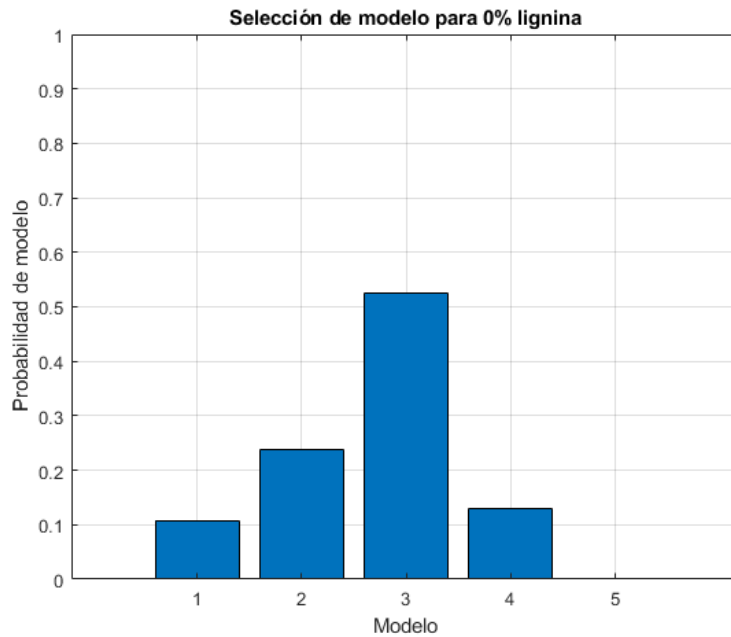
Teniendo en cuenta que los modelos se clasificarán de menor a mayor probabilidad, siendo el mayor valor el aceptado como modelo acorde. Para esto se realizó la respectiva programación en el software Matlab, en donde por medio de histogramas se podrá observar la probabilidad de cada modelo con respecto a los datos experimentales para cada concentración de lignina.

4.2.1 Concentración 0%. Según las consideraciones planteadas anteriormente, bajo el criterio BMCS, los resultados para la concentración de 0% de lignina se obtiene que el modelo de Gent describe mejor los datos experimentales.

Cuadro 11. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 0% lignina

Selección Bayesiana	Modelo	% Probabilidad
1	Clásico	10.82
2	Neo-hookeano	23.79
3	Gent	52.42
4	Lopez-Pamies	12.97
5	Burguers	0.000

Figura 48 Histograma de selección de modelos para 0% lignina

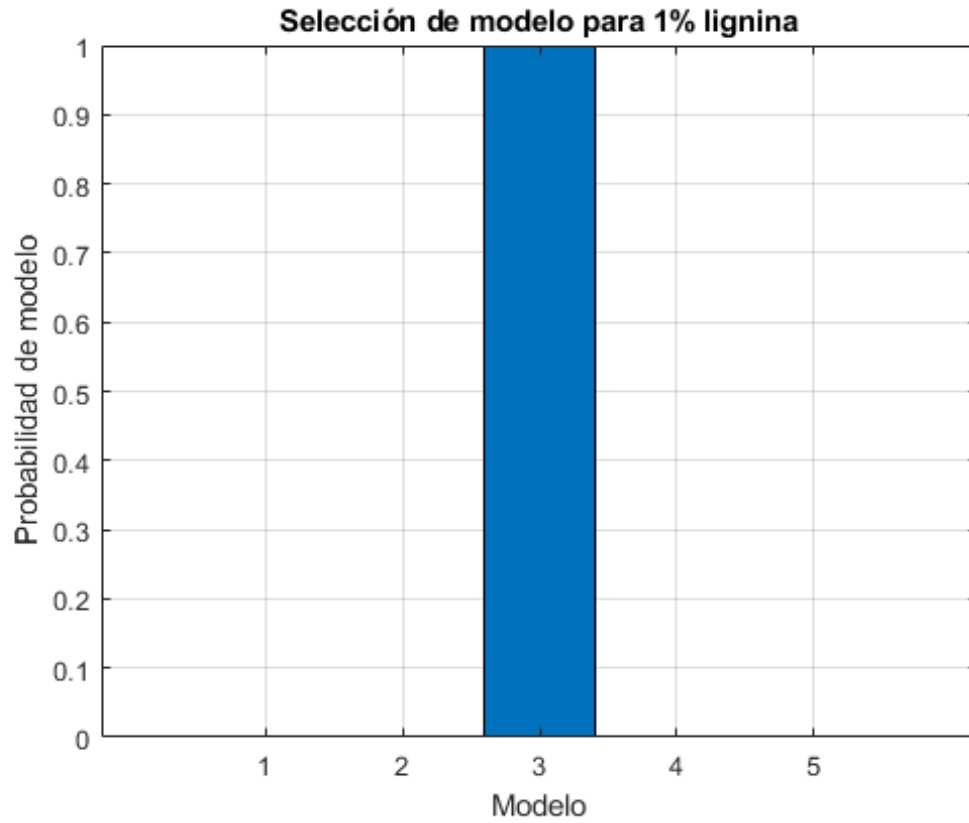


4.2.2 Concentración 1%. Bajo el criterio BMCS, los resultados para la concentración de 1% de lignina se obtiene que el modelo de Gent es el más favorable describiendo los datos experimentales.

Cuadro 12. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 1% lignina

Selección Bayesiana	Modelo	% Probabilidad
1	Clásico	0.000
2	Neo-hookeano	0.000
3	Gent	100
4	Lopez-Pamies	0.000
5	Burguers	0.000

Figura 49 Histograma de selección de modelos para 1% lignina

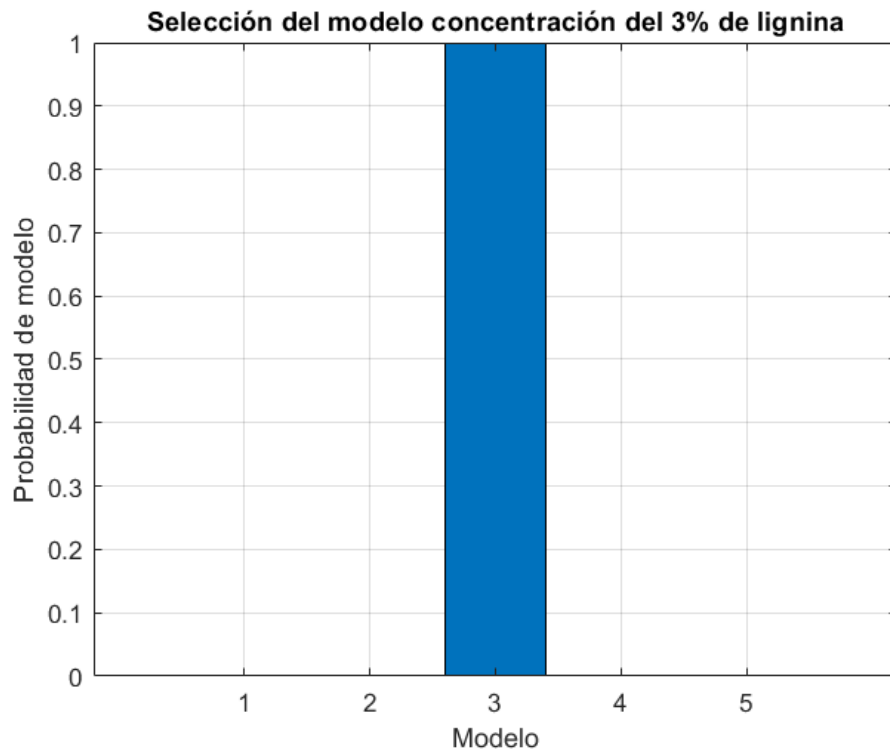


4.2.3 Concentración 3%. Para la concentración de 3% de lignina se encuentra que el modelo de Gent tiene un 100% de probabilidad, siendo el modelo que mejor describe los datos experimentales bajo el criterio BMCS.

Cuadro 13. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 3% de lignina

Selección Bayesian	Modelo	% Probabilidad
1	Clásico	0.000
2	Neo-hookeano	0.000
3	Gent	100
4	Lopez-Pamies	0.000
5	Burguers	0.000

Figura 50 Histograma de selección de modelos para 3% de lignina

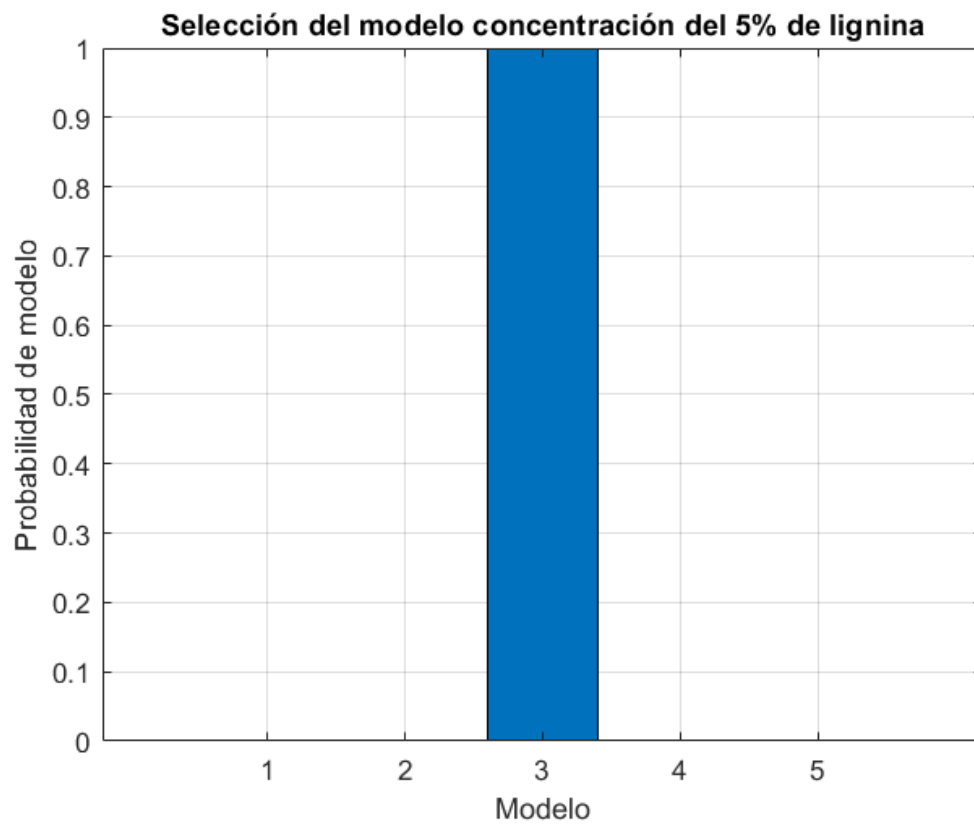


4.2.4 Concentración 5%. Para la concentración de 5% de lignina se encuentra que el modelo de Gent tiene un 100% de probabilidad, siendo el modelo que mejor describe los datos experimentales bajo el criterio BMCS.

Cuadro 14. Clasificación y selección de los modelos utilizando BMCS para 5% de lignina

Selección Bayesian	Modelo	% Probabilidad
1	Clásico	0.000
2	Neo-hookeano	0.000
3	Gent	100
4	Lopez-Pamies	0.000
5	Burguers	0.000

Figura 51 Histograma de selección de modelos para 5% de lignina.



5. CONCLUSIONES

La adición de lignina en el adhesivo LOCTITE power epoxy produce una disminución en la rigidez del material. En las gráficas de esfuerzo vs deformación (Figura 15 a 18) se observa el efecto de dicho comportamiento en donde se aprecia el aumento de la deformación unitaria con respecto al adhesivo base (con 0% de lignina la deformación unitaria máxima es de 0.3 mm/mm y con 3% de lignina una deformación unitaria máxima de 1,6 mm/mm).

Con base a la gran cantidad de modelos existentes para cada enfoque de investigación, se consideró el uso de modelos que permitan describir el fenómeno de adhesión en todos los rangos de deformación, considerando el uso de un adhesivo que de manera previa tendría dicho comportamiento. Por tanto, específicamente se hace uso del modelo elástico clásico, viscoelástico e hiperelástico con el fin de caracterizar el comportamiento del material, reafirmando lo encontrado en la literatura que los modelos hiperelásticos se adecuan mejor al comportamiento del material.

Aplicando *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)*, se puede denotar que los modelos que presentan menor número de parámetros obtienen una mejor convergencia y estabilidad en las cadenas de Markov, representando también un menor costo computacional con respecto a modelos de mayor número de parámetros y complejidad matemática.

Realizada la calibración de los modelos, se identifica el módulo de cizalla de cada uno de estos para cada concentración de lignina, se concluye que la lignina afecta las propiedades mecánicas del adhesivo base, obteniendo una disminución del módulo de cizalla para cada modelo en el intervalo del 0% de lignina y 5% de lignina (Clásico 11.6%, Burguers 22.96%, Neo-hookeano 11.27% y Lopez-pamies 6%) y un aumento del 9.84% en el modelo de Gent.

Con el criterio de selección de modelos *Bayesian Model Class Selection (BMCS)*, se determina que el modelo hiperelástico de Gent es el que presenta el mayor porcentaje de probabilidad, para 0% de lignina (52.42%), para 1% (100%), para 3% (100%) y para 5% (100%). Esto en consecuencia que el criterio de selección penaliza los modelos que, con mayor número de parámetros, así como dispersión en las PDF calculadas obtienen una respuesta similar con los modelos que presentan mayor simplicidad respecto a lo mencionado anteriormente.

Teniendo en cuenta la respuesta de los modelos, se tiene que para el porcentaje de 0% de lignina (figura 24) el modelo de Gent es el que mejor ajuste de curva presenta, ya que acompaña el comportamiento de los datos experimentales en todos los rangos de deformación, para 1% de lignina (figura 30) el modelo de Gent realiza un ajuste de curva hasta deformaciones de 0,8 mm/mm, adicionalmente para 3% y 5% (figura 38, figura 46), el modelo de Gent realiza un ajuste de curva hasta deformaciones de 0,6 mm/mm.

Con la metodología realizada en este proyecto, se hace un aporte relevante para describir el comportamiento mecánico del material, encontrando el modelo que permite describir este comportamiento y que se pueda utilizar como base para su análisis en otras condiciones, ya sean industriales o académicas.

BIBLIOGRAFÍA

ALVAREZ, Sergio. MEJIA, José. Validación de modelos constitutivos mecánicos para la caracterización de las propiedades mecánicas en adhesivos epóxicos. Trabajo de grado ingeniero mecánico. Universidad Industrial de Santander. Facultad de ingenierías físico-mecánicas. Escuela de ingeniería mecánica. 2018. 73 p.

AMERICAN SOCIETY OF TESTING MATERIALS. Standard test method for apparent shear strength of single-lap-joint adhesively bonded metal specimens by tension loading (metal-to-metal). 2019. ASTM D1002-10.

BECK, James. MUTO, Matthew. Bayesian updating and model class selection of deteriorating hysteretic structural models using seismic response data. En: Structural Dynamics and Earthquake Engineering. 2007, p. 1-12.

BEDOYA, Juan Camilo. Cálculos dosimétricos mediante código Monte Carlo a partir de imágenes de PET/CT. Tesis maestría en física médica. Universidad nacional de cuyo. 2011 [en línea]. [consultado: 24/09/2020]. Disponible en: http://ricabib.cab.cnea.gov.ar/305/1/1Bedoya_Tobon.pdf

BEICHL, I y SULLIVAN, F. The metrópolis algorithm. En: Computing in science and engineering. 2000.

BERTRAM, Albertch. Elasticity and plasticity of large deformations. 3rd ed. Springer-Verlag 2012

CADIZ, Alberto. Optimización estocástica mediante métodos de Monte Carlo. Proyecto fin de carrera. Universidad Carlos III de Madrid. 2011

CARRILLO, Amanda; OSUNA Juan y VALDÉS, Victoria. Síntesis y caracterización de materiales híbridos de resinas epóxicas-óxido de silicio y resinas epóxicas-óxido de titanio por el proceso sol-gel. Sociedad química de México. 2009. p.1.

CHAVEZ-SIFONTES, Marvin; DOMINE, Marcelo. “Lignina, estructura y aplicaciones: métodos de despolimerización para la obtención de derivados aromáticos de interés industrial” En: Avances en ciencia e ingeniería. Vol 4. 2013

EBNESAJJAD, Sina. HANDBOOK OF ADHESIVES AND SURFACE PREPARATION. Elsevier inc. 2011. p.3-13.

FOMBUENA, V. et al. Utilidad de los modelos de viscoelasticidad en el aprendizaje de la ingeniería de materiales poliméricos. En: MODELLING IN SCIENCE EDUCATION AND LEARNING. Universitat Politècnica de Valencia. Vol 10. 2007

GAMERMAN, Dani y LOPEZ, Hedirbert. Markov Chain Monte Carlo. En: Stochastic simulation for bayesian inference. Segunda edición. Texts in statistical science. 2006

GENT, A. N. A new constitutive relation for rubber. Rubber chemistry and technology vol 69. 1996

GERE, James y GOODNO, Barry. Mecánica de materiales. 7 edición. CENGAGE Learning 2009

HERNANDEZ, Wiliam, et al. Thermorheologically simple materials: A bayesian framework for model calibration and validation. En: Journal of sound and vibrations. 2017. Vol 402. p 18.

HERNANDEZ, William; CASTELLO, D.A y MATT, C.F. On the model building for transmission line cables: a Bayesian approach. En: Inverse Problems in Science and Engineering. Taylor & Francis, febrero, 2018, vol.26, nro.12, p. 1784-1812. ISSN 1741-5977.

KAIPO, Jari. SOMERSALO, Erkki. Statistical and computational inverse problems. United States of America: Springer, 2005. vol.160. ISBN 0-387-22073-9.

LA WEB DE LOS ADHESIVOS: Adhesivos de epoxi [en línea]. [Consultado: 31 de octubre de 2019]. Disponible en: <https://www.losadhesivos.com/adhesivos-epoxi.html>

LIESA, Francisco y BILURBINA, Luis. Adhesivos industriales [En línea]. Marcombo, 1990. vol. 39 [Consultado:31 de octubre de 2019]. Disponible en: <https://books.google.com.co/books?id=Dz6iVjqF80wC&pg=PA21&lpg=PA21&dq=procesos+de+>

LOPEZ-PAMIES, Oscar. A new I1-based hyperelastic model for rubber elastic materials. Department of mechanical engineering. State university of new york. 2009.

LORA, J. Industrial comercial lingins: Sources, properties and applications. En M. Naceur Belgacem, & A. Gandini (Edits.), Monomers, Polymers and Composites from Renewable Resources (First ed., págs. 225-241). Amsterdam: Elsevier B.V. 2008
MADRID, Mario. Tecnología de la adhesión. Departamento técnico de Loctite España. [en línea] [Consultado: 30 octubre de 2019] Disponible en: http://www2.ulpgc.es/hege/almacen/download/7071/7071377/curso_de_adhesivos.pdf

MARCKMANN, G. VERRON, E. Comparison of hyperelastic models for rubber-like materials. En: Rubber Chem Technol. Nantes, Francia: Julio, 2016, Vol. 73, nro. 3.

MORENO, Miguel, et al. Revisión de modelos hiperelásticos utilizados en tejidos. En: 6th Engineering, Science and Technology conference (2017), KnE Engineering. 2018. p.100-110.

MURILLO, Daniela y VEGA, Laura. "Caracterización y comparación de las propiedades mecánicas para juntas metálicas utilizando adhesivo de resina sintética tipo epoxi pura y modificada a base de lignina". 2018. Escuela de ingeniería mecánica. Universidad Industrial De Santander.

OGDEN, R. W. Large deformation isotropic elasticity- on the correlation of theory and experiment for incompressible rubberlike solids. School of mathematics and physics, university of east anglia, Norwich. 1972

PACKHAM D.E. Handbook of adhesión second edition. John wiley & sons. 2005

RITTO, Thiago.NUNES, L.C Bayesian model selection of hyperelastic models for simple and pure shear at large deformations. En: Computers and structures. 2015. Vol 156.

ROBERT, Christian y CASELLA, George. Monte carlo statistical methods. En: Springer texts in statistics Segunda edición. 2004

RUIZ, Miguel. DÍAZ, Helena. Resistencia de materiales. España: CIMNE. 2015, 290 p. ISBN: 978-84-944244-4-1

SOBOL, M. Métodos de Monte Carlo. En: Lecciones populares de matemáticas. Segunda edición. Ediorial Mir. 1976

TREOLAR, Leslie. The physics of rubber elasticity. Oxford classic text in the physical sciences. 2005

VISHTAL, A.; KRASLAWSKI, A. Challenges in industrial applications of technical lignins. *BioResources*, 6, 3547-3568. 2011