

República de Cuba
Ministerio de Educación Superior
Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa
“Dr. Antonio Núñez Jiménez”
Departamento de Metalurgia Electromecánica

Trabajo de Diploma

En opción al Título de Ingeniero Mecánico

Título: Análisis estadístico para determinar el comportamiento de la curva $\sigma - \epsilon$ en acero endurecido en frío.

Autora: Nivia Ramos Rodríguez.

Tutores: Ing: Dayanis Alcántara Borges.

MS.c: Tomás Fernández Columbié.

MS.c: Isnel Rodríguez González.

Moa /2010

“Año 52 del Triunfo de la Revolución”



Declaración de Autoridad:

Yo: Nivia Ramos Rodríguez

Autor de este trabajo de diploma, certifico su propiedad intelectual a favor del Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa Dr. Antonio Nuñez Jiménez, el cual podrá hacer uso del mismo con la finalidad que estime conveniente.

Nivia Ramos Rodríguez

Ing. Dayanis Alcántara Borges.

MC.s. Tomás Fernández Columbié

MC.s. Isnel Rodríguez González.



Agradecimientos:

Al supremo rey Jesucristo, por mantener sus manos santas y de amor sobre mis estudios

A todos mis profesores por los conocimientos transmitidos durante el desempeño de mi carrera.

A mis tutores por confiar en mí en la realización de este trabajo, la Ing. Dayanis Alcántara Borges, el MSc. Tomás Fernández Columbié e Isnel Rodríguez González.

A mis familiares que me apoyaron en los momentos de mi vida en que más lo necesitaba.

A mis amigos que siempre creyeron en mí, Blanquita la secretaria de la facultad.

A los que de una forma u otra me apoyaron y ayudaron en la realización de este trabajo.

A la revolución, por darme la oportunidad de convertirme en profesional .



A todos

Muchas Gracias.

Dedicatoria:

Quiero dedicar este trabajo a mis familiares.

A mi madre.

***A mis hijas Greeter y Greisy que le sirva de
ejemplo.***

A mí querido y estimado esposo José A.

A mis amigos.

***A nuestra revolución, por las posibilidades
que me ofrece.***



Resumen

Este trabajo tiene como objetivo realizar el análisis estadístico de probetas de acero AISI 1045, deformadas previamente por el proceso de rodadura, donde las variables que se emplearon para el proceso de deformación fueron el avance (S), número de revolución (n) y la fuerza (P) . El desarrollo del mismo está sustentando sobre el diseño de un plan experimental a partir de nueve (9) probetas deformadas con los parámetros mencionados anteriormente.

Se realizó el análisis estadístico para evaluar el comportamiento de la curva tenso – deformacional del acero AISI 1045, los parámetros determinados fueron: el análisis de varianza, análisis de regresión y el análisis factorial. Las nueve probetas son graficadas teniendo en cuenta el software Excel y los datos son procesados con el empleo del software Statgraphics Plus V 5.1 Español. Para poder evaluar los cambios significativos del proceso se realiza un gráfico donde se puede observar el comportamiento del acero en estado normal de suministro y después de deformado con el empleo de rodillo.



Abstract

This work has as objective to carry out the statistical analysis of steel test tubes AISI 1045, deformed previously for the rolling process, where the variables that were used for the process of deformation were the advance (S), revolution number (n) and the force (P). The development of the same one is sustaining on the design of an experimental plan starting from nine (9) deformed test tubes with the aforementioned parameters previously.

He was carried out the statistical analysis to evaluate the behavior of the curve I tighten - deformacional of the steel AISI 1045, the certain parameters were: the variance analysis, regression analysis and the factorial analysis. The nine test tubes is graph keeping in mind the software Excel and the data are processed with the employment of the software Statgraphics Bonus V 5.1 Spanish. To be able to evaluate the significant changes of the process he is carried out a graph where one can observe the behavior of the steel in normal state of supply and after deformed with the roller employment.



Pensamiento

“...La vida debe ser diaria, móvil, útil y el primer deber de un hombre de estos días, es ser un hombre de su tiempo. No aplicar teorías ajenas, sino descubrir las propias. No estorbar en su país con abstracciones, sino inquirir la manera de hacer prácticas las útiles de algo serví antes de ahora, ya no me acuerdo: Lo que yo quiero es servir más...”

José Martí

La técnica nos permitirá construir cualquier cosa, pero el cómo construir, el ver más allá del presente, es tarea de los planificadores, y eso debe estudiarse en institutos universitarios de categoría con una amplia base cultural”.

“Ernesto Che Guevara”.



SINTESIS	Pág
INTRODUCCIÓN.	1
CAPITULO I. MARCO TEÓRICO. ANTECEDENTES INVESTIGATIVOS.	
1.1 Introducción.	4
1.2. Introducción a los métodos estadísticos.	4
1.3. Planificación matemática de los experimentos.	7
1.4. Etapas de un diseño.	8
1.4.1. Diseños de experimentos.	9
Etapas de un diseño de experimento.	9
1.4.2.1. Error Experimental.	10
1.4.2.2. Principios básicos del diseño de experimento.	11
1.4.3. Ventajas y desventajas de los experimentos diseñados estadísticamente.	11
1.4.4. Planificación de un experimento. Fuentes de variación.	12
1.5. Análisis de varianza.	14
1.6. Análisis de regresión..	15
1.6.1. Requisitos o supuestos en la regresión. Análisis de los residuos.	16
1.6.2. Análisis factorial.	16
1.7. Modelado matemático.	18
1.8. Gráfico tenso - deformacional.	19
1.8.1. Ensayo de tracción..	20
1.9. Conclusiones del capítulo I.	21
CAPITULO II. MATERIALES Y MÉTODOS.	
2.1. Introducción.	22
2.2. Límite de formabilidad utilizando un modelo de plasticidad.	22
2.3. Diseño de experimento.	23
2.4. Construcción de la curva $\sigma - \epsilon$.	25
2.5. Procesamiento estadístico de los datos.	27
2.5.1. Determinación de los coeficientes de regresión.	30
2.5.1.1. Cálculo de la varianza.	31
2.6. Línea de tendencia logarítmica.	32
2.7. Conclusiones del capítulo II.	32
CAPITULO III. ANALISIS DE LOS RESULTADOS	
3.1. Introducción.	33



3.2. Análisis de la metodología.	33
3.2.1. Análisis estadístico para la primera probeta.	33
3.2.2. Análisis de regresión.	34
3.2.3. Resumen del Análisis Factorial.	36
3.3. Análisis estadístico para la segunda probeta.	36
3.3.1. Análisis de regresión.	37
3.3.2. Resumen análisis factorial.. . . .	39
3.4. Análisis estadístico para la tercera probeta.	39
3.4.1. Resumen del análisis de regresión.	40
3.4.2. Resumen análisis factorial.. . . .	41
3.5. Análisis estadístico para la cuarta probeta.	42
3.5.1. Resumen del análisis de regresión.	43
3.5.2. Resumen del Análisis Factorial.	44
3.6. Análisis estadístico para la quinta probeta.	44
3.6.1. Resumen del análisis de regresión.	45
3.6.2. Resumen del Análisis Factorial.	46
3.7. Análisis estadístico sexta probeta.	47
3.7.1. Resumen del Análisis de Regresión.	48
3.7.2. Resumen del Análisis Factorial.	49
3.8. Análisis estadístico séptima probeta.	49
3.8.1. Resumen del Análisis de Regresión.	50
3.8.2. Resumen del análisis Factorial.	51
3.9. Análisis estadístico de la octava probeta.	52
3.9.1. Resumen del Análisis de Regresión.	53
3.9.2. Resumen del Análisis Factorial.	54
3.10. Resumen del análisis estadístico de la novena probeta.	54
3.10.1. Resumen del análisis de regresión.	55
3.10.2. Resumen del Análisis Factorial.	56
3.11. Análisis de probeta sin deformar VS probetas deformadas.	57
3.12. Valoración del impacto medio ambiental.	57
3.13. Conclusiones del Capítulo III.	59

CONCLUSIONES GENERALES

RECOMENDACIONES

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS



INTRODUCCIÓN

El surgimiento de la Estadística está asociado al surgimiento de la Sociedad Esclavista, sus inicios se deben fundamentalmente a los problemas del Estado, a lo cual debe su nombre, sin embargo la misma tuvo un estancamiento, no es hasta la década del 30 del siglo XX después, que el matemático soviético Kolmogorov, da a conocer la construcción axiomática de probabilidad es entonces que se considera a la Estadística como una rama de las Matemáticas Aplicadas.

Actualmente la Estadística ha venido ocupando un papel cada vez más importante en todas las ramas de las ciencias. A medida que se descubren las leyes que explican la esencia de los fenómenos, mayor importancia adquiere la descripción de las variaciones de tales fenómenos respecto a las leyes establecidas. Al mismo tiempo, cuando no se han descubierto esas leyes, es a través de métodos estadísticos que se trata de estudiar esos fenómenos principalmente a partir de sus relaciones con otros fenómenos o a través de su propio desarrollo histórico.

Con el desarrollo de la ciencia y la técnica ha crecido la necesidad de utilizar la investigación en diferentes tipos de proyectos. Los investigadores realizan observaciones y sobre la base de estas se obtienen conclusiones; estas conclusiones, en la mayoría de los casos, rebasan los estrechos marcos en que se realiza la investigación, o sea, el investigador generaliza los resultados particulares a toda una clase de situaciones similar.

Existen pocas áreas donde el impacto del desarrollo reciente de la Estadística se haya hecho sentir más que en la ingeniería y en la administración; la Estadística ha venido a ser una herramienta vital para los ingenieros, les permite comprender fenómenos sujetos a variaciones y predecirlos o controlarlos eficazmente.

Una de las funciones de la Estadística Matemática es proveer al investigador de técnicas para ejecutar inferencias y para medir el grado de incertidumbre de estas en términos de probabilidad.

La Estadística no solo estudia los mismos fenómenos que la Teoría de las Probabilidades, sino que la teoría de las probabilidades es una herramienta para la teoría de la Estadística Matemática. Aunque la Estadística lo estudia con un



carácter inductivo, mientras que la teoría de probabilidades lo hace de forma deductiva.

Un factor que ha potenciado el uso de la Estadística es el desarrollo de los medios de cómputo. Muchas técnicas estadísticas que resultaban muy difíciles de utilizar por la complejidad de sus cálculos, como la regresión, las series cronológicas, las técnicas del análisis de varianza, son actualmente de uso cotidiano.

La **Situación Problemática** de la investigación la constituye: En los procesos de conformado por deformación plástica son cada vez más requeridas mayores reducciones de dimensiones de los materiales metálicos trabajados en frío o en caliente. Para satisfacer ese requerimiento es imprescindible disponer de soluciones matemáticas que permitan evaluar el efecto de la cantidad de deformación sobre el endurecimiento que la misma suscita en el material. La descripción del comportamiento de la curva esfuerzo-deformación y del endurecimiento que experimenta un metal, a través de expresiones matemáticas, es de suma importancia en diferentes aspectos de su estudio elasto plástico, debido a que la zona plástica de la curva depende de parámetros que predicen los mecanismos de formabilidad y deformación del material. Actualmente los estudios se centran en simulaciones numéricas de miembros estructurales y procesos de conformado de metales, en los cuales se alcanzan deformaciones superiores al esfuerzo de fluencia y para ello es necesario conocer los parámetros de la expresión matemática que describe la fluencia del mismo.

El **Problema** a investigar lo constituye: No existencia de un análisis estadístico de piezas cilíndricas de acero AISI 1045 deformada por rodadura y sometida a esfuerzo de tracción.

Como **Objeto de la investigación** se establece: Probetas deformadas por rodaduras y sometidas a ensayos de tracción.

Sobre la base del problema a resolver se establece la siguiente **hipótesis**: Aplicando análisis estadístico como son análisis de varianza, análisis de regresión y análisis factorial a probetas traccionadas después de ser deformadas por



rodadura, se pueden obtener modelos constitutivos en los rangos en que fueron deformadas las mismas.

A partir de la hipótesis planteada, se define como **Objetivo del trabajo**: Realizar análisis estadístico a probetas sometidas a ensayos de tracción previamente endurecidas por rodadura.

Y se definen los siguientes **Objetivos Específicos**:

1. Caracterizar los parámetros empleados en la deformación de cada una de las probetas endurecidas y traccionadas.
2. Determinar los análisis con los cuales van a ser procesadas las variables del proceso.
3. Realizar los gráficos que definen el comportamiento de las curvas para cada una de las probetas.

Para lograr el cumplimiento del objetivo propuesto, se plantean las siguientes **tareas de trabajo**:

1. Establecimiento del estado del arte y sistematización de los conocimientos y teorías relacionadas con el objeto de estudio.
2. Realizar los análisis estadísticos correspondientes a cada una de las probetas.
3. Observación de la ejecución experimental del proceso para la realización de la curva $\sigma - \epsilon$ de cada una de las probetas.
4. Análisis de los resultados y fundamentación de los análisis estadísticos realizados a cada una de las probetas.

CAPITULO I. MARCO TEÓRICO. ANTECEDENTES INVESTIGATIVOS

1.1 Introducción

El procedimiento metodológico fundamental para resolver un problema en ingeniería consiste en representarlo de una manera adecuada, de tal forma de lograr una sustitución del sistema real (equipo, proceso), por uno más adecuado para el tratamiento formal. Por lo general, las herramientas lógico matemáticas nos brindan un marco útil para representar mediante un sistema de símbolos y reglas, el comportamiento de los sistemas reales.

La estadística, es un instrumento indispensable en el proceso de investigación. Formalmente, se puede clasificar la estadística en descriptiva, cuando se utiliza simplemente para la presentación y síntesis de la información recogida en un estudio, e inferencias, que tiene por objetivo generalizar la información obtenida en una muestra a resultados válidos para la población de la que procede.

Objetivo del capítulo

Introducir algunos de los conceptos básicos del cálculo de probabilidades, así como las reglas necesarias para el desarrollo de la estadística en el proceso de obtención de la curva tensión deformación en probetas endurecidas por rodadura.

1.2. Introducción a los métodos estadísticos

Bajo el método científico, se consolidan leyes y teorías en diversas ramas del conocimiento, las cuales son expresables por medio de sistemas de ecuaciones diferenciales. En otras palabras, se logra construir un nuevo sistema, como un resultado de un proceso de abstracción de la realidad. Obviamente, dado la infinita complejidad de los fenómenos fisicoquímicos, estas construcciones abstractas, conocidas genéricamente como modelos, son sólo meras aproximaciones de la realidad. En efecto, no es otra cosa lo que se realiza cuando en física utilizamos ecuaciones para describir el movimiento de una partícula, o resolvemos los balances correspondientes aplicando las leyes de conservación de la materia, energía o cantidad de movimiento; o bien cuando nos enfrentamos al diseño de un equipo según los procedimientos que conocemos a partir del campo de las operaciones unitarias. (Vélez, 1995)

Considera Sarache (2001), que resulta evidente que no todo sistema de ecuaciones puede resolverse fácilmente, al menos desde el punto de vista analítico. Esto impuso a lo largo de la historia limitaciones importantes al tipo de modelos que podían resolverse, o de otra forma, la necesidad de recurrir a hipótesis inadecuadas o restrictivas (supersimplificaciones) para al menos poder tratar el problema. Es por ello también que en los orígenes de las ciencias tecnológicas los modelos podían ser considerados en gran medida como empíricos, esto es, con parámetros incorporados que surgían de experiencias, y no a partir de los primeros principios o leyes fundamentales. No debe extrañar que aún hoy, pese a todos nuestros avances, exista la necesidad de utilizar permanentemente parámetros en nuestros modelos, y por lo tanto, implican la necesidad de reemplazar las leyes básicas por aproximaciones causales obtenidas de datos experimentales.

Algunos autores como (Cerro, Chiovetta y Pérez, 1978) plantean que a medida que evolucionaron las diversas ramas de las matemáticas y con el advenimiento de la ciencia de la computación, poderosa herramienta complementaria al análisis numérico y simbólico, se abrieron caminos revolucionarios. Contar con herramientas más potentes para resolver sistemas de ecuaciones, o lo que es lo mismo, relativizar la necesidad de adoptar hipótesis inadecuadas al plantear modelos para resolver problemas complejos, resultó un gran paso adelante. Más aún, la velocidad de cálculo provocó que la dimensión abordable se incrementara rápidamente. En efecto, si bien el grado de complejidad conceptual para resolver la inversa de una matriz de dimensión tres es equivalente al de una de cinco mil, resulta obvio que la complejidad operativa o fáctica no resulta comparable. La computación ha barrido literalmente con dicha limitación, haciendo ahora tratables problemas cuya dimensión es tal, que décadas atrás ni siquiera era pensable plantearlos.

Del análisis comparativo de las mismas pueden obtenerse parámetros estimativos de la evolución de las tecnologías, tendencias de las olas de innovaciones básicas y de las aplicaciones tecnológicas. Dentro de este contexto, se estima para el futuro, en base a los datos históricos, una aceleración del ciclo de innovaciones y

la frecuencia de los procesos de descubrimientos innovativos y sus aplicaciones tecnológicas. (Pearl, 1983)

Según (Pyle, 1985). Mucho se ha recorrido ya desde la aparición de la primera computadora digital (ENIAC). Desde la máquina de Pascal o el ábaco, la regla de cálculo o cualquiera de los instrumentos auxiliares utilizados para resolver los complejos problemas que se presentan en ingeniería, el hombre se ha caracterizado por ganar eficiencia en forma constante. Como se observa en la figura 1.1, muestra la curva del desempeño de una tecnología.

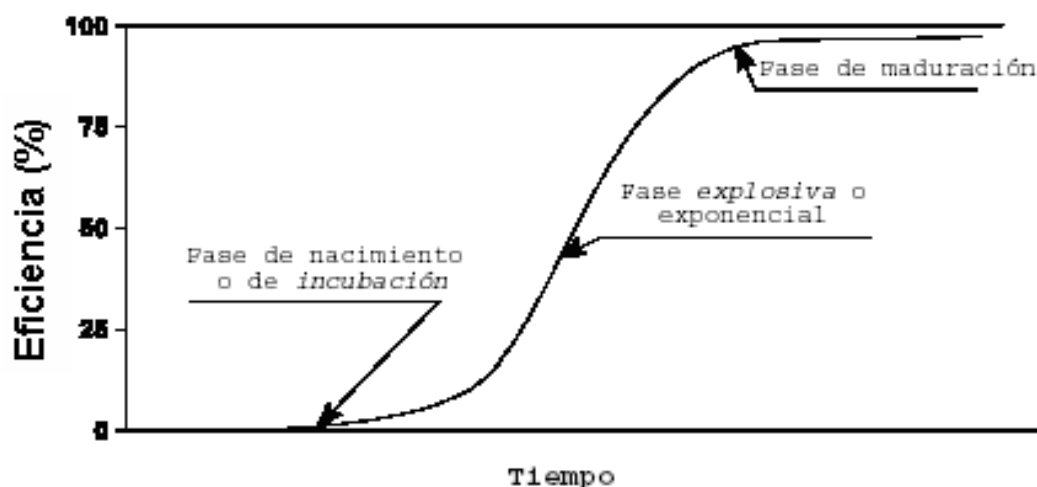


Figura 1.1: Curva que representa el proceso de maduración de una tecnología. (Fuente Blanning, 1996).

La curva representa sorprendentemente los tramos característicos de evolución de numerosas aplicaciones tecnológicas provenientes de disciplinas diversas tales como mecánica, eléctrica, ingeniería aeroespacial, informática. Lo particularmente destacable es que en el campo de la informática como herramienta para resolver problemas de ingeniería, recién estamos entrando en la fase que puede llamarse de crecimiento exponencial. Esto significa que si bien lo recorrido desde la ENIAC hasta aquí parece asombroso, existe una gran probabilidad que lo que nos depara el futuro cercano lo sea aún más.

Varias consecuencias resultan evidentes. La más importante, desde el punto de vista didáctico, es la necesidad de formarnos con una gran capacidad de adaptabilidad, flexibilidad y vocación por el cambio permanente, el razonamiento

profundo y la digestión de los fundamentos y conceptos trascendentes frente al aluvión de información que se nos aproxima.

1.3. Planificación matemática de los experimentos

Plantean (Cox, 1975) y Méndez (1980). hasta ahora los métodos estadísticos estudiados pertenecen a la experimentación pasiva, o sea, aquella experimentación donde no interviene el hombre, donde este se limita a observar y a registrar los datos para luego elaborarlos. Sin embargo, en numerosas ocasiones el investigador se ve obligado a estudiar la influencia de la variable de entrada sobre las funciones de respuesta, justamente aquí es donde es necesario planificar el experimento con un número de pruebas mínimo que le permita ahorrar recursos materiales y humanos, así como el tiempo.

Experimentos factoriales.

Se dividen en dos:

Experimento factorial completo (EFC)

Experimento factorial fraccionario (EFF)

El EFC consiste en la variación de todos los niveles de todos los factores con un número de pruebas igual a $N = \theta^k$, donde k es el número de factores y θ es el número de niveles. Este tipo de experimento permite evaluar la influencia de todos los factores y establecer las interacciones entre ellos, además de establecer el modelo matemático del experimento. El uso de este método permite con rapidez establecer la influencia de los factores o variables del proceso con un número de ensayos mucho menor que el experimento unifactorial o convencional.

Pasos del EFC.

1. Elección de las variables de entrada y salida.
2. Elección de los niveles básicos, superior e inferior: para ello es necesario tomar de la práctica o de investigaciones realizadas en el campo dado los valores de las variables estudiadas, estos valores corresponden a los niveles básicos de las variables.

✓ **Ventajas de los factoriales**

1. Se logra una gran eficiencia en el uso de los recursos experimentales disponibles.
2. Se obtiene información respecto a las diversas interacciones.
3. Los resultados experimentales son aplicables en un rango de condiciones más amplio.
4. Existe una ganancia debido a la reproducción latente que surge del arreglo factorial.

✓ **Desventajas de los factoriales**

1. El resultado del experimento y el análisis estadístico resultante son más complejos.
2. Con un gran número de combinaciones de tratamientos, la selección de unidades experimentales homogéneas es más difícil.
3. Convencidos de que las combinaciones de tratamiento pueden ser de muy poco o ningún interés, consecuentemente algunos de los recursos experimentales pueden ser malgastados.

1.4. Etapas de un diseño

La etapa de análisis fue la primera en desarrollarse y manifestarse bajo esta óptica. En efecto, en la década del 70 comienza a consolidarse una línea de investigación que abarca los métodos computacionales en la ingeniería química; en particular la simulación de procesos por computadora o process flowsheeting, como una parte de una actividad más general, la actividad del diseño de procesos asistido por computadora (Computer Aided Design-CAD). En forma similar, con respecto a la etapa de síntesis, los conceptos utilizados para la construcción de algoritmos se nutren de los más variados campos del conocimiento. Programación mixta, álgebra booleana, termodinámica, computación, sistemas expertos son algunos de los basamentos conceptuales que dieron sustento teórico a los diversos algoritmos propuestos para la generación de estructuras y la selección de la óptima.

Complementando la idea expuesta más arriba, además de no existir una herramienta computacional (programa o algoritmo) capaz de resolver el problema

del ciclo completo de actividades en la tarea de diseño, debido a la gran variedad de alternativas que deben contemplarse, tampoco existe algoritmo efectivo para la síntesis de procesos genéricos completos. A medida que se simplifica (particiona) el problema, es decir, se adoptan subsistemas del complejo a diseñar, los algoritmos propuestos se caracterizan por su mayor contenido formal y su robustez. (Chacín, 2000), (Hendry et al., 1973), (Hlavacek, 1978), (Nishida et al., 1981) y (Westerberg, 1980).

La utilización del diseño de un modelo experimental se fundamenta (Hernández, 1997) entre otros aspectos, en cuatro reglas básicas:

- Disminuir el número de corridas experimentales necesarias.
- Cambiar el valor de los factores de acuerdo con reglas.
- Utilizar en el procesamiento métodos matemáticos normalizados.
- Poseer una estrategia de trabajo por etapas.

La gran evolución de los métodos informáticos tanto en su aspecto de hardware como software, ha permitido perfeccionar el estudio de diversos fenómenos.

1.4.1. Diseños de experimentos

Diseñar un experimento no es más que planear un experimento de modo que se reúnan los datos necesarios del problema que se investiga, es decir, la secuencia completa de pasos tomados de ante manos que asegure tomar los datos apropiados que permita el análisis de los resultados del problema. Es muy importante que el diseño sea lo más simple, pero además, existe el problema de que la investigación se debe conducir de forma tal que sea económica, eficiente, es decir, se debe hacer todo esfuerzo posible por lograr ahorro de tiempo, de dinero, de personal y de material experimental. (Bicking, 1954).

Etapas de un diseño de experimento

La experimentación forma parte natural de la mayoría de las investigaciones científicas e industriales (Kempthorne, 1952), en muchas de las cuales, los resultados del proceso de interés se ven afectados por la presencia de distintos factores, cuya influencia puede estar oculta por la variabilidad de los resultados muestrales. Es fundamental conocer los factores que influyen realmente y estimar

esta influencia. Para conseguir esto es necesario experimentar, variar las condiciones que afectan a las unidades experimentales y observar la variable respuesta. Del análisis y estudio de la información recogida se obtienen las conclusiones.

1. Enunciado del problema.
2. Formulación de las hipótesis.
3. Sugerencia de la técnica experimental y el diseño.
4. Examen de los sucesos posibles y referencias en que se basan las razones para la indagación que asegure que el experimento proporciona la información requerida y en la extensión adecuada.
5. Consideración de los posibles resultados desde el punto de vista de los procedimientos estadísticos que se les aplicará para asegurar que se satisfagan las condiciones necesarias para que sean válidos estos procedimientos.
6. Decisión de experimentos a realizar.
7. Ejecución del experimento.
8. Aplicación de las técnicas estadísticas a los resultados del experimento.
9. Extracción de conclusiones con medida de confiabilidad de las estimaciones de cantidades.
10. Evaluación de la investigación completa.

1.4.2.1. Error Experimental

Las técnicas de diseño de experimentos se basan en estudiar simultáneamente los efectos de todos los factores de interés, son más eficaces y proporcionan mejores resultados con un menor costo.

Algunos autores como (Box y Hunter, 1978), (Gutiérrez, y De la Vara, 2003), consideran que es el fracaso de llegar a iguales resultados con unidades experimentales tratadas iguales.

En el diseño de experimento se presentan:

1. Errores de medición u observación.
2. Errores en el desarrollo del experimento.
3. Errores por la variación entre unidades experimentales.

4. Errores por los efectos combinados de factores extraños y que no pueden controlarse durante la investigación.

Por tanto se hace necesario:

1. El uso de material experimental homogéneo.
2. El uso de variables o características auxiliares.
3. Estricta conducción del experimento.
4. Uso del diseño más adecuado.

El Objetivo del diseño de experimento es minimizar el error experimental en la investigación.

1.4.2.2. Principios básicos del diseño de experimento

La forma tradicional que se utilizaba en la experimentación, para el estudio de estos problemas, se basaba en estudiar los factores uno a uno, esto es, variar los niveles de un factor permaneciendo fijos los demás.

1. Reproducción: Repetición, réplica del experimento.
 - Proporciona una estimación del error experimental.
 - Estimación más precisa del efecto medio de cualquier factor.
2. Aleatorización: Selección aleatoria de la muestra o asignación al azar de tratamiento a unidades experimentales.
 - Hace válida todas las pruebas.
 - Garantiza la independencia de los elementos y de los errores.
3. Control Local: Cantidad de balanceo, bloques y agrupamiento de las unidades experimentales que se emplean en el diseño. Hace el diseño más eficiente.

1.4.3. Ventajas y desventajas de los experimentos diseñados estadísticamente.

Los autores Vélez (1995 y Quesada y García (1988) plantean los siguientes:

✓ Ventajas

1. Se enfatiza respecto a las alternativas previstas y respecto a la preplaneación sistemática, permitiendo aún la ejecución por etapas y la producción única de datos útiles para el análisis en combinaciones posteriores.

2. Debe enfocarse la atención a las interrelaciones y a la estimación y cuantificación de fuentes de variabilidad en los resultados.
3. El número de pruebas requerido puede determinarse con certeza y a menudo puede reducirse.
4. La comparación de los efectos de los cambios es más precisa debido a la agrupación de resultados.
5. La exactitud de las conclusiones se conoce con una precisión matemáticamente definida.

✓ **Desventajas**

1. Tales diseños y sus análisis, usualmente están acompañados de enunciados basados en el lenguaje técnico del estadístico.
2. Muchos diseños, especialmente cuando fueron formulados por primera vez, se han criticado como demasiados caros, complicados y que requieren mucho tiempo.

1.4.4. Planificación de un experimento. Fuentes de variación

Una fuente de variación es cualquier "cosa" que pueda generar variabilidad en la respuesta. Es recomendable hacer una lista de todas las posibles fuentes de variación del problema, distinguiendo aquellas que, a priori, generarán una mayor variabilidad. Se distinguen dos tipos: (Montgomery, 1991) y (Thomas et al., 1997).

- **Factores tratamiento:** son aquellas fuentes cuyo efecto sobre la respuesta es de particular interés para el experimentador.

- **Factores "nuisance":** son aquellas fuentes que no son de interés directo pero que se contemplan en el diseño para reducir la variabilidad no planificada.

A continuación se precisan más estos importantes conceptos.

(I) Factores y sus niveles

Se denomina factor tratamiento a cualquier variable de interés para el experimentador cuyo posible efecto sobre la respuesta se quiere estudiar.

Los niveles de un factor tratamiento son los tipos o grados específicos del factor que se tendrán en cuenta en la realización del experimento.

Los factores tratamiento pueden ser cualitativos o cuantitativos.

Ejemplos de factores cualitativos y sus niveles respectivos son los siguientes:

- proveedor (diferentes proveedores de una materia prima),
- tipo de máquina (diferentes tipos o marcas de máquinas),
- trabajador (los trabajadores encargados de hacer una tarea),
- tipo de procesador (los procesadores de los que se quiere comparar su velocidad de ejecución),
- un aditivo químico (diferentes tipos de aditivos químicos),
- el sexo (hombre y mujer),
- un método de enseñanza (un número determinado de métodos de enseñanza cuyos resultados se quieren comparar).

Ejemplos de factores cuantitativos son los siguientes:

- tamaño de memoria (diferentes tamaños de memoria de ordenadores),
- droga (distintas cantidades de la droga),
- la temperatura (conjuntos de temperaturas seleccionadas en unos rangos de interés).

Debe tenerse en cuenta que en el tratamiento matemático de los modelos de diseño de experimento los factores cuantitativos son tratados como cualitativos y sus niveles son elegidos equiespaciados o se codifican. Por lo general, un factor no suele tener más de cuatro niveles.

Cuando en un experimento se trabaja con más de un factor, se denomina:

Tratamiento a cada una de las combinaciones de niveles de los distintos factores.

Observación es una medida en las condiciones determinadas por uno de los tratamientos.

Experimento factorial es el diseño de experimentos en que existen observaciones de todos los posibles tratamientos.

(II) Unidades experimentales

Son el material donde evaluar la variable respuesta y al que se le aplican los distintos niveles de los factores tratamiento.

Ejemplos de unidades experimentales son:

- en informática, ordenadores, páginas web, buscadores de internet,
- en agricultura, parcelas de tierra,

- en medicina, individuos humanos u animales,
- en industria, lotes de material, trabajadores, máquinas.

Cuando un experimento se ejecuta sobre un período de tiempo de modo que las observaciones se recogen secuencialmente en instantes de tiempo determinados, entonces los propios instantes de tiempo pueden considerarse unidades experimentales.

Es muy importante que las unidades experimentales sean representativas de la población sobre la que se han fijado los objetivos del estudio. Por ejemplo, si se utilizan los estudiantes universitarios de un país como unidades experimentales, las conclusiones del experimento no son extrapolables a toda la población adulta del país.

1.5. Análisis de varianza

Sarache (2004) y Ostle (1975), plantean que en la práctica nos enfrentamos a muchos fenómenos donde se necesita comparar más de dos poblaciones, es decir, donde es necesario comparar simultáneamente más de dos valores medios. El análisis de varianza (ANOVA) nos permite realizar dicha comparación.

El ANOVA fue introducido en la tercera década del siglo XX por el estadístico inglés Ronald A. Fisher y en sus inicios estuvo vinculada a las investigaciones agrícolas, pero con el transcurso del tiempo su utilización se ha extendido a todas las ramas de las ciencias.

El ANOVA como técnica estadística, permite el estudio de las características medidas u observadas, cuyos valores dependen de varias clases de efectos que operan simultáneamente y mediante este análisis poder decidir si tales efectos son o no diferentes, es decir, esta técnica se basa en la división de la variabilidad total de una característica medible en la variabilidad causada por diferentes factores que intervienen en el problema.

El análisis de las características observadas está basado en la modelación matemática de ellas mediante el modelo lineal. En el ANOVA la repetición de la observación se debe entender como la repetición del experimento, entendiéndose por repetición (réplica) la realización repetida del hecho que se estudia bajo las

condiciones que los caracterizan, no es recomendable la utilización de esta técnica para una sola observación. (Ferré, 2002)

El conjunto particular de condiciones experimentales cuyos efectos van a ser medidos y comparados en el desarrollo del experimento diseñado se conoce como Nivel o Tratamiento.

Unidad experimental: Es el ente, elemento o conjunto material al cual se aplica un tratamiento en un solo encargo o prueba.

- **Supuestos o requisitos del ANOVA**

1. La característica medible se distribuye normalmente.
2. Las varianzas de los niveles o grupos son iguales (Homogeneidad).
3. Las observaciones en los niveles o grupos están incorrelacionados o sea independientes.
4. Aleatoriedad de las muestras por grupos.

Los supuestos 3 y 4 se garantizan al diseñar el experimento. El supuesto 1 se puede comprobar mediante las pruebas de Kolmogorov - Smirnov y la Ji cuadrado, aunque algunos estudios han demostrado que el incumplimiento del mismo no afecta sustancialmente la validez de los resultados.

1.6. Análisis de regresión

El análisis de correlación desarrolla métodos que sirven para, “investigar si dos o más variables están relacionadas”, y para medir “la intensidad de esta relación”.

El análisis de regresión, por su parte, nos ayudará a “determinar el modelo o ecuación matemática que mejor representa la relación existente entre las variables analizadas”.

En los modelos de regresión la variable dependiente Y es siempre una variable aleatoria, mientras que los factores o variables independientes son considerados como variables no aleatorias. Esto se argumenta en el hecho de que en las aplicaciones prácticas los valores de las X_i suelen ser controladas o elegidas de antemano por el investigador, estos factores también se les denomina variables explicativas, ya que ellos en definitiva son los que explican el comportamiento de la variable dependiente (Box y Hunter, 1989).

1.6.1. Requisitos o supuestos en la regresión. Análisis de los residuos

Se conoce que el método de los mínimos cuadrados minimiza la suma del cuadrado de los residuos; los cuales permiten estimar los errores aleatorios ε_i .

Aunque existen técnicas para comprobar los supuestos con respecto a la variable aleatoria Y_i , sin embargo el análisis de los supuestos a través de los residuos es de una forma sencilla y rápida, además permite determinar si el modelo proporciona un buen ajuste cuando no puede realizarse la **décima** de la falta de ajuste, por falta de réplica, además permite investigar como mejorar el modelo.

1. La media de los errores debe ser cero.
2. Los errores deben ser independientes entre si. No autocorrelación.
3. La varianza de los errores debe ser constante e igual a σ^2 . Homocedasticidad.
4. Los errores deben distribuirse normalmente con media cero y varianza σ^2 .
5. No multicolinealidad. (Para casos de más de una variable).

Estos supuestos son equivalentes a los supuestos desde el punto de vista de la variable dependiente Y .

1. El valor promedio de Y coincida con el valor que nos ofrece la ecuación de regresión.
2. La varianza de las Y_i para cada valor fijo de X debe ser constante.
3. Para cada valor de X las Y_i deben ser estadísticamente independientes.
4. Las Y_i están normalmente distribuidas.

El análisis de regresión permite establecer el modelo matemático estadístico de la dependencia entre los parámetros tecnológicos (variables del proceso) y analizar la influencia de las variables independientes (de entrada) sobre la variable dependiente (variable de salida) así como sus interacciones; por otra parte, los modelos de regresión permiten estimar los valores de la función de respuesta (variable de salida) a partir de los valores de las variables de entrada.

Es recomendable antes de realizar el análisis de regresión, establecer el tipo de dependencia y el grado de relación entre las variables a través de la correlación.

Para la regresión par, basta con determinar el coeficiente de correlación, de manera que preliminarmente se puede conocer si la relación es lineal o no, y si la dependencia entre las variables es alta o baja. Si la dependencia es lineal y suficientemente alta, entonces se puede proceder directamente con la función de una línea $y = ax + b$.

Según Carlson (1992), el análisis de regresión parte de la elección del modelo de regresión, o también denominada función objetivo; la función objetivo es aquella función que describe matemáticamente la relación entre dos o más variables. El objetivo del análisis de regresión es aproximar la función del objetivo a los modelos (funciones de aproximación) a través del empleo de métodos de los mínimos cuadrados.

Como funciones de aproximación se utilizan las ecuaciones matemáticas comunes: la ecuación de la línea para los modelos lineales y los polinomios de primer grado, segundo grado para las no lineales (pueden utilizarse polinomios de mayor grados) y además las funciones exponenciales, logarítmicas, hiperbólicas. Una forma eficaz y rápida de elegir la función de aproximación es mediante la distribución de los puntos en el campo de correlación (eje x y y), en dependencia de la forma de distribución de los datos experimentales se elige el tipo de función de aproximación o si se tiene la dependencia teórica entre las variables estudiadas es mucho mejor.

Después de elegida la función de aproximación, se procede a determinar el valor numérico de los coeficientes de regresión, mediante la aplicación de los métodos de mínimos cuadrados.

El criterio de los mínimos cuadrados plantea que la suma cuadrática de la diferencia entre la distribución empírica (datos experimentales) y la función objetivo sea mínima. Esto se puede lograr derivando la función de aproximación por sus coeficientes de regresión e igualando a cero la función; o sea: ejemplo de aproximación de una línea.

En dependencia del signo de los valores de los coeficientes, así será el tipo de influencia sobre la variable de salida o función de respuesta: si es negativo, la influencia será negativa, en caso contrario, la dependencia es positiva.

La reproducibilidad del modelo de regresión se evalúa utilizando el criterio de Fisher: (De Aguiar, et al., 1995), (Massart, et al., 1997)

1.6.2. Análisis factorial

Cuando se tiene una gran cantidad de datos sobre numerosas variables diferentes con correlación entre ellas. Con ayuda del *análisis factorial*, tales datos suelen poder comprimirse y las variaciones presentarse a través de sólo unas pocas variables.

A través de este análisis se puede descubrir si tras las estimaciones de los sujetos, hay algunas "variables de fondo" cuya medición directa es a través de medios lingüísticos, no sería posible a causa de la carencia de adjetivos apropiados en el lenguaje. La hipótesis del investigador es que estas variables de fondo "aparecen" a través de los adjetivos usados en las escalas semánticas, habitualmente no con un adjetivo único, sino mediante un grupo de adjetivos con correlación entre ellos.

Con la ayuda de un análisis factorial, las variables de combinación o factores ocultos tras los atributos medidos pueden detectarse y especificarse, y el análisis también dice lo estrechamente que estos factores están vinculados con las variables originalmente verificadas. A veces se sitúa también una condición suplementaria sobre los factores, concretamente que no deben tener correlación alguna entre ellos y estén por lo tanto en "ángulo recto" uno con respecto a otro ("rotación ortogonal" de los factores durante el análisis).

Un inconveniente del método del análisis factorial es que es demasiado fácil de usar para estudios que son formalmente correctos, pero en la práctica absurdos, porque siempre presenta los resultados de una forma elegante y matemáticamente exacta, incluso cuando los factores obtenidos no tienen ningún contenido empírico sensato.

1.7. Modelado matemático

El diseño de estrategias de control clásico y avanzado requiere normalmente de desarrollos teóricos y de simulaciones dinámicas, que deben basarse en un modelo matemático del proceso a controlar. Dicho modelo debe representar con cierto grado de aproximación el comportamiento dinámico de las principales variables de interés.

Como la gran mayoría de los procesos reales poseen características no lineales, entonces su representación natural se efectúa mediante un modelo matemático que involucra normalmente un conjunto de ecuaciones diferenciales no lineales. Cuando el sistema físico o el proceso a modelar se pueden considerar de parámetros concentrados, entonces el modelo matemático resultante incluye ecuaciones diferenciales ordinarias (EDO); mientras que si el proceso es de parámetros distribuidos, el modelo matemático incluirá ecuaciones diferenciales parciales. (Ray y Lainiotis, 1978).

Por último, los modelos matemáticos pueden ser determinísticos o estocásticos. Un modelo matemático es determinístico cuando asume nulos los ruidos típicos del proceso y de la medición; en tal caso, las evoluciones temporales de todas las variables del modelo pueden ser determinadas en forma precisa. En cambio, en un modelo estocástico las componentes aleatorias propias del proceso y de la medición se asumen de estadística conocida y usualmente se las considera como "ruidos blancos".

1.8. Gráfico tenso - deformacional

Los diagramas esfuerzo-deformación de diversos materiales varían ampliamente y diferentes ensayos de tensión con el mismo material pueden producir resultados diferentes de acuerdo con la temperatura de la probeta y la velocidad de carga. Sin embargo, es posible distinguir algunas características comunes en los diagramas de varios grupos de materiales y dividirlos en dos amplias categorías: materiales dúctiles y materiales frágiles.

Se ha determinado que en estos procesos de compresión directa surgen tensiones residuales una vez finalizado los mismos. En (Dieter, 1967), y (Álvarez, 1999), se plantea que las tensiones residuales internas constituyen el sistema de tensiones

que puede existir en un cuerpo cuando está libre de la acción de fuerzas externas y se producen cuando un cuerpo sufre una deformación plástica no uniforme, y el signo de la tensión residual producida por dicha deformación será opuesto al de la deformación plástica que la produjo. Para conocer las peculiaridades de la deformación plástica del material es necesario analizar su comportamiento de desplazamiento contra la fuerza aplicada al mismo.

1.8.1. Ensayo de tracción

Para conocer las cargas que pueden soportar los materiales, se efectúan ensayos para medir su comportamiento en distintas situaciones. El ensayo destructivo más importante es el ensayo de tracción, en donde se coloca una probeta en una máquina de ensayo consistente de dos mordazas, una fija y otra móvil. Se procede a medir la carga mientras se aplica el desplazamiento de la mordaza móvil.

Las curvas tienen una primera parte lineal llamada zona elástica, en donde la probeta se comporta como un resorte: si se quita la carga en esa zona, la probeta regresa a su longitud inicial.

Se tiene entonces que en la zona elástica se cumple: (Ludwick, 1909)

$$F = K (L - L_0). \quad (1.1)$$

Donde:

F: fuerza

K: constante del resorte

L: longitud bajo carga

L_0 : longitud inicial

Cuando la curva se desvía de la recta inicial, el material alcanza el punto de fluencia, desde aquí el material comienza a adquirir una deformación permanente.

A partir de este punto, si se quita la carga la probeta quedaría más larga que al principio. Deja de ser válida nuestra fórmula $F = K (L - L_0)$ y se define que ha comenzado la zona plástica del ensayo de tracción. El valor límite entre la zona elástica y la zona plástica es el punto de fluencia (yield point) y la fuerza que lo produjo la designamos como: $F = F_{yp}$ (yield point). Luego de la fluencia sigue una parte inestable, que depende de cada acero, para llegar a un máximo en $F = F_{máx}$.

Entre $F = F_{yp}$ y $F = F_{m\acute{a}x}$ la probeta se alarga en forma permanente y repartida, a lo largo de toda su longitud. En $F = F_{m\acute{a}x}$ la probeta muestra su punto débil, concentrando la deformación en una zona en la cual se forma un cuello. La deformación se concentra en la zona del cuello, provocando que la carga deje de subir. Al adelgazarse la probeta la carga queda aplicada en menor área, provocando la ruptura.

En ninguna de las bibliografías referenciadas que se consultó se encontraron procedimientos, metodología o secuencias tecnológicas que permitan viabilizar de una manera efectiva y detallada la realización de un diseño de experimento para probetas sometidas a proceso de tracción después de haber sido deformadas por rodadura, el trabajo que más similitud tiene con este es el realizado por Piñeiro, 2009, donde se realiza la construcción del diagrama $\sigma - \epsilon$ para 9 probetas deformadas en diferentes condiciones de rodadura, no se realiza el tratamiento matemático de las variables que inciden en el proceso, y este es precisamente el objetivo de nuestro trabajo.

1.9. Conclusiones del capítulo I

- ❖ En la actualidad existen un gran número de modelos que definen el comportamiento de los materiales en la ingeniería los cuales están en constante enriquecimiento y desarrollo.
- ❖ Para el diseño de un experimento debemos tener en cuenta los efectos y las características de nuestro problema a resolver. Como se puede apreciar un diseño debe de ser lo más sencillo posible y así poder ahorrar tiempo, inversión y personal, pero no por eso se deben de olvidar considerar los principios básicos en el diseño.
- ❖ La bibliografía consultada, aporta información sobre los análisis estadísticos para diferentes procesos, pero en ninguna aparece el análisis de probetas deformadas por rodadura y sometida a esfuerzo de tracción.

CAPITULO II. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Introducción

Durante los procesos de conformado de barras, en particular cuando éstas son sometidas a procesos de estirado, se presentan fenómenos de localización, los cuales pueden generar una limitación importante a la formabilidad. Tal limitación en metales sometidos a diferentes modos de carga es comúnmente resumida en lo que se conoce como curva límite de formabilidad (FLD) (Keeler and Backofen, 1964). La curva límite de formabilidad asociada a una barra consiste en un diagrama donde se muestra la evolución de la deformaciones principales en conexión con los diferentes estados de deformación a los que puede estar sometida la barra. Estos diagramas aportan información necesaria para la predicción de posibles problemas durante los procesos de conformado, y constituyen una herramienta útil en las etapas de diseño, elección de material, definición de la geometría de la pieza/matriz. La determinación experimental de las curvas FLD es un proceso tedioso y que requiere tiempo, aún en el caso simple de cargas proporcionales.

Asimismo, el comportamiento depende de la historia previa del material requiriendo un tratamiento caso por caso, a los fines de analizar el comportamiento del material. Estas razones hacen que la formulación de un modelo teórico que permita una adecuada predicción de la formabilidad de barras sea de fundamental importancia.

En este capítulo se plantea como objetivo:

1. Fundamentar las propiedades a investigar y explicar los métodos, procedimientos y condiciones en la que se realizarán los experimentos.

2.2. Límite de formabilidad utilizando un modelo de plasticidad

Una amplia variedad de aproximaciones teóricas se han desarrollado para predecir la FLD, la mayoría de las cuales se basan en el modelo introducido por Marciniak y Kuczynski, 1967. Dentro de este marco de trabajo, se ha demostrado que el modelo constitutivo empleado para describir el comportamiento del material tiene una fuerte influencia sobre la FLD predicha. En particular, se ha establecido

la existencia de una fuerte relación entre la textura desarrollada durante el proceso de deformación y la anisotropía inducida por ésta sobre la localización de la deformación (Asaro y Needleman, 1985). Es un hecho bien conocido que la FLD muestra una fuerte dependencia con la superficie de fluencia, anisotropía y sensibilidad a la velocidad de deformación del material (Zhou y Neale, 1995; Zhao et al., 1996; Wu et al. 1997, 1998; Friedman y Pan, 2000; Kuroda y Tvergaard, 2000; Xu y Weinmann, 2000). Consecuentemente, los modelos de deformación policristalinos han mostrado ser una herramienta útil como medio para lograr una mejor comprensión de la relación entre la localización de la deformación y la microestructura desarrollada por el material.

Una alternativa para la predicción de la formabilidad consiste en considerar la inestabilidad en la deformación como un estado de bifurcación a partir de una chapa inicialmente homogénea (Hill, 1952).

Posteriormente, este análisis fue extendido por Stören y Rice, 1975 a todo el rango de estados de deformaciones de interés. Chow et al., 2001, 2004 han caracterizado el comienzo de la estricción en término de la evaluación de un parámetro ligado al crecimiento de una cavidad, a través de una función de daño que crece con la deformación efectiva. Una metodología alternativa para el cálculo de la FLD, la cual evita la imposición de un defecto inicial en el material, ha sido propuesta por Viatkina et al., 2005 en la cual se asume que las inestabilidades en la deformación son un resultado natural de las fluctuaciones del campo de deformación causadas sólo por la inhomogeneidad en la textura del material.

2.3. Diseño de experimento.

Para la obtención del diagrama tensión-deformación se necesita traccionar una probeta con determinadas características que ya han sido expuestas anteriormente, es por eso que se requiere para la experimentación una máquina por lo general, capaz de:

- a) Alcanzar la fuerza suficiente para producir la fractura de la probeta.
- b) Controlar la velocidad de aumento de fuerzas.

c) Registrar las fuerzas (F), que se aplican y los alargamientos (L) observados en la probeta.

Para el ensayo de tracción se utilizaron probetas cortas con diámetro $D_o = 11\text{mm}$, atendiendo a la Norma Internacional NTC 595 (ver la tabla 2.1). Nótese que el tipo elegido es M II. (Piñeiro, 2009)

Tabla 2.1. Dimensiones de las probetas según NTC 595. (Fuente Piñeiro, 2009)

Dimensiones (véase FIG. 2.1)		Tipo M I	Tipo M II	Tipo M III
D_o	Ancho de la sección reducida	20	11	6
W	Longitud de la sección reducida	160	60	35
D	Ancho total mínimo	25	20	13
L_o	Longitud total mínimo	220	120	85
G	Longitud de la marca	-	50	-
G	Longitud de la marca	125	-	25
L	Distancia entre mordazas	170	70	40

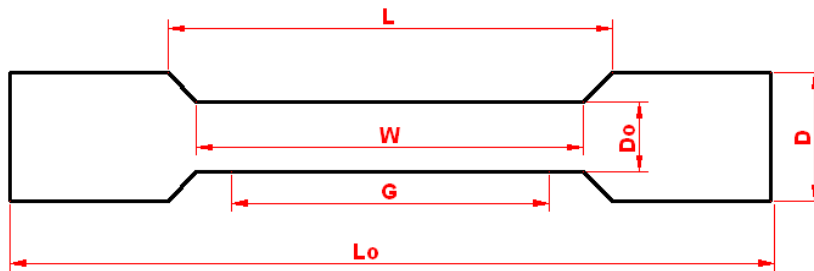


Figura 2.1. Probeta normalizada para un ensayo de tracción. (Fuente Piñeiro, 2009)

Análisis de experimento

Los valores de la resistencia máxima a la tracción (σ_B), el límite de fluencia (σ_F) el alargamiento (δ) y la dureza (HB) para el acero AISI 1045 (tabla 2.2), así se podrá comparar con el resultado experimental que se obtenga luego del ensayo de tracción.

Tabla 2.2. Valores de (σ_B); (σ_F); (δ) y (HB) para el acero AISI 1045.

No SAE AISI	σ_B		σ_F		δ	Dureza
	kgf/mm ²	MPa	kgf/mm ²	MPa	%	HB
1045	68,7	673,7	42,2	413,8	23	215

Sin embargo en los diseños de experimentos, como se expuso en el epígrafe 1.4.3 del capítulo I, una de las ventajas que ofrecen los mismos es reducir el coste de los mismos.

Para el diseño de experimento se tendrá en cuenta las 9 probetas deformadas en diferentes condiciones de rodadura como son número de revolución, avance, fuerza.

2.4. Construcción de la curva $\sigma - \epsilon$

La estricción es la responsable del descenso de la curva tensión-deformación; realmente las tensiones no disminuyen hasta la rotura, sucede que lo que se representa es el cociente de la fuerza aplicada (creciente) entre la sección inicial y cuando se produce la estricción la sección disminuye, efecto que no se tiene en cuenta en la representación gráfica. Realmente la tensión de rotura (zona de estricción) no es importante, pues con ella no se trabaja en ingeniería. Algunos materiales frágiles no sufren estricción ni deformaciones plásticas significativas, rompiéndose de forma brusca.

Los resultados obtenidos de las tensiones límites de resistencia a la tracción y las tensiones de rotura, describirán el comportamiento de la curva tenso - deformacional del acero AISI 1045 endurecido plásticamente con rodillo.

En la tabla 2.3 se muestran los valores de esfuerzos aplicados [MPa] con sus equivalentes a las deformaciones (mm) experimentado por la primera probeta.

Tabla 2.3. Valores del ensayo de tracción a la 1ra probeta.

Probeta 1											
[MPa]	0	95	190	285	380	475	570	665	753	760	855
mm	0	0,0267	0,0534	0,0801	0,1068	0,1335	0,1602	0,1869	0,2136	0,2403	0,267

Para determinar el comportamiento de la curva tensión – deformación se empleó el software Excel, los valores representados con anterioridad son validos hasta el límite de rotura, los resultados obtenidos se muestran en la figura 1 donde se valora las variaciones del material hasta la rotura según la dureza obtenida

Los valores para determinar la curva tenso - deformacional de la 2da probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 1\,500\text{ N}$; $n = 27\text{ rev/min}$ y $S = 0,125\text{ mm/rev}$ aparecen en la tabla 2.4.

Tabla 2.4. Valores del ensayo de tracción a la 2da probeta.

Probeta 2											
[MPa]	0	97,6	195,2	292,8	390,4	488	585,6	683,2	769,8	780,4	878
mm	0	0,0264	0,0528	0,0792	0,1056	0,132	0,1584	0,1848	0,2112	0,2376	0,264

Los valores para determinar la curva experimentada por la tercera probeta deformada con los parámetros $P = 2\ 500\ \text{N}$; $n = 27\ \text{rev/min}$ y $S = 0,075\ \text{mm/rev}$ aparecen en la tabla 2.5.

Tabla 2.5. Valores del ensayo de tracción para la 3ra probeta.

Probeta 3											
[MPa]	0	102,1	204,2	306,3	408,4	510,5	612,6	714,7	810	816,8	918,9
mm	0	0,0263	0,0526	0,0789	0,1052	0,1315	0,1578	0,1841	0,2104	0,2367	0,263

Los valores para determinar la curva experimentada por la cuarta probeta con valores de deformación con fuerza de 500N ; $n = 54\ \text{rev/min}$ y $S = 0,25\text{mm/rev}$ aparecen en la tabla 2.6.

Tabla 2.6. Valores del ensayo de tracción para la 4ta probeta.

Probeta 4											
[MPa]	0	90,7	181,4	272,1	362,8	453,5	544,2	634,9	708	725,6	816,3
mm	0	0,027	0,054	0,081	0,108	0,135	0,162	0,189	0,216	0,243	0,27

Los valores para determinar la curva experimentada por la quinta probeta con valores de endurecimiento $P = 1\ 500\text{N}$; $n = 54\ \text{rev/min}$ y $S = 0,125\ \text{mm/rev}$ aparecen en la tabla 2.7.

Tabla 2.7. Valores del ensayo de tracción a la 5ta probeta.

Probeta 5											
[MPa]	0	96,5	193	289,5	386	482,5	579	675,5	772	759	868,5
mm	0	0,0267	0,0534	0,0801	0,1068	0,1335	0,1602	0,1869	0,2136	0,2403	0,267

Los valores para determinar la curva experimentada por la sexta probeta con valores de $P = 2\ 500\ \text{N}$; $n = 54\ \text{rev/min}$ y $S = 0,075\ \text{mm/rev}$ aparecen en la tabla 2.8

Tabla 2.8. Valores del ensayo de tracción para la 6ta probeta.

Probeta 6											
[MPa]	0	101,2	202,4	303,6	404,8	506	607,2	708,4	800,6	809,6	910,8
mm	0	0,0262	0,0524	0,0786	0,1048	0,131	0,1572	0,1834	0,2096	0,2358	0,262

Los datos para determinar el comportamiento de la rotura de la séptima probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 500 \text{ N}$; $n = 110 \text{ rev/min}$ y $S = 0,25 \text{ mm/rev}$ aparecen reflejados en la tabla 2.9.

Tabla 2.9. Valores del ensayo de tracción a la 7ma probeta.

Probeta 7											
[MPa]	0	90,4	180,8	271,2	361,6	452	542,4	632,8	704	723,2	813,6
mm	0	0,027	0,054	0,081	0,108	0,135	0,162	0,189	0,216	0,243	0,27

Los datos para determinar el comportamiento de la rotura de la octava probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 1500 \text{ N}$; $n = 110 \text{ rev/min}$ y $S = 0,125 \text{ mm/rev}$ aparecen reflejados en la tabla 2.10

Tabla 2.10. Valores del ensayo de tracción a la 8va probeta.

Probeta 8											
[MPa]	0	91,4	182,8	274,2	365,6	457	548,4	639,8	731,2	822,6	716
mm	0	0,0268	0,0536	0,0804	0,1072	0,134	0,1608	0,1876	0,2144	0,2412	0,268

Los datos para determinar el comportamiento de la rotura de la novena probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 2500 \text{ N}$; $n = 110 \text{ rev/min}$ y $S = 0,075 \text{ mm/rev}$ aparecen reflejados en la tabla 2.11

Tabla 2.11. Valores del ensayo de tracción a la 9na probeta.

Probeta 9											
[MPa]	0	98,1	196,2	294,3	392,4	490,5	588,6	686,7	784,8	882,9	774
mm	0	0,0255	0,051	0,0765	0,102	0,1275	0,153	0,1785	0,204	0,2295	0,255

2.5. Procesamiento estadístico de los datos.

El diseño estadístico de experimentos contempla una amplia variedad de estrategias experimentales que son adecuadas para generar la información que se busca. Estos experimentos están planeados de forma que se varían simultáneamente varios factores, pero se evita que se cambien siempre en la misma dirección. Al no haber factores correlacionados se evitan experimentos redundantes. Además, los experimentos se complementan de tal modo que la información buscada se obtiene combinando las respuestas de todos ellos.

Una vez definidas las variables y sus niveles, se procede a la realización de los experimentos de aplicación de rodadura en las probetas.

Este diseño propuesto en el epígrafe 2.5.1, es muy apropiado cuando han de ser investigados varios factores a dos o más niveles y la interacción entre ellos pueden ser importantes. En este caso se investigan dos factores, cada uno a tres niveles, ensayando todas las combinaciones entre los mismos. Se pretende:

1. Estimar y comparar los efectos de los factores seleccionados.
2. Estimar los posibles efectos de la interacción.
3. Estimar la varianza.

Las probetas se sometieron a la acción de rodadura en diferentes condiciones, a fin de evaluar la influencia de aquellos factores que pudieran tener un efecto significativo en la calidad del proceso de tracción. Teniendo en cuenta que no se dispone de elementos, que permita fijar de antemano los valores de aquellas variables que definan la calidad de la curva tenso deformacional del acero AISI 1045, se propone realizar el tratamiento matemático de las variables involucradas en el proceso que después de un estudio preliminar de tema, se considera que son las más importantes:

- Deformación.
- Carga.

Estas variables se tuvieron en cuenta para Esfuerzo y deformación ingenieril y tensión real deformación logarítmica.

Deformación Plástica: Deformación permanente de un material, cuando se quita el esfuerzo, el material no regresa a su forma original. Esta es una variable cuantitativa que representa el por ciento de estiramiento de la probeta al llegar a la rotura, en nuestro caso se evaluará en mm.

Ductilidad: mide la cantidad de deformación que puede resistir un material sin romperse.

El % de elongación describe la deformación plástica permanente antes de la falla. La reducción porcentual del área describe la cantidad de adelgazamiento que sufre la muestra durante el ensayo.

Carga: Fuerza aplicada a un área conocida. Variable cuantitativa que define la fuerza a aplicar al material para evaluar su comportamiento plástico [MPa]

Esfuerzo de cedencia (esfuerzo de fluencia): esfuerzo que divide los comportamientos elásticos y plásticos del material. El valor crítico del esfuerzo necesario para iniciar la deformación plástica se llama límite elástico del material. En los materiales metálicos es el esfuerzo necesario para iniciar el movimiento de las dislocaciones.

Resistencia a la tensión (resistencia a la tracción): esfuerzo obtenido con la máxima fuerza aplicada. Es el esfuerzo máximo, basado en la sección transversal original, que puede resistir un material.

Es el esfuerzo en el cual comienza la estricción en los materiales dúctiles

Esfuerzo de ruptura: es el esfuerzo basado en la sección original, que produce la fractura del material

La deformación se concentra en la zona del cuello, provocando que la fuerza deje de subir. Al adelgazarse la probeta, la fuerza queda aplicada en menor área, provocando la ruptura.

En la figura 2.2, se muestra el comportamiento de una curva tensión deformación de un acero, se evalúo para una deformación logarítmica.

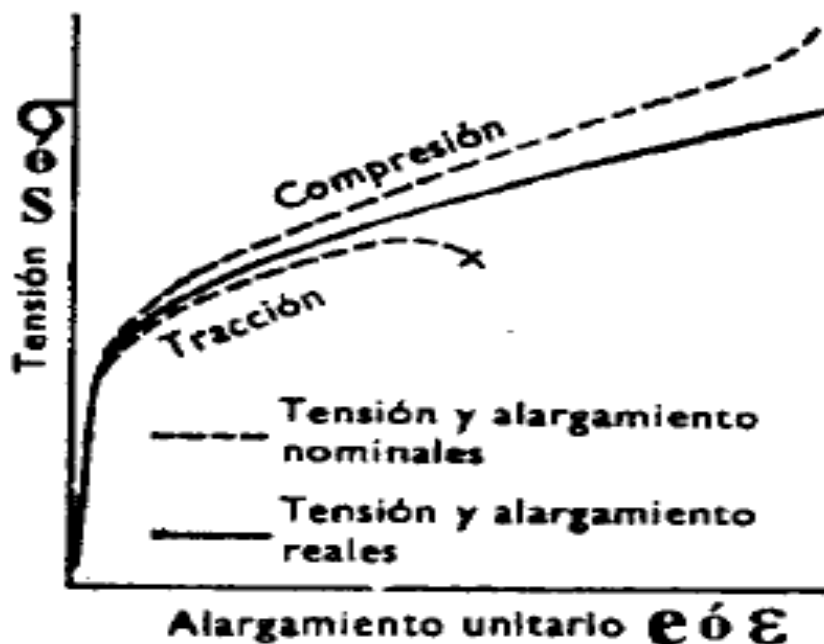


Figura 2.2. Curva $\sigma - \epsilon$ para un acero en deformación logarítmica.

En la figura anterior la curva de fluencia se determina por la ecuación de Hollomon

$$\sigma = K \cdot \varepsilon^n \text{ y } \varepsilon = \ln \frac{l}{l_0}$$

Donde:

σ : Esfuerzo; [MPa]

ε : Deformación real; mm

K: representa el esfuerzo para una deformación natural igual a uno y se le denomina coeficiente de resistencia.

n: Coeficiente de endurecimiento por deformación y es numéricamente igual a la deformación última del material.

2.5.1. Determinación de los coeficientes de regresión.

La herramienta de análisis Regresión realiza un análisis de regresión lineal utilizando el método de los "mínimos cuadrados" para ajustar una línea a una serie de observaciones. Se puede utilizar esta herramienta para analizar la forma en que los valores de una o más variables independientes afectan a una variable dependiente. Debe ser introducida como una fórmula de matrices.

La ecuación de la curva es:

$$y = b \cdot m^x \text{ o } \dots \dots \dots (2.1)$$

$$y = (b \cdot (m_1^{x_1}) \cdot (m_2^{x_2}) \dots) \text{ (si hay varios valores de X)}$$

Donde el valor dependiente y es una función de los valores independientes x. Los valores m son bases que corresponden a cada valor exponencial de x; b es un valor constante. Observe que y, x y m pueden ser vectores.

Estimación logarítmica

Conocido Y es el conjunto de valores que ya se conocen en la ecuación

$$y = b \cdot m^x.$$

- Si la matriz definida por el argumento conocido Y ocupa una sola columna, cada columna de conocido X se interpreta como una variable separada.
- Si la matriz definida por el argumento conocido Y ocupa una sola fila, cada fila de conocido X se interpreta como una variable separada.

Conocido X es un conjunto de valores X opcionales que ya se conocen en la ecuación $y = b \cdot m^x$.

La Función logarítmica devuelve la probabilidad para una variable aleatoria continua siguiendo una distribución logarítmico-normal acumulativa de x , donde $\ln(x)$ se distribuye normalmente con los parámetros definidos por los argumentos media y desviación estándar. Esta función se utiliza para analizar datos que han sido transformados logarítmicamente.

2.5.1.1. Cálculo de la varianza

Después de calcular los coeficientes de regresión (b_0, b_1, b_2, b_{12}), se comienza el procesamiento estadístico de los resultados determinando la varianza de reproducibilidad (error) del experimento.

$$S_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^n S_{yi}^2}{N} \quad (2.2)$$

La significación de los coeficientes de regresión se comprueba por el criterio de t de student para una probabilidad de un 95% o un intervalo de confianza de 0.05 y 15 grado de libertad ($N-1$)

Posteriormente se calcula la varianza con adecuación al modelo:

$$S_{aj}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y - y^{\text{mod } f})^2}{N - K - 1} \quad (2.3)$$

Donde:

$N = j$ y K es el número de coeficientes significativos.

- La función VAR parte de la hipótesis de que los argumentos representan una muestra de la población.

Se calcula el coeficiente de fisher ($F_{\text{Cál}}$) y se compara con el fisher tabulado (F_{Tab}) según los grados de libertad del numerador y del denominador:

CAPITULO III. ANALISIS DE LOS RESULTADOS

3.1. Introducción

En éste capítulo se exponen los resultados derivados del trabajo experimental, y a partir de los mismos, las expresiones matemático estadísticas que describan las regularidades del proceso del ensayo de tracción de probetas de acero AISI 1045 deformadas por rodadura.

El objetivo del capítulo es:

1. Realizar la valoración crítica de los resultados y a través de ella, explicar los fundamentos científicos que dan solución al problema planteado.

3.2. Análisis de la metodología

Del capítulo 2, epígrafe 2.4, se abordó el comportamiento de las probetas de acero AISI 1045 deformada por rodadura y sometida a ensayo de tracción para evaluar el comportamiento de endurecimiento alcanzado teniendo en cuenta la deformación alcanzada por ella en su etapa final. En la figura 3.1 aparece el gráfico del comportamiento de la 1ra probeta deformada.

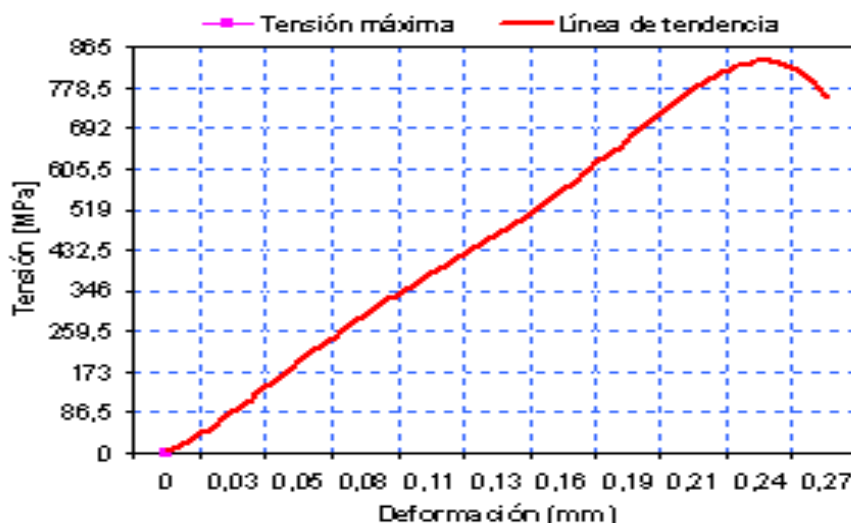


Figura 3.1. Curva $\sigma - \epsilon$ para la primera probeta.

3.2.1. Análisis estadístico para la primera probeta

Análisis de varianza

Para la evaluación del análisis estadístico, se emplearon los Software Excel, con el cual se graficaron las diferentes curvas en arreglo a los datos de entrada (carga)

y de salida (deformación, Los resultados obtenidos se procesaron con el software Statgraphics Plus V 5.1 Español, del cual fueron extraídos los resúmenes y valoraciones realizadas en cada probeta. La tabla ANOVA descompone la variabilidad de carga en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores. En la tabla 3.1 se puede observa el comportamiento del análisis de varianza para la primera probeta.

Tabla 3.1. Análisis de varianza para la primera probeta.

Análisis de la Varianza para Carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	835355,0	10			
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	35355,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.2.2. Análisis de regresión

En el análisis de regresión, calcula para cada punto el cuadrado de la diferencia entre el valor Y estimado para ese punto y su valor Y real. La suma de estas diferencias cuadradas se denomina suma de los cuadrados residual.

Cuanto menor sea la suma residual de los cuadrados, en comparación con la suma total de los cuadrados, mayor será el valor del coeficiente de determinación, r^2 , que es un indicador de hasta qué punto la ecuación resultante del análisis de regresión explica la relación entre las variables.

Los datos fueron procesados por el análisis de regresión, en la tabla 3.2, se muestran los resultados de dicho análisis.

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga y 1 variable independiente. La ecuación del modelo ajustado es: $\text{Carga} = 22,8636 + 3247,87 \cdot \text{Deformación}$

Tabla 3.2. Resultados del análisis de regresión múltiple.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	22,8636	16,9744	1,34695	0,2109	
Deformación	3247,87	107,461	30,2238	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	827205,0	1	827205,0	913,48	0,0000
Residuo	8149,99	9	905,555		
Total (Corr.)	835355,0	10			
R - cuadrado = 99,0244 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 98,916 porcentaje					
Error estándar de est. = 30,0924					
Error absoluto medio = 23,476					
Estadístico de Durbin-Watson = 0,839068 (P=0,0037)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,43994					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%.

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,0244% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 98,916%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 30,0924. Este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones

El error absoluto medio (MAE) de 23,476 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin - Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial. Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación. Puesto que el p-valor es inferior a 0,01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.2.3. Resumen del Análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis multifactorial de la varianza para carga. Realiza varios tests y gráficos para determinar qué factores tienen un efecto estadísticamente significativo en carga. Teniendo datos suficientes, también analiza las interacciones significativas entre los factores. Los F-tests en la tabla ANOVA le permitirán identificar los factores significantes.

Para cada factor significativo, los Tests de Rangos Múltiples le indicarán qué medias son significativamente diferentes de otras. El Gráfico de Medias y el Gráfico de Interacción le ayudarán a interpretar los efectos significantes. Los Gráficos de Residuos le ayudarán a juzgar si los datos violan las asunciones subyacentes en el análisis de la varianza. Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. La tabla 3.3 recoge el resumen del análisis factorial.

Tabla 3.3. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99511	99,755	99,755
2	0,00489012	0,245	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,7555% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.3. Análisis estadístico para la segunda probeta

Curva tenso - deformacional de la 2da probeta. Parámetros: $P = 1\,500\text{ N}$; $n = 27$ rev/min y $S = 0,125\text{ mm/rev}$, los datos aparecen en la tabla 2.4. Capítulo II. El gráfico 3.2 representa en comportamiento de la segunda probeta.



Figura 3.2. Curva $\sigma - \epsilon$ para la 2da probeta.

Análisis de varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de carga en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores. En la tabla 3.4, se recoge el resumen del análisis de varianza para carga VS deformación.

Tabla 3.4. Resumen del análisis de varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	971728,0	10	97172,8		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	971728,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.3.1. Análisis de regresión.

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre carga y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es:

$$\text{Carga} = 3,21818 + 3648,21 \cdot \text{Deformación}$$

En la tabla 3.5 se puede observar el resumen del análisis de regresión de la segunda probeta.

Tabla 3.5. Análisis de regresión para la segunda probeta.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	3,21818	2,07271	1,55265	0,1549	
Deformación	3648,21	13,2709	274,903	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	1,02038E6	1	1,02038E6	75571,84	0,0000
Residuo	121,519	9	13,5021		
Total (Corr.)	1,0205E6	10			
R - cuadrado = 99,9881 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,9868 porcentaje					
Error estándar de est. = 3,67452					
Error absoluto medio = 2,92562					
Estadístico de Durbin-Watson = 1,0322 (P=0,0127)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,422348					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,9881% de la variabilidad en carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 99,9868%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 3,67452 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 2,92562 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0.05, hay indicio de una posible correlación serial. Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación. Puesto que el p-valor es inferior a 0,01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.3.2. Resumen análisis factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables, como se puede ver en la tabla 3.6

Tabla 3.6. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99994	99,997	99,997
2	0,00005954	0,003	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,997% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.4. Análisis estadístico para la tercera probeta

En la figura 3.3 se muestra la curva tenso - deformacional de la tercera probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 2500$ N; $n = 25$ rev/min y $S = 0,075$ mm/rev.

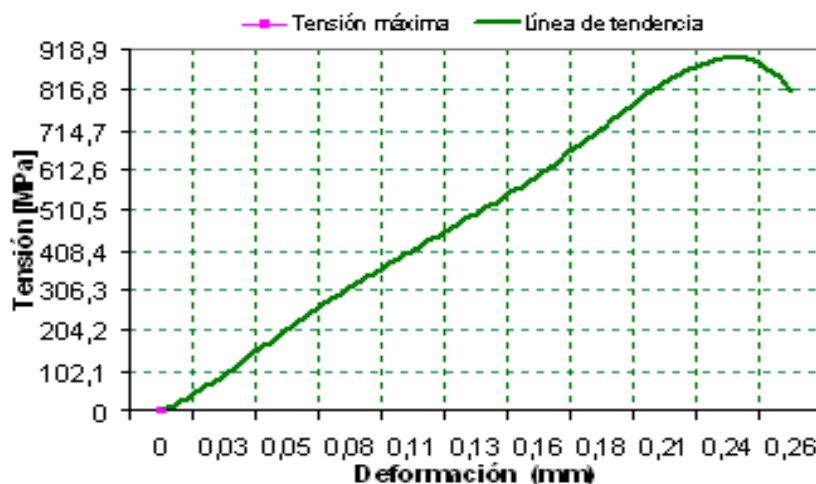


Figura 3.3. Curva $\sigma - \epsilon$ para la tercera probeta.

Análisis de varianza.

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de carga 3 en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los

efectos del resto de los factores. En la tabla 3.7, se recoge el resumen del análisis de varianza para carga VS deformación.

Tabla 3.7. Resumen del análisis de varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	0,00760859	10	0,00760859		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	0,00760859	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.4.1. Resumen del análisis de regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre carga 3 y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es:

$$\text{Carga 3} = 23,5136 + 3557,45 \cdot \text{Deformación 3}$$

En la tabla 3.8 se puede observar el resumen del análisis de regresión de la tercera probeta.

Tabla 3.8. Resumen del análisis de regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	23,5136	17,6653	1,33106	0,2159	
Deformación	3557,45	113,535	31,3334	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	962901,0	1	962901,0	981,78	0,0000
Residuo	8826,93	9	980,77		
Total (Corr.)	971728,0	10			
R - cuadrado = 99,0916 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 98,9907 porcentaje					
Error estándar de est. = 31,3172					
Error absoluto medio = 24,3469					
Estadístico de Durbin-Watson = 0,919211 (P=0,0064)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,417432					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%.

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,0916% de la variabilidad en carga 3. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 98, 9907%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 31,3172 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 24,3469 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial.

Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación 3. Puesto que el p-valor es inferior a 0,01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.4.2. Resumen análisis factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. En la tabla 3.9, se recoge el resumen del análisis factorial.

Tabla 3.9. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99545	99,772	99,772
2	0,00455223	0,228	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,7724% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.5. Análisis estadístico para la cuarta probeta

En la figura 3.4 se muestra la curva tenso - deformacional de la cuarta probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 500 \text{ N}$; $n = 50 \text{ rev/min}$ y $S = 0,25 \text{ mm/rev}$.

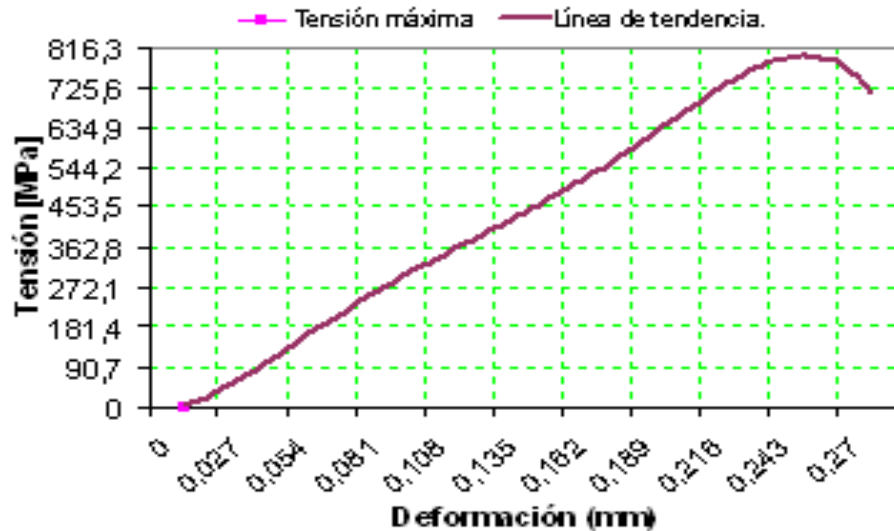


Figura 3.4. Curva $\sigma - \epsilon$ para la cuarta probeta.

Análisis de varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de Carga en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores. La tabla 3.10 recoge el resumen del análisis de varianza.

Tabla 3.10. Resumen del análisis de varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	760422,0	10	76042,2		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	760422,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en Carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.5.1. Resumen del análisis de regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es: $Carga_4 = 22,2136 + 3060,71 \cdot Deformación_4$. En la tabla 3.11 se puede observar el resumen del análisis de regresión de la cuarta probeta.

Tabla 3.11. Resumen del análisis de regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	22,2136	18,0423	1,2312	0,2495	
Deformación	3060,71	112,952	27,0974	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	751214,0	1	751214,0	734,27	0,0000
Residuo	8826,93	9	980,77		
Total (Corr.)	760422,0	10			
R - cuadrado = 98,7891 porcentaje porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 98,6546 porcentaje					
Error estándar de est. = 31,9856					
Error absoluto medio = 24,1324					
Estadístico de Durbin-Watson = 1,21922 (P = 0,0328)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,306926					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0.01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 98,7891% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 98,6546%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 31,9856 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 24,1324 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial. Para decidir la simplificación del modelo, tenga en

cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación. El p-valor es inferior a 0.01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.5.2. Resumen del Análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. En la tabla 3.12, se recoge el resumen del análisis factorial.

Tabla 3.9. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99393	99,696	99,696
2	0,00607276	0,304	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,6964% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.6. Análisis estadístico para la quinta probeta

En la figura 3.5 se muestra la curva tenso - deformacional de la 5ta probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 1500 \text{ N}$; $n = 50 \text{ rev/min}$ y $S = 0,125 \text{ mm/rev}$.

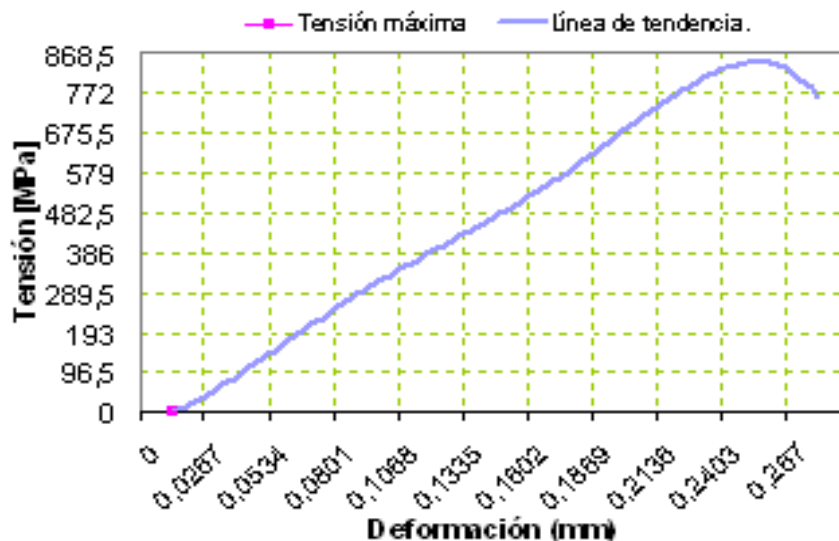


Figura 3.5. Curva $\sigma - \epsilon$ para la quinta probeta.

Análisis de varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de Carga en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores. En la tabla 3.13 se recoge el resumen del análisis de varianza.

Tabla 3.13. Resumen del análisis de varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	864136,0	10	86413,6		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	864136,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en Carga 5 para un nivel de confianza del 95,0%.

3.6.1. Resumen del análisis de regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es: $Carga = 22,5227 + 3305,24 \cdot Deformación$. En la tabla 3.14, se recoge el resumen.

Tabla 3.14. Resumen del análisis de regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	22,5227	16,2278	1,38791	0,1986	
Deformación	3305,24	102,734	32,1728	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	856687,0	1	856687,0	1035,09	0,0000
Residuo	7448,81	9	827,645		
Total (Corr.)	864136,0	10			
R - cuadrado = 99,138 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,0422 porcentaje					
Error estándar de est. = 28,7688					
Error absoluto medio = 22,5661					
Estadístico de Durbin-Watson = 0,836325 (P=0,0036)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,306926					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%.

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,138% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 99,0422%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 28,7688 (Este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 22,5661 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial. Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación. Puesto que el p-valor es inferior a 0,01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.6.2. Resumen del Análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. La tabla 3.15, plasma el resumen del análisis.

Tabla 3.15. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99568	99,784	99,784
2	0,0043193	0,216	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,784% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.7. Análisis estadístico sexta probeta

En la figura 3.6, se muestra la curva tenso - deformacional de la sexta probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 2500 \text{ N}$; $n = 50 \text{ rev/min}$ y $S = 0,075 \text{ mm/rev}$. En la tabla 3.16 se recoge el resumen del análisis de varianza.

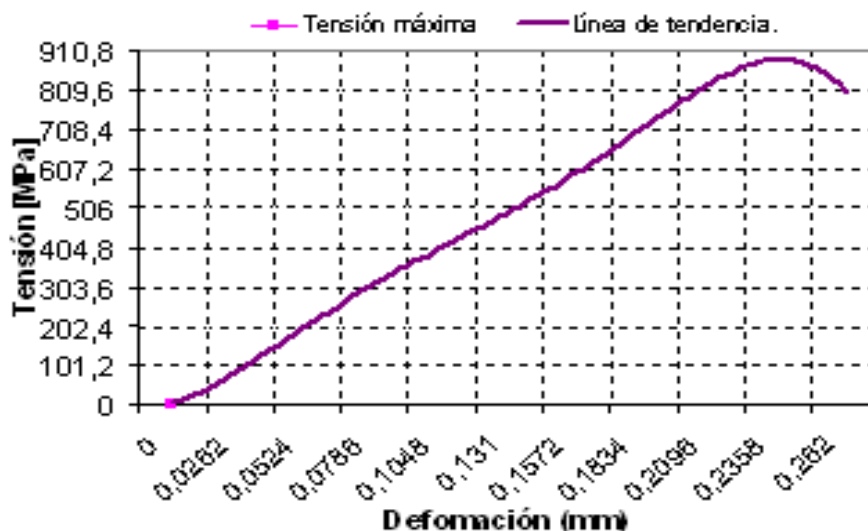


Figura 3.6. Curva $\sigma - \epsilon$ para la sexta probeta.

Análisis de varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de Carga 6 en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores.

Tabla 3.16 se recoge el resumen del análisis de varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	952873,0	10	95287,3		
A: Deformación	952873,0	10	95287,3		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	952873,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en Carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.7.1. Resumen del Análisis de Regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga 6 y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es: $\text{Carga 6} = 23,4364 + 3536,57 \cdot \text{Deformación 6}$. En la tabla 3.17 se observa el resumen.

Tabla 3.17. Resumen del Análisis de Regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	23,4364	17,2976	1,35489	0,2085	
Deformación	3536,57	111,597	31,6906	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	944409,0	1	944409,0	1004,30	0,0000
Residuo	8463,33	9	940,37		
Total (Corr.)	952873,0	10			
R - cuadrado = 99,1118 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,0131 porcentaje					
Error estándar de est. = 30,6655					
Error absoluto medio = 23,9385					
Estadístico de Durbin-Watson = 0,884224 (P=0,0051)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,434572					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,1118% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 99,0131%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 30,6655 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones).

El error absoluto medio (MAE) de 23,9385 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin - Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial.

Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación 6. Puesto que el p-valor es inferior a 0,01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.7.2. Resumen del Análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. La tabla 3.18 recoge el análisis factorial.

Tabla 3.18. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99555	99,777	99,777
2	0,00445086	0,223	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,7775% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.8. Análisis estadístico séptima probeta.

En la figura 3.7 se muestra la curva tenso - deformacional de la séptima probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 500$ N; $n = 100$ rev/min y $S = 0,25$ mm/rev.

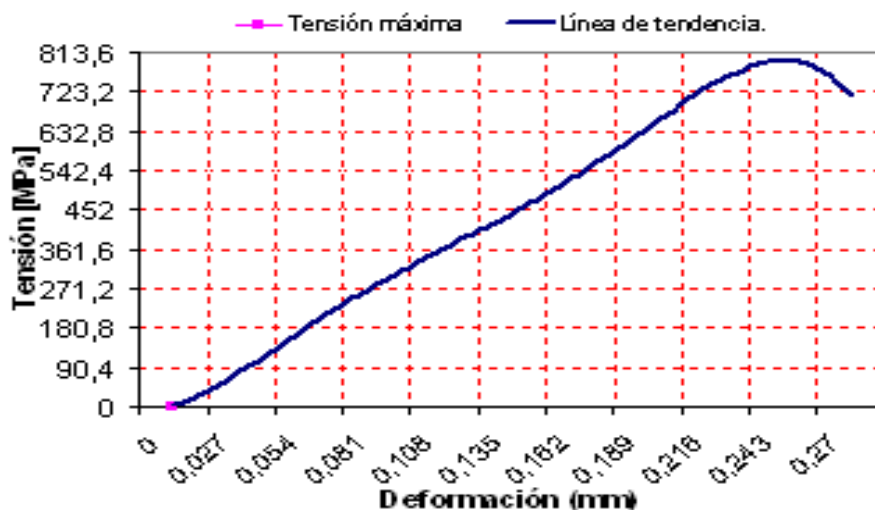


Figura 3.7. Curva $\sigma - \epsilon$ para la séptima probeta.

Análisis de varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de Carga 7 en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores. La tabla 3.19 recoge el resumen del análisis

Tabla 3.19. Resumen del análisis de la varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	754501,0	10	75450,1		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	754501,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en Carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.8.1. Resumen del Análisis de Regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga 7 y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es: $\text{Carga 7} = 21,4182 + 3054,81 \cdot \text{Deformación 7}$. La tabla 3.20 recoge el resumen del análisis de regresión.

Tabla 3.20. Resumen del análisis de regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	21,4182	14,7773	1,4494	0,1812	
Deformación	3054,81	92,5117	33,0209	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	748325,0	1	748325,0	1090,38	0,0000
Residuo	6176,69	9	686,299		
Total (Corr.)	754501,0	10			
R - cuadrado = 99,1814 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,0904 porcentaje					
Error estándar de est. = 26,1973					
Error absoluto medio = 20,6638					
Estadístico de Durbin-Watson = 0,750144 (P=0,0018)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,501668					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,1814% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 99,0904%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 26,1973 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 20,6638 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial.

Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación 6. Puesto que el p-valor es inferior a 0.01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.8.2. Resumen del análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. La tabla 3.21 recoge el resumen del análisis factorial.

Tabla 3.21. Resumen del análisis factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,9959	99,795	99,795
2	0,00410164	0,205	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,7949% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.9. Análisis estadístico de la octava probeta

En la figura 3.8 se muestra la curva tenso - deformacional de la octava probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 1500 \text{ N}$; $n = 100 \text{ rev/min}$ y $S = 0,125 \text{ mm/rev}$.

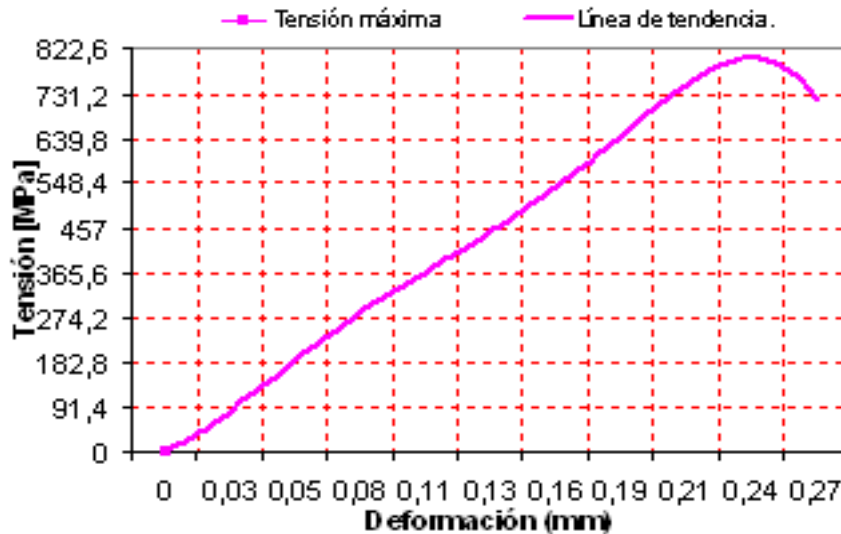


Figura 3.8. Curva $\sigma - \epsilon$ para la octava probeta.

Análisis de la varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de Carga en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores, como se puede ver en la tabla 3.22.

Tabla 3.22. Resumen del análisis de varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	773604,0	10	77360,4		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	773604,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en Carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.9.1. Resumen del Análisis de Regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga 7 y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es: $Carga\ 8 = 22,1545 + 3110,79 \cdot Deformación\ 8$. La tabla 3.21 recoge el resumen del análisis de regresión.

Tabla 3.21. Resumen del análisis de regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	22,1545	17,896	1,23796	0,2471	
Deformación	3110,79	112,872	27,5602	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	764545,0	1	764545,0	759,56	0,0000
Residuo	9059,01	9	1006,56		
Total (Corr.)	773604,0	10			
R - cuadrado = 98,829 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 98,6989 porcentaje					
Error estándar de est. = 31,7263					
Error absoluto medio = 24,0169					
Estadístico de Durbin-Watson = 1,18904 (P=0,0285)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,317388					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 98,829% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 98,6989%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 31,7263 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 24,0169 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin - Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial. Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000,

perteneciendo a Deformación 6. Puesto que el p-valor es inferior a 0.01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.9.2. Resumen del Análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables. En la tabla 3.22 se puede ver el resumen del análisis.

Tabla 3.22. Resumen del análisis Factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,99413	99,706	99,706
2	0,00587232	0,294	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,7064% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.10. Resumen del análisis estadístico de la novena probeta

En la figura 3.9 se muestra la curva tenso - deformacional de la novena probeta endurecida con los siguientes parámetros: $P = 2500$ N; $n = 100$ rev/min y $S = 0,075$ mm/rev.

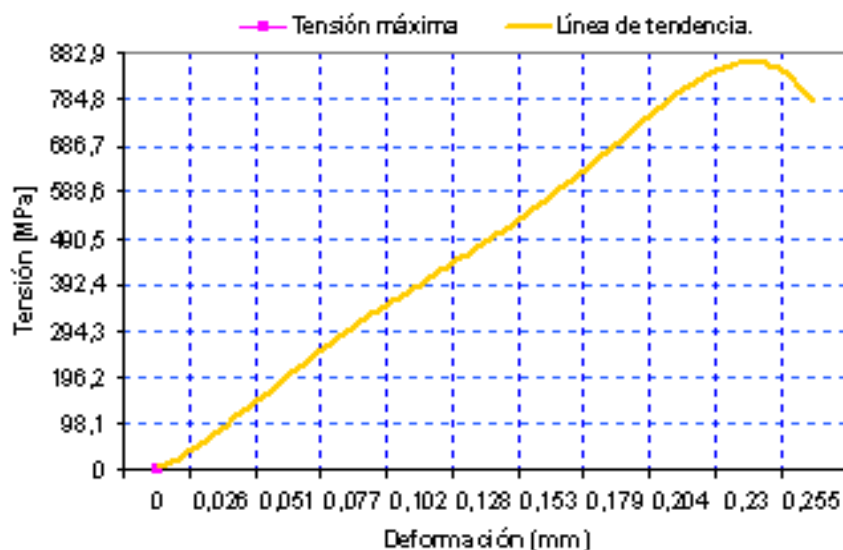


Figura 3.9. Curva $\sigma - \epsilon$ para la novena probeta.

Análisis de la varianza

La tabla ANOVA descompone la variabilidad de Carga en las contribuciones debidas a varios factores. Puesto que se ha elegido la suma de cuadrados Tipo III (valor por defecto), se ha medido la contribución de cada factor eliminando los efectos del resto de los factores. Ver el resumen en la tabla 3.23

Tabla 3.23. Resumen del análisis de la varianza.

Análisis de la Varianza para carga - Sumas de Cuadrados de Tipo III					
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado Medio	Cociente-F	P-Valor
A: Deformación	894484,0	10	89448,4		
Residuos	0,0	0			
Total (corregido)	894484,0	10			
Los cocientes F están basados en el error cuadrático medio residual.					

Los P-valores comprueban la importancia estadística de cada uno de los factores. Dado que ningún P-valor es inferior a 0,05, ninguno de los factores tiene efecto estadísticamente significativo en Carga para un nivel de confianza del 95,0%.

3.10.1. Resumen del análisis de regresión

La salida muestra los resultados del ajuste a un modelo de regresión lineal múltiple para describir la relación entre Carga y 1 variables independientes. La ecuación del modelo ajustado es: $Carga = 22,7864 + 3520,75 \cdot Deformación$. Ver el resumen en la tabla 3.24

Tabla 3.24. Resumen del análisis de regresión.

Variable dependiente: Carga					
Parámetro	Error Estimación	Estadístico estándar	T	P-Valor	
Constante	22,7864	16,6616	1,3676	0,2046	
Deformación	3520,75	110,444	31,8781	0,0000	
Fuente	Suma de cuadrados	GL	Cuadrado medio	Cociente-F	P-Valor
Modelo	886631,0	1	886631,0	1016,21	0,0000
Residuo	7852,37	9	872,485		
Total (Corr.)	894484,0	10			
R - cuadrado = 99,1221 porcentaje					
R - cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,0246 porcentaje					
Error estándar de est. = 29,5379					
Error absoluto medio = 23,104					
Estadístico de Durbin-Watson = 0,865693 (P=0,0044)					
Autocorrelación residual en Lag 1 = 0,4437					

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0,01, existe relación estadísticamente significativa entre las variables para un nivel de confianza del 99%. El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,1221% de la variabilidad en Carga. El estadístico R-cuadrado ajustado, que es más conveniente para comparar modelos con diferentes números de variables independientes, es 99,0246%. El error estándar de la estimación muestra la desviación típica de los residuos que es 29,5379 (este valor puede usarse para construir los límites de predicción para las nuevas observaciones)

El error absoluto medio (MAE) de 23,104 es el valor medio de los residuos. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Dado que el p-valor es inferior a 0,05, hay indicio de una posible correlación serial.

Para decidir la simplificación del modelo, tenga en cuenta que el p-valor más alto en las variables independientes es 0,0000, perteneciendo a Deformación. Puesto que el p-valor es inferior a 0,01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%.

3.10.2. Resumen del Análisis Factorial

Este procedimiento realiza un análisis factorial. El propósito del análisis es obtener un pequeño número de factores que expliquen la mayoría de la variabilidad en las 2 variables según se recoge en la tabla 3.25.

Tabla 3.25. Resumen del Análisis Factorial.

Factor Número	Auto valor	Porcentaje de Varianza	Acumulado Porcentaje
1	1,9956	99,780	99,780
2	0,00439901	0,220	100,000

En este caso, se ha extraído un factor, dado que sólo un factor tenía un auto valor mayor o igual a 1,0. Esto explica el 99,78% de la variabilidad en los datos originales. Puesto que usted ha seleccionado el método de componentes principales, se han puesto las estimaciones de comunalidad inicial asumiendo que toda la variabilidad en los datos es debida a los factores comunes.

3.11. Análisis de probeta sin deformar VS probetas deformadas

Para estimar la influencia del ensayo en las probetas sometidas a tracción después de ser deformadas por rodadura y probetas sin deformar traccionada teniendo en cuenta el metal en estado de suministro, se graficó este comportamiento, el cual se puede observar en la figura 3.10

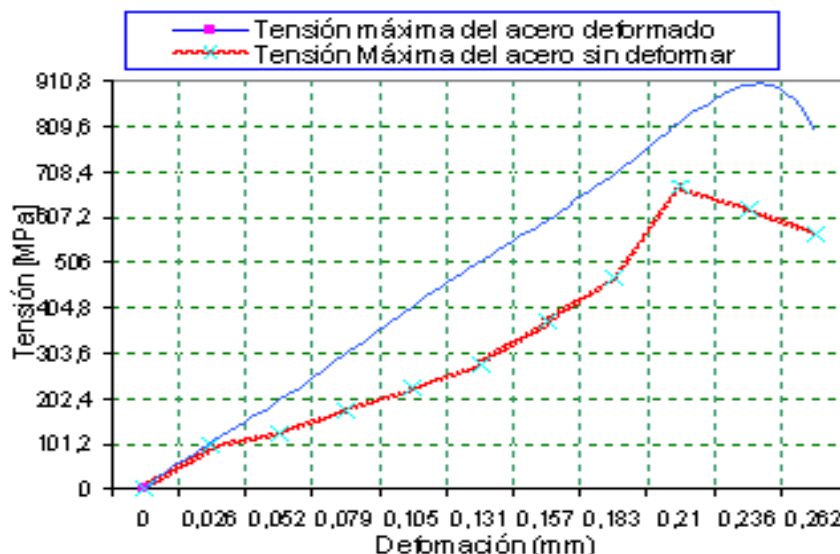


Figura 3.10. Curva $\sigma - \epsilon$ de probetas sin deformar VS probetas deformadas.

En el gráfico anterior se observa que la curva para el acero AISI 1045 deformado por rodadura y sometido a esfuerzo de tracción se necesita un esfuerzo de 910,8 [MPa] para alcanzar la rotura, si embargo, la otra curva que es para el mismo acero en estado de suministro, sin deformar y traccionado, alcanza su máximo esfuerzo a 673,7 [MPa], quedando demostrado que el proceso de Deformación Plástica Superficial se puede emplear como método de endurecimiento de metales.

3.12. Valoración del impacto medio ambiental

La capacidad del hombre para modificar sus relaciones con el medio ambiente natural, social y cultural, incluso para transformarlas ha atravesado diferentes etapas. Lo que distingue a la sociedad contemporánea de las que le han precedido, es la rapidez en la modificación de su entorno provocada por la revolución científico técnica, su carácter masivo y la universalidad de algunas de sus consecuencias encontramos las nuevas tecnologías inmersas en la vida cotidiana, en el desenvolvimiento de las instituciones tanto productoras de bienes

como de servicios, y también cada vez más se van incorporando en el desempeño individual de los diferentes segmentos de la sociedad. Las nuevas tecnologías impactan la vida económica, política, cultural e ideológica de cada nación.

En la actualidad, son muchos los países que por constituirse en "sociedades informatizadas", han incorporado las nuevas tecnologías sin distinguir las condiciones sociales, culturales e históricas de las realidades de cada país.

Coinciden en el reconocimiento del impacto social de las nuevas tecnologías especialmente de la información y comunicación, los canadienses Harold A. Innis y Marshall McLuhan citados por Iglesias (1998), donde plantean que entre los diferentes tipos de tecnologías sea militar, administrativa, industrial, el de la comunicación es el de mayor impacto social.

El desarrollo tecnológico como proceso social, se percibe como un proceso dinámico que se desarrolla en correspondencia con los intereses de las clases que ostentan el poder y que expresan su sistema de valores.

La ciencia y la tecnología se han vuelto determinantes del desarrollo económico y cultural de las sociedades actuales, y de ellas depende en forma creciente el bienestar de un país y de sus ciudadanos. Hoy más que nunca la ciencia y la tecnología están produciendo impactos positivos y negativos en la sociedad y en el ambiente, al tiempo que constituyen uno de los principales recursos para la solución de problemas. A la vez, para su desarrollo dependen de que las sociedades inviertan en ellas sumas considerables de fondos públicos y privados.

Estos procesos han dado lugar a un modelo de sociedad que ha venido imponiéndose en las últimas décadas: la llamada "sociedad del conocimiento", donde la generación de riqueza estaría principalmente basada en el control y el desarrollo de nuevas formas de producción y aprovechamiento del conocimiento.

Uno de los principios rectores de la sociedad del conocimiento es que la ciencia y la tecnología son indispensables para lograr las condiciones materiales, ambientales, sociales y culturales, necesarias para garantizar el bienestar, una vida digna y una organización social justa para las presentes y futuras

generaciones. Pero el fortalecimiento y el desarrollo de la ciencia y la tecnología por sí solos no son suficientes, es necesario articular estos sistemas con el resto de la sociedad con el fin de que puedan atenderse los problemas tal y como son percibidos y definidos por los afectados, y de manera que las soluciones sean aceptables para ellos, y no a partir de determinaciones que se hagan parcialmente y al margen de los interesados. El Consumo De Energía

3.13. Conclusiones del Capítulo III

- ❖ Quedaron establecidas las curvas $\sigma - \epsilon$ de todas las probetas deformadas por rodadura y traccionada teniendo en cuenta el esfuerzo y deformación.
- ❖ El análisis estadístico efectuado a cada una de las probetas permiten determinar que existe relación estadísticamente significativa entre las variables esfuerzo VS deformación.
- ❖ Se establecieron los modelos por el análisis de regresión, los cuales permiten determinar la correlación lineal en cada una de las probetas.
- ❖ El empleo de los medios de cómputo traen consigo afectaciones al medio ambiente ya que los mismos necesitan del consumo energético para su uso.

Conclusiones Generales

- ❖ En las fuentes bibliográficas consultadas no se encontraron información que permitan definir la influencia de la variable dependiente esfuerzo VS la variable independiente deformación para predecir el comportamiento de las mismas.
- ❖ Las curvas graficadas corresponden a una tendencia deformación logarítmica natural del tipo $\epsilon = \ln l/l_0$ y permiten determinar el coeficiente de endurecimiento (n) según la ecuación de Hollomon $\sigma = K.\epsilon^n$, donde n es el coeficiente de endurecimiento en frío.
- ❖ El comportamiento de las gráficas permiten establecer que existe incremento de la dureza desde 673,7 [MPa], probetas sin deformar hasta 910,8 [MPa], probetas endurecidas.

- ❖ Quedaron establecidos los parámetros más significativos del análisis estadístico efectuados a cada una de las probetas, los cuales se representan en la tabla 3.26.

Tabla 3.26. Resumen del análisis estadístico para cada una de las probetas.

Varianza	Regresión	Factorial	R ²
95,0 %	99 %	99,7555 %	99,0244%
95,0 %	99 %	99,997 %	99,9881%
95,0 %	99 %	99,77%	99,0916%
95,0 %	99 %	99,6969 %	99,7891%
95,0 %	99 %	99,784 %	99,138 %
95,0 %	99 %	99,7775 %	99,1118%
95,0 %	99 %	99,794 %	99,0904%
95,0 %	99 %	99,7064 %	99,829 %
95,0 %	99 %	99,78%	99,1221%

Recomendaciones

- ❖ Determinar a través de los gráficos realizados y la metodología de cálculos establecidos al efecto el comportamiento del coeficiente n según la ecuación de Hollomon $\sigma = K.\epsilon^n$
- ❖ Determinar el comportamiento del proceso de tracción en probetas deformadas a través de los modelos establecidos en el presente trabajo.
- ❖ Emplear otros análisis estadísticos que permitan evaluar el comportamiento de este proceso.



Bibliografías

1. Asaro, J. Needleman, A. El Desarrollo de la textura y Tensión - endureciendo en la Proporción Dependiente de los Policristales, Acta Metal. 33, 923 - 953, 1985.
2. Bicking A. C. Algunos usos de la estadística en la Planificación de Experimentos. El Control de la calidad en la industria. Vol. 10 No. 4, Enero 1954.
3. Box, G.E.P., W.G. Hunter y J.S. Hunter, Estadística para experimentos. 3^a ed., John Wiley & Sons, Inc., USA. New York. 978.
4. Box, G.E.P. Hunter, W.G. Hunter. J. S. Estadística para experimentadores. Ed. Reverté. Barcelona, 1989.
5. Blanning, W. R. y D. King, Organizational Intelligence. AI in Organizational Design, Modeling, and Control, IEEE Computer Society Press 1996.
6. Carlson, R. Plan y optimización en la síntesis orgánica. Elsevier. Amsterdam, 1992.
7. Cerro, R. L., Arri, L. E., Chiovetta, M. G. y Pérez, G. Curso Latinoamericano de diseño de procesos por computadora, Parte I (tomo II): Simulación de procesos por computadora"; INTEC, Sta. Fe, Argentina. Agosto de 1978.
8. COX D. R. Planificación de Experimentos. John Wiley and Sons, Inc. New York, 1978
9. Chacín, F. Diseño y análisis de experimentos I. ISBN 980 00 1690 – 2. p 388. Caracas. 2000
10. Chow and Jie, M. Forming limits of Al 6022 sheets with materials damages consideration: theory and experimental validation. Int. J. Mech. Sci. 46, 99 - 122, 2004.
11. Davis, J. F., Stephanophoulos, G. y Venkatasubramanian, V. Editores, Conferencia Internacional y Procesos inteligente de sistema de ingeniería.CACHE, AIChE. Series Symposium, Vol. 92. 1996.
12. De Aguiar, P.F, Bourguignon, B, Khots, M.S, Massart, D.L, Phan – Tan - Luu, Chem, R. Intell. Sistema de Laboratorio. 199-210. 1995.
13. Ferré, J. Rius, F. X. Técnicas de Laboratorio 274 648 - 652. 2002



14. Friedman y Pan, J. El efecto de anisotropía plástica y criterio del rendimiento en la predicción de formar los puntos límite de curvas. *Int. J. Mech. Sci.* 42, 29 - 48, 2000.
15. Gutiérrez, F. y R. De la Vara, "Análisis y Diseño de Experimentos", Mc Garw Hill, 1ª ed, 237 - 264. Cd. México. México. 2003.
16. Hendry J. E., D. F. Rudd y J. D. Seader. "Synthesis in the Design of Chemical Processes", *AIChE J.*, 19, 1. 1973.
17. Hernández, S. Metodología de la Investigación. Editorial McGraw - Hil. México. 1997.
18. Hill, R. On discontinuos plastic status with special reference to localized necking in thin sheets, *J. Mech. Phys. Solids*, 1, 19 - 30, 1952.
19. Hollnagel, E., Mancini, G y Woods, D. Cognitive Engineering in Complex Dynamic World, Academic Press 1980.
20. Hlavacek V. "Journal Review: Synthesis in the Design of Chemical Processes", *Comput. Chem. Eng.*, 2, 67. 1978.
21. Kempthorne O. The Design and Analysis of Experiments. John Wiley and Sons. , New York, 1952, p.10
22. Kuroda, M and Tvergaard, V. Forming limit diagrams for anisotropic metal sheets with different yield criteria. *Int. J. Solids Structures*. 37, 5037 - 5059, 2000.
23. Ludwik, P. Elemente der Technologischen Mechanik, Springer Verlag OHG, Berlin, 1909.
24. Marciniak. Z and K. Kuczynski. Limits Strains in The Processes of Stretch-Forming Sheet Metal, *Int. J. Mech. Sci.*, 9, 609-620, 1967.
25. Massart, D. L., Vandeginste, B, Buydens, G.M, De Jong, L.M.C, Lewi, S. Smeyers - Verbeke, J. Handbook of Chemometrics and Qualimetrics: Part A. Elsevier. Amsterdam, 1997
26. Méndez I. Lineamientos Generales para la planeación de Experimentos. Monografía No. 15, Vol. 15 IIMAS. 1980.
27. Montgomery, D., Introducción a los Diseños Factoriales, Diseño y Análisis de Experimentos, 1ra Edición, Ed Iberoamérica S.A., 175 - 228, México 1991.



28. Nishida N., G. Stephanopoulos y A. W. Westerberg, "A Review of Process Synthesis", AIChE J., 27, 321. 1981.
29. Ostle B. Estadística Aplicada. Limusa - Wiley, México, 1975, Cap. 10
30. Pearl, J., editor, búsqueda y Heurísticas, Nort Holland Co. 1983.
31. Piñeiro, A. A. C. Obtención de la curva tenso-deformacional del Acero AISI 1045 endurecido por Deformación Plástica Superficial con rodillo. Trabajo de Diploma. ISMMM. 2009
32. Pyle, I. C. The ADA Programming Language, Prentice Hall. 1985.
33. Quesada V, Garcia A. Lecciones de cálculo de probabilidades. Madrid: Díaz de Santos; 1988.
34. Ray, W y Lainiotis, D. Distributed Parameter Systems. Identification, Estimation, and Control, Control and Systems Theory Series, Vol 6, Marcel Dekker, Inc., New York. (1978).
35. Sarache, L. Diseño de Experimentos y Análisis Multifactorial Aplicado a la Industria. Facultad de Ingeniería, Universidad de Los Andes. Mérida. Venezuela. 585 – 590. 2001.
36. Sarache L. y M. Peña. Software para el uso del Diseño Multifactorial de Dos Niveles en la Investigación SEMPRO 2". 5^{to}. Congreso Nacional de Ingeniería Mecánica, Mérida, Venezuela. 2004.
37. Stören S. and Rice, J. R. Localized necking in thin sheets, J. Mech. Phys. Solids, 23, 421 - 441, 1975.
38. Thomas, M., Y. Beauchamp, A.Y. Youssef y J. Masounave. An experimental Design for Surface Roughness and Built-up-edge Formation in Lathe Dry Turning. International Journal of Quality Science, 2, (3), 167 – 180. 1997.
39. Velez, R, Hernández, V. Cálculo de probabilidades I. Madrid: UNED; 1995.
40. Viatkina, E. M. Brekelmans, W.A. and Geers, M. A crystal plasticity based estimate for forming limit diagrams from textural inhomogeneities. J. of Mat. Proc. Tech. 168, 211 - 218, 2005.
41. Westerberg A. W. A Review of Process Synthesis, en Computer Applications to Chemical Engineering, R.G. Squires and G.V. Reklaitis (eds), ACS Symposium Series, 1980.



42. Wu, K. Neale, W. and E. Van der Giessen. On crystal plasticity FLD analysis. Proc. R. Soc. Lond. A 453, pp. 1831 - 1848, 1997.
43. Wu, P.D, Neale, K.W. Van der Giessen, E, Jain, M. Makinde A. y MacEwen, S. Análisis de Plasticidad de cristal que forman diagrama de límite de láminas de aluminio por rodadura. Metalúrgia y Transacciones de los Materiales. 29A, 527- 35, 1998.
44. Xu, S and Weinmann, K. Effect of deformation-dependent material parameters on forming limits of thin sheets. Int. J. Mech. Sci. 42, 677 - 92, 2000.
45. Zhou, Y. and Neale, K.W. Predictions of forming limit diagrams using a rate-sensitive crystal plasticity model. Int. J. Mech. Sci., 7, 1 - 20, 1995.
46. Zhao, L, Sowerby. R and Sklad, M. A. La investigación teórica y experimental de tensiones de límite del metal en plancha laminada. Int. J. Mech. Sci. 38, 1307 - 1317, 1996.