



Aplicación de los métodos GUM y Monte Carlo para el análisis de la confiabilidad metrológica en equipos industriales: estudio de caso de los procesos térmicos en un motor de combustión interna

Luis Fernando Meza De La Cruz

Universidad Antonio Nariño
Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica
Puerto Colombia, Colombia

2022

Aplicación de los métodos GUM y Monte Carlo para el análisis de la confiabilidad metrológica en equipos industriales: estudio de caso de los procesos térmicos en un motor de combustión interna

Luis Fernando Meza De La Cruz

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Ingeniero Mecánico

Director:

PhD. José Daniel Hernández Vásquez

Línea de Investigación:

Energía

Grupo de Investigación:

GI-Fourier

Universidad Antonio Nariño

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Puerto Colombia, Colombia

2022

Este proceso no hubiese sido posible sin la presencia de mi familia, amigos, mi tutor y profesores. Por eso a ellos dedico este triunfo el cual fue trazado hace unos cuantos años atrás. Para nadie es un secreto que estos tiempos han sido difíciles pero la constancia y el gran desempeño de todos hicieron esto posible.

Luis Fernando Meza De La Cruz

Agradecimientos

Doy gracias a Dios por permitirme esta experiencia maravillosa vivida en la Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica (FIMEB) de la Universidad Antonio Nariño.

Agradezco profundamente a mi familia por su apoyo, soporte y amor. Gracias a los profesores por su dedicación y entrega en cada clase para mi formación como ingeniero; gracias a ello, hoy puedo decir que soy un profesional.

Quiero agradecer inmensamente a mi tutor José Daniel Hernández Vásquez por su apoyo incondicional y su guía antes, durante y después del proyecto.

A la cual fue durante todo este tiempo mi segunda casa la UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO SEDE PUERTO COLOMBIA, también agradezco por abrir sus puertas e instalaciones.

Resumen

Este Proyecto de Grado se encuentra alineado al proyecto de investigación No 2022008 que está aprobado por la Vicerrectoría de Ciencia, Tecnología e Innovación de la Universidad Antonio Nariño, el cual se titula: “Desarrollo de técnicas estadísticas para el análisis de incertidumbre y desempeño metrológico en equipos industriales”. A pesar que los proyectos buscan objetivos similares, mientras el proyecto aprobado por la VCTI se enfoca en equipos industriales de hidrogenadores de energía en una planta hidroeléctrica de Rio de Janeiro (Brasil), este proyecto de grado aplica la metodología propuesta para otro equipo industrial, es decir, un motor de combustión interna.

Así, este proyecto surge con la alternativa de solución al problema que afecta la eficiencia en el proceso y producción en plantas industriales o en cualquier otra área donde existan mediciones de temperatura asociadas. Lo anterior debido a que no que hay una lectura exacta de la temperatura constante en el mensurado. Fue importante realizar esta investigación ya que se centra en el estudio de comparación, entre el método de Monte Carlo y el método de GUM, en términos de la confiabilidad metrológica de los procesos industriales, es decir, en el análisis de incertidumbre de medición. Para lograr los objetivos perseguidos se hizo uso los sensores para la medición de temperatura de un motor de combustión interna, además de una báscula para la medición del consumo de combustible. Los resultados permitieron verificar la aplicabilidad de ambos métodos en búsqueda de la mejora continuo de los procesos térmicos a nivel industrial.

Palabras clave: Equipos industriales, GUM, Método Monte Carlo, metrología, motor de combustión interna.

Abstract

This Project is aligned to the research project No 2022008 that is approved by the Vice President for Science, Technology and Innovation of the Antonio Nariño University, which is entitled: "Development of statistical techniques for the analysis of uncertainty and metrological performance in industrial equipment". Although the projects seek similar objectives, while the project approved by the VCTI focuses on industrial equipment for hydroelectric power generators in a hydroelectric plant in Rio de Janeiro (Brazil), this degree project applies the methodology proposed for another industrial equipment, that is, an internal combustion engine.

Thus, this project arises with the alternative solution to the problem that affects the efficiency in the process and production in industrial plants or in any other area where there are associated temperature measurements. This is due to the fact that there is no exact reading of the constant temperature in the measurand. It was important to carry out this research since it focuses on the comparison study between the Monte Carlo method and the GUM method, in terms of the metrological reliability of industrial processes, that is, in the analysis of measurement uncertainty. To achieve the objectives pursued, sensors were used to measure the temperature of an internal combustion engine, as well as a scale to measure fuel consumption. The results allowed verifying the applicability of both methods in search of the continuous improvement of thermal processes at an industrial level.

Keywords: Industrial equipment, GUM, Monte Carlo Method, metrology, internal combustion engine.

Contenido

1. Introducción	14
1.1 Formulación del problema	16
1.2 Objetivos.....	17
1.2.1 Objetivo general	17
1.2.2 Objetivos específicos.....	17
1.3 Justificación	17
1.4 Diseño metodológico.....	18
2. Marco conceptual: método GUM y Monte Carlo	21
2.1 El Método GUM.....	21
2.2 El Método Monte Carlo	25
3. Diseño de experimento	27
4. Resultados y discusión	30
4.1 Calibración de los sensores de temperatura	30
4.2 Análisis de incertidumbre	32
4.2.1 Método GUM	32
4.2.2 Simulación por el Método Monte Carlo	39
4.3 Comparación de resultados	42
5. Conclusiones y recomendaciones	44
Bibliografía	46
Anexo A: Certificado Indicador de precisión	48
Anexo B: Certificado de calibración el patrón	51
Apéndice A: Resultados de la simulación del Método Monte Carlo	52

Lista de figuras

Figura 1 – Distribución Normal estándar.....	24
Figura 2 – Sensores de temperatura y su localización.....	27
Figura 3 – Panel de indicación de la temperatura de los procesos térmicos.....	28
Figura 4 – Sistema de medición.....	28
Figura 5 – Curvas de calibración de los distintos polinomios.....	31
Figura 6 – Error total asociado a la calibración de los sensores de temperatura.....	39
Figura 7 – Sensor temperatura #2.....	41
Figura 8 – Sensor temperatura #3.....	41
Figura 9 – Sensor temperatura #4.....	41
Figura 10 – Sensor temperatura #5.....	42
Figura 11 – Sensor temperatura #6.....	42
Figura 12 – Comparación de resultados entre los métodos.....	43

Lista de tablas

Tabla 1 – Datos experimentales: Calibración de sensores.....	29
Tabla 2 – Coeficientes de temperatura.....	32
Tabla 3 – Registro de los datos de la calibración.....	33
Tabla 4 – Cálculo del error sistemático no ajustado.....	33
Tabla 5 – Temperatura ajustada por cada polinomio.....	34
Tabla 6 – Cálculo del término que computa el error cuadrático.....	34
Tabla 7 – Incertidumbre de ajuste.....	36
Tabla 8 – Factor de cobertura k	36
Tabla 9 – Incertidumbre asociada a la resolución del instrumento.....	36
Tabla 10 – Incertidumbre asociada al ajuste polinomial.....	37
Tabla 11 – Cálculo de la incertidumbre expandida.....	37
Tabla 12 – Cálculo de la temperatura ajustada y el error sistemático asociado.....	38
Tabla 13 – Resultados por el método GUM y por el método Monte Carlo.....	43

1. Introducción

La incertidumbre de una medida determinada denota una indicación cuantitativa de la calidad de los resultados asociados con la medida, lo que permite comparar réplicas de la misma medida (ya sea realizada por diferentes instrumentos, o incluso por diferentes experimentadores que utilizan el mismo instrumento). Otros, con valores de referencia especificados o referenciados a un estándar. Por esta razón, y para garantizar que el resultado analítico no pueda evaluarse sin alguna estimación de la incertidumbre de medida de varias magnitudes físicas de interés, el análisis de incertidumbre cobró sentido y mereció la atención de reconocidas organizaciones científicas internacionales (BIPM, IEC, IFCC, ILAC, ISO, IUPAC, IUPAP y OIML), que colaboraron para establecer un consenso mundial sobre procedimientos bien definidos para informar la incertidumbre asociada con la medición [1]. La Guía para la expresión de la incertidumbre en la medición (ISO-GUM) establece reglas generales para evaluar y expresar la incertidumbre de la medición para un amplio espectro de aplicaciones, publicada por ISO como guía [2].

Aunque el método GUM es ampliamente utilizado, tiene algunas limitaciones teóricas, incluida la hipótesis fundamental de que los resultados de la medición deben seguir una distribución gaussiana, que puede verificarse con base en una prueba estadística no paramétrica. Alternativamente, esta hipótesis podría verificarse si fuera posible realizar un número infinito de réplicas de la misma medida para verificar el cumplimiento de una distribución normal perfecta, lo cual es poco práctico en términos prácticos.

El método Monte Carlo aparece como una alternativa a las limitaciones encontradas en la metodología GUM [3]. Se basa en una formulación específica que considera que cada una de las fuentes de incertidumbre identificadas corresponde a una variable aleatoria que, en consecuencia, tiene asociada una distribución de probabilidad capaz de representar el problema físico bajo análisis [4-8].

Para aplicar el método de Monte Carlo, inicialmente, se debe considerar un modelo matemático capaz de representar el modelo físico a estudiar. Posteriormente, para cada variable aleatoria de entrada, se debe asignar una función de densidad de probabilidad a los datos de medición. Esta es una de las principales características que lo diferencia del método GUM. Mientras que el método GUM utiliza números aleatorios, la simulación Monte Carlo asocia variables aleatorias y funciones de densidad de probabilidad. Los resultados se expresan en términos del valor medio de la función de densidad de probabilidad de salida, la desviación estándar y los puntos finales que cubren una distribución de probabilidad p .

Diferentemente del método clásico GUM, que presenta un procedimiento estadístico para el cálculo del componente de Tipo A (cálculo de los coeficientes de sensibilidad para la propagación de las contribuciones de la incerteza), e que determina el componente de Tipo B de la incerteza con base en el conocimiento a priori del proceso de calibración del instrumento de medición utilizado, el método de Monte Carlo solo requiere una distribución de probabilidad para caracterizar las variables aleatorias de entrada, dispensando de que los datos representen una distribución gaussiana, tanto para los datos experimentales como para las fuentes de incerteza de entrada. Además, físicamente, asociar una distribución rectangular a cada variable (o parámetro de entrada) es más conservador desde el punto de vista metrológico que una distribución normal. Esto se debe a que una distribución normal no tiene límites en sus asíntotas (teóricamente, el límite tiende a infinito cuando la asíntota tiende a cero). En el caso de una distribución rectangular, los límites son finitos y están definidos por un intervalo conocido (límite inferior y límite superior) en el área de probabilidad p [9-11].

Aunque el método GUM es ampliamente utilizado, tiene algunas limitaciones teóricas, incluida la hipótesis fundamental de que los resultados de la medición deben seguir una distribución gaussiana, que puede verificarse con base en una prueba estadística no paramétrica. Alternativamente, esta hipótesis podría verificarse si fuera posible realizar un número infinito de réplicas de la misma medida para verificar el cumplimiento de una distribución normal perfecta, lo cual es poco práctico en términos prácticos.

Debido a estas limitaciones impuestas por el método GUM, y considerando la complejidad del proceso de medición, en este proyecto de grado se tiene por objeto de estudio que aquí

se reporta se explora otro método alternativo el cálculo de incertidumbre. Por lo tanto, el análisis de incertidumbre discutido aquí se basa en dos métodos alternativos: (i) el método GUM clásico (que asume una distribución normal de los datos de medición) y (ii) el método de Monte Carlo (que simula una gran cantidad de mediciones), documentado en una publicación específica denominada “Suplemento 1 de la “Guía para la expresión de la incertidumbre de medida”.

1.1 Formulación del problema

El desarrollo del proyecto fue motivado por la necesidad de profundizar en el complejo análisis de la confiabilidad metrológica de equipos industriales, particularmente, en un motor de combustión interna. Errores en la medición afectan los procesos industriales y drásticamente compromete su rendimiento hidrodinámico y térmico. La acumulación de depósitos en el proceso de combustión está fuertemente agravada por la presencia de residuos sólidos, especialmente de aquellas que se originan de una combustión incompleta. Con ello, tales motores pierden, con el tiempo, el poder de operar al máximo rendimiento para lo cual fue diseñado. Lo anterior, en el sector industrial, se ve impactado en las costosas paradas técnicas entonces se hacen necesarias para corregir el problema, ocasionando perjuicios en la operación de esos equipos, incluyendo costos de mantenimiento.

Así mismo, garantizar la confiabilidad metrológica de los equipos industriales, es un anhelo del sector industrial y un desafío para la ciencia de las mediciones. Este proyecto de grado propone atender, de forma eficaz, esta problemática.

A partir del análisis estadístico, basado en los principios de propagación de incertidumbre de medición en serie de Taylor, se espera contribuir al entendimiento de los fenómenos físicos que hacen parte del proceso de operación termodinámico y de transferencia de calor en máquinas térmicas. Así mismo, análisis de incertidumbre basado en una metodología alternativa, es decir, suplemento 1 de la GUM será realizado. Para esto, el uso de herramientas computacionales disponibilizada por el NIST (*National Institute of Standards and Technology*) para realizar simulaciones fundamentadas en el Método Monte Carlo, será particularmente útil en el tratamiento estadístico de los datos experimentales.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

Realizar un análisis de la confiabilidad metrológica aplicando los métodos GUM y Monte Carlo en el cálculo de la incertidumbre asociada al sistema de medición de temperatura en un motor de combustión interna.

1.2.2 Objetivos específicos

Para atender el objetivo general de la investigación, tres objetivos específicos han sido formulados:

- Realizar la calibración de los sensores para la medición de temperatura de un motor de combustión interna utilizando patrones de medición trazables a patrones nacionales e internacionales, con el propósito de garantizar la trazabilidad metrológica de los resultados.
- Estimar la incertidumbre asociada a la medición de temperatura a partir del enfoque clásico propuesto por la Guía para la expresión de la incertidumbre de medición (GUM) y el Suplemento 1 definido como Simulación por el Método Monte Carlo.
- Realizar una comparación detallada de los métodos utilizados para el análisis de incertidumbre asociada a la medición de temperatura de equipos industriales, en este caso específico, un motor de combustión interna.

1.3 Justificación

El proyecto es altamente relevante teniendo en vista que propone desarrollar técnicas estadísticas para el análisis de incertidumbre y desempeño metrológico en equipos industriales. El estudio propuesto puede ser aplicado a diversos equipos del sector industrial –que envuelvan el proceso de transferencia de calor– y, en términos específicos, esta investigación cuenta con datos experimentales que serán obtenidos en el Laboratorio de Experimentos de la UAN Sede Puerto Colombia, utilizando para esto el motor de combustión interna. Vale la pena resaltar que este proyecto de grado hace parte de uno de los productos asociados al proyecto de investigación aprobado por la Vicerrectoría de Ciencia, Tecnología e Innovación de la Universidad Antonio Nariño. El proyecto No

2022008 titulado: “Desarrollo de técnicas estadísticas para el análisis de incertidumbre y desempeño metrológico en equipos industriales”, cuya cooperación internacional se ve representada por datos disponibilizados por el Programa de *Pósgraduação em Metrologia, Qualidade e Inovação da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro* (Brasil), que oficia como institución internacional co-investigadora del presente proyecto.

Los resultados del proyecto serán de especial interés para el sector industrial nacional e internacional, una vez que: (i) se explora un análisis de consistencia, evaluando parámetros de ingeniería térmica, los cuales impactan en la eficiencia de un motor de combustión interna. En este sentido, un incuestionable impacto económico es generado, debido a que un aumento de efectividad repercute en disminución de costos de operación, consumo de energía y mantenimiento; (ii) se desarrolla un complejo análisis de incertidumbre basado en el suplemento 1 de la ISO GUM, lo cual permitirá evaluar metrológicamente el fenómeno físico asociado a la operación de un motor de combustión interna. Esto permitirá un análisis robusto con el fin de proponer estrategias que permitan la mejora del desempeño técnico e hidrodinámico de un motor de combustión interna en condiciones reales de operación.

Finalmente, la aplicación de nuevas técnicas de mantenimiento en el sector industrial, así como, garantizar la confiabilidad metrológica de los resultados a partir del desarrollo de complejos algoritmos de incertidumbre de medición, posibilitan que la metodología propuesta sea aplicada en el sector industrial colombiano con resultados que, se visualizan, altamente satisfactorios para el crecimiento y desarrollo tecnológico del País..

1.4 Diseño metodológico

A seguir se describe la metodología:

- **Consulta bibliográfica.** Se realizó una extensa revisión de la literatura especializada en bases de datos como scopus y sciences direct.
- **Calibración de la instrumentación.** Dentro de esta etapa, se realizará la calibración de los seis sensores para la medición de temperatura y de la báscula para la medición del sistema de consumo de combustible. Esta calibración de los sensores para la medición

de temperatura será realizada utilizándose un bloque seco como medio para la generación de calor (Reed BX-150, Rango de medición de temperatura: 27,0 °C a 350 °C) y un termopar con indicador de temperatura (RoHS, EPS-001; Rango: 0,0 °C a 99,9 °C). Por otro lado, la calibración de la báscula será realizada utilizándose masas patrones de clase de Exactitud F1 conforme definido en la OIML-111 (Organización Internacional de Metrología Legal). Este proceso es un objetivo fundamental para obtener el objetivo general. Sin duda, la calibración de la instrumentación permitirá obtener los resultados experimentales buscados, sino también, garantiza la confiabilidad de los resultados al sistema internacional de unidades mediante la trazabilidad metrológica que ofrecen los patrones de medición que serán utilizados.

- **Estimación del polinomio de ajuste.** Aplicando el método de los mínimos cuadrados ordinarios, se espera estimar un polinomio que mejor represente la física del problema estudiado. Este polinomio está asociado a aquel que presente la menor incertidumbre de ajuste, también denominada, desviación media cuadrática. Además de permitir la obtención de valores de temperatura ajustados, el polinomio permite obtener errores e incertidumbres para cualquier indicación en el rango de calibración, incluso, en aquellos puntos que no fue posible realizar la calibración experimental.
- **Aplicación de los modelos GUM y Monte Carlo.** En esta etapa, se estudiará de forma detallada la teoría consagrada para dos modelos de estimación de incertidumbre: GUM y Monte Carlo. Posteriormente, se realizó el análisis de los datos experimentales para establecer la incertidumbre asociada a la medición de temperatura, así como los errores sistemáticos asociados. En esta etapa se hará uso de herramientas computacionales disponibilizada por el NIST (*National Institute of Standards and Technology*) para realizar simulaciones fundamentadas en el Método Monte Carlo.
- **Análisis de resultados y conclusiones.** Finalmente, esta última etapa será aplicada para comparar los resultados obtenidos en los modelos aplicados para la estimación de la incertidumbre de medición de temperatura. Se realizará la discusión de los resultados, elaboración de conclusiones y recomendaciones para futuros trabajos a partir de la experiencia aprendida. Vale la pena resaltar que la obtención de estos datos será de

forma experimental en un laboratorio de metrología. Serán datos genuinos obtenidos de forma física. Los datos de la calibración no son proporcionados por fabricantes ni se encuentran en tablas de la literatura. Estos datos son obtenidos experimentalmente conforme explicado anteriormente. Por otro lado, una vez se cuenten con los resultados del análisis estadístico, con los mismos datos, se procederá a realizar la simulación de distribuciones de probabilidad aplicando el método Monte Carlo. En síntesis, es un trabajo netamente experimental, los datos serán obtenidos en laboratorio. Con estos datos obtenidos, se podrá simular la distribución de probabilidad para aplicar Monte Carlo.

2. Marco conceptual: método GUM y Monte Carlo

Este capítulo consolida los conceptos fundamentales del análisis de incertidumbre por el método GUM y la simulación Monte Carlo, presentando las ecuaciones que representan cada modelo adoptado.

2.1 El Método GUM

El método GUM, conocido así por las siglas en inglés *Guide Uncertainty Measurement* (Guía para la expresión de la incertidumbre de medición) es un método consagrado en la literatura y utilizado por diversos autores para estimar el valor asociado a la incertidumbre en diversos procesos y sistemas de medición [12-14]. Los conceptos fundamentales del análisis de incertidumbre consolidados en la ISO GUM [15] se describen en esta sección.

Inicialmente, para aplicar el método, un modelo matemático debe ser asociado al modelo físico. Ese modelo matemático puede ser representado por la Ecuación (1):

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_N) \quad (1)$$

En esta ecuación la variable de salida Y en la mayoría de los procesos y sistemas de medición no se mide directamente, sino que se encuentra en función de diversas variables de salida X_1 , que en la práctica son independiente. En algunos casos específicos, como en particular ocurre en este proyecto de grado, cuyos experimentos se centraron en la calibración de un termómetro bimetálico, la variable de salida es medida directamente por la variable de entrada. En ambos casos la magnitud medida fue temperatura de forma directa. En otras situaciones, cómo, por ejemplo, en la calibración de termómetros de

resistencia de platina, la variable de entrada es corriente eléctrica y la variable de salida es temperatura. Así, se convierte en un sistema de medición de temperatura indirecta que fue estudiado en otros trabajos [16-17].

Es muy importante evaluar la correlación entre las variables de entrada. Caso exista alguna correlación entre ellas, se debe considerar la incertidumbre asociada a esta correlación conforme expresado en el método GUM. Sin embargo, es muy común en la práctica considerar la hipótesis que no existe correlación entre las variables, es decir, las variables de entrada son descorrelacionadas. Esta hipótesis debe ser sustentada a partir del cálculo de coeficiente de correlación de Pearson entre las variables en cuestión [18]. Si este valor es cero o próximo de cero, la hipótesis simplificadora se considera razonable en su aplicación. En particular, este proyecto consideró la no existencia de correlación entre las variables de entrada, puesto que solamente existe una única variable de entrada que es la indicación de temperatura del termómetro bimetalico. Detalles de los experimentos son mencionados en el capítulo tres.

Debido a que una medición puede ser realizada un **número de datos experimentales finitos (n)**, puede existir una incertidumbre asociada a este efecto. Este valor es estimado a partir de una evaluación de la **incertidumbre Tipo A (u_A)** que considera la **desviación estándar (s)** y el número de datos obtenidos en el proceso de medición. El valor numérico asociado a esta incertidumbre puede ser obtenido aplicando la ecuación (2):

$$u_A = \frac{s}{\sqrt{n}} = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{k=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

En la expresión anterior se debe tener en cuenta que el valor de la incertidumbre Tipo A puede ser cero, caso la desviación estándar sea cero. Es decir, no existe dispersión entre los datos de la medición (x_i), lo que se traduce en que el instrumento que se está calibrando tiene una excelente precisión. Se puede observar en la Ecuación (2) que previamente se debe determinar el valor de la media aritmética asociada a los datos experimentales (\bar{x}) utilizando la Ecuación (3):

$$\bar{x} = \frac{1}{n}(x_1 + x_2 + \dots + x_n) = \left(\frac{1}{n}\right) \sum_{k=1}^n x_k \quad (3)$$

En general, todas las fuentes de incertidumbre que pueden ser atribuidas al análisis estadístico de los datos está clasificada como una incertidumbre de Tipo A. Sin embargo, existen algunas fuentes de incertidumbre que no pueden ser asociadas al análisis estadístico, sino que provienen de información previamente conocida. Esta información puede estar asociada a información del fabricante, certificado de calibración anteriores, resolución del instrumento, entre otros parámetros. Todos los parámetros que contribuyan a la incertidumbre de medición, pero, que hayan sido obtenidos sin realizar un análisis estadístico, se conoce como incertidumbre Tipo B. Una vez conocida todas las fuentes de incertidumbre del proceso de medición (Tipo A y Tipo B) se calcula una incertidumbre combinada (u_c) que puede ser calculada por medio de la Ecuación (4):

$$u_c^2 = u_A^2 + u_B^2 \quad (4)$$

El valor calculado por la Ecuación (4) se conoce con la incertidumbre estándar asociada a la medición. Esto se debe a que este valor de incertidumbre se le asocia un nivel de confiabilidad de 68,2%, *i.e.*: una sola desviación estándar para una distribución normal de probabilidad. La Figura 3 ilustra los niveles de confiabilidad para 1 desviación estándar, 2 desviaciones estándar y 3 desviaciones estándar en una distribución normal.

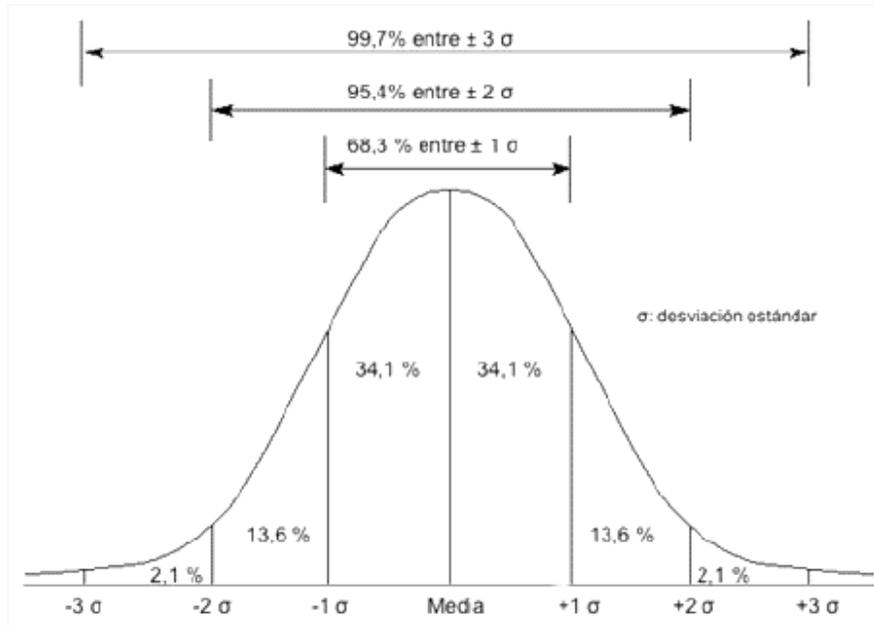


Figura 1 – Distribución Normal estándar

Con el propósito de expandir la incertidumbre combinada de 68,2% de confiabilidad a 95,45% es necesario utilizar un parámetro multiplicador conocido como factor de cobertura cuyo símbolo se representa por la letra k . Este parámetro es encontrado haciendo uso de una distribución *t-student*, una vez calculados los grados efectivos de libertad (ν_{eff}) por medio la aproximación de Welch-Satterthwaite (Ecuación 5):

$$\nu_{eff} = \frac{u_c^4}{\sum_{i=1}^n \frac{(c_i \cdot u_i)^4}{\nu_i}} \quad (5)$$

En la expresión anterior c_i , u_i y ν_i denotan, respectivamente, el coeficiente de sensibilidad, la incertidumbre estándar y los grados de libertad asociados a la variable i . Para el caso de las fuentes de incertidumbres identificadas como Tipo B, los grados de libertad son infinitos. Para el caso de la incertidumbre asociada a la repetibilidad, los grados de libertad pueden calcularse por la diferencia $n - 1$, donde n corresponde al número total de datos. Determinados los grados efectivos de libertad por medio de la Ecuación 5, se puede utilizar la función de Excel **INV.T.2C (probabilidad, grados de libertad)** para determinar el factor de cobertura k .

Claramente se observa que entre mayor sea el número de datos mayor será el valor numérico de los grados de libertad. Calculado el factor de cobertura es posible encontrar la incertidumbre expandida asociada a la medición (U_E) aplicando la Ecuación (6):

$$U_E = u_c \cdot k \quad (6)$$

De esta forma, la Ecuación (5) representa el parámetro no negativo que razonablemente puede ser asociado al mensurando para un nivel de confiabilidad igual al 95,45%.

A pesar del método GUM, aquí descrito de forma sucinta, es ampliamente utilizado nacional e internacionalmente para evaluar procesos y sistemas de medición en la ingeniería, este presenta algunas limitantes. Algunas de estas limitantes del método están asociadas al considerar como hipótesis fundamental que los datos obtenidos en la calibración siguen una distribución normal. Para esta hipótesis sea correctamente aplicada se hace necesaria utilizar un test estadístico no-paramétrico que pueda corroborar la distribución de probabilidad asociada a los datos. Otra forma de verificar la hipótesis es realizar un número de mediciones infinito para ser una distribución gaussiana perfecta. En la práctica esto no es viable y, consecuentemente, no sucede. Producto de estas limitantes se hace necesario el estudio de otros métodos alternativos para el análisis de la incertidumbre de medición que permitan, no solo obtener resultados más confiables, sino también disminuir la incertidumbre asociada al proceso de medición. En este sentido, el Suplemento 1 de la GUM presenta una alternativa, la cual es utilizada en este proyecto de grado para evaluar su potencialidad cuando es aplicada en la calibración de un termómetro bimetalico, *i.e.*: Método Monte Carlo, el cual se describe a continuación.

2.2 El Método Monte Carlo

El método Monte Carlo surge como una alternativa a las limitaciones encontradas en la metodología GUM. El Método Monte Carlo o Simulación Monte Carlo se basa en la formulación considerando que cada una de las fuentes de incertidumbre identificadas corresponde a una variable aleatoria que, consecuentemente, tiene asociada una distribución de probabilidad. En general, el método Monte Carlo es aplicado en diversos

problemas de las ciencias y la ingeniería, ofreciendo una solución estadística a los experimentos aleatorios de mayor complejidad, sean del tipo estocástico o determinístico.

Las etapas que debe cumplir este método están en sintonía con aquellas asociadas a la metodología GUM. Inicialmente se debe considerar un modelo matemático que sea capaz de representar en modelo físico que desee estudiarse. Posteriormente, para cada variable aleatoria de entrada se le debe asignar una función de densidad de probabilidad. Esta es una de las principales diferencias con la metodología GUM. Mientras que el método GUM utiliza números aleatorios, la simulación de Monte Carlo asocia variables aleatorias y funciones de densidad de probabilidad. Los resultados se expresan en términos del valor medio de la función densidad de probabilidad de salida, su desviación estándar, y los puntos finales que cubren una probabilidad llamada p .

En ese sentido, tal cual como está descrito en el Suplemento 1 de la GUM, el método Monte Carlo implica la propagación de las distribuciones de probabilidad de las variables aleatorias de entrada con el propósito de obtener una distribución de probabilidad en la variable aleatoria de salida.

El Suplemento GUM 1 proporciona una secuencia de pasos a seguir de manera similar a lo que se hecho en el GUM:

- a. definición de las magnitudes de entrada y mensurando;
- b. modelo matemático;
- c. estimación de las funciones de densidad de probabilidad para las variables de entrada;
- d. configurar y ejecutar la simulación Monte Carlo;
- e. expresión de los resultados.

3. Diseño de experimento

Este capítulo presenta la descripción de los experimentos realizados durante el curso del proceso de toma datos en el laboratorio.

El motor de combustión cuenta con 6 sensores de temperatura los cuales están ubicados de forma estratégica para medir la temperatura en cada situación característica del ciclo termodinámica otto, el cual, es el ciclo térmico en que se basa el funcionamiento del motor de combustión interna. Los sensores de temperatura son:

- T1: Medición de la temperatura externa del aire.
- T2: Medición de la temperatura del bloque del motor
- T3: Medición de la temperatura de los gases de escape.
- T4: Medición de la temperatura del combustible
- T5: Medición de la temperatura de admisión
- T6: Medición de la temperatura de combustión

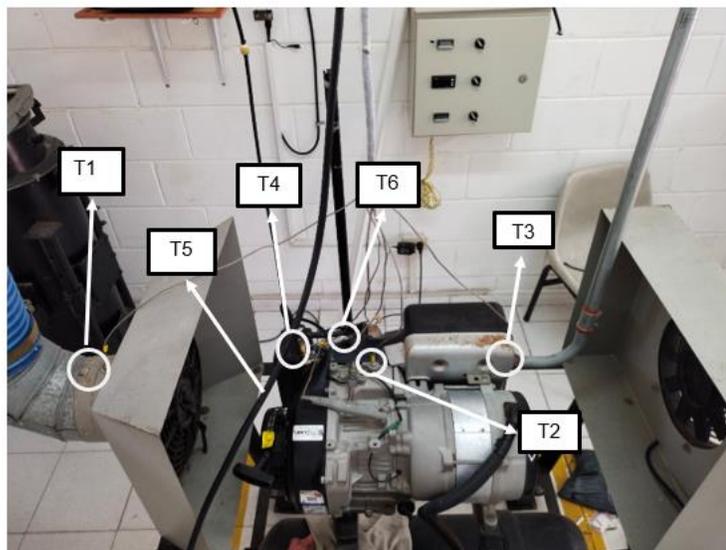


Figura 2 – Sensores de temperatura y su localización.

Fuente: Autores

La lectura de la medición de temperatura se hace utilizando indicadores digital marca *autotronic* que se encuentran en conexión directa con los sensores. La figura siguiente muestra el panel de indicación.



Figura 3 – Panel de indicación de la temperatura de los procesos térmicos

En relación al procedimiento experimental se llevó a cabo en el laboratorio de experimentos de la Universidad Antonio Nariño, Sede Puerto Colombia. Para tal fin se utilizó un bloque térmico patrón modelo **REED BX-150** para generar calor de forma isotérmica en todas sus cavidades y, de esta manera, poder calibrar diversos sensores al mismo tiempo. La figura siguiente muestra el procedimiento de toma de datos.

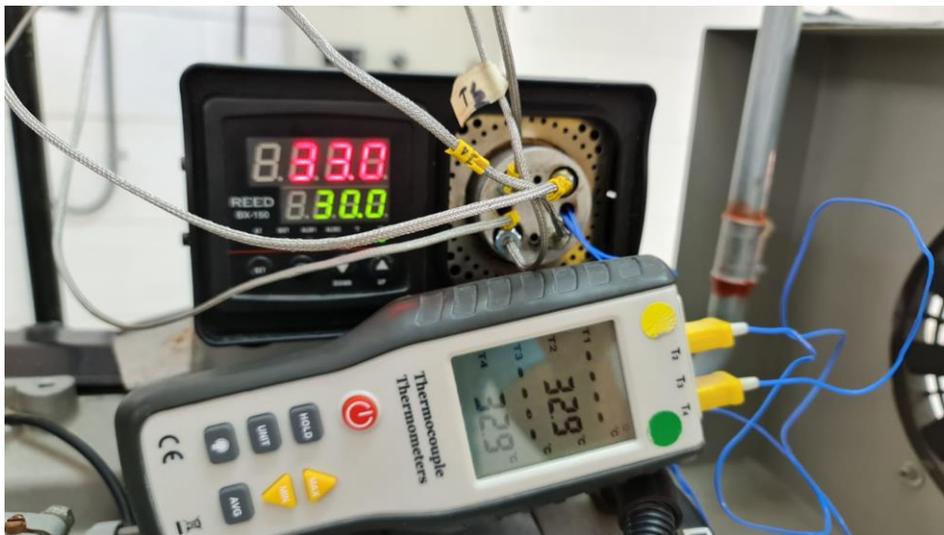


Figura 4 – Sistema de medición.

La figura anterior presenta, además del bloque térmico, un indicador digital del fabricante **JECTSE modelo:HT-9815** el cual fue utilizado para realizar la lectura de las distintas mediciones de temperatura que se hicieron a lo largo del curso de los experimentos. Por ser un proceso altamente complejo se procedió a realizar diversas medidas de temperatura a lo largo del rango de indicación del termómetro. Lo anterior dio como resultado que este procedimiento se llevara a cabo en nueve oportunidades variando el valor medido dese a 30°C hasta 110°C. Este procedimiento nos arrojó los siguientes resultados:

Tabla 1 – Datos experimentales: Calibración de sensores.

No Puntos	Temperaturas indicadas por los sensores					Temperatura del Patrón de Medición			
	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	Medida 1	Medida 2	Valor medio	Desviación
	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C
1	31.0	32.0	31.0	31.0	32.0	32.9	32.8	32.9	0.0707
2	36.0	37.0	35.0	39.0	38.0	40.3	40.3	40.3	0.0000
3	39.0	42.0	38.0	48.0	44.0	49.5	49.4	49.5	0.0707
4	44.0	48.0	43.0	57.0	51.0	59.3	59.3	59.3	0.0000
5	48.0	54.0	47.0	66.0	58.0	69.1	69	69.1	0.0707
6	53.0	60.0	52.0	76.0	66.0	79.2	79.1	79.2	0.0707
7	59.0	67.0	55.0	85.0	74.0	89.1	88.9	89.0	0.1414
8	63.0	73.0	62.0	95.0	81.0	99.4	99.3	99.4	0.0707
9	68.0	79.0	64.0	105.0	89.0	109.8	109.6	109.7	0.1414

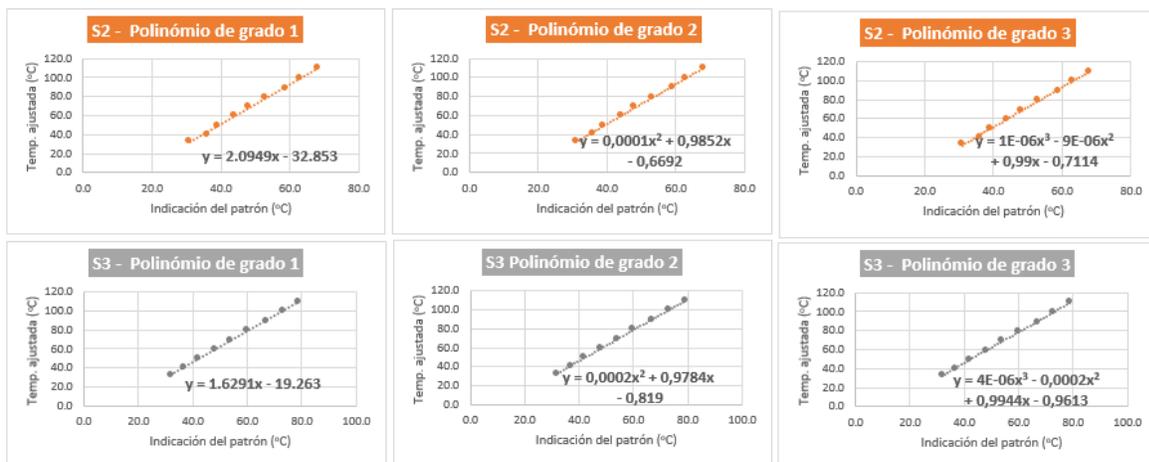
Fuente: Autores

4. Resultados y discusión

Este capítulo describe, de forma amplia, los principales resultados obtenidos en la investigación aquí documentada.

4.1 Calibración de los sensores de temperatura

A partir de los datos experimentales consolidados en la Tabla 1 fue realizado el análisis estadístico para determinar los errores y la incertidumbre asociada a la medición de temperatura. La Figura 7 ilustra la curva de calibración, así como el polinomio de ajuste encontrado. Esto fue realizado con la ayuda de la herramienta de análisis de datos de Microsoft Excel.



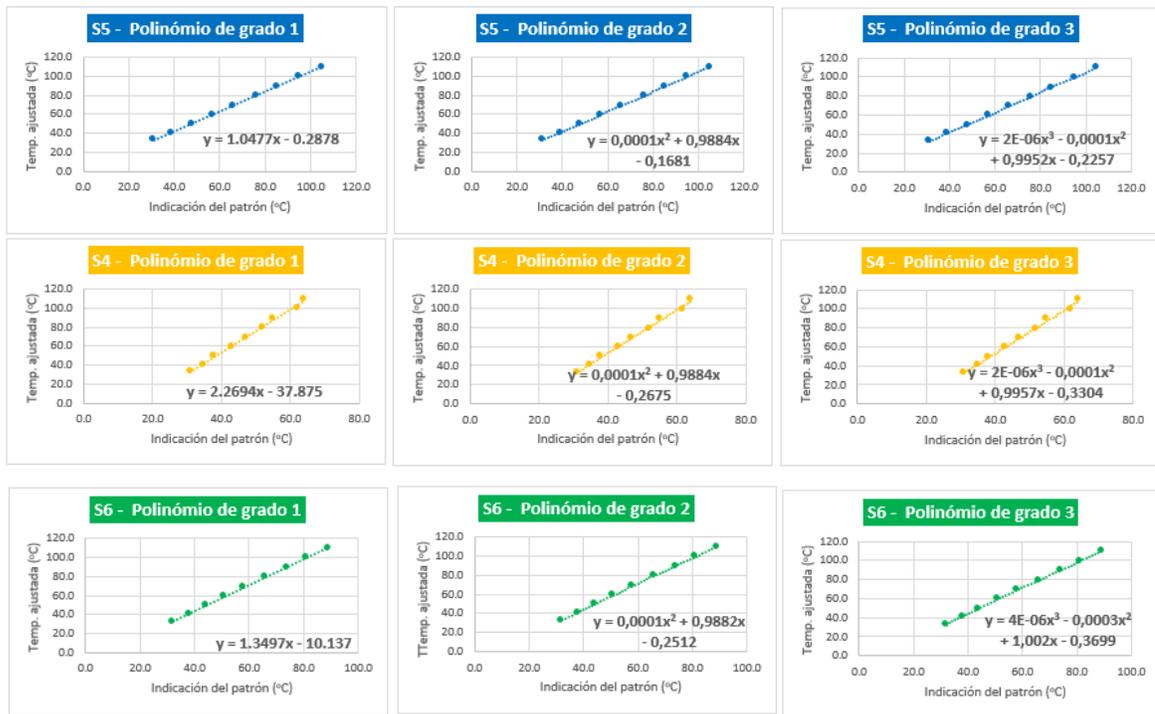


Figura 5 – Curvas de calibración de los distintos polinomios

Fuente: Autores

En la Figura anterior se puede observar que para cada valor indicado por el patrón (variable x) se obtiene un valor ajustado (variable y) por la ecuación de primer grado. Los valores de los coeficientes corresponden, respectivamente, a la pendiente y la intersección de la curva de ajuste con el eje vertical, para el caso del polinomio de primer grado. La ecuación permite, entre otras ventajas, obtener un valor ajustado para cualquier indicación del instrumento de medición que se encuentre dentro del rango calibrado. Adicionalmente, resulta útil una ecuación lineal de ajuste una vez que no es necesario calibrar todos los puntos indicados por el instrumento (práctica inviable económicamente). Por el contrario, con un pequeño número de datos experimentales (mínimo 3 datos medidos) es posible obtener el resto de los puntos a partir de una interpolación lineal aplicando el polinomio.

En ese orden de ideas, la Tabla 2 presenta los valores de los coeficientes de cada uno de los sensores de temperatura.

Tabla 2 – Coeficientes de temperatura

Grado	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆
	S ₂	S ₃	S ₄	S ₅	S ₆
1	2.0949	1.6291	2.2694	1.0477	1.3497
	-32.853	-19.263	-37.875	0.2878	-10.137
2	0.0001	0.0002	0.0001	0.0001	0.0001
	0.9852	0.9784	0.9884	0.9884	0.9882
	-0.6692	-0.819	-0.2675	-0.1681	-0.2512
3	1.00E-06	4.00E-06	2.00E-06	2.00E-06	4.00E-06
	-9.00E-06	-0.0002	-0.0001	-0.0001	-0.0003
	0.99	0.9944	0.9957	0.9952	1.002
	-0.7114	-0.9613	-0.3304	-0.2257	-0.3699

4.2 Análisis de incertidumbre

4.2.1 Método GUM

Para el análisis de incertidumbre siguiendo la metodología GUM fueron consideradas tres fuentes de incertidumbre:

- Incertidumbre asociada a la resolución del instrumento (resolución)
- Incertidumbre asociada a la repetibilidad (incertidumbre Tipo A)
- Incertidumbre asociada al patrón medición (certificado del patrón)

A seguir se muestran los resultados de la media y desviación estándar para cada punto de medición.

Tabla 3 – Registro de los datos de la calibración

No Puntos	Temperaturas indicadas por los sensores					Temperatura del Patrón de Medición			
	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	Medida 1	Medida 2	Valor medio	Desviación
	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C
1	31.0	32.0	31.0	31.0	32.0	32.9	32.8	32.9	0.0707
2	36.0	37.0	35.0	39.0	38.0	40.3	40.3	40.3	0.0000
3	39.0	42.0	38.0	48.0	44.0	49.5	49.4	49.5	0.0707
4	44.0	48.0	43.0	57.0	51.0	59.3	59.3	59.3	0.0000
5	48.0	54.0	47.0	66.0	58.0	69.1	69	69.1	0.0707
6	53.0	60.0	52.0	76.0	66.0	79.2	79.1	79.2	0.0707
7	59.0	67.0	55.0	85.0	74.0	89.1	88.9	89.0	0.1414
8	63.0	73.0	62.0	95.0	81.0	99.4	99.3	99.4	0.0707
9	68.0	79.0	64.0	105.0	89.0	109.8	109.6	109.7	0.1414

Fuente: Autores

Posteriormente se calculó el error sistemático sin ajuste, es decir, simplemente la diferencia entre el valor medido y el valor de referencia. Posteriormente, se presentará como el método de los mínimos cuadrados ordinarios puede ser muy útil para disminuir este error, tal cual como se realizó en esta investigación.

Tabla 4 – Cálculo del error sistemático no ajustado

Error sistemático (No Ajustado)					
T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆
S1	S2	S3	S4	S5	S6
E ₁	E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆
°C	°C	°C	°C	°C	°C
-32.9	-1.8	-0.8	-1.8	-1.8	-0.8
-40.3	-4.3	-3.3	-5.3	-1.3	-2.3
-49.5	-10.5	-7.5	-11.5	-1.5	-5.5
-59.3	-15.3	-11.3	-16.3	-2.3	-8.3
-69.1	-21.1	-15.1	-22.1	-3.1	-11.1
-79.2	-26.2	-19.2	-27.2	-3.2	-13.2
-89.0	-30.0	-22.0	-34.0	-4.0	-15.0
-99.4	-36.4	-26.4	-37.4	-4.3	-18.4
-109.7	-41.7	-30.7	-45.7	-4.7	-20.7

Fuente: Autores

Cada polinomio fue utilizado, así como sus respectivos coeficientes, para determinar la temperatura ajustada en cada caso. A seguir se presentan los resultados:

Tabla 5 – Temperatura ajustada por cada polinomio

Polinomio de grado 1				Polinomio de grado 2						Polinomio de grado 3					
T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆
S3	S4	S5	S6	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S1	S2	S3	S4	S5	S6
°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C
32.9	32.5	32.8	33.1	0.0	30.0	30.7	30.5	30.6	31.5	0.0	30.0	30.8	30.5	30.6	31.5
41.0	41.6	41.1	41.2	0.0	34.9	35.7	34.4	38.5	37.4	0.0	35.0	35.8	34.5	38.6	37.5
49.2	48.4	50.6	49.2	0.0	37.9	40.6	37.4	47.5	43.4	0.0	37.9	40.7	37.5	47.5	43.5
58.9	59.7	60.0	58.7	0.0	42.9	46.6	42.4	56.5	50.4	0.0	42.9	46.8	42.5	56.5	50.5
68.7	68.8	69.4	68.1	0.0	46.9	52.6	46.4	65.5	57.4	0.0	46.9	52.8	46.5	65.6	57.5
78.5	80.1	79.9	78.9	0.0	51.8	58.6	51.4	75.5	65.4	0.0	51.9	58.8	51.5	75.7	65.6
89.9	86.9	89.3	89.7	0.0	57.8	65.6	54.4	84.6	73.4	0.0	57.9	66.0	54.5	84.9	73.8
99.7	102.8	99.8	99.2	0.0	61.8	71.7	61.4	94.6	80.4	0.0	61.9	72.1	61.5	95.1	80.9
109.4	107.4	110.3	110.0	0.0	66.8	77.7	63.4	104.7	88.5	0.0	66.9	78.3	63.5	105.5	89.3

Fuente: Autores

Con este valor de la temperatura ajustada, se procedió a determinar el error cuadrático para cada punto de medición tal cual como se presenta a seguir para cada polinomio analizado:

Tabla 6 – Cálculo del término que computa el error cuadrático

Polinomio de grado 1				
E ₂	E ₃	E ₄	E ₅	E ₆
(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²
0.5793	0.0003	0.1396	0.0070	0.0414
5.1230	0.5094	1.5725	0.7193	0.7252
0.3623	0.0846	1.1833	1.2710	0.0401
0.0005	0.1341	0.1674	0.4994	0.3628
1.8166	0.1167	0.0693	0.1490	0.8179
0.9473	0.4449	0.9679	0.5822	0.0428
3.0489	0.7862	4.2354	0.1172	0.5488
0.0503	0.0969	12.0951	0.2202	0.0260
0.0100	0.0697	5.4448	0.3556	0.0820

Polinomio de grado 2				
E₂	E₃	E₄	E₅	E₆
(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²
8.3053	4.6457	5.6692	5.2057	1.8945
28.8627	21.5705	34.2342	3.1272	8.1522
133.2709	77.8524	144.3338	3.7811	36.3223
269.8398	161.1630	284.9817	7.8647	79.0837
492.8045	270.6749	512.6511	12.5890	135.7039
746.5299	422.0970	770.0792	13.1196	188.9085
973.0844	546.0821	1197.3676	19.6391	242.6367
1410.3555	766.1824	1440.3771	22.2557	357.2440
1841.5427	1022.5413	2143.7178	24.8363	449.8344

Polinomio de grado 3				
E₂	E₃	E₄	E₅	E₆
(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²	(°C) ²
8.1240	4.2610	5.5235	5.1122	1.7743
28.4773	20.6088	33.8451	3.0498	7.8827
132.3827	75.7413	143.4834	3.6684	35.6644
268.4237	157.4657	283.6255	7.5835	77.7500
490.6909	264.6167	510.5681	11.9240	133.0021
743.5331	412.2240	766.9124	11.8346	183.4593
968.9119	530.4384	1192.7802	17.0400	232.3736
1404.5311	741.4638	1432.9816	17.8038	338.5760
1833.4311	984.6883	2133.6004	17.7827	418.1340

Fuente: Autores

La incertidumbre asociada al ajuste es calculada y presentada a continuación, así como el factor de cobertura correspondiente para cada situación:

De los resultados anteriores, se puede observar como la incertidumbre asociada a la medición varía desde 1.87 °C hasta 4.69 °C según el termómetro sensor evaluado. Finalmente, la tabla siguiente presenta la temperatura ajustada, así como el error sistemático ya ajustado. Puede observarse la disminución grande del error sistemático en relación al primer valor mostrado el cual no tenía corrección. Adicionalmente, se presenta el gráfico que confirma que todos los valores de errores e incertidumbre se encuentra dentro del margen de tolerancia de hasta 10 grados Celsius para el motor de combustión interna analizado.

Tabla 12 – Temperatura ajustada y error sistemático

Temperatura Ajustada						Error sistemático				
T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆	Patrón	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆
S2	S3	S4	S5	S6	Valor medio	S2	S3	S4	S5	S6
°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C	°C
32.1	32.9	32.5	32.8	33.1	32.9	-0.76	0.02	-0.37	-0.08	0.20
42.6	41.0	41.6	41.1	41.2	40.3	2.26	0.71	1.25	0.85	0.85
48.8	49.2	48.4	50.6	49.2	49.5	-0.60	-0.29	-1.09	1.13	-0.20
59.3	58.9	59.7	60.0	58.7	59.3	0.02	-0.37	0.41	0.71	-0.60
67.7	68.7	68.8	69.4	68.1	69.1	-1.35	-0.34	-0.26	0.39	-0.90
78.2	78.5	80.1	79.9	78.9	79.2	-0.97	-0.67	0.98	0.76	-0.21
90.7	89.9	86.9	89.3	89.7	89.0	1.75	0.89	-2.06	0.34	0.74
99.1	99.7	102.8	99.8	99.2	99.4	-0.22	0.31	3.48	0.47	-0.16
109.6	109.4	107.4	110.3	110.0	109.7	-0.10	-0.26	-2.33	0.60	0.29

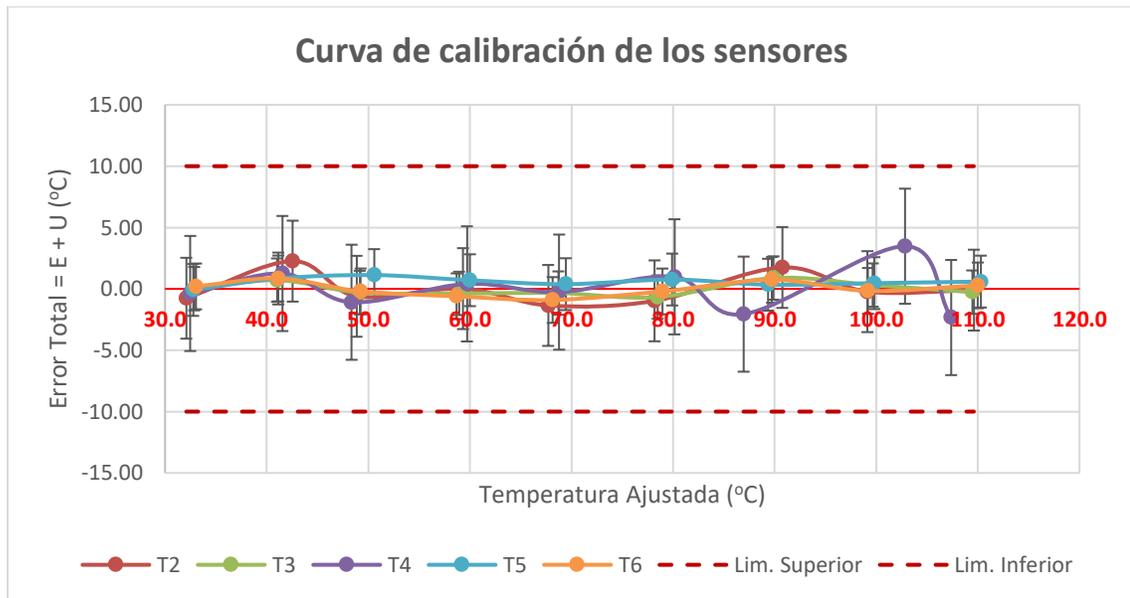


Figura 6 – Cálculo del Error total
Fuente: Autores

4.2.2 Simulación por el Método Monte Carlo

Para realizar la simulación por el método Monte Carlo, se partió de los datos experimentales consolidados en la sección anterior. Posteriormente, para cada una de las tres fuentes de incertidumbre fueron realizadas siete simulaciones utilizando la herramienta de cálculo de incertidumbre utilizado por NIST. Para cada sensor se realizó una simulación de hasta 10.000.000 de datos.

A manera de ejemplo, se presenta el cálculo de incertidumbre por el método Monte Carlo usado la herramienta del NIST:

NIST Uncertainty Machine
English
Version 1.6.0

About
App
Results 3 ✕

Introduction

The NIST Uncertainty Machine is a Web-based software application to evaluate the measurement uncertainty associated with an output quantity defined by a measurement model of the form $y = f(x_0, \dots, x_n)$.

User's manual available [here](#).

Drop configuration file here or click to upload

Reset

[Load examples](#)

1. Select Inputs & Choose Distributions

Number of input quantities: 3

Names of input quantities:

U_Resolucion
U_Ajuste
U_Patron

U_Resolucion	Gaussian (Mean, StdDev)	0	0.5774
U_Ajuste	Gaussian (Mean, StdDev)	0	1.3059
U_Patron	Gaussian (Mean, StdDev)	0	0.01

Correlations

2. Choose Options

Number of realizations of the output quantity: 1000000

Random number generator seed: 13

Symmetrical coverage intervals

3. Write the Definition of Output Quantity

Definition of output quantity (R expression):

```
(U_Resolucion^2+U_Ajuste^2+U_Patron^2)^(1/2)
```

-
+

Run the computation

A seguir se presentan los resultados de la simulación:

```

===== RESULTS =====
Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave    = 1.23
sd     = 0.734
median = 1.09
mad    = 0.69

Coverage intervals

99% ( 0.087, 3.7)   k = 2.5
95% ( 0.2, 3)      k = 1.9
90% ( 0.28, 2.64) k = 1.6
68% ( 0.52, 1.95) k = 0.97
    
```

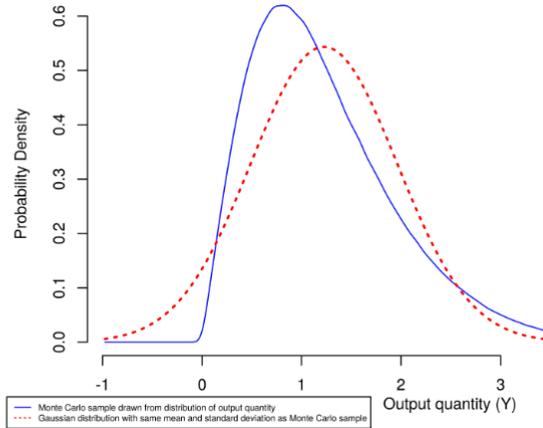


Figura 7 – Sensor temperatura #2

```

===== RESULTS =====
Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave    = 0.717
sd     = 0.374
median = 0.673
mad    = 0.38

Coverage intervals

99% ( 0.057, 1.9)   k = 2.5
95% ( 0.13, 1.55)  k = 1.9
90% ( 0.18, 1.4)   k = 1.6
68% ( 0.34, 1.1)   k = 1
    
```

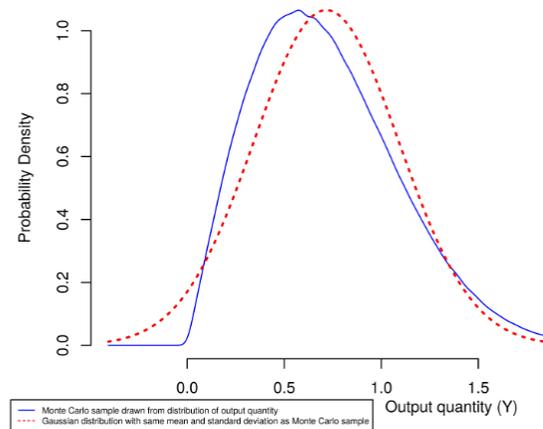


Figura 8 – Sensor temperatura #3

```

===== RESULTS =====
Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave    = 1.68
sd     = 1.1
median = 1.44
mad    = 1

Coverage intervals

99% ( 0.11, 5.4)   k = 2.4
95% ( 0.24, 4.4)  k = 1.9
90% ( 0.34, 3.82) k = 1.6
68% ( 0.64, 2.78) k = 0.98
    
```

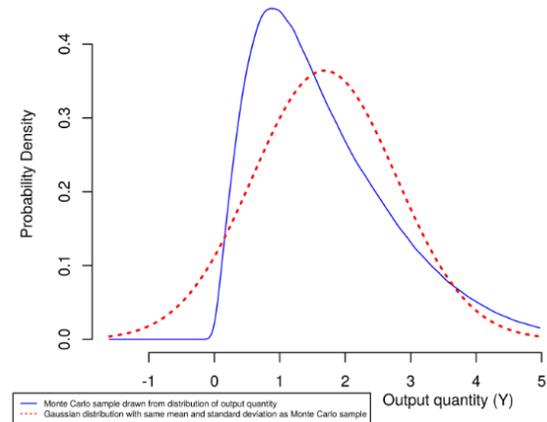


Figura 9 – Sensor temperatura #4

```

===== RESULTS =====
Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave      = 0.835
sd       = 0.444
median   = 0.778
mad      = 0.44

Coverage intervals

99% ( 0.066, 2.2)   k = 2.4
95% ( 0.15, 1.84)  k = 1.9
90% ( 0.21, 1.65)  k = 1.6
68% ( 0.39, 1.28)  k = 1
    
```

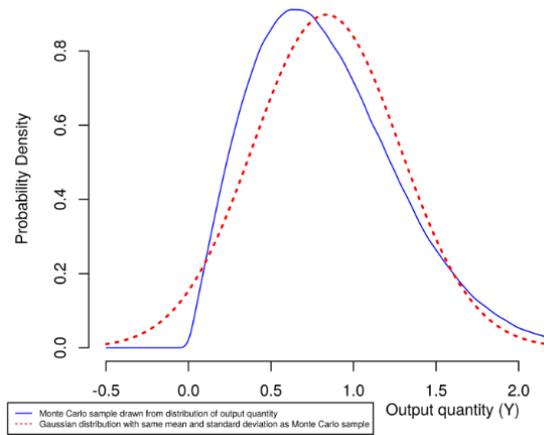


Figura 10 – Sensor temperatura #5

```

===== RESULTS =====
Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave      = 0.751
sd       = 0.393
median   = 0.704
mad      = 0.4

Coverage intervals

99% ( 0.06, 2)     k = 2.5
95% ( 0.14, 1.63) k = 1.9
90% ( 0.19, 1.47) k = 1.6
68% ( 0.35, 1.15) k = 1
    
```

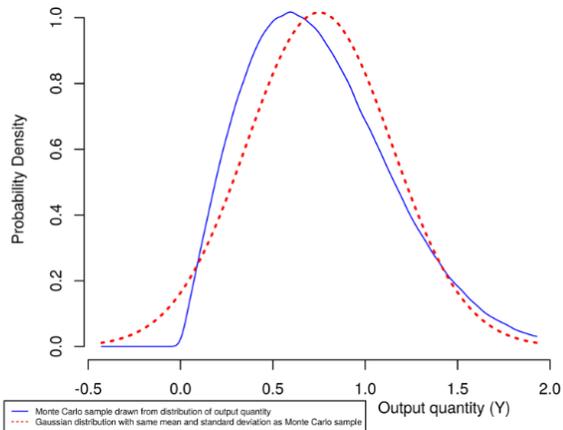


Figura 11 – Sensor temperatura #6

4.3 Comparación de resultados

Como se puede observar en las figuras anteriores, el factor de cobertura para todos los casos es igual a $k=1.9$ para un nivel de probabilidad de 95%. Adicionalmente, la incertidumbre combinada (destacada en rojo en todos los casos) para cada uno de los sensores es muy inferior que para la situación donde se calculó la incertidumbre de medición por el método GUM. A seguir se comparan los resultados, en término de la incertidumbre de medición, encontrados por el método GUM y por el método Monte Carlo:

Tabla 13 – Resultados por el método GUM y por el método Monte Carlo

# del sensor	Método GUM			Método Monte Carlo		
	Incertidumbre Combinada	Factor k	Incertidumbre Expandida	Incertidumbre Combinada	Factor k	Incertidumbre Expandida
Sensor #1	1.68	1.96	3.30	0.734	1.9	1.39
Sensor #2	0.90	1.96	1.77	0.374	1.9	0.71
Sensor #3	2.39	1.96	4.69	1.100	1.9	2.09
Sensor #4	1.08	1.96	2.11	0.444	1.9	0.84
Sensor #5	0.95	1.96	1.87	0.393	1.9	0.75

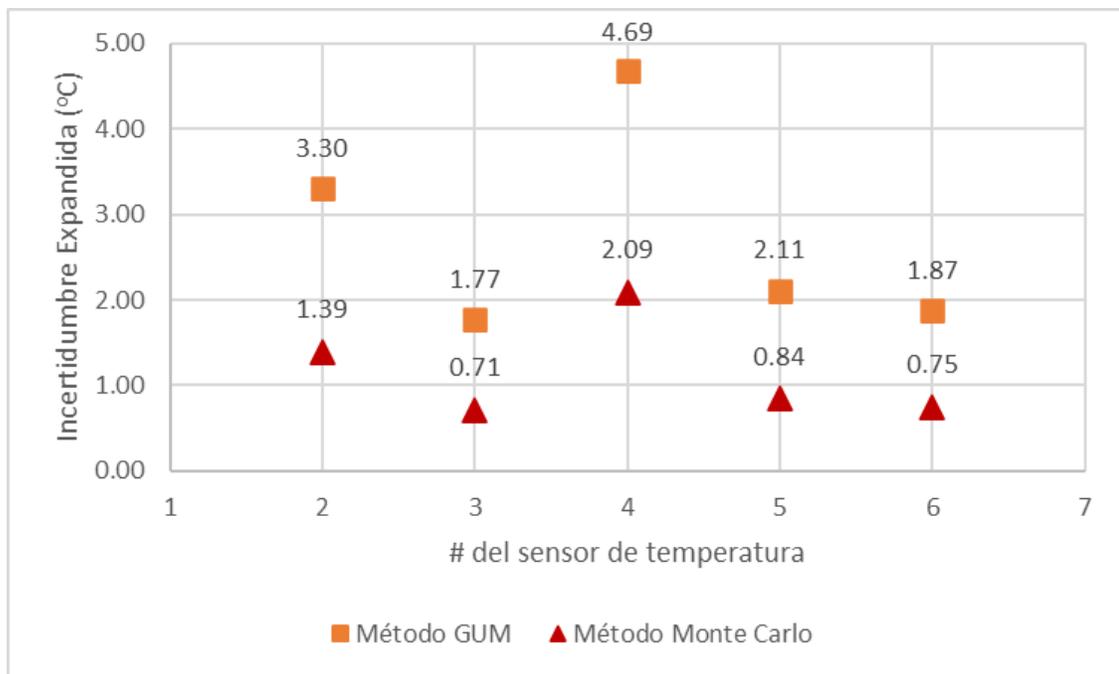


Figura 12 – Comparación de resultados entre los métodos

Fuente: Autores

5. Conclusiones y recomendaciones

La consolidación de los objetivos originalmente formulados permitió obtener el objetivo general perseguido en la investigación: *Realizar un análisis de la confiabilidad metrológica aplicando los métodos GUM y Monte Carlo en el cálculo de la incertidumbre asociada al sistema de medición de temperatura en un motor de combustión interna.*

En relación al primer objetivo específico – *Realizar la calibración de los sensores para la medición de temperatura de un motor de combustión interna utilizando patrones de medición trazables a patrones nacionales e internacionales, con el propósito de garantizar la trazabilidad metrológica de los resultados*– la calibración fue realizada de forma experimental en laboratorio y, posteriormente, el tratamiento estadístico permitió establecer los errores y las incertidumbres asociadas a la medición. Este proceso garantiza la confiabilidad de los resultados, una vez que tiene trazabilidad al sistema internacional de unidades mediante una cadena ininterrumpida de comparación.

En relación al segundo objetivo específico –*Estimar la incertidumbre asociada a la medición de temperatura a partir del enfoque clásico propuesto por la Guía para la expresión de la incertidumbre de medición (GUM) y el Suplemento 1 definido como Simulación por el Método Monte Carlo*– los resultados confirmaron la efectividad del método Monte Carlo en durante su aplicación, una vez que se consiguió reducir la incertidumbre de medición en hasta 79% para el caso del sensor de temperatura número 5 y número 6, los cuales corresponden, respectivamente, a la medición de la temperatura del aire de admisión y de la combustión. Proceso altamente importante en el ciclo térmico asociado a un motor de combustión interna y, del cual, depende la eficiencia térmica del mismo.

Finalmente, en relación a los objetivos específicos – *Realizar una comparación detallada de los métodos utilizados para el análisis de incertidumbre asociada a la medición de temperatura de equipos industriales, en este caso específico, un motor de combustión interna*– los resultados consolidados confirmaron que las limitaciones conceptuales asociadas al método GUM pueden ser suplidas de forma eficaz por el método Monte Carlo, sin embargo, vale la pena resaltar que para este método alternativo se requiere una mayor infraestructura computacional, una vez que la simulación realizada, para el caso de este proyecto, fue de diez millones de medición para instrumento, totalizando, 50 millones de datos simulados en todo el proceso. Sin embargo, los resultados obtenidos ayudan, ciertamente, a mejorar la confiabilidad metrológica de los procesos de medición de una máquina térmica.

Para trabajos futuros se recomienda:

- Utilizar métodos alternativos para el cálculo de la incertidumbre asociada a la medición tanto de temperatura como de otras variables físicas tales como presión, flujo másico, humedad, entre otras.
- Realizar un análisis detallado considerando la correlación entre las variables de entrada para el cálculo de la incertidumbre.

Bibliografía

- [1] BIPM, IEC, et al. Guide to the expression of uncertainty in measurement JCGM 100: 2008. 1995.
- [2] Yang, J., Reichert, P., Abbaspour, K. C., Xia, J., & Yang, H. (2008). Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China. *Journal of Hydrology*, 358(1-2), 1-23.
- [3] Liu, J. (2001). Uncertainty analysis for temperature prediction of biological bodies subject to randomly spatial heating. *Journal of Biomechanics*, 34(12), 1637-1642.
- [4] Dupont, M. N., Eklund, M. D., Caracappa, P. F., & Ji, W. (2020). Experimental measurements of isothermal reactivity coefficient and temperature-dependent reactivity changes with associated uncertainty evaluations. *Progress in Nuclear Energy*, 118, 103131.
- [5] Lavagnoli, S., De Maesschalck, C., & Paniagua, G. (2015). Uncertainty analysis of adiabatic wall temperature measurements in turbine experiments. *Applied Thermal Engineering*, 82, 170-181.
- [6] CEM. Evaluación de datos de medición —Suplemento 1 de la “Guía para la expresión de la incertidumbre de medida”— Propagación de distribuciones aplicando el método de Monte Carlo. JCGM 101: 2008..
- [7] ISO/IEC 17025:2017(es). Requisitos generales para la competencia de los laboratorios de ensayo y calibración.
- [8] Zhang, C., Zhang, B., & Lin, Z. (2020, June). The Implementation and Result Processing of Highway Engineering Metrology Comparison. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1549, No. 2, p. 022138). IOP Publishing.
- [9] Velychko, O., Gordiyenko, T., & Karpenko, S. (2020). Evaluation of the results of regional metrology organisation comparisons and national inter-laboratory comparisons for electrical quantities. *ACTA IMEKO*, 9(2), 18-24.
- [10] Lucon, E., Lucon, E., & Santoyo, R. (2019). Charpy Interlaboratory Comparison Between NIST and the Beijing Institute of Metrology (BIM). US Department of Commerce, National Institute of Standards and Technology.

- [11] López-Romero, J. M., Lombardi, M. A., de Carlos-López, E., Diaz-Muñoz, N., Ortiz, C. A., de Carvalho, R., & Solís, R. F. (2019). Comparison of the Multinational SIM Time Scale to UTC and UTCr. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(7), 4445-4452.
- [12] Hasegawa, Y. (2020). Quantum thermodynamic uncertainty relation for continuous measurement. *Physical Review Letters*, 125(5), 050601.
- [13] Pal, S., Saryal, S., Segal, D., Mahesh, T. S., & Agarwalla, B. K. (2020). Experimental study of the thermodynamic uncertainty relation. *Physical Review Research*, 2(2), 022044.
- [14] Dev, A., Tandon, S., & Parkash, V. (2020). Theoretical and Experimental Estimation of Uncertainty of Measurement during Calibration of CMM. *Journal of Graphic Era University*, 8(2), 113-121.
- [15] Evaluación de datos de medición — Guía para la expresión de la incertidumbre de medida. JCGM 100:2008. Centro Español de Metrología. 2008.
- [16] Sediva, S., & Stohl, R. (2019, May). Uncertainty Budget for Calibration of Platinum Resistance Thermometer. In 2019 20th International Carpathian Control Conference (ICCC) (pp. 1-5). IEEE.
- [17] Hidayanti, F., & Ramadhani, U. F. Calibration of Digital Thermometer using Sensor and Indicator Method.
- [18] Ganti, A. (2019). Correlation Coefficient. Investopedia Corporate Finance and Accounting.
- [19] DE ANDRADE, B. Estudo das incertezas na medição de espessura por ultrassom em peças aeronáuticas. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica e Tecnologia de Materiais do Centro Federal de Educação Tecnológica Celso Suckow da Fonseca, CEFET/RJ. 2012
- [20] Couto, P. R. G., Damasceno, J. C., Oliveira, S. P., & Chan, W. K. (2013). Monte Carlo simulations applied to uncertainty in measurement. *Theory and applications of Monte Carlo simulations*, 27-51.

Anexo A: Certificado Indicador de precisión



Certificate of Calibration Fluke Park Laboratory

Description:	Drywell Calibrator	Certificate Number:	B8815050
Manufacturer:	Fluke	Date of Calibration:	14 Aug 2018
Model:	9103	Date Due:	
Serial Number:	B88965	Temperature:	20.0 to 26.0 °C
Status:	As-Found: New As-Left: In Tolerance	Relative Humidity:	20 to 70 %RH
Calibration:	Full	Pressure:	95 to 103 kPa
Procedure:	AFC480 - 001	Issue Date:	15 Aug 2018
Customer:	FOTRONIC CORPORATION MELROSE MA		
PO Number:	0225313		

This calibration is traceable to the SI through recognized national measurement institutes (NIST, PTB, NPL, NIM, NRC, etc.), radiometric techniques, or natural physical constants. The calibration has been completed in accordance with the Fluke Corporate Quality System document QSD 111.0. Calibration certificates without identification of the authorizing person are not valid. This certificate applies to only the item identified and shall not be reproduced other than in full, without the specific written approval by Fluke Corporation.

Comments:




Approved Signatory

Certificate Number: B8815050

Date of Calibration: 14 Aug 2018

Standards Used

Description	Serial Number	Due-Date
1560 Digital Thermometer	A66505	NCR
2562-H Precision Digital Thermometer	78182	10-Apr-2019
5628 Platinum Resistance Thermometer	2233	26-Jun-2019

Quality Manuals

This calibration has been completed in accordance with:

The Fluke Corporate Quality Manual, QSD 111.00, Revision 122, Dated June, 2018 and/or

The Fluke 17025 Quality Manual, QSD 111.41, Revision 005, Dated Sept. 2014

The instrument described herein was calibrated by direct measurement of generated temperatures using the pertinent reference standards listed in the Standards Used table. The calibration was performed using a calibration-specific insert to match the reference thermometer. The calibration data and internal calibration constants are shown on the following page(s). Any limitations or remarks pertaining to this instrument and/or calibration are shown on the first page. A Test Uncertainty Ratio (TUR) of at least 4:1 was maintained unless otherwise indicated. This calibration is in compliance with ANSI/NCCL Z540-1.

Certificate of Calibration

Model: 9103
 Serial No: B88965
 Report No: B8815050

As Found Data

No As Found Data Required

As Left Data

Calibration Constants		Test Data			Calibration	
		Set-point °C	Actual °C	Error °C	Tolerance	Pass/Fail
R0	100.025	-25.00	-25.010	-0.010	±0.250	P
Alpha	0.0038522	0.00	0.132	0.132	±0.250	P
Delta	1.6097	25.00	24.962	-0.038	±0.250	P
Beta	9.3226	50.00	49.930	-0.070	±0.250	P
Proportional Band	15.0000	75.00	74.922	-0.078	±0.250	P
		100.00	99.947	-0.053	±0.250	P
		140.00	139.990	-0.010	±0.250	P

Apéndice A: Resultados de la simulación del Método Monte Carlo

- Resultados para el Sensor de Temperatura #2:

```

===== RESULTS =====

Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave      = 1.23
sd       = 0.734
median   = 1.09
mad      = 0.69

Coverage intervals

99% ( 0.087, 3.7)      k = 2.5 |
95% ( 0.2, 3)         k = 1.9
90% ( 0.28, 2.64)    k = 1.6
68% ( 0.52, 1.95)    k = 0.97

ANOVA (% Contributions)

                w/out Residual w/ Residual
U_Resolucion      5.49          0
U_Ajuste          20.15         0
U_Patron          74.37         0
Residual          NA           100
-----

```

- **Resultados para el Sensor de Temperatura #3:**

|===== RESULTS =====

Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave = 0.717
sd = 0.374
median = 0.673
mad = 0.38

Coverage intervals

99%	(0.057,	1.9)	k =	2.5
95%	(0.13,	1.55)	k =	1.9
90%	(0.18,	1.4)	k =	1.6
68%	(0.34,	1.1)	k =	1

ANOVA (% Contributions)

	w/out Residual	w/ Residual
U_Resolucion	30.14	0
U_Ajuste	4.52	0
U_Patron	65.34	0
Residual	NA	100

- **Resultados para el Sensor de Temperatura #4:**

===== RESULTS =====

Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave = 1.68
 sd = 1.1
 median = 1.44
 mad = 1

Coverage intervals

99%	(0.11, 5.4)	k = 2.4
95%	(0.24, 4.4)	k = 1.9
90%	(0.34, 3.82)	k = 1.6
68%	(0.64, 2.78)	k = 0.98

ANOVA (% Contributions)

	w/out Residual	w/ Residual
U_Resolucion	22.55	0
U_Ajuste	33.15	0
U_Patron	44.30	0
Residual	NA	100

- **Resultados para el Sensor de Temperatura #5:**

===== RESULTS =====

Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave = 0.835
sd = 0.444
median = 0.778
mad = 0.44

Coverage intervals

99%	(0.066, 2.2)	k =	2.4
95%	(0.15, 1.84)	k =	1.9
90%	(0.21, 1.65)	k =	1.6
68%	(0.39, 1.28)	k =	1

ANOVA (% Contributions)

	w/out Residual	w/ Residual
U_Resolucion	15.37	0
U_Ajuste	0.25	0
U_Patron	84.38	0
Residual	NA	100

- **Resultados para el Sensor de Temperatura #6:**

===== RESULTS =====

Monte Carlo Method

Summary statistics for sample of size 1000000

ave = 0.751
 sd = 0.393
 median = 0.704
 mad = 0.4

Coverage intervals

99%	(0.06, 2)	k =	2.5
95%	(0.14, 1.63)	k =	1.9
90%	(0.19, 1.47)	k =	1.6
68%	(0.35, 1.15)	k =	1

ANOVA (% Contributions)

	w/out Residual	w/ Residual
U_Resolucion	26.15	0
U_Ajuste	2.95	0
U_Patron	70.90	0
Residual	NA	100
