

**UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA**  
**ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR DE GANDIA**  
**I.T. Telecomunicación (Sist. Electrónicos)**

---



**UNIVERSIDAD  
POLITECNICA  
DE VALENCIA**



**ESCUELA POLITECNICA  
SUPERIOR DE GANDIA**

**“Modelización de sensores  
electroquímicos TGS2600,  
TGS2602 y TGS2620 de Fígaro”**

***TRABAJO FINAL DE CARRERA***

Autor/es:

**Ismael J. Monsonís Navarro**

Directores:

**D. José Pelegrí Sebastià**

**D. Vicent Domènec Estruch**

***GANDIA, 2012***



## **Agradecimientos**

Este documento es la culminación de años de sacrificio, sufrimiento y diversión, en la obtención de un objetivo, ser Ingeniero técnico de telecomunicación.

Quiero agradecer enormemente a mi familia por el apoyo incondicional mostrado, ya que sin ellos, esta tarea habría sido mucho más difícil. Mención especial para Elisa, por su tesón y apoyo en los momentos finales, y el tiempo robado de su lado.

También agradecer a mi tutor José Pelegrí, por la oportunidad de realizar el proyecto final de carrera. Mi sincero agradecimiento para Vicent Domènec Estruch Fuster, departamento de matemática aplicada de EPSG, por su asesoramiento como cotutor.

Para finalizar, unas sencillas palabras para Mamiblu y su reciente adquisición, Vakita, que han devuelto la felicidad a un hogar que le necesitaba.

A todos, mi sincera gratitud.

Ismael.

# Índice

<b>1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>5</b>
<b>2. EXTRACCIÓN DE PUNTOS</b>	<b>7</b>
<b>2.1. EXTRACCIÓN MANUAL</b>	<b>9</b>
<b>2.1. EXTRACCIÓN MEDIANTE PLOTDIGITIZER</b>	<b>13</b>
<b>3. CÁLCULO DE MODELOS</b>	<b>18</b>
<b>3.1. REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE</b>	<b>19</b>
<b>3.1.1. MÍNIMOS CUADRADOS</b>	<b>20</b>
<b>3.1.2. TRANSFORMACIÓN BOX-COX</b>	<b>21</b>
<b>3.1.3. MÉTODO COCHRANE- ORCUTT</b>	<b>22</b>
<b>3.2. STATGRAPHICS CENTURIÓN XVI</b>	<b>22</b>
<b>3.2.1. PUESTA EN MARCHA</b>	<b>23</b>
<b>3.2.2. INTRODUCCIÓN Y MANEJO DE DATOS</b>	<b>25</b>
<b>3.2.3. OBTENCIÓN DE INFORMES</b>	<b>28</b>
<b>3.2.3.1. SENSOR TGS2600</b>	<b>29</b>
<b>3.2.3.2. SENSOR TGS2602</b>	<b>41</b>
<b>3.2.3.3. SENSOR TGS2620</b>	<b>64</b>
<b>4. RESULTADOS</b>	<b>77</b>
<b>5. CONCLUSIÓN</b>	<b>91</b>
<b>6. BIBLIOGRAFÍA</b>	<b>92</b>
<b>APÉNDICE</b>	<b>94</b>

## **1. Introducción**

El actual proyecto, parte de una necesidad, dentro del diseño electrónico, en la utilización de modelos matemáticos que se ajusten al comportamiento de los componentes utilizados. En la práctica, la mayoría de fabricantes, no proporcionan esta información, y es el diseñador quien tiene que arreglárselas para obtener más datos, además de los proporcionados por el fabricante, que puedan ser útiles en su aplicación.

En este documento trataremos de explicar el proceso para obtener modelos de comportamiento, de sensores electroquímicos, concretamente TGS2600, TGS2602 y TGS2620 de Fígaro, a partir de las hojas de características proporcionadas por el fabricante.

El capítulo 2, se inicia con la digitalización de las gráficas que modelan el comportamiento para cada uno de los sensores. Para la digitalización usaremos un programa, PlotDigitizer, el cual obtendremos una serie de puntos, que relacionan la resistencia del sensor con la temperatura y la humedad relativa.

Una vez obtenidos los puntos, en el capítulo 3 abordaremos un análisis estadístico, para establecer la relación entre resistencia, temperatura y humedad relativa. Usando diversos métodos estadísticos, obtendremos una ecuación en la que, la resistencia,  $R$ , será una función que dependerá de, la temperatura,  $T$ , y de, humedad relativa,  $RH$ . Representamos mediante  $R(T, RH)$ , a la resistencia como función de la temperatura y de la humedad relativa. Además de la función  $R(T, RH)$ , consideraremos otros parámetros, que nos permitirán establecer la calidad y el error de ese modelo, en base a los puntos extraídos.

En el capítulo 4, resumiremos los modelos obtenidos en el capítulo anterior, para llegar a una única ecuación por sensor, comentando el porqué de esta elección.

A continuación, en el capítulo 5, expondremos una serie conclusiones, en las que repasaremos los objetivos del proyecto y justificaremos hasta qué punto se han cumplido, teniendo en cuenta la problemática surgida en la elaboración y otros aspectos a considerar.

En el capítulo 6, se expone la bibliografía empleada y las referencias utilizadas en el proyecto. También hemos incluido un apéndice, con los comandos Matlab utilizados en los cálculos realizados, así como una breve explicación sobre la superposición de gráficas en Photoshop CS6.

El método aquí explicado puede servir para la modelización de cualquier otro sistema. Éste, en concreto, se basa en sensores, pero se puede extender prácticamente a muchos otros elementos.

## 2. Extracción de puntos

En este apartado se expone el método utilizado para extraer una serie de puntos a partir de una gráfica obtenida de un archivo PDF. La tarea parece sencilla, simplemente obtener puntos de una gráfica, pero no es tan trivial como en un principio podemos imaginar. El primer paso es pensar en la estrategia a seguir. Una vez elegida, atacar el problema y obtener los puntos, cuantos más mejor.

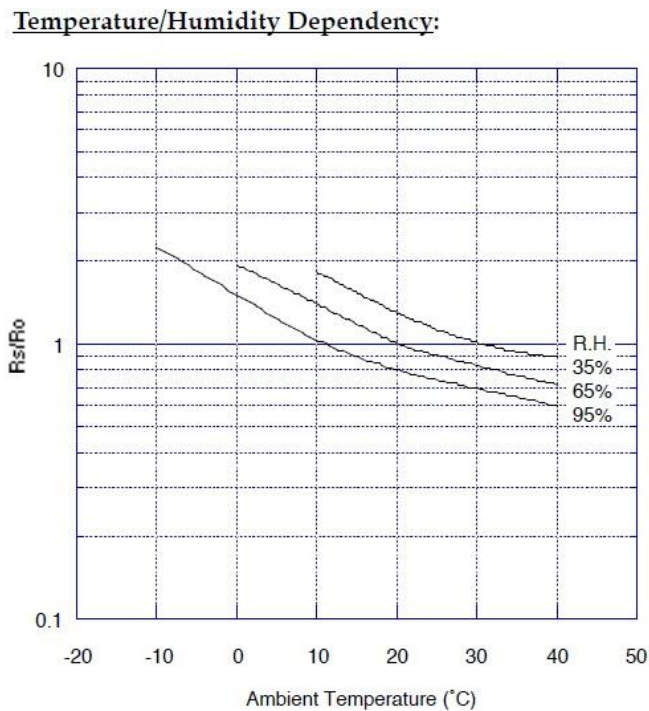


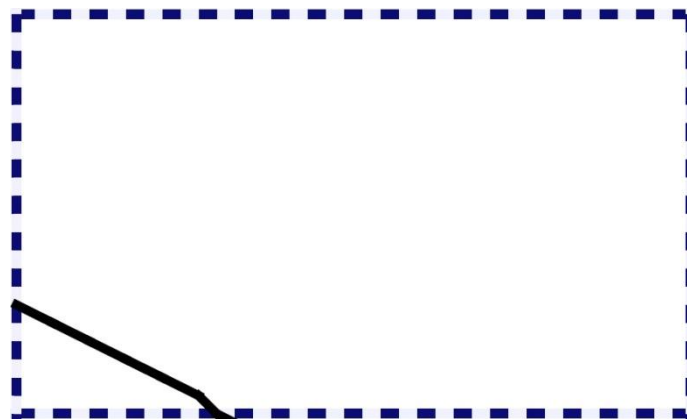
Fig. 1. Gráfica de comportamiento del sensor TGS2600.

La estrategia desarrollada aquí, se basa en la creación de un sistema de coordenadas, X e Y, con lo que cada punto tendrá unas coordenadas, dependiendo qué estemos representando X e Y pueden ser magnitudes diferentes, por ejemplo, en este caso concreto, la variable independiente, X, será T, temperatura, la variable dependiente, Y, será  $R_s/R_o$ , coeficiente de resistencia del sensor, véase la Fig. 1.

Si observamos la *Fig. 1*, la coordenada X, temperatura ambiente, oscila entre -20 y 50 grados centígrados, y la Y, el coeficiente de resistencia del sensor, oscila entre 0.1 y 10. Hay que tener en cuenta que este eje está representado en escala logarítmica. Podemos extraer de la gráfica, coeficiente de resistencia del sensor,  $R_s/R_o$ , el cual depende de la temperatura y de la humedad relativa. A partir de la *Fig. 1* debemos extraer los puntos para su posterior análisis.

Como hemos comentado, inicialmente, crearemos un sistema de coordenadas para la posterior extracción de los puntos. Un problema que podemos observar fácilmente, es la dificultad de asignar los puntos en la *Fig. 1*, por tanto realizaremos una extracción por partes, comenzando primero por la curva de RH 95%.

Si nos fijamos en la *Fig. 1*, podemos ver que la curva RH 95% está dividida, en una rejilla, dependiendo de los valores de T y  $R_s/R_o$ . Por lo tanto, para cometer un menor error, tomaremos cada cuadro en el que está definida la curva, y en ese cuadro es donde crearemos un sistema de coordenadas y asignaremos unos puntos por donde vaya la curva, observar *Fig. 2*.



*Fig. 2.* Primer cuadrante en el que está definida la curva RH 95%.

En la *Fig. 2*, observamos cómo está amplificado el cuadrante, y a partir de esta imagen trabajaremos el sistema de coordenadas y la extracción de puntos, (observar *Fig. 3*).



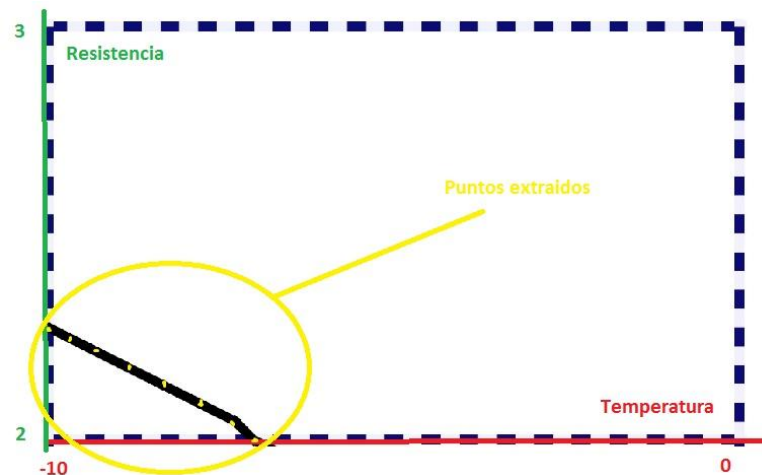


Fig.3. Primer cuadrante con la asignación del sistema de coordenadas y los puntos.

En la *Fig. 3*, observamos cómo quedaría el primer cuadrante después de la asignación del sistema de coordenadas, los puntos asignados dentro de la curva, en amarillo. De cada punto obtendríamos el valor de la temperatura y el de la resistencia. Este sistema se aplicará a cada uno de los cuadrantes y para cada curva de RH, de cara a su posterior estudio estadístico.

Una vez explicado el método de extracción de puntos, comentaremos las dos formas utilizadas, aplicando el mismo método.

## 2.1. Extracción manual

La primera forma es la extracción manual. Este sistema es muy rudimentario y obtendríamos un menor número de puntos, debido a su coste en tiempo. Para ello usaremos el programa Paint, proporcionado en todas las versiones de Windows a partir de XP. Realmente se podría utilizar cualquier otro programa que permitiese manipular imágenes y proporcione la posición de cada pixel de la imagen, que no deja de ser un sistema de coordenadas.

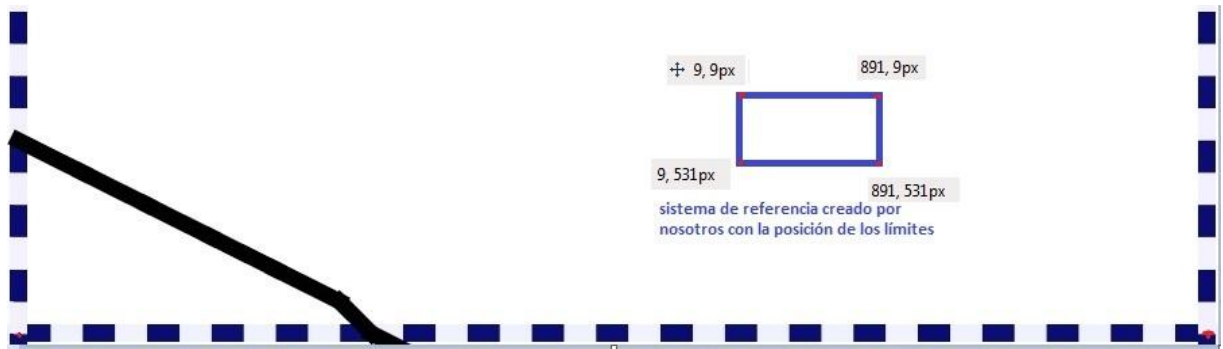


Fig. 4. Creación del sistema de coordenadas en relación con los píxeles.

Si observamos la *Fig. 4*, que es la parte inferior de la *Fig. 2*, en concreto si observamos su interior, hay un rectángulo, con una numeración en cada una de las esquinas. Éste nos indica el número de píxel de cada límite, superior izquierdo 9.9 px, donde px son píxeles, inferior izquierdo 9.531 px, superior derecho 891.9 px e inferior derecho 891.531 px.

Primero debemos entender el número anterior, denota una posición en el mapa de píxeles que forma una imagen. Por ejemplo, en la posición XXX.YYY px, el número XXX es la distancia del origen moviéndonos horizontalmente, mientras que YYY es la distancia del origen moviéndonos verticalmente, siendo el origen de coordenadas la esquina superior izquierda de la imagen.

Si nos fijamos nuevamente en la *Fig. 4*, el ángulo superior izquierdo del rectángulo interior tiene posición 9.9 px, por su proximidad al origen, en cambio el ángulo inferior izquierdo tiene posición 9.531 px, mantiene el 9 porque está en la misma recta que el punto anterior, sin embargo, la coordenada Y=531 indica, la lejanía respecto al origen.

Una vez definido el sistema de coordenadas, solo tenemos que tomar puntos, y realizar los cálculos manuales para obtener las coordenadas de los puntos.

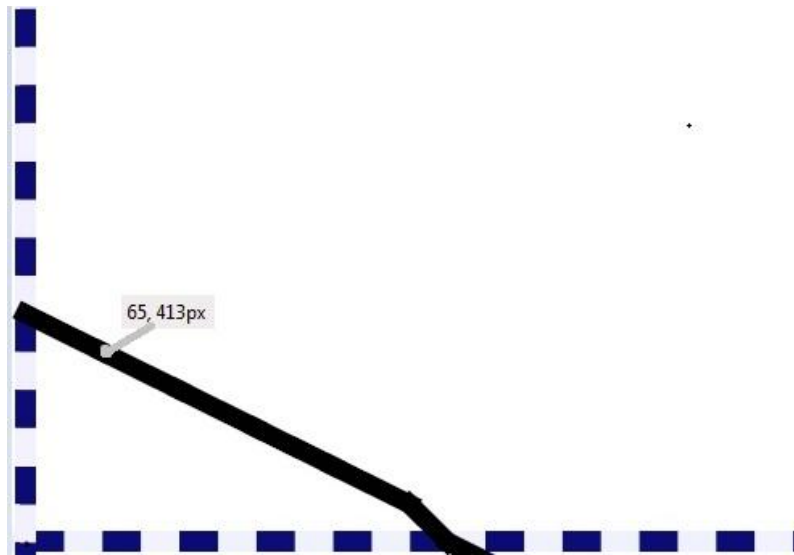


Fig. 5. Extracción de un punto manualmente.

En la Fig. 5, podemos observar cómo se ha elegido un punto al azar, que tiene su posición 65.413 px en el sistema de referencia comentado anteriormente. A partir de estas coordenadas calcularemos las reales.

Para el cálculo de la coordenada X, aplicaremos proporciones simples:

$$DT_{px} = DT_f - DT_i = 891 \text{ px} - 9 \text{ px} = 882 \text{ px}$$

$$DP_{px} = DP_f - DP_i = 65 \text{ px} - 9 \text{ px} = 56 \text{ px}$$

$$\Delta T = T_f - T_i = 0^\circ\text{C} - (-10^\circ\text{C}) = 10^\circ\text{C}$$

donde  $DT_{px}$  es la distancia total en píxeles,  $DT_f$  posición del píxel final,  $DT_i$  posición del píxel inicial,  $DP_{px}$  distancia parcial píxeles,  $DP_f$  posición píxel final parcial,  $DP_i$  posición píxel inicial parcial,  $\Delta T$  variación de temperatura,  $T_f$  temperatura final y  $T_i$  temperatura inicial. Si consideramos proporciones directas obtenemos:

$$\frac{882 \text{ px}}{56 \text{ px}} = \frac{10^\circ\text{C}}{X}$$

$$X = \frac{56 \text{ px} \cdot 10^\circ\text{C}}{882 \text{ px}} = 0.6349^\circ\text{C}$$

Ya tendríamos la coordenada X, del punto de la Fig. 5.

Ahora calcularemos la Y, que se obtendrá de una forma muy similar:

$$DT_r = RT_f - RT_i = -(9 \text{ px} - 531 \text{ px}) = 522 \text{ px}$$

$$DP_r = RP_f - RP_i = -(413 \text{ px} - 531 \text{ px}) = 118 \text{ px}$$

$$\Delta R = R_f - R_i = 2 - 1 = 1$$

donde  $DT_r$  es la distancia total en píxeles,  $RT_f$  posición del píxel final,  $RT_i$  posición del píxel inicial,  $DP_r$  distancia parcial píxeles,  $RP_f$  posición píxel final parcial,  $RP_i$  posición píxel inicial parcial,  $\Delta R$  variación de resistencia,  $R_f$  resistencia final y  $R_i$  resistencia inicial. Si consideramos nuevamente proporciones directas obtendríamos:

$$\frac{522 \text{ px}}{118 \text{ px}} = \frac{1}{Y}$$

$$Y = \frac{118 \text{ px} \cdot 1}{522 \text{ px}} = 0.226053$$

A partir del resultado de Y, hay que realizar un último cálculo, puesto que este eje esta en escala logarítmica, mientras que el resultado obtenido corresponde a escala real. Por tanto:

$$Y_{log} = 10^Y = 10^{0.226053} = 1.682881$$

$Y_{log}$  será el valor final de la coordenada Y. Finalmente las coordenadas del punto P, representado en la Fig. 5 son:

P(0.6349, 1.6828), donde X=0.6349, e Y=1.6828.

Como hemos visto en este ejemplo, la obtención de las coordenadas de un punto es una tarea ardua, si el tiempo empleado en la obtención, lo multiplicamos por diez puntos por curva, por tres curvas por sensor y para tres sensores, tenemos que, podemos dedicarle días a la obtención de unos pocos puntos para el cálculo estadístico.

Por lo que, se hace evidente la necesidad de un método más eficiente para la obtención de puntos, es decir que sea más rápido y preciso que el anterior.

## **2.2. Extracción mediante Plotdigitizer**

El principio fundamental de este método consiste en, utilizar una fotografía, imagen digital, de un gráfico, definir un sistema de coordenadas y extraer una serie de puntos. La principal ventaja en este caso es que la precisión será mayor, también la velocidad de extracción de puntos y menos posibilidades de cometer errores aberrantes.

El primer paso es conseguir el software, Plotdigitizer, en el siguiente enlace:

<http://plotdigitizer.sourceforge.net/>

que es la página oficial del programa. En esta explica el funcionamiento de dicho software, además está disponible para descarga, y también existe un foro donde se pueden resolver, en su caso, dudas que puedan surgir.

Una vez en la página oficial, si pulsamos en descargas, nos re-direcciona al siguiente enlace:

<http://sourceforge.net/projects/plotdigitizer/files/>

También podemos pulsar directamente en este enlace para obtener el programa. Descargaremos un archivo:

**[Download PlotDigitizer 2.6.1 Windows.zip](#)**

Utilizaremos un programa de descompresión de archivos, tipo Winzip, para descomprimir el archivo descargado. Una vez descomprimido, se habrá creado una carpeta con el mismo nombre que el archivo descargado. Entramos dentro de la carpeta y allí encontraremos el archivo PlotDigitizer.exe para poner en funcionamiento el programa.

Al ejecutar el programa aparece una ventana, obsérvese *Fig. 6*. En la parte superior izquierda de ésta, aparece el nombre del archivo, imagen, que estamos utilizando, en el caso de la *Fig. 6*, aparece *untitled*, ya que no hay ningún archivo seleccionado. Justo debajo de esta primera línea, aparecen las opciones del programa,

*File, Edit, Analysis, Windows y Help*. Inmediatamente debajo de esta línea, tenemos las opciones que nos permite el programa, una vez abierta una imagen, que son *Despeckle, Calibrate, ReCalib Y, Digitize, Undo* y *Done*. Seguidamente a esta línea, tenemos la imagen que vamos a utilizar y posteriormente a ella las coordenadas X e Y del punto que estamos seleccionando.

No vamos a explicar todas las funciones que realiza PlotDigitizer, si se quiere profundizar más, se puede acceder a los enlaces que se han proporcionado en la memoria. Aquí solamente nos centraremos en la extracción de puntos a partir de una imagen.

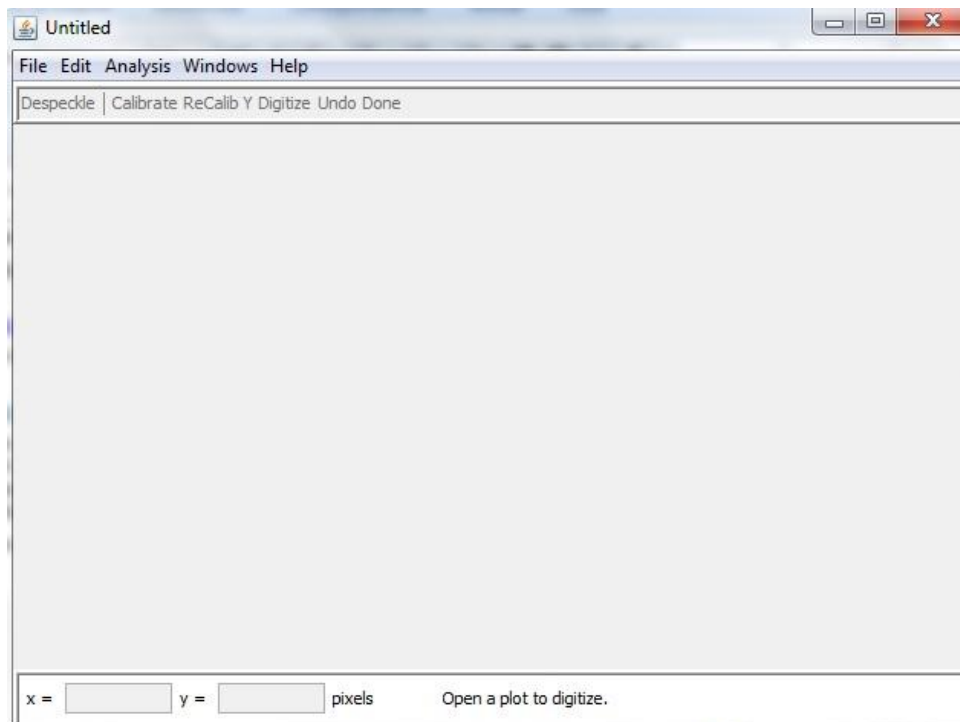


Fig. 6. Ventana inicial del programa PlotDigitizer.

Una vez explicada la ventana inicial, nos pondremos manos a la obra. Y el primer paso es abrir la imagen, que será un trozo de la curva que queremos analizar. Para este ejemplo utilizaremos la misma curva que en el caso de la extracción manual, será la correspondiente al sensor TGS2600, curva RH 95%, 1er cuadrante.

Para abrir la imagen, pulsar *File*→*Open*, seleccionamos la imagen. Ahora la ventana del programa aparecerá como la *Fig. 7*.

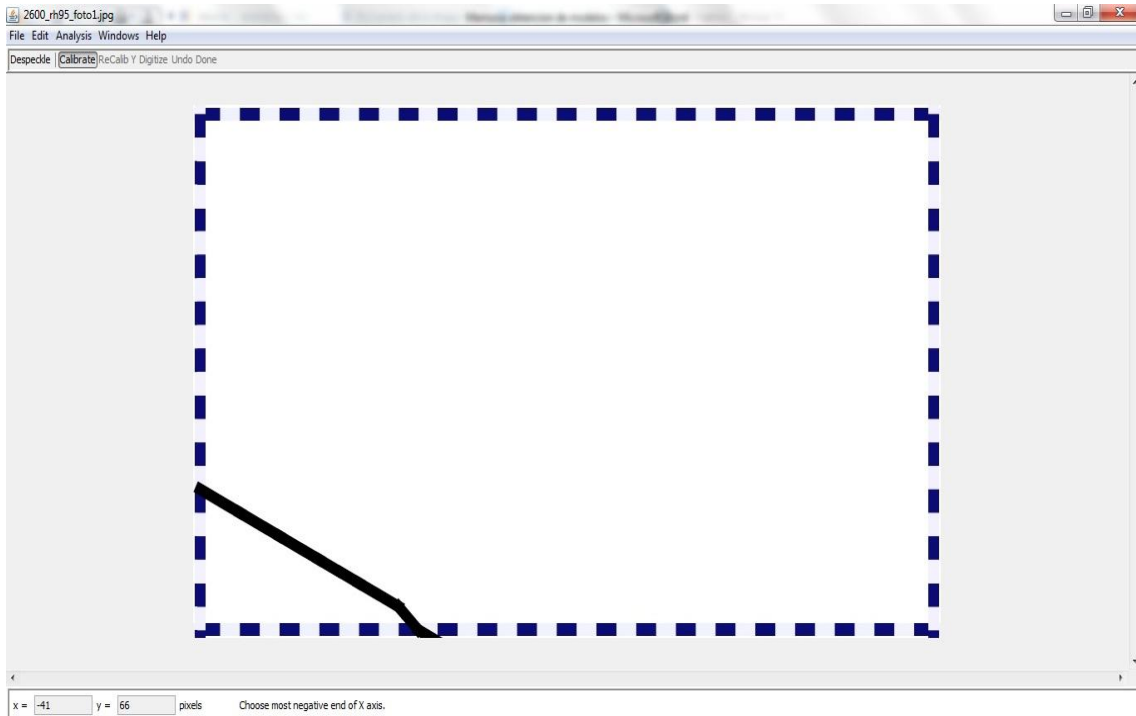


Fig. 7. Imagen incluida en el programa para su posterior digitalización.

Una vez seleccionada una imagen, activamos la opción *Calibrate*, pulsando esta opción. Al hacerlo debemos seleccionar el origen de la coordenada X, en nuestro caso la esquina inferior izquierda, al pulsar en ese punto, nos aparecerá la ventana de la Fig. 8 a), donde deberemos introducir el valor del punto inicial, en este caso es  $-10\text{ }^{\circ}\text{C}$ , por tanto pondremos  $-10$ . No seleccionaremos ninguna de las opciones adicionales, *Logarithmic Axis Scale* y *Use X calibration for Y-axis*.

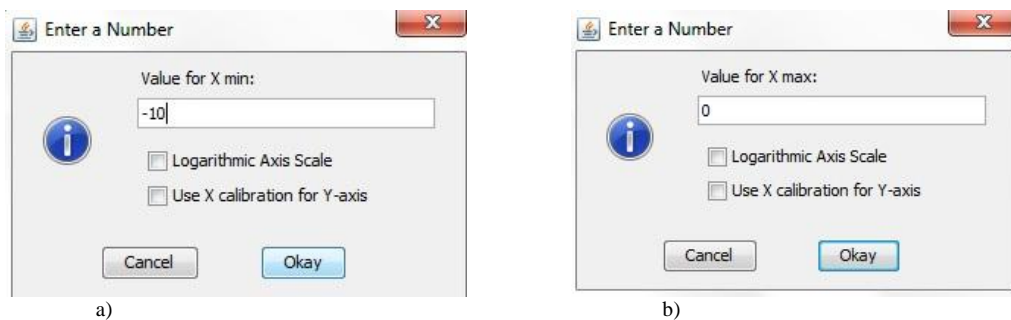


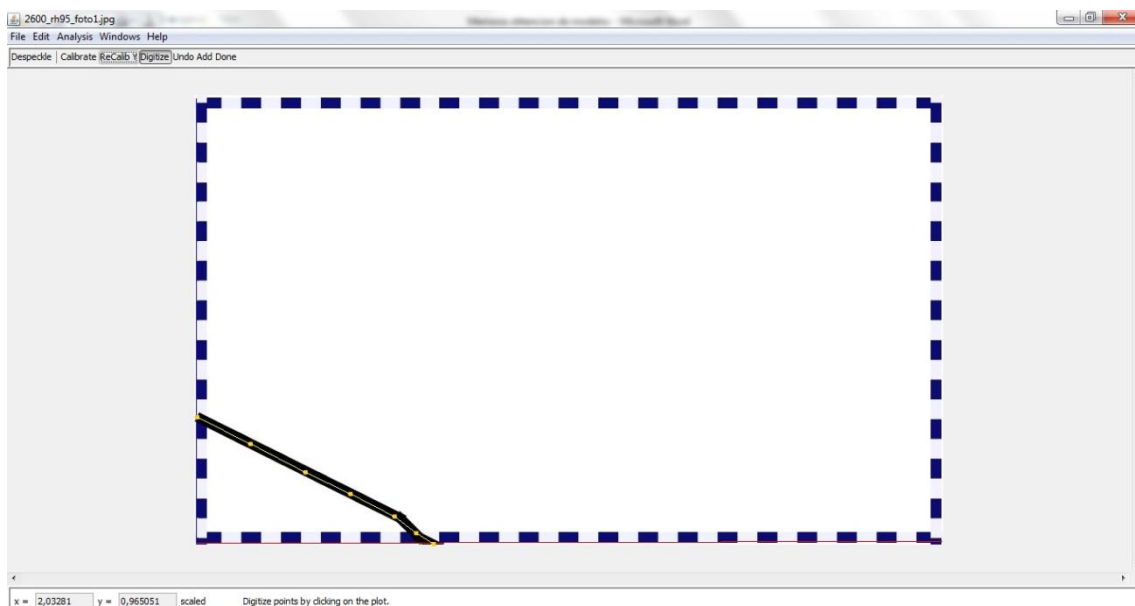
Fig. 8. Elección del eje X.

Una vez introducido el valor inicial, haremos lo propio con el final. Iremos a la esquina inferior derecha y pulsaremos en ese punto. Aparecerá entonces la ventana de la *Fig. 8 b*), introduciremos el valor de ese punto,  $0^{\circ}\text{C}$ , por lo tanto 0, y pulsamos *Okay*.

Al introducir el inicio y el fin del eje X, éste queda definido y aparece una línea roja que representa el eje creado, ver *Fig. 9* eje X. Ahora debemos seguir los pasos anteriores para el eje Y, elección punto inicial y final, en este caso deberemos seleccionar la opción *Logaritmmic Axis Scale*, ya que para el eje Y se usa la escala logarítmica. El punto inicial del eje Y es el 1, y el final el 2. Una vez establecido este eje, aparecerá una línea azul, que define el eje, observar eje Y de *Fig. 9*. Seguidamente nos pedirá que introduzcamos el nombre de la variable independiente, T, temperatura, y de la dependiente, R, resistencia normalizada. Una vez introducidos podemos pasar a la selección de los puntos.

Para la elección de los puntos, lo más lógico, es seguir la línea marcada en negro, mirar *Fig. 9*, aunque en ésta los puntos más importantes son el inicial y el final, que son los que el fabricante ha podido obtener en su experimentación. El resto de puntos, que han sido introducidos por el programa utilizado por el fabricante para dibujar la gráfica, no dejan de ser importantes, aunque su importancia es menor.

A la hora introducir los puntos, nosotros elegiremos 7 (entre 5 y 10 serian suficientes); obsérvese la *Fig. 9*. El siguiente paso es leer las coordenadas de los puntos introducidos.

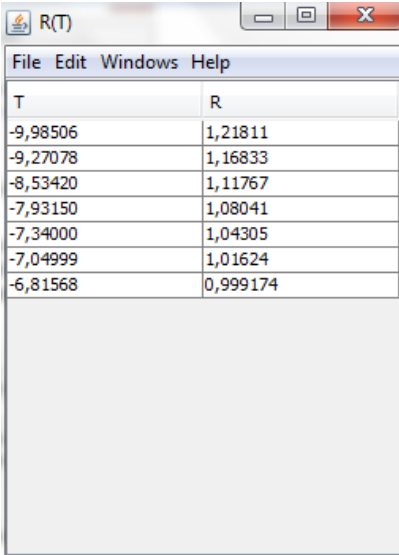


*Fig. 9.* Imagen final con los ejes X, Y e los puntos seleccionados.



Para la lectura de las coordenadas bastará con pulsar la tecla *Done*. Al hacerlo, se borran los puntos seleccionados y aparece la ventana de la *Tabla 1*. En ella están los valores de los puntos seleccionados para las dos variables, tanto la dependiente como la independiente.

Tabla 1. Valores de los puntos seleccionados.



T	R
-9,98506	1,21811
-9,27078	1,16833
-8,53420	1,11767
-7,93150	1,08041
-7,34000	1,04305
-7,04999	1,01624
-6,81568	0,999174

Los puntos de la *Tabla 1*, se pueden copiar y pegar en otros documentos. Nosotros los utilizaremos Excel para elaborar una tabla, de cara a su posterior adecuación y manipulación.

Tal y como se ha realizado la extracción de puntos, deberemos hacer lo mismo para todas las secciones, de todas las curvas y de todos los sensores. Es una tarea bastante mecánica, que realizaremos tal y como se ha explicado anteriormente, obteniendo como resultados una tabla de Excel.

Concluimos que, los dos métodos utilizados para la extracción de puntos, el manual se descarta por completo, principalmente por su alto coste en tiempo. El método mediante PlotDigitizer es el seleccionado, debido a su simplicidad y facilidad en el manejo de los datos una vez obtenidos, ya que estos se pueden exportar a cualquier programa con procesador de texto, tipo Word, Excel, Matlab, ect....

### 3. Cálculo de los modelos

En este capítulo, explicaremos el mecanismo de obtención de los modelos matemáticos, mediante los que se intenta representar el comportamiento de los sensores electroquímicos, dependiendo de variables ambientales como la temperatura y la humedad relativa.

Para el cálculo de los diversos modelos, utilizaremos un programa informático, STATGRAPHICS centurión XVI.

STATGRAPHICS es un programa para el cálculo estadístico, que permite aplicar numerosos métodos descriptivos e diferenciales. Se trata de un software con un interfaz agradable y facilidad en su uso, principal motivo de su elección. En nuestro diseño utilizaremos la herramienta de regresión lineal múltiple.

Tabla 2. Sensor 2600 con valores de todas las variables.

Sensor 2600						
Resistencia (Rs/Ro)	Temperatura (T <sup>°</sup> )	Temp ^ 2 (T <sup>²</sup> )	Humedad (RH%)	Hum ^ 2 (RH%)	Temp * Hum	
2,23574	-9,97181	99,43699468	95	9025	-947,32195	
2,19946	-9,49644	90,18237267	95	9025	-902,1618	
2,152	-8,8626	78,54567876	95	9025	-841,947	
2,09738	-8,12692	66,04682869	95	9025	-772,0574	
2,05212	-7,48175	55,97658306	95	9025	-710,76625	
2,00171	-7,0068	49,09524624	95	9025	-665,646	
1,92952	-5,99244	35,90933715	95	9025	-569,2818	
1,84964	-5,36862	28,8220807	95	9025	-510,0189	

Hemos creado una tabla, con todos los valores obtenidos de las gráficas, resistencia, humedad relativa y temperatura. Aparecen también Hum<sup>2</sup>, humedad relativa al cuadrado, Temp<sup>2</sup>, temperatura al cuadrado y Temp\*Hum, producto de temperatura por humedad relativa, como podemos observar en la *Tabla 2*.

Las combinaciones anteriormente comentadas, no obtenidas directamente de las gráficas, han sido creadas para mejorar el modelo matemático, concretamente para considerar comportamientos no lineales ya que, si nos fijamos en la gráfica de cada uno de los sensores, la curva de comportamiento es claramente no lineal.

Se obtendrá una tabla, tipo Excel, con los datos correspondientes a todos los sensores, incluyendo en ella todos los valores, tanto los obtenidos como los calculados, de forma similar a los mostrados en la *Tabla 2*.

Al crear la tabla, facilitaremos el manejo de los datos, ya que en el programa STATGRAPHICS centurión XVI, tenemos que introducir los datos también en forma de tabla, con el mismo formato, y se puede trasladar simplemente con la acción de copiar y pegar desde Excel a STATGRAPHICS centurión XVI sin ningún problema de compatibilidad.

El concepto del error es importante tenerlo en cuenta, sobre todo cuando obtenemos medidas. Tenemos que tener la precaución de eliminar los errores aberrantes. Con la creación de tablas nos aseguraremos mayor fiabilidad en el manejo de los datos.

### **3.1. Regresión lineal múltiple**

El principal objetivo de la regresión lineal múltiple es analizar un modelo que pretende explicar el comportamiento de una variable, en nuestro caso R, resistencia, utilizando la información obtenida de otras variables, T y RH, es decir temperatura y humedad relativa, respectivamente.

El modelo lineal considerado será:

$$R = \alpha_1 + \alpha_2 \cdot T + \alpha_3 \cdot RH + \alpha_4 \cdot T \cdot RH + \alpha_5 \cdot T^2 + \alpha_6 \cdot RH^2 \quad (1)$$

Donde los distintos  $\alpha, t=1,2,3,4,5,6$ , son los coeficientes correspondientes a cada una de las variables.

El primer objetivo del análisis es estimar, los valores numéricos de los coeficientes  $\alpha$ . Dichas estimaciones pueden ser puntuales o también mediante intervalos de confianza para los parámetros  $\alpha$ , con un nivel de confianza o de significación previamente establecido.

Hay que tener en cuenta, que en la construcción de cada modelo estamos cometiendo un error aleatorio y otro residual, asociados a la respuesta del modelo. Esto significa que deberemos analizar los errores y considerar si son significativos, para así poder validar el modelo.

Los residuos que obtendremos al realizar este análisis, son las diferencias entre los verdaderos valores, extraídos de las gráficas, y los valores estimados, calculados a partir del modelo.

Para obtener el valor de las estimaciones usaremos tres métodos: mínimos cuadrados, transformación Box-Cox y transformación Cochrane-Orcutt. A continuación explicaremos en qué consiste cada método.

### **3.1.1. Mínimos cuadrados**

El método de los mínimos cuadrados es una técnica de análisis numérico encuadrada dentro de la optimización matemática en la que, dados un conjunto de pares ordenados (variable independiente, variable dependiente), y una familia de funciones, se intenta encontrar la función, dentro de dicha familia, que mejor se aproxime a los datos de acuerdo con el criterio de que el error cuadrático sea mínimo. En su forma más simple, intenta minimizar los residuos.

Desde un punto de vista estadístico, un requisito implícito para que funcione el método de mínimos cuadrados es que los errores de cada medida estén distribuidos de forma aleatoria. El teorema de Gauss-Márkov prueba que los estimadores mínimos cuadráticos carecen de rumbo y que el muestreo de datos no tiene que ajustarse, por ejemplo, a una distribución normal. La técnica de mínimos cuadrados se usa comúnmente en el ajuste de curvas.

### 3.1.2. Transformación Box-Cox

La transformación Box-Cox es de tipo potencial. Se utiliza para corregir variaciones en la distribución de errores, varianzas desiguales, para diferentes valores de la variable R, y principalmente para corregir la no linealidad en la relación y mejorar correlación entre las variables.

La clase de transformaciones consideradas son del tipo:

$$R' = (R + \lambda_2)^{\lambda_1} \quad (2)$$

Donde los datos son calculados en una potencia de  $\lambda_1$  después de trasladarlos en cierta cantidad  $\lambda_2$ . Esta clase de transformaciones incluyen raíces cuadradas, logaritmos, recíprocos, y otras transformaciones comunes, que son susceptibles de representarse mediante una potencia.

Los ejemplos incluyen:

Potencia	Transformación	Descripción
$\lambda_1 = 2$	$R' = R^2$	Cuadrado
$\lambda_1 = 1$	$R' = R$	Datos sin Transformar
$\lambda_1 = 0.5$	$R' = \sqrt{R}$	Raíz Cuadrada
$\lambda_1 = 0.333$	$R' = \sqrt[3]{R}$	Raíz Cúbica
$\lambda_1 = 0$	$R' = \ln(R)$	Logaritmo
$\lambda_1 = -0.5$	$R' = \frac{1}{\sqrt{R}}$	Raíz Cuadrada Inversa
$\lambda_1 = -1$	$R' = \frac{1}{R}$	Recíproco

Tabla 3. Transformaciones Box-Cox.

Nota que si  $\lambda_1 \rightarrow 0$ , la transformación de potencia se enfoca en un logaritmo.

Básicamente este método permitirá, en general, mejorar la respuesta de los residuos. Otro factor importante, en la utilización de este método, es que el resultado lo obtendremos también transformado. Por lo tanto deberemos aplicar la transformación inversa para obtener el resultado final.

### **3.1.3. Método Cochrane-Orcutt**

La estimación Cochrane-Orcutt, es un procedimiento estadístico adecuado para el ajuste a un modelo lineal múltiple en el caso de correlación significativa entre error y residuos. Este método se utiliza cuando existe autocorrelación al aplicar mínimos cuadrados.

El concepto de autocorrelación significa que, al aplicar mínimos cuadrados, obtenemos una ecuación correspondiente a un modelo, pero a dicha ecuación también está asociado un error y unos residuos. Si existe una relación funcional entre el error y los residuos, tendremos entonces autocorrelación. El error y los residuos deben aparecer dispersos, como una nube de puntos aleatoria, en este último caso no tendríamos autocorrelación.

Este concepto se observará mejor cuando realicemos el análisis mediante STATGRAPHICS, entonces explicaremos si hay o no autocorrelación.

## **3.2. Statgraphics centurión XVI**

Se trata de un software estadístico considerado estándar, tanto en el ámbito universitario como el profesional. Posee una interfaz fácil de usar, sobre todo teniendo en cuenta que el trabajo de análisis estadístico no es trivial. A pesar de las dificultades inherentes a los procedimientos estadísticos, el programa presenta los métodos de forma sencilla e intuitiva, y puede ser utilizado sin necesidad de tener amplios conocimientos en la materia.

Statgraphics no utiliza sintaxis de programación, no hay que programar para utilizarlo, y está diseñado en forma de ventanas para facilitar su uso. La capacidad gráfica es ilimitada, trabajando en cualquiera de sus módulos. Permite automatizar tareas repetitivas sin necesidad de programar macros.

Quizá lo más interesante sea el intérprete de resultados, que proporciona conclusiones estadísticas para cuales quiera de los procedimientos, que suele ser la tarea más dura del análisis estadístico.

Después de esta breve introducción al programa, nos centraremos en la utilización del mismo para nuestro: la regresión múltiple.

### **3.2.1. Puesta en marcha**

El primer paso es conseguir el software. Statgraphics es un programa con licencia comercial y, por tanto, explicaremos la forma lícita de conseguirlo. Iremos directamente a la página del fabricante.

<http://www.statgraphics.com/downloads.htm>

En este enlace, en inglés, se explica paso a paso cómo instalar el programa, pero mostraremos cómo lo hemos realizado nosotros. Se descarga el archivo siguiente:

[setup16118 X64 Spanish Sup.exe](#)

Es la versión española, está disponible en otros cinco idiomas. Una vez en nuestro ordenador, ejecutamos el archivo descargado y aparecerá una ventana como la *Fig. 10*, donde aparecen varias opciones, pulsaremos *evaluate*, con ello tendremos una licencia de prueba de 30 días.



Fig. 10. Ventana inicial de instalación.

Una vez elegida la opción correcta, nos aparecerá otra ventana, Fig. 11, en ella nos pedirá nuestros datos, para un registro interno del fabricante, es obligatorio introducir una cuenta de correo electrónico en uso, porque nos enviarán allí el código de activación, sin él cual no podremos utilizar el software.

Fig. 11. Ventana de registro del software.

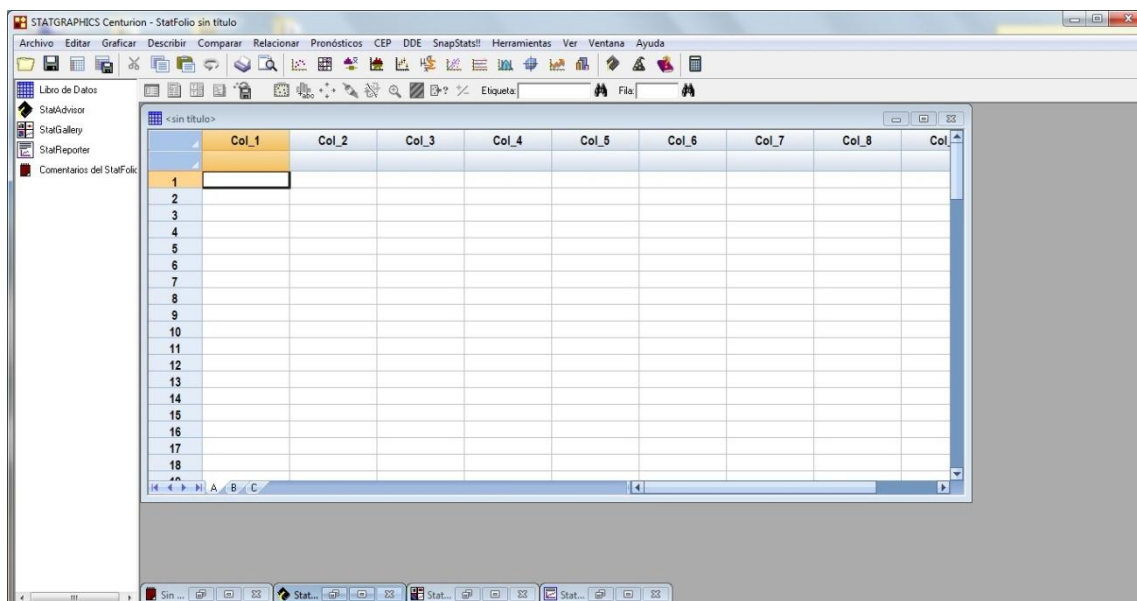
El código que nos han enviado al correo, debe introducirse en el espacio en blanco, al lado de *activate*, y pulsamos para activarlo. Entonces no aparecerá la ventana de la Fig. 10, otra vez.

Solamente tendremos que pulsar la tecla evaluar y funcionará correctamente.



### 3.2.2. Introducción y manejo de datos

Una vez en funcionamiento el software, nos centraremos en la introducción y el manejo de los datos para nuestro propósito que es realizar una regresión múltiple para cada uno de los sensores. Si observamos la *Fig. 12*, interfaz inicial de STATGRAPHICS, vemos en la parte central una tabla vacía, similar a una tabla Excel, llamada aquí *Libro de Datos*, que es donde introduciremos todos los valores obtenidos en puntos anteriores, los cuales habremos guardado en una tabla Excel como mostramos en la *Tabla 2*.



*Fig. 12.* Pantalla inicial STATGRAPHICS CENTURION XVI.

Una ventaja de este programa es la compatibilidad con Excel, ya que podemos copiar directamente la tabla entera, *Tabla 2*, y pegarla en el *Libro de Datos* de STATGRAPHICS. Este hecho nos permitirá ahorrar bastante tiempo. Copiamos la tabla de Excel a STATGRAPHICS, una vez copiada y después de unos retoques, quedará algo similar a la *Fig. 13*.

Seguidamente es conveniente que guardemos el proyecto, para evitar problemas y pérdidas de información, lo podemos realizar de la siguiente forma, Archivo→Guardar como→Guardar StatFolio como→2600

Podemos dar cualquier nombre (mejor sin espacios y sin símbolos), hemos elegido 2600, en relación al tipo de sensor.

	Resistencia (Rs/Ro)	Temperatura (T°)	Temp ^ 2 (T²)	Humedad (RH%)	Hum ^ 2 (RH²)	Temp * Hum	Col_7	Col_8	Col_9	Col_10
1	2,23574	-9,97181	99,43699468	95	9025	-947,32195				
2	2,19946	-9,49644	90,18237267	95	9025	-902,1618				
3	2,152	-8,8626	78,54567876	95	9025	-841,947				
4	2,09738	-8,12692	66,04682869	95	9025	-772,0574				
5	2,06212	-7,48175	55,97668306	95	9025	-710,76625				
6	2,00171	-7,0068	49,09524624	95	9025	-665,646				
7	1,92952	-5,99244	35,90933716	95	9025	-569,2818				
8	1,84964	-5,36862	28,8220807	95	9025	-510,0189				
9	1,79363	-4,34783	18,90362571	95	9025	-413,04385				
10	1,75499	-4,10208	16,82706033	95	9025	-389,6976				
11	1,63557	-1,90926	3,645273748	95	9025	-181,3797				
12	1,54394	-1,0586	1,12063396	95	9025	-100,567				
13	1,49336	0,0189036	0,000357346	95	9025	1,795842				
14	1,43617	1,18217	1,397825909	95	9025	112,30615				
15	1,39439	2,18992	4,795749606	95	9025	208,0424				
16	1,35596	2,57752	6,64360935	95	9025	244,8644				
17	1,34171	3,02326	9,140101028	95	9025	287,2097				
18	1,28772	3,58527	12,85416097	95	9025	340,60065				
19	1,22327	5,23256	27,37968416	95	9025	497,0932				
20	1,19686	5,60078	31,36873661	95	9025	532,0741				
21	1,14428	6,99612	48,94669505	95	9025	664,6314				
22	1,09542	8,31395	69,1217646	95	9025	789,82525				
23	1,07316	8,62403	74,37389344	95	9025	819,28285				
24	1,026	9,96124	99,22630234	95	9025	946,3178				

Fig. 13. Introducir valores en Libro de Datos.

Una vez introducidos y guardados los datos, el siguiente paso es realizar el análisis estadístico. Para ello deberemos ir a, Relacionar→Varios Factores→Regresión Múltiple. Nos aparecerá en pantalla la Fig. 14.

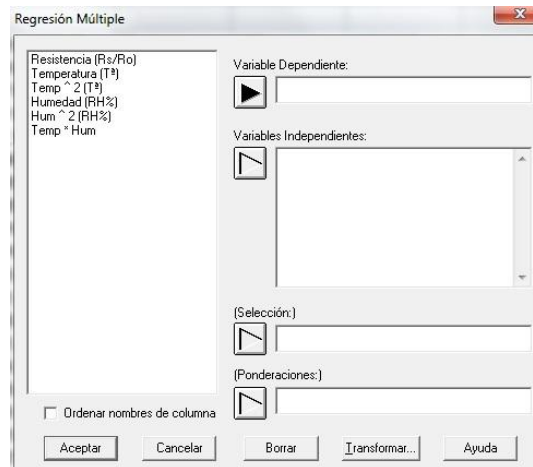
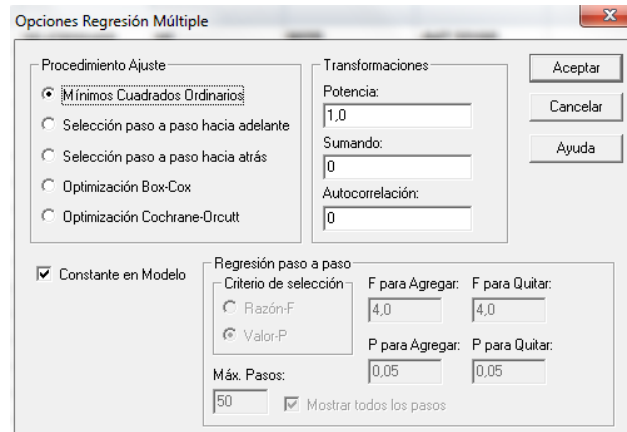


Fig. 14. Selección de variables en regresión múltiple.

Como podemos observar, en este punto debemos elegir la variable dependiente, Resistencia, seleccionándola y pulsando el triángulo negro, en el espacio en blanco contiguo aparecerá ya Resistencia (Rs/Ro). Seguidamente confeccionaremos para las variables independientes, Temperatura, Temp^2, Humedad, Hum^2, Temp\*Hum, de forma similar a la dependiente. En este caso las podemos seleccionar todas a la vez y pulsar el triángulo correspondiente, automáticamente estarán todas seleccionadas.

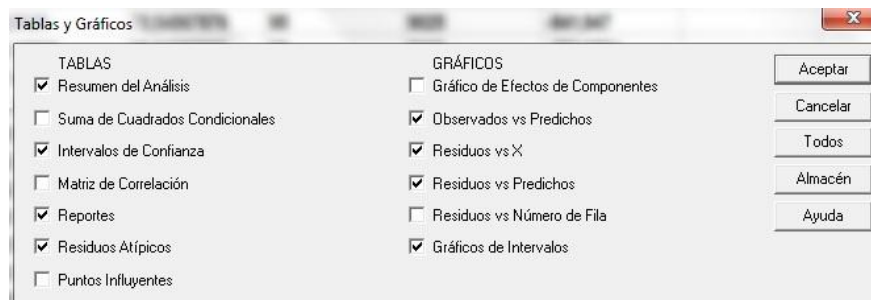
Cuando ya estén elegidas todas las variables pulsamos aceptar, en otra ventana, aparecerá *Fig. 15*.



*Fig. 15.* Ventana de elección de las opciones de regresión múltiple.

En la nueva ventana tenemos que elegir las opciones que queremos aplicar en el análisis estadístico de regresión múltiple. Comenzaremos por los valores que hay preseleccionados, los que aparecen en la *Fig. 15*, ajuste por mínimos cuadrados, contraste del modelo y transformaciones, potencia igual a uno, pulsaremos aceptar.

Al pulsar, nos aparecerá una nueva ventana, *Fig. 16*, en la que podremos elegir las tablas y los gráficos que deseamos ver en el informe que proporciona el programa.



*Fig. 16.* Elección de tablas y gráficos que deseamos observar en el informe.

Elegiremos todas las tablas y gráficos que aparecen seleccionados en la *Fig. 16*, son los que hemos considerado determinantes para poder evaluar el informe.

Una vez elegidos, pulsamos aceptar, y automáticamente se obtiene el informe. Este proceso se repetirá para los tres procedimientos de ajuste, mínimos cuadrados, Box-Cox y Cochrane-Orcutt, el resto de opciones son las mismas que el presente caso.

### 3.2.3. Obtención de informes

Una vez seguidos los pasos anteriores, tendremos en el programa, una interfaz igual que la Fig. 17, en la que aparecen múltiples casillas en las que están cada una de las tablas y los gráficos, como hemos indicado en la elección del análisis, con los correspondientes comentarios realizados por el software automáticamente.

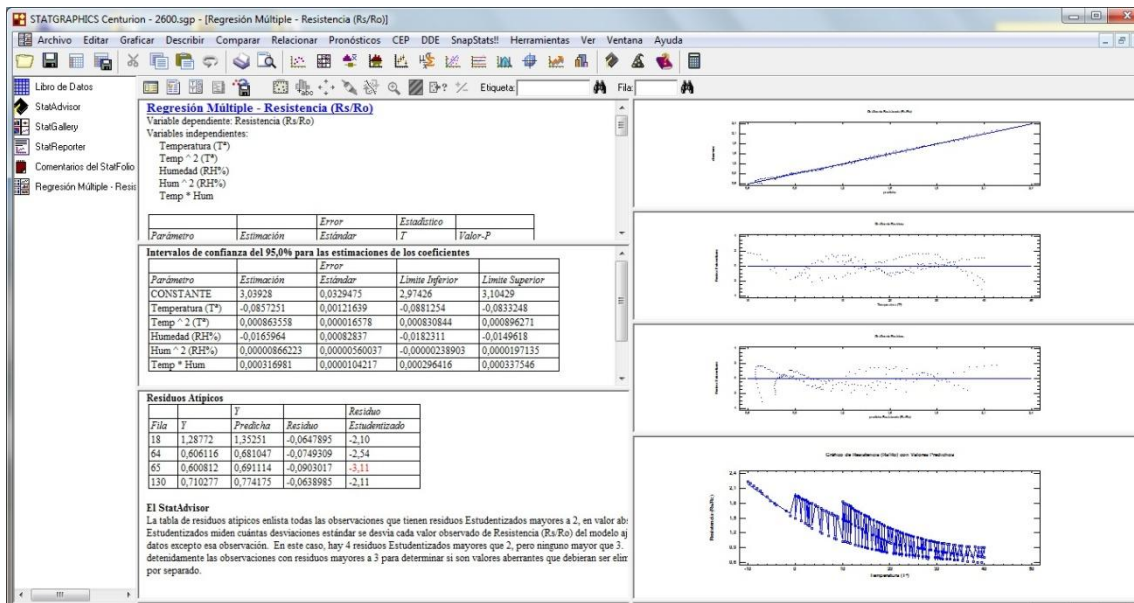


Fig. 17. Interfaz con los resultados del primer análisis.

Ahora, una vez obtenido el informe, podemos exportarlo a un editor de texto interno del software, para poder trabajar con él. Después podemos guardar la información en un archivo .rtf, legible por otros editores tipo Word. Para exportar, si nos fijamos en la Fig. 17, en el margen izquierdo, la parte superior, donde pone Libro de Datos, más abajo, tenemos el reporte, llamado Regresión Múltiple – Resistencia (Rs/Ro), lo seleccionamos, se pondrá de color azul, clic derecho al ratón y copiar a StatReporter, acción que mandará todas las casillas del análisis al editor de texto.

Este proceso lo deberemos realizar para los tres tipos de análisis, dependiendo de los resultados, y para los tres sensores. De los informes extraeremos la información más importante y comentaremos brevemente los resultados, aunque será en el punto cuatro de la memoria donde se validarán los modelos.

### 3.2.3.1. Sensor TGS 2600

Realizamos todos los análisis posibles, viendo sus configuraciones y variantes, y comentaremos los resultados de cada uno. El primero será el correspondiente a la regresión por mínimos cuadrados.

Tabla 4. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error Estándar	Estadístico T	Valor-P
CONSTANTE	3.03928	0.03295	92.2459	0.0000
T	$-85.7251 \cdot 10^{-3}$	$1.1216 \cdot 10^{-3}$	-70.4753	0.0000
T <sup>2</sup>	$863.558 \cdot 10^{-6}$	$16.578 \cdot 10^{-6}$	52.0906	0.0000
RH	$-16.5964 \cdot 10^{-3}$	$0.8284 \cdot 10^{-3}$	-20.035	0.0000
RH <sup>2</sup>	$8.6622 \cdot 10^{-6}$	$5.6004 \cdot 10^{-6}$	1.54672	0.1237
T · RH	$316.981 \cdot 10^{-6}$	$10.422 \cdot 10^{-6}$	30.4155	0.0000

En la *Tabla 4*, observamos los valores de cada componente, con su error estándar asociado, además de unos parámetros estadísticos T y Valor-P, más adelante comentaremos los resultados de la tabla. Seguiremos con los siguientes resultados:

R-cuadrado = 99.4162 %

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.3999 %

Error estándar del est. =  $31.5266 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $25.4239 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson =  $155.69 \cdot 10^{-3}$  (P=0.0000)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.910264

Siendo la ecuación resultante del análisis:

$$R = 3.0393 - 85.7251 \cdot 10^{-3} \cdot T + 863.558 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 16.5964 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 8.6622 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 + 316.981 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \quad (3)$$

Donde R, es el parámetro de resistencia  $R_s/R_o$ , T, temperatura ambiente, y RH, humedad relativa en el ambiente.

Analizando los resultados, podemos afirmar, como en la *Tabla 4*, el Valor-P es inferior a 0.05, en todos los casos menos uno, lo cual indica que, con un nivel de confianza del 95%, los parámetros obtenidos son significativos (no nulos) para el modelo, salvo el correspondiente a  $RH^2$ .

Respecto a los valores, R-cuadrado y R-cuadrado ajustado a grados de libertad, indican cuanto se aproxima el modelo, en porcentaje, a los valores reales.

El error estándar muestra la desviación de los residuos, es  $31.5266 \cdot 10^{-3}$ , éste valor se usa para construir límites para nuevas observaciones. El error absoluto medio, a partir de ahora MAE, es  $25.4239 \cdot 10^{-3}$ , y es igual al valor promedio de los residuos. El parámetro estadístico de Durbin-Watson, a partir de ahora DW, examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se presentan en el archivo de datos. Debido a que el valor-P es menor que 0.05, hay de una posible correlación en la serie con un nivel de confianza del 95%. Observaremos las gráficas de los residuos con el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observamos que el valor-P más alto de las variables independientes es 0.1237, que corresponde a  $RH^2$ . Puesto que el valor-P es mayor o igual que 0.05, ese término no es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% ó mayor. Consecuentemente, deberíamos considerar la posible eliminación de la variable  $RH^2$  del modelo.

*Tabla 5.* Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		
		<i>Estándar</i>	<i>Límite Inferior</i>	<i>Límite Superior</i>
CONSTANTE	3.03928	0.03295	2.97426	3.10429
$T$	$-85.7251 \cdot 10^{-3}$	$1.1216 \cdot 10^{-3}$	$-88.1254 \cdot 10^{-3}$	$-83.3248 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$863.558 \cdot 10^{-6}$	$16.578 \cdot 10^{-6}$	$830.844 \cdot 10^{-6}$	$896.271 \cdot 10^{-6}$
RH	$-16.5964 \cdot 10^{-3}$	$0.8284 \cdot 10^{-3}$	$-18.2311 \cdot 10^{-3}$	$-14.9618 \cdot 10^{-3}$
$RH^2$	$8.6622 \cdot 10^{-6}$	$5.6004 \cdot 10^{-6}$	$-2.8903 \cdot 10^{-6}$	$19.7135 \cdot 10^{-6}$
$T \cdot RH$	$316.981 \cdot 10^{-6}$	$10.422 \cdot 10^{-6}$	$296.416 \cdot 10^{-6}$	$337.546 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 5*, podemos observar los intervalos de confianza, junto con el error y los límites superior e inferior para cada una de las variables. En la siguiente página nos encontraremos con cuatro gráficas que resumen el análisis las cuales comentaremos a continuación.

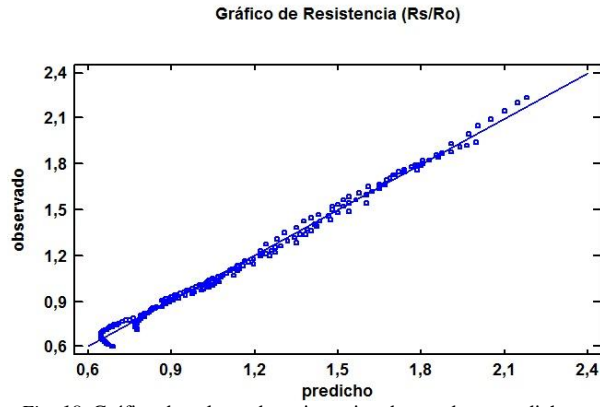


Fig. 18. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

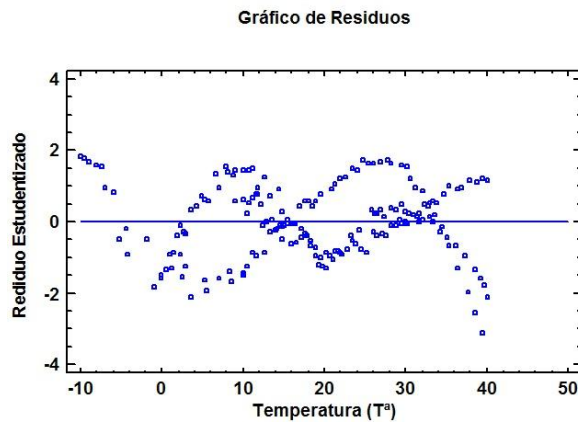


Fig. 19. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

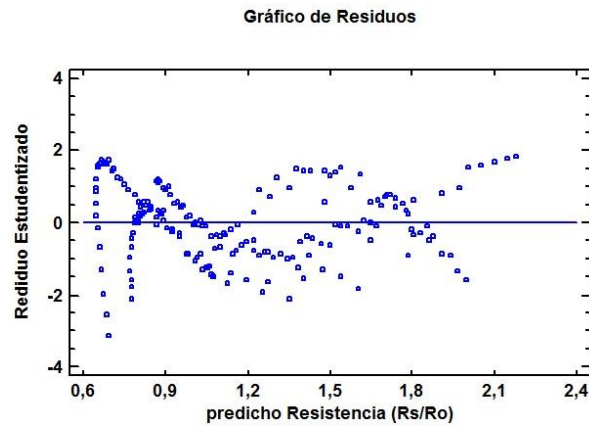


Fig. 20. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

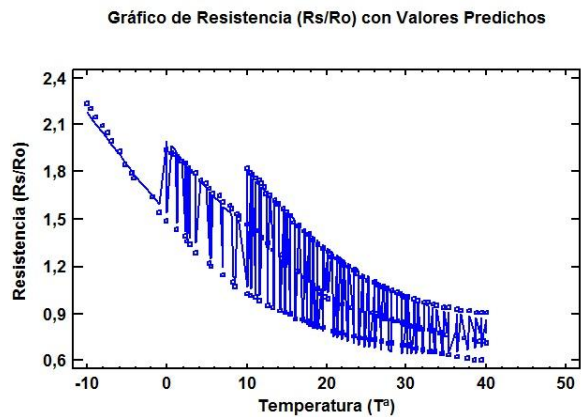


Fig. 21. Valores de resistencia aplicando modelo.

En la *Fig. 18*, observamos cómo hay una acumulación no deseable, en la parte inferior izquierda. El caso ideal es que estén todos los puntos sobre la línea. Continuamos observando los residuos, *Fig. 19 y 20*. Claramente en la dispersión de los puntos se puede observar una posible relación funcional. El arquetipo debe ser una dispersión aleatoria, en forma de nube de puntos, que no se pueda modelar. Para finalizar, *Fig. 21*, se tienen las curvas del modelo realizado con valores de temperatura, humedad y resistencia.

Como hemos comentado en párrafos anteriores, en el modelo anterior hay una componente,  $RH^2$ , que no es significativa para el modelo. Volvemos a realizar el mismo análisis excluyendo esta variable. El análisis es el siguiente:

Tabla 6. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error		Estadístico	
		Estándar	T	Valor-P	
CONSTANTE	2.99963	0.02078	144.34	0.0000	
T	$-85.3103 \cdot 10^{-3}$	$1.1910 \cdot 10^{-3}$	-71.6268	0.0000	
T <sup>2</sup>	$860.84 \cdot 10^{-6}$	$16.55 \cdot 10^{-6}$	52.0201	0.0000	
RH	$-15.3715 \cdot 10^{-3}$	$0.2439 \cdot 10^{-3}$	-63.0164	0.0000	
T · RH	$312.788 \cdot 10^{-6}$	$10.102 \cdot 10^{-6}$	30.9636	0.0000	

Donde los parámetros estadísticos:

R-cuadrado = 99.4084 %

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.3952 %

Error estándar del est. =  $31.6483 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $25.4025 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson =  $159.285 \cdot 10^{-3}$  (P=0.0000)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.907839

Y la ecuación resultante:

$$R = 2.9996 - 85.3103 \cdot 10^{-3} \cdot T + 860.84 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 15.3715 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 312.788 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \quad (4)$$



Los intervalos de confianza son se describen en la *Tabla 7*:

*Tabla 7.* Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		
		<i>Estándar</i>	<i>Límite Inferior</i>	<i>Límite Superior</i>
CONSTANTE	2.99963	0.02078	2.95862	3.04064
$T$	$-85.3103 \cdot 10^{-3}$	$1.1910 \cdot 10^{-3}$	$-87.6605 \cdot 10^{-3}$	$-82.9601 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$860.84 \cdot 10^{-6}$	$16.55 \cdot 10^{-6}$	$828.186 \cdot 10^{-6}$	$893.494 \cdot 10^{-6}$
RH	$-15.3715 \cdot 10^{-3}$	$0.2439 \cdot 10^{-3}$	$-15.8529 \cdot 10^{-3}$	$-14.8902 \cdot 10^{-3}$
$T \cdot RH$	$312.788 \cdot 10^{-6}$	$10.102 \cdot 10^{-6}$	$292.855 \cdot 10^{-6}$	$332.721 \cdot 10^{-6}$

En este nuevo análisis, tan solo hemos incluido los parámetros más importantes, las gráficas se han omitido, porque su aspecto es prácticamente idéntico al observado en las anteriores y, por lo tanto, no aportaban información nueva. Si los comparamos, los dos análisis difieren muy poco, pero, podemos destacar que en este último no hay ninguna variable que sea irrelevante, por tanto, nos quedaremos con este último modelo.

Continuamos, dentro de los análisis del sensor TGS 2600, para abordar ahora el análisis mediante la transformación Box-Cox. Al considerar la transformación Box-Cox se obtiene el siguiente resultado:

Transformación Box-Cox aplicada: potencia = 0.0833329, Cambio = 0.

*Tabla 8.* Valores de los coeficientes para cada componente.

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		<i>Estadístico</i>	
		<i>Estándar</i>	<i>T</i>	<i>Valor-P</i>	
CONSTANTE	2'55495	0.02466	103.616	0.0000	
$T$	$-58.6944 \cdot 10^{-3}$	$0.9103 \cdot 10^{-3}$	-64.4754	0.0000	
$T^2$	$498.781 \cdot 10^{-6}$	$12.407 \cdot 10^{-6}$	40.2019	0.0000	
RH	$-10.6724 \cdot 10^{-3}$	$0.6199 \cdot 10^{-3}$	-17.2149	0.0000	
$RH^2$	$-10.4608 \cdot 10^{-6}$	$4.1913 \cdot 10^{-6}$	-2.49584	0.0135	
$T \cdot RH$	$152.839 \cdot 10^{-6}$	$7.799 \cdot 10^{-6}$	19.5959	0.0000	

En la *Tabla 8*, podemos observar el valor de los coeficientes para cada una de las variables, además de dos valores estadísticos, T y Valor-P, que más adelante analizaremos. Nos fijaremos también, en la parte superior de la tabla, se observa la potencia y el cambio aplicado, estos factores determinan el tipo de transformación que se ha aplicado, tal como se ha visto en la parte teórica.

Estos últimos datos son importantes ya que, el resultado del modelo obtenido lo tenemos transformado. A continuación se exponen diversos parámetros que determinan la bondad del ajuste:

$$R\text{-cuadrado} = 99.6173 \%$$

$$R\text{-cuadrado (ajustado para g.l.)} = 99.6066 \%$$

$$\text{Error estándar del est.} = 23.5944 \cdot 10^{-3}$$

$$\text{Error absoluto medio} = 18.0636 \cdot 10^{-3}$$

$$\text{Estadístico Durbin-Watson} = 150.165 \cdot 10^{-3} \quad (P=0.0000)$$

$$\text{Autocorrelación de residuos en retraso 1} = 0.908733$$

Se obtiene la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \text{BoxCox}(R) = & 2.555 - 58.6944 \cdot 10^{-3} \cdot T + 498.781 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\ & - 10.6724 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 10.4608 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\ & + 152.839 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \end{aligned} \quad (5)$$

donde:

$$\text{BoxCox}(R) = 1 + \frac{(R^{0.083333} - 1)}{(0.83333 \cdot 1.10999^{-0.916666})} \quad (6)$$

BoxCox(R) es el valor de la resistencia aplicándole la transformación Box-Cox.

Puesto que el valor-P en la *Tabla 8* es menor que 0.05, el valor de los parámetros obtenidos es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95%.

El valor R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.6173% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado, más apropiada para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.6066%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es  $23.5944 \cdot 10^{-3}$ , este valor puede usarse para construir límites. El valor promedio de los residuos, MAE, es  $18.0636 \cdot 10^{-3}$ .

Puesto que el valor-P del estadístico Durbin-Watson es menor que 0.05, hay una posible correlación serie con un nivel de confianza del 95%. Deberemos obtener las gráficas de los residuos vs el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Debido a que el valor-P más alto de las variables independientes es 0.0135, que corresponde a  $RH^2$ , es menor que 0.05, ese término es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95%. Por tanto, podemos determinar que en este caso todas las variables son significativas.

Tabla 9. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	2'55495	0.02466	2.50629	2.60361
$T$	$-58.6944 \cdot 10^{-3}$	$0.9103 \cdot 10^{-3}$	$-60.4908 \cdot 10^{-3}$	$-56.8980 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$498.781 \cdot 10^{-6}$	$12.407 \cdot 10^{-6}$	$474.299 \cdot 10^{-6}$	$523.264 \cdot 10^{-6}$
RH	$-10.6724 \cdot 10^{-3}$	$0.6199 \cdot 10^{-3}$	$-11.8957 \cdot 10^{-3}$	$-9.4490 \cdot 10^{-3}$
$RH^2$	$-10.4608 \cdot 10^{-6}$	$4.1913 \cdot 10^{-6}$	$-18.7315 \cdot 10^{-6}$	$-2.1900 \cdot 10^{-6}$
$T \cdot RH$	$152.839 \cdot 10^{-6}$	$7.799 \cdot 10^{-6}$	$137.488 \cdot 10^{-6}$	$168.230 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 9*, podemos observar, los valores de los coeficientes de cada variable, junto con el error estándar, y los límites, tanto superior como inferior, con un intervalo de confianza del 95%. A continuación, podemos visualizar cuatro gráficas, a partir de las que determinaremos la calidad de esta estimación.

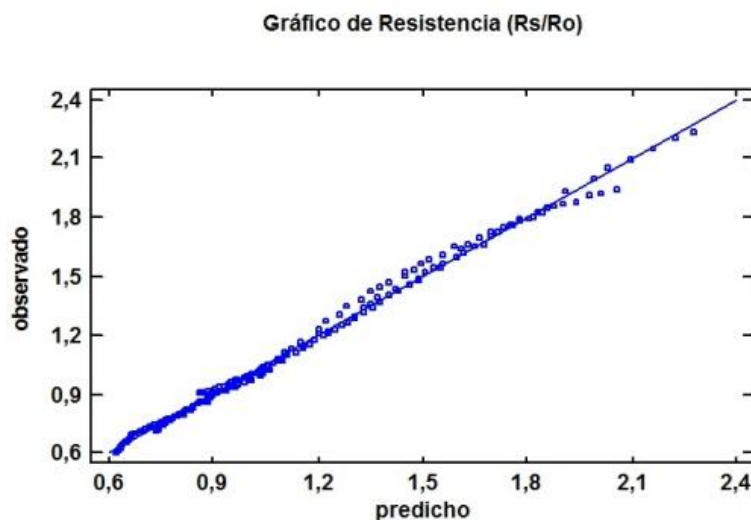


Fig. 22. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

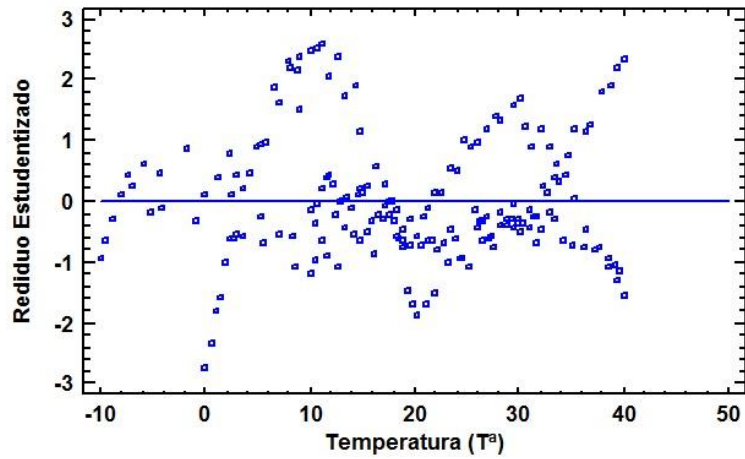


Fig. 23. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

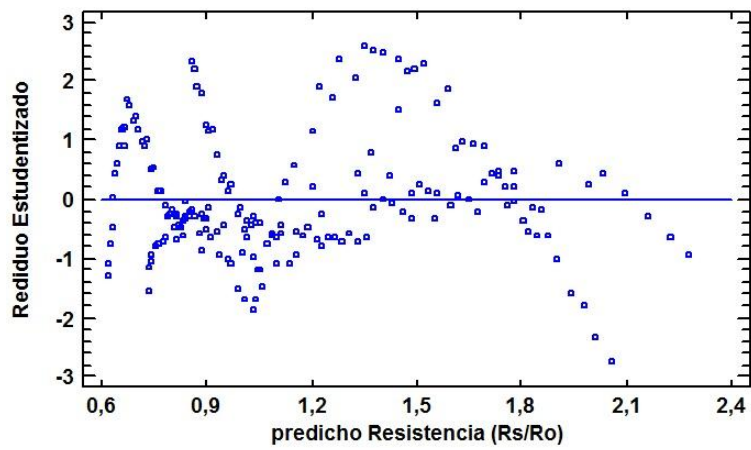


Fig. 24. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

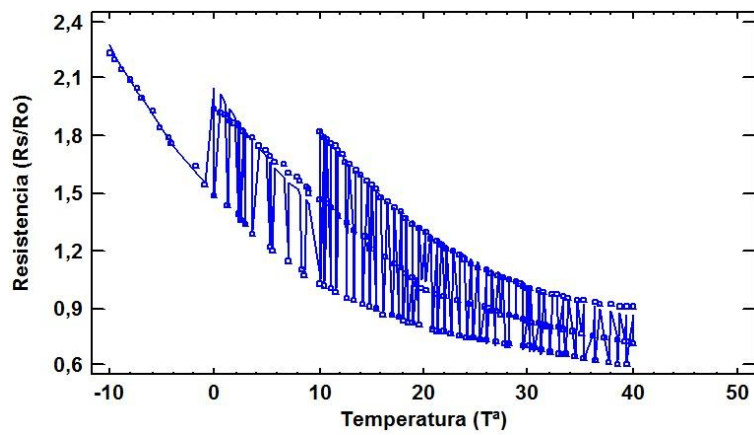


Fig. 25. Valores de resistencia aplicando modelo.

De las gráficas anteriores podemos obtener varias conclusiones:

Primero, observando la *Fig. 22*, vemos que la situación ha mejorado respecto al análisis de mínimos cuadrados, *Fig. 18*, aunque se puede observar que los puntos no se ajustan completamente a la línea, observándose algunas desviaciones. A continuación, fijándonos en *Fig. 23* y *24*, podemos concluir que también hay mejoras con respecto al modelo anterior, *Fig. 19* y *20*, puesto que los puntos están un poco más dispersos. No olvidemos que el caso ideal serían puntos dispersos aleatoriamente y todavía podemos observar cierta tendencia de algunos puntos a seguir patrones de curvas (relación funcional), efecto no deseado, por lo tanto debemos mejorar dicho aspecto. Para finalizar, de la *Fig. 25*, se deduce que se asemejan bastante los valores predichos con los obtenidos.

Para finalizar el análisis del actual sensor, aplicaremos el método Cochrane-Orcutt, viendo si el método ofrece mejores resultados que los estudiados anteriormente. El análisis es el siguiente:

*Tabla 10.* Valores de los coeficientes para cada componente.

		<i>Error</i>	<i>Estadístico</i>	
<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Estándar</i>	<i>T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	2.98415	0.06401	46.6166	0.0000
<i>T</i>	$-75.6303 \cdot 10^{-3}$	$3.6355 \cdot 10^{-3}$	-20.803	0.0000
<i>T</i> <sup>2</sup>	$634.636 \cdot 10^{-6}$	$44.733 \cdot 10^{-6}$	14.1871	0.0000
RH	$-15.0058 \cdot 10^{-3}$	$2.1722 \cdot 10^{-3}$	-6.90822	0.0000
<i>RH</i> <sup>2</sup>	$-58.8019 \cdot 10^{-6}$	$29.3781 \cdot 10^{-6}$	-2.00155	0.0469
<i>T</i> · <i>RH</i>	$367.652 \cdot 10^{-6}$	$47.530 \cdot 10^{-6}$	7.73511	0.0000

Transformación Cochrane-Orcutt aplicada: autocorrelación = 0.974659

En la *Tabla 10*, podemos observar, el valor de la estimación de los coeficientes de todas las variables, además también contiene el error estándar junto con dos parámetros estadísticos, T y Valor-P, en este último nos fijaremos para afirmar si alguna de las variables no es determinante, más adelante comentaremos este punto. Continuamos con los indicadores de la bondad del ajuste:

R-cuadrado = 99.4831 %

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.4686 %

Error estándar del est. =  $9.7945 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $6.88634 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 1.84493 (P=0.0000)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 =  $75.4234 \cdot 10^{-3}$

Se obtiene la ecuación:

$$\begin{aligned}
 R = & 2.9842 - 75.6303 \cdot 10^{-3} \cdot T + 634.636 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & -15.0058 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 58.8019 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 367.652 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

Puesto que el valor-P en la *Tabla 10* es menor que 0.05 en todos los casos, con un nivel de confianza del 95%, todos los parámetros son significativamente no nulos.

El coeficiente de determinación R-Cuadrado indica que el modelo ajustado explica 99.4831% de la variabilidad en R. El valor R-Cuadrado ajustado a los grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.4686%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación estándar de los residuos es  $9.47945 \cdot 10^{-3}$ , valor que puede usarse para construir límites para nuevas observaciones. El valor promedio de los residuos MAE es  $6.88634 \cdot 10^{-3}$ .

Para determinar si el modelo puede simplificarse, debemos observar que el valor-P más alto de las variables independientes es 0.0469, que corresponde a  $RH^2$ . Debido a que es menor que 0.05, ese término es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95%. Consecuentemente, no eliminaremos ninguna variable del modelo.

*Tabla 11.* Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		
		<i>Estándar</i>	<i>Límite Inferior</i>	<i>Límite Superior</i>
CONSTANTE	2.98415	0.06401	2.85782	3.11047
<i>T</i>	$-75.6303 \cdot 10^{-3}$	$3.6355 \cdot 10^{-3}$	$-82.8047 \cdot 10^{-3}$	$-68.4560 \cdot 10^{-3}$
<i>T</i> <sup>2</sup>	$634.636 \cdot 10^{-6}$	$44.733 \cdot 10^{-6}$	$546.360 \cdot 10^{-6}$	$722.912 \cdot 10^{-6}$
RH	$-15.0058 \cdot 10^{-3}$	$2.1722 \cdot 10^{-3}$	$-19.2924 \cdot 10^{-3}$	$-10.7193 \cdot 10^{-3}$
<i>RH</i> <sup>2</sup>	$-58.8019 \cdot 10^{-6}$	$29.3781 \cdot 10^{-6}$	$-116.7760 \cdot 10^{-6}$	$-0.8275 \cdot 10^{-6}$
<i>T</i> · RH	$367.652 \cdot 10^{-6}$	$47.530 \cdot 10^{-6}$	$273.857 \cdot 10^{-6}$	$461.448 \cdot 10^{-6}$

A continuación se exponen cuatro gráficas indicativas de la calidad de la estimación.

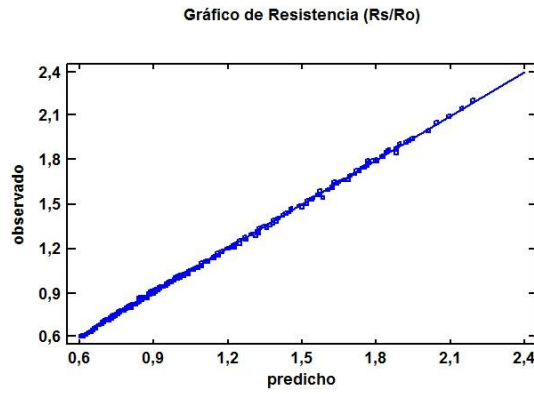


Fig. 26. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

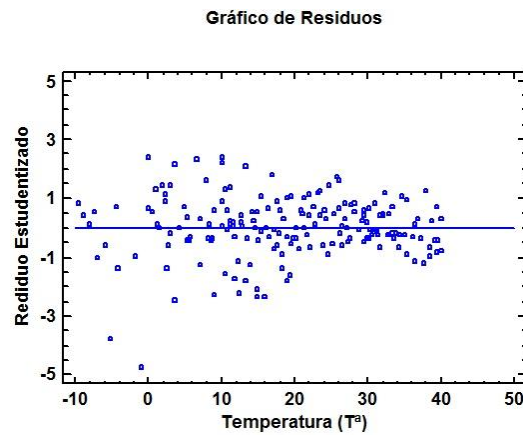


Fig. 27. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

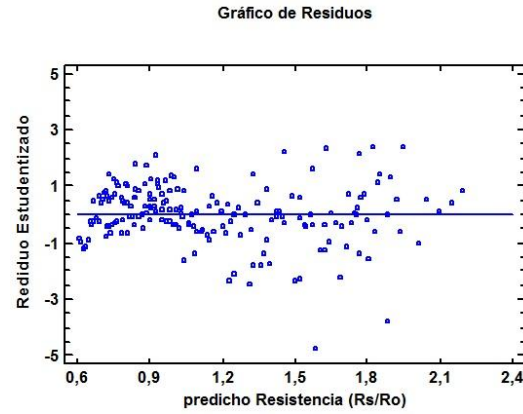


Fig. 28. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

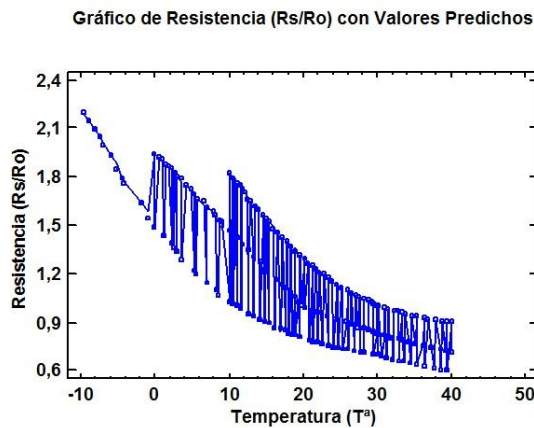


Fig. 29. Valores de resistencia aplicando modelo.

De las gráficas anteriores podemos llegar a varias conclusiones sobre el modelo. Primera, observando la *Fig. 26*, vemos como se distribuyen los puntos sobre la línea, sin que haya ninguna desviación significativa. Seguidamente, mirando las *Fig. 27* y *28*, concluimos que los residuos se sitúan aleatoriamente por el gráfico, sin que podamos interpretar ninguna relación funcional. Para finalizar, la *Fig. 29*, se observa que valores estimados y reales apenas difieren, lo que indica también la calidad de la aproximación.

Una vez aplicados, los tres métodos para la construcción del modelo de regresión múltiple correspondiente al sensor TGS2600, podemos llegar a la conclusión, de que, analizando los resultados, el método que proporciona una solución mejor sería el que utiliza la aproximación Cochrane-Orcutt.

El método de los mínimos cuadrados,  $RH^2$  fue eliminada por no ser significativa, presentaba alta autocorrelación.

El inconveniente del siguiente método utilizado, Box-Cox, es que el resultado se obtiene transformado, y para obtener el valor real debemos aplicar la transformación inversa. Además observando los residuos, detectan mejoras respecto a mínimos cuadrados, pero continuamos con cierta autocorrelación bastante evidente y visible.

La transformación Cochrane-Orcutt, proporciona resultados similares a los métodos anteriores en cuanto a bondad de ajuste pero es el análisis los residuos donde observamos una gran mejoría con respecto a los métodos anteriores. Por lo tanto se considera que lo más razonable es elegir el modelo obtenido a partir de la transformación de Cochrane-Orcutt.



### 3.2.3.2. Sensor TGS 2602

En este apartado, vamos a modelar el comportamiento del sensor electroquímico TGS2602, de Figaro, mediante los métodos estudiados anteriormente. Queremos obtener la función que modele, Fig. 30, el coeficiente de resistencia con respecto a la temperatura y humedad.

**Temperature/Humidity Dependency:**

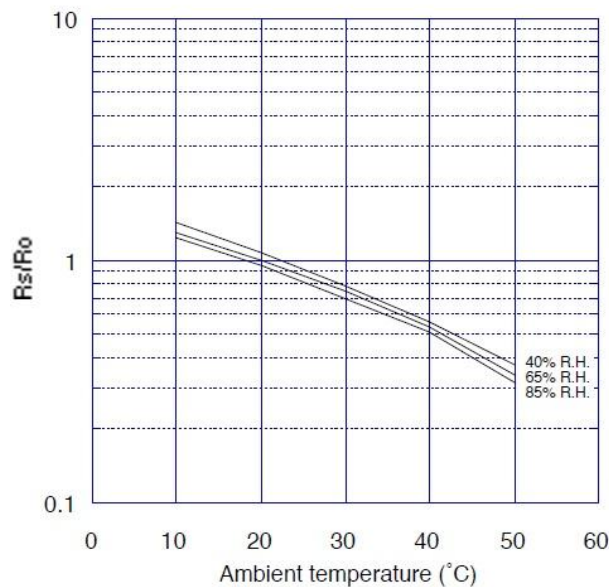


Fig. 30. Gráfica de comportamiento del sensor TGS2602 suministrado por el fabricante.

Comenzaremos por el análisis de mínimos cuadrados. En principio utilizaremos todas las variables consideradas en el sensor anterior, donde  $R$ , es el coeficiente de resistencia  $R_s/R_0$ ,  $T$ , temperatura ambiente, y  $RH$ , humedad relativa en el ambiente. Se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 12. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error Estándar	Estadístico $T$	Valor-P
CONSTANTE	1.93779	0.01476	131.29	0.0000
$T$	$-42.1326 \cdot 10^{-3}$	$0.4611 \cdot 10^{-3}$	-91.3795	0.0000
$T^2$	$223.385 \cdot 10^{-6}$	$6.155 \cdot 10^{-6}$	36.2942	0.0000
$RH$	$-4.0739 \cdot 10^{-3}$	$0.4035 \cdot 10^{-3}$	-10.0963	0.0000
$RH^2$	$-1.1438 \cdot 10^{-6}$	$3.0536 \cdot 10^{-6}$	-0.374566	0.7085
$T \cdot RH$	$70.5905 \cdot 10^{-6}$	$3.5888 \cdot 10^{-6}$	19.6696	0.0000

Si observamos la *Tabla 12*, podemos ver los coeficientes de cada una de las variables, en el análisis de mínimos cuadrados. Más adelante comentaremos los parámetros estadísticos, T y valor-P. Los indicadores de bondad de ajuste obtenidos son:

R-cuadrado = 99.8917 %  
 R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.888 %  
 Error estándar del est. =  $8.78013 \cdot 10^{-3}$   
 Error absoluto medio =  $7.00611 \cdot 10^{-3}$   
 Estadístico Durbin-Watson = 0.234993 (P=0.0000)  
 Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.879596

Obteniendo como resultado la ecuación:

$$\begin{aligned}
 R = & 1.9378 - 42.1326 \cdot 10^{-3} \cdot T + 223.385 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 4.0739 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 1.1438 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 70.5905 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned} \tag{8}$$

*Tabla 13.* Parámetros importantes en el estudio de la varianza.

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	10.2404	5	2.0481	$26.5672 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$11.1011 \cdot 10^{-3}$	144	$77.0907 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	10.2515	149			

Puesto que el valor-P en la *Tabla 13*, es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El valor estadístico R-Cuadrado indica que el modelo ajustado explica 99.8917% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.888%. El error estándar de la estimación indica que la desviación estándar de los residuos es  $8.78013 \cdot 10^{-3}$ , este valor puede usarse para construir límites para nuevas observaciones. El valor MAE obtenido es  $7.00611 \cdot 10^{-3}$ .

Puesto que el valor-P es menor que 0.05, hay correlación serial con un nivel de confianza del 95%. Observaremos las graficas de los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observamos que el valor-P más alto de las variables independientes es 0.7085, correspondiente a  $RH^2$ . Debido a que el valor-P es mayor o igual que 0.05, dicho término no es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% ó mayor. Consecuentemente, deberemos considerar si eliminamos  $RH^2$  del modelo.

Tabla 14. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	1.93779	0.01476	1.90862	1.96697
$T$	$-42.1326 \cdot 10^{-3}$	$0.4611 \cdot 10^{-3}$	$-42.044 \cdot 10^{-3}$	$-41.1221 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$223.385 \cdot 10^{-6}$	$6.155 \cdot 10^{-6}$	$211.219 \cdot 10^{-6}$	$235.550 \cdot 10^{-6}$
RH	$-4.0739 \cdot 10^{-3}$	$0.4035 \cdot 10^{-3}$	$-4.8714 \cdot 10^{-3}$	$-3.2763 \cdot 10^{-3}$
$RH^2$	$-1.1438 \cdot 10^{-6}$	$3.0536 \cdot 10^{-6}$	$-7.1795 \cdot 10^{-6}$	$4.8919 \cdot 10^{-6}$
$T \cdot RH$	$70.5905 \cdot 10^{-6}$	$3.5888 \cdot 10^{-6}$	$63.4969 \cdot 10^{-6}$	$77.6840 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 14*, podemos observar, los valores de los coeficientes de cada variable, junto con el error estándar, y los límites, tanto superior como inferior, con un intervalo de confianza del 95%. Seguidamente, visualizaremos cuatro gráficas, en las que determinaremos la calidad de esta estimación.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

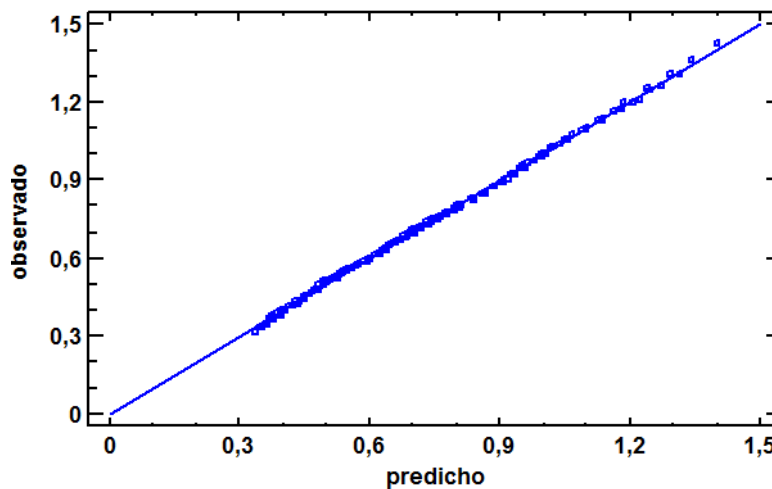


Fig. 31. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

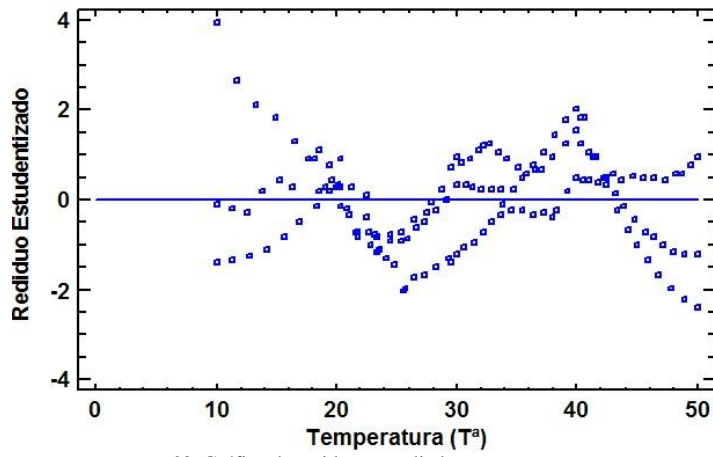


Fig. 32. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

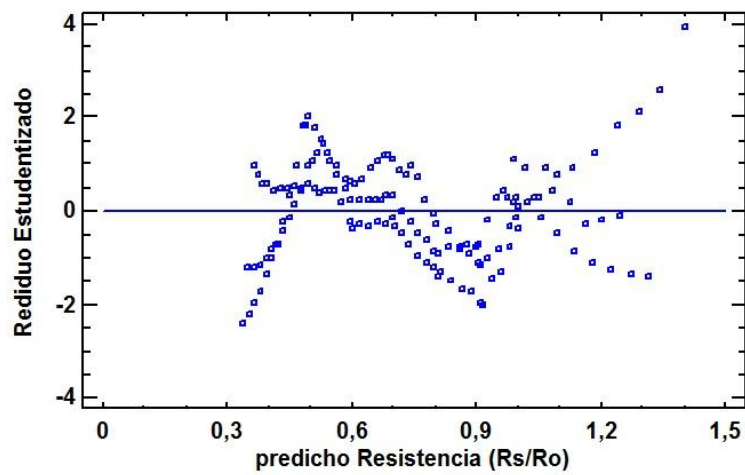


Fig. 33. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

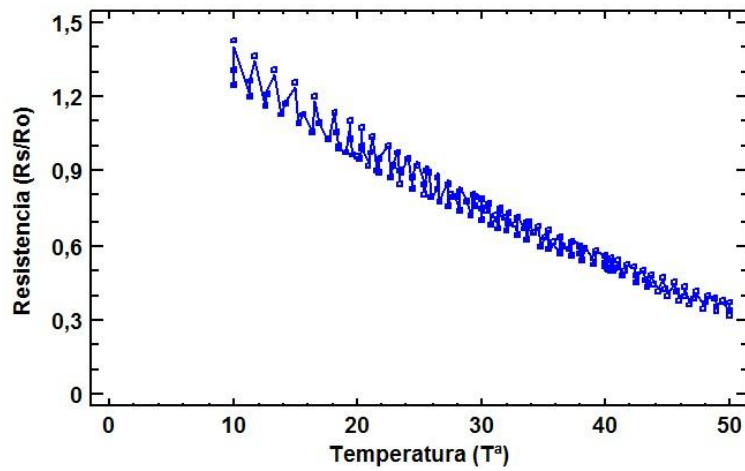


Fig. 34. Valores de resistencia aplicando modelo.

Observando la *Fig. 31*, podemos afirmar que los puntos están bien situados a lo largo de la línea, sin que aparezca ninguna desviación extraña. Si nos fijamos en las *Fig. 32 y 33*, podemos ver que los puntos están distribuidos con formas semejantes a curvas o parábolas, lo cual no es deseable, como hemos explicado en puntos anteriores. Observando la *Fig. 34*, la comparativa entre los puntos introducidos frente al modelo estimado, ecuación 8. Para concluir, volvemos a la problemática que nos aporta la variable  $RH^2$ . Decidimos eliminarla, porque según el Valor-P asociado, se demuestra que no es significativa dentro de la ecuación, con un intervalo de confianza del 95%. Por lo tanto, volvemos a realizar el análisis eliminando esta variable.

El segundo análisis, por mínimos cuadrados, ofrece el siguiente resultado:

*Tabla 15.* Valores de los coeficientes para cada componente.

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	1.94194	0.00973	199.609	0.0000
$T$	$-42.1359 \cdot 10^{-3}$	$0.4596 \cdot 10^{-3}$	-91.6753	0.0000
$T^2$	$223.361 \cdot 10^{-6}$	$6.136 \cdot 10^{-6}$	36.4003	0.0000
RH	$-4.2184 \cdot 10^{-3}$	$0.1181 \cdot 10^{-3}$	-35.7171	0.0000
$T \cdot RH$	$70.6694 \cdot 10^{-6}$	$3.5720 \cdot 10^{-6}$	19.7844	0.0000

En la *Tabla 15*, podemos ver, los coeficientes estimados para cada una de las variables, además de los datos estadísticos T y Valor-P, que más adelante comentaremos en las conclusiones del modelo. La ecuación 9, muestra los resultados del ajuste entre R y 4 variables independientes.

$$\begin{aligned}
 R = & 1.9419 - 42.1359 \cdot 10^{-3} \cdot T + 223.361 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 4.2184 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 1.1438 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 70.6694 \cdot 10^{-6} \cdot T^a \cdot RH
 \end{aligned} \tag{9}$$

Parámetros estadísticos importantes indicativos de la bondad del ajuste son:

R-cuadrado = 99.8916 %

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.8886 %

Error estándar del est. =  $8.75406 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $6.9913 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 0.231567 (P=0.0000)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.881397

Tabla 16. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	10.2404	4	2.5601	$33.4070 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$11.1119 \cdot 10^{-3}$	145	$76.6336 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	10.2515	149			

Debido a que el valor-P en la *Tabla 16* es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo ajustado explica 99.8916% de la variabilidad en R, mientras que, R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.8886%. El error estándar estimado muestra que la desviación de los residuos es  $8.75406 \cdot 10^{-3}$ . Este valor puede usarse para construir límites. El MAE, es  $6.9913 \cdot 10^{-3}$ . Puesto que el valor-P es menor que 0.05, hay una posible correlación serial, con un nivel de confianza del 95%. Observaremos las gráficas de los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que puede detectarse. El valor-P más alto de las variables independientes es 0.0000, puesto que menor que 0.05, todos los términos son estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 95%.

Tabla 17. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	1.94194	0.00973	1.92271	1.96117
T	$-42.1359 \cdot 10^{-3}$	$0.4596 \cdot 10^{-3}$	$-43.0443 \cdot 10^{-3}$	$-41.2275 \cdot 10^{-3}$
T <sup>2</sup>	$223.361 \cdot 10^{-6}$	$6.136 \cdot 10^{-6}$	$211.233 \cdot 10^{-6}$	$235.549 \cdot 10^{-6}$
RH	$-4.2184 \cdot 10^{-3}$	$0.1181 \cdot 10^{-3}$	$-4.4518 \cdot 10^{-3}$	$-3.9849 \cdot 10^{-3}$
T · RH	$70.6694 \cdot 10^{-6}$	$3.5720 \cdot 10^{-6}$	$63.6096 \cdot 10^{-6}$	$77.7293 \cdot 10^{-6}$

A continuación observamos las gráficas de comportamiento de los residuos.

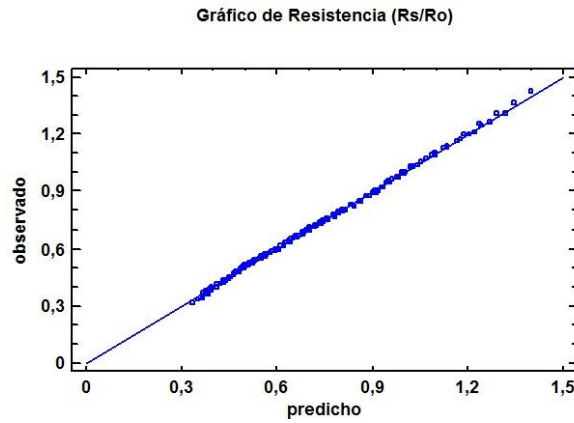


Fig. 35. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho eliminando  $RH^2$ .

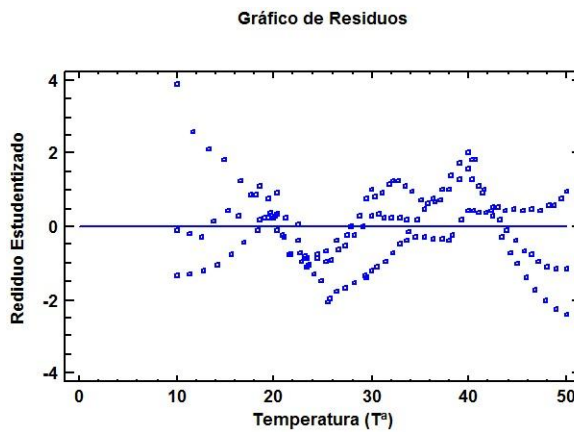


Fig. 36. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura eliminando  $RH^2$ .

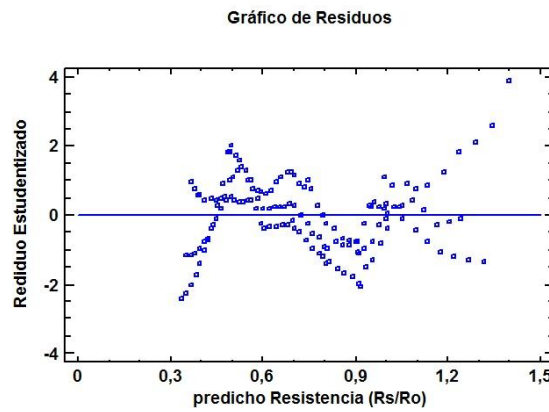


Fig. 37. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia eliminando  $RH^2$ .

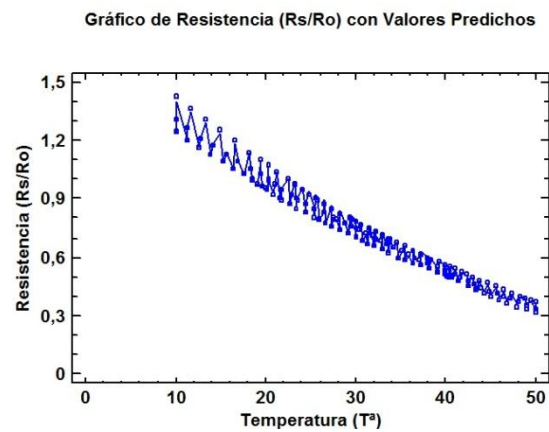


Fig. 38. Valores de resistencia aplicando modelo eliminando  $RH^2$ .

De este segundo análisis de mínimos cuadrados, podemos concluir que, eliminando la variable  $RH^2$  de la ecuación 8 hemos conseguido que todas las variables de la ecuación 9 sean estadísticamente significativas. Por otro lado, si observamos las gráficas de los residuos de este segundo análisis, vemos poca diferencia con respecto al primero. En la *Fig. 35*, podemos ver que los puntos están todos encima de la línea que divide el plano, resultado deseable, sin que aparezca ninguna perturbación. En las *Fig. 36, 37*, observamos la misma problemática que en el primer análisis, es decir que en los residuos podemos identificar formas de curvas o de parábolas, resultado no deseable.

Para concluir, podemos afirmar, el método de mínimos cuadrados, para el sensor TGS2602, es proporciona una buena aproximación, pero tenemos el problema del comportamiento de los residuos.

Ahora a continuación aplicaremos la transformación Box-Cox, para obtener otro modelo. Transformación Box-Cox aplicada: potencia = 0.578149 Cambio = 0.

Tabla 18. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error		Estadístico	
		Estándar	T	T	Valor-P
CONSTANTE	1.7077	0.0133	128.659	0.0000	
T	$-29.0486 \cdot 10^{-3}$	$0.4146 \cdot 10^{-3}$	-70.0584	0.0000	
$T^2$	$51.6595 \cdot 10^{-6}$	$5.5349 \cdot 10^{-6}$	9.33337	0.0000	
RH	$-2.7723 \cdot 10^{-3}$	$0.3629 \cdot 10^{-3}$	-7.64004	0.0000	
$RH^2$	$-3.0346 \cdot 10^{-6}$	$2.7461 \cdot 10^{-6}$	-1.10508	0.2710	
$T \cdot RH$	$39.3204 \cdot 10^{-6}$	$3.2273 \cdot 10^{-6}$	12.1835	0.0000	

En la *Tabla 18*, podemos observar los coeficientes todas las variables, junto con los parámetros estadísticos, T y Valor-P, que más adelante comentaremos. Seguimos con el análisis de la varianza.

Tabla 19. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	9.6992	5	1.93985	$31.1153 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$8.9775 \cdot 10^{-3}$	144	$62.3438 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	9.70821	149			



Otros parámetros indicadores de la bondad del ajuste:

R-cuadrado = 99.9075%

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.9043%

Error estándar del est. =  $7.8958 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $6.3071 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 0.197786 (P=0.0000)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.897102

La ecuación 10 que, representa al modelo es:

$$\begin{aligned} \text{BoxCox}(R) = & 1.7077 - 29.0486 \cdot 10^{-3} \cdot T + 51.6595 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\ & - 2.7723 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 3.0346 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\ & + 39.3204 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \end{aligned} \quad (10)$$

donde:

$$\text{BoxCox}(R) = 1 + \frac{(R^{0.578149} - 1)}{(0.578149 \cdot 0.697454^{-0.421851})} \quad (11)$$

BoxCox(R) es el valor de la resistencia aplicándole la transformación Box-Cox.

Puesto que el valor-P en la *Tabla 19*, es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.9075% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.9043%. El error estándar muestra que la desviación estándar de los residuos es  $7.8958 \cdot 10^{-3}$ , este valor puede usarse para construir límites de predicción. El MAE es igual a  $6.3071 \cdot 10^{-3}$ . El DW, examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se presentan en el archivo de datos. Puesto que el valor-P es menor que 0.05, hay una posible correlación serial con un nivel de

confianza del 95%. Observaremos las gráficas de los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observamos que el valor-P más alto, de las variables independientes es 0.2710, que corresponde  $RH^2$ . Puesto que el valor-P es mayor o igual que 0.05, ese término no es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% ó mayor. Por tanto, deberíamos considerarse eliminar  $RH^2$  del modelo.

Tabla 20. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	1.7077	0.0133	1.6815	1.7339
$T$	$-29.0486 \cdot 10^{-3}$	$0.4146 \cdot 10^{-3}$	$-29.8682 \cdot 10^{-3}$	$-28.2291 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$51.6595 \cdot 10^{-6}$	$5.5349 \cdot 10^{-6}$	$40.7193 \cdot 10^{-6}$	$62.5997 \cdot 10^{-6}$
RH	$-2.7723 \cdot 10^{-3}$	$0.3629 \cdot 10^{-3}$	$-3.4895 \cdot 10^{-3}$	$-2.0551 \cdot 10^{-3}$
$RH^2$	$-3.0346 \cdot 10^{-6}$	$2.7461 \cdot 10^{-6}$	$-8.4624 \cdot 10^{-6}$	$2.3932 \cdot 10^{-6}$
$T \cdot RH$	$39.3204 \cdot 10^{-6}$	$3.2273 \cdot 10^{-6}$	$32.9413 \cdot 10^{-6}$	$45.6995 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 20*, vemos el valor de las variables con un nivel de confianza del 95%, y el rango en el que estaría comprendido. A continuación, mostraremos cuatro gráficas para observar el comportamiento de los residuos, y determinar si el modelo es adecuado.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

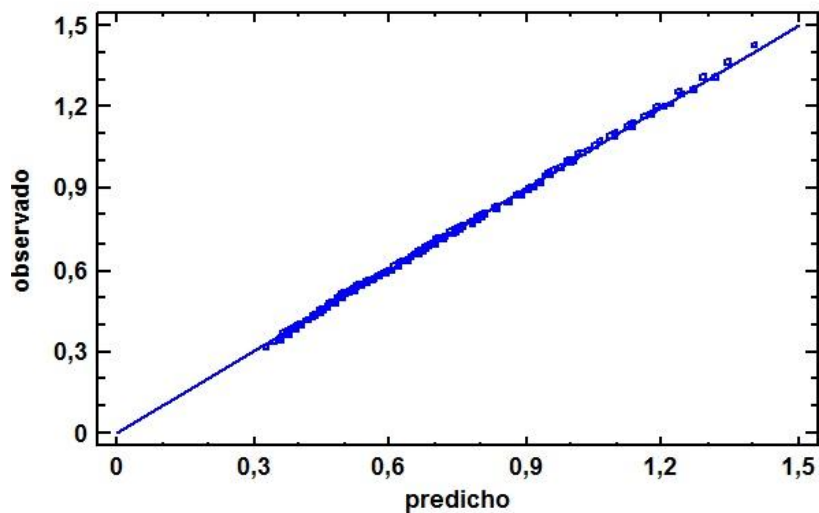


Fig. 39. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

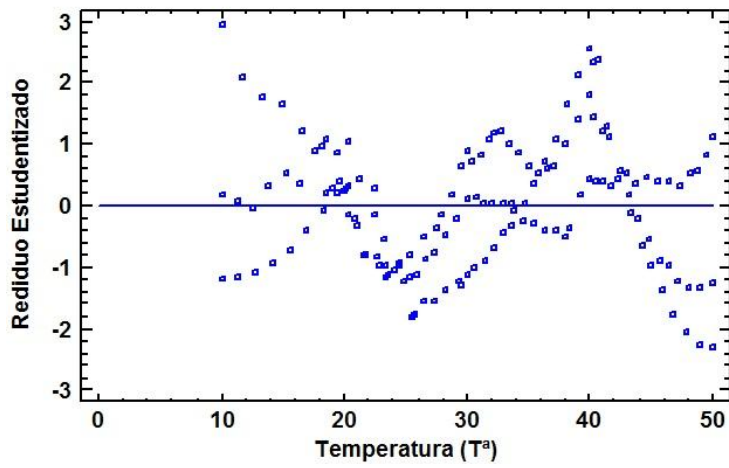


Fig. 40. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

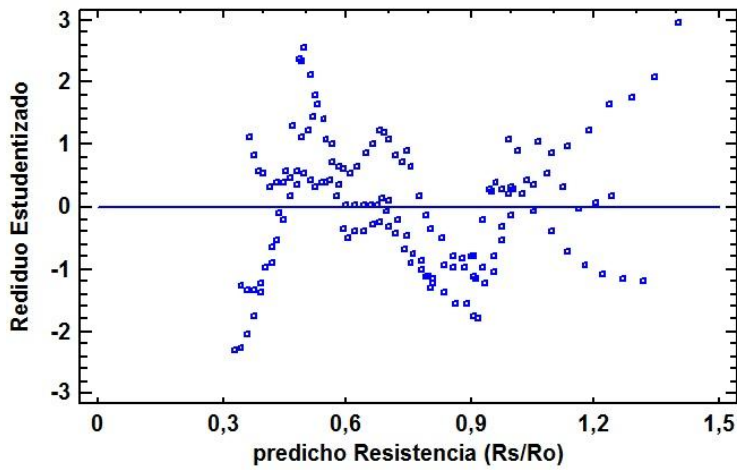


Fig. 41. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

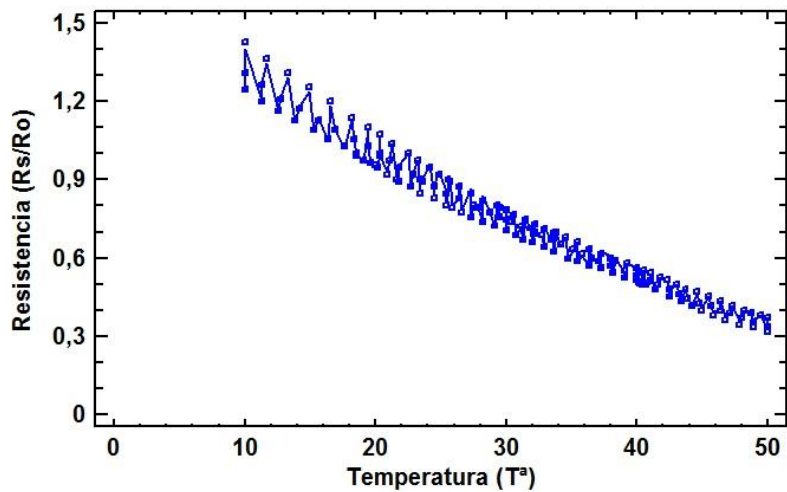


Fig. 42. Valores de resistencia aplicando modelo.

De las anteriores gráficas, si observamos *Fig. 39*, podemos ver que los puntos están todos sobre la línea que define el plano, lo cual es un buen indicador, además no se observa ninguna protuberancia por acumulación de puntos. Sin embargo, si nos fijamos en la *Fig. 40* y *41*, observamos tendencias funcionales, efecto no deseado. En la *Fig. 42*, visualizamos los valores predichos según el modelo calculado, ecuación 10.

Para concluir, vamos a volver a realizar este análisis, pero excluyendo la variable  $RH^2$ , ya que resultaba no ser significativa.

Transformación Box-Cox aplicada: potencia = 0.587575 Cambio = 0.

Tabla 21. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error	Estadístico	Valor-P
		Estándar	T	
CONSTANTE	1.72344	0.0088	196.268	0.0000
T	$-29.3398 \cdot 10^{-3}$	$0.4149 \cdot 10^{-3}$	-70.7235	0.0000
T <sup>2</sup>	$55.3698 \cdot 10^{-6}$	$5.5386 \cdot 10^{-6}$	9.99716	0.0000
RH	$-3.1780 \cdot 10^{-3}$	$0.1066 \cdot 10^{-3}$	-29.8122	0.0000
T · RH	$40.2008 \cdot 10^{-6}$	$3.2241 \cdot 10^{-6}$	12.4691	0.0000

Tabla 22. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	9.7063	4	2.4266	$38.8675 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$9.0526 \cdot 10^{-3}$	145	$62.4318 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	9.7154	149			

Otros parámetros importantes indicativos de la bondad del ajuste:

R-cuadrado = 99.9068%

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.9043%

Error estándar del est. =  $7.9014 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $6.2935 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 0.189657 (P=0.0000)

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.901565

En la *Tabla 21*, podemos ver los coeficientes calculados para cada una de las variables, junto con T y Valor-P, parámetros que más adelante analizaremos. Seguidamente está la *Tabla 22*, que contiene datos para el análisis de la varianza. La ecuación 12, muestra el modelo de regresión lineal múltiple obtenido:

$$\begin{aligned} \text{BoxCox}(R) = & 1.7234 - 29.3398 \cdot 10^{-3} \cdot T + 55.3698 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\ & - 3.178 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 40.2008 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \end{aligned} \quad (12)$$

donde:

$$\text{BoxCox}(R) = 1 + \frac{(R^{0.587575} - 1)}{(0.587575 \cdot 0.697454^{-0.412425})} \quad (13)$$

BoxCox(R) es el valor de la resistencia aplicándole la transformación Box-Cox.

Debido a que el valor-P en la *Tabla 22*, es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.9068% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.9043%. El error estándar del estimado muestra que la desviación estándar de los residuos es  $7.9014 \cdot 10^{-3}$ , éste valor puede usarse para construir límites. El MAE es igual a  $6.2935 \cdot 10^{-3}$ .

Debido a que el valor-P es menor que 0.05, hay posible correlación serial con un nivel de confianza del 95%. Observaremos los gráficos de los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observamos el valor-P más alto de las variables independientes es  $0.0000, T^2$ .

Tabla 23. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	1.7234	0.0088	1.7061	1.7408
T	$-29.3398 \cdot 10^{-3}$	$0.4149 \cdot 10^{-3}$	$-30.1597 \cdot 10^{-3}$	$-28.5199 \cdot 10^{-3}$
T <sup>2</sup>	$55.3698 \cdot 10^{-6}$	$5.5386 \cdot 10^{-6}$	$44.4231 \cdot 10^{-6}$	$66.3166 \cdot 10^{-6}$
RH	$-3.1780 \cdot 10^{-3}$	$0.1066 \cdot 10^{-3}$	$-3.3887 \cdot 10^{-3}$	$-2.9673 \cdot 10^{-3}$
T · RH	$40.2008 \cdot 10^{-6}$	$3.2241 \cdot 10^{-6}$	$33.8286 \cdot 10^{-6}$	$46.5731 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 23*, podemos ver los intervalos de confianza de cada una de las variables. A continuación, vamos a observar la gráficas de los residuos, para poder determinar mejor la bondad del análisis.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

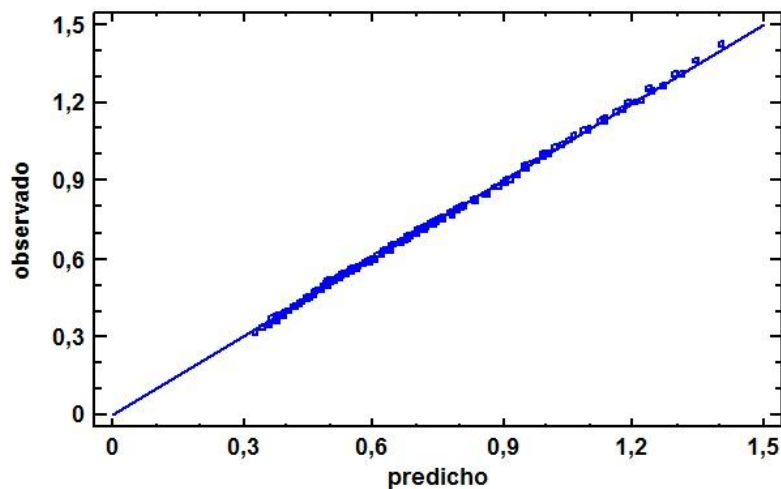


Fig. 43. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

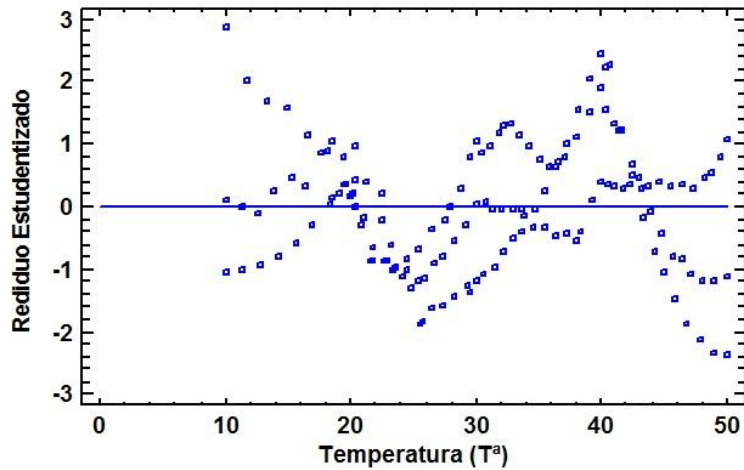


Fig. 44. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

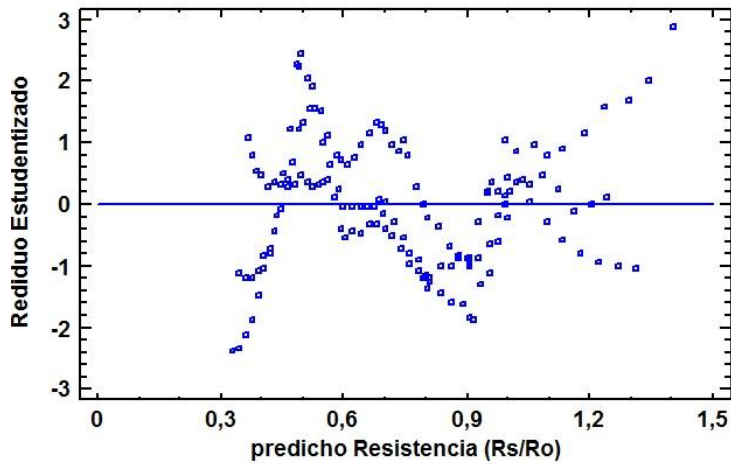


Fig. 45. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

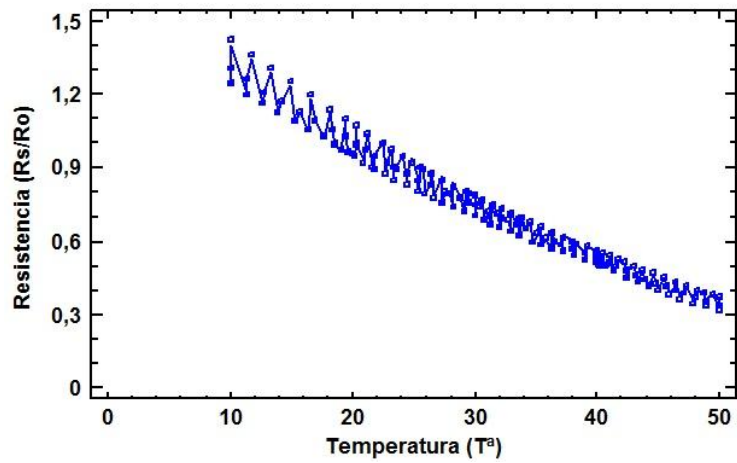


Fig. 46. Valores de resistencia aplicando modelo.

Visualizando la gráfica de la Fig. 43, como todos los puntos están sobre la línea que divide el plano, es lo esperado, además no hay ninguna deformación de los puntos (caso no deseado). Mientras que, observando las Fig. 44 y 45, continuamos teniendo una situación no deseable, ya que se perciben curvas y parábolas en las gráficas. Finalmente, en la Fig. 46, observamos la comparativa entre los valores introducidos y los predichos.

Concluido el análisis, podemos establecer que, el método Box-Cox proporciona una buena aproximación. No obstante existe un problema con los residuos. Se ha eliminado la variable no significativa,  $RH^2$ , pero el problema de los residuos continua. Realizaremos el análisis con último método.

Realizando el análisis mediante el método Cochran-Orcutt, al finalizar determinaremos cual es el modelo elegido para este sensor. El análisis es el siguiente:

Transformación Cochran-Orcutt aplicada: autocorrelación = 0.9842.

Tabla 24. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error Estándar	Estadístico T	Valor-P
CONSTANTE	2.0297	0.0323	62.864	0.0000
T	$-43.8305 \cdot 10^{-3}$	$0.9727 \cdot 10^{-3}$	-45.0597	0.0000
$T^2$	$216.190 \cdot 10^{-6}$	$9.563 \cdot 10^{-6}$	22.6071	0.0000
RH	$-5.5129 \cdot 10^{-3}$	$1.3964 \cdot 10^{-3}$	-3.94799	0.0001
$RH^2$	$-13.3269 \cdot 10^{-6}$	$21.3024 \cdot 10^{-6}$	-0.625608	0.5326
$T \cdot RH$	$110.010 \cdot 10^{-6}$	$18.914 \cdot 10^{-6}$	5.81623	0.0000

Tabla 25. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	2.2012	5	0.4402	$73.0715 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$861.526 \cdot 10^{-6}$	143	$6.0246 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	2.2020	148			



Otros parámetros importantes, indicadores de la bondad de ajuste:

R-cuadrado = 99.9609%

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.9595%

Error estándar del est. =  $2.4545 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $1.9039 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 0.978687

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.506875

En la *Tabla 24*, tenemos los valores de las estimaciones, para cada una de las variables, junto con el error y unos datos estadísticos, T y valor-P, que más adelante analizaremos. La *Tabla 25*, contiene otros datos, pertenecientes al análisis de la varianza, y que nos permitirán saber valorar la bondad de la estimación. La siguiente ecuación, muestra los resultados del ajuste:

$$\begin{aligned}
 R = & 2.0297 - 43.8305 \cdot 10^{-3} \cdot T + 216.190 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 5.5129 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 13.3269 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 110.010 \cdot 10^{-6} \cdot T^a \cdot RH
 \end{aligned} \tag{14}$$

Puesto que el valor-P en la *Tabla 25* es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.9609% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.9595%. El error estándar del estimado muestra que la desviación estándar de los residuos,  $2.4545 \cdot 10^{-3}$ , este valor puede usarse para construir límites. El MAE es igual a  $1.9039 \cdot 10^{-3}$ . El DW examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se presentan en el archivo de datos.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observaremos el valor-P más alto, en *Tabla 24*, de las variables independientes, 0.5326, correspondiente a  $RH^2$ . Puesto que el valor-P es mayor o igual que 0.05, ese término no es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95% ó mayor. Consecuentemente, deberíamos considerarse eliminar  $RH^2$  del modelo.

Tabla 26. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	2.0297	0.0323	1.9659	2.0935
$T$	$-43.8305 \cdot 10^{-3}$	$0.9727 \cdot 10^{-3}$	$-45.7533 \cdot 10^{-3}$	$-41.9077 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$216.190 \cdot 10^{-6}$	$9.563 \cdot 10^{-6}$	$197.287 \cdot 10^{-6}$	$235.093 \cdot 10^{-6}$
RH	$-5.5129 \cdot 10^{-3}$	$1.3964 \cdot 10^{-3}$	$-8.2731 \cdot 10^{-3}$	$-2.7527 \cdot 10^{-3}$
$RH^2$	$-13.3269 \cdot 10^{-6}$	$21.3024 \cdot 10^{-6}$	$-55.4352 \cdot 10^{-6}$	$28.7814 \cdot 10^{-6}$
$T \cdot RH$	$110.010 \cdot 10^{-6}$	$18.914 \cdot 10^{-6}$	$72.622 \cdot 10^{-6}$	$147.398 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 26*, podemos observar los intervalos de confianza de las estimaciones para cada una de las variables. Seguidamente, mostraremos las gráficas obtenidas en el análisis, después las comentaremos y sacaremos conclusiones al respecto.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

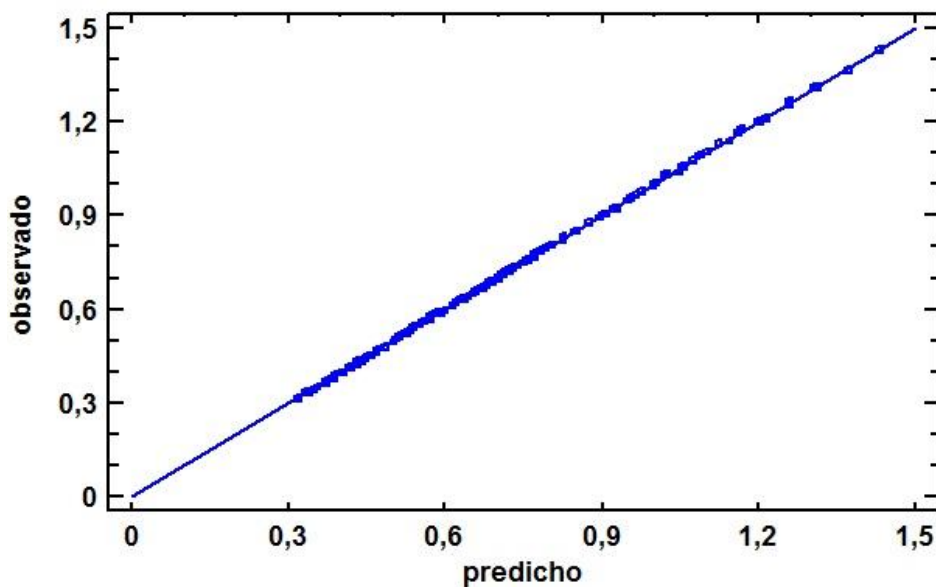


Fig. 47. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

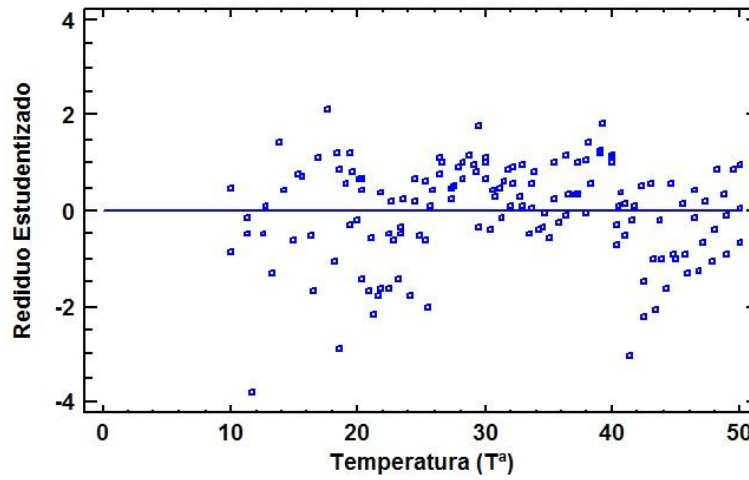


Fig. 48. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

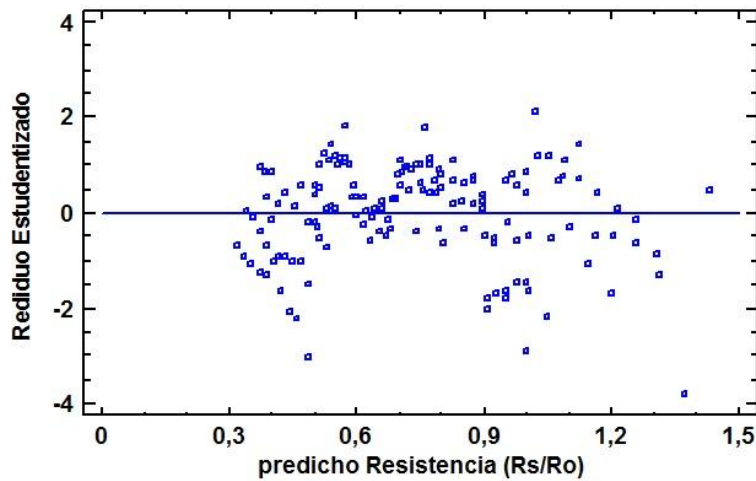


Fig. 49. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

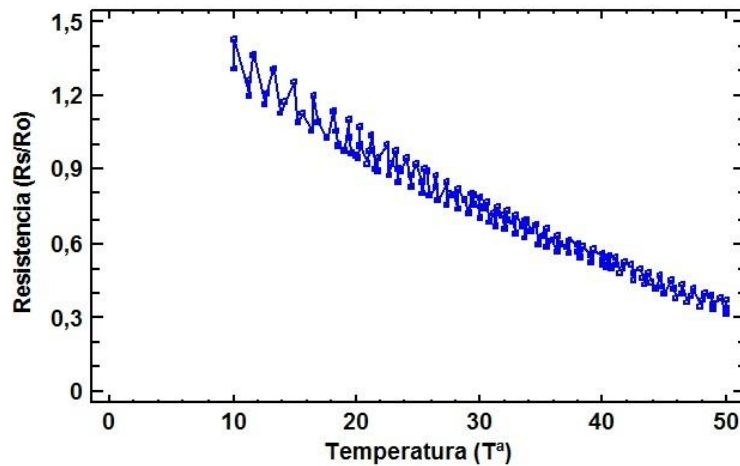


Fig. 50. Valores de resistencia aplicando modelo.

Si nos fijamos en la Fig. 47, observamos que los puntos están alineados siguiendo la recta que divide el plano, caso deseado, sin ninguna acumulación de puntos formando anomalías. Observando las Fig. 48 y 49, podemos ver cómo los puntos están distribuidos aleatoriamente, sin que podamos observar que definan alguna curva al contrario que en casos anteriores. Por último, la Fig. 50, muestra la comparativa entre los puntos introducidos y los obtenidos mediante la estimación del modelo.

Estudiando los resultados de este análisis, podemos concluir que, el modelo obtenido cumple con los niveles de ajuste exigibles. Además, para los residuos no observa ningún patrón que caracterice, con lo cual se tiene que este último es el mejor modelo de los estudiados para este sensor. Aunque, hay un problema, en el informe hemos detectado que hay una variable, que no es relevante,  $RH^2$ , por tanto procedemos a un nuevo análisis eliminando esta variable.

Procedemos a realizar el análisis mediante el método Cochran-Orcutt, pero eliminando la variable,  $RH^2$ , ya que en caso anterior demostramos que era irrelevante. El análisis es el siguiente:

Transformación Cochran-Orcutt aplicada: autocorrelación = 0.985662

Tabla 27. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error		Estadístico	Valor-P
		Estándar	T		
CONSTANTE	2.0451	0.0178	114.612	0.0000	
T	$-43.3920 \cdot 10^{-3}$	$0.7413 \cdot 10^{-3}$	-58.5378	0.0000	
T <sup>2</sup>	$217.570 \cdot 10^{-6}$	$9.380 \cdot 10^{-6}$	23.1940	0.0000	
RH	$-6.3964 \cdot 10^{-3}$	$0.4710 \cdot 10^{-3}$	-13.5795	0.0000	
T · RH	$98.1376 \cdot 10^{-6}$	$4.2696 \cdot 10^{-6}$	22.9850	0.0000	

Tabla 28. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	2.2041	4	0.5510	$91.9124 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$863.312 \cdot 10^{-6}$	144	$5.9952 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	2.2050	148			

Otros estadísticos indicativos de la bondad del ajuste:

R-cuadrado = 99.9608%

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.9598%

Error estándar del est. =  $2.4485 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $1.8873 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 0.985211

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.504054

En la *Tabla 27*, podemos observar las estimaciones calculadas para cada una de las variables, además del error estándar y de los parámetros estadísticos T y valor-P. Seguidamente observamos la *Tabla 28*, y los otros parámetros importantes para el estudio de la varianza, que más adelante comentaremos. La siguiente ecuación muestra los resultados de regresión lineal múltiple:

$$R = 2.0451 - 43.3920 \cdot 10^{-3} \cdot T + 217.570 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 6.3964 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 98.1376 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \quad (15)$$

Debido a que el valor-P en la *Tabla 28* es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.9608% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.9598%. El error estándar de la estimación la desviación de los residuos, es  $2.4485 \cdot 10^{-3}$ , éste valor puede usarse para construir límites. El MAE es  $1.8873 \cdot 10^{-3}$ .

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observaremos el valor-P más alto de las variables independientes, en la *Tabla 27*, es 0.0000 menor que 0.05. Por lo tanto, todos los términos son estadísticamente significativos, con un nivel de confianza del 95%.

Tabla 29. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	2.0451	0.0178	2.0098	2.0804
$T$	$-43.3920 \cdot 10^{-3}$	$0.7413 \cdot 10^{-3}$	$-44.8571 \cdot 10^{-3}$	$-41.9268 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$217.570 \cdot 10^{-6}$	$9.380 \cdot 10^{-6}$	$199.029 \cdot 10^{-6}$	$236.111 \cdot 10^{-6}$
RH	$-6.3964 \cdot 10^{-3}$	$0.4710 \cdot 10^{-3}$	$-7.3274 \cdot 10^{-3}$	$-5.4653 \cdot 10^{-3}$
$T \cdot RH$	$98.1376 \cdot 10^{-6}$	$4.2696 \cdot 10^{-6}$	$89.6984 \cdot 10^{-6}$	$106.5770 \cdot 10^{-6}$

En la anterior, *Tabla 29*, se exponen los intervalos de confianza al 95%, de las estimaciones para cada una de las variables estudiadas. Seguidamente, mostraremos las gráficas para analizar los residuos y poder, determinar la bondad del método empleado. Las gráficas son las siguientes:

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

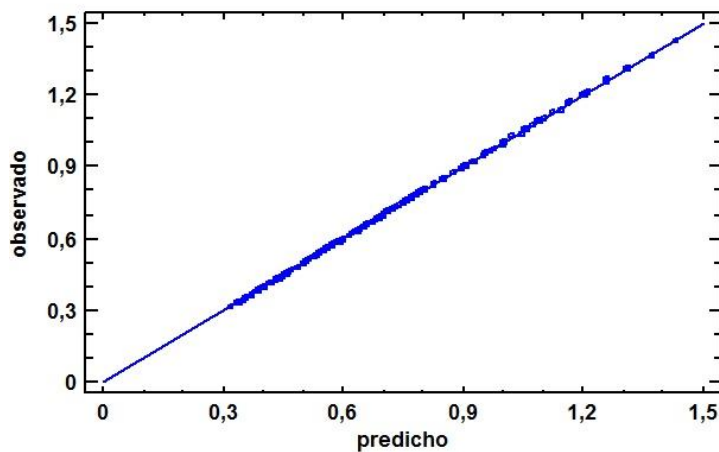


Fig. 51. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

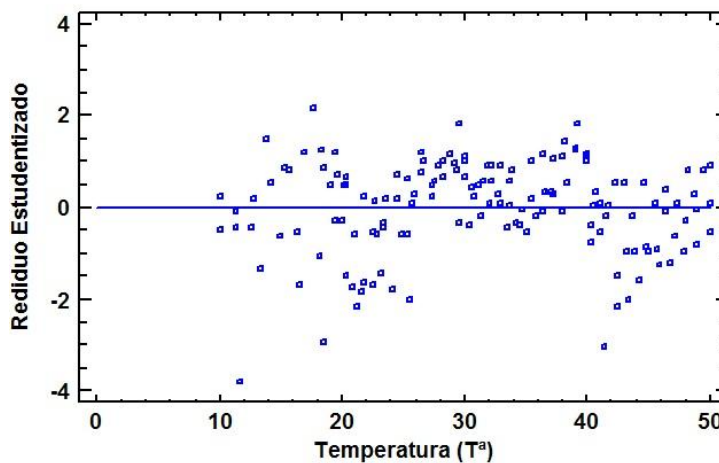


Fig. 52. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

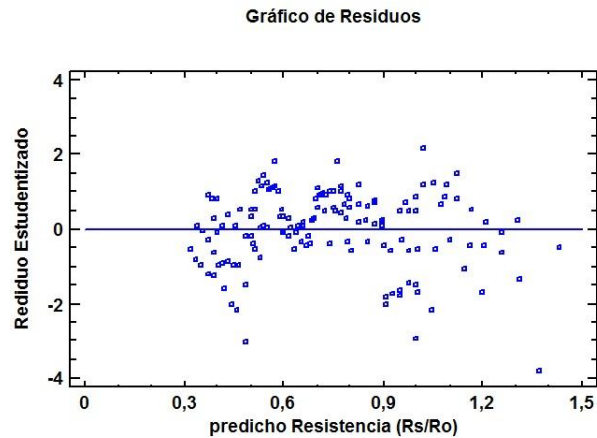


Fig. 53. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

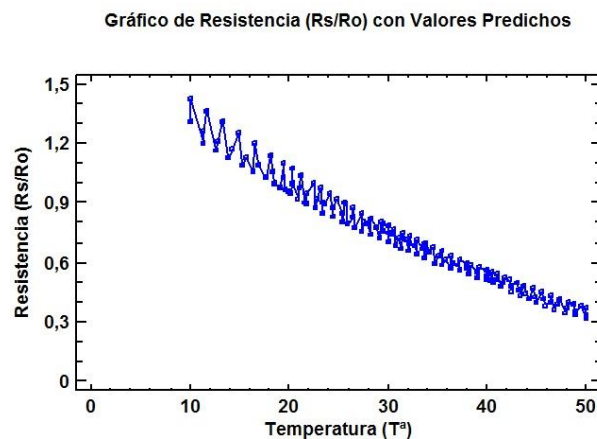


Fig. 54. Valores de resistencia aplicando modelo.

Observando las gráficas anteriores, podemos afirmar que en la Fig. 51, los puntos están distribuidos prácticamente sobre la recta que divide al plano, caso deseado. Las Fig. 52 y 53 indican que los puntos se distribuyen sin seguir ningún patrón aparente por todo el gráfico, caso deseado también. Por último, la Fig. 54, se representan los valores de resistencia introducidos junto a los obtenidos mediante el modelo.

Para concluir, este último es el modelo que consideramos más adecuado, debido que presenta unos residuos que se acercan más al ideal buscado, como se ha explicado anteriormente. Además los datos del análisis de varianza son buenos eliminando las variables no relevantes. Sería pues, optamos por el método Cochran-Orcutt, y la ecuación que modela el comportamiento del sensor TGS2602 es (14), en el punto cuatro de esta memoria profundizaremos más en la elección.

### 3.2.3.3. Sensor TGS 2620

En este punto vamos a realizar el análisis, mediante los tres métodos utilizados y explicados anteriormente, del sensor electroquímico TGS2620, de Fígaro. Pretendemos conseguir una ecuación que modele el comportamiento del sensor frente a la temperatura y la humedad relativa. Si observamos Fig. 55, el comportamiento mostrado es el que queremos modelar.

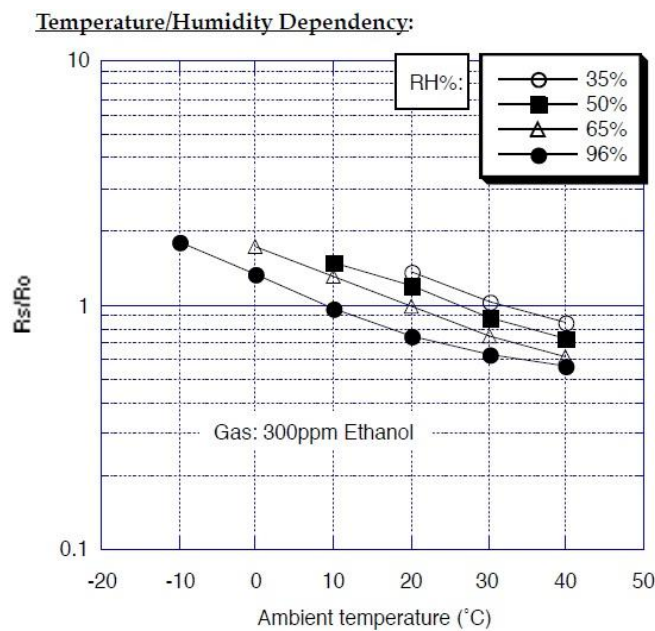


Fig. 55. Gráfica que muestra el comportamiento del sensor.

Comenzaremos el análisis, como hemos hecho hasta ahora, por el método de mínimos cuadrados:

Tabla 30. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error		Estadístico	Valor-P
		Estándar	T		
CONSTANTE	3.1374	0.0215	145.9980	0.0000	
T	$-65.5846 \cdot 10^{-3}$	$0.6676 \cdot 10^{-3}$	-98.2345	0.0000	
T <sup>2</sup>	$493.757 \cdot 10^{-6}$	$8.102 \cdot 10^{-6}$	60.9391	0.0000	
RH	$-27.2172 \cdot 10^{-3}$	$0.4818 \cdot 10^{-3}$	-56.4880	0.0000	
RH <sup>2</sup>	$87.5025 \cdot 10^{-6}$	$2.9431 \cdot 10^{-6}$	29.7312	0.0000	
T · RH	$281.875 \cdot 10^{-6}$	$5.718 \cdot 10^{-6}$	49.2930	0.0000	



Tabla 31. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	13.2933	5	2.6587	$13.6781 \cdot 10^3$	0.0000
Residuo	$29.9335 \cdot 10^{-3}$	154	$194.373 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	13.3233	159			

Otros estadísticos indicativos de la bondad del ajuste son:

$$R\text{-cuadrado} = 99.7753\%$$

$$R\text{-cuadrado (ajustado para g.l.)} = 99.768\%$$

$$\text{Error estándar del est.} = 13.9418 \cdot 10^{-3}$$

$$\text{Error absoluto medio} = 10.6676 \cdot 10^{-3}$$

$$\text{Estadístico Durbin-Watson} = 0.1457 \text{ (P=0.0000)}$$

$$\text{Autocorrelación de residuos en retraso 1} = 0.918545$$

En la *Tabla 30*, se muestran los valores predichos para cada una de las variables, junto a ello también tenemos el error de cada variable, además dos estadísticos, T y valor-P, que más adelante utilizaremos. La *Tabla 31*, contiene datos del estudio de la varianza, junto con los posteriores, que también son importantes para determinar la bondad de la estimación. La siguiente ecuación (16) muestra los resultados del ajuste:

$$\begin{aligned}
 R = & 3.1374 - 65.5846 \cdot 10^{-3} \cdot T + 493.757 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 27.2172 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 87.5025 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 281.875 \cdot 10^{-6} \cdot T^a \cdot RH
 \end{aligned} \tag{16}$$

Puesto que el valor-P en la *Tabla 31* es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.7753% de la variabilidad en R. Sin embargo, R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.768%. El error estándar de la estimación muestra que la desviación de los residuos es  $13.9418 \cdot 10^{-3}$ , este valor puede usarse para construir límites en nuevas observaciones.

El MAE de  $10.6676 \cdot 10^{-3}$ , es el valor promedio de los residuos. Puesto que el valor-P es menor que 0.05, hay una posible correlación serial con un nivel de confianza del 95%. Observaremos las gráficas de los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observamos el valor-P en la *Tabla 30* más alto de las variables independientes, todos son iguales. Debido a que el valor-P es menor que 0.05, todos los términos son estadísticamente significativos con un nivel de confianza del 95%. Por tanto, no eliminaremos ninguna variable del modelo.

Tabla 32. Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

Parámetro	Estimación	Error		
		Estándar	Límite Inferior	Límite Superior
CONSTANTE	3.1374	0.0215	3.0949	3.1798
T	$-65.5846 \cdot 10^{-3}$	$0.6676 \cdot 10^{-3}$	$-66.9035 \cdot 10^{-3}$	$-64.2657 \cdot 10^{-3}$
T <sup>2</sup>	$493.757 \cdot 10^{-6}$	$8.102 \cdot 10^{-6}$	$477.750 \cdot 10^{-6}$	$509.763 \cdot 10^{-6}$
RH	$-27.2172 \cdot 10^{-3}$	$0.4818 \cdot 10^{-3}$	$-28.1690 \cdot 10^{-3}$	$-26.2653 \cdot 10^{-3}$
RH <sup>2</sup>	$87.5025 \cdot 10^{-6}$	$2.9431 \cdot 10^{-6}$	$81.6884 \cdot 10^{-6}$	$93.3166 \cdot 10^{-6}$
T · RH	$281.875 \cdot 10^{-6}$	$5.718 \cdot 10^{-6}$	$270.579 \cdot 10^{-6}$	$293.172 \cdot 10^{-6}$

En la anterior, *Tabla 32*, observamos los intervalos de confianza de las estimaciones de los coeficientes, para todas las variables implicadas en la ecuación 16, junto con el error asociado y los límites. A continuación mostraremos las gráficas más importantes para el análisis de los residuos, observaremos si podemos detectar algún patrón, para posteriormente determinar la bondad del modelo calculado.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

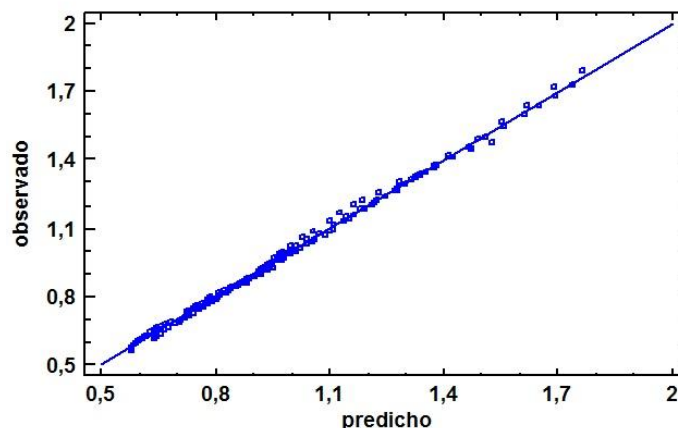


Fig. 56. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

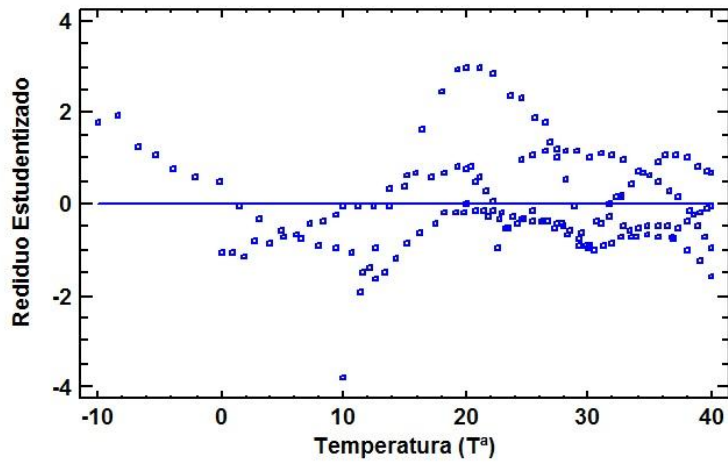


Fig. 57. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

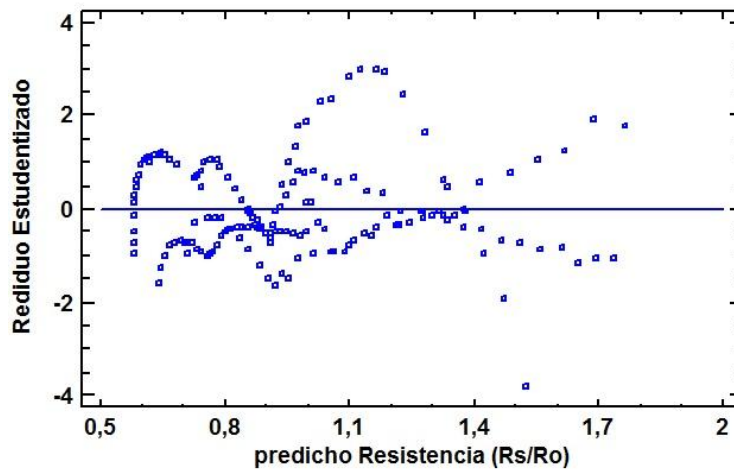


Fig. 58. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

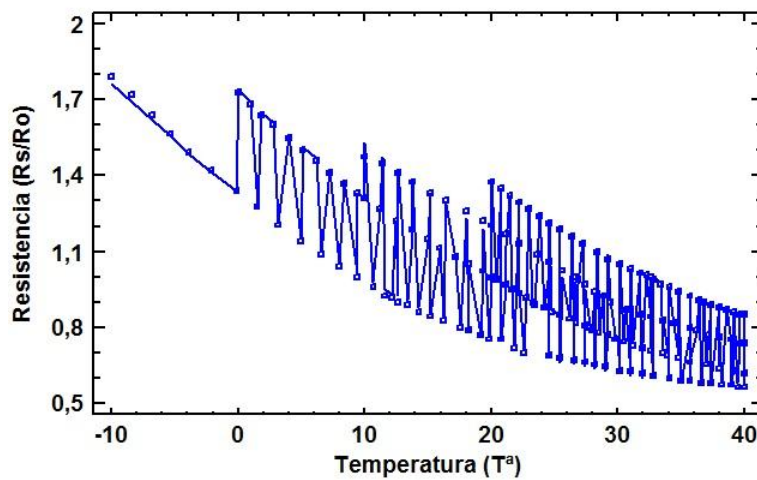


Fig. 59. Valores de resistencia aplicando modelo.

Si nos fijamos en las gráficas anteriores, en la Fig. 56 observamos que todos los puntos están, bastante ajustados a la recta que divide el plano, caso ideal. En las Fig. 57 y 58, sin embargo, podemos apreciar cómo aparecen varios patrones, formas de curvas, caso no deseado. Por último, Fig. 59, tenemos los valores observados frente a los predichos por el modelo, y podemos observar cómo aparecen las cuatro curvas, muy similares a la Fig. 55, proporcionada por el fabricante.

Para concluir este informe, comentar que, el método empleado nos proporciona buenos resultados, si observamos los resultados del análisis de varianza, pero en los residuos detectamos patrones no deseados, debemos encontrar la forma de mejorar este aspecto.

Ahora, vamos a utilizar el método de la transformación de Box-Cox:

Transformación Box-Cox aplicada: potencia = 0.987686 Cambio = 0.

Tabla 33. Valores de los coeficientes para cada componente.

Parámetro	Estimación	Error	Estadístico	Valor-P
		Estándar	T	
CONSTANTE	3.1305	0.0215	145.69	0.0000
T	$-65.263 \cdot 10^{-3}$	$0.668 \cdot 10^{-3}$	-97.763	0.0000
T <sup>2</sup>	$490.04 \cdot 10^{-6}$	$8.10 \cdot 10^{-6}$	60.487	0.0000
RH	$-27.138 \cdot 10^{-3}$	$0.482 \cdot 10^{-3}$	-56.329	0.0000
RH <sup>2</sup>	$87.291 \cdot 10^{-6}$	$2.943 \cdot 10^{-6}$	29.662	0.0000
T · RH	$279.954 \cdot 10^{-6}$	$5.718 \cdot 10^{-6}$	48.962	0.0000

Tabla 34. Parámetros importantes en el estudio de la varianza.

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	13.257	5	2.6513	13643.35	0.0000
Residuo	0.0299	154	$194.331 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	13.2866	159			

Otros estadísticos importantes, indicativos de la bondad del ajuste son:

$$R\text{-cuadrado} = 99.7748\%$$

$$R\text{-cuadrado (ajustado para g.l.)} = 99.7674\%$$

$$\text{Error estándar del est.} = 13.9403 \cdot 10^{-3}$$

$$\text{Error absoluto medio} = 10.6703 \cdot 10^{-3}$$

$$\text{Estadístico Durbin-Watson} = 0.145749 \text{ (P=0.0000)}$$

$$\text{Autocorrelación de residuos en retraso 1} = 0.919023$$

Si observamos los datos anteriores, *Tabla 33*, contiene la estimación calculada, para cada una de las variables, junto con el error y unos datos estadísticos, T y valor-P, que más adelante utilizaremos para determinar si son significativas todas las variables utilizadas. La siguiente ecuación, muestra los resultados de la regresión lineal múltiple:

$$\begin{aligned} \text{BoxCox}(R) = & 3.1305 - 65.263 \cdot 10^{-3} \cdot T + 490.04 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\ & - 27.138 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 87.291 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\ & + 279.954 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH \end{aligned} \quad (17)$$

donde:

$$\text{BoxCox}(R) = 1 + \frac{(R^{0.987686} - 1)}{(0.987686 \cdot 0.94468^{-0.012314})} \quad (18)$$

BoxCox(R) es el valor de la resistencia aplicándole la transformación Box-Cox.

Puesto que el valor-P en la *Tabla 34* es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato R-Cuadrado indica que el modelo explica 99.7748% de la variabilidad en R. R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.7674%. El error estándar muestra la desviación estándar de los residuos, y es  $13.9403 \cdot 10^{-3}$ , éste valor puede usarse para construir límites para nuevas observaciones. El MAE es  $10.6703 \cdot 10^{-3}$ . El DW examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se presentan en el archivo de datos. Debido a que el valor-P es menor que 0.05, hay una posible correlación serial con un nivel de confianza del 95%. Observaremos las gráficas de los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observamos, el valor-P de la *Tabla 33*, más alto de las variables independientes es 0.0000, es menor que 0.05 con un nivel de confianza del 95%, no deberemos eliminar ninguna variable del modelo.

*Tabla 35.* Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes.

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		
		<i>Estándar</i>	<i>Límite Inferior</i>	<i>Límite Superior</i>
CONSTANTE	3.1305	0.0215	3.088	3.1729
<i>T</i>	$-65.263 \cdot 10^{-3}$	$0.668 \cdot 10^{-3}$	$-66.582 \cdot 10^{-3}$	$-63.944 \cdot 10^{-3}$
<i>T</i> <sup>2</sup>	$490.04 \cdot 10^{-6}$	$8.10 \cdot 10^{-6}$	$474.04 \cdot 10^{-6}$	$506.05 \cdot 10^{-6}$
RH	$-27.138 \cdot 10^{-3}$	$0.482 \cdot 10^{-3}$	$-28.090 \cdot 10^{-3}$	$-26.186 \cdot 10^{-3}$
<i>RH</i> <sup>2</sup>	$87.291 \cdot 10^{-6}$	$2.943 \cdot 10^{-6}$	$81.477 \cdot 10^{-6}$	$93.104 \cdot 10^{-6}$
<i>T</i> · RH	$279.954 \cdot 10^{-6}$	$5.718 \cdot 10^{-6}$	$268.658 \cdot 10^{-6}$	$291.249 \cdot 10^{-6}$

En la *Tabla 35*, podemos observar la estimación, el error y los intervalos de confianza al 95% para cada una de las variables, implicadas en la ecuación 17. A continuación vamos a mostrar las gráficas más importantes, en el análisis de los residuos, posteriormente realizaremos un estudio de éstas y concluiremos el informe analizando la bondad del método aquí utilizado.

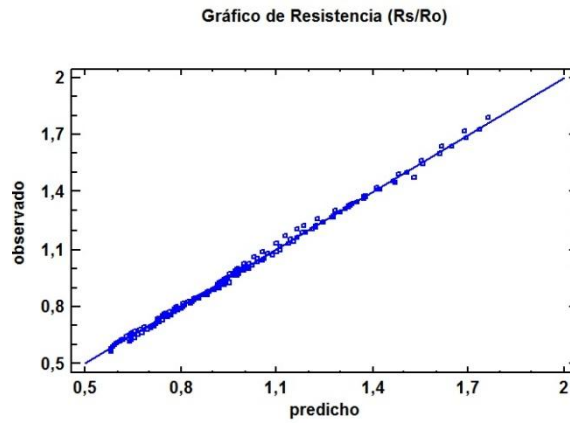


Fig. 60. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

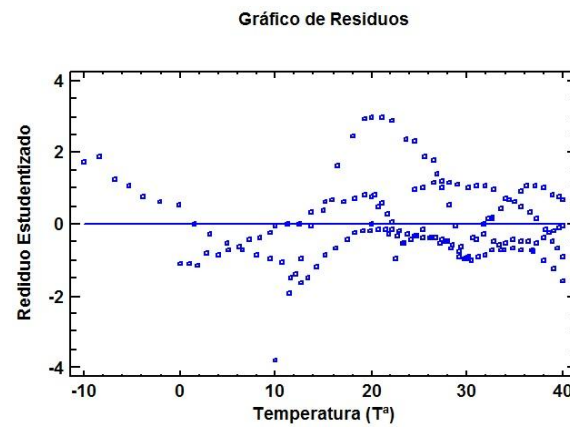


Fig. 61. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

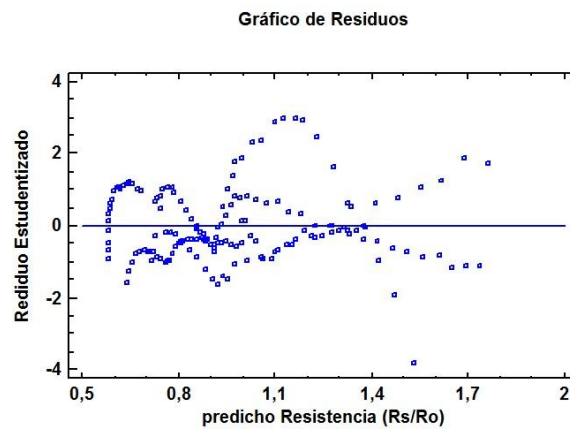


Fig. 62. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

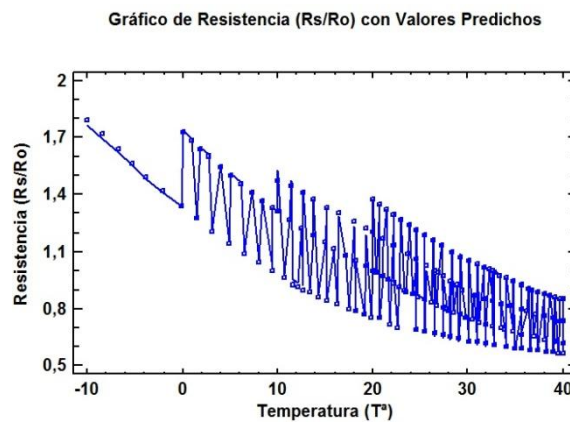


Fig. 63. Valores de resistencia aplicando modelo.

Comenzando por la *Fig. 60*, podemos ver cómo los valores están contenidos a lo largo de la línea que divide el plano, caso ideal. Continuamos con las *Fig. 61* y *62*, donde observamos los residuos versus temperatura y resistencia respectivamente, y detectamos ciertos patrones (relaciones funcionales), caso no deseado. Por tanto este resultado no es satisfactorio. Finalizando con *Fig. 63*, visualizamos los valores introducidos versus los valores predichos por el modelo, si comparamos con *Fig. 55*, e interpretamos cierta semejanza.

Para concluir con el análisis, mediante el método de la transformación Box-Cox, podemos afirmar que la ecuación obtenida constituye una buena aproximación, desde el punto de vista de la varianza, pero analizando los residuos detectamos patrones no deseados. Además, el principal problema de este método es que el resultado se obtiene transformado, lo que significa que para obtener el valor real debemos aplicar la transformada inversa, lo cual aumenta la complejidad en el uso del modelo. Realizaremos el estudio del método restante y veremos cuál proporciona el resultado más apropiado.

Realizaremos ahora el análisis mediante el método de Cochran-Orcutt para el sensor TGS2620:

Transformación Cochran-Orcutt aplicada: autocorrelación = 0.959794.

Tabla 36. Valores de los coeficientes para cada componente.

		<i>Error</i>	<i>Estadístico</i>	
<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Estándar</i>	<i>T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3.0388	0.0347	87.6243	0.0000
<i>T</i>	$-64.099 \cdot 10^{-3}$	$1.603 \cdot 10^{-3}$	-39.9999	0.0000
<i>T</i> <sup>2</sup>	$437.64 \cdot 10^{-6}$	$17.14 \cdot 10^{-6}$	25.5297	0.0000
RH	$-23.585 \cdot 10^{-3}$	$1.151 \cdot 10^{-3}$	-20.4981	0.0000
<i>RH</i> <sup>2</sup>	$33.428 \cdot 10^{-6}$	$15.603 \cdot 10^{-6}$	2.1424	0.0337
<i>T</i> · <i>RH</i>	$331.03 \cdot 10^{-6}$	$26.78 \cdot 10^{-6}$	12.3601	0.0000



Tabla 37. Parámetros importantes en el estudio de la varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	2.4998	5	0.4999	24875.37	0.0000
Residuo	$30.751 \cdot 10^{-3}$	153	$20.099 \cdot 10^{-6}$		
Total (Corr.)	2.5029	158			

Otros estadísticos importantes en la valoración de la bondad del ajuste:

R-cuadrado = 99.8771%

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99.8731%

Error estándar del est. =  $4.4832 \cdot 10^{-3}$

Error absoluto medio =  $3.0377 \cdot 10^{-3}$

Estadístico Durbin-Watson = 1.24309

Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0.375434

En la *Tabla 36*, podemos observar el valor de las estimaciones, el error, junto con los parámetros estadísticos T y valor-P, para cada una de las variables. En la siguiente, *Tabla 37*, tenemos datos obtenidos del análisis de la varianza junto con los que están inmediatamente después, que más adelante analizaremos con detalle. La ecuación 19 muestra los resultados de regresión lineal:

$$\begin{aligned}
 R = & 3.0388 - 64.099 \cdot 10^{-3} \cdot T + 437.64 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 23.585 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 33.428 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 331.03 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned} \tag{19}$$

Debido a que el valor-P, en *Tabla 37*, es menor que 0.05, existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%.

El dato estadístico R-Cuadrado indica que el modelo ajustado explica 99.8771% de la variabilidad en R. El R-Cuadrado ajustado a grados de libertad, más apropiado para comparar modelos con diferente número de variables independientes, es 99.8731%. El error estándar muestra que la desviación estándar de los residuos es  $4.4832 \cdot 10^{-3}$ , éste valor puede usarse para construir límites para nuevas observaciones. El MAE es  $3.0377 \cdot 10^{-3}$ .

Para determinar si el modelo puede simplificarse, observaremos el valor-P en la *Tabla 37*. Más alto para las variables independientes, es 0.0337, y correspondiente a  $RH^2$ . Debido a que el valor-P es menor que 0.05, este término es estadísticamente significativo con un nivel de confianza del 95%. Por tanto, parece razonable que no eliminemos ninguna variable del modelo.

*Tabla 38.* Intervalos de confianza del 95% para las estimaciones de los coeficientes

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		
		<i>Estándar</i>	<i>Límite Inferior</i>	<i>Límite Superior</i>
CONSTANTE	3.0388	0.0347	2.9703	3.1073
$T$	$-64.099 \cdot 10^{-3}$	$1.603 \cdot 10^{-3}$	$-67.266 \cdot 10^{-3}$	$-60.934 \cdot 10^{-3}$
$T^2$	$437.64 \cdot 10^{-6}$	$17.14 \cdot 10^{-6}$	$403.77 \cdot 10^{-6}$	$471.51 \cdot 10^{-6}$
RH	$-23.585 \cdot 10^{-3}$	$1.151 \cdot 10^{-3}$	$-25.858 \cdot 10^{-3}$	$-21.312 \cdot 10^{-3}$
$RH^2$	$33.428 \cdot 10^{-6}$	$15.603 \cdot 10^{-6}$	$2.603 \cdot 10^{-6}$	$64.253 \cdot 10^{-6}$
$T \cdot RH$	$331.03 \cdot 10^{-6}$	$26.78 \cdot 10^{-6}$	$278.18 \cdot 10^{-6}$	$383.94 \cdot 10^{-6}$

Anteriormente, *Tabla 38*, hemos observado el valor de las estimaciones, errores y los límites, con intervalos de confianza del 95%, para cada una de las variables que intervienen en la ecuación 19. Seguidamente vamos a observar una serie de gráficas, en las que podremos afinar en las conclusiones finales, para determinar la bondad del modelo obtenido.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro)

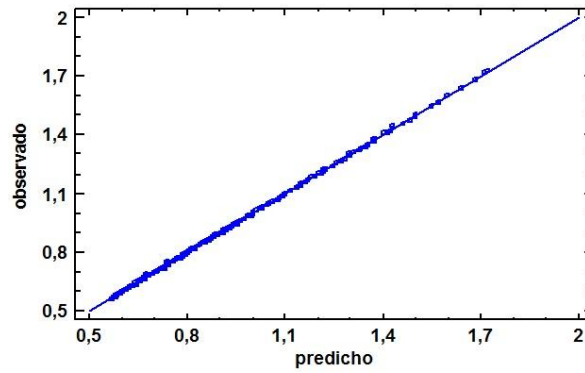


Fig. 64. Gráfica de valores de resistencia, observado vs predicho.

Gráfico de Residuos

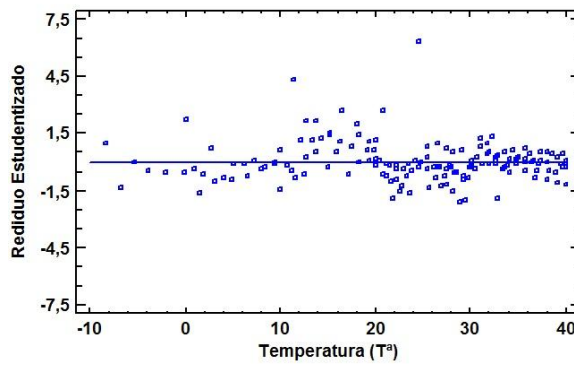


Fig. 65. Gráfica de residuos estudiados vs temperatura.

Gráfico de Residuos

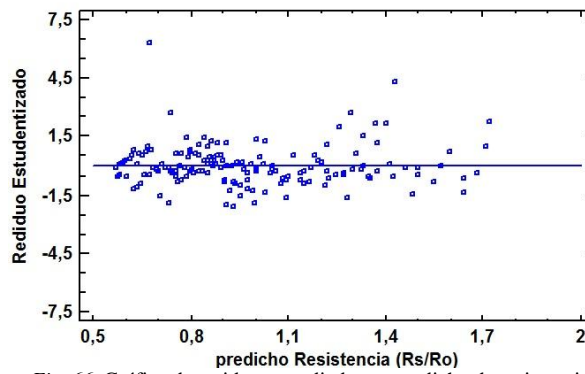


Fig. 66. Gráfica de residuos estudiados vs predicho de resistencia.

Gráfico de Resistencia (Rs/Ro) con Valores Predichos

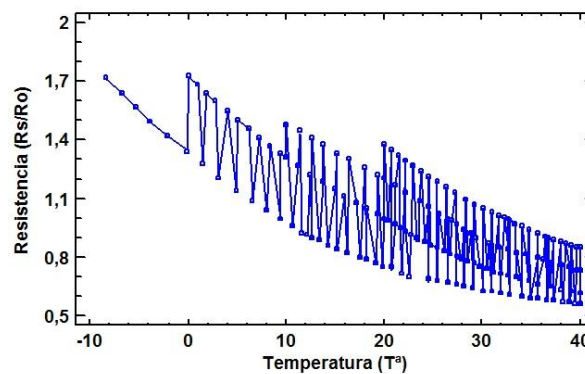


Fig. 67. Valores de resistencia aplicando modelo.

En las anteriores gráficas, hemos podido observar, *Fig. 64*, una comparativa entre los valores predichos con los observados. Para considerar bueno el modelo, todos los puntos deben estar contenidos en la recta que divide el plano, lo cual sucede en este caso. Seguimos con las *Fig. 65* y *66*, estas nos muestran los residuos versus temperatura y resistencia respectivamente, es importante observarlos para intentar distinguir algún patrón. El caso ideal es que se sitúen alrededor de la línea de cero sin seguir ningún patrón, para que el valor medio sea cero. En nuestro caso así sucede. Por último, tenemos la *Fig. 67*, en la que visualizamos una comparativa entre los valores observados y los estimados aplicando el modelo, si nos fijamos recuerda a la *Fig. 55*, proporcionada por el fabricante y de donde hemos obtenidos los puntos inicialmente. Para concluir, podemos considerar este método como un buen resultado, ya que cumple lo esperado.

Analizados ya los tres métodos, en los que basamos nuestros informes, terminamos este punto dando un resultado como definitivo. Este resultado, será a partir de ahora el que consideramos que modela el sensor. De los métodos utilizados, con el que más buenos resultados hemos obtenido y consideramos que es el que mejor modela el sensor es el que proporciona la aproximación por el método de Cochrane-Orcutt.

Una vez modelados los tres sensores, exponemos los resultados.

## 4. Resultados

En este apartado, expondremos los resultados finales para cada uno de los sensores e intentaremos hacer una comparativa, para cada uno de ellos, entre los resultados proporcionados por el fabricante y los modelos diseñados en este documento.

En la exposición de los datos, seguimos el siguiente criterio:

Primero mostramos la ecuación principal, en la que  $R$  es el coeficiente de resistencia, y depende de dos variables,  $T$  que es la temperatura y  $RH$  que es la humedad relativa en el ambiente. Seguidamente, mostramos la ecuación simplificada, en la que aplicamos condiciones de aire limpio ( $T = 20\text{ °C}$ ,  $RH = 65\%$ ), según lo proporcionado por el fabricante. También tendremos en cuenta  $R = R_s/R_o$ , donde  $R_s$  es la resistencia del sensor, y  $R_o$  es la resistencia en condiciones de aire limpio, cuyo valor es de  $10\text{ K}\Omega$ . Aplicando estos valores a la primera ecuación obtenemos la simplificada.

Para terminar, mostraremos dos gráficas. La primera se obtiene a partir de la ecuación simplificada, y representa cómo evoluciona la resistencia en función de la humedad relativa. Mientras que en la segunda realizamos una comparativa entre los datos proporcionados por el fabricante y una simulación de nuestro modelo, para observar así las posibles variaciones entre uno y otro.

**Sensor TGS2600:**

Ecuación que modela el sensor:

$$\begin{aligned}
 R = & 2.9842 - 75.6303 \cdot 10^{-3} \cdot T + 634.636 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 15.0058 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 58.8019 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 367.652 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned} \tag{7}$$

Ecuación simplificada del sensor, en función de RH:

$$R_s = 17.255 \text{ K}\Omega - 76.528 \Omega \cdot RH - 588.019 \text{ m}\Omega \cdot RH^2 \tag{20}$$

Gráfica de comportamiento del sensor:

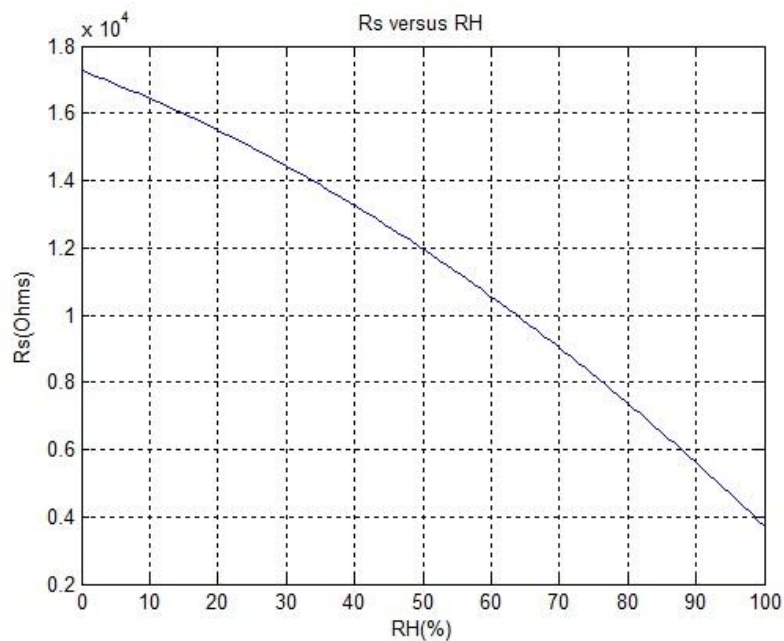


Fig. 69. Gráfica de comportamiento del sensor Rs versus RH.

Color negro modelo fabricante, color azul nuestro modelo.

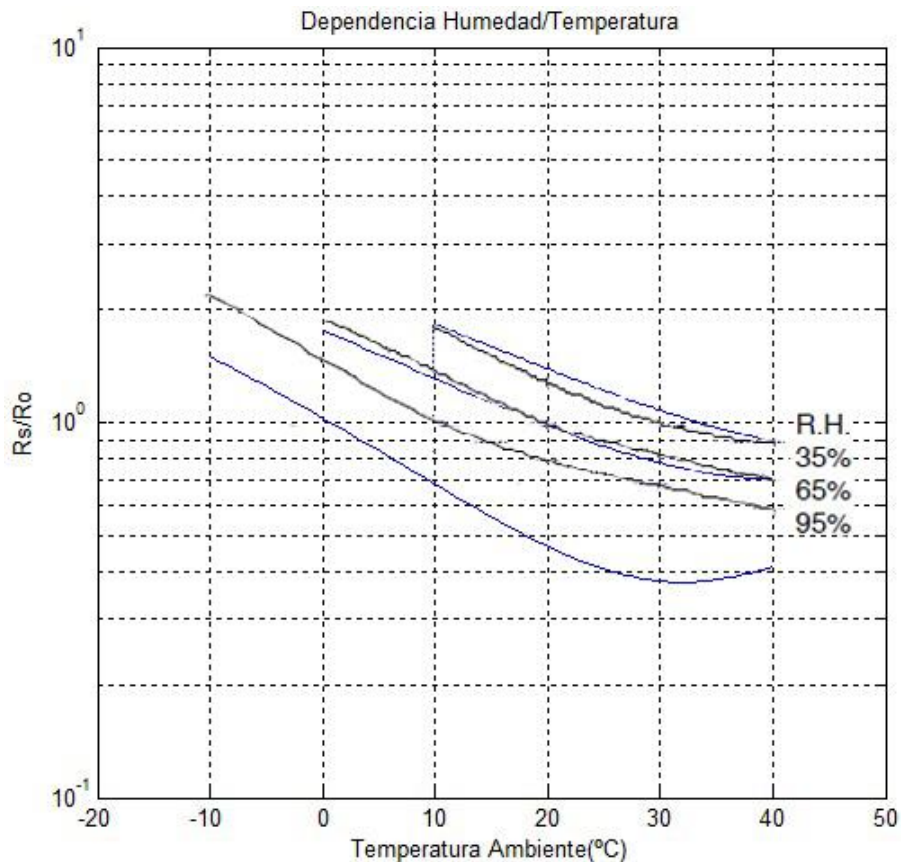


Fig.70. Superposición de gráficas fabricante con modelo de TGS2600.

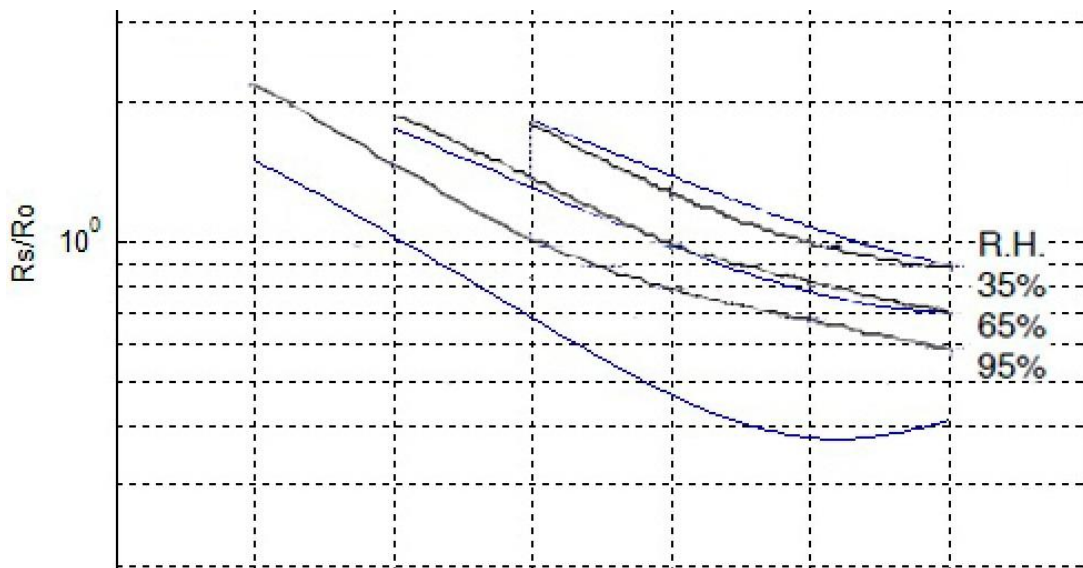


Fig. 71. Zoom de la parte central de Fig. 70.

En la Fig. 69, visualizamos el valor de la resistencia del sensor  $R_s$  en función de RH, basándonos en la ecuación 20. En las Fig. 70 y 71, podemos observar la superposición de curvas, las proporcionadas por el fabricante versus las obtenidas por nosotros mediante la simulación en Matlab del modelo, utilizando la ecuación 7.

**Sensor TGS2602:**

Ecuación que modela el sensor, obtenida en esta memoria:

$$\begin{aligned}
 R = & 2.0297 - 43.8305 \cdot 10^{-3} \cdot T + 216.19 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 5.5129 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 13.3269 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 110.01 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned} \quad (14)$$

Ecuación simplificada del sensor:

$$R_s = 12.3957 \text{ K}\Omega - 33.127 \text{ }\Omega \cdot RH - 133.169 \text{ m}\Omega \cdot RH^2 \quad (21)$$

Ecuación simplificada del sensor, según artículo [1] de la bibliografía:

$$R_s = 6.9582 \text{ K}\Omega + 129.172 \text{ }\Omega \cdot RH - 0.9788 \text{ }\Omega \cdot RH^2 \quad (22)$$

Gráfica de comportamiento del sensor:

Ecuación 21 en color verde y ecuación 22 color azul.

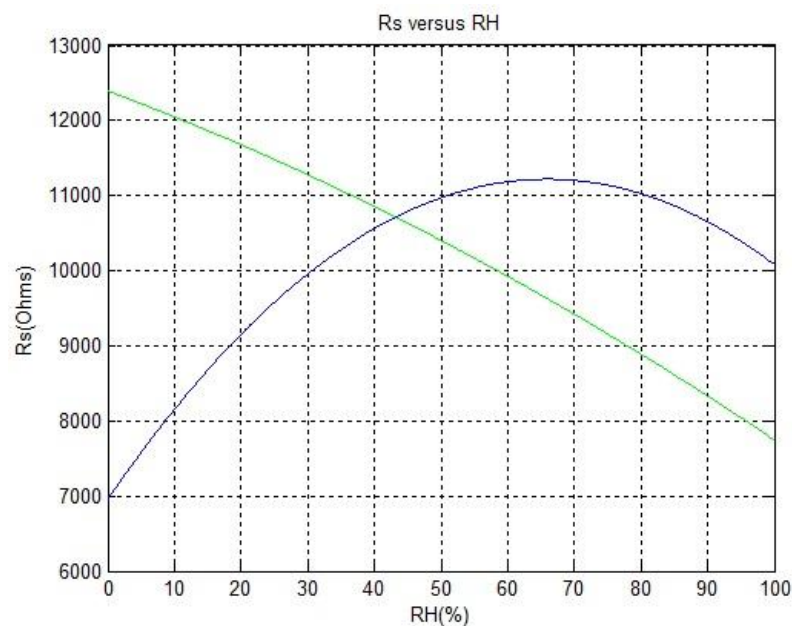


Fig. 72. Gráfica de comportamiento del sensor  $R_s$  versus  $RH$ .



Color negro modelo fabricante, color rojo nuestro modelo.

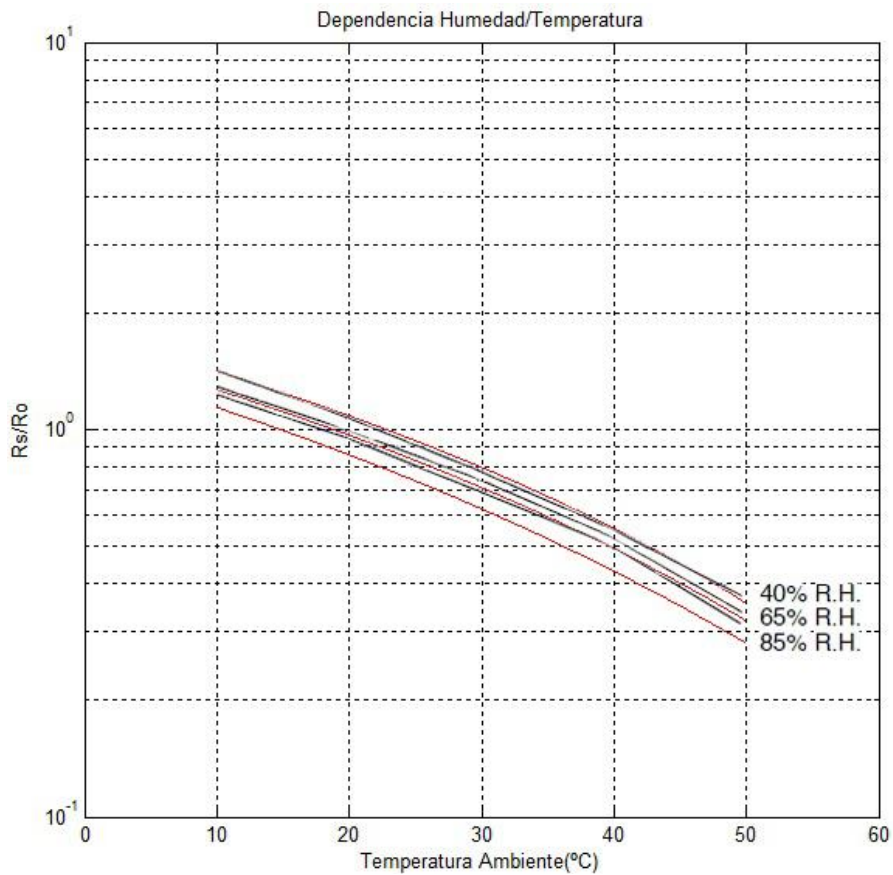


Fig. 73. Comparativa entre gráfica fabricante y nuestro modelo.

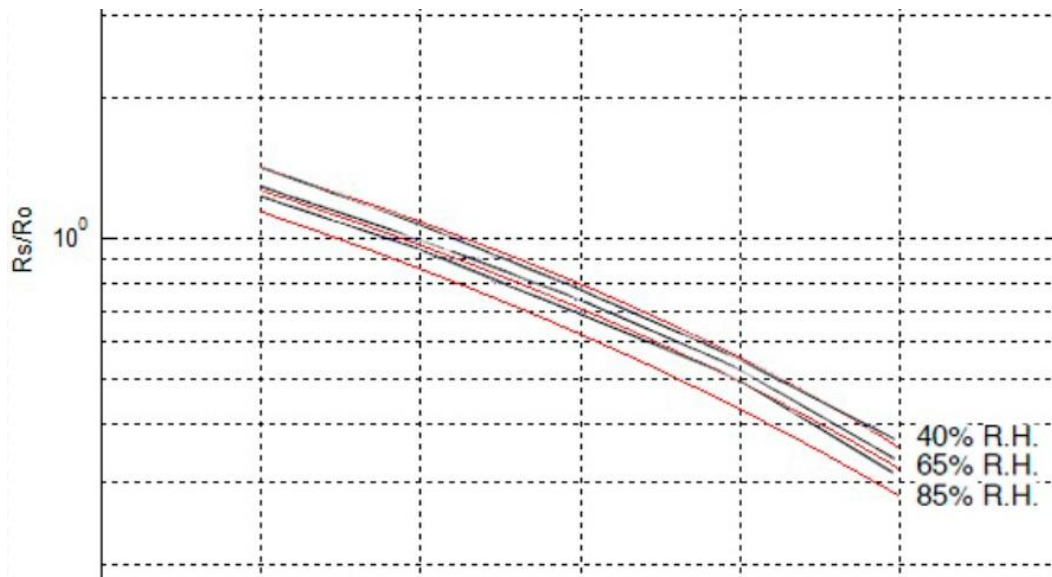


Fig. 74. Comparativa entre gráfica fabricante y nuestro modelo, zoom a Fig. 73.

En la Fig. 72, podemos ver la comparativa entre nuestro modelo y el obtenido en artículo [1],  $R_s$  en función de RH, para  $T = 20\text{ }^\circ\text{C}$ . Las Fig. 73 y 74 son las gráficas en las que comparamos nuestro modelo con los datos proporcionados por el fabricante.

**Sensor TGS2620:**

Ecuación que modela el sensor, obtenida en esta memoria:

$$\begin{aligned}
 R = & 3.0388 - 64.099 \cdot 10^{-3} \cdot T + 437.64 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 23.585 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 33.428 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 331.03 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned} \tag{19}$$

Ecuación simplificada del sensor:

$$R_s = 19.319K\Omega - 169.644 \Omega \cdot RH + 334.28 m\Omega \cdot RH^2 \tag{23}$$

Gráfica de comportamiento del sensor:

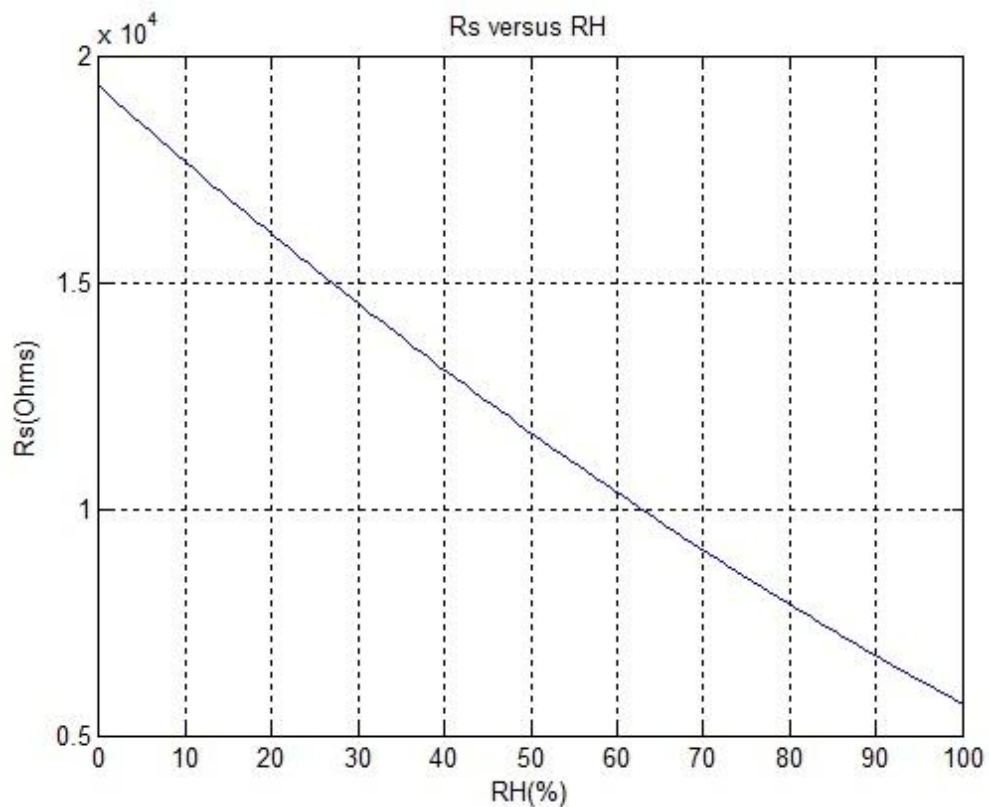


Fig. 75. Gráfica de comportamiento del sensor Rs versus RH.

Color negro modelo fabricante, color rojo nuestro modelo.

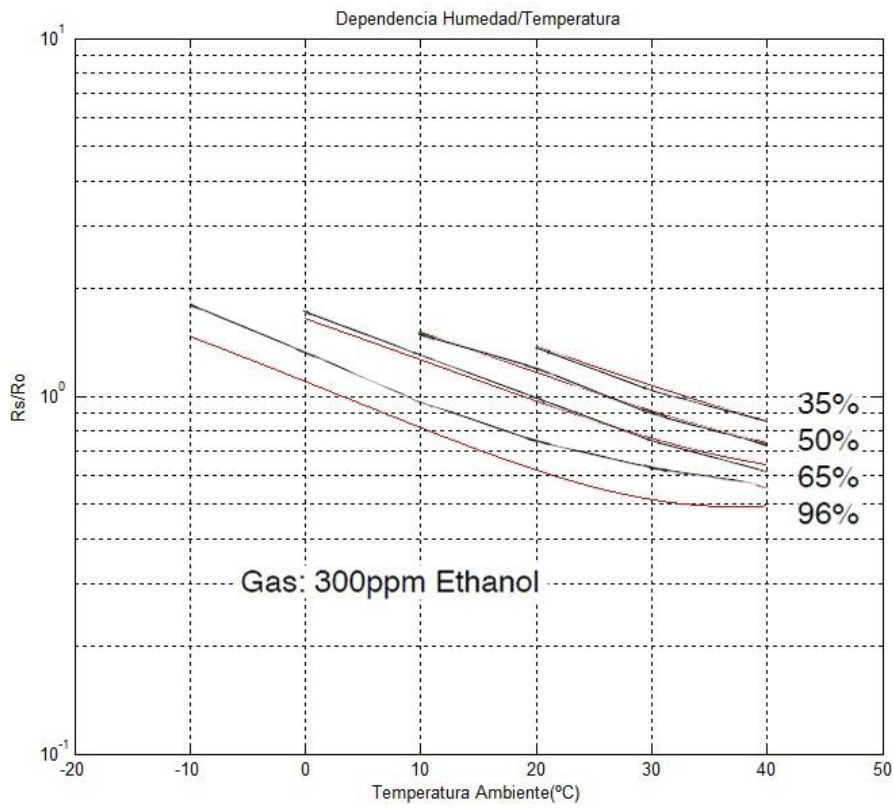


Fig. 76. Comparativa entre gráfica fabricante y nuestro modelo.

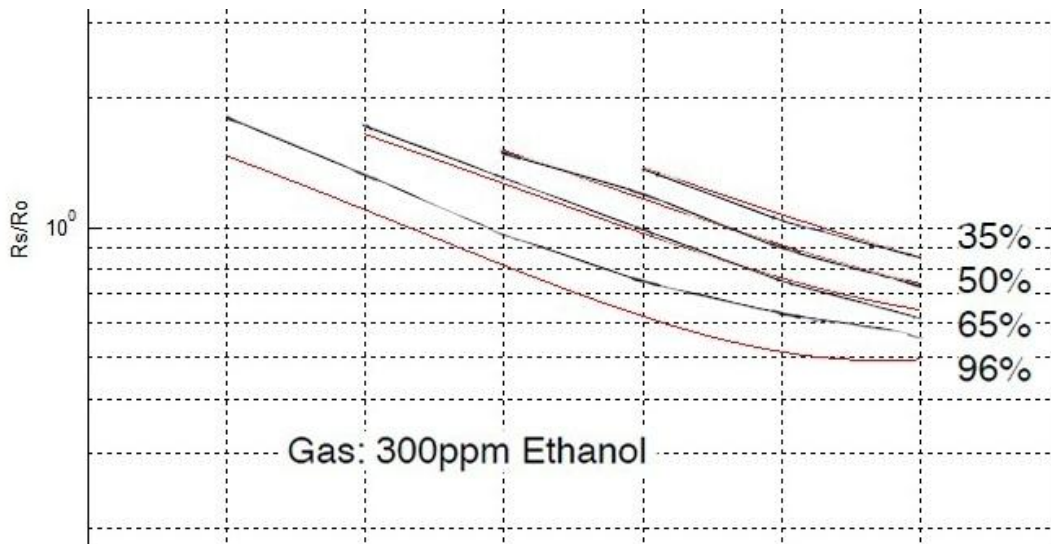


Fig. 77. Ampliación de la parte central de la Fig. 76.

En la Fig. 75, podemos ver el comportamiento de  $R_s$  en función de RH, utilizando la ecuación 23. Mientras que en Fig. 76 y 77, tenemos  $R$  en función de  $T$ , utilizando la ecuación 19. Apreciamos que el modelo calculado se asemeja bastante al proporcionado por el fabricante.

A la vista de los resultados, detectamos en todos los casos una problemática común. De hecho, si nos fijamos en las gráficas de comportamiento podemos observar que, en todos los modelos al aumentar el valor de RH, los valores del modelo sufren una desviación respecto a los valores proporcionados por el fabricante. Este hecho nos obliga a replantearnos la manera de obtener los modelos.

Replanteándonos este problema, decidimos realizar un cambio de paradigma, porque en lugar utilizar funciones polinómicas utilizamos funciones exponenciales para definir los modelos.

Decidido este cambio, realizamos tres pruebas alternativas de las cuales veremos que aproximación es la mejor para cada sensor, en el apéndice mostraremos la metodología de obtención para un sensor. En estas tres pruebas realizaremos una aproximación para los siguientes casos:

- Función exponencial de orden 2.
- Función polinómica de orden 3.
- Función exponencial de orden 3.

De las tres suposiciones, elegiremos el modelo que más se aproxime a las gráficas proporcionadas por el fabricante, siempre y cuando mejore los resultados obtenidos mediante los métodos descritos en el apartado 4. De hecho, utilizaremos las mismas herramientas que hasta el momento han sido utilizadas, con la peculiaridad que solamente realizaremos la aproximación con el método de Cochrane-Orcutt, ya que quedó demostrado en el apartado 4, que su aproximación era la más completa.

Expuesta dicha problemática, exponemos de nuevo los resultados.

**Sensor TGS2600:**

Ecuación que modela el sensor:

$$R = \exp\left(1.3303 - 42.1583 \cdot 10^{-3} \cdot T + 281.224 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 10.3767 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 45.1495 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 + 153.24 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH\right) \quad (24)$$

Ecuación simplificada del sensor:

$$R_s = 10K\Omega \cdot \exp\left(599.664 \cdot 10^{-3} - 7.312 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 45.150 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2\right) \quad (25)$$

**Temperature/Humidity Dependency:**

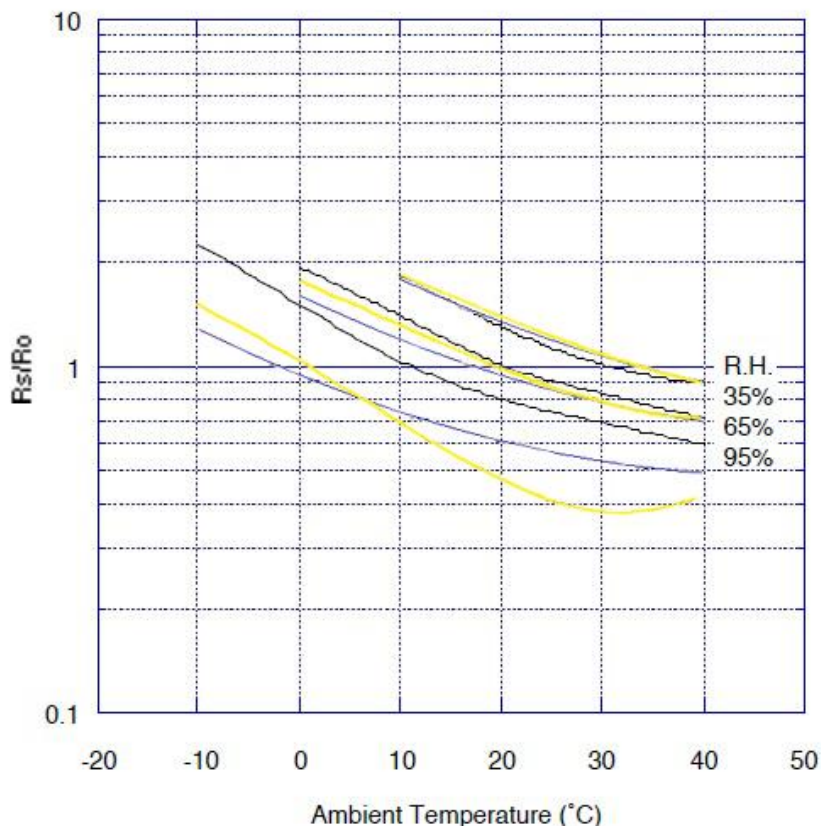


Fig. 78. Comparativa entre gráfica fabricante nuestro nuevo modelo.

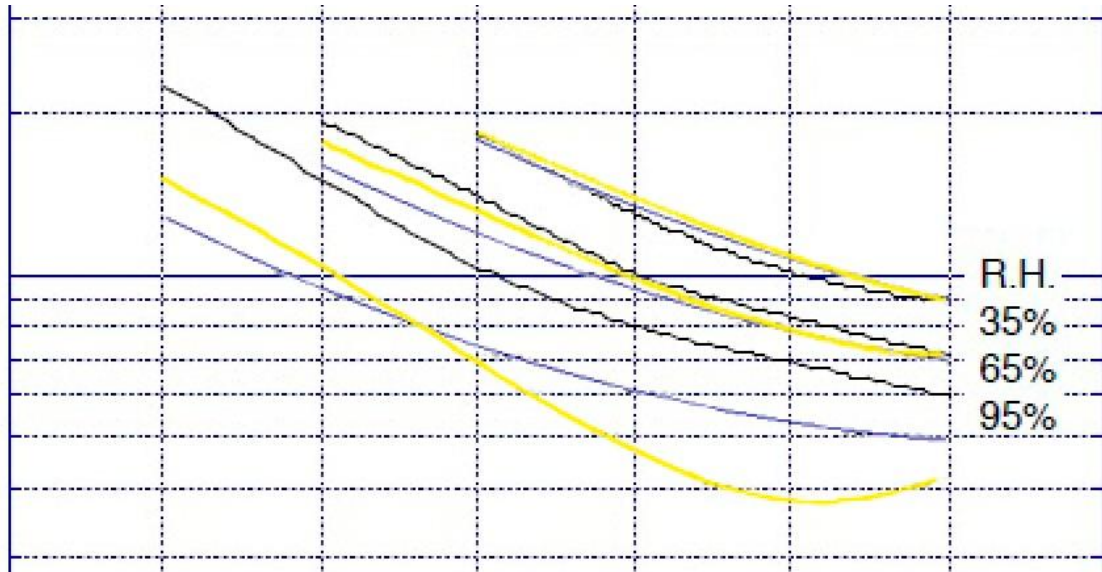


Fig. 79. Ampliación de la parte central de la Fig. 78.

En las dos gráficas anteriores, observamos la comparativa entre, el modelo proporcionado por el fabricante, curva color negro, nuevo modelo obtenido, curva color azul, anterior modelo obtenido mediante función polinómica de orden 2, curva color amarillo.

Como podemos apreciar, en términos generales visualizamos una ligera mejoría respecto al modelo anterior. Para valores de RH medios y bajos los dos modelos tienen resultados semejantes, es en los valores altos de RH donde se refleja esa ligera mejora.

Continuamos la comparativa con el siguiente sensor.

**Sensor TGS2602:**

Ecuación que modela el sensor:

$$R = \exp\left(0.7097 - 17.9553 \cdot 10^{-3} \cdot T + 260.731 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 3.8025 \cdot 10^{-3} \cdot RH\right) \quad (26)$$

Ecuación simplificada del sensor:

$$R_s = 10K\Omega \cdot \exp\left(246.338 \cdot 10^{-3} - 3.8025 \cdot 10^{-3} \cdot RH\right) \quad (27)$$

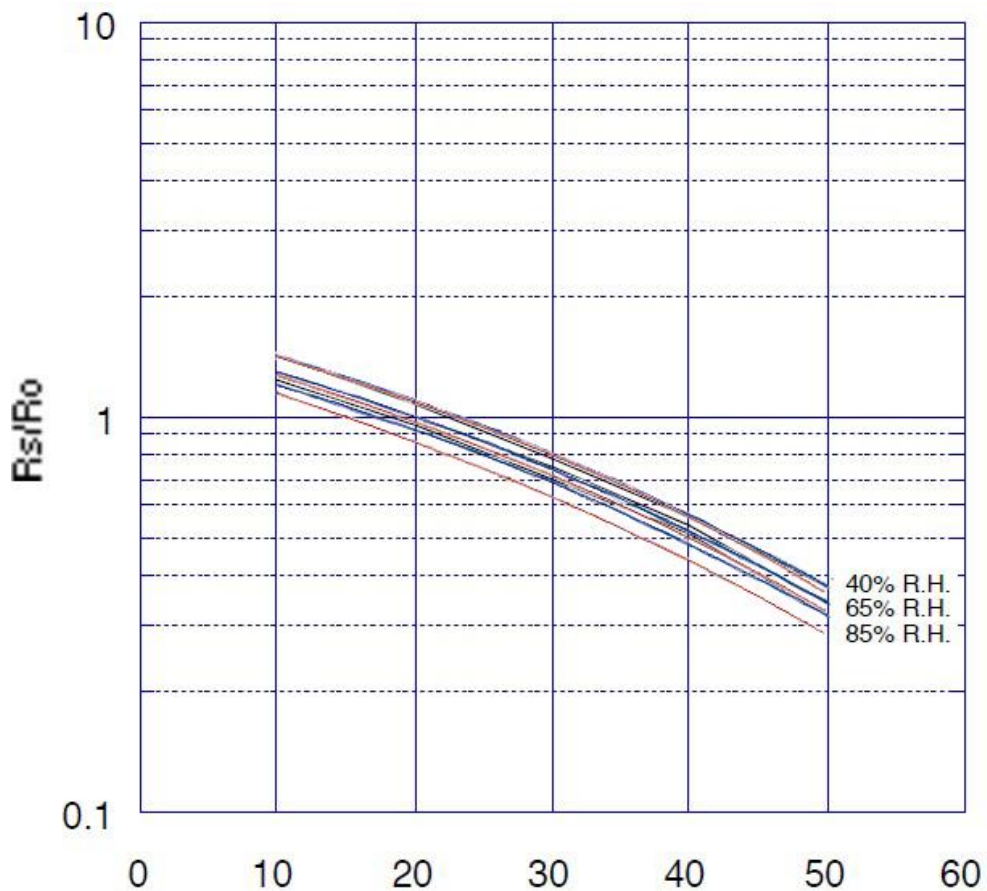


Fig. 80. Comparativa entre gráfica fabricante nuestro nuevo modelo.

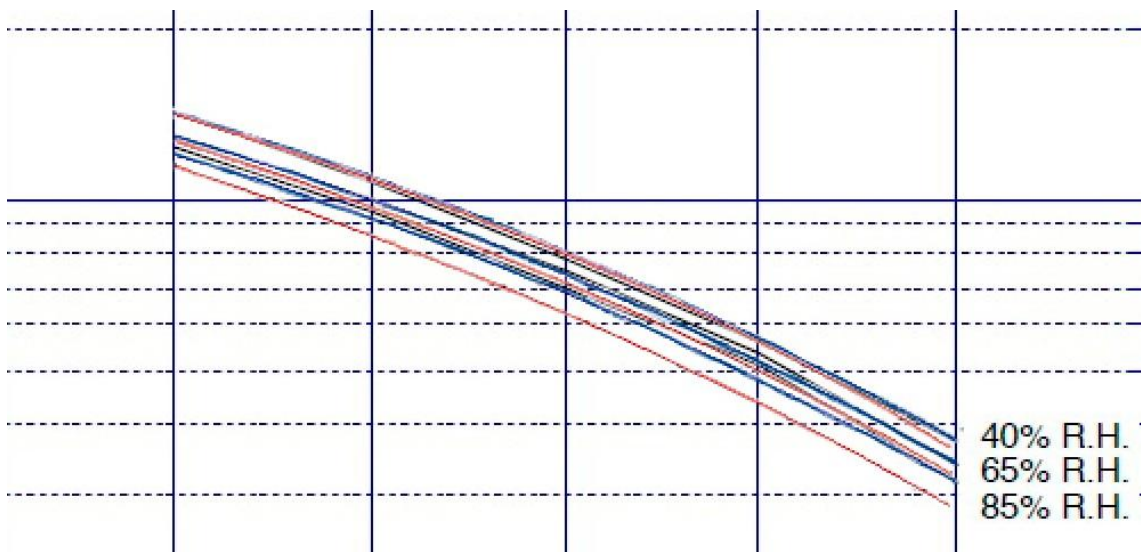


Fig. 81. Ampliación de la parte central de la Fig. 80.

En este caso, podemos observar la comparativa entre las curvas proporcionadas por el fabricante, color negro, curvas obtenidas a partir del nuevo modelo, color azul, y curvas obtenidas por el modelo anterior mediante aproximación polinómica, color rojo.

Si nos fijamos en la comparativa anterior, podemos observar como la mejora respecto al modelo anterior es considerable, de hecho, en nuevo modelo es muy similar al proporcionado por el fabricante.

Dicho esto, consideramos la aproximación mediante una función exponencial como el modelo óptimo, y como resultado final para este sensor.

Continuamos con el último sensor.



**Sensor TGS2620:**

Ecuación que modela el sensor:

$$R = \exp\left(1.6138 - 41.8548 \cdot 10^{-3} \cdot T + 177.515 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 20.0802 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 51.5775 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 + 165.718 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH\right) \quad (28)$$

Ecuación simplificada del sensor:

$$R_s = 10K\Omega \cdot \exp\left(0.847700 \cdot 10^{-3} - 16.766 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 51.577 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2\right) \quad (29)$$

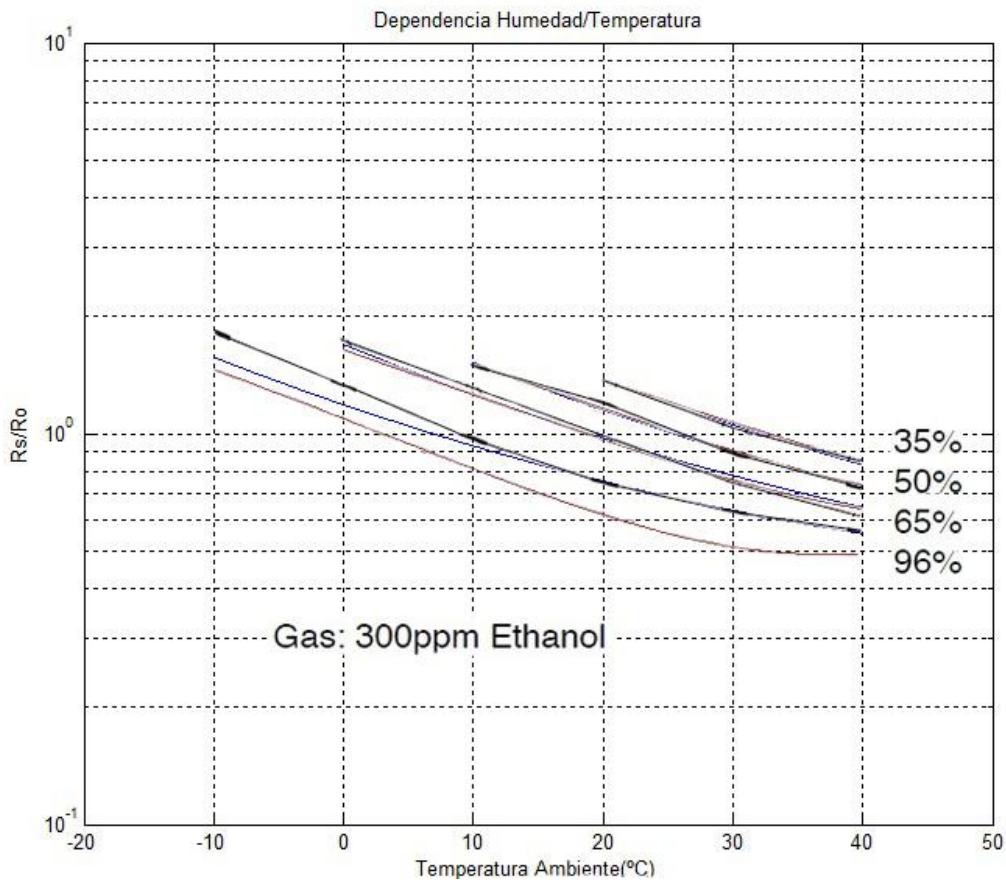


Fig. 82. Comparativa entre gráfica fabricante nuestro nuevo modelo.

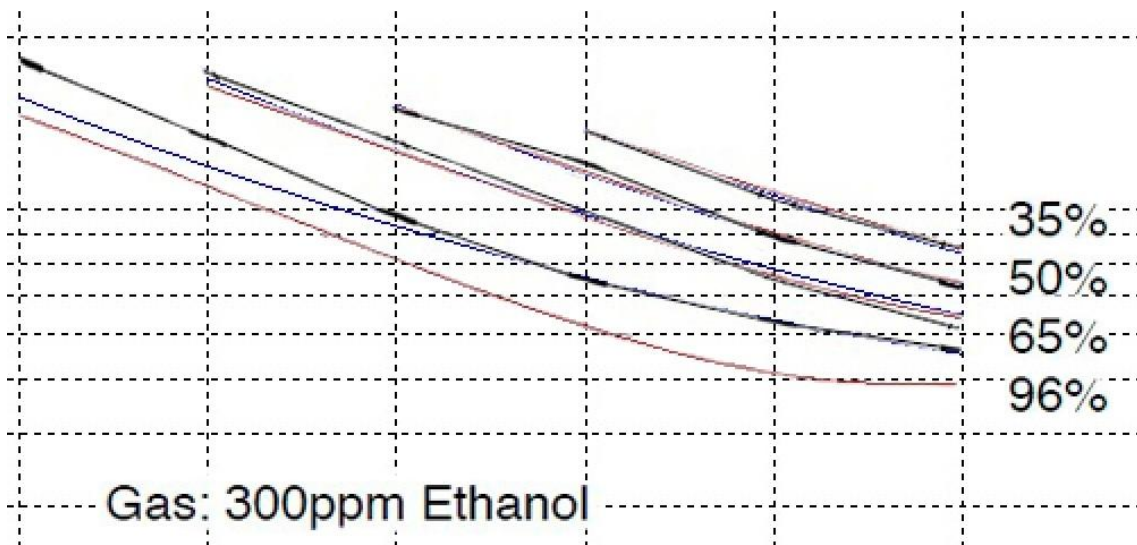


Fig. 83. Ampliación de la parte central de la Fig. 82.

Como observamos en las gráficas anteriores, tenemos una comparativa entre las curvas proporcionadas por el fabricante, color negro, curvas obtenidas mediante el nuevo método exponencial, color azul, y las curvas obtenidas por el método con función polinómica, color rojo.

Podemos interpretar visualizando las gráficas que, el nuevo método de aproximación exponencial mejora considerablemente la problemática causada por la aproximación polinómica, ya que para altos valores de RH divergía bastante del modelo del fabricante. Con esta nueva aproximación mejoramos este problema obteniendo un resultado bastante semejante al proporcionado por el fabricante.

Para terminar con la exposición de los resultados simplemente añadir que, con las mejoras propuestas, los resultados entregados se aproximan más a los buscados, lo cual mejora considerablemente la metodología de trabajo.

## **5. Conclusión**

En este proyecto hemos aprendido, a partir de unas gráficas características que proporciona un fabricante de componentes electrónicos, obtener unas ecuaciones matemáticas que modelan el comportamiento de dicho componente. Este hecho es algo común, ya que a muchos fabricantes no les interesa aportar toda la información, debido a que puede poner en riesgo las ventas de su producto.

Para lograr dicho objetivo hemos tenido que asimilar bien la información que aportaba el fabricante, más bien escasa, aprender métodos de digitalización de gráficos, métodos estadísticos para la obtención de los modelos matemáticos y diverso software utilizado para realizar dichas tareas.

Una vez obtenidos y analizados los resultados, observamos que no eran los esperados, o divergían un poco de ello, por tanto hemos conseguido pensar otro sistema que nos permita obtener un modelo que, se aproxima más a lo esperado, mejorando los resultados anteriores.

A nivel personal este proyecto ha sido una evolución constante, ya que partiendo de unas ideas básicas, con la ayuda de expertos, he conseguido sacar adelante un método completo para la obtención de modelos matemáticos a partir de la digitalización de imágenes.

Me ha permitido investigar en campos desconocidos para mí, al principio, como pueden ser manejo y manipulación de imágenes, métodos estadísticos e indagar más profundamente en otros campos conocidos como la programación en Matlab.

En definitiva ha sido una bonita experiencia personal y profesional necesaria para seguir creciendo en todos los ámbitos.

## 6. Bibliografía

### Recursos impresos:

- [1] Wongchoosuk, C., Lutz, M., Kerdcharoen, T., Detection and Classification of Human Body Odor Using an Electronic Nose, *Sensors* 2009, 9, 7234-7249.
- [2] Sadaghifard, S., Katorani, M., Daneshwar, M., An Intelligent Embedded E-Nose System in Smoke Detection, *American Journal of Scientific Research*, ISSN 1450-223X Issue 61(2012), 5-11.
- [3] Pallàs Areny, R., *Sensores y acondicionadores de señal*, Marcombo, Barcelona, 1995.
- [4] Pérez, C., *Estadística práctica con STATGRAPHICS*, Prentice Hall, Madrid, 2002.
- [5] Walpole, R.E., Myers, R.H., Myers, S.L., *Probabilidad y estadística para ingenieros*, Prentice Hall, México, 1999.
- [6] Perez, C., *Matlab y sus aplicaciones en las ciencias y la ingeniería*, Prentice Hall, Madrid, 2002.
- [7] Math Works Inc., *Matlab edición estudiante versión 4*, Prentice Hall, Hertfordshire, 1996.

Recursos electrónicos:

- PC con procesador doble núcleo y 1GB de RAM o superior.
- Hojas características de los sensores TGS 2600, 2602, 2620, consultada 20 Octubre 2012, revisión enero'05:  
[www.figarosensor.com/products/2600pdf.pdf](http://www.figarosensor.com/products/2600pdf.pdf)  
[www.figarosensor.com/products/2602pdf.pdf](http://www.figarosensor.com/products/2602pdf.pdf)  
[www.figarosensor.com/products/2620pdf.pdf](http://www.figarosensor.com/products/2620pdf.pdf)
- Licencia comercial de STATGRAPHICS CENTURION XVI.
- Licencia comercial Matlab, versión 4.0 o superior.
- Licencia comercial Photoshop CS4 o superior.
- Licencia comercial de Microsoft office 2007.
- Licencia comercial de Winrar, versión 4.0 o superior.
- Paint, software incluido en Windows, versiones a partir de Windows XP.
- PLOTDIGITIZER, software libre.

## Apéndice

En este apartado, expondremos para concluir, los comandos utilizados en Matlab, así como el método empleado en la superposición de imágenes mediante Photoshop CS4.

### Matlab:

Vamos a comentar el proceso utilizado en este software para, a partir de la ecuación origen, en cada uno de los sensores, obtener una ecuación simplificada y la obtención de las gráficas mostradas en los resultados.

Comenzamos con el sensor TGS2600:

```
format long
syms T RH real
```

Elegimos formato largo para mostrar los resultados y declaramos T y RH como variables simbólicas de tipo real.

```
R=2.9842-75.6303*10^-3*T+634.636*10^-6*T^2-15.0058*10^-3*RH-
58.8019*10^-6*RH^2+367.652*10^-6*T*RH;
```

Definimos R, como una función dependiente de T y RH.

```
T=20;Rs=eval(R);vpa(Rs,8)
ans =1.7254484-.76527600e-2*RH-.58801900e-4*RH^2
```

Ahora asignamos a T, un valor constante, evaluamos R y mostramos los resultados con ocho cifras decimales. Para obtener la ecuación 20, debemos multiplicar ans, obtenido anteriormente, por  $10K\Omega$ .

$$R_s = 17.255 K\Omega - 76.528 \Omega \cdot RH - 588.019 m\Omega \cdot RH^2 \quad (20)$$

Una vez obtenida esta ecuación, evaluaremos gráficamente  $R_s$  para todos los valores posibles de RH.

```
Rs=[-588.019*10^-3 -76.5276 17.2545*10^3];
RH=linspace(0,100,1000);
f=polyval(Rs,RH);
plot(RH,f),title(' Rs versus RH '),xlabel(' RH(%) '),ylabel(' Rs(Ohms) '),grid
```

Definimos Rs, RH contiene mil puntos definidos entre 0 y 100, evaluamos Rs para los valores de RH y lo asignamos a f, por último generamos una gráfica, obteniendo:

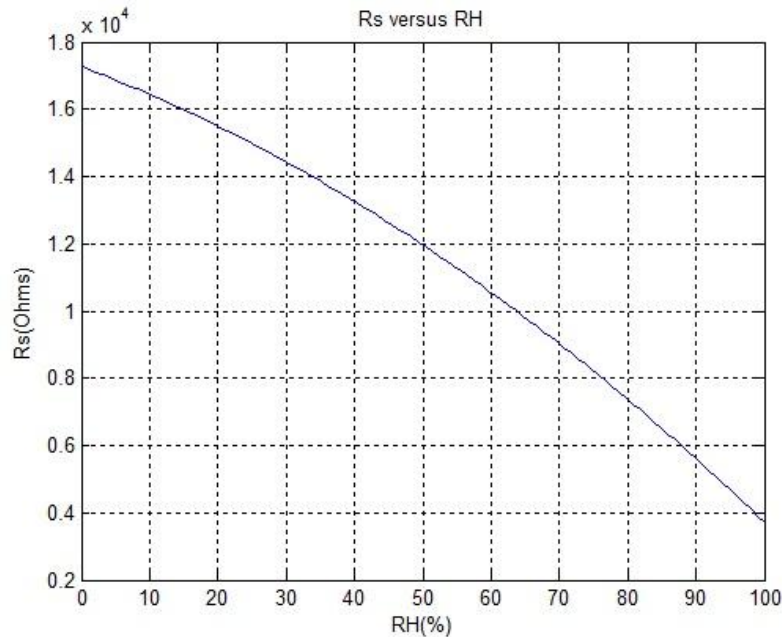


Fig. 84. Gráfica de comportamiento del sensor Rs versus RH

Hemos conseguido representar el valor de la resistencia del sensor Rs, en función de la humedad relativa RH, para una T constante, concretamente T = 20 °C.

A continuación queremos conseguir la gráfica que muestra Rs/Ro, coeficiente de resistencia, en función de T, temperatura, para distintos valores de RH, concretamente, RH = [35, 65, 95], para ello realizaremos:

```
clear
clc
```

Borramos todos los valores anteriores.

```
syms T RH real
R=2.9842-75.6303*10^-3*T+634.636*10^-6*T^2-15.0058*10^-3*RH-58.8019*10^-6*RH^2+367.652*10^-6*T*RH;
```

Volvemos a definir la ecuación origen, para ahora evaluarla para RH.

```
RH=35;R_RH35=eval(R);vpa(R_RH35,8)
ans =2.3869647-.62762480e-1*T+.63463600e-3*T^2
```

```
syms T RH real
RH=65;R_RH65=eval(R);vpa(R_RH65,8)
ans =1.7603850-.51732920e-1*T+.63463600e-3*T^2
```

```
syms T RH real
RH=95;R_RH95=eval(R);vpa(R_RH95,8)
ans =1.0279619-.40703360e-1*T+.63463600e-3*T^2
```

Evaluamos para los valores de RH deseados, obteniendo al mismo tiempo una ecuación que modela el comportamiento de  $R_s/R_o$  en función de T, por último vamos a representar estas curvas.

```
R1=[634.636*10^-6 -62.7625*10^-3 2.387];
R2=[634.636*10^-6 -51.7329*10^-3 1.7604];
R3=[634.636*10^-6 -40.7034*10^-3 1.028];
T1=linspace(10,40,1000);
T2=linspace(0,40,1000);
T3=linspace(-10,40,1000);
f1=polyval(R1,T1);
f2=polyval(R2,T2);
f3=polyval(R3,T3);
semilogy(T1,f1),title(' Dependencia Humedad/Temperatura '),xlabel(' Temperatura
Ambiente(°C) '),ylabel(' Rs/Ro '),grid, hold on
semilogy(T2,f2), hold on
semilogy(T3,f3), axis([-20 50 0.1 10])
```

Obteniendo la siguiente gráfica:

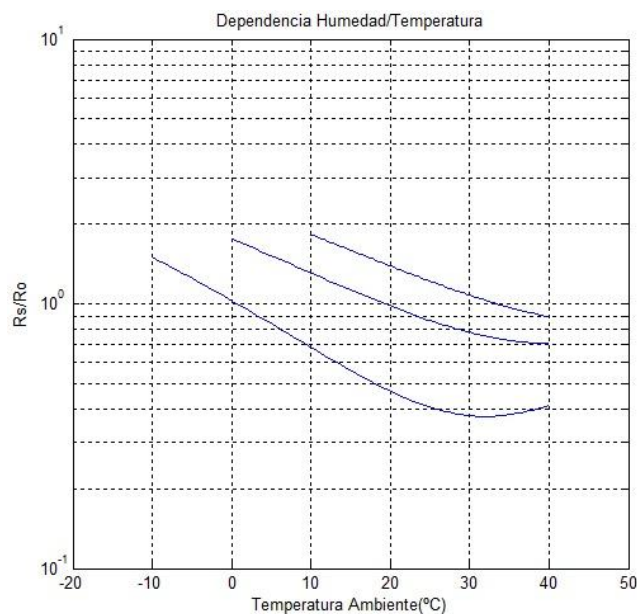


Fig. 85.  $R_s/R_o$  en función de T, obtenida mediante software.



La gráfica conseguida anteriormente, la tendremos que comparar con la proporcionada por el fabricante. Los resultados obtenidos para el sensor TGS2600, tendremos que conseguirlos para el resto de sensores. Con los comandos utilizados podemos obtener las ecuaciones y gráficas que necesitamos para el resto de sensores, solamente debemos adaptar los comandos a los datos correspondientes para cada caso.


El siguiente paso, es juntar la gráfica proporcionada por el fabricante y la obtenida mediante Matlab, para cada uno de los sensores, se puede realizar de muchas formas, nosotros hemos utilizado Photoshop CS6, pero se podrá realizar de muchas otras formas.

### **Photoshop:**

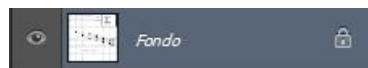
La utilización de este programa informático, parte de la necesidad de superponer dos imágenes. Este hecho ocurre así, ya que el fabricante nos proporciona las gráficas en un archivo PDF, que nosotros hemos convertido en una imagen JPG. Los resultados obtenidos en Matlab, también han sido convertidos en JPG. Por tanto, tenemos dos fotografías, con fondo blanco, que debemos superponer y convertir en una sola imagen que muestre todos los resultados.

Primero debemos abrir Photoshop, una vez hecho, abriremos los archivos JPG, serán dos, el obtenido del fabricante y el Matlab, lo conseguiremos haciendo:

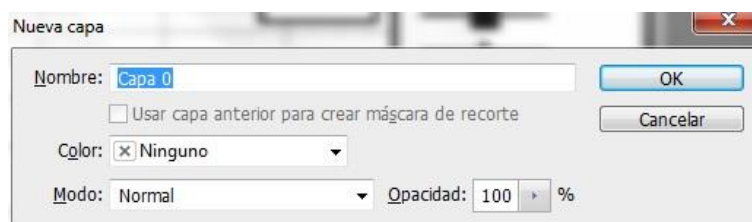
Archivo->Abrir

Y seleccionando los archivos elegidos. Nos aparecerán dos ventanas, ambas pulsamos ok. Tendremos dos ventanas abiertas en el software. Seleccionamos la herramienta de selección, normalmente estará en la paleta del margen izquierdo, .

Ahora deberemos renombrar las capas, en el margen derecho, mitad inferior,



Clicamos dos veces y aparecerá la siguiente ventana



Deberemos cambiar donde indica capa 0, y nombrarlo Im0, por ejemplo, realizaremos el mismo paso para la otra imagen, nombrándola Im1, esto permitirá desbloquear las imágenes y poder superponerlas. Ahora cogemos la ventana que contiene la imagen del fabricante y la arrastramos hacia la derecha, vemos como se desprende y aparece con otra ventana independiente. Seguidamente, pinchamos encima de la imagen del fabricante, y la arrastramos hacia la ventana donde está la imagen de Matlab.

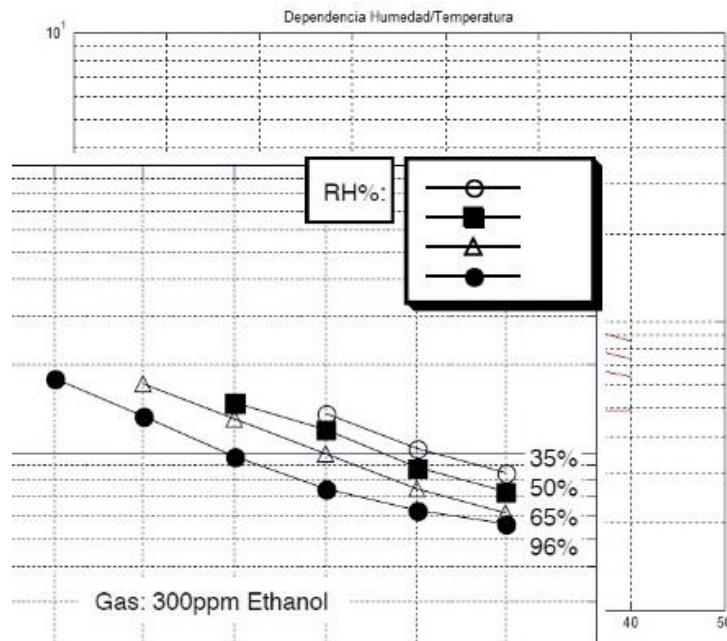
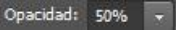


Fig. 86. Superposición de las dos gráficas.

Ya tenemos las dos imágenes en el mismo espacio de trabajo, formando dos capas. El siguiente paso es alinearlas, para ello, pinchamos otra vez sobre la imagen del fabricante, y pulsaremos las teclas ctrl + T, de este modo podemos manipular el tamaño y posición de la imagen seleccionada, en este caso la del fabricante.

Una vez seleccionada, pulsamos ctrl + +, para hacer zoom en la imagen, al ser más grande el ajuste será mejor. También debemos modificar la opacidad de la imagen, hasta un 50%, aproximadamente, para poderlas alinear con efectividad. La opacidad la podemos modificar, en la paleta de la parte derecha, a media pantalla aparece el siguiente icono , normalmente estará al 100%, modificamos hasta el 50, y observaremos como la imagen del fabricante se va haciendo transparente. Continuamos retocando hasta conseguir algo como Fig. 87.

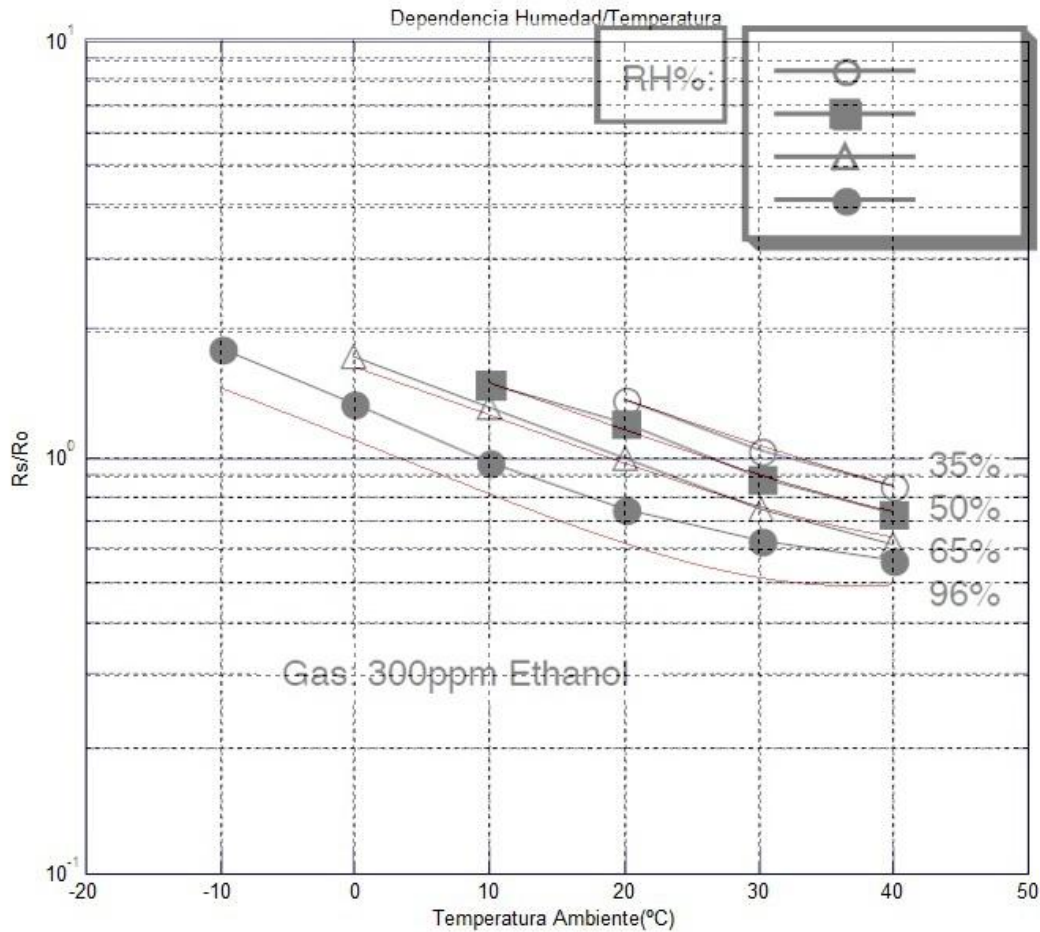

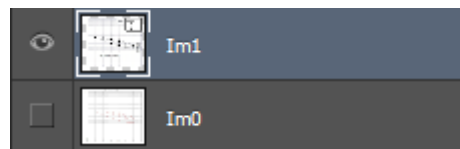


Fig. 87. Superposición de ambas gráficas acopladas.

Ahora debemos guardar la imagen, como JPG, con el nombre que deseemos. Una vez guardada, podemos ya devolver la opacidad al 100%. Seleccionaremos la herramienta para borrar, está en la paleta izquierda a media altura, y su icono es . Es conveniente, que seleccionemos la capa 1, la otra la ocultemos, capa 0, lo podemos conseguir, en la paleta derecha, debajo de la opacidad, están las capas de nuestra imagen, llamadas Im0 e Im1, justo al lado hay un ojo, que indica que es visible la capa, pulsamos encima de Im0, y esta capa será invisible, quedará algo así.



En siguiente paso, es borrar la parte de la imagen del fabricante que no necesitamos, toda exceptuando los comentarios y las curvas, quedando:

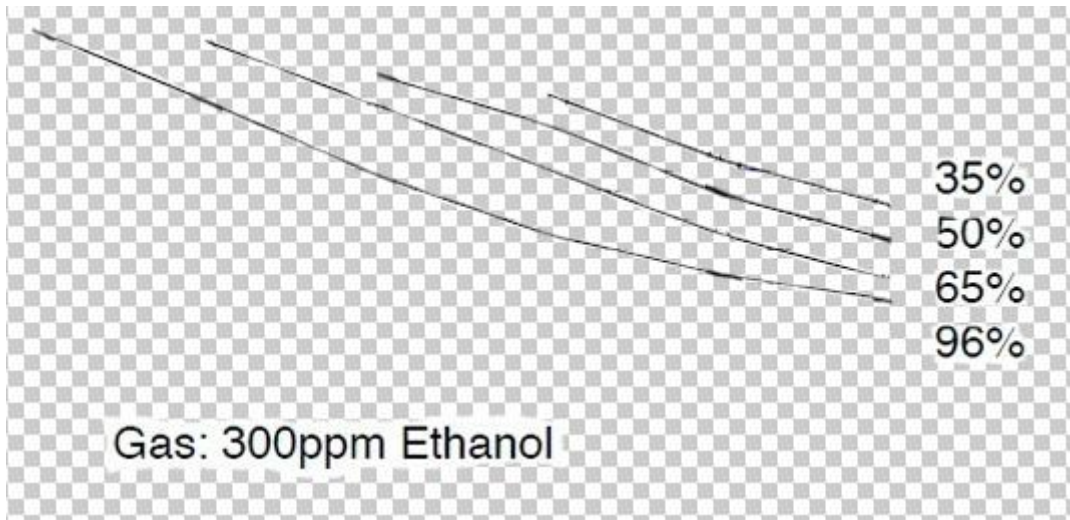


Fig. 88. Gráfica recortada del fabricante.

Hemos borrado toda la imagen del fabricante, hasta quedarnos con lo que realmente interesa, las curvas y los títulos. Ahora haremos visible la  $Im_0$  y ya tendremos las dos gráficas superpuestas.

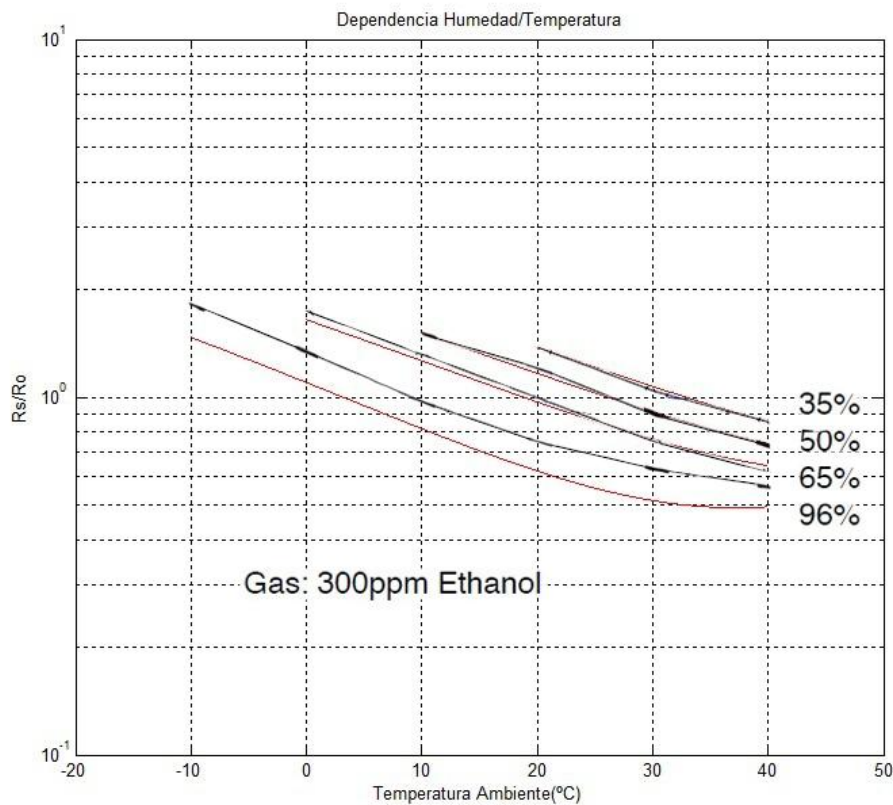


Fig. 89. Imagen final con las dos gráficas superpuestas.

Este procedimiento es el realizado para las tres gráficas comparativas, con esto damos por terminado este trabajo.

**Mejora de modelos:**

Este apartado, trata de explicar la problemática generada por los modelos obtenidos, ya que se desvían ligeramente del modelo proporcionado por el fabricante. Para ello, rehicimos todos los cálculos estadísticos, partiendo de la base de que quizá la función que modele el comportamiento no sea de forma polinómica, sea tipo exponencial, y en el caso de ser polinómica, es posible que sea de un orden superior, orden 3, 4, 5 o mayor.

Si tomamos como referencia el sensor TGS2620, en la memoria del proyecto hemos obtenido los siguientes resultados:

$$\begin{aligned}
 R = & 3.0388 - 64.099 \cdot 10^{-3} \cdot T + 437.64 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \\
 & - 23.585 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 33.428 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 \\
 & + 331.03 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH
 \end{aligned}
 \tag{19}$$

Siendo la ecuación 19, el modelo final obtenido como resultado de comportamiento del sensor. Comparando este modelo con el proporcionado por el fabricante, obtenemos:

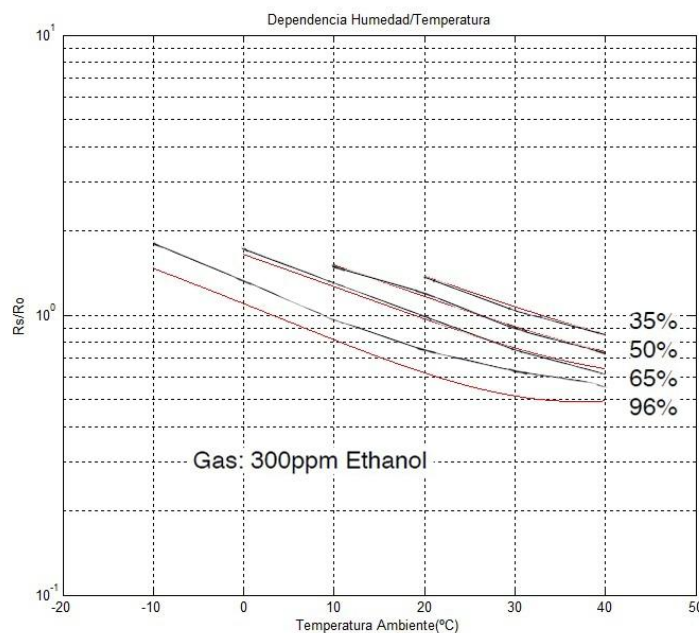


Fig. 90. Comparativa entre datos obtenidos y los proporcionados por el fabricante.

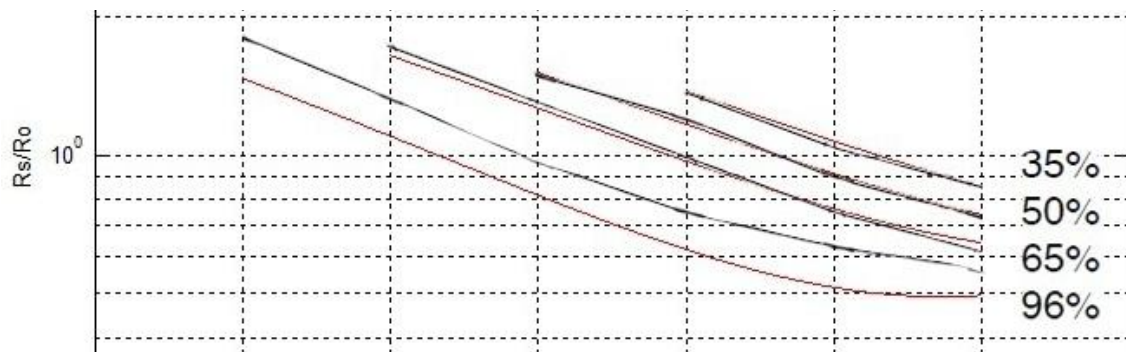


Fig. 91. Zoom de la grafica anterior.

Como podemos observar en ambas gráficas, para altos valores de RH, el modelo calculado difiere del fabricante, este fenómeno es el que intentamos mejorar o justificar el porqué de este hecho.

Para ello hemos supuesto diversos casos:

**1er caso:**

La función sea de tipo exponencial y de orden 2.

$$R = e^{(1.6138 - 41.8548 \cdot 10^{-3} \cdot T + 177.515 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 20.0802 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 51.5775 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 + 165.718 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH)}$$

La ecuación anterior, obtenida mediante métodos estadísticos, con una bondad en el ajuste, definido por el parámetro R cuadrado igual a 99.7791%. El análisis de los residuos, lo consideramos como bueno, ya que no detectamos en él ningún patrón modelable.

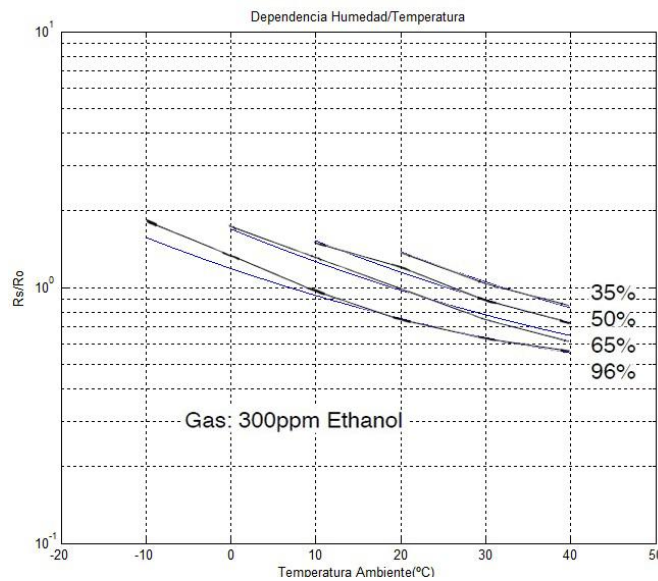


Fig. 92. Comparativa del primer supuesto con el fabricante.

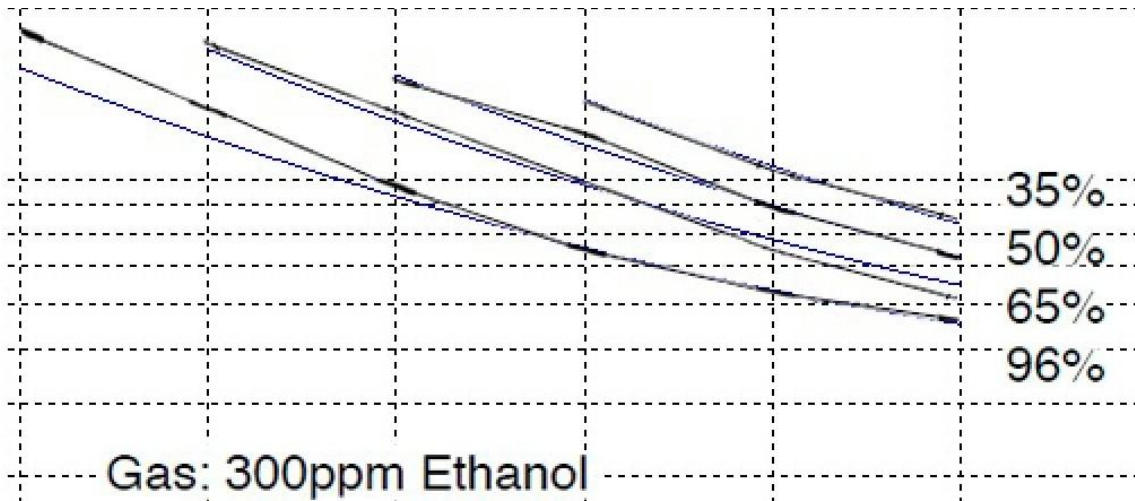


Fig. 93. Zoom de la grafica anterior.

Observamos, como al aplicar esta ecuación como modelo, la mejora con respecto al modelo inicial es muy considerable, hay unas pequeñas divergencias, pero en conclusión, mucho mejor modelo.

**2do caso:**

La función sea polinómica de orden 3.

$$R = 2.7446 - 51.6217 \cdot 10^{-3} \cdot T + 410.137 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 - 16.2557 \cdot 10^{-3} \cdot RH + 2.0647 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH^2$$

La ecuación anterior, obtenida mediante métodos estadísticos, con una bondad en el ajuste, definido por el parámetro R cuadrado igual a 99.8607%. El análisis de los residuos, lo consideramos como bueno, ya que no detectamos en él ningún patrón modelable.

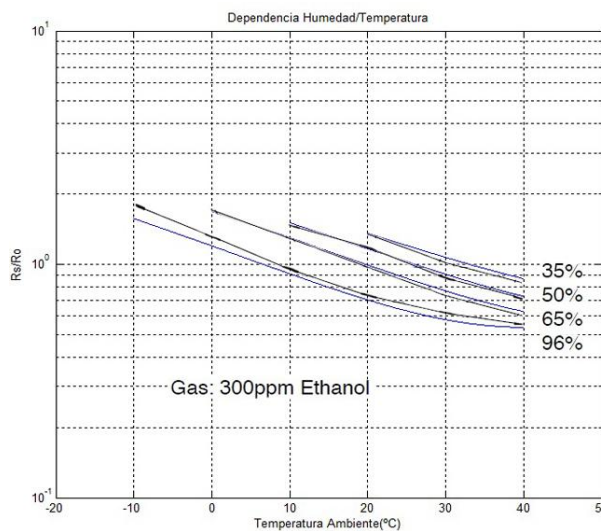


Fig. 94. Comparativa del segundo supuesto con el fabricante.

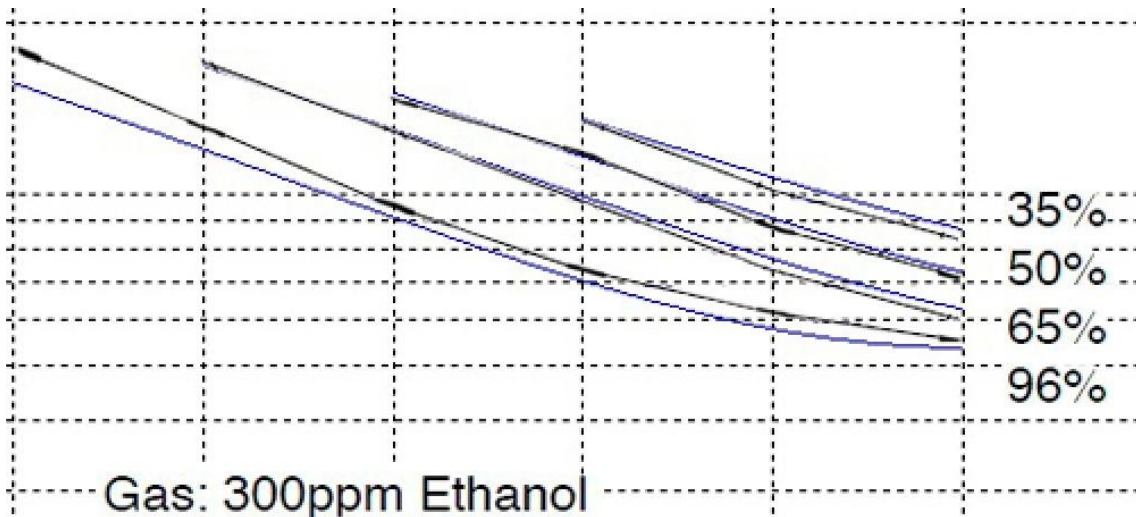


Fig. 95. Zoom de la grafica anterior.

Podemos ver como este modelo, también mejora la problemática anterior, aunque no llega a ser tan cercano como el caso 1, pero también lo podemos considerar como bueno respecto al inicial.

**3er caso:**

La función sea tipo exponencial de orden 3.

$$R = e^{(0.7115 - 386.210 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 + 4.5665 \cdot 10^{-6} \cdot T^3 + 6.6688 \cdot 10^{-3} \cdot RH - 151.691 \cdot 10^{-6} \cdot RH^2 - 754.391 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH + 3.1555 \cdot 10^{-6} \cdot T^2 \cdot RH + 5.9011 \cdot 10^{-6} \cdot T \cdot RH^2)}$$

La ecuación anterior, obtenida mediante métodos estadísticos, con una bondad en el ajuste, definido por el parámetro R cuadrado igual a 99.8637%. El análisis de los residuos, lo consideramos como bueno, ya que no detectamos en él ningún patrón modelable.

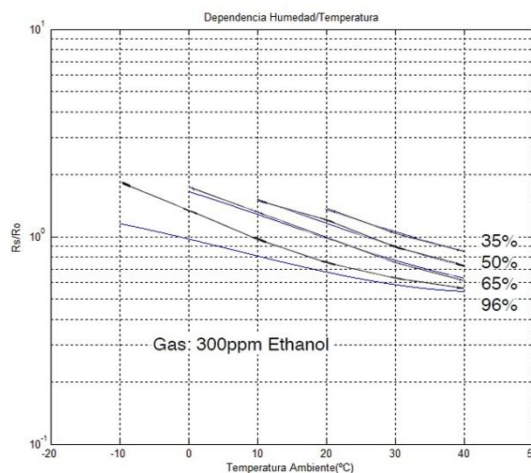


Fig. 96. Comparativa del tercer supuesto con el fabricante.



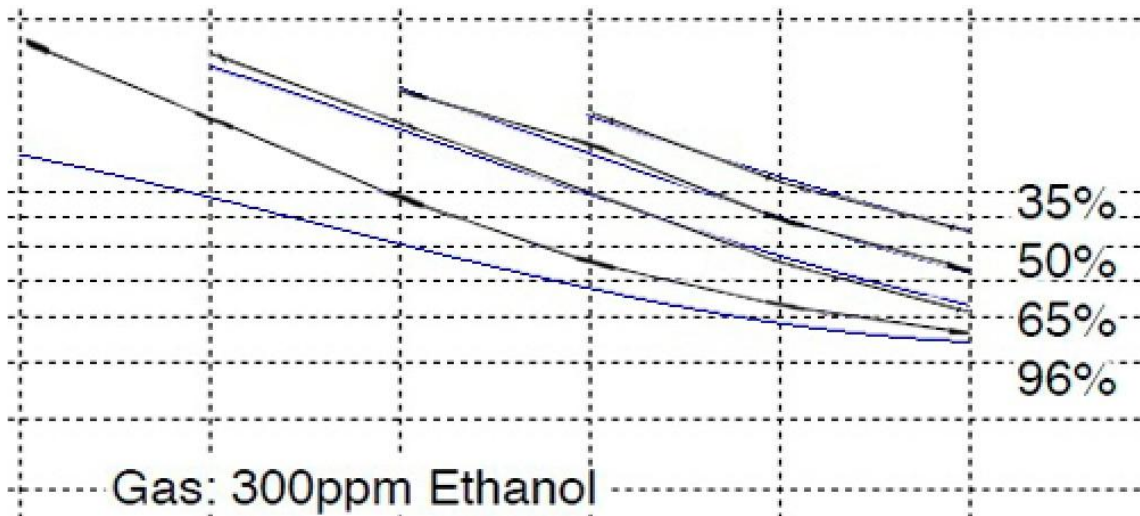


Fig. 97. Zoom de la grafica anterior.

Este modelo, mejora muy poco el modelo inicial, es la peor aproximación de las tres realizadas.

Estos tres casos estudiados, son como resultado de realizar múltiples cálculos estadísticos, en combinación de ecuaciones polinómicas y exponenciales hasta orden cuatro. Los ejemplos mostrados son las mejores soluciones, de mejor a peor caso.

Otro elemento a tener en cuenta, el fabricante no muestra los resultados utilizando un modelo y representándolo, sino que realiza unas pruebas con su componente a una determinada temperatura y humedad, con ello obtiene un valor de resistencia. Para curva representada solo obtiene 10 puntos, como mucho, después los une mediante software. Este hecho implica, la posibilidad que la curva que representa el fabricante no tenga una función exacta que defina el modelo buscado. También debemos tener en cuenta que, en la digitalización de las gráficas habremos cometido un cierto error, que arrastrándolo hasta el final puede hacer las divergencias obtenidas.

Por tanto, este documento puede ser una solución de peso a los problemas obtenidos en la memoria.

## Comandos de Matlab utilizados para la mejora de los modelos:

--1er caso:

```
syms T RH real
```

```
R=exp(1.61379-0.0418548*T+0.000177515*T^2- 0.0200802*RH+0.0000515775*RH^2+0.000165718*T*RH);
```

```
T=20;Rs=eval(R);vpa(Rs,8)
```

```
ans =exp(.84770000-.16765840e-1*RH+.51577500e-4*RH^2)
```

```
syms T RH real
```

```
RH=35;R_RH35=eval(R);vpa(R_RH35,8)
```

```
ans =exp(.97416544-.36054670e-1*T+.17751500e-3*T^2)
```

```
syms T RH real
```

```
RH=50;R_RH50=eval(R);vpa(R_RH50,8)
```

```
ans =exp(.73872375-.33568900e-1*T+.17751500e-3*T^2)
```

```
syms T RH real
```

```
RH=65;R_RH65=eval(R);vpa(R_RH65,8)
```

```
ans =exp(.52649194-.31083130e-1*T+.17751500e-3*T^2)
```

```
syms T RH real
```

```
RH=95;R_RH95=eval(R);vpa(R_RH95,8)
```

```
ans =exp(.17165794-.26111590e-1*T+.17751500e-3*T^2)
```

```
T1=linspace(20,40,1000);
```

```
T2=linspace(10,40,1000);
```

```
T3=linspace(0,40,1000);
```

```
T4=linspace(-10,40,1000);
```

```
R1=exp(.97416544-.36054670e-1*T1+.17751500e-3*T1.^2);
```

```
R2=exp(.73872375-.33568900e-1*T2+.17751500e-3*T2.^2);
```

```
R3=exp(.52649194-.31083130e-1*T3+.17751500e-3*T3.^2);
```

```
R4=exp(.17165794-.26111590e-1*T4+.17751500e-3*T4.^2);
```

```
semilogy(T1,R1),title(' Dependencia Humedad/Temperatura '),xlabel(' Temperatura Ambiente(°C) '),ylabel(' Rs/Ro '),grid, hold on  
axis([-20 50 0.1 10])
```

```
semilogy(T2,R2),hold on
```

```
semilogy(T3,R3),hold on
```

```
semilogy(T4,R4)
```

--2do caso:

syms T RH real

$R=2.74459-0.0516217*T+0.000410137*T^2-0.0162557*RH+0.0000206467*T*RH^2;$

$T=20;Rs=eval(R);vpa(Rs,8)$

$ans =1.8762108-.16255700e-1*RH+.41293400e-4*RH^2$

syms T RH real

$RH=35;R\_RH35=eval(R);vpa(R\_RH35,8)$

$ans =2.1756405-.49092479e-1*T+.41013700e-3*T^2$

syms T RH real

$RH=50;R\_RH50=eval(R);vpa(R\_RH50,8)$

$ans =1.9318050-.46460025e-1*T+.41013700e-3*T^2$

syms T RH real

$RH=65;R\_RH65=eval(R);vpa(R\_RH65,8)$

$ans =1.6879695-.42898469e-1*T+.41013700e-3*T^2$

syms T RH real

$RH=95;R\_RH95=eval(R);vpa(R\_RH95,8)$

$ans =1.2002985-.32988053e-1*T+.41013700e-3*T^2$

$T1=linspace(20,40,1000);$

$T2=linspace(10,40,1000);$

$T3=linspace(0,40,1000);$

$T4=linspace(-10,40,1000);$

$R1=2.1756405-.49092479e-1*T+.41013700e-3*T^2;$

$R1=2.1756405-.49092479e-1*T1+.41013700e-3*T1^2;$

$R1=2.1756405-.49092479e-1*T1+.41013700e-3*T1.^2;$

$R2=1.9318050-.46460025e-1*T2+.41013700e-3*T2.^2;$

$R3=1.6879695-.42898469e-1*T3+.41013700e-3*T3.^2;$

$R4=1.2002985-.32988053e-1*T4+.41013700e-3*T4.^2;$

$semilogy(T1,R1),title(' Dependencia Humedad/Temperatura '),xlabel(' Temperatura Ambiente(°C) '),ylabel(' Rs/Ro '),grid, hold on$

$axis([-20 50 0.1 10])$

$semilogy(T2,R2),hold on$

$semilogy(T3,R3),hold on$

$semilogy(T4,R4)$

--3er caso:

syms T RH real

$R = \exp(0.711462 - 0.00038621 \cdot T^2 + 0.00000456652 \cdot T^3 + 0.00666884 \cdot RH - 0.000151691 \cdot RH^2 - 0.000754391 \cdot T \cdot RH + 0.00000315548 \cdot T^2 \cdot RH + 0.00000590113 \cdot T \cdot RH^2);$

T=20;Rs=eval(R);vpa(Rs,8)

ans = exp(.59351016-.71567880e-2\*RH-.33668400e-4\*RH^2)

syms T RH real

RH=35;R\_RH35=eval(R);vpa(R\_RH35,8)

ans = exp(.75904992-.27576820e-3\*T^2+.45665200e-5\*T^3-.19174801e-1\*T)

syms T RH real

RH=50;R\_RH50=eval(R);vpa(R\_RH50,8)

ans = exp(.66567650-.22843600e-3\*T^2+.45665200e-5\*T^3-.22966725e-1\*T)

syms T RH real

RH=65;R\_RH65=eval(R);vpa(R\_RH65,8)

ans = exp(.50404212-.18110380e-3\*T^2+.45665200e-5\*T^3-.24103141e-1\*T)

syms T RH real

RH=95;R\_RH95=eval(R);vpa(R\_RH95,8)

ans = exp(-.24009475e-1-.86439400e-4\*T^2+.45665200e-5\*T^3-.18409447e-1\*T)

T1=linspace(20,40,1000);

T2=linspace(10,40,1000);

T3=linspace(0,40,1000);

T4=linspace(-10,40,1000);

R1=exp(.75904992-.27576820e-3\*T1.^2+.45665200e-5\*T1.^3-.19174801e-1\*T1);

R2=exp(.66567650-.22843600e-3\*T2.^2+.45665200e-5\*T2.^3-.22966725e-1\*T2);

R3=exp(.50404212-.18110380e-3\*T3.^2+.45665200e-5\*T3.^3-.24103141e-1\*T3);

R4=exp(-.24009475e-1-.86439400e-4\*T4.^2+.45665200e-5\*T4.^3-.18409447e-1\*T4);

semilogy(T1,R1),title(' Dependencia Humedad/Temperatura '),xlabel(' Temperatura Ambiente(°C) '),ylabel(' Rs/Ro '),grid, hold on  
axis([-20 50 0.1 10])

semilogy(T2,R2),hold on

semilogy(T3,R3),hold on

semilogy(T4,R4)

