**Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey**

Logotipo, nombre de la empresa

Descripción generada automáticamente

Machine Learning para Secadoras

**Materia:**

Inteligencia Artificial Avanzada

Integrantes:

José Antonio Miranda Baños

**Campus:** Querétaro.

**Fecha: 24 de agosto de 2024**

Machine Learning Para Secadoras

José Antonio Miranda Baños

*IRS, Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey   
(Campus QRT)*Qrt, Mx  
*A0161795@tec.mx*

*Abstract*—

Keywords— Machine Learnig, Regresión logistica,

# Introducción

Esta década (2020) ha sido definitivamente la década del Machine Learning; pareciera que todas las empresas buscan implementar esta tecnología en cada uno de sus productos. El Machine Learning ha demostrado ser una herramienta poderosa en diversas industrias, desde la automotriz hasta la salud. En el contexto de los electrodomésticos, particularmente en las secadoras, el uso de Machine Learning abre nuevas posibilidades para mejorar la eficiencia, optimizar el rendimiento y personalizar la experiencia del usuario.

Las secadoras tradicionales han evolucionado en términos de diseño y funcionalidad, pero la integración de algoritmos de Machine Learning promete llevar estas mejoras a un nuevo nivel. Con la capacidad de analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real, las secadoras equipadas con Machine Learning podrán predecir patrones de uso, ajustar los ciclos de secado según las necesidades específicas de cada carga y anticipar problemas potenciales antes de que ocurran.

De modo que es solo cuestión de tiempo para empezar a ver más productos del tipo electrodoméstico con integraciones de Machine Learning

Este artículo explora cómo el Machine Learning puede transformar las secadoras, revisando aplicaciones actuales, desafíos técnicos y perspectivas futuras. Además, se discute cómo la implementación de estas tecnologías no solo puede incrementar la eficiencia energética, sino también ofrecer una mayor comodidad y cuidado para las prendas. A través de un análisis detallado de estudios de caso y avances recientes, se busca proporcionar una visión integral de cómo el Machine Learning está redefiniendo el sector de los electrodomésticos.

# desarrollo

## ¿Como funciona tu Secadora?

Aunque la pregunta puede parecer sencilla, entender el funcionamiento de una secadora es crucial para abordar cuestiones más profundas como el daño potencial a la ropa o la eficiencia en el manejo de grandes volúmenes de prendas. Las secadoras, a pesar de su diseño aparentemente simple, involucran una serie de procesos complejos que afectan tanto el resultado del secado como la durabilidad de las prendas.

El funcionamiento de una secadora es relativamente sencillo y se puede entender cómo que queremos separar el agua que quedo después de que la lavadora centrifugara nuestra ropa. La mejor solución para esto es calentarla para evaporar esta agua y extraer el vapor para ir lentamente reduciendo la cantidad de agua en nuestra ropa. Ahora hay muchas otras cosas involucradas que no considere en el resumen rápido de como secar ropa. Por ejemplo, no tomamos en cuenta que la ropa no puede estar junta o sino esta se acumula y esta no se llega a secar, que no podemos hacer girar el tambor muy rápido sino el aire no alcanza a llevarse nada de la humedad y la obstrucción del escape de tu secadora.

Estos y otros varios factores llegan a afectar el ciclo de secado de tu secadora y dañar tu ropa, por lo que no saber usar bien tu secadora afectara la vida útil de tus prendas.

## Machine Learning para Secadoras

*Al comenzar este proyecto, no anticipé la magnitud del impacto que el Machine Learning (ML) podría tener en las secadoras. Inicialmente, podría parecer que no hay necesidad de implementar modelos de ML en un electrodoméstico como una secadora, especialmente si consideramos que, a diferencia de una estufa, no estamos presentes para supervisar su funcionamiento. Sin embargo, al profundizar en el análisis, se vuelve evidente que las secadoras, al ser herramientas "Non-Supervised", se benefician enormemente de la integración de modelos de ML.*

1. *Definición de "Non-Supervised" y "Supervised"*

*Non-Supervised: En el contexto de los electrodomésticos, una máquina "Non-Supervised" es aquella que realiza una tarea de manera autónoma sin la necesidad de supervisión continua. Un ejemplo de esto es la secadora. Una vez que introduces la ropa y seleccionas un programa, la secadora completa el ciclo sin intervención adicional. Esta falta de supervisión directa la hace candidata ideal para la integración de ML, que puede optimizar su funcionamiento y mejorar los resultados sin la necesidad de monitoreo constante.*

*Supervised: En contraste, herramientas "Supervised" como la estufa requieren la presencia del usuario para ajustar parámetros en tiempo real. Dado que el usuario está activamente involucrado en el proceso (como cocinar), no hay una necesidad inmediata de implementar ML para gestionar la operación del aparato, ya que el control manual y la supervisión directa cumplen esa función.*

# Implementación

El desafío es claro: desarrollar la secadora ideal, una máquina que pueda secar eficientemente cualquier tipo de ropa sin importar su naturaleza, al punto de que entregar la ropa doblada sea casi una muestra de vanidad. Para alcanzar este objetivo, nos proponemos utilizar técnicas avanzadas de Machine Learning, específicamente una regresión logística, para identificar y ajustar el ciclo de secado adecuado para cada tipo de prenda.

##### Definiendo la Secadora Ideal

El concepto de la secadora ideal implica una máquina capaz de adaptar su ciclo de secado a las características específicas de cada carga de ropa, asegurando resultados óptimos sin necesidad de intervención manual. Esto requiere un sistema que pueda:

Detectar el Tipo de Prenda: Identificar las características de las diferentes prendas (tipo de tejido, grosor, etc.) para ajustar el ciclo de secado en consecuencia.

Ajustar el Ciclo de Secado: Modificar parámetros como la temperatura y la duración del ciclo según las necesidades específicas de la ropa.

Optimizar el Desempeño: Asegurar que cada ciclo de secado sea eficiente en términos de tiempo y consumo energético, manteniendo la calidad de las prendas.

##### Implementación de la Regresión Logística

Para alcanzar estos objetivos, implementaremos un modelo de regresión logística, que es adecuado para la clasificación binaria y multiclase. Este modelo ayudará a identificar el tipo de ciclo que la secadora debe utilizar basándose en las características de las prendas. Los pasos clave en la implementación son:

Recopilación de Datos: Utilizaremos conjuntos de datos reales proporcionados por la empresa MABE. Estos datos incluyen información detallada sobre diferentes tipos de prendas y los ciclos de secado asociados, permitiendo al modelo aprender las relaciones entre las características de la ropa y los ciclos de secado óptimos.

Preparación de Datos: Los datos se procesarán para asegurar que estén limpios y bien estructurados. Esto incluye la normalización de variables y el manejo de datos faltantes o anomalías.

Entrenamiento del Modelo: Se entrenará la regresión logística utilizando los datos recopilados. El modelo aprenderá a clasificar las prendas en función de sus características y predecir el ciclo de secado más adecuado.

Evaluación del Modelo: Se evaluará la precisión del modelo utilizando métricas de rendimiento como la exactitud, la precisión y la recuperación. Esto ayudará a ajustar los parámetros y mejorar la capacidad del modelo para generalizar a nuevas muestras.

##### Beneficios y Futuro

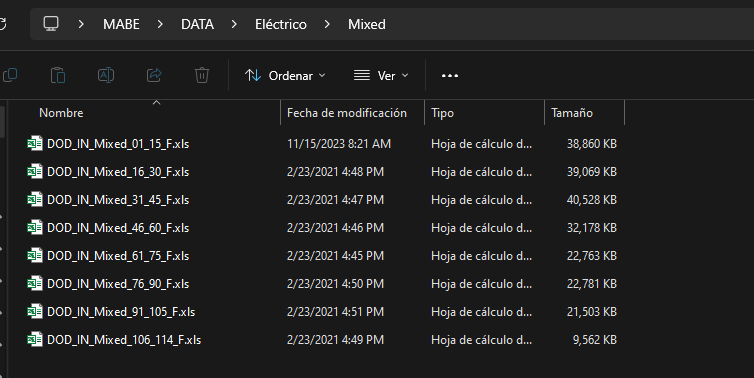
La implementación de la regresión logística en la secadora no solo promete mejorar la eficiencia del secado y la protección de las prendas, sino que también abre la puerta a futuras mejoras. Con el tiempo, el modelo puede refinarse y ajustarse utilizando datos adicionales y técnicas avanzadas de Machine Learning, como el aprendizaje profundo, para mejorar aún más la precisión y la adaptabilidad de la secadora.

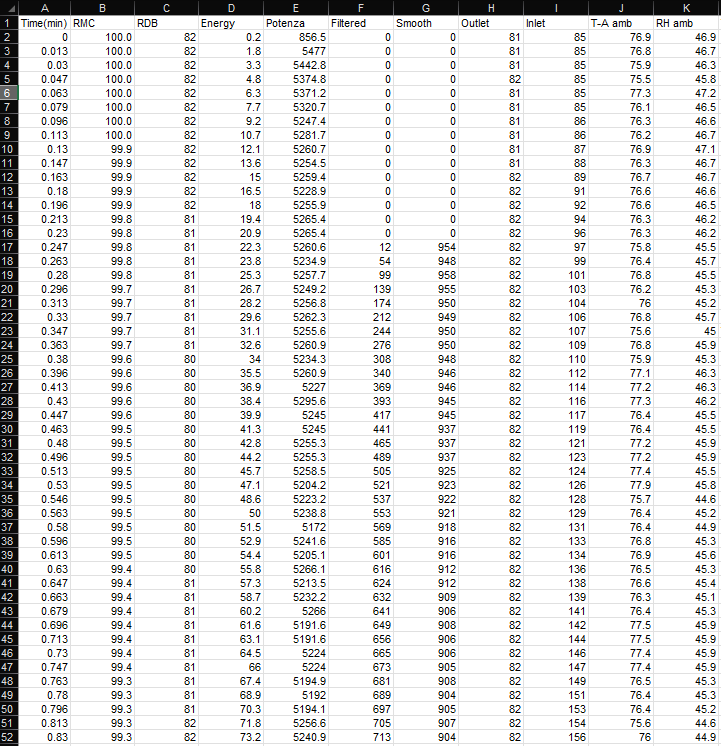
# ETL

ETL, Extract Transform Load por sus siglas en ingles, en esta sección explico como pase de varios archivos de Excel donde se registraban los resultados de diversos sensores instalados en una secadora, ah un Data Set que podemos usar para entrenar nuestra red logística.

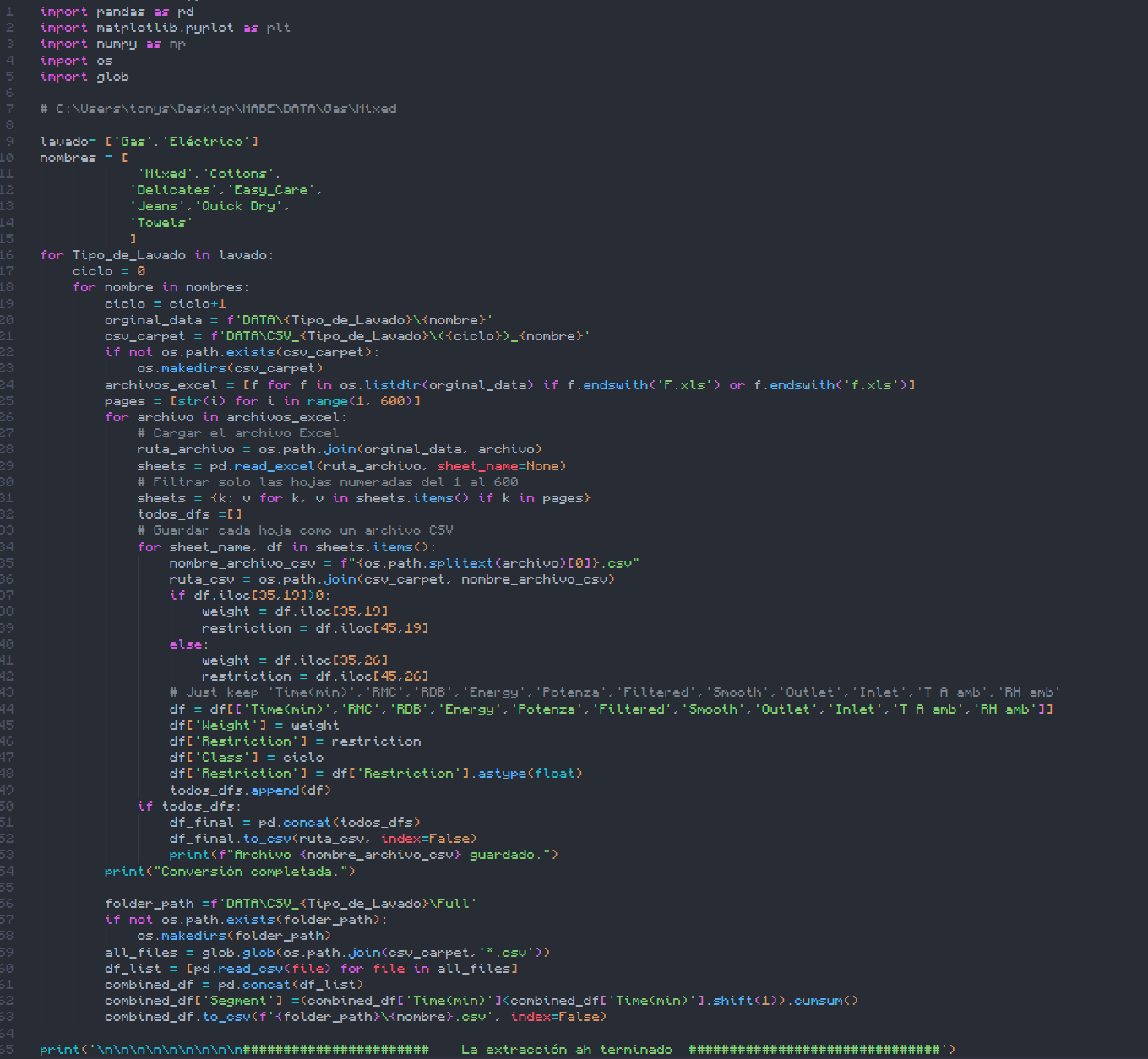
## Leyendo el experimento

Como mencioné el raw data me fue entregado en un formato tosco y complicado de leer, Excel tiene sus limitaciones a la hora de manejar grandes volúmenes de datos, sobre todo cuando se hace de manera incorrecta, es por esto que me dieron varios “Libros” de datos, y cada página de estos correspondía a un experimento o prueba realizada con la secadora.

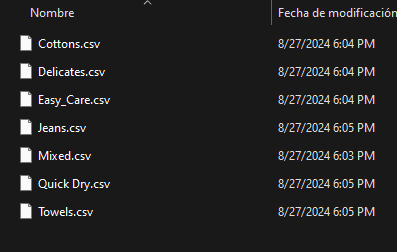




En total serian alrededor de 2721480 filas, por lo que primero decidí juntar todos estos libros en un solo data frame de Pandas, para poder agilizar cualquier operación que decidiera aplicar a esta información.



Este código recopila todos los libros, busca las páginas donde haya información de los experimentos, lee la ficha de cada experimento y recupera la masa de ropa y la restricción del flujo de aire del experimento. Después recupera las columnas que contiene la información del experimento, agrega ‘Clase’ y ‘Segmento’ que nos permite identificar a que ciclo y prueba de secado pertenece y concatena todo esto a un archivo CSV. Este proceso nos otorga una serie de CSV que podemos analizar de forma más cómoda.



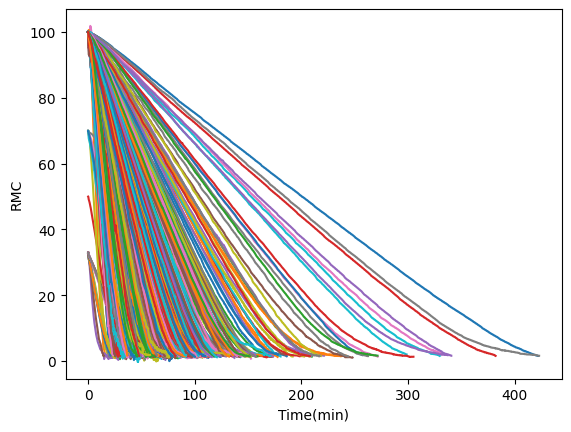
Ahora con los datos extraídos tocara decidir que variables son importantes o no para nuestra regresión logística.

## Limpiando el Data Set

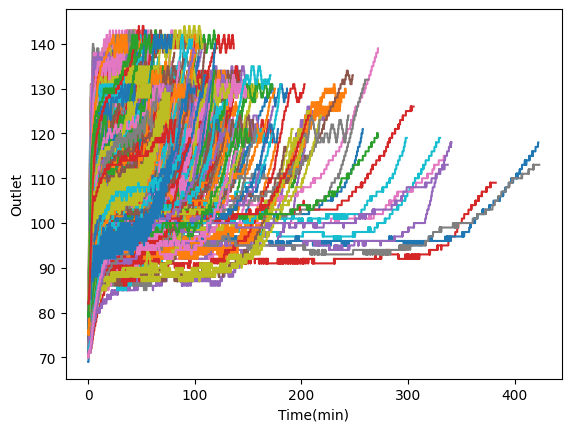
Para poder filtrar mas nuestro Data Set, hay que entender que representa cada variable de este. De esta manera podemos descartar que vale la pena mantener, que puede afectar y que no puede afectar el comportamiento de la secadora con cierto tipo de ropa.

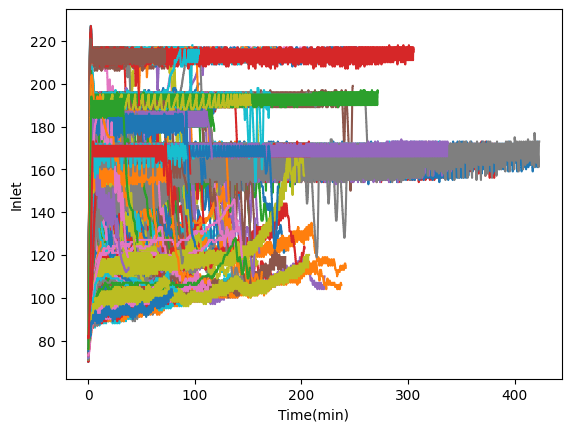
|  |  |
| --- | --- |
| Feature | Explicación |
| Time(min) | Se refiere al tiempo en minutos. |
| RMC | La humedad de la ropa, cuando esta llegue a un rango entre 4 y 2 % podemos considerar la ropa como seca. |
| RDB | Una segunda medición del valor de Outlet. |
| Energy | La energía en Volts durante la prueba. |
| Potenza | La potencia en Watts durante la prueba. |
| Filtered | Una señal filtrada. |
| Smooth | El suavizado de Filtered. |
| Outlet | La temperatura en F° del flujo de aire saliendo de la secadora. |
| Inlet | La temperatura producida por una resistencia eléctrica para secar la ropa. |
| T-A amb | Temperatura ambiental. |
| RH amb | Humedad ambiental. |
| Weight | La masa dentro de la secadora. |
| Restricction | La restricción del flujo de aire que escapa la secadora. |

Tal vez valdría la pena revisar el comportamiento de algunos de estas variables con respecto al tiempo para saber que es lo que realmente sucede con ellos durante el ciclo de secado.

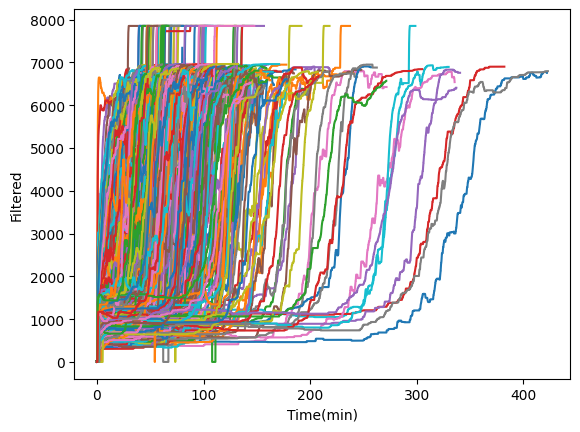


Podemos observar como la humedad dentro de la secadora baja con respecto al tiempo, podemos ver como ciertos ciclos le toma mas tiempo bajar mientras que otros le toma menos tiempo, algunos experimentos parecen empezar con una humedad mas baja que otros.



La temperatura de ‘Outlet’ nos muestra tiende a subir, considerando que mientras la humedad baja, no hay nada que absorba la temperatura de ‘Inlet’ tiene sentido que esta suba. Vemos como ‘Outlet’ coincide con ‘RMC’ en el tiempo, habiendo ciclos que duren más y ciclos que duran menos.

En la grafica de ‘Inlet’ vemos como se asemeja a un sistema de control amortiguado que se mantiene oscilando, aunque intentan llegar a un Set Point, parece que dependiendo el ciclo y el peso el Set Point y las oscilaciones son diferentes.



Podemos observar como dependiendo del ciclo la señal de ‘Filtered’ se comporta de forma diferente, durando mas o teniendo una pendiente mucho mas pronunciada, aunque esta algo amontonada parece presentar mas diferencias cuando se trata de ciclos de secado.

Aunque un poco saturadas estas graficas nos ayudan a comprender de forma general cómo se comportan estas 4 variables. Del RMC nos queda claro que siempre decae con el tiempo, lo que explica el comportamiento de Outlet, mientras menos humedad hay en el ambiente el aire a la salida de la secadora debería de tener una temperatura más alta. Por otro lado, el comportamiento de Inlet en un inicio parece independiente, puesto que trata de llegar a un setpoint dependiendo el ciclo y viéndose afectada por la masa de ropa, algo que podríamos tomar es su comportamiento una vez llega a su setpoint, ya que los picos se comportan de forma distinta. Por último, tenemos Filtered cuyo parece ser contrario al del RMC, lo que nos indicaría que este aumenta conforme menos humedad se encuentra en la secadora.

Después de revisar el comportamiento de cada variable, nos podemos dar una idea de que variables nos pueden ayudar a determinar la clase o el tipo de ropa dentro de la secadora. Por lo que conservaremos ‘RMC’,’Inlet’,’Outlet’,’Time(min)’ y ’Filtered’. Aun ocuparemos Features como ‘Weight’ o la ‘Restricction’ para enviar nuestras muestras en rangos específicos. En cuanto a la variables como la ‘T-A Amb’ , ‘RH Amb’ las descartamos por la poca diferencia que hay entre las muestras y los experimentos de modo que solo sesgarían al modelo al repetirse o tendrían un peso muy bajo. ‘Energy’ y ‘Potenza’ las descartamos por recomendación de MABE, nos comentaron que los sensores encargados de medir estas variables realmente no median algo significativo (‘la potencia del motor o de algún sistema del cual podamos inferir la clase de ropa).

Ah simple vista no parece que debamos quitar o arreglar alguna parte del Data Set, aunque tuvimos que intervenir en varios Excel para encontrar valores como la restricción o la masa del experimento.

Ahora toca decidir con que conjunto de datos probar nuestra regresión logística. Seria una buena idea encontrar datos que estadísticamente fueran diferentes, por lo que seria buena idea compara las descripciones estadísticas de nuestros experimentos.

A graph of different colored bars

Description automatically generated

Media de temperatura en ‘Inlet’ y ‘Outlet’ de los distintos ciclos de secado, se pueden notar diferencias en la mayoría de los ciclos, podemos ver que los ciclos de ‘Cottons’ y ‘Jeans’ son muy similares. ‘Mixed’ es el ciclo con la temperatura media mas alta y ‘Delicates’ el ciclo con la temperatura media mas baja. ‘Filtered’ por otro lado parece diferir más en su media aunque ‘Mixed’ presenta cierta similitud con ‘Towels’ pero difiere con ‘Cottons’ mientras que ‘Quick Dry’ presenta una media más alta y ‘Mixed’ y ‘Towels’ la mas baja.

A graph of different colored bars

Description automatically generated

Podemos ver como la desviación estándar para ‘Filtered’ es muy alta en general, siendo la de Jeans la más alta y ‘Quick Dry’ la mas baja. Aparte de esto podemos resaltar lo variada que es, volviendo a ‘Filtered’ una buen Feature de nuestro Data Set. ‘Inlet’ aquí se ve muy similar, lo que tiene sentido considerando que trata de llegar a un Set Point y mantenerse ahí, pareciéndose ‘Cottons’, ‘Delicates’, ‘Jeans’, ‘Mixed’y ‘Towels’ siendo ‘Quick Dry’ y ‘Easy Care’ las mas diferentes del promedio.

Outlet en estos estadísticos es un caso especial, puesto que si bien muestra algo de variación la mayoría se encuentra en un rango de valores muy limitado, esto podría sesgar nuestro modelo de ML, por lo que valdría la pena quitarlo.

La secadora convencional, cuenta con sensores ‘Inlet’, ‘Outlet’ y ‘Filtered’ es por eso que mantendremos estos valores para nuestro modelos de ML, puesto que queremos que este modelo puede ser ocupado para la secadora ideal.

Abajo dejo las descripciones estadísticas de cada ciclo de secado, por si gustas revisarlo, aunque me parece que las graficas te darán una mejor idea de estos datos.

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente

Interfaz de usuario gráfica

Descripción generada automáticamente

##### 

Con estos datos nos podemos dar cuenta de las diferencias y similitudes que hay entre los ciclos de lavado, por ejemplo nos damos cuenta que el ciclo de ‘Cottons’ es estadísticamente muy similar a ‘Jeans’ así mismo con ‘Mixed’ y con ‘Towels’, por lo que convendría juntarlos dentro de un mismo Data Set como una sola clase, sin embargo hacerlo haría un data set muy grande que seguramente terminaría sesgando el modelo.

Seria una buena idea entrenar un modelo de ML con datos diferentes, para poder clasificarlos mejor. Por lo que proponemos usar el Data Set de ‘Jeans’ y ‘Delicates’ puesto que son muy diferentes por lo que podemos esperar buenos resultados de nuestro modelo de clasificación haciendo uso de una regresión logística.

# Regresión Logística

Hay que aclarar que la regresión logística nos regresara un valor binario dependiendo la clase que identifique, por eso mismo probaremos haciendo uso de solo dos clases, ‘Delicates’ y ‘Jeans’.

Teniendo nuestros Data Sets listos ahora nos centraremos en armar nuestro modelo de Machine Learning. Una regresión Logística que aprenda a discriminar si la carga dentro de nuestra secadora son Jeans o si son Delicados. Lo primero que haremos será definir nuestra función hipótesis.

A siempre vista parece una regresión lineal… Es una regresión lineal, donde tomamos las muestras, las multiplicamos por sus respectivos parámetros y le sumamos un bías. Esta función hipótesis será evaluada por una función sigmoide para obtener un resultado binario. Quedando así.

Podemos notar como esta función convierte los resultados de nuestra regresión a un rango de valores entre 0 y 1 convirtiendo la salida en binaria. Aunque se pude dar el caso en que nuestro modelo tenga problemas para identificar las diferencias y nos de valores entre 0 y 1, en nuestro caso sucedió esto, dando un ‘Acurracy’ de 0, puesto que nunca te dará un valor 0 o 1, sino que se quedan entre esos valores. Para solucionar esto redondeamos las salidas del modelo después de entrenarlo, hacerlo durante el entrenamiento pondrá a oscilar a la función de costo y nunca convergerá o podrías caer en el caso que busque el logaritmo de 0 falle el programa.

Ya que tenemos nuestra función de hipótesis, inicializada con parámetros aleatorios, calculamos la diferencia entre sus predicciones y las predicciones reales. Ya que nos dimos cuenta que tanto nos equivocamos, sacaremos el gradiente de nuestros parámetros. En nuestro caso lo hacemos de forma matricial para hacerlo de forma rápida.

Esta ecuación ajusta los parámetros, Theta en la dirección del gradiente negativo, con el objetivo de mejorar el error.

##### Referencias

1. Referencia [1]
2. Referencia [2]

A graph with a red line

Description automatically generated