



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA ELÉCTRICA,
ELECTRÓNICA Y SISTEMAS
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA



**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE
REGRESIÓN DE RADIACIÓN UV UTILIZANDO EL MÉTODO DE
SELECCIÓN DE VARIABLES LASSO PARA LA CIUDAD DE
PUNO.**

TESIS

PRESENTADA POR:

Bach. LUIS ALFREDO QUISPE QUISPE

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO ELECTRÓNICO

PUNO – PERÚ

2022



DEDICATORIA

Dedico esta tesis en especial a mi familia, a mi madre Mónica por haberme forjado como la persona que soy en la actualidad, a mi hermano Anthony, a mi pareja Siomara y a mi hija Valeria que son mi apoyo y soporte incondicional y a las personas cercanas que me apoyaron incondicionalmente.

Luis Quispe



AGRADECIMIENTO

A la Universidad Nacional del Altiplano, Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica y docentes que se involucraron en mi formación como profesional, en especial a mi asesor de tesis Dr. José Cruz por haberme brindado la oportunidad de recurrir a su capacidad y a su conocimiento científico, también agradezco a mis compañeros y amigos por su constante apoyo.



ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE FIGURAS

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE ACRÓNIMOS

RESUMEN 9

ABSTRACT..... 10

CAPITULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. Justificación 11

1.2. Objetivos de la investigación 11

1.3. Hipótesis de investigación..... 12

CAPITULO II

REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Antecedentes de la investigación..... 13

2.2. Marco teórico..... 18

2.2.1. Regresión lineal 18

2.2.2. Inestabilidad de estimaciones en regresión lineal múltiple 23

2.2.3. Regresión LASSO 24

2.2.4. Machine Learning..... 26

2.2.5. Conceptos de radiación solar. 28

2.2.5.1. Contexto teórico de radiación solar. 28

2.2.5.2. La radiación solar a su paso por la atmósfera..... 31

2.2.5.3. Estructura de la atmósfera..... 31



2.2.5.4. Radiación ultravioleta	33
2.3.5.5. Índice UV	36
2.2.5.6. Efectos biológicos de la radiación solar	38
2.2.5.7. Protección para la salud	39

CAPITULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Sistema de monitoreo de irradiancia ultravioleta	40
3.2. Módulo de adquisición de datos.....	41
3.3. Diseño de la arquitectura IoT (Internet de las Cosas)	41
3.4. Análisis de los resultados de las mediciones de irradiancia ultravioleta.....	44
3.5. Metodología	44
3.6. Módulo de adquisición de datos móvil	45

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados del Diseño e implementación de un sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno	47
4.2. Resultados del método de selección de variables Lasso	48
4.3. Discusión	52
V. CONCLUSIONES	54
VI. RECOMENDACIONES	55
VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	56
ANEXOS.....	58

ÁREA: Telecomunicaciones

TEMA: Modelamiento de datos

FECHA DE SUSTENTACIÓN: 24 de agosto del 2022



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura N° 1: Radiación Solar.	29
Figura N° 2: Tipos de Radiación.	35
Figura N° 3: Índice de radiación.	37
Figura N° 4: Ubicación geográfica de los sensores.	40
Figura N° 5: Módulo de adquisición de datos.	41
Figura N° 6: Diseño de la arquitectura de Internet de las cosas.	42
Figura N° 7: Navegador web mostrando el entorno para el usuario.	43
Figura N° 8: Irradiancia ultravioleta de un sensor estático durante 8 días.	44
Figura N° 9: Módulo de adquisición de datos móvil.	46
Figura N° 10: Diagrama de dispersión.	49
Figura N° 11: Histograma de los términos de error.	50
Figura N° 12: Mapa de calor.	51
Figura N° 13: Homocedasticidad.	52



ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Data obtenida de la investigación.....	47
Tabla 2: Parámetros de la regresión Lasso.	48



ÍNDICE DE ACRÓNIMOS

HTTP	(Hypertext Transfer Protocol)
UV	(Radiación Ultravioleta)
SENAMHI	(Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología)
ADN	(Ácido Desoxirribonucleico)
IA	(Inteligencia Artificial)
IoT	(Internet de las Cosas)
URL	(Localizador de Recursos Uniforme)
PHP	(Hypertext Preprocessor)



RESUMEN

La ciudad de Puno se encuentra a una altitud elevada (3810 m.s.n.m.), por lo que los niveles de radiación UV tienen índices altos; y los habitantes al exponerse a estos niveles de radiación UV en un tiempo prolongado, se les genera problemas de salud en la piel, como mayor incidencia de cáncer a la piel. En la presente tesis se planteó y logró el diseño e implementación de un sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno. Este sistema está compuesto por una serie de sensores estáticos instalados en un área geográfica determinada, junto con un sistema de procesamiento y comunicación, las cuales envían las medidas a una base de datos centralizada y estos datos son visualizados por el protocolo HTTP (Hypertext Transfer Protocol). Estos datos recolectados fueron utilizados para realizar un modelo de regresión de Lasso para obtener los valores de las medidas máximas de radiación UV en base a las medidas de los sensores estáticos antes mencionados. Se logró diseñar e implementar el sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno, obteniendo como resultados más saltantes: un coeficiente de determinación del 99.97% así como un coeficiente de determinación ajustado del 99.97%, mientras que el error cuadrático medio llegó al 10.77.

Palabras Clave: Sistema de regresión, Radiación UV, Lasso, Predicción.



ABSTRACT

The city of Puno is located at a high altitude (3,810 meters above sea level), so UV radiation levels have high rates; and the inhabitants, when exposed to these levels of UV radiation for a long time, generate skin health problems, such as a higher incidence of skin cancer. In this thesis, the design and implementation of a UV radiation regression system was proposed and achieved using the Lasso variable selection method for the city of Puno. This system is made up of a series of static sensors installed in a certain geographical area, together with a processing and communication system, which send the measurements to a centralized database and these data are displayed by the HTTP protocol (Hypertext Transfer Protocol). These collected data were used to perform a Lasso regression model to obtain the values of the maximum measurements of UV radiation based on the measurements of the aforementioned static sensors. It was possible to design and implement the UV radiation regression system using the Lasso variable selection method for the city of Puno, obtaining the most outstanding results: a determination coefficient of 99.97% as well as an adjusted determination coefficient of 99.97%, while the mean square error reached 10.77.

Keywords: Regression system, UV radiation, Lasso, Prediction.



CAPITULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. Justificación

Esta investigación se enfoca en la monitorización de la radiación UV en la ciudad de Puno, utilizando el método de selección de variables Lasso. Debido a que el nivel de radiación UV en dicha ciudad son de índices altos; ya que se encuentra en una altitud elevada (3810 m.s.n.m.), y al exponerse a estos niveles de radiación UV en un tiempo prolongado generan problemas de salud en la piel, como mayor incidencia de cáncer a la piel. Esta investigación tiene como objetivo diseñar e implementar un sistema de regresión que pueda predecir la radiación UV en la ciudad de Puno. Para que así de esta manera se pueda prevenir problemas de salud en la población puneña.

1.2. Objetivos de la investigación

- **Objetivo General**

Diseñar e implementar un sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno

- **Objetivos específicos**

- Diseñar el sistema de regresión utilizando el método de selección de variables Lasso.
- Implementar el algoritmo de regresión de radiación UV utilizando el lenguaje de programación Python para la ciudad de Puno.
- Utilizar el método de selección de variables Lasso para minimizar el porcentaje de error y así mejorar el sistema de regresión.



1.3. Hipótesis de investigación

- **Hipótesis general**

Es posible diseñar e implementar un sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno.

- **Hipótesis específicas**

- Es posible diseñar el sistema de regresión utilizando el método de selección de variables Lasso.
- Se puede implementar el algoritmo de regresión de radiación UV utilizando el lenguaje de programación Python para la ciudad de Puno.
- Es factible utilizar el método de selección de variables Lasso para minimizar el porcentaje de error y así mejorar el sistema de regresión.



CAPITULO II

REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. Antecedentes de la investigación

(Clemente de la Cruz, 2014), la indagación que se desarrolló ha sido de tipo tecnológico ya que se internalizan los conceptos científicos hacia un hecho real, está enmarcado a una línea de averiguación fundada por el Ministerio de Energía y Minas y la Unidad de post Nivel de la Facultad de ingeniería Mecánica de la Universidad Nacional del Centro del Perú, inherente al desarrollo de energías renovables en el territorio y la zona. El fin fundamental de la búsqueda es optimizar la estructura del sistema solar fotovoltaico, con base a la evaluación de radiación solar, el dimensionamiento de recursos, prácticamente identificando la elevación, el acimut y la ubicación del controlador de carga respecto al módulo generador de manera idónea, todo ello, con fines de generar energía eléctrica en las viviendas aisladas de las comunidades de los distritos de San José de Quero y Yanacancha, que corresponden a las provincias de Concepción y Chupaca de la provincia de Junín. El método que se ha utilizado fue el sistémico, considerando los recursos de manera integral accionada y basado en el nivel experimental, donde el diseño es factorial 2^3 , toda vez que se tuvo 3 variables controlables como; la elevación y acimut del panel, y la postura del controlador de carga, los mismos que tuvieron 2 niveles, permitiéndonos como resultado 8 combinaciones o tratamientos. Para las mediciones y toma de datos de la variable dependiente, se ha construido 2 módulos uno en Yanacancha y otro en San José de Quero, donde se ejecutaron las pruebas y verificaciones de acuerdo al requerimiento de la prueba de premisa. Finalmente se emplearon las técnicas estadísticas como los estadígrafos F, ANOVA y la Prueba T; los mismos que nos permitieron validar la hipótesis.



La investigación de (Chambi Laura, 2018) tiene como finalidad, estudiar y analizar el comportamiento de la actividad solar a través del recuento de manchas solares y la influencia Universidad Nacional del Altiplano Facultad de Ingeniería Mecánica Eléctrica, Electrónica y Sistemas Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica de este sobre la radiación solar global y radiación ultravioleta que llegan a la superficie de la tierra, específicamente en la ciudad de Arequipa. La zona de estudio se encuentra localizada en los $16^{\circ}24'14.64''$ LS y $71^{\circ}31'28.18''$ LW, a 2372 m s.n.m., según Google Earth. La metodología utilizada para el desarrollo del presente trabajo, es realizar un estudio y análisis de datos de la actividad solar el cual está en base al conteo de manchas solares, así como; la radiación solar global y radiación ultravioleta, donde los datos de manchas solares son registradas satelitalmente y publicadas en la web por las plataformas SILSO (1700 a la fecha) y SPACEWEATHER (2001 a la fecha), los datos de radiación solar global (2001-2015) y radiación ultravioleta UV-B (2009-2017) fueron facilitadas por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI) con los cuales se realizaron graficas con la finalidad de encontrar la influencia de la actividad solar sobre la radiación en especial UV. Los resultados obtenidos indican que la actividad solar tiene influencia sobre la radiación ultravioleta, encontrando una ligera tendencia lineal con un $R^2 = 0.52128$ sin embargo después de realizar un ajuste polinomial de grado 3 se obtiene un valor de $R^2 = 0.8882$, claramente se observa la influencia de la actividad solar sobre la radiación ultravioleta, y con el modelo matemático obtenido se podría conocer la radiación teniendo datos de manchas solares.

(Champác Flores, 2018) en su tesis propone el modelo de regresión a la media simplex inflacionada, que permite modelar variables aleatorias continuas limitadas en el intervalo cerrado $[0, 1]$ al considerar un conjunto de ecuaciones de regresión para estimar la media de la respuesta y los parámetros que modelan las probabilidades de los valores



extremos 0 y 1. Asimismo, se lleva a cabo un análisis de simulación con el objetivo de evaluar si el procedimiento planteado posibilita recobrar los fronteras del modelo a partir de la perspectiva de la estadística tradicional. Sin embargo, se realiza la aplicación del modelo para establecer el nivel de dolarización de organizaciones que registran deudas en el Sistema Financiero, y para evaluar el manejo del mismo, es comparable contra el modelo de regresión a la media beta inflacionada. Los resultados muestran un mejor ajuste del modelo propuesto en esta tesis.

(Huanca Huamaní, 2016) ha demostrado que los datos truncados y censurados afectan la estimación de las fronteras por MCO en los modelos de regresión lineal. Además, se conoce que los modelos multinivel conforman la metodología de estudio más idónea para intentar datos “jerarquizados” o “anidados”. Los modelos multinivel son considerados ampliaciones de los 95 modelos de regresión lineal tradicionales. Lo cual se logró en esta indagación es aprender el impacto marginal de la variable dependiente truncadas y censuradas en los modelos de regresión multinivel de 2 fases en los próximos criterios: criterio de información de Akaike (AIC), criterio de información de Akaike enmendado (AICC) y criterio de información de Akaike consistente (CAIC) en los modelos de regresión multinivel de 2 fases. Esto bajo el esquema de 2 escenarios: En el primer escenario se laboró con una muestra de 200 registros y diferentes proporciones de censura y truncamiento como son 10, 20 y 30%. Esto teniendo presente que se estima una censura alta a partir del 20%. En el segundo escenario, se fijó una cantidad de censura y truncamiento del 10% para diferentes tamaños muestrales como son 50, 200 y 600 registros. Se concluyó que el hecho de que la variable dependiente se encuentra censurada o truncada tiene efectos (en diferencias porcentuales) sobre los criterios de información Akaike (AIC), criterios de información de Akaike corregido (AICC) y criterios de



información de Akaike consistente (CAIC) pues estos valores tienden a disminuir hasta 12% en el caso de truncamiento y aumentar hasta 190% en el caso de censura.

(Sotomayor-Beltran & Delgado, 2019) desarrolla un curso básico en el plan de estudios de programas industriales en universidades peruanas son operaciones de investigación, que se refiere a encontrar la solución óptima para problemas de la vida real en una amplia gama de industrias (negocios, transporte, agricultura, sanidad, etc.). En este artículo el paquete PuLP del lenguaje de programación Python se presenta como una herramienta computacional que puede ayudar a los estudiantes de ingeniería industrial peruana para resolver problemas de optimización que involucran programación lineal. Por otro lado, una función que necesita ser maximizado para obtener el mejor beneficio se define a lo largo con sus variables de decisión y algunas restricciones. Como consecuencia de escribir un programa en Python usando PuLP, los mejores valores se pueden obtener para variables de decisión. Además, resolviendo algebraicamente las desigualdades correspondientes a la limitación y mirando a la región factible, el resultado obtenido por este método fue lo mismo que usar PuLP. Entonces eso podría sugerirse que los cursos de Universidad Nacional del Altiplano Facultad de Ingeniería Mecánica Eléctrica, Electrónica y Sistemas Escuela Profesional de Ingeniería Electrónica 3 investigación de operaciones pueden beneficiar a los estudiantes confiando también en el uso de este tipo de herramientas en vista de la complejidad que la optimización lineal de la vida real los problemas pueden tener. Además, los resultados de este trabajo podrían contribuir a mejorar el proceso de enseñanza y aprendizaje en las operaciones y cursos de investigación dentro de programas de ingeniería industrial en universidades peruanas.

(Zhang, Qiu, & Shi, 2016) en su artículo de investigación considera que los resultados de proporciones continuas surgen en muchas áreas aplicadas. Tales datos se miden típicamente como porcentajes, tasas o proporciones confinadas en el intervalo



unitario. En este artículo, el paquete R `simplexreg` que proporciona el ajuste del modelo de dispersión del simplex se introduce la distribución para modelar tales resultados proporcionales. El método de máxima verosimilitud y las técnicas de ecuaciones de estimación generalizadas están disponibles para el parámetro de estimación en estudios transversales y longitudinales, respectivamente. Este artículo presenta métodos y algoritmos implementados en el paquete, incluida la estimación de parámetros, verificación de modelos, así como densidad, distribución acumulativa, cuantiles y números aleatorios Generando funciones de la distribución simplex. El paquete se aplica a conjuntos de datos reales por ilustración. En este documento, describimos las capacidades del paquete `simplexreg` para llevar a cabo el análisis de regresión simplex en R. Inferencias estadísticas y análisis residuales del simplex de modelos de regresión a través de métodos de ecuaciones de máxima probabilidad y estimación generalizada, junto con las propiedades de las distribuciones simplex. La densidad, la distribución acumulativa, el cuantil y las funciones generadoras aleatorias para la distribución simple se implementó en el paquete. El generador de números aleatorios simplex se muestra eficiente y preciso, proporcionando una herramienta poderosa para una inferencia basada en simulación enfoque, como el método de Monte Carlo de la cadena de Markov, para ajustar modelos lineales generalizados jerárquicos simplex para datos proporcionales multinivel utilizando un enfoque de Bayesia. El modelo simplex multidimensional es una extensión importante para el GLM simplex discutido en este documento, puede ser considerado como la distribución subyacente para el modelado de regresión multivariante. Desarrollando el análisis de regresión de la distribución simplex multivariante será nuestro trabajo futuro a través de investigación adicional sobre este estudio.



(Qin, Yin, Gao, & Luo, 2020) en su investigación considera que a medida que los sistemas industriales modernos se vuelven cada vez más sofisticados, los problemas de confiabilidad y seguridad de estos complejos sistemas industriales se han convertido en las partes más críticas en el diseño del sistema. El diagnóstico de fallas basado en datos y la tecnología de predicción de fallas juegan un papel importante en el campo de la predicción de fallas y la gestión de la salud de sistemas industriales complejos. Este artículo estudia las técnicas de predicción de fallas asistidas por datos de aprendizaje automático. Se emplean tres tipos de algoritmos de aprendizaje automático, es decir, bosque aleatorio (RF), regresión de lazo (Lasso) y regresión de máquina de vector de soporte (SVR), para predecir el indicador clave de rendimiento (KPI) relacionado con la falla del sistema de caldera térmica. Los datos de monitoreo de la caldera se procesan previamente, después de lo cual las variables características se seleccionan con el algoritmo de RF y admiten la eliminación de funciones recursivas por máquina de vectores (SVM-RFE). El algoritmo de apilamiento finalmente se utiliza para combinar los tres modelos básicos. El modelo de predicción propuesto funciona mucho mejor en el pronóstico de fallas en comparación con el modelo de predicción original.

2.2. Marco teórico

2.2.1. Regresión lineal

El método de regresión más usado es la de regresión lineal. En los problemas de regresión lineal el método a utilizar varía de acuerdo a la cantidad de variables predictoras y la cantidad de variables de respuesta. El estado principal trata los problemas en los que existe una variable predictora y una variable respuesta y se llama regresión simple. En casos en que existen muchas variables predictoras, pero sólo una de respuesta el problema se denomina regresión múltiple. Finalmente, una vez que el problema involucra varias variables predictoras y, también, varias variables respuesta se llama regresión

multivariada. La diferencia entre las técnicas para tratar problemas de regresión múltiple o multivariada está en que en el caso multivariado no sólo las variables de entrada podrían estar en relación entre sí, sino que, además, las variables de salida también podrían estarlo (Talento, 2011).

En este estudio solo estudiaremos casos de regresión lineal múltiple, por lo que el siguiente avance solo cubrirá esta situación.

En el medio de la regresión lineal múltiple se acepta que la variable de respuesta Y está linealmente vinculada con las variables predictoras X_1, \dots, X_r del siguiente modo:

$$Y = b_0 + b_1X_1 + \dots + b_rX_r + e$$

donde e , término de error en el modelo, es una variable aleatoria no observable (con media 0 y varianza s^2) y b_0, \dots, b_r son los $(r + 1)$ parámetros desconocidos a determinar. La linealidad del modelo es consecuencia de la linealidad en los parámetros b_0, b_1, \dots, b_r . Por lo tanto, transformaciones de las variables predictoras (tales como potencias X^m y productos X_iX_j) pueden ser introducidas.

La aplicación de la técnica de regresión lineal múltiple requiere determinar los parámetros b_0, \dots, b_r y s^2 así como también evaluar el impacto de cada una de las variables predictoras sobre el comportamiento de Y .

Sea X el vector formado por las r variables predictoras: $X = (X_1, \dots, X_r)^t$.

Se considera que X e Y son variables aleatorias con partición grupal $P(X, Y)$, con promedios $E(X) = \mu_X, E(Y) = \mu_Y$ y matrices de covarianzas $\Sigma_{XX}, \Sigma_{YY} = s_Y^2$ y Σ_{XY} .

El problema se basa en predecir Y por medio de una función de $X: f(X)$. La exactitud del modelo de predicción se mide por medio de la función real de pérdida:



$L(Y, f(X))$, la cual evalúa la pérdida cometida al predecir Y por $f(X)$. La pérdida supuesta es la llamada función de peligro:

$$R(f) = E(L(Y, f(X)))$$

Como promedio de pérdida se usa el error cuadrático $R(f)$ se convierte en:

$$R(f) = E(Y - f(X))^2 = E_x(E_{Y|X}(Y - f(X))^2 | X)$$

Posteriormente, $R(f)$ puede ser disminuida punto a punto en cada x .

Si se define $\mu(x) = E_{Y|X}(Y | X = x)$ puede escribirse:

$$Y - f(x) = (Y - \mu(x)) + (\mu(x) - f(x))$$

Elevando al cuadrado ambas partes de la ecuación previa, ocupando ilusión supuesta se sostiene:

$$E_{Y|X}((Y - f(x))^2 | X = x) = E_{Y|X}((Y - \mu(x))^2 | X = x) + (\mu(x) - f(x))^2 \quad (1)$$

donde el producto cruzado se anula porque $E_{Y|X}(Y - \mu(x) | X = x) = 0$.

Por lo tanto, (1) es minimizada, respecto de f , tomando:

$$f(x) = \mu(x) = E_{Y|X}(Y | X = x)$$

de donde:

$$E_{Y|X}((Y - f(x))^2 | X = x) = E_{Y|X}((Y - \mu(x))^2 | X = x)$$

En consecuencia, el mínimo de la función de riesgo respecto de f es:

$$\min R(f) = E((Y - \mu(X))^2) \text{ y el destacado predictor de } Y \text{ en } X = x \text{ es } \mu(x).$$

En general, si se da que el término del error e no está relacionado con las variables predictoras, por lo tanto $\mu(X)$ está dado por:

$$\mu(X) = b_0 + \sum_{i=1}^r b_i X_i = b_0 + X^t b = Z^t \alpha$$

Donde: $b = (b_1, \dots, b_r)^t$, $\alpha = (b_0, b_1, \dots, b_r)^t$ y $Z = (1, X_1, \dots, X_r)^t$.

Se tiene que optar b_0 y b para disminuir la función final: $S(\alpha) = E((Y - Z^t \alpha)^2)$

Por tanto, derivando respecto de α e igualando a cero se obtienen los coeficientes buscados (los cuales se identifican con una tilde):

$$\frac{\partial S(\alpha)}{\partial \alpha} = -2E(ZY - ZZ^t \alpha) = 0 \quad \tilde{\alpha} = [E(ZZ^t)]^{-1} E(ZY)$$

Sobre escribiendo, conforme las descripciones de α , Z e Y , el vector de coeficientes indagados puede manifestarse a manera de producto de dos términos (1y 2):

$$\begin{aligned} \tilde{\alpha} = \begin{bmatrix} \widetilde{b_0} \\ \widetilde{b_1} \\ \vdots \\ \widetilde{b_r} \end{bmatrix} &= E \left(\begin{bmatrix} 1 \\ X_1 \\ \vdots \\ X_r \end{bmatrix} [1 \ X_1 \ \dots \ X_r] \right)^{-1} E \left(\begin{bmatrix} 1 \\ X_1 \\ \vdots \\ X_r \end{bmatrix} Y \right) \\ &= E \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & X_1 & \dots & X_r \\ X_1 & X_1^2 & \dots & X_1 X_r \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_r & X_1 X_r & \dots & X_r^2 \end{bmatrix}}_2^{-1} E \underbrace{\begin{bmatrix} Y \\ X_1 Y \\ \vdots \\ X_r Y \end{bmatrix}}_1 \end{aligned}$$

Desarrollando el término 1:

$$\begin{bmatrix} E(Y) \\ E(X_1 Y) \\ \vdots \\ E(X_r Y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_Y \\ cov(X_1, Y) + E(X_1)E(Y) \\ \vdots \\ cov(X_r, Y) + E(X_r)E(Y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_Y \\ cov(X_1, Y) + \mu_{X_1} \mu_Y \\ \vdots \\ cov(X_r, Y) + \mu_{X_r} \mu_Y \end{bmatrix}$$

Para reducir la expresión del término 2, se emplea la siguiente fórmula de inversión de matrices en bloque en el cual las matrices A y D deben ser proporcionadas y, adicionalmente, la matriz A debe ser invertible.

$$\begin{bmatrix} A & B \\ B^t & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} A^{-1} + FE^{-1}F^t & -FE^{-1} \\ -EF^t & E^{-1} \end{bmatrix} \text{ donde } E = D - B^tA^{-1}B, \quad F = A^{-1}B$$

Para la cuestión del término 2, $A=1$, por lo que ejecutando se obtiene:

$$F = B = (E(X_1, \dots, X_r)) = \mu_x^t$$

$$E = \begin{bmatrix} E(X_1^2) & \dots & E(X_1X_r) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ E(X_1X_r) & \dots & E(X_r^2) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} E(X_1) \\ \vdots \\ E(X_r) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E(X_1), \dots, E(X_r) \end{bmatrix} = \Sigma_{XX}$$

Concluyendo, los coeficientes indagados se consiguen multiplicando los enunciados de los términos 1 y 2:

$$\begin{bmatrix} \widetilde{b}_0 \\ \widetilde{b}_1 \\ \vdots \\ \widetilde{b}_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 + \mu_x^t \Sigma_{XX}^{-1} \mu_x & -\mu_x^t \Sigma_{XX}^{-1} \\ -\Sigma_{XX} \mu_x & \Sigma_{XX}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_y \\ \Sigma_{XY} + \mu_x \mu_y \end{bmatrix}$$

$$\widetilde{b}_0 = \mu_y + \mu_x^t \Sigma_{XX}^{-1} \mu_x \mu_y - \mu_x^t \Sigma_{XX}^{-1} (\Sigma_{XY} + \mu_x \mu_y) = \Sigma_{XX}^{-1} \Sigma_{XY}$$

$$\begin{bmatrix} \widetilde{b}_1 \\ \vdots \\ \widetilde{b}_r \end{bmatrix} = -\Sigma_{XX} \mu_x \mu_y + \Sigma_{XX}^{-1} (\Sigma_{XY} + \mu_x \mu_y) = \Sigma_{XX}^{-1} \Sigma_{XY}$$

En la praxis, μ_x , μ_y , Σ_{XX} y Σ_{XY} no son distinguidos, por lo tanto, es imperioso evaluarlos a partir de los datos utilizables.

Sea $D = \{(X_1^i, \dots, X_r^i, Y^i), i = 1, \dots, n\}$ el conjunto de todas las observaciones disponibles en donde X_j^i es la observación i-ésima de la variable X_j e Y^i es la i-ésima observación de la variable Y .

Se define $X^i = (X_1^i, \dots, X_r^i)^t$ como el vector formado por las observaciones i -ésimas de las variables X_1, \dots, X_r .

Se define el vector $Y = (Y^1, \dots, Y^n)^t$ como el vector formado por las n observaciones de la variable Y .

Luego, μ_x se estima por $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X^j$ y μ_y por $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n Y^j$

Sean $\bar{X} = (\bar{X}_1, \dots, \bar{X}_r)^t$ una matriz $(n \times r)$ y $\bar{Y} = (\bar{Y}_1, \dots, \bar{Y}_r)^t$.

Se define la matriz $(n \times r)$, $\chi = \begin{bmatrix} X_1^1 & \dots & X_r^1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_1^n & \dots & X_r^n \end{bmatrix}$, en donde el componente en el

lugar (i, j) es la aclaración i -ésima de la variable X_j .

Se fijan las variables equidistantes: $\chi_c = \chi - \bar{X}$ y $Y_c = Y - \bar{Y}$

Y, por último, se fijan las matrices de covarianzas mediante:

$$\Sigma_{XX} \sim \frac{1}{n} \chi_c^t \chi_c \quad y \quad \Sigma_{XY} \sim \frac{1}{n} \chi_c^t Y_c$$

2.2.2. Inestabilidad de estimaciones en regresión lineal múltiple

(Talento, 2011), Cuando las estimaciones de los coeficientes $\{\beta\}$ necesitan de $(\chi_c^t \chi_c)^{-1} \chi_c^t Y_c$, en ocasiones en los que $\chi_c^t \chi_c$ sea no cambiante, o casi no cambiante, se comprobarán obstáculos numéricos. Estas condiciones tienen la posibilidad de pasar una vez que la matriz χ_c esté mal condicionada, sus columnas sean colineales (o casi) o frente a situaciones en las que existan más variables que percepciones ($r > n$).

Para un cierto problema, los datos permanecen condicionados una vez que las porciones a ser calculadas son propensas a mínimos cambios en los datos. Una vez ese sea la situación los resultados computacionales, en especial esos que involucren inversión de matrices, tienen la posibilidad de ser numéricamente inestables.



En sistemas de regresión lineal los inconvenientes generados por datos mal condicionados o por variables un poco colineales concuerdan. Si χ_c está mal condicionada a mínimos cambios en sus recursos llevarán a gigantes cambios en $(\chi_c^t \chi_c)^{-1}$. Después, las estimaciones de los coeficientes van a ser numéricamente inestables y las mismas podrían tener dimensiones bastante enormes o hasta con signo equivocado. Si las variables son casi colineales se produce el mismo problema frente a la inversión de matrices. Como resultado, aunque el modelo de regresión pudiera ser un óptimo ajuste a los datos en el grupo de aprendizaje, no se va a tener un óptimo funcionamiento al ser enfrentado con nuevos datos.

Existen algunas formas de actuar frente a este tipo de situaciones:

1. Supresión de variables predictoras por medio de cualquier método de selección de variables.
2. Creación de nuevas variables no correlacionadas, desde de las variables originales.
3. Técnicas de estimación de coeficientes sesgadas.

2.2.3. Regresión LASSO

Motivado por el objetivo de encontrar una técnica de regresión lineal que, mediante la contracción de los coeficientes, lograra estabilizar las estimaciones y predicciones y que realizase selección de variables, (Tibshirani, 2011), propuso la técnica Lasso (least absolute shrinkage and selection operator). Es una técnica de regresión lineal regularizada, como Ridge, con una leve diferencia en la penalización que trae consecuencias importantes. En especial, a partir de cierto valor del parámetro de complejidad el estimador de Lasso produce estimaciones nulas para algunos coeficientes y no nulas para otros, con lo cual Lasso realiza una especie de selección de variables en

forma continua, debido a la norma L1. Lasso reduce la variabilidad de las estimaciones por la reducción de los coeficientes y al mismo tiempo produce modelos interpretables por la reducción de algunos coeficientes a cero.

El auge en los últimos años en la investigación y aplicación de técnicas Lasso se debe, principalmente, a la existencia de problemas donde $p > n$ y al desarrollo paralelo de algoritmos eficientes. Lasso resuelve el problema de mínimos cuadrados con restricción sobre la norma L1 del vector de coeficientes:

$$\hat{\beta}^{lasso} = \min_{\beta} \left\{ \sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij} \right)^2 \right\} \text{ s. a. } \sum_{j=1}^p |\beta_j| \leq s$$

o de forma equivalente, minimizando:

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij} \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| = RSS + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$$

siendo s y $\lambda \geq 0$ los respectivos parámetros de penalización por complejidad.

De nuevo Re parametrizamos la constante β_0 mediante la estandarización de los predictores, y por tanto, la solución $\hat{\beta}_0 = \bar{y}$.

En general, los modelos generalizados Lasso son mucho más fáciles de interpretar que los obtenidos mediante otro método. Al igual que antes, queda por buscar el mejor valor del parámetro λ por el método de validación cruzada.

Utilizando Lasso tendríamos un modelo con buena precisión e interpretable, pero este método también tiene varias limitaciones como son:

- En el caso $p > n$, Lasso selecciona a lo sumo n variables antes de saturarse, debido a la naturaleza del problema de optimización convexa. Esto parece ser una



limitación para un método de selección de variables. Además, Lasso no está bien definido a menos que el límite de la norma L1 de los coeficientes sea menor que un cierto valor.

- Si hay un grupo de variables entre las cuales las correlaciones por parejas son muy altas, entonces Lasso tiende a seleccionar sólo una variable del grupo, sin importarle cuál de ellas selecciona.
- Para el caso $n > p$, si hay una alta correlación entre predictores, se ha observado que, en general, la predicción a través de regresión Lasso resulta más óptima.

Por lo tanto, la regresión de Lasso no solo ayuda a reducir el ajuste excesivo, sino que también puede ayudarnos en la selección de funciones.

2.2.4. Machine Learning

Es un tipo de inteligencia artificial (IA) (Inteligencia Artificial) que da a las máquinas computadoras la función de aprender, sin ser programadas explícitamente. El aprendizaje automático se reúne en el desarrollo de programas informáticos que tienen la posibilidad de modificar una vez que se exponen a nuevos datos (Gori, 2017).

El aprendizaje automático es un sub campo de la informática (pertenece a la IA, que a su vez es una disciplina de la informática), mediante el cual se realiza la investigación y la creación de algoritmos que puedan encontrar patrones contenidos en un conjunto de datos (Rodríguez Pacheco, 2015).

Dentro del Machine Learning existen tres enfoques para aprender, el aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y aprendizaje por reforzamiento (Hurwitz y Kirsch, 2018).



- **Aprendizaje supervisado**

El aprendizaje supervisado generalmente comienza con un conjunto establecido de datos y una cierta comprensión de cómo se clasifican esos datos; por ejemplo, si le damos abundante información de imágenes de animales (perros y gatos), y etiquetamos cada imagen como perro o gato, entonces el sistema aprenderá a identificar un gato o un perro en otra imagen cualquiera distinta con la que fue entrenado (Ordoñez Ramos, 2020).

- **Aprendizaje no supervisado**

El aprendizaje no supervisado es más conveniente una vez que el problema necesita una enorme proporción de datos sin etiqueta; ejemplificando, le proveemos exuberante información de imágenes de (gatos y perros), empero no le mencionamos al sistema que son gatos o perros, por lo cual la comprensión del sentido detrás de estas imágenes, necesita algoritmos que tienen la posibilidad de iniciar a entender el sentido de las imágenes para lograr clasificar los “gatos o perros” en cualquier otra imagen (Hurwitz & Kirsch, 2018).

- **Aprendizaje por reforzamiento**

El aprendizaje por refuerzo es un modelo de aprendizaje conductual, donde el algoritmo obtiene retroalimentación del estudio de los datos para que el cliente sea guiado hacia el mejor resultado; o sea, se aprende con estímulos de ponderación alta si se acerca al objetivo o ponderaciones menores si comete errores (Hurwitz & Kirsch, 2018).



2.2.5. Conceptos de radiación solar.

2.2.5.1. Contexto teórico de radiación solar.

- Radiación solar

La radiación solar es el grupo de radiaciones electromagnéticas emitidas por el Sol. El Sol es una estrella cuya área está a una temperatura media de 5778°K (5505°C) y en cuyo interior poseen sitio una secuencia de actitudes de fusión nuclear que generan una pérdida de masa que se transforma en energía. Esta energía liberada del Sol se transmite al exterior por medio de la radiación solar. El área del Sol se comporta básicamente como un cuerpo humano negro, el cual emite energía siguiendo la ley de Planck a la temperatura ya citada. La radiación solar se distribuye a partir del infrarrojo hasta el ultravioleta. No toda la radiación alcanza el área de la Tierra, pues las ondas ultravioletas más cortas son absorbidas por los gases de la atmósfera. El tamaño que mide la radiación solar que llega a la Tierra es la irradiancia, que mide la potencia que por unidad de área alcanza a la Tierra. Su unidad es el W/m^2 (Tobajas, 2020)

La proporción de radiación solar que llega a nuestro mundo es dependiente de componentes como la distancia entre la tierra y el sol, la dirección o el ángulo en que estas radiaciones acceden a la atmosfera y los movimientos que comúnmente tiene la tierra de rotación y traslación (Tobajas, 2020).

La sección del espectro que va de $0,40\ \mu\text{m}$ a $0,78\ \mu\text{m}$, diseña el espectro visible que se designa usualmente luz. El resto del espectro, que no es visible, lo forman las radiaciones con longitudes de onda inferiores a $0,4\ \mu\text{m}$, denominadas radiaciones (Paredes Ccama, 2017).

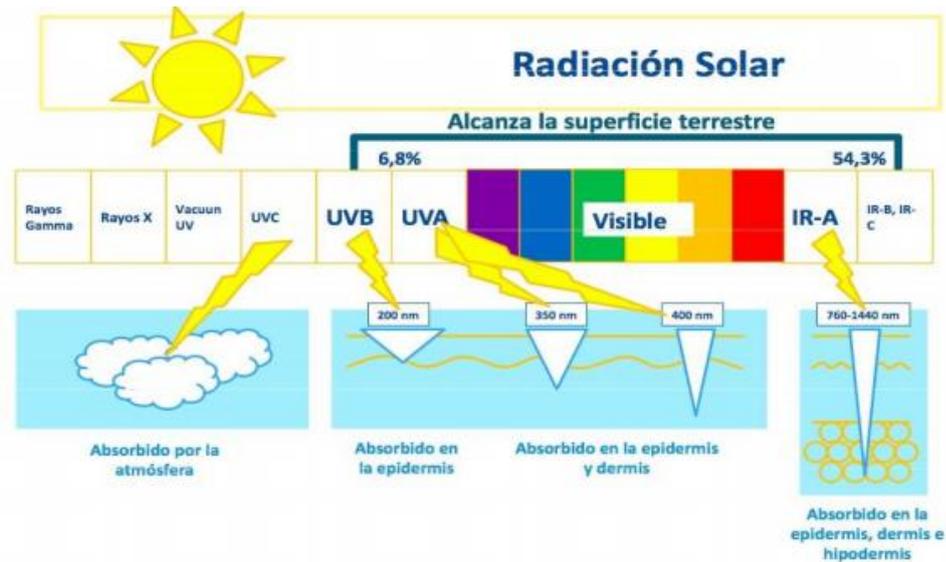


Figura N° 1: Radiación Solar.

Fuente: (Felicísimo Pérez & Fernández Cepedal, 1999).

En función de cómo reciben la radiación solar los objetos situados en la superficie terrestre, se pueden distinguir estos tipos de radiación:

- **Radiación directa.**

Es la radiación que arriba de manera natural del Sol sin haber sufrido cambio alguno en su dirección. Esta clase de radiación se define por proyectar un contorno determinada de los objetos opacos que la interceptan (Paredes Ccama, 2017).

- **Radiación difusa.**

Es aquella que proviene de la atmosfera, por dispersión de parte de la radiación solar en ella. En los días más soleados sin presencia de nubosidades este tipo de radiación puede suponer aproximadamente el 15% del global, pero en los días nublados en los que se reduce la cantidad de radiación directa este tipo de radiación aumenta de manera considerable.



En cuanto a las edificaciones se puede afirmar que los cerramientos verticales reciben la mitad de la radiación solar que pueden recibir los horizontales. Por esta razón, más adelante estudiaremos formas de controlar la sobreexposición solar que sufre este cerramiento, en concreto los aislamientos de las cubiertas.

- **Radiación reflejada.**

Es aquella que proviene “rebotada” de la superficie terrestre. La cantidad de este tipo de radiación depende del llamado coeficiente de reflexión de la superficie o “albedo”. Son únicamente las superficies verticales (perpendiculares a la superficie terrestre) las que reciben esta radiación (Paredes Ccama, 2017).

- **Radiación solar extraterrestre**

Es la cantidad de energía proveniente del sol, por unidad de área, que recibe todo punto por encima de la atmósfera terrestre, en cada instante de tiempo; por lo tanto, es una cantidad que varía tanto espacial como temporalmente, de acuerdo a la posición de un punto en particular sobre la Tierra y de la posición de ésta respecto del Sol.

- **Constante solar**

Es la cantidad de energía recibida en forma de radiación solar por unidad de tiempo y unidad de superficie, medida en la parte externa de la atmósfera terrestre en un plano perpendicular a los rayos del Sol. El valor obtenido de las mediciones de satélites y aceptado actualmente es de 1361 W/m^2 .

- **Ciclo Solar**

Es un tiempo de once años a lo largo del cual cambia la proporción de manchas, ráfagas y protuberancias solares, o sea cada una de esos cambios que suceden en el sol, lo que provoca cambios en la proporción de energía expulsada y tienen la posibilidad de



ofrecer a dos niveles: variaciones en la luminosidad y en el aire solar o campo magnético. Una vez que empieza un nuevo periodo de once años, se invierte el sentido del campo magnético de las manchas solares dominantes de cada hemisferio, lo cual crea un aumento en la proporción de radiación emitida gracias a la reestructuración de su dinámica interna (Zuleta Mediavilla & Lema Puruncaja, 2015).

2.2.5.2. La radiación solar a su paso por la atmósfera

- La atmósfera

La atmósfera es la capa gaseosa que envuelve la tierra y que se preserva unida al mundo por la fuerza de la gravedad. Entre sus funcionalidades más relevantes cabe resaltar que provee a los organismos vivos de gases imprescindibles para la vida, forma parte del periodo hidrológico, nos sirve de custodia ante los relámpagos cósmicos y distribuye la energía del sol por toda la Tierra.

2.2.5.3. Estructura de la atmósfera

Atendiendo a una clasificación en función de la distribución de temperatura la podemos dividir en troposfera, estratosfera, mesosfera y termosfera:

- Tropósfera

La capa inferior o troposfera se extiende desde la superficie hasta unos 10-15 kilómetros de altitud (menor en los polos y mayor en el ecuador). Contiene aproximadamente el 75% de la masa de gases totales que componen la atmósfera.

En general, podemos considerar que la troposfera tiene una composición homogénea, ya que existe una mezcla continua de gases debida a las diferencias de presiones, las cuales originan una circulación global de grandes masas de aire en la Tierra. También a nivel local, en función del relieve y la meteorología de la zona se producen movimientos y mezclas de las masas de aire.



En esta capa, donde se producen importantes movimientos verticales y horizontales de las masas de aire (vientos) se dispersan la mayor parte de los contaminantes y aquí es donde tienen lugar los fenómenos meteorológicos.

En el extremo superior de la troposfera se encuentra la tropopausa, una superficie ideal que marca el principio de la estratosfera, a una altura en donde la temperatura llega aproximadamente a los -57°C .

- **Estratósfera**

La estratósfera es una de las capas de la atmósfera terrestre; está situada entre la troposfera y la mesosfera. La altura a la que comienza es variable: En las regiones polares a menor altura, entre 6 y 9 kilómetros o más; y en las regiones ecuatoriales entre 16 y 20 kilómetros y se extiende hasta los 50 km de altura aproximadamente.

- **Mesósfera**

Capa de la atmósfera terrestre que se extiende entre los 50 y los 80 km de altitud aproximadamente; en ella las temperaturas oscilan entre los 0 y los -80°C .

- **Termósfera**

La termósfera, es la capa de la atmósfera terrestre que se encuentra entre la mesosfera y la exosfera, cuya extensión comienza aproximadamente entre 80 y 120 kilómetros de la Tierra, prolongándose hasta entre 500 y 1000 kilómetros de la superficie terrestre. Dentro de esta capa, existe la radiación ultravioleta, pero sobre todo los rayos gamma y rayos X provenientes del Sol, provocan la ionización de átomos de sodio y moléculas. En dicho proceso, los gases que la componen elevan su temperatura varios cientos de grados, de ahí su nombre.



- **Exósfera**

La exósfera se considera como el límite superior de la atmósfera, y apenas hay moléculas de materia y esto permite que puedan hacer largos recorridos, a veces de más de 100 km, sin chocar unas con otras.

2.2.5.4. Radiación ultravioleta

Se llama radiación ultravioleta a la energía electromagnética emitida a longitudes de onda menores que la que corresponde a la visible por el ojo humano, empero más grande que la que caracteriza a los rayos X, en otras palabras, entre 100 y 360 nm. La radiación de longitud de onda entre 100 y 200 nm se sabe cómo ultravioleta lejano o de vacío. Usualmente nace del sol o de lámparas de descarga gaseosa. La radiación ultravioleta es tan energética, que su absorción de parte de átomos y moléculas crea rupturas de uniones y formación de iones (reacciones fotoquímicas), además de excitación electrónica. La exposición prolongada de la dermis humana a los rayos ultravioletas predispone al desarrollo de cáncer de piel.

El oxígeno y el nitrógeno de la atmósfera absorben virtualmente la integridad de la radiación ultravioleta lejana perteneciente del sol, transformando su gran energía en actitudes fotoquímicas e impidiendo, de manera, que llegue a la extensión de la tierra, donde destruiría las moléculas complicadas, y por consiguiente imposibilitaría la realidad de la existencia de vida.

El oxígeno y el ozono de la estratosfera trabajan como filtro defensor contra la radiación ultravioleta, no mucho menos perjudicial, de 200 a 300 nm de longitud de onda.

La exposición a la radiación ultravioleta (UV) es el componente de peligro primordial para la más grande parte de los cánceres de piel. La luz solar es la fuente primordial de la radiación ultravioleta. Las lámparas y camas bronceadoras además son



fuentes de radiación ultravioleta. Los individuos que se exponen mucho a los relámpagos UV que proceden de estas fuentes poseen un mayor peligro de cáncer de piel. Aunque los relámpagos UVA y UVB conforman únicamente una pequeña cantidad de los relámpagos solares, dichos son la causa primordial de los efectos perjudiciales del sol en la dermis. Los relámpagos UV perjudican el ADN de las células de la dermis. Los cánceres de piel empiezan una vez que este mal perjudica el ADN de los genes que controlan el aumento de las células de la dermis (González Púmariega, Vernhes Tamayo, & Sánchez Lamar, 2009).

Hay tres tipos principales de rayos UV:

La radiación UVA envejecen a las células de la dermis y tienen la posibilidad de afectar el ADN (Ácido Desoxirribonucleico) de estas células. Dicha radiación permanece asociada al mal de la dermis a extenso plazo de la misma forma que las arrugas, empero además se estima que desempeñan un papel en ciertos tipos de cáncer. La mayor parte de las camas bronceadoras emiten enormes porciones de UVA que según se ha descubierto incrementan el peligro de cáncer de piel.

Engloba a partir de los 315 hasta los 400 nm. Esta radiación es mucho menos afectada por el ozono, tanto de esta forma que representa alrededor del 90% de la radiación ultravioleta solar medida en la extensión de la tierra. Sin embargo, al ser menos energética que la UVB, los efectos que crea sobre los organismos vivos son menos agresivos que los realizados por esta.

La radiación UVB posee un poco bastante más de energía que la radiación UVA. Dichas radiaciones tienen la posibilidad de influir de manera directa al ADN de las células de la dermis, y son las radiaciones primordiales que ocasionan quemaduras de sol.

Asimismo, se considera que ocasionan la mayor parte de los cánceres de piel (González Púmariega, Vernhes Tamayo, & Sánchez Lamar, 2009).

Se prolonga a partir de los 280 y 315 nm. Aunque este último umbral, ciertos autores lo sitúan en los 320 nm. Empero los organismos de todo el mundo como la OMS y la Organización Meteorológica Mundial (WMO) lo sitúan en los 315 nm. Esta clase de radiación es de 3 a 4 veces más energética que la radiación ultravioleta de tipo A (UVA). Casi el 90% es absorbida por el ozono estratosférico sin embargo el porcentaje que llega a la extensión de la tierra perjudica a los organismos vivos produciendo enrojecimiento de la dermis más o menos severo, nombrado eritema solar y además quemaduras, envejecimiento de la dermis, melanomas, fotoqueratitis, etcétera.

La radiación UVC posee más energía que otros tipos de radiación UV, sin embargo, no penetran nuestra atmósfera y no permanecen en la luz solar. No son comúnmente una causa de cáncer de piel.

Comprende el intervalo entre los 100 y 280 nm. Este rango es plenamente perjudicial para los organismos vivos. Esta clase de radiación ultravioleta es plenamente absorbida bien por el oxígeno molecular o bien por el ozono en el área atmosférica de forma que no llega a penetrar la atmosfera terrestre.

TIPOS DE RAYOS	LONGITUD DE ONDA	EFFECTOS SOBRE LA PIEL
UVA	400-315 nm	Pigmentación inmediata
UVB	315-280 nm	Pigmentación retardada
UVC	≤ 280 nm	Retenidos por la capa de ozono

Figura N° 2: Tipos de Radiación.

Fuente: (Paredes Ccama, 2017)



2.3.5.5. Índice UV

El índice UV es una medida que sugiere la magnitud de la radiación solar registrada o prevista en un espacio concreto en el momento del mediodía.

La finalidad del índice UV es servir de guía para saber cuáles tienen que ser las precauciones y medidas de defensa que se tienen que tomar anterior a exponerse al sol o si es mejor quedarse en el hogar. El color o tipo piel de cada individuo es determinante para implantar las medidas de custodia idóneas individualmente (Paredes Ccama, 2017).

El Índice UV se expresa en una escala numérica lineal abierta cuyo costo más bajo es 0, que sugiere (hasta el grado 2) que la radiación solar no implica ningún peligro para una persona de salud regular y color de piel medio. No hay un costo mayor predeterminado, aunque más allá de 11 es una situación de peligro extremo en el cual se desaconseja exponerse al sol sin la máxima defensa, en especial en medio de las 10 y las 16 horas.

(Paredes Ccama, 2017), Debido a que el índice y su representación variaban dependiendo del sitio, la OMS junto con la Organización Meteorológica Mundial, el Programa de la ONU para el Medio Ambiente y la Comisión Universal de Custodia contra la Radiación no Ionizante publican un sistema estándar de medición del índice UV y una forma de presentarlo al público incluyendo un código de colores asociado. El índice tiene un costo mínimo teórico de 0 y no posee un costo más alto. Este índice estándar posibilita producir predicciones de UVI equiparables internacionalmente. Los colores usados son:



futuramente alcanzará índices históricos de hasta 20 puntos de radiación ultravioleta, un grado considerado "extremo".

Hace tan solo unos pocos años, el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI) establecía para nuestro estado valores máximos de radiación de 14 y 15 puntos de radiación ultravioleta (Sordo & Gutiérrez, 2013)

- **La radiación ultravioleta en la región de Puno**

El clima en la zona de Puno es variable, puesto que algunas veces se muestra una intensa radiación solar, que en horas de la tarde se ve matizada con lluvias de ligera a moderada magnitud. En horas de la madrugada se muestra un bajón de temperatura, lo cual produce malestar en la población de esta parte de la nación. Los especialistas del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI), sugiere que la zona Puno en los últimos trimestres registra niveles de 14 y 15 de radiación ultravioleta, grado considerado extremo. Frente a este reporte se ofrece a la población Puno no exponerse a los rayos solares entre las 10:00 y 16:00 horas y adoptar diversas medidas de protección como el uso de bloqueadores solares y lentes de con filtros UV.

2.2.5.6. Efectos biológicos de la radiación solar

La exposición solar beneficia la producción de vitamina D, se incrementa la absorción de calcio y evita el raquitismo, empero la exposición al sol sin control y en exceso son demasiado nocivos. Los diversos tipos de radiación que obtiene la dermis poseen efectos bastante diferentes que tienen la posibilidad de manifestarse velozmente luego de la exposición solar o inclusive años después. Los trastornos de la epidermis van a partir de pequeños cambios en la pigmentación hasta tumoraciones graves que tienen la posibilidad de extenderse al resto del organismo.

a) Efectos inmediatos



- **Acción calórica:** La radiación IR (infrarrojos) penetra hasta la hipodermis, transformando su energía en calor. Genera una vasodilatación dérmica que se plantea como enrojecimiento y una más grande temperatura cutánea con sensación de calor que puede conseguir los 41 o 42 grados a pleno sol. La dermis, por medio de un mecanismo termorregulador espejo, produce la sudoración como procedimiento de custodia. Una vez que dichos mecanismos termorreguladores se saturan, se generan los fenómenos de insolación y, después, el golpe de calor.
- **Pigmentación inmediata:** El bronceado inmediato comienza con la débil energía de la radiación UVA y la luz visible, que oxidan la melanina incolora del interior de los melanomas, que contienen el pigmento melánico.

2.2.5.7. Protección para la salud

Frente a los males originados por la sobreexposición al sol, que van a partir de quemaduras al envejecimiento prematuro y hasta el cáncer de piel, el Ministerio de Salud (Minsa) avisó sobre el valor de tomar medidas de custodia.

Se debería usar gorros, sombrillas, lentes de sol y bloqueadores solares recomendados por dermatólogos además de evadir exponerse al sol en medio de las 10 a.m. y 4 p.m.

CAPITULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. Sistema de monitoreo de irradiancia ultravioleta

Se diseñó e implementó el sistema de monitorización que está fundado en internet de las cosas para realizar la medición de radiación ultravioleta, que está conformado por tres sensores fijos que están colocados en la ciudad de Puno. En la Figura 4 se observa los sensores que están instalados en la ciudad de Puno debidamente identificados y con sus respectivas coordenadas.



Figura N° 4: Ubicación geográfica de los sensores.

Elaboración propia.

3.2. Módulo de adquisición de datos

Una parte fundamental del sistema de monitoreo es el sistema de recolección de datos, es un dispositivo de IoT y emplea un sistema de procesamiento de señales empleando hardware Arduino UNO y el módulo de comunicación Ethernet Shield W5100 que establece la conexión a Internet.

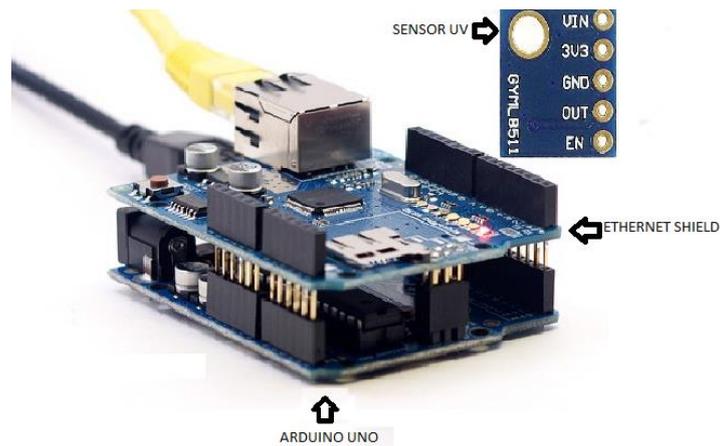


Figura N° 5: Módulo de adquisición de datos.

Elaboración propia.

El sensor ultravioleta UV que se utilizó es el GYML8511 que posee la sensibilidad para medir las longitudes de onda desde 280nm hasta 390nm, que abarca las longitudes de ultravioleta A y ultravioleta B. El módulo completo se muestra en la Figura N° 5 y se copia en los lugares mostrados en la Figura N° 4, los módulos se mantendrán en el lugar que se les fijo. Se puso protección para que los factores climáticos no estropeen el módulo, se usó una funda plástica, impermeable y dura; la funda plástica posee una abertura que está protegida con vidrio en la parte de arriba para acoger al sensor ultravioleta.

3.3. Diseño de la arquitectura IoT (Internet de las Cosas)

En la Figura N°6 se muestra componentes de la arquitectura de Internet de las cosas, los módulos de adquisición de datos son los dispositivos finales de Internet de las

cosas para que realicen las mediciones, emplean routers para enlazarse a un distribuidor de Internet y enviar los datos a una base de datos, no obstante, un servidor HTTP efectúa la función de intermediario entre los módulos de adquisición de datos IoT y el servidor de base de datos, porque los datos son enviados como variables URL (Localizador de Recursos Uniforme), dicho de otro modo utilizando el método GET y se utilizaron scripts PHP (Hypertext Preprocessor) para poder relacionarse entre la interface HTTP y el servidor de base de datos; de la misma forma, si un cliente quiere conseguir información del servidor de base de datos, el servidor HTTP será la interfaz entre el cliente y el servidor de la base de datos.

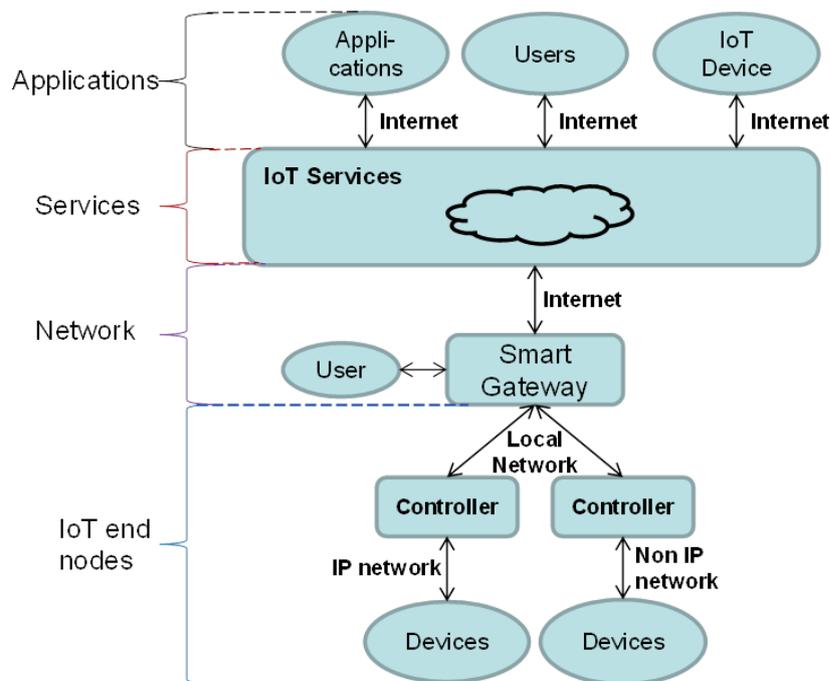


Figura N° 6: Diseño de la arquitectura de Internet de las cosas.

Fuente: (Pngwing, 2022).

Esta información que se observa en la primera interfaz ayuda para la depuración del sistema, en el cual se muestra datos propios del sistema como el nivel de radiación ultravioleta en el sensor, el valor de voltaje en la salida del sensor de radiación

ultravioleta, la irradiancia ultravioleta, el identificador del módulo de adquisición de datos IoT, la dirección IP de este módulo

Esta interfaz muestra información de la radiación ultravioleta en el instante que el cliente realiza una consulta, asimismo muestra una tabla con recomendaciones para prevenir los efectos de la alta irradiancia ultravioleta para el cliente y más abajo se observa una tabla con los nuevos resultados de las mediciones que se obtuvieron hallando un promedio mostrado en la parte de arriba.



Figura N° 7: Navegador web mostrando el entorno para el usuario.

Elaboración propia.

3.4. Análisis de los resultados de las mediciones de irradiancia ultravioleta

Este sistema guarda la información en la base de datos y muestra un reporte gráfico del valor de radiación ultravioleta, se muestra que los registros que realizó fueron cercanos a $5mW/cm^2$ y sabiendo que fueron días mayormente despejados. Estudios y experimentos previos determinaron que la irradiancia ultravioleta con cielo despejado puede llegar o superar a $10mW/cm^2$, esto se debe a que los sensores se encuentran instalados de forma fija y estando constantemente de forma perpendicular a la superficie de la tierra y que no están apuntando directamente al sol porque estos sensores no son móviles; otro motivo es que el sensor cuenta con una protección de vidrio entre si mismo y el sol.

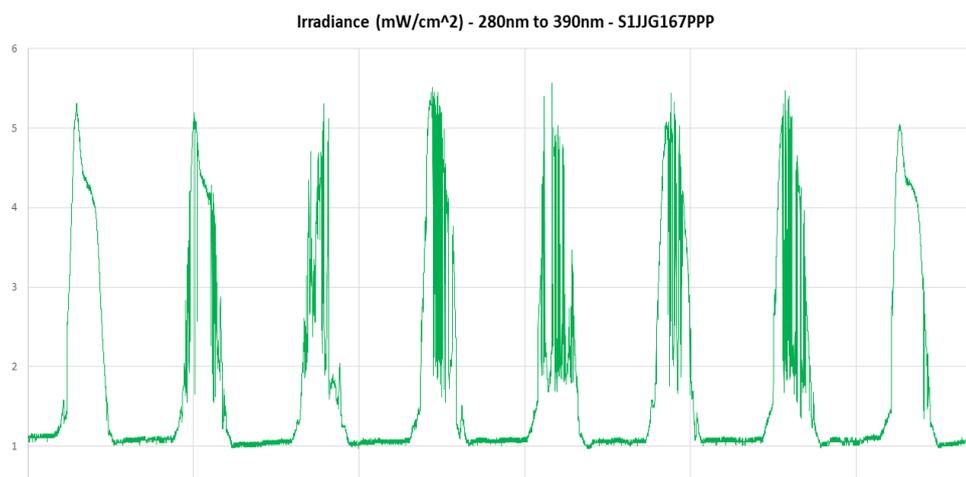


Figura N° 8: Irradiancia ultravioleta de un sensor estático durante 8 días.

Elaboración propia.

3.5. Metodología

El módulo de adquisición de datos IoT usan distintas tecnologías para poder conectarse a un proveedor de Internet, estas pueden ser, tecnología 4G o Wifi, sin embargo, en esta esta investigación se utiliza Ethernet. Todos los módulos de adquisición de datos IoT cuenta con una dirección IP de origen.



Las medidas de radiación ultravioleta se obtienen en el módulo de adquisición de datos usando un sensor UV, este sensor se controla con un microcontrolador ATmega328P que se encuentra en la tarjeta Arduino UNO, este microcontrolador obtiene ocho datos de irradiancia ultravioleta en un aproximado de un segundo, estos datos se promedian y la muestra se considera fiable que es enviada a la base de datos que está en el servidor, esta transmisión se realiza cada 60 segundos, que es un total de 60 horas por hora y 1140 muestras por día, en un solo módulo de adquisición de datos. Se debe tener 2 o más módulos de adquisición para mantener disponibilidad en el sistema de monitoreo, es decir si un módulo falla los otros continúan con la recolección de datos de irradiancia ultravioleta.

3.6. Módulo de adquisición de datos móvil

El módulo de adquisición de datos móvil se muestra en la Figura 10, se diseñó e implemento que consiste en un trípode que sostiene el sensor ultravioleta en un plano y tiene movilidad en dos ejes (arriba/abajo y derecha/izquierda), la guía se instala perpendicularmente al plano, de esta manera se sabe que el sensor de medición de irradiancia ultravioleta este apuntando directamente al sol cuando la guía no refleja sombra en el plano, para que la guía este en el lugar correcto se debe mover los ejes del plano para que el sensor de medición de irradiancia ultravioleta se apunte directamente al sol, este tipo de operación al manipular el módulo de adquisición es manual ya que un operador lo debe realizar. La plataforma de procesamiento de datos es la misma del módulo de adquisición de datos estático.

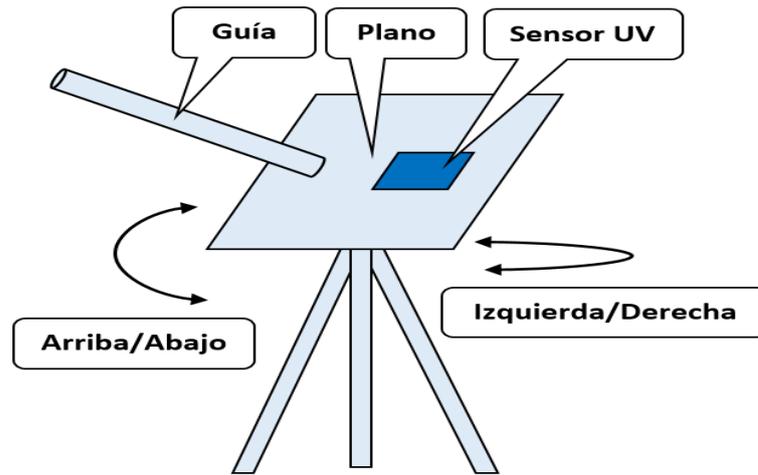


Figura N° 9: Módulo de adquisición de datos móvil.

Elaboración propia.

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados del Diseño e implementación de un sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno

Los datos fueron recolectados en el departamento de Puno cuyas coordenadas son: $15^{\circ}29' 27''$ S y $70^{\circ} 07' 37''$ O, del 11 de agosto del 2019 al 17 de agosto del mismo año. Las variables analizadas fueron: Tensión AC, Corriente AC, Potencia activa, Frecuencia, Factor de potencia, Tensión DC, Corriente DC, Irradiancia, Temperatura de modulo, Temperatura ambiente. El total de datos procesados fueron de 151 200, repartidos en 10 columnas cada una de ellas que representa a las variables a modelar. En la Tabla 1 se muestra las estadísticas de los datos obtenidos: número de medidas, mediana, desviación estándar, valores: máximo, mínimo y rangos intercuartílicos.

Tabla 1: Data obtenida de la investigación.

	Tensión AC	Corriente AC	Potencia activa	Frecuencia	Factor de potencia	Tensión DC	Corriente DC	Irradiancia	Temp modulo	Temp ambiente
count	15120	15120	15120	15120	15120	15120	15120	15120	15120	15120
mean	235.1124	7.429527	1730.497	60.00177	0.972026	332.8228	5.921987	704.3942	36.33773	16.50947
std	2.852053	2.461887	594.146	0.045173	0.116129	16.76577	2.042344	243.3966	11.09288	4.108415
min	225.5	0.616	0.4	59.6	-0.987	295.3	0	38	4.5	2.2
25%	233.3	5.798	1346	60	0.988	320.1	4.4	527	29.5	13.9
50%	235.7	8.21	1909.85	60	0.992	329.3	6.45	764	39.3	18
75%	237.2	9.5	2232.55	60	0.994	341.1	7.74	923	45.5	19.6
max	243.7	12.26	2865.1	60.2	0.998	418.2	8.94	1077	53.9	23.6

Elaboración propia.

La cantidad de datos analizados se muestra a continuación:

- Datos muestreados: 11/08/2019 al 17/08/2019
- Datos procesados: 15120*10 columnas= 151200 datos.

4.2. Resultados del método de selección de variables Lasso

Para los sistemas de regresión multivariable o multiparamétrico generalmente se tiene un conjunto de variables predictoras a partir de las cuales se trata de identificar el modelo óptimo, seleccionando las variables predictoras más apropiadas para el modelo. Si bien es cierto existe muchas técnicas para realizar este proceso, básicamente se tienen 3 casos: modelos subespecíficos, en las cuales se tienen muy pocas variables obteniendo un modelo mal detallado y con estimaciones sesgadas. Modelo sobre especificado, el que cuenta con muchas variables y tendrá predicciones poco específicas. Y, por último, modelo correcto, en el que se elige el número de variables justas que proporcionará predicciones precisas. En la presente tesis para lograr este objetivo, se utilizó el método de selección de variables Lasso, obteniendo como resultado los valores descritos en la Tabla 2.

Tabla 2: Parámetros de la regresión Lasso.

Parámetro	Modelo Lasso
Error cuadrático medio	12.569621258521442
Error absoluto medio	10.077017919270041
Coefficiente de determinación ajustado	0.9973342030628847
Coefficiente de determinación	0.9973357899517288
Tiempo de test	0.005225
Tiempo de entrenamiento	0.006461

Elaboración propia.

Para que los resultados no sólo tengan significancia matemática, se realizó la validación del modelo utilizando 5 técnicas: linealidad, distribución de los residuos, mapa de calor y homocedasticidad, que se describen a continuación.

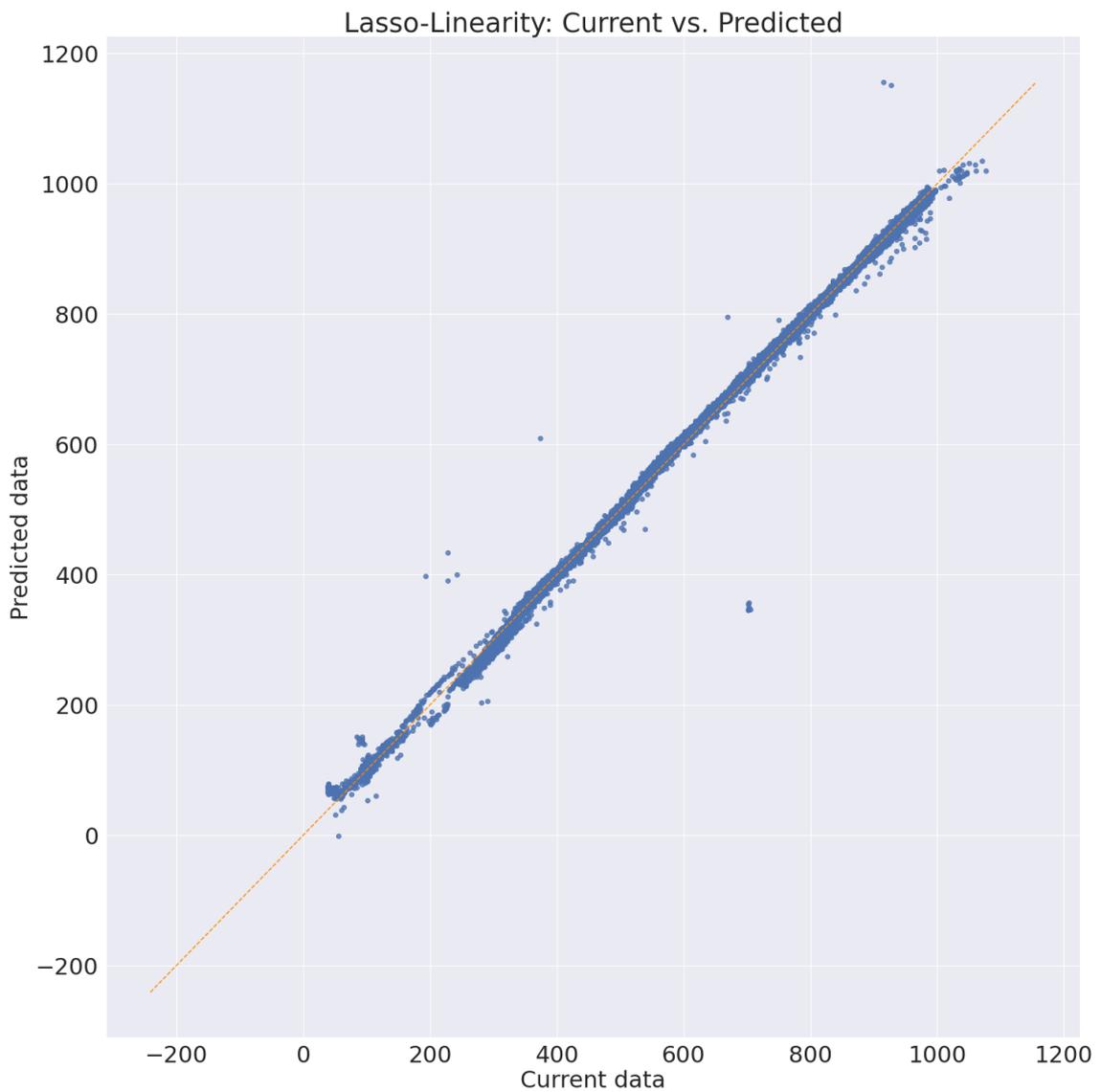


Figura N° 10: Diagrama de dispersión.

Elaboración propia.

La relación entre los datos pronosticados y los datos reales es vital para hacer valido el modelo de regresión, también se genera para no dar predicciones inexactas. Como se muestra en la figura N°10 nos muestra el diagrama de dispersión que nos ayuda a validar el modelo de regresión.

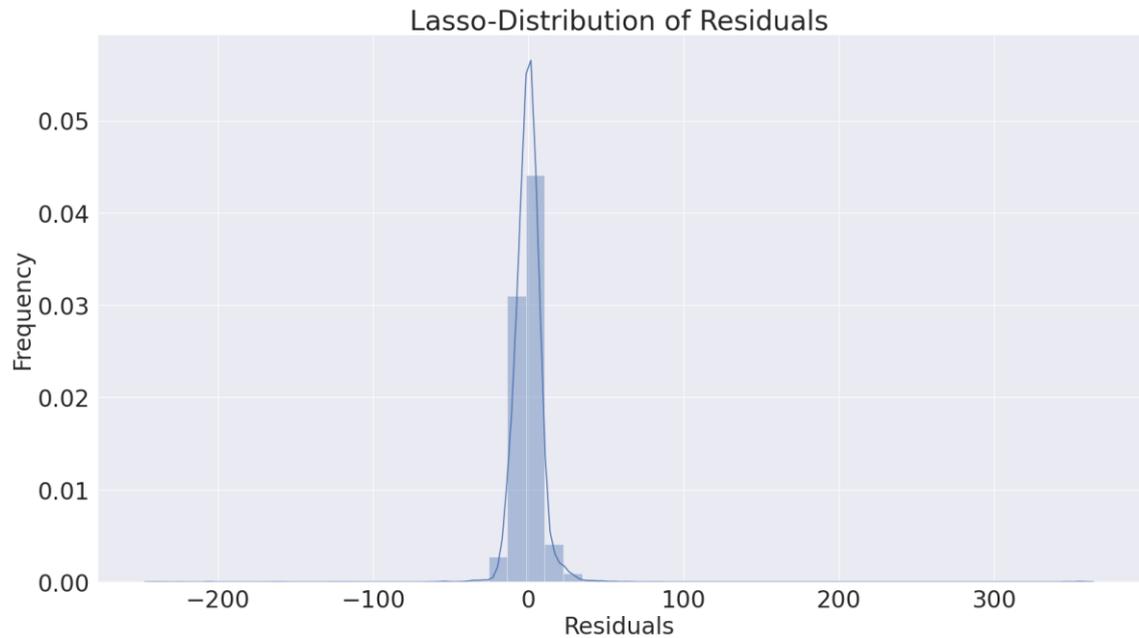


Figura N° 11: Histograma de los términos de error.

Elaboración propia.

Se hizo la validación de la distribución normal de los términos de error, mediante un histograma como se muestra en la Figura N°11.

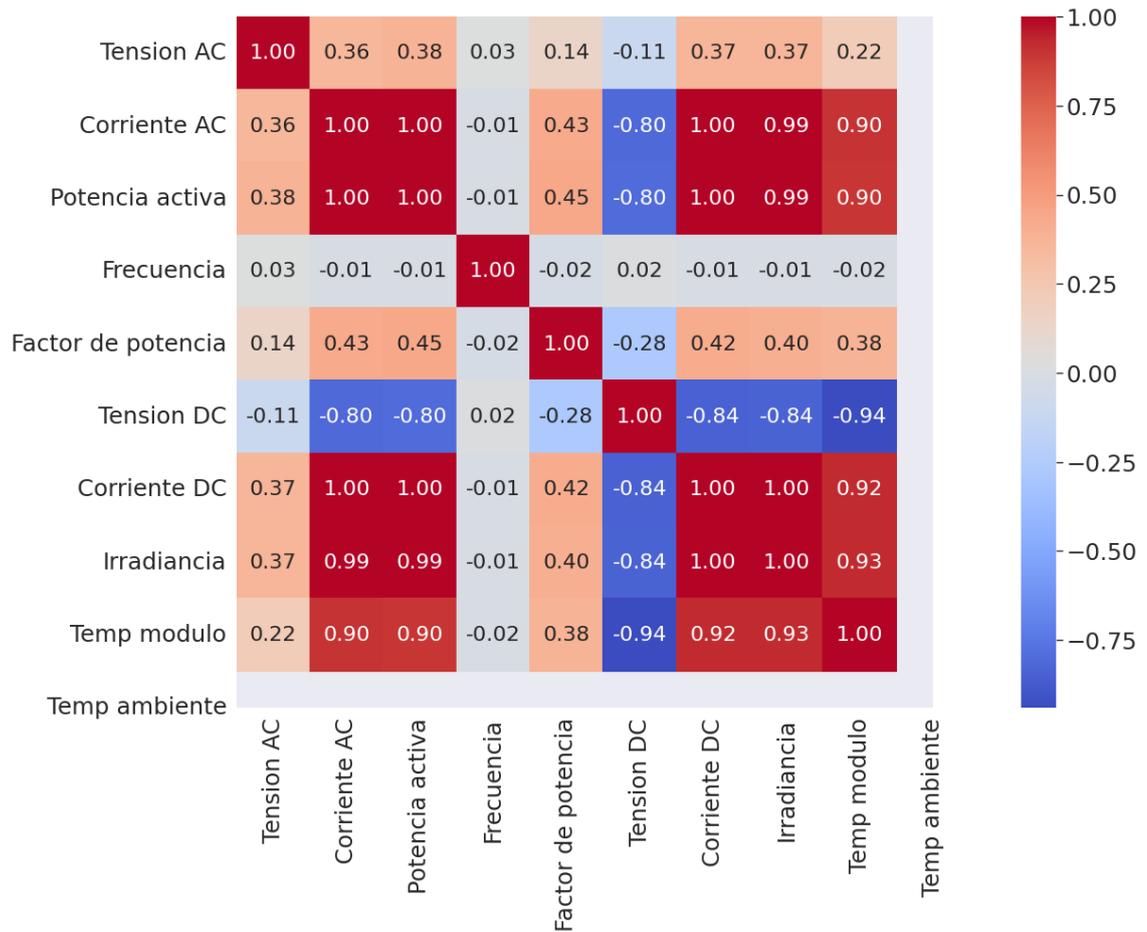


Figura N° 12: Mapa de calor.

Elaboración propia.

Los predictores no deben estar correlacionados porque esto provoca errores en la interpretación de los coeficientes y para evitar este tipo de correlación, se realizó un mapa de calor donde se muestran las correlaciones. Este mapa de calor nos ayudó a eliminar variables mediante el algoritmo de selección de variables Lasso, en la Figura N° 12 se muestra el mapa de calor para luego validar los resultados.

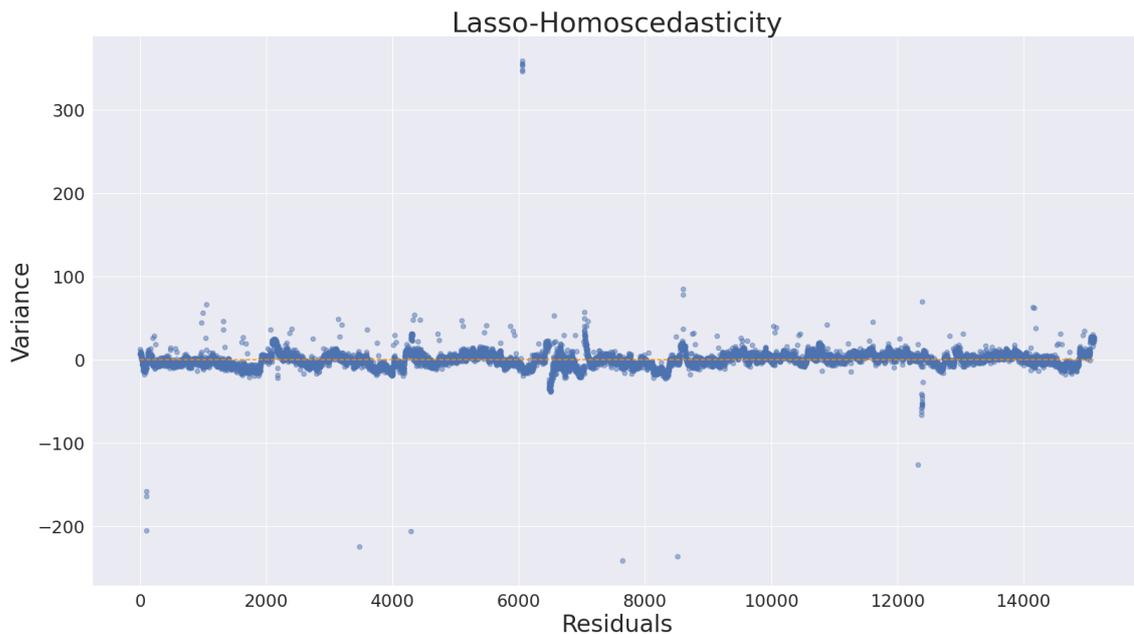


Figura N° 13: Homocedasticidad.

Elaboración propia.

El error del modelo debe registrar la misma varianza, de lo contrario, tendrá un mayor peso en un determinado subconjunto de datos. En orden para evaluar esta condición, se graficaron los datos que no fueron considerados por el modelo de regresión de selección de variables Lasso ya que el modelo de regresión elimina los datos que son menos eficientes para el modelo de regresión y se determinó que la varianza es uniforme.

4.3. Discusión

Así mismo la selección de variables independientes del sistema propuesto logró una precisión (coeficiente de determinación) de 99.73%. Comparando los resultados con los obtenidos por (Wang, Zhau, Yu, & Yuan, 2020) que propone otro modelo híbrido formado por una combinación de RFE y SVM para identificar las intenciones de frenado para mejorar la eficiencia en vehículos eléctricos en base a una red de memoria a corto plazo (LSTM) y Gaussian Hidden Markov Model (GHMM), obteniendo una precisión del 95%, De la misma forma para la estimación de la función contráctil del ventrículo



izquierdo, valor necesario para llevar a cabo de manera exitosa el trasplante de corazón, (Xiao, 2020) también utiliza una combinación de SVR y RFE para seleccionar los parámetros de estimación, alcanza un valor de 88%. De la misma forma (Ravishankar, 2020) propone otro modelo híbrido que utiliza análisis de componentes principales (PCA) y RFE para seleccionar los coeficientes espectrales de frecuencia para luego clasificarlos con una red perceptrón multicapa para la determinación de la edad a través de las características del habla, logrando precisiones del 87.59%. Para la delineación de mapas de susceptibilidad a la salinidad, (Mosavi, 2020) realiza tres modelos de aprendizaje automático: Stochastic Gradient Boosting (StoGB), Rotation Forest (RotFor) y Bayesian Generalized Linear Model (Bayesglm) a las que alimentó con 16 variables, seleccionando por RFE 8 que le proporcionó mejores resultados, obteniendo una precisión de 87%. (Syed, 2020) utiliza una combinación de RFE con regularización L1 para predecir en etapas tempranas la enfermedad de Alzheimer a través de los biomarcadores de proteínas del LCR, utilizando posteriormente los clasificadores SVM y regresión logística logrando una precisión cerna al 95.24%. (Zhou, Li, Ma, & Jiang, 2020) para descubrir los factores influyentes ocultos que influyen en las actividades delictivas en la ciudad de New York realiza modelos a través de Bosques aleatorios, redes neuronales artificiales, SNM, regresión logística, arboles de decisión de aumento de gradiente; utilizando previamente para la selección de variables RFE, logrando una exactitud en el mejor de los casos de 80.9%.

En todos los casos notamos que el sistema propuesto tiene resultados aceptables para el sistema propuesto.



V. CONCLUSIONES

- **Primera.** Se diseñó e implementó un sistema de regresión de radiación UV utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno.
- **Segunda.** Se logró diseñar un sistema regresión utilizando el método de selección de variables Lasso para la ciudad de Puno, el modelo de regresión estima los valores máximos de irradiancia ultravioleta.
- **Tercera.** Se logró realizar la implementación del algoritmo de regresión de radiación UV utilizando el lenguaje de programación Python para la ciudad de Puno, ya que este lenguaje de programación es muy versátil y tiene varias funcionalidades como que los tiempos de entrenamiento y test son reducidos: 0.0064 y 0.052 segundos respectivamente.
- **Cuarta.** Se utilizó el método de selección de variables Lasso para minimizar el porcentaje de error y así se mejoró el sistema de regresión obteniendo fiabilidad, escalabilidad y alta precisión ya que su coeficiente de determinación fue de 99.73% lo que significa que el modelo de regresión obtenido es eficiente.



VI. RECOMENDACIONES

Se puede desarrollar el módulo de datos móvil con un sistema de control automático para que se encuentre continuamente apuntando de manera directa al sol.

Es posible destacar los diagramas y código fuente del módulo de datos para que su utilización sea masiva en todo el mundo.

Se recomienda utilizar otros métodos de selección de variable para optimizar la predicción



VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Zhang, P., Qiu, Z., & Shi, C. (2016). simplexreg: An R Package for Regression Analysis of Proportional Data Using the Simplex Distribution. *Journal of Statistical Software*, 71(11).
- Chambi Laura, V. N. (2018). *ESTUDIO Y ANÁLISIS DE LA ACTIVIDAD SOLAR, RADIACIÓN SOLAR GLOBAL Y RADIACIÓN UV EN LA CIUDAD DE AREQUIPA*. Arequipa: Repositorio UNSA.
- Champác Flores, J. C. (2018). *MODELO DE REGRESION A LA MEDIA SIMPLEX INFLACIONADA PARA PROPORCIONES*. Lima: Repositorio PUCP.
- Clemente de la Cruz, W. (2014). *OPTIMIZACIÓN DEL SISTEMA SOLAR FOTOVOLTAICO PARA LA GENERACIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN HUANCAYO*: Repositorio UNCP.
- Felicísimo Pérez, Á., & Fernández Cepedal, G. (1999). Estimación de la radiación solar incipiente sobre superficies con pendiente y orientación variables. *Studia oecológica*, 267-284.
- González Púmariega, M., Vernhes Tamayo, M., & Sánchez Lamar, Á. (2009). La radiación ultravioleta. Su efecto dañino y consecuencias para la salud humana. *Theoria*, 69-80.
- Gori, M. (2017). *Machine Learning: A Constraint-Based Approach*. Morgan Kaufmann.
- Huanca Huamaní, M. L. (2016). *Efectos del truncamiento y censura de la variable dependiente en los modelos de regresión multinivel de 2 etapas*. Lima: Repositorio UNI.
- Hurwitz, J., & Kirsch, D. (2018). *Machine Learning For Dummies*. John Wiley & Sons, Inc.
- Mosavi, A. (2020). Groundwater Salinity Susceptibility Mapping Using Classifier Ensemble and Bayesian Machine Learning Models. *IEEE Access*, 145564-145576.
- Ordoñez Ramos, E. (2020). *DEEP LEARNING PARA LA VISIÓN ARTIFICIAL E IDENTIFICACIÓN DEL PERSONAL ADMINISTRATIVO Y DOCENTE DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL MICAELA BASTIDAS DE APURÍMAC 2018*. Puno: Repositorio Institucional UNA-PUNO.
- Paredes Ccama, P. I. (2017). *DISEÑO DE UN SISTEMA DE SEÑALIZACION UTILIZANDO SENSORES FOTOVOLTAICOS PARA LA PREVENCIÓN DE LOS EFECTOS DE LA RADIACION SOLAR PARA LOS ESTUDIANTES DE LA EPIE*. Puno: Repositorio Institucional UNA-PUNO.
- Pngwing. (3 de Junio de 2022). Obtenido de <https://www.pngwing.com>



- Qin, H., Yin, S., Gao, T., & Luo, H. (2020). A Data-driven Fault Prediction Integrated Design Scheme Based on Ensemble Learning for Thermal Boiler Process. *2020 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)* (págs. 639-644). Buenos Aires: IEEE.
- Ravishankar, S. (2020). Prediction of Age from Speech Features Using a Multi-Layer Perceptron Model. *IEEE Xplore* , 1-6.
- Rivas, M., Rojas, E., & Madronich, S. (2008). AUMENTO DEL ÍNDICE SOLAR ULTRAVIOLETA CON LA ALTURA. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 383-388.
- Rodriguez Pacheco, E. (2015). *Unsupervised Learning with R*. United Kingdom: Packt Publishing Ltd.
- Sordo, C., & Gutiérrez, C. (2013). Cáncer de piel y radiación solar: experiencia peruana en la prevención y detección temprana del cáncer de piel y melanoma. *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Publica*, 113-117.
- Sotomayor-Beltran, C., & Delgado, A. (2019). Introducing to Industrial Engineering Students to Linear Programming with Pulp from Python: A Case Study in Peru. *International Journal of Engineering and Advanced Technology* , 749-751.
- Syed, A. H. (2020). An Ensemble-Learning Based Application to Predict the Earlier Stages of Alzheimer's Disease (AD). *IEEE Access*, 222126-222143.
- Talento, S. (2011). *BASES PARA UN SISTEMA DE PREDICCIÓN DE CAUDALES DE APOORTE A RINCÓN DEL BONETE Y SALTO GRANDE*. Montevideo: Repositorio Universidad de la Republica.
- Tibshirani, R. (2011). Regression shrinkage and selection via the lasso:a retrospective. *Journal of the Royal Statistical Society Series B (Statistical Methodology)*, 273-282.
- Tobajas, M. (2020). *Energía Solar Fotovoltaica*. Ecoe Ediciones Ltda.
- Wang, S., Zhau, X., Yu, Q., & Yuan, T. (2020). Identification of Driver Braking Intention Based on Long Short-Term Memory (LSTM) Network. *IEEE Access*, 180422-180432.
- Xiao, W. (2020). Single-Beat Measurement of Left Ventricular Contractility in Normothermic Ex Situ Perfused Porcine Hearts. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 3288-3295.
- Zhou, J., Li, Z., Ma, J., & Jiang, F. (2020). Exploration of the Hidden Influential Factors on Crime Activities: A Big Data Approach. *IEEE Access*, 141033-141045.
- Zuleta Mediavilla, D., & Lema Puruncaja, C. (2015). *Solmáforo (Semáforo Solar): modelo ambiental de alerta por exposición a la radiación solar en Quito*. Quito: Repositorio Institucional de la Universidad Politécnica Salesiana.

ANEXOS

Tabla A. 1: Parte de la data de la investigación.

Fecha	Tensión AC	Corriente AC	Potencia activa	Frecuencia	Factor de potencia	Tensión DC	Corriente DC	Irradiancia	Temp modulo	Temp ambiente
11/08/2019 07:00	237.3	3.3	742.8	60	0.948	387.4	2.39	278	4.5	2.2
11/08/2019 07:00	237.2	3.256	734.4	60	0.952	387.4	2.4	280	4.6	2.2
11/08/2019 07:00	237.3	3.323	749.4	60	0.952	387.1	2.41	280	4.8	2.2
11/08/2019 07:00	237.3	3.295	744	60.1	0.956	386.9	2.41	281	4.8	2.2
11/08/2019 07:01	237.4	3.355	756.6	60.1	0.95	386.7	2.43	284	4.9	2.3
11/08/2019 07:01	237.2	3.344	756.7	60	0.953	384.7	2.37	278	5	2.3
11/08/2019 07:01	237.1	3.362	762.8	60	0.957	386.3	2.44	285	5	2.4
11/08/2019 07:01	237	3.39	764.4	60	0.954	386.7	2.46	288	5.1	2.5
11/08/2019 07:02	237.1	3.381	771.6	60	0.953	386.5	2.47	294	5.2	2.8
11/08/2019 07:02	236.8	3.419	773.4	60	0.952	386.2	2.5	296	5.3	2.8
11/08/2019 07:02	237.1	3.465	784	60	0.954	386.1	2.51	293	5.3	2.8



11/08/2019	07:02	236.8	3.459	783.2	60	0.954	385.8	2.52	293	5.3	2.8
11/08/2019	07:03	237.2	3.521	797.6	60	0.958	385.7	2.52	294	5.3	2.9
11/08/2019	07:03	237.4	3.5	791.7	60	0.955	386.1	2.52	294	5.3	3.1
11/08/2019	07:03	237.1	3.465	786.5	60	0.96	386.2	2.53	294	5.4	3.3
11/08/2019	07:03	237	3.491	790.7	60	0.955	385.9	2.54	296	5.4	3.5
11/08/2019	07:04	237.1	3.51	796.5	60	0.958	385.8	2.55	298	5.4	3.9
11/08/2019	07:04	236.9	3.604	816.6	60	0.957	385.5	2.57	300	5.4	4.6
11/08/2019	07:04	237.6	3.561	808.1	60	0.955	385.7	2.58	301	5.5	5.2
11/08/2019	07:04	237.3	3.602	817.4	60	0.956	385.3	2.58	302	5.5	5.9
11/08/2019	07:05	237.8	3.562	812.7	60	0.96	383.8	2.6	305	5.6	6.8
11/08/2019	07:05	237.8	3.608	823.3	60	0.961	385.5	2.63	306	5.7	7.7
11/08/2019	07:05	237.8	3.624	827.3	60	0.968	385	2.63	306	5.8	8.6
11/08/2019	07:05	238	3.66	839.8	60	0.959	385.7	2.66	305	5.9	9.3
11/08/2019	07:06	238	3.672	840.3	60	0.965	385.2	2.67	310	6	9.7
11/08/2019	07:06	237.6	3.81	869	60	0.962	385.5	2.69	313	6.1	9.8



11/08/2019	07:06	238.3	3.739	858.1	60	0.964	386.2	2.72	317	6.2	10.3
11/08/2019	07:06	238.2	3.778	866.9	60	0.961	385.2	2.72	317	6.3	10.9
11/08/2019	07:07	238.2	3.783	866.2	60	0.964	385.9	2.73	318	6.4	11.5
11/08/2019	07:07	238.2	3.731	855	60	0.963	382.7	2.73	318	6.5	11.8
11/08/2019	07:07	237.9	3.754	861.1	60.1	0.961	382.9	2.73	317	6.6	12.1
11/08/2019	07:07	238.2	3.824	876.5	60.1	0.962	384.2	2.72	317	6.6	12.1
11/08/2019	07:08	238	3.736	854.4	60	0.961	383.6	2.72	315	6.8	11.8
11/08/2019	07:08	238	3.799	869.2	60	0.962	383.4	2.73	311	6.9	11.6
11/08/2019	07:08	237.8	3.735	855.6	60	0.964	382.1	2.73	314	7	11.5
11/08/2019	07:08	238.1	3.771	866.9	60	0.966	382.9	2.74	317	7.1	11.6
11/08/2019	07:09	237.8	3.723	858.7	60	0.968	382.3	2.74	315	7.1	11.6
11/08/2019	07:09	237.6	3.869	891.2	60.1	0.964	382.8	2.8	321	7.1	11.6
11/08/2019	07:09	237.5	3.894	894.7	60.1	0.963	383.6	2.82	326	7.2	12
11/08/2019	07:09	238.1	3.933	905.3	60.1	0.968	383.6	2.85	327	7.2	12.1
11/08/2019	07:10	238.4	3.941	907	60	0.971	383.4	2.85	332	7.3	12.2



11/08/2019											
07:10	238.1	3.971	913.3	60	0.965	383.3	2.86	330	7.4	12.4	
11/08/2019											
07:10	238.1	3.969	912.5	60	0.964	383.2	2.86	331	7.5	12.8	
11/08/2019											
07:10	238.1	3.935	906.8	60	0.968	382.7	2.88	331	7.6	13.2	
11/08/2019											
07:11	238	3.956	912.5	59.9	0.962	382.7	2.88	331	7.7	13.5	
11/08/2019											
07:11	238.1	3.982	916.4	59.9	0.967	382.4	2.89	332	7.8	13.8	
11/08/2019											
07:11	238.1	3.962	913.2	60	0.968	382.3	2.88	332	7.8	14.1	
11/08/2019											
07:11	238.2	4.012	926.6	60	0.968	382.1	2.89	331	8	14.3	
11/08/2019											
07:12	237.8	3.979	916.9	60	0.974	381.8	2.9	331	8	14.4	
11/08/2019											
07:12	237.7	4.006	923.5	59.9	0.975	381.9	2.91	331	8.2	14.6	
11/08/2019											
07:12	237.6	4.081	943.1	60	0.972	381.7	2.95	335	8.3	14.8	
11/08/2019											
07:12	237.7	4.132	955.2	60	0.973	381.9	2.96	339	8.3	14.9	
11/08/2019											
07:13	237.6	4.084	940.2	60	0.967	381.2	2.95	335	8.4	15	
11/08/2019											
07:13	236.8	4.058	933.4	59.9	0.972	377.5	2.97	336	8.4	14.6	
11/08/2019											
07:13	237.9	4.053	934.3	60	0.971	380.6	2.95	336	8.4	14.1	
11/08/2019											
07:13	237.8	4.071	938.3	60	0.969	380.9	2.95	338	8.5	13.8	



11/08/2019	07:14	237.8	4.053	934.3	60	0.969	381.5	2.95	343	8.5	13.8
11/08/2019	07:14	237.6	4.068	939.1	60	0.973	381.2	2.96	336	8.4	13.8
11/08/2019	07:14	237.7	4.112	948.3	60	0.973	380.8	2.98	339	8.5	13.6
11/08/2019	07:14	237.2	4.239	976.5	60	0.973	381	3.01	342	8.5	13.6
11/08/2019	07:15	238	4.131	956.1	60	0.971	381.1	3.01	344	8.5	13.5
11/08/2019	07:15	236.8	4.132	952.2	60	0.972	380.3	3.02	342	8.6	13.5
11/08/2019	07:15	237.9	4.184	965.8	60	0.974	379.4	3.03	340	8.6	13.3
11/08/2019	07:15	237.8	4.205	974.5	60	0.975	380.4	3.05	351	8.6	13.1
11/08/2019	07:16	237.9	4.216	975.7	60	0.972	380.2	3.07	347	8.6	13.6
11/08/2019	07:16	237.9	4.233	979.9	60	0.971	379.8	3.08	347	8.7	13.8
11/08/2019	07:16	238	4.29	992	60	0.972	378.1	3.09	348	8.7	13.6
11/08/2019	07:16	237.1	4.267	986.7	60	0.967	380.1	3.1	351	8.7	13.5
11/08/2019	07:17	237.9	4.304	997.2	60	0.974	379.6	3.12	351	8.8	13.8
11/08/2019	07:17	238.2	4.304	999.6	60	0.972	380.2	3.13	353	8.9	14
11/08/2019	07:17	238	4.342	1004. 7	60	0.973	380.4	3.14	355	9	14.2



11/08/2019			1005.								
07:17	238.1	4.33	2	60	0.976	379.8	3.15	357	9	14.4	
11/08/2019			1010.								
07:18	237.7	4.347	9	60	0.974	379.5	3.16	355	9.1	14.2	
11/08/2019											
07:18	237.1	4.36	1015	60	0.968	379.2	3.18	364	9.2	13.7	
11/08/2019			1018.								
07:18	238	4.395	7	60	0.98	379.2	3.19	360	9.2	12.6	
11/08/2019											
07:18	238	4.424	1028	60	0.974	379.6	3.2	364	9.3	11.9	
11/08/2019			1026.								
07:19	238.1	4.414	8	60	0.976	379.8	3.21	365	9.4	11.5	
11/08/2019			1030.								
07:19	238.1	4.442	7	60	0.976	373.6	3.27	365	9.4	11.2	
11/08/2019											
07:19	237.8	4.48	1039	60	0.974	378.4	3.24	365	9.6	11.1	
11/08/2019			1036.								
07:19	238.2	4.468	9	60	0.974	379	3.23	365	9.7	11.1	
11/08/2019			1037.								
07:20	237.9	4.474	4	60	0.975	379.2	3.21	363	9.7	10.9	
11/08/2019			1025.								
07:20	238.2	4.416	9	60	0.975	378.7	3.21	364	9.8	11.2	
11/08/2019			1035.								
07:20	238.3	4.449	7	60	0.974	378	3.23	365	9.7	12	
11/08/2019			1024.								
07:20	238.1	4.418	4	60	0.974	378.2	3.19	365	9.8	12.8	
11/08/2019			1024.								
07:21	238.2	4.407	8	60.1	0.978	377.8	3.22	364	9.9	13.4	
11/08/2019			1033.								
07:21	238.4	4.444	1	60.1	0.975	378	3.23	368	10	13.7	



11/08/2019			1042.								
07:21	238.6	4.474	7	60	0.98	377.9	3.26	371	10	14.1	
11/08/2019			1042.								
07:21	238	4.489	9	60	0.979	377.7	3.27	375	10	14.3	
11/08/2019			1052.								
07:22	238.1	4.519	8	60	0.975	377.6	3.29	375	10	14.4	
11/08/2019			1058.								
07:22	238.2	4.54	3	60	0.977	378.4	3.29	376	10	14.5	
11/08/2019			1054.								
07:22	238.1	4.537	3	60	0.976	378.8	3.3	376	10	14.5	
11/08/2019			1060.								
07:22	237.7	4.564	1	60	0.977	378.5	3.3	378	10.1	14.7	
11/08/2019			1065.								
07:23	238.3	4.581	6	60	0.975	377.7	3.32	378	10.1	15.1	
11/08/2019			1067.								
07:23	238.5	4.588	9	60	0.976	378.6	3.33	377	10.2	15.6	
11/08/2019			1080.								
07:23	237.5	4.648	9	60	0.976	378.2	3.35	384	10.3	16	
11/08/2019			1075.								
07:23	238.4	4.621	1	60	0.977	377.8	3.35	384	10.4	16	
11/08/2019			1081.								
07:24	238.6	4.64	9	60	0.978	377.8	3.36	385	10.5	15.6	
11/08/2019			1084.								
07:24	237.8	4.663	6	60	0.977	377.3	3.39	389	10.6	15.4	
11/08/2019											
07:24	238	4.686	1089	60	0.979	377.5	3.39	388	10.6	15.2	
11/08/2019			1073.								
07:24	237.9	4.622	3	60	0.976	376.9	3.37	389	10.6	15.1	
11/08/2019			1081.								
07:25	238	4.664	5	60	0.975	376.7	3.37	386	10.7	15.4	



11/08/2019			1108.								
07:25	238.1	4.76	8	60	0.98	365.5	3.5	227	10.8	15.3	
11/08/2019			1106.								
07:25	238.1	4.76	5	60	0.982	375	3.45	242	10.8	14.6	
11/08/2019			1104.								
07:25	237.9	4.792	7	60	0.979	375.6	3.45	193	10.8	14.2	
11/08/2019			1115.								
07:26	238.3	4.79	1	60	0.982	376.4	3.47	400	10.9	13.9	
11/08/2019											
07:26	238	4.735	1101	60	0.977	375.6	3.43	396	10.9	13.4	
11/08/2019			1108.								
07:26	238.1	4.764	2	60	0.977	375.6	3.45	394	10.9	12.7	
11/08/2019			1118.								
07:26	237.3	4.824	2	59.9	0.977	375.3	3.47	398	11	12.3	
11/08/2019			1097.								
07:27	237.3	4.731	5	60	0.978	375	3.46	398	10.9	12.2	
11/08/2019			1096.								
07:27	237.3	4.723	9	60	0.979	374.5	3.45	397	10.9	12.1	
11/08/2019			1087.								
07:27	237.4	4.692	4	60	0.976	373.7	3.43	394	11	12	
11/08/2019			1078.								
07:27	237.2	4.654	9	60	0.975	374.7	3.4	392	11.1	12.1	
11/08/2019			1101.								
07:28	237.7	4.737	1	60	0.977	374.9	3.45	397	11.1	12.2	
11/08/2019			1115.								
07:28	237.6	4.798	1	60	0.98	374.8	3.49	402	11.1	12.4	
11/08/2019			1128.								
07:28	237.2	4.861	9	60	0.978	375.1	3.52	409	11.2	12.8	
11/08/2019			1145.								
07:28	237.1	4.939	1	60	0.98	374.5	3.54	411	11.3	13.3	



11/08/2019			1128.								
07:29	237.2	4.853	5	60	0.978	374.7	3.53	413	11.3	13.6	
11/08/2019			1124.								
07:29	237.2	4.825	9	60	0.98	373.8	3.53	413	11.4	13.5	
11/08/2019			1121.								
07:29	237.1	4.839	5	60	0.981	374.1	3.52	413	11.4	13.1	
11/08/2019			1126.								
07:29	237	4.844	9	60	0.979	374.2	3.54	414	11.5	12.3	
11/08/2019											
07:30	236.9	4.886	1132	60	0.978	373.6	3.55	415	11.6	11.1	
11/08/2019			1140.								
07:30	237.1	4.921	3	60	0.977	373.9	3.56	414	11.7	9.9	
11/08/2019			1150.								
07:30	237	4.966	2	60	0.977	373.1	3.57	417	11.7	8.8	
11/08/2019											
07:30	237.4	4.97	1154	60	0.979	373.4	3.6	421	11.8	7.5	
11/08/2019			1166.								
07:31	236.9	5.038	5	59.9	0.977	373	3.63	423	12	6.6	
11/08/2019			1164.								
07:31	236.8	5.021	6	60	0.979	368.5	3.68	426	12.1	6.1	
11/08/2019			1169.								
07:31	237	5.035	9	60.1	0.98	372.4	3.66	428	12.2	5.6	
11/08/2019			1175.								
07:31	237.4	5.051	4	60.1	0.981	372.1	3.69	430	12.4	5.3	
11/08/2019			1180.								
07:32	237.2	5.082	6	60	0.982	371.6	3.7	432	12.6	5.2	
11/08/2019			1170.								
07:32	237	5.047	3	60	0.983	371.9	3.67	431	12.7	5	
11/08/2019			1193.								
07:32	237	5.139	8	60	0.98	371	3.68	434	12.9	4.9	



11/08/2019			1169.								
07:32	237.2	5.039	3	60	0.978	371.6	3.67	428	13	4.7	
11/08/2019			1177.								
07:33	236.8	5.075	6	60	0.978	371	3.67	434	13.1	4.6	
11/08/2019			1169.								
07:33	236.8	5.046	2	60	0.981	371.9	3.66	430	13.3	4.7	
11/08/2019											
07:33	236.7	5.06	1175	60	0.98	372.2	3.67	432	13.5	4.8	
11/08/2019			1185.								
07:33	236.8	5.119	9	60	0.978	371.6	3.7	436	13.6	5	
11/08/2019			1187.								
07:34	236.7	5.115	4	60	0.98	371.7	3.71	438	13.8	5.4	
11/08/2019			1196.								
07:34	236.9	5.16	7	60	0.98	372.3	3.72	439	14	5.7	
11/08/2019			1209.								
07:34	236.9	5.212	6	60	0.978	372.4	3.73	443	14.1	5.8	
11/08/2019											
07:34	237	5.125	1191	60	0.98	372.1	3.74	443	14.3	5.9	
11/08/2019			1196.								
07:35	236.8	5.149	8	60	0.979	372.2	3.75	443	14.5	6	
11/08/2019			1202.								
07:35	237.1	5.173	3	60	0.98	372.2	3.76	444	14.7	6.1	
11/08/2019											
07:35	237.4	5.234	1217	60	0.979	371.7	3.77	446	14.9	5.9	
11/08/2019			1208.								
07:35	237.1	5.202	4	60	0.98	371.8	3.77	444	15	5.8	
11/08/2019			1208.								
07:36	237.1	5.197	5	60	0.981	371.4	3.79	447	15.2	5.7	
11/08/2019			1228.								
07:36	237.3	5.289	8	60	0.98	371.3	3.8	447	15.4	5.6	



11/08/2019			1213.								
07:36	236.9	5.218	7	60	0.982	371	3.81	447	15.6	5.5	
11/08/2019											
07:36	237.1	5.287	1229	60	0.983	368.7	3.84	448	15.8	5.7	
11/08/2019			1232.								
07:37	237.1	5.307	3	60	0.98	368.2	3.85	451	16	5.8	
11/08/2019			1226.								
07:37	237	5.279	4	60	0.98	363.1	3.91	453	16.2	5.7	
11/08/2019			1235.								
07:37	237.2	5.318	6	60	0.981	367.4	3.88	453	16.3	5.8	
11/08/2019			1243.								
07:37	237.3	5.351	4	60	0.98	367.8	3.88	452	16.5	5.9	
11/08/2019			1241.								
07:38	237.4	5.34	5	60	0.98	367.7	3.91	456	16.6	6.2	
11/08/2019			1253.								
07:38	237	5.383	1	60	0.98	367.3	3.94	461	16.7	6.3	
11/08/2019			1249.								
07:38	236.8	5.378	7	60	0.982	367.3	3.96	471	16.8	6.3	
11/08/2019			1266.								
07:38	237.3	5.44	3	60	0.98	367.2	3.98	469	17	6.1	
11/08/2019			1276.								
07:39	237.4	5.477	9	60	0.981	367	3.99	472	17.2	6.2	
11/08/2019			1280.								
07:39	237.5	5.495	5	60	0.982	366.9	4.02	473	17.4	6.4	
11/08/2019			1283.								
07:39	237.3	5.506	2	60	0.982	365.9	4.04	476	17.5	6.6	
11/08/2019			1285.								
07:39	237.2	5.521	8	60.1	0.983	366.6	4.06	481	17.6	6.7	
11/08/2019			1289.								
07:40	237.2	5.536	5	60	0.983	366.7	4.06	482	17.7	6.7	



11/08/2019			1290.								
07:40	237.2	5.529	9	60	0.981	366	4.08	482	17.8	6.7	
11/08/2019			1294.								
07:40	237.2	5.561	7	60	0.982	366.3	4.08	482	17.9	6.8	
11/08/2019			1292.								
07:40	237.5	5.548	2	60.1	0.982	365.7	4.09	484	18.1	6.8	
11/08/2019			1293.								
07:41	237.3	5.555	7	60	0.981	365.5	4.08	482	18.1	6.6	
11/08/2019			1308.								
07:41	237.2	5.629	4	60	0.981	364.7	4.1	485	18.2	6.4	
11/08/2019			1297.								
07:41	237.3	5.569	2	60	0.981	366.2	4.1	480	18.3	6	
11/08/2019			1300.								
07:41	237.4	5.585	8	60	0.982	366.3	4.09	484	18.5	5.7	
11/08/2019			1297.								
07:42	237.3	5.575	8	60	0.981	365.7	4.1	486	18.6	5.5	
11/08/2019			1313.								
07:42	237.3	5.64	8	60	0.982	365.9	4.11	486	18.7	5.7	
11/08/2019			1315.								
07:42	237.3	5.651	1	60	0.981	366.6	4.12	489	18.7	5.9	
11/08/2019											
07:42	237.5	5.621	1312	60.1	0.983	366.5	4.12	489	18.8	6.2	
11/08/2019			1317.								
07:43	237.2	5.666	5	59.9	0.981	365.5	4.14	490	18.9	6.3	
11/08/2019			1312.								
07:43	236.9	5.639	7	60	0.982	366.5	4.06	492	18.9	6.2	
11/08/2019			1333.								
07:43	237.2	5.729	3	60	0.981	366.1	4.15	492	19	6.5	
11/08/2019											
07:43	237.1	5.671	1323	60	0.981	365.5	4.17	492	19.1	6.8	



11/08/2019			1324.								
07:44	237.3	5.683	4	60	0.983	365	4.18	494	19.2	7.1	
11/08/2019											
07:44	237.2	5.683	1326	60	0.985	365.7	4.17	494	19.4	7.4	
11/08/2019			1325.								
07:44	237.6	5.671	7	60	0.981	365.5	4.18	496	19.6	7.3	
11/08/2019			1343.								
07:44	237.4	5.763	6	60	0.982	365.1	4.19	497	19.7	7.1	
11/08/2019			1324.								
07:45	237.4	5.68	7	60	0.981	364.3	4.2	498	19.9	6.9	
11/08/2019			1332.								
07:45	237.6	5.709	4	60	0.982	364.6	4.21	500	20.1	7.1	
11/08/2019			1341.								
07:45	237.3	5.76	8	60	0.981	364.6	4.21	501	20.3	7.4	
11/08/2019			1341.								
07:45	237.5	5.746	5	60	0.981	364.4	4.23	502	20.4	7.6	
11/08/2019			1352.								
07:46	237.3	5.809	3	60	0.981	364.5	4.25	506	20.5	7.8	
11/08/2019			1351.								
07:46	236.9	5.809	4	60	0.982	364	4.26	509	20.6	7.9	
11/08/2019			1356.								
07:46	237.3	5.822	1	60	0.982	364.3	4.28	511	20.6	7.9	
11/08/2019			1352.								
07:46	237.2	5.801	3	60	0.982	363.7	4.28	510	20.7	7.5	
11/08/2019			1351.								
07:47	237.2	5.798	7	60	0.981	363.6	4.28	510	20.8	7.1	
11/08/2019			1345.								
07:47	237.2	5.77	1	60	0.981	363.4	4.28	510	21	6.6	
11/08/2019			1348.								
07:47	236.8	5.793	8	60	0.986	362.8	4.26	505	21.1	6.4	



11/08/2019			1350.								
07:47	236.8	5.808	7	60	0.985	363.1	4.27	505	21.2	6.5	
11/08/2019			1362.								
07:48	237.2	5.836	2	60.1	0.981	362.8	4.29	506	21.3	6.7	
11/08/2019			1350.								
07:48	237.2	5.79	5	60	0.984	362.7	4.29	503	21.5	7.3	
11/08/2019			1363.								
07:48	237.3	5.853	7	60	0.981	362.2	4.3	502	21.6	7.4	
11/08/2019			1345.								
07:48	237.3	5.765	6	60	0.984	362.1	4.28	505	21.7	7.5	
11/08/2019			1356.								
07:49	237.4	5.815	4	60	0.981	361.6	4.29	501	21.7	7.5	
11/08/2019			1347.								
07:49	237.5	5.773	2	60	0.984	346.8	4.28	505	21.9	7.4	
11/08/2019			1375.								
07:49	237.4	5.9	8	60	0.981	360.1	4.37	507	22	7.6	
11/08/2019			1386.								
07:49	237.9	5.94	7	60	0.981	361	4.36	509	22.1	7.5	
11/08/2019			1392.								
07:50	237.4	5.967	6	60	0.983	360.8	4.37	510	22.3	7.5	
11/08/2019			1382.								
07:50	237.8	5.916	6	60	0.984	360.3	4.37	514	22.4	7.3	
11/08/2019			1381.								
07:50	237.8	5.903	4	60	0.983	360.3	4.39	513	22.5	7.1	
11/08/2019			1386.								
07:50	237.5	5.944	5	60	0.983	359.7	4.41	515	22.7	7.1	
11/08/2019			1398.								
07:51	237.6	5.977	2	60	0.984	359.7	4.42	515	22.8	7.2	
11/08/2019			1389.								
07:51	237.4	5.946	8	60	0.982	359.5	4.43	522	22.9	7.2	



11/08/2019			1389.								
07:51	237.5	5.943	9	60	0.984	359.5	4.44	518	23.1	7.1	
11/08/2019			1388.								
07:51	237.1	5.967	9	60	0.983	358.8	4.43	518	23.2	7.3	
11/08/2019			1387.								
07:52	236.9	5.938	5	60	0.983	358.8	4.43	518	23.3	7.6	
11/08/2019			1408.								
07:52	237	6.035	9	60	0.983	358.6	4.45	519	23.4	7.6	
11/08/2019			1390.								
07:52	237.1	5.961	8	60	0.984	358.3	4.45	521	23.6	7.7	
11/08/2019			1400.								
07:52	237.1	6.008	7	60	0.983	357.5	4.47	522	23.7	7.6	
11/08/2019			1401.								
07:53	237.2	6.007	2	60	0.985	358.2	4.48	523	23.8	7.5	
11/08/2019			1401.								
07:53	237	6.017	9	60	0.982	358.2	4.48	525	23.9	7.4	
11/08/2019			1404.								
07:53	237.1	6.015	9	60	0.984	357.6	4.5	526	24	7.3	
11/08/2019			1405.								
07:53	236.8	6.034	7	59.9	0.983	357.7	4.49	526	24.1	7.2	
11/08/2019			1420.								
07:54	237	6.088	1420	60	0.984	357.2	4.5	526	24.2	7.1	
11/08/2019			1408.								
07:54	236.7	6.047	1	59.9	0.983	357.2	4.51	527	24.3	7.2	
11/08/2019			1403.								
07:54	236.8	6.03	8	60	0.984	356.9	4.48	527	24.4	7.6	
11/08/2019			1387.								
07:54	236.8	5.955	5	60	0.983	356.3	4.46	525	24.5	8	
11/08/2019			1388.								
07:55	236.9	5.957	4	59.9	0.982	356.3	4.46	521	24.5	8.2	



11/08/2019			1386.								
07:55	236.8	5.948	4	60	0.982	342.3	4.41	525	24.7	8.4	
11/08/2019			1392.								
07:55	236.5	5.99	4	59.9	0.986	355.7	4.5	528	24.8	8.5	
11/08/2019			1396.								
07:55	236.7	5.994	1	60	0.988	356.3	4.5	527	24.9	8.7	
11/08/2019			1395.								
07:56	236.7	5.975	7	60	0.983	355.7	4.48	526	25	8.9	
11/08/2019			1395.								
07:56	236.6	6.001	3	60	0.984	355.8	4.49	526	25	9	
11/08/2019			1402.								
07:56	236.8	6.008	8	60	0.983	355.1	4.5	528	25	9	
11/08/2019			1405.								
07:56	236.6	6.056	9	60	0.983	355.7	4.51	527	25.1	8.9	
11/08/2019			1399.								
07:57	236.7	6.021	2	60	0.983	355.9	4.5	528	25.2	8.7	
11/08/2019			1401.								
07:57	236.3	6.032	4	60	0.983	355.3	4.51	531	25.3	8.5	
11/08/2019			1408.								
07:57	237.2	6.038	4	60	0.983	355.6	4.53	525	25.3	8.4	
11/08/2019			1396.								
07:57	236.6	5.998	1	59.9	0.985	354.7	4.51	528	25.4	8.5	
11/08/2019											
07:58	236.7	6.075	1413	60	0.984	354.7	4.51	528	25.4	8.6	
11/08/2019			1402.								
07:58	236.7	6.022	6	60	0.984	354.2	4.53	528	25.4	8.6	
11/08/2019			1392.								
07:58	236.6	5.987	8	60	0.984	354.3	4.51	528	25.4	8.4	
11/08/2019			1399.								
07:58	236.9	5.986	4	60	0.984	353.6	4.54	527	25.5	8.3	



11/08/2019			1400.								
07:59	236.3	6.004	2	60	0.983	353.8	4.53	530	25.6	8.4	
11/08/2019			1406.								
07:59	236.6	6.042	3	60	0.985	353.8	4.54	530	25.7	8.4	
11/08/2019			1410.								
07:59	236.6	6.06	4	60.1	0.983	353.6	4.55	531	25.7	8.4	
11/08/2019			1412.								
07:59	236.7	6.066	3	59.9	0.983	353.4	4.56	534	25.7	8.6	
11/08/2019			1432.								
08:00	237	6.146	3	60	0.983	353	4.59	535	25.9	8.8	
11/08/2019			1422.								
08:00	236.6	6.104	7	59.9	0.982	353.1	4.6	538	26	8.8	
11/08/2019			1428.								
08:00	236.9	6.128	1	60	0.984	352.4	4.63	540	26.1	8.8	
11/08/2019			1431.								
08:00	236.3	6.151	6	60	0.984	353.7	4.62	540	26.1	8.8	
11/08/2019			1438.								
08:01	236.7	6.175	7	60	0.984	354	4.64	542	26.1	8.8	
11/08/2019			1451.								
08:01	236.7	6.233	9	60	0.982	335	4.71	542	26.1	8.6	
11/08/2019			1439.								
08:01	236.5	6.182	6	59.9	0.984	353.1	4.67	546	26.1	8.4	
11/08/2019			1444.								
08:01	236.6	6.192	1	60.1	0.984	353.2	4.66	547	26.2	8.1	
11/08/2019			1454.								
08:02	236.6	6.251	9	60	0.983	352.8	4.69	553	26.3	8	
11/08/2019			1462.								
08:02	236.9	6.275	6	60	0.984	352.7	4.72	552	26.3	8.1	
11/08/2019			1465.								
08:02	236.8	6.26	1	60	0.984	352.5	4.73	552	26.4	8.1	



11/08/2019			1468.								
08:02	236.8	6.291	7	60	0.988	353.4	4.75	555	26.4	8	
11/08/2019			1476.								
08:03	236.6	6.329	8	60	0.984	353.5	4.76	556	26.4	8.2	
11/08/2019			1477.								
08:03	236.6	6.329	9	60	0.985	352.9	4.78	559	26.5	8.5	
11/08/2019											
08:03	236.9	6.329	1479	60	0.985	352.9	4.78	559	26.5	8.7	
11/08/2019			1492.								
08:03	237.1	6.39	4	60	0.985	352.4	4.8	561	26.5	8.7	
11/08/2019			1496.								
08:04	236.9	6.403	5	60.1	0.985	352.6	4.8	561	26.4	8.6	
11/08/2019			1495.								
08:04	237	6.406	5	60	0.986	353	4.8	565	26.3	8.5	
11/08/2019			1505.								
08:04	236.8	6.453	4	60	0.986	353.4	4.82	564	26.4	8.8	
11/08/2019			1510.								
08:04	236.7	6.485	8	60	0.986	353.4	4.83	567	26.5	9.2	
11/08/2019			1505.								
08:05	236	6.477	8	59.9	0.986	353	4.86	569	26.6	9.4	
11/08/2019			1515.								
08:05	236.8	6.49	6	60	0.986	352.9	4.87	569	26.7	9.4	
11/08/2019			1524.								
08:05	236.8	6.538	4	59.9	0.986	352.6	4.87	571	26.7	9.3	
11/08/2019			1517.								
08:05	236.5	6.515	7	60	0.984	352.7	4.87	571	26.8	9.4	
11/08/2019			1527.								
08:06	236.8	6.527	1	60	0.986	352.1	4.9	572	26.9	9.6	
11/08/2019			1518.								
08:06	237.3	6.492	7	60	0.987	352.1	4.9	572	27	9.4	



11/08/2019			1520.								
08:06	236.9	6.523	2	59.9	0.986	352.3	4.89	575	27.1	9.3	
11/08/2019											
08:06	237.2	6.504	1519	60	0.984	352.7	4.88	572	27.2	9.3	
11/08/2019			1520.								
08:07	236.7	6.513	9	60	0.984	352.6	4.87	573	27.1	9.2	
11/08/2019			1557.								
08:07	237.2	6.665	1	60	0.98	352.2	4.89	573	27.1	9.3	
11/08/2019			1509.								
08:07	237.3	6.462	9	60	0.984	351.6	4.9	573	27.1	9.5	
11/08/2019			1525.								
08:07	237.5	6.522	3	60	0.985	352	4.91	575	27.2	9.6	
11/08/2019											
08:08	237.2	6.582	1538	60	0.985	351.5	4.92	575	27.2	9.3	
11/08/2019			1523.								
08:08	237.1	6.53	2	59.9	0.985	351.5	4.91	576	27.3	9.2	
11/08/2019											
08:08	237.2	6.511	1524	60	0.985	351.9	4.92	578	27.5	9.1	
11/08/2019			1524.								
08:08	237.2	6.52	1	59.9	0.983	351.5	4.92	577	27.6	8.9	
11/08/2019			1526.								
08:09	237.2	6.524	2	60	0.985	351.3	4.93	577	27.7	8.6	
11/08/2019			1525.								
08:09	237.1	6.523	1	60	0.986	351.1	4.94	577	27.8	8.4	
11/08/2019			1524.								
08:09	237.1	6.521	3	60	0.987	351.2	4.93	582	27.8	8	
11/08/2019			1532.								
08:09	237	6.553	5	60.1	0.984	351.4	4.93	578	27.8	7.8	
11/08/2019			1549.								
08:10	237.2	6.608	3	60	0.987	351.7	4.95	578	27.8	7.5	



11/08/2019			1542.								
08:10	237.4	6.593	5	60	0.986	351.2	4.97	582	27.8	7.4	
11/08/2019			1542.								
08:10	237.1	6.598	7	60	0.985	351.2	4.98	585	27.8	7.2	
11/08/2019			1544.								
08:10	237.3	6.614	8	60	0.984	350.8	4.98	584	27.8	7.2	
11/08/2019			1541.								
08:11	237.1	6.595	8	60	0.985	348.7	5.01	589	27.9	7.4	
11/08/2019			1540.								
08:11	237.2	6.599	5	60	0.984	350.8	4.98	584	28	7.5	
11/08/2019			1551.								
08:11	237	6.646	5	60	0.985	351.5	4.99	585	28.1	7.6	
11/08/2019			1558.								
08:11	236.9	6.676	4	59.9	0.985	350.9	5.01	588	28.2	8	
11/08/2019			1555.								
08:12	237.3	6.652	3	60	0.986	350.5	5.02	588	28.4	8.4	
11/08/2019			1557.								
08:12	237.3	6.659	8	60	0.984	350.4	5.02	589	28.5	8.9	
11/08/2019			1555.								
08:12	237.2	6.657	3	60	0.986	349.8	5.02	585	28.5	9.3	
11/08/2019			1552.								
08:12	237.6	6.639	7	60	0.987	349.8	5.02	592	28.5	9.5	
11/08/2019			1557.								
08:13	237	6.649	2	60	0.984	349.6	5.04	592	28.5	9.7	
11/08/2019			1563.								
08:13	237.4	6.658	1	60	0.988	349.8	5.05	594	28.6	9.9	
11/08/2019			1565.								
08:13	237.1	6.702	6	60	0.988	347.6	5.08	592	28.7	10.1	
11/08/2019			1567.								
08:13	237.3	6.695	5	60	0.987	348	5.09	589	28.8	10.1	



11/08/2019			1584.							
08:14	237.2	6.77	4	60	0.987	348.6	5.13	601	28.9	10.1
11/08/2019			1595.							
08:14	237.1	6.815	2	60	0.986	349	5.15	605	29	9.8
11/08/2019										
08:14	237.1	6.782	1586	60	0.986	348.3	5.14	603	29	9.5