

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL



**FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICAS**

PROYECTO DE TITULACIÓN

PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:

**“MAGÍSTER EN ESTADÍSTICA CON MENCIÓN EN GESTIÓN DE
CALIDAD Y PRODUCTIVIDAD”**

TEMA:

**DISEÑO DE UN MODELO ESTADÍSTICO PARA DETERMINAR LA
INFLUENCIA DE VARIABLES CLIMÁTICAS SOBRE LA SEÑAL
DE POTENCIA RECIBIDA, DE UN ENLACE INALÁMBRICO
PUNTO A PUNTO, ENTRE LAS CIUDADES DE GUAYAQUIL Y
DURÁN**

AUTOR:

TANIA VANESSA MENÉNDEZ SANCHÓN

Guayaquil - Ecuador

2018

DEDICATORIA

A mis familiares, en especial, a mis padres por su apoyo incondicional y permanente para la culminación de esta meta tan anhelada,
A todas las personas que mostraron su confianza en mí, acompañándome en el alcance de este objetivo.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios, por darme la oportunidad de culminar una meta más, de otras tantas por cumplir,

A mis padres, por su constante esfuerzo, sacrificio y dedicación, por ser mi fuente de inspiración para alcanzar objetivos,

A mi Directora, Mgtr. Wendy Plata, por su paciencia, comprensión y apoyo, por su confianza en mí para formar parte de este proyecto y culminarlo,

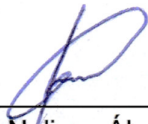
A todos los profesores de la Maestría, quienes nos impartieron sus conocimientos de forma desinteresada y estuvieron siempre prestos a atender cualquier inquietud.

DECLARACIÓN EXPRESA

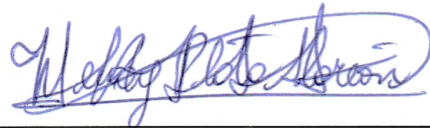
La responsabilidad por los hechos y doctrinas expuestas en este Proyecto de Graduación, me corresponde exclusivamente; el patrimonio intelectual del mismo, corresponde exclusivamente a la **Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas, Departamento de Matemáticas** de la Escuela Superior Politécnica del Litoral.


Tania Vanessa Menéndez Sanchón

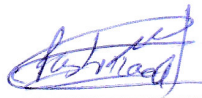
TRIBUNAL DE GRADUACIÓN



Indira Nolivos Álvarez, Ph.D.
Presidente



Wendy Plata Alarcón, Mgr.
Directora



María Nela Pastuizaca Fernández, Ph.D.
Vocal



Francisco Moreira Villegas Mgr.
Vocal

AUTOR DEL PROYECTO



Tania Vanessa Menéndez Sanchón

ÍNDICE GENERAL

PRESENTACIÓN.....	xiii
CAPÍTULO 1	1
ANTECEDENTES, PROBLEMA, OBJETIVOS Y METODOLOGÍA	1
1.1. Antecedentes	1
1.2. Planteamiento del problema	2
1.3. Justificación	3
1.4. Alcance	4
1.5. Objetivos	4
1.5.1. Objetivo General.....	4
1.5.2. Objetivos Específicos	5
1.6. Metodología	5
1.7. Variables a utilizar.....	7
1.8.1. Lenguaje de programación R.....	8
1.8.2. Software SPSS.....	8
CAPÍTULO 2	9
MARCO TEÓRICO, ESTADO DEL ARTE Y ANÁLISIS DE SITUACIÓN ACTUAL.....	9
2.1. Marco Teórico	9
2.1.1. Ondas electromagnéticas	9
2.1.2. Enlace Inalámbrico	11
2.1.3. Estándar IEEE 802.11	12
2.1.4. Topología de redes inalámbricas.....	12
2.1.5. Fenómenos que afectan la propagación de la señal	13
2.1.6. Variables climáticas	15
2.1.7. Análisis Multivariante	18
2.1.8. Regresión Logística	19
2.2. Estado del Arte	28
2.2.1. Modelo de predicción: Regresión lineal múltiple.....	28
2.2.2. Modelo de predicción: Regresión lineal simple.....	29
2.2.3. Modelo de predicción: Series de tiempo.....	30
2.3. Análisis de situación actual	32
2.3.1. Enlace Inalámbrico ESPOL-Durán	32

2.3.2. Equipos utilizados	33
2.3.3. Datos registrados en Estaciones Meteorológicas	35
2.3.4. Medición de precipitaciones en pluviómetros	35
CAPÍTULO 3	37
ANÁLISIS ESTADÍSTICO DESCRIPTIVO	37
3.1. Análisis Univariante.....	37
3.1.1. Variable: Potencia Recibida.....	38
3.1.2. Variable: Atenuación.....	39
3.1.3. Variable: Temperatura	40
3.1.4. Variable: Humedad relativa.....	42
3.1.5. Variable: Presión atmosférica	44
3.1.6. Variable: Radiación Solar	45
3.1.7. Variable: Velocidad del viento.....	47
3.1.8. Variable: Intensidad de lluvia	49
3.1.9. Pruebas de Normalidad	53
3.2. Análisis Bivariante.....	55
3.2.1. Relación Potencia vs Variables Climáticas	55
3.2.2. Comparación de variables en relación a la ausencia o presencia de lluvia	58
3.2.3. Comparación de variables climáticas por grupos	62
CAPÍTULO 4	67
MODELO ESTADÍSTICO.....	67
4.1. Selección de variables	67
4.2. Generación del modelo	68
4.2.1. Regresión lineal múltiple.....	68
4.2.2. Regresión logística ordinal.....	73
4.2.3. Comparación de modelos:.....	79
4.2.4. Comparación con modelos estadísticos de estudios anteriores	80
CAPÍTULO 5	82
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	82
5.1. Conclusiones	82
5.2. Recomendaciones	84
BIBLIOGRAFÍA	86
ANEXOS	89

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1: Campos de la onda electromagnética	9
Figura 2.2: Representación del espectro electromagnético.....	10
Figura 2.3: Niveles de atenuación específica por intensidad de lluvia.....	15
Figura 2.4: Matriz de confusión	26
Figura 2.5: Vista geográfica del enlace inalámbrico	33
Figura 2.6: Esquema del enlace inalámbrico.....	33
Figura 2.7: Router Mikrotik Metal 5SHPn	34
Figura 2.8: Equipo NI-USRP 2921	34
Figura 2.9: Distancia de pluviómetros en el enlace inalámbrico Guayaquil- Durán	36
Figura 3.1: Representación gráfica descriptiva de la variable Potencia.....	39
Figura 3.2: Representación gráfica descriptiva de la variable Atenuación.....	40
Figura 3.3: Histogramas de la variable Temperatura.....	42
Figura 3.4: Diagramas de cajas de la variable Temperatura	42
Figura 3.5: Histogramas de la variable Humedad relativa	43
Figura 3.6: Histogramas de la variable Presión atmosférica.....	45
Figura 3.7: Diagramas de cajas de la variable Presión atmosférica	45
Figura 3.8: Histogramas de la variable Radiación solar	47
Figura 3.9: Diagramas de cajas de la variable Radiación solar	47
Figura 3.10: Representación gráfica descriptiva de la variable Velocidad del viento	48
Figura 3.11: Representación gráfica de los niveles de precipitación	50
Figura 3.12: Representación gráfica de los niveles de precipitación	52
Figura 3.13: Diagrama de cajas comparativo para la variable Potencia	59
Figura 3.14: Diagrama de cajas comparativo para la variable Atenuación	59
Figura 3.15: Diagrama de cajas comparativo para variable Temperatura	60
Figura 3.16: Diagrama de cajas comparativo para variable Humedad Relativa	60
Figura 3.17: Diagrama de cajas comparativo para variable Presión atmosférica ..	61
Figura 3.18: Diagrama de cajas comparativo para variable Radiación solar	61
Figura 3.19: Diagrama de cajas comparativo para variable Velocidad del viento..	61
Figura 3. 20: Diagrama de cajas comparativo para variable Temperatura	64
Figura 3.21: Diagrama de cajas comparativo para variable Humedad relativa.....	64
Figura 3.22: Diagrama de cajas comparativo para variable Presión atmosférica ..	65
Figura 3.23: Diagrama de cajas comparativo para variable Radiación Solar	66
Figura 3.24: Diagrama de cajas comparativo para variable Velocidad del viento..	66
Figura 4.1: Gráficos de residuos del modelo	70
Figura 4.2: Comparación valores observados de Potencia con valores predichos por el modelo	70
Figura 4.3: Gráficos de residuos del modelo	72
Figura 4.4: Comparación valores observados de Atenuación con valores predichos por el modelo	72

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1: Días seleccionados para el análisis	37
Tabla 3.2: Resultados de estadística descriptiva para la variable Potencia.....	38
Tabla 3.3: Resultados de estadística descriptiva para la variable Atenuación .	40
Tabla 3.4: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Temperatura.....	41
Tabla 3.5: Tabla de estadísticos descriptivos para la variable Humedad relativa	43
Tabla 3.6: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Presión atmosférica	44
Tabla 3.7: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Radiación solar	46
Tabla 3.8: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Velocidad del viento	48
Tabla 3.9: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para las precipitaciones de las estaciones meteorológicas	49
Tabla 3.10: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para las precipitaciones de los pluviómetros	51
Tabla 3.11: Resultado de pruebas de Normalidad en variable dependiente....	54
Tabla 3.12: Resultado de pruebas de Normalidad en variables climáticas	54
Tabla 3.13: Resultado de pruebas de Normalidad en variables climáticas	54
Tabla 3.14: Resultado de pruebas de Normalidad en Intensidad.....	54
Tabla 3.15: Correlación de variables climáticas con variables Potencia y Atenuación	56
Tabla 3.16: Correlación de variables de Intensidades de lluvia con variables Potencia y Atenuación	57
Tabla 3. 17: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Potencia	58
Tabla 3.18: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Atenuación	59
Tabla 3.19: Clasificación de variable dependiente	62
Tabla 4.1: Variables consideradas para el modelo	67
Tabla 4.2: Determinación de coeficientes en Regresión lineal.....	69
Tabla 4.3: Tabla ANOVA.....	69
Tabla 4.4: Resultado de ajuste del modelo	69
Tabla 4.5: Determinación de coeficientes en Regresión lineal.....	71
Tabla 4.6: Tabla ANOVA.....	71
Tabla 4.7: Resultado de ajuste del modelo	71
Tabla 4.8: Determinación de coeficientes en Regresión Logística Ordinal	74
Tabla 4.9: Ajuste del modelo.....	74
Tabla 4.10: Bondad de ajuste y Pseudo R-cuadrado	74
Tabla 4.11: Evaluación de la precisión.....	75
Tabla 4.12: Determinación de coeficientes en Regresión Logística Ordinal	76

Tabla 4.13: Ajuste del modelo	76
Tabla 4.14: Bondad de ajuste y Pseudo R-cuadrado	76
Tabla 4.15: Evaluación de la precisión.....	77
Tabla 4.16: Interpretación de coeficientes	77
Tabla 4.17: Razón de probabilidades.....	78
Tabla 4.18: Resultado de pruebas de Normalidad en variables climáticas	79

ABREVIATURAS O SIGLAS

EMA: Estación Meteorológica Automática

INAMHI: Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers (Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos)

RLO: Regresión Logística Ordinal

SPSS: Statistical Package for the Social Sciences (Paquete estadístico para las Ciencias Sociales)

UIT: Unión Internacional de Telecomunicaciones

USRP: (Universal Software Radio Peripheral),

WLAN: Wireless Local Area Network (Red Inalámbrica de área local)

PRESENTACIÓN

Uno de los fenómenos atmosféricos que afecta en mayor medida a la propagación de las señales electromagnéticas en los enlaces inalámbricos, específicamente en las redes de área local, son los eventos de lluvia, los cuales generan el decaimiento o atenuación de la potencia de la señal, que ocurre por la conversión de la energía de la onda en otras formas de energía y por la reflexión de la onda en direcciones distintas a la dirección de propagación.

En los últimos años, La Unión Internacional de Telecomunicaciones (UIT) ha desarrollado diversos modelos de predicción para estimar los niveles de atenuación aplicables a distintas zonas, sin embargo, se considera que éstos presentan fallas al momento de aplicarse a áreas de clima tropical, a causa de la poca información proveniente de estas zonas que ha sido remitida a la UIT para la creación y evaluación de modelos. De acuerdo a la UIT, las variables climáticas no afectarían en gran medida las frecuencias que trabajan entre 2.4Ghz y 5Ghz, que es en la que operan las redes de área local, lo que ha provocado que existan pocos estudios relacionados con las condiciones ambientales y el desempeño de las redes de área locales.

Con el objetivo de estimar la influencia que ejercen determinadas condiciones atmosféricas en la propagación de las señales electromagnéticas en un enlace inalámbrico, se realizó el estudio del presente proyecto. En él, se propone un modelo estadístico que se adapte a la variabilidad de los datos de la variable de estudio, siendo en este caso la atenuación de la potencia recibida, por medio del uso de técnicas estadísticas univariantes y multivariantes.

En el Capítulo I se describen los antecedentes, el planteamiento del problema, la justificación y el alcance del presente proyecto, así como los objetivos, la metodología, variables y software a emplear en el estudio estadístico.

En el Capítulo II se describe el Marco Teórico, donde se explican los conceptos más relevantes relacionados al área de investigación del proyecto, así como conceptos de las técnicas estadísticas a aplicar; se detalla además los resultados de los estudios similares realizados con anterioridad en los cuales se hayan empleado métodos estadísticos que se pretenden aplicar en el presente proyecto con fines comparativos y finalmente se describe la situación actual en la que se estableció el presente proyecto.

En el Capítulo III se muestran los resultados obtenidos de los análisis de estadística descriptiva univariante, bivariante y multivariante, representados a través de gráficos y tablas de resumen de medidas de tendencia central, de dispersión o de orden entre otras, así como la determinación de la distribución de cada una de las variables.

En el Capítulo IV se describen las alternativas utilizadas para la determinación del modelo estadístico que mejor ajuste a la variabilidad de los datos, así como los resultados de evaluación de cada uno de los mismos y la comparación de éstos entre los métodos obtenidos y de igual forma, la comparación con los métodos planteados en investigaciones anteriores.

Finalmente en el Capítulo V, se describen las conclusiones a partir de los resultados obtenidos en la investigación y el modelo que se considera obtuvo mayor ajuste a la variabilidad de los datos.

CAPÍTULO 1

ANTECEDENTES, PROBLEMA, OBJETIVOS Y METODOLOGÍA

1.1. Antecedentes

Existen diversos factores que producen perturbaciones en la transmisión de las señales electromagnéticas, ocasionando que la señal recibida difiera de la señal transmitida debido a dificultades durante el proceso de transmisión. La atenuación de una señal puede originarse por efecto de variables climáticas entre las que se incluyen: humedad relativa; presión atmosférica; velocidad y dirección del viento; radiación solar o temperatura del ambiente, las cuales influyen en la propagación de las señales electromagnéticas a medida que viajan a través de la capa baja de la atmósfera, conocida como tropósfera.

La atenuación de las señales electromagnéticas por lluvia es un fenómeno que ha sido estudiado a lo largo de los años con el objetivo de optimizar el diseño de sistemas de telecomunicaciones para garantizar la calidad de transmisión de las señales electromagnéticas, evitando la vulnerabilidad de las mismas ante determinadas condiciones atmosféricas. (Lameda y Durante, 2007)

Producto de ello, la Unión Internacional de Telecomunicaciones (UIT) ha publicado diversos modelos matemáticos que integran a las variables climáticas descritas anteriormente, sin embargo, se considera que estos modelos podrían aplicarse en zonas donde se presentan condiciones atmosféricas estables, a diferencia de lo que ocurre en la región costera de Ecuador, donde existe una diversidad de microclimas con variación constante.

A nivel local, se realizó un estudio en un enlace inalámbrico con una frecuencia de 5.52Ghz, entre las ciudades de Guayaquil y Durán, con el objetivo de establecer el grado de influencia de las variables climáticas en la potencia recibida en un enlace inalámbrico punto a punto, (Alonso, 2017), concluyéndose que el evento de lluvia regulaba la influencia de la temperatura atmosférica en la potencia recibida, siendo la temperatura y humedad relativa las variables que presentaron la correlación más alta con los datos de la potencia.

En los últimos años, se han realizado estudios aplicados a otros tipos de sistemas de telecomunicaciones, topologías de red y a frecuencias mayores a la utilizada en el presente proyecto, como los realizados por Lameda y Durante (2007), Araujo, Pérez Uzcátegui y Paredes (2010) y de igual forma por Henríquez y Durante (2007). Sin embargo, los modelos de predicción resultantes, incluyendo el realizado a nivel local descrito en el párrafo anterior, no obtuvieron un ajuste adecuado a los niveles de variabilidad de la variable de estudio, habiéndose considerado como tal, para algunos de estos casos, los niveles de potencia o parámetros de calidad de la señal transmitida.

1.2. Planteamiento del problema

La calidad de la señal de un enlace inalámbrico empeora durante días lluviosos, generando retransmisiones, pérdida de señal o pérdida de la información, a diferencia de lo que ocurre en días con ausencia de lluvia, por lo que se presume que los eventos de lluvia, tienen mayor incidencia en el rendimiento de las telecomunicaciones.

- De acuerdo a la UIT, los sistemas inalámbricos con mayor afectación durante eventos de lluvia son los que operan en frecuencias mayores a 10Ghz (Araujo et al., 2010), por lo que han existido pocos estudios relacionados con la atenuación de la potencia recibida para frecuencias menores a ésta. Sin embargo, de acuerdo a estudios realizados, existe evidencia de la influencia de

las variables climáticas sobre la transmisión de señales en enlaces inalámbricos bajo el estándar IEEE 802.11 las cuales trabajan con las frecuencias entre 2.4Ghz y 5Ghz, que es la red inalámbrica de sensores (WSN),(Bri, Garcia-Pineda, Lloret, & Ramos, 2016).

Debido a que, no existen estudios considerables en relación a los efectos de los fenómenos atmosféricos sobre la atenuación de la potencia para un enlace inalámbrico de menor frecuencia, se consideraría necesario analizar el comportamiento de estas variables de tal manera que sea posible, mediante el uso de técnicas estadísticas, establecer una relación entre las mismas y proponer un modelo matemático que se ajuste a los niveles de variabilidad de la variable dependiente.

1.3. Justificación

Actualmente existe una necesidad constante de parte de la sociedad por mantener una comunicación fluida, así como el que exista facilidad de intercambio de datos e información, por lo que se ha extendido el uso de redes inalámbricas, las cuales presentan ventajas frente a las redes cableadas, siendo indispensable que la transmisión de la señal para este tipo de red no sea obstruida. Sin embargo, este tipo de redes pueden presentar alteraciones durante el proceso de transmisión, como consecuencia de los efectos de los fenómenos atmosféricos generados en la tropósfera, provocando la atenuación en la potencia recibida por variaciones en la propagación de la misma.

Con el propósito de lograr en un futuro optimizar sistemas de telecomunicaciones cuya estabilidad y rendimiento en la transmisión de señales electromagnéticas no se alteren debido a efectos de fenómenos atmosféricos, se requiere realizar determinados estudios para los enlaces inalámbricos que operen bajo niveles de frecuencia de entre 2.4Ghz y 5Ghz ya que éste es empleado para redes de área local, las cuales se ven afectadas durante eventos de lluvia.

En base a los resultados obtenidos será posible estimar en un futuro, los posibles decaimientos en las señales electromagnéticas provocados por determinadas condiciones atmosféricas y se permitirá de igual manera, proponer modificaciones en el sistema de comunicaciones, tomando en cuenta la vulnerabilidad de los mismos ante distintos escenarios climáticos de la región en que se establezcan dichos sistemas.

1.4. Alcance

El presente proyecto tiene como objetivo estudiar la influencia de las variables climáticas sobre la atenuación de la potencia en un enlace inalámbrico punto a punto. Para ello, se emplearon equipos para la transmisión y recepción de la señal, los cuales se encuentran ubicados en las instalaciones de ESPOLTEL en la ciudad de Guayaquil y en las instalaciones de Univisa en la ciudad de Durán, utilizándose de igual forma programas informáticos para los algoritmos de transmisión y recepción de la señal. Asimismo, se emplearon datos recopilados por los pluviómetros instalados en la trayectoria del enlace, lo que permite medir los niveles de precipitación en esta área, así como los datos proporcionados por las estaciones meteorológicas del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI).

Para el desarrollo del proyecto, se tiene a disposición datos proporcionados de las estaciones meteorológicas correspondientes al periodo de enero a marzo del 2017. De igual manera, los datos proporcionados por los pluviómetros, corresponden al periodo de enero a marzo del 2017 y asimismo, los datos correspondientes a las lecturas de la potencia recibida, en el mismo periodo anteriormente especificado.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo General

Diseñar un modelo estadístico para explicar la relación entre las variables climáticas y la atenuación de la potencia recibida de un enlace inalámbrico

punto a punto, con el fin de determinar los parámetros que afecten la calidad de transmisión de la señal, mediante el uso de técnicas estadísticas univariantes y multivariantes.

1.5.2. Objetivos Específicos

- Describir el comportamiento de las variables climáticas y de la atenuación de la potencia de la señal del enlace inalámbrico.
- Determinar la relación entre las variables climáticas y la atenuación de la potencia del enlace inalámbrico.
- Evaluar el efecto en los niveles de potencia de la señal inalámbrica en el enlace punto a punto para explicar la influencia de las variables climáticas.
- Contrastar los modelos estadísticos diseñados en investigaciones previas, para la predicción de la variación de la potencia de enlaces inalámbricos.

1.6. Metodología

La investigación del presente proyecto se desarrollará bajo el enfoque cuantitativo-deductivo, en el cual, tal como mencionan Hernández, Fernández y Baptista (2010) se realiza una “recolección de datos para probar hipótesis, con base en la medición numérica y el análisis estadístico, para establecer patrones de comportamiento y probar teorías”.

El diseño de investigación es el plan que se desarrolla para obtener la información requerida en determinada investigación. El tipo de diseño a aplicar corresponde al diseño no experimental, en el cual se realizan estudios sin la manipulación de variables y se observan los fenómenos en su ambiente natural para realizar un análisis de los mismos. (Hernández et al., 2010).

Para el desarrollo del presente proyecto, se aplicaron procedimientos alineados a la metodología del Ciclo de Deming, la cual es una estrategia de mejora

continua de la calidad que abarca cuatro etapas que se llevan a cabo de manera cíclica, éstas son: Planificar, Hacer, Verificar, Actuar.

En base a esta metodología, se realizó la planificación de las actividades a ejecutar, estableciendo en conjunto con el grupo de investigación, un cronograma de trabajo en el cual se definieron los periodos de duración de las mismas y las fechas estimadas de finalización. Se precisaron las variables climáticas a utilizar provenientes de las estaciones meteorológicas, así como el modo de procesamiento de los datos de los pluviómetros instalados a lo largo del enlace inalámbrico y de los registros de potencia recibida en el mismo.

A continuación se procedió a procesar las bases de datos con la información proveniente de los registros de las estaciones meteorológicas; de igual forma se procesaron los datos de la información recibida de los pluviómetros ubicados en la trayectoria del enlace y por último de la potencia recibida en el equipo receptor ubicado en ESPOL, para posteriormente conformar una base de datos integrada con todas las variables climáticas en el periodo de enero a marzo del 2017. Se verificó que los datos registrados por minuto se encuentren completos para cada una de las variables en la base integrada y sean acordes a la base proveniente original.

Se realizó un análisis exploratorio de datos respecto al comportamiento de cada una de las variables. Se detectó que algunas de las variables provenientes de una de las estaciones contenían errores, por lo que se decidió descartarlas. Posteriormente se analizó los resultados de investigaciones realizadas respecto a los modelos estadísticos empleados en la predicción de la influencia de las variables climáticas en la potencia recibida en los enlaces inalámbricos.

Finalmente se realizó un análisis estadístico multivariante y se procedió al diseño de un modelo estadístico que se ajuste al comportamiento de las variables en la predicción de niveles de atenuación de la potencia en un enlace punto a punto en función de las variables climáticas. Por último, se evaluó el modelo diseñado para la futura toma de decisiones.

1.7. Variables a utilizar

Para el presente proyecto, se utilizaron los datos de las estaciones meteorológicas del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI), los cuales incluyen a las siguientes: Estación Meteorológica Automática de Durán (EMA Durán), Estación Meteorológica Automática de Liceo Cristiano (EMA Liceo Cristiano) Estación Meteorológica Automática de Montebello (EMA Montebello). El periodo de registro corresponde a los meses de enero a marzo del 2017.

Las variables registradas para ambas estaciones, incluyen: temperatura, humedad relativa, presión atmosférica, radiación solar, precipitación, dirección y velocidad del viento, descartándose el uso de las variables de dirección, velocidad del viento y humedad relativa registradas en la EMA Durán debido a errores en el registro de las mediciones, no obstante se utilizará la velocidad del viento y humedad relativa correspondientes a la EMA Liceo Cristiano.

Para la medición de la precipitación durante el periodo de estudio, se analizaron los datos obtenidos por los pluviómetros ubicados a lo largo del enlace inalámbrico, correspondientes a las lecturas de los pluviómetros de la ESPOL, Mapasingue, Durán y Telconet. En base a estos registros, se determinó los valores de la variable intensidad de lluvia, tanto para los niveles de precipitación obtenidos por las estaciones meteorológicas como de los pluviómetros del enlace inalámbrico.

La medición de la potencia recibida en el enlace inalámbrico procede de los registros de los equipos NI-USRP 2921, que utiliza el software de ambiente gráfico Labview, en el cual se han implementado algoritmos para realizar los cálculos de las mediciones de potencia recibida en el enlace inalámbrico.

1.8. Software utilizado

Para realizar los análisis de estadística descriptiva univariante, bivalente y multivariante, así como para la comparación de propuestas de modelos, se emplearon los programas que se describen a continuación:

1.8.1. Lenguaje de programación R

R es un lenguaje de programación interpretado, de distribución libre, bajo Licencia GNU, y se mantiene en un ambiente para el cómputo estadístico y gráfico, que puede ser empleado en distintas plataformas. (Santana y Mateos, 2014)

Este software puede utilizarse para: realizar cálculos sobre variables indexadas en particular matrices; análisis de datos mediante un conjunto de herramientas además de posibilidades gráficas para análisis de datos.

1.8.2. Software SPSS

SPSS es un programa estadístico informático cuyo nombre originario correspondía al acrónimo de Statistical Package for the Social Sciences (SPSS) que traducido al español es Paquete Estadístico para las Ciencias Sociales, siendo utilizado en diversos campos, que incluyen a las ciencias de la salud y la mercadotecnia.

El software incluye herramientas para: estadística descriptiva, por medio de análisis de frecuencias, medidas de centralización o dispersión; exploración de variables etc. Para el análisis de estadística bivariada existe el test de Correlación, test no paramétricos, Anova etc. para la predicción mediante clasificación incluye el Análisis de factores, Análisis clúster (K-medias, jerárquico), análisis discriminante etc.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO, ESTADO DEL ARTE Y ANÁLISIS DE SITUACIÓN ACTUAL

2.1. Marco Teórico

2.1.1. Ondas electromagnéticas

2.1.1.1. Definición

En una red inalámbrica las señales se transmiten a través de ondas electromagnéticas, las cuales son capaces de propagarse en el espacio vacío y de atravesar el espacio interestelar a una velocidad de 299.792 km/s, independientemente de su frecuencia y longitud de onda.

La onda electromagnética se define como una “onda portadora de energía emitida por una carga vibratoria formada por campos eléctricos y magnéticos que oscilan y que se regeneran entre sí” (Hewitt, 2007). Los campos magnéticos y eléctricos de una onda electromagnética son perpendiculares entre sí y a la dirección del movimiento de la onda.

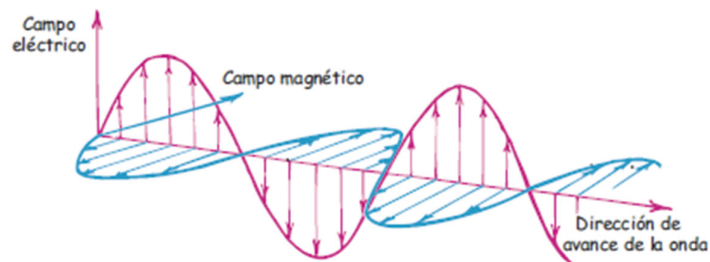


Figura 2.1: Campos de la onda electromagnética
Fuente: (Hewitt, 2007)

2.1.1.2. Clasificación de las ondas electromagnéticas

Al propagarse en el vacío, las ondas electromagnéticas difieren entre sí por la frecuencia ya que se desplazan a la misma rapidez. (Hewitt, 2007). La escala para clasificar las ondas electromagnéticas dependiendo de su longitud de onda se ha denominado espectro electromagnético, habiéndose detectado un rango desde al menos 1 Ghz hasta 10^{24} Ghz.

De acuerdo a Camargo (2009) el espectro electromagnético:

Se divide en diferentes zonas: las ondas de radiofrecuencia, las microondas, los rayos infrarrojos, la luz visible, los rayos ultravioleta y las ondas electromagnéticas con la menor longitud de onda: los rayos X y los rayos gamma. (p.20)

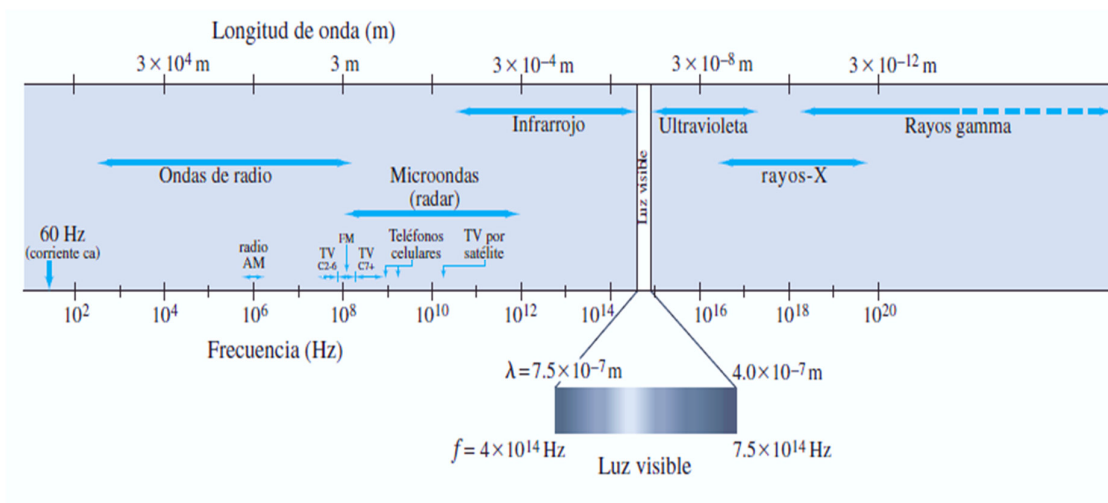


Figura 2.2: Representación del espectro electromagnético
Fuente: (Hewitt, 2007)

El término Radiofrecuencia es utilizado para la porción del espectro electromagnético en la cual las ondas pueden ser transmitidas aplicando corriente alterna a una antena. Esto abarca el rango de 3 Hz a 300 GHz, pero el término se reserva para las frecuencias inferiores a 1 GHz. (Frenzel et al., 2010)

Entre la radiofrecuencia y el infrarrojo se encuentra la región de las microondas, con frecuencias de 1 GHz a 300 GHz, y longitudes de onda de 30 cm a 1 mm. La banda de frecuencia de 2,40 GHz está dentro de las bandas que se mantienen abiertas para el uso general, es decir sin requerir licencia. (Frenzel et al., 2010)

2.1.2. Enlace Inalámbrico

Una red inalámbrica se define como una red de telecomunicaciones en la cual la interconexión de nodos es implementada por medio de ondas electromagnéticas, prescindiendo del uso de una red cableada o alámbrica estándar.

2.1.2.1. Ventajas y desventajas

Existen ciertas ventajas de las tecnologías inalámbricas frente a la tecnología de red cableada, las cuales incluyen por ejemplo: el ser de fácil y rápida instalación; pueden utilizarse para varias áreas a la vez ya que atraviesan obstáculos físicos como paredes; permite la conexión de gran cantidad de dispositivos por lo que pueden existir varios usuarios conectados al mismo tiempo; existe la posibilidad de conectar nodos a grandes distancias sin cableado; permite crear una red en áreas donde podría resultar difícil o costoso conectar cables.

Dentro de las desventajas que surgen con el uso de redes inalámbricas se incluyen: el que el ancho de banda de las redes inalámbricas es menor que las cableadas, es decir la velocidad que pueden alcanzar las redes de cable es mayor. Asimismo, se considera que las redes inalámbricas son en cierta forma más inestables que las redes cableadas y pueden afectarse por otras ondas electromagnéticas o por aparatos electrónicos cercanos.

2.1.2.2. Clasificación de enlaces inalámbricos

Las redes inalámbricas pueden clasificarse en varios tipos, dependiendo de la cobertura o del tamaño de la red, entre los cuales se encuentran, la red inalámbrica de área personal (WPAN); red de área metropolitana (WMAN); red de área local inalámbrica (WLAN) y la red inalámbrica de área extensa WWAN (Wireless Wide Area Network).

La red de área local inalámbrica (WLAN) es considerada la tecnología más utilizada para las redes de área locales. Este tipo de red posee una tecnología basada en Wi-Fi, un estándar de comunicación inalámbrica basado en la norma IEEE 802.11 y alcanza una distancia de hasta 20 Km.

2.1.3. Estándar IEEE 802.11

En el año 1997, el Institute of Electrical and Electronics Engineers (Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos) o IEEE publicó la primera versión de la normas de funcionamiento de una red de área local inalámbrica (WLAN) que es el estándar IEEE 802.11.

Las especificaciones de este estándar proporcionan la base para los productos con redes inalámbricas que hacen uso de la marca Wi-Fi, que es la certificación otorgada por la Wi-Fi Alliance, grupo que garantiza la compatibilidad entre dispositivos que utilizan el estándar 802.11. (Escudero, 2007)

2.1.4. Topología de redes inalámbricas

La topología de una red hace referencia a la forma en que está diseñada en el plano físico o lógico para lograr el intercambio de datos. El estándar 802.11 establece dos modos operativos, el modo ad-hoc¹, conocido como punto a punto, en el cual los clientes se conectan entre sí sin ningún punto de acceso y

¹ El modo ad hoc, también conocido como punto a punto o como conjunto de servicios básicos independientes, corresponde a un tipo de arquitectura de red en la que, cada canal de datos se usa para comunicar dos nodos, es decir permite establecer una comunicación directa entre sí, sin involucrar un punto de acceso central.

el modo de infraestructura, en el cual los clientes de tecnología inalámbrica se conectan a un punto de acceso. (Varela y Domínguez, 2002)

2.1.5. Fenómenos que afectan la propagación de la señal

2.1.5.1. Fenómenos atmosféricos

En el proceso de transmisión de señales de un enlace inalámbrico, a medida que las ondas electromagnéticas viajan a través de la atmósfera baja, éstas son atenuadas por distintos fenómenos meteorológicos. En la tropósfera, al ser la capa atmosférica donde se forman las nubes, nieve, lluvia y tormentas con descargas eléctricas, se generan los fenómenos de refracción, reflexión, difracción y dispersión, los cuales producen variaciones en la propagación de las ondas electromagnéticas.

- a) **Refracción:** Se define a este fenómeno como el cambio de dirección de una onda electromagnética o desviación en la trayectoria cuando, al momento de viajar en determinado medio, cruza hacia otro con diferente densidad y en donde la rapidez de la misma es diferente.
- b) **Reflexión:** Frenzel et al., (2010) señalan que la reflexión de las ondas electromagnéticas ocurre cuando una onda choca con una barrera existente y parte de la potencia incidente no atraviesa el mismo. Las ondas que no logran atravesar el objeto se reflejan.
- c) **Difracción:** De acuerdo a Frenzel et al. (2010), la difracción ocurre cuando la trayectoria de la onda electromagnética entre el transmisor y el receptor se ve obstruida por una superficie. Giancoli (2009), indica que la cantidad de difracción depende de la longitud de onda y del tamaño del obstáculo.
- d) **Dispersión:** De acuerdo a Frenzel et al., (2010) la dispersión ocurre cuando el medio por el que viaja la onda está formado por objetos con dimensiones comparadas a la longitud de onda y hay gran número de

obstáculos por volumen de unidad. Como menciona Peredo (2004) en comunicaciones de radio, la dispersión de la señal generada por lluvia depende de la comparación del tamaño de la longitud de onda de la señal y el diámetro de la gota de lluvia. Si el diámetro de la gota de lluvia es menor a la longitud de onda la atenuación será pequeña, pero ésta será mayor si el diámetro de la gota supera a la longitud de onda de la señal.

2.1.5.2. Atenuación por hidrometeoros

De acuerdo a Gómez (2016) por hidrometeoros se conocen a los fenómenos atmosféricos que ocurren como consecuencia del vapor de agua que contiene el aire. Peredo (2004) y Gómez (2016) concuerdan en que la lluvia empieza a causar disminución de potencia a partir de frecuencias mayores a 3Ghz, debido a los efectos de refracción y dispersión.

2.1.5.2.1. Atenuación por lluvia

Los eventos de lluvia generan atenuación de la señal, la cual ocurre debido a la absorción, que se define como la conversión de la energía de la onda en otras formas de energía y por la reflexión de la onda en direcciones distintas a la dirección original de propagación.

De acuerdo a Lameda y Durante (2007) la forma y tamaño de las gotas de lluvia, se relacionan con la pérdida de energía electromagnética, debido a que, por ejemplo, en el caso de frecuencias superiores a 10ghz, la longitud de onda de estas señales se encuentra en el mismo orden de magnitud de las gotas de agua, produciendo pérdidas de potencia al momento en que la señal atraviesa las gotas de lluvia.

De acuerdo a la Recomendación UIT-R 838, la atenuación específica debido a la lluvia (dB/km) se obtiene a partir de la intensidad de lluvia R (mm/h) mediante:

$$\gamma = kR^\alpha \quad (2. 1)$$

En donde k y α son constantes que dependen de la frecuencia, de la temperatura de la lluvia y de la polarización de las antenas del enlace inalámbrico.

En la *Figura 2.3* se muestran distintos niveles de atenuación específica en función de la intensidad de la lluvia.

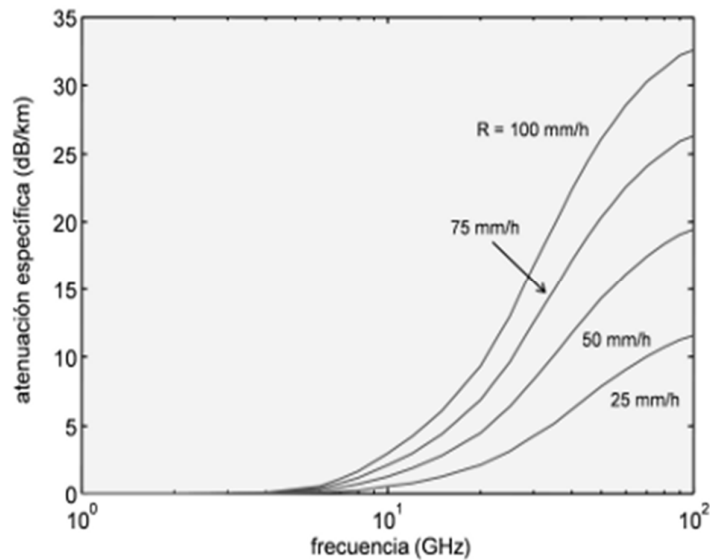


Figura 2.3: Niveles de atenuación específica por intensidad de lluvia
Fuente: (Ramos F, 2015)

2.1.6. Variables climáticas

Se describen a continuación las variables climáticas consideradas para este estudio, pertenecientes a las estaciones meteorológicas de Durán y del Liceo Cristiano en la ciudad de Guayaquil.

2.1.6.1. Temperatura

Se define a la temperatura como la magnitud física que indica la intensidad de calor o frío de un objeto o del medio ambiente, es decir es un indicador de la cantidad de energía calorífica acumulada en un objeto o el ambiente. Se mide en grados centígrados $^{\circ}\text{C}$ o también en grados Fahrenheit ($^{\circ}\text{F}$).

2.1.6.2. Humedad relativa

La humedad relativa mide la carga porcentual del vapor de agua que asciende a la atmósfera y se distribuye en el ambiente. Explica la relación entre la cantidad de humedad que contiene una masa de aire y la que contendría de estar totalmente saturada. Mientras más cercano al 100%, más húmedo estará el aire, hasta llegar a la condensación.

Para el cálculo de la humedad relativa se toma en consideración la relación entre el valor de la presión del vapor de agua que genera los agentes de la tierra presentes en la atmósfera, y la máxima saturación del vapor de agua a las diferentes temperaturas que se encuentran en el medio ambiente. (Alonso, 2017)

Se utiliza la fórmula:

$$H = (e/e_s) \times 100\% \quad (2.2)$$

donde

e = Presión de vapor de agua (hPa)

e_s = Presión de vapor de agua saturada (hPa)

2.1.6.3. Radiación solar

Se define a la radiación solar como la energía emitida por el sol en forma de radiación electromagnética que llega a la atmósfera. Se mide mediante el sensor de radiación o piranómetro, que se sitúa orientado al sur y en un lugar libre de sombra. La unidad de medida es vatios por metro cuadrado (w/m²).

2.1.6.4. Presión atmosférica

Se define a la presión atmosférica como la fuerza por unidad de área que ejerce el aire sobre la superficie terrestre. Se mide con el barómetro en milímetros de mercurio o en milibares.

2.1.6.5. Velocidad del viento

El viento es la corriente de aire que se produce en la atmósfera al variar la presión, la dirección del viento, depende de la distribución de las presiones. Debido a que siempre se encuentra en movimiento, el viento produce energía, la velocidad del mismo depende del contenido energético. Para medir la velocidad del viento se utiliza el anemómetro, que generalmente está formado por un molinete de tres brazos, separado por ángulos de 120° que se mueve alrededor de un eje vertical.

2.1.6.6. Medición de precipitaciones

Para medir las precipitaciones se utilizaron pluviómetros, el cual es un dispositivo que permite medir la cantidad de lluvia que cae en determinado lugar en un tiempo específico.

El tipo de pluviómetro utilizado para el presente proyecto es el elaborado por la empresa Texas Instruments, con el modelo TR 525, el cual está compuesto por un mecanismo electromagnético para el conteo de la lluvia y otro mecanismo de grabación de los eventos de lluvia a través del registrador de datos. (Alonso, 2017). Las gotas recolectadas se miden mediante un registrador de eventos que contabiliza los movimientos del balancín ubicado al interior del mismo.

2.1.6.6.1. Intensidad de lluvia

La intensidad de la lluvia se define como la cantidad de agua que cae por unidad de tiempo en un lugar determinado y cuya unidad de medición es mm/h. La intensidad de la lluvia puede clasificarse de acuerdo a la cantidad registrada en una hora, por lo que puede catalogarse como lluvia débil, moderada o fuerte o de igual forma como lluvia inapreciable, muy débil, muy fuerte o torrencial.

En el caso del presente proyecto, debido a que los datos tanto de las variables climáticas de las bases de EMA Durán y EMA Liceo Cristiano como de los niveles de precipitación de los pluviómetros, se encuentran registrados por

minuto, para obtener el valor de la intensidad de lluvia, se multiplica el valor registrado de precipitación por minuto, por 60, de tal manera que pueda existir un valor de intensidad por cada minuto.

2.1.7. Análisis Multivariante

De acuerdo a Cuadras (2010) el Análisis Multivariante (AM) es la parte de la estadística y del análisis de datos que estudia, analiza e interpreta los datos que resulten de observar un número $p > 1$ de variables estadísticas sobre una muestra de n individuos.

Velasco (2011) especifica que el Análisis Multivariante cumple con los objetivos descriptivo e inductivo de la estadística univariante, pero analizando varias variables en lugar de una sola.

El Análisis Multivariante se utiliza para simplificar modelos estadísticos en los que el número de variables sea extenso y de igual forma, para comprender la relación entre grupos de variables.

2.1.7.1. Clasificación Métodos Análisis Multivariante

Marín (2007) explica que la clasificación de las técnicas multivariantes se da bajo dos criterios:

- a) Si se desea conocer la asociación entre las variables, es decir, cuando algunas de estas variables dependen o se miden en función de otras, estos métodos se denominan Métodos Dependientes y poseen un fin predictivo.
- b) Si existe interés en investigar las asociaciones entre las variables sin distinción de tipos entre las mismas, se denominan Métodos Independientes que tienen una finalidad descriptiva.

Algunos de los métodos considerados en el presente proyecto incluyen los siguientes:

2.1.7.1.1. Métodos Dependientes

- a) Regresión múltiple:** Este método explica los valores observados de una variable dependiente, la cual es métrica, en función de un conjunto determinado de variables explicativas que pueden ser tanto nominales, ordinales y/o métricas. (Arriaza, 2006).

- b) Regresión logística:** Permite la elaboración de un análisis de regresión para estimar y probar la influencia de una variable sobre otra, cuando la variable dependiente es de tipo dicotómico o multinomial. Más adelante se describe este tipo de regresión con mayor detalle.

2.1.8. Regresión Logística

Se considera a los modelos de Regresión logística como una herramienta para explicar el comportamiento de una variable respuesta cualitativa, que posee dos o más categorías, a través de una o varias variables independientes de naturaleza cuantitativa o cualitativa. Dependiendo del tipo de la variable dependiente, puede dividirse en: regresión logística binaria, en la cual, la variable dependiente tiene dos categorías, o en regresión logística multinomial, en la cual la variable dependiente posee más de dos categorías que pueden ser de tipo nominal u ordinal. (Iglesias, 2012).

2.1.8.1. Regresión Logística Simple

De acuerdo a Amat (2016) la Regresión Logística Simple, estima la probabilidad de una variable cualitativa en función de una variable cuantitativa, permitiendo estudiar en qué medida una variable continua independiente influye en una variable cualitativa dependiente.

En la regresión logística se modela la probabilidad de que la variable respuesta pertenezca al nivel de referencia mediante el uso de logaritmo de odds. Los odds o razón de probabilidad de verdadero se definen como el ratio entre la probabilidad de evento verdadero y la probabilidad de evento falso, es decir el cociente entre la probabilidad de éxito y de fracaso en un ensayo de Bernoulli. La probabilidad de que Y sea verdadero o igual a 1, se representa de la siguiente forma:

$$P(Y = 1 \mid X = x) = p_x = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} \quad (2.3)$$

Odds Ratio o razón de probabilidad:

$$\frac{p_x}{1 - p_x} = e^{\beta_0 + \beta_1 x} \quad (2.4)$$

Para obtener una función lineal a partir de esta ecuación se recurre a logaritmos, generando lo que se conoce como logaritmo de odds o función logit.

$$\frac{p_x}{1 - p_x} = e^{\beta_0 + \beta_1 x} \quad (2.5)$$

$$\text{logit}(p_x) = \log\left(\frac{p_x}{1 - p_x}\right) = \beta_0 + \beta_1 x \quad (2.6)$$

El valor de e^{β_1} es el factor por el que la odds cambia cuando la variable independiente incrementa en una unidad. Si β_1 es positivo, el factor será mayor que 1, lo que significa que aumenta la razón de probabilidad de verdadero; si β_1 es negativo, el factor será menor que 1, lo que significa que la razón de probabilidad de éxito decrece. (Palomino y Prado, 2015)

2.1.8.2. Regresión Logística Ordinal

En el caso de la Regresión Logística ordinal se utiliza una función para relacionar de forma lineal a las variables explicativas con la razón de probabilidad entre la probabilidad acumulada hasta la categoría k de la variable

ordinal, y la probabilidad que la variable tome un valor mayor que la categoría k. (Heredia, Rodriguez, & Villalta, 2012)

El modelo de regresión logística ordinal se deriva de un modelo en el cual, se genera una variable latente Y^* , de modo que la variable dependiente Y , toma k valores de acuerdo a la relación

$$Y_i = m \quad \text{si} \quad \alpha_{m-1} \leq Y^* \leq \alpha_m; \quad m = 1, \dots, k \quad (2.7)$$

Donde los valores, $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_k$ se denominan puntos de corte y m_i las categorías de la variable dependiente Y , que llega hasta la categoría k

Es posible representar la relación entre la variable latente Y^* y la variable dependiente Y de la siguiente manera:

$$Y^* \begin{cases} \text{---} & \text{Cat4} = m_4 \\ \alpha_3 & \text{Cat3} = m_3 \\ \alpha_2 & \text{Cat2} = m_2 \\ \alpha_1 & \text{Cat1} = m_1 \end{cases} \quad Y \begin{cases} \text{---} & \text{Cat4} = m_4 \quad \text{si} \quad \alpha_3 \leq Y^* < \infty \\ \alpha_3 & \text{Cat3} = m_3 \quad \text{si} \quad \alpha_2 \leq Y^* < \alpha_3 \\ \alpha_2 & \text{Cat2} = m_2 \quad \text{si} \quad \alpha_1 \leq Y^* < \alpha_2 \\ \alpha_1 & \text{Cat1} = m_1 \quad \text{si} \quad -\infty \leq Y^* < \alpha_1 \end{cases} \quad (2.8)$$

La probabilidad acumulada de una variable Y , es la probabilidad de que Y sea menor o igual que un determinado valor m . Para una categoría determinada, se define la probabilidad acumulada de la siguiente manera:

$$P(Y \leq m) = P_1 + P_2 + \dots + P_k \quad (2.9)$$

Para $m = 1, \dots, k$

Por ejemplo, para la categoría de orden 3, m_3 , la probabilidad acumulada se obtiene en base a:

$$P(y \leq \text{Categ3}) = P(y \leq m_3) = P(Y^* \leq \alpha_3) \quad (2.10)$$

Las probabilidades acumuladas reflejan el orden que poseen las categorías:

$$P(Y \leq 1) \leq P(Y \leq 2) \leq P(Y = 3) \dots \dots \leq P(Y = k) = 1 \quad (2.11)$$

La razón de probabilidad para determinada categoría se define como:

$$\frac{P(Y \leq m)}{1 - P(Y \leq m)} = \frac{P(Y \leq m)}{P(Y > m)} \quad (2.12)$$

El logaritmo de las probabilidades acumuladas sería el siguiente:

$$\text{logit}[P(Y \leq m)] = \log \left[\frac{P(Y \leq m)}{1 - P(Y \leq m)} \right] \quad (2.13)$$

El modelo logit de odds proporcionales cuando se consideran p variables predictoras o explicativas $x = (x_1, \dots, x_p)$ se expresa de la siguiente forma:

$$\text{logit}[P(Y \leq m|x)] = \alpha_m + \sum_{j=1}^p \beta_j x_j \quad (2.14)$$

Para: $m = 1, 2, \dots, k-1$

Cada variable independiente tiene un solo coeficiente que no depende del valor m , la dependencia con el valor m aparece solo con la constante α_m

Para obtener la probabilidad acumulada de determinada categoría, se aplica lo siguiente:

$$P(y \leq m_i) = \frac{e^{\alpha_m - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}}{1 + e^{\alpha_m - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}} \quad (2.15)$$

Por ejemplo para obtener la probabilidad acumulada de la categoría 3, dado un valor de la variable independiente x :

$$P(y \leq m_3) = \frac{e^{\alpha_3 - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}}{1 + e^{\alpha_3 - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}} \quad (2.16)$$

Para obtener el valor exacto de la categoría:

$$P(y = m_3) = P(y \leq m_3) - P(y \leq m_2) \quad (2.17)$$

$$P(y = m_3) = \frac{e^{\alpha_3 - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}}{1 + e^{\alpha_3 - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}} - \frac{e^{\alpha_2 - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}}{1 + e^{\alpha_2 - (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2)}} \quad (2.18)$$

2.1.8.2.1. Interpretación de los coeficientes

En el caso de la regresión logística ordinal, β_i representa el cambio en la razón de probabilidad cuando aumenta una unidad la variable independiente, siendo igual para todas las categorías. Si el valor de odds ratio es menor a 1, indica que los cambios en los valores de la variable independiente a la que le corresponde el coeficiente β_i , manteniendo las demás variables explicativas constantes, aumenta la probabilidad de obtener categorías de un orden mayor, en la variable dependiente. (Heredia et al., 2012)

2.1.8.2.2. Estimación de coeficientes

A diferencia de la regresión lineal múltiple, donde se utiliza el método de los mínimos cuadrados para la estimación de sus coeficientes, en la regresión logística se utiliza la estimación por máxima verosimilitud, es decir, estimaciones que maximicen la probabilidad de obtener los valores de la variable dependiente proporcionados por los datos de las observaciones computacional.

2.1.8.2.3. Evaluación del modelo

La evaluación del modelo se realiza con pruebas de significancia y de bondad de ajuste.

2.1.8.2.3.1. Pruebas de significancia

Evaluar la significancia global del modelo, significa establecer si en conjunto las variables independientes tienen un efecto estadísticamente significativo sobre la variable dependiente.

Existen diferentes métodos para determinar la significancia de un modelo logístico, las cuales se mencionan a continuación:

a) Prueba de razón de verosimilitud

Se evalúa el ajuste del modelo a través del cambio o del incremento del estadístico $-2\log(L)$ donde L es la razón de verosimilitud que varía entre 0 y 1. (López y Fachelli, 2015). La razón de verosimilitud compara el logaritmo de la verosimilitud del modelo conteniendo la variable explicativa $l(\beta)$, con el logaritmo de la verosimilitud del modelo conteniendo sólo los términos constantes o interceptos $l(\beta_0)$.

$$D = -2\ln \left[\frac{l(\beta_0)}{l(\beta)} \right] = -2\ln l(\beta_0) - [-2\ln l(\beta)] \quad (2.19)$$

La razón de verosimilitud tiene una distribución chi-cuadrado al igual que el estadístico $-2\log(L)$, con grados de libertad equivalentes a la diferencia de grados de libertad de los dos modelos comparados. Al compararse respecto al modelo nulo, los grados de libertad del estadístico $-2\log(L)$ equivalen al número de variables independientes del modelo generado, es decir igual a k , ya que los grados de libertad del modelo nulo, son iguales al número de casos menos uno $(n-1)$ mientras que, el modelo que considera las variables independientes posee como grados de libertad el número de casos menos el número de variables independientes menos 1 $(n-k-1)$. Como explican Palomino y Prado (2015) bajo la hipótesis nula de que β es igual a cero, si el test es significativo, indicará que la variable independiente añade información al modelo.

b) Estadístico de Wald

El estadístico de Wald permite evaluar si los coeficientes de cada variable independiente de la regresión logística son significativamente diferentes de 0. La significación de los parámetros puede estudiarse mediante el estadístico de Wald el cual sigue una distribución chi cuadrado, con 1 grado de libertad, según fórmula

$$Wald = \left[\frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \right]^2 \quad (2.20)$$

Los coeficientes significativos son los que tienen una probabilidad inferior a 0,05.

2.1.8.2.3.2. Pruebas de bondad de ajuste

Existen diversas formas de medir la bondad de ajuste de un modelo de regresión logística, el cual se puede evaluar a través de medidas tipo R^2 , como Nagelkerke, Cox y Snell, así como la tasa de clasificaciones correctas, que es la tabla de clasificación o matriz de confusión, o a través de test estadísticos.

a) Índice de Cox y Snell:

Este índice compara la verosimilitud del modelo solo con la constante (β_0) y la verosimilitud del modelo considerado (β_i):

$$R^2 = 1 - \left[\frac{l(\beta_0)}{l(\hat{\beta})} \right]^{2/2} \quad (2.21)$$

El índice de Cox y Snell tiene el inconveniente de no alcanzar el valor de 1 cuando el modelo reproduce los datos de forma exacta.

b) Nagelkerke

Este índice es una versión corregida de Cox y Snell que tiene un valor de 1 en caso de que el modelo explique el 100% de la incertidumbre de los datos, y se define con la siguiente expresión:

$$R^2_c = \frac{R^2}{R^2_{max}} \quad (2.22)$$

c) McFadden's:

Se define con la expresión:

$$R^2_{Mcf} = 1 - \frac{\ln \hat{L}(\text{modelo})}{\ln \hat{L}(\text{modelonulo})} \quad (2.23)$$

Donde \hat{L} el valor de verosimilitud de cada modelo. En esta fórmula $\ln \hat{L}$ tiene un significado análogo a la suma de cuadrados de la regresión lineal por ello se le denomina Pseudo R2. (Amat, 2016)

2.1.8.2.3.3. Criterio de información de Akaike (AIC)

$$2k - 2 \ln(L) \quad (2.24)$$

Donde k es el número de parámetros en el modelo y L el valor máximo de la función de verosimilitud. El AIC mide la bondad de ajuste a partir de la máxima verosimilitud del modelo pero también incluye una penalidad por el número de parámetros. Al comparar modelos, se elige el que presente un menor AIC.

2.1.8.2.3.4. Matriz de confusión

La matriz de confusión es un método para evaluar la capacidad predictiva del modelo propuesto y que permite visualizar la eficacia de un algoritmo que se emplea en aprendizaje supervisado. Se realiza mediante tabulación cruzada entre los casos observados y los casos pronosticados, ubicando estos últimos en las columnas de la matriz, mientras que las filas representan los valores realmente observados.

En el caso de una variable dependiente de dos categorías, la matriz de confusión se construiría de la siguiente forma:

		Predicciones	
		1	0
Datos reales	1	Verdadero Positivo (VP)	Falso negativo (FN)
	0	Falso Positivo (FP)	Verdadero Negativo (VN)

Figura 2.4: Matriz de confusión
Fuente: Elaboración propia

El verdadero negativo (VN) y el verdadero positivo (VP) son los aciertos en las predicciones y el falso positivo (FP) y el falso negativo (FN) son los errores. FP es predecir qué ocurre 1 cuando en realidad ocurre 0 y FN es el error inverso.

En la medida que VP y VN sean mayores, mejor es el desempeño de la técnica clasificatoria. (Palomino y Prado, 2015)

La matriz de confusión puede extenderse para varias clases. En este caso es usual identificar y separar los errores de clasificación de acuerdo a lo distantes que se encuentran de la diagonal.

En la matriz de confusión existen ciertos índices que se definen como:

La Precisión Global de un modelo de predicción es la proporción del número total de predicciones correctas respecto al total. Se determina mediante:

$$P = (VN+VP)/(VN+FP+FN+VP) \quad (2.25)$$

La Precisión Positiva (Sensibilidad) (PP) (Porcentaje de Verdaderos Positivos) es la proporción de positivos que fueron identificados correctamente, se calcula mediante:

$$PP = VP/(FN+VP) \quad (2.26)$$

La Precisión Negativa (Especificidad) (PN) es la proporción de casos negativos que fueron identificados correctamente, se calcula mediante:

$$PN = VN/(VN+FP) \quad (2.27)$$

2.2. Estado del Arte

Como mencionan Bri, Sendra, Coll, & Lloret (2010), la relación entre las condiciones ambientales y el desempeño de las redes de área locales (WLAN) no ha sido analizada considerablemente, probablemente ya que de acuerdo a las recomendaciones de la UIT, el clima no afectaría en gran medida a las frecuencias que trabajan entre 2.4Ghz y 5Ghz, que es en la que operan las redes de área local, sino en las mayores a 10Ghz. No obstante, se ha demostrado que, cuando las condiciones atmosféricas son adversas, ésta presenta mal desempeño, afectando la calidad de las comunicaciones (Bri, Ramos, Lloret & García, 2012).

A continuación, se explican algunos de los estudios realizados y métodos utilizados en el desarrollo de modelos estadísticos para determinar la influencia de las variables climáticas en la atenuación de la potencia de un enlace.

2.2.1. Modelo de predicción: Regresión lineal múltiple

En el trabajo investigativo desarrollado por González y Orozco (2010), se estableció como propósito el desarrollo de un modelo matemático para evaluar el efecto de los fenómenos atmosféricos en enlaces de radio microonda de 2.4 GHz; para establecer una relación entre factores atmosféricos con ciertos parámetros de calidad de enlace, tales como: tiempo de retardo, relación señal a ruido y velocidad de transmisión.

Para el desarrollo del proyecto, González y Orozco (2010) establecieron como primera fase, identificar los factores atmosféricos que afectan a los enlaces inalámbricos de radio microondas. Para la segunda fase, se identificaron los distintos métodos que permitan determinar modelos matemáticos, considerando como variables independientes los factores atmosféricos y las variables dependientes los parámetros de calidad de enlace. En la siguiente fase, se propuso el modelo matemático, analizando la matriz de correlación, se

realizó un análisis de estadística descriptiva de las variables y se realizó el análisis de regresión lineal múltiple por variable independiente.

Los autores concluyeron que la velocidad del viento y la temperatura son los factores que presentan mayor relación con los parámetros de calidad del enlace inalámbrico, siendo la variable de la velocidad del viento la que produce mayor afectación en la degradación de las ondas electromagnéticas, ya que lleva consigo partículas que son obstáculos a las ondas electromagnéticas, produciendo atenuación y desvío de sus componentes. De igual manera, se considera a la humedad como la variable que menos afecta a los parámetros de calidad del enlace. El modelo matemático validado en el estudio incluye como variables independientes a la velocidad del viento, presión y temperatura, con el que se logra explicar el 20.2% de la variabilidad de la variable de paquetes perdidos, seleccionada como variable dependiente.

2.2.2. Modelo de predicción: Regresión lineal simple

Debido a la diversidad de microclimas que se experimentan en la zona ecuatorial y de igual forma, a la ausencia de estudios y registros adecuados de mediciones de precipitaciones en áreas tropicales, que permitan desarrollar y validar modelos predictivos de los valores de atenuación en la potencia de la señal, a nivel local se ha desarrollado un estudio para determinar el impacto de las variables ambientales en la potencia de la señal recibida en un enlace inalámbrico punto a punto con una frecuencia de 5.52Ghz, entre las ciudades de Guayaquil y Durán (Alonso, 2017) utilizando la banda no licenciada U-NII.

El estudio se realizó tanto en un ambiente simulado en laboratorio como en condiciones reales en exteriores. Para obtener las mediciones con valores reales en exteriores, el enlace inalámbrico punto a punto entre las ciudades de Guayaquil y Durán, se realizó bajo dos esquemas en los cuales se utilizaron equipos diferentes de medición para la emisión y recepción de la potencia de la señal. Debido a complicaciones que surgieron con el primer esquema, se

aplicó uno posterior en el que se utilizó el equipo router MikrotiK para la emisión de la señal y el NI USRP 2921 para la recepción.

Para realizar la medición de las variables ambientales, se utilizaron los registros de las estaciones meteorológicas ubicadas en Durán y la de Liceo Cristiano, localizada en la ciudad de Guayaquil, encontrándose ambas en la trayectoria del enlace. Se realizó la segmentación de datos en base a la presencia o ausencia de lluvias, creando modelos de regresión lineal para cada caso y para cada variable, considerando la variable Potencia recibida como la variable dependiente. Se pudo determinar que existe atenuación cuando existen eventos de lluvia, a diferencia de lo que ocurre en ausencia de las mismas en donde la atenuación presenta niveles mínimos. Los modelos no presentaron un ajuste adecuado a la variabilidad de la variable dependiente, no obstante, se concluye que temperatura y humedad relativa son las variables que presentan la correlación más alta con los datos de la potencia de la señal.

2.2.3. Modelo de predicción: Series de tiempo

En el estudio desarrollado por Fermín y Simancas (2010), se estableció como objetivo, pronosticar la atenuación por lluvia en las comunicaciones de señal satelital hasta el año 2016. Los autores establecieron tres fases, en la inicial, se procedió a organizar los datos tomados de la investigación realizada por Dennys Moncada en el año 2006, en la cual se analizó los efectos de la atenuación por lluvia en los medios de transmisión entre sistemas satelitales y estaciones terrestres.

Para la siguiente fase, realizaron un análisis con métodos estadísticos para el pronóstico de la atenuación por lluvia hasta el año 2016. Finalmente, en la última fase, se realizaron pruebas a los métodos empleados con el objetivo de validar la eficacia de los mismos.

De acuerdo a los autores, al emplear el método de regresión lineal no se logró obtener un ajuste adecuado a los datos para el año 1975, año de prueba. El

segundo método empleado por los autores fue el método Suavizado Exponencial Simple, en el que los datos más recientes presentan un mayor peso frente a los datos más antiguos. Al aplicar este método, se observó que no existía relación entre los valores reales y los pronosticados. El siguiente método fue el Suavizado de Holt, que es una variante del método anterior y en el cual se incorpora la tendencia al método base. Al igual que el anterior, se determinó que no existía relación entre los valores reales y pronosticados.

Finalmente, aplicaron el método de Autorregresión de medias móviles, ARIMA, donde pudo observarse que existía relación entre los valores reales y los pronosticados. Los autores identificaron que el modelo para el pronóstico es ARIMA (1,0,1) (0,1,1) y concluyeron que este era el mejor procedimiento para el pronóstico de la atenuación por lluvia hasta el año 2016, siendo el que mejor representaba los valores originales.

2.3. Análisis de situación actual

2.3.1. Enlace Inalámbrico ESPOL-Durán

El presente estudio se deriva de una investigación previa que tenía como objetivo estimar los niveles de intensidad de lluvia promedio en base a los niveles de atenuación de la potencia recibida registrados durante ciertos días de marzo del 2015, mediante el uso de la Técnica de Tormenta Sintética y la formulación de la atenuación específica de la lluvia (Ramos et al., 2015). Posterior a ello, se desarrolló un estudio con datos obtenidos a partir de registros de los primeros meses del año 2016 (Alonso, 2017) en el cual se realizaron pruebas tanto en un ambiente simulado como en uno real. Para el proyecto actual, el esquema utilizado es el del enlace inalámbrico externo, como se muestra en la *Figura 2.6*, siendo el periodo de los datos a analizar, el correspondiente a los meses de enero a marzo del 2017.

Para llevar a cabo el enlace inalámbrico, para la transmisión de la señal desde la torre de Univisa en la ciudad de Durán, se utilizó el Equipo enrutador MikroTik; para la recepción de la señal, se empleó el equipo NI-USRP 2921 en la caseta de recepción en ESPOLTEL; en ambos equipos se utilizó software para los algoritmos de transmisión y recepción de la señal.

El enlace inalámbrico presenta una distancia de 18 Km desde la estación donde se realiza la emisión de la señal en Durán y la estación donde se encuentra el receptor, en la ciudad de Guayaquil.

La señal transmitida tiene una frecuencia de 5.52 Ghz ya que esta es la que presenta menor interferencias, con una potencia de transmisión de -31dB siendo el modo de transmisión de la misma en forma de ráfagas continuas. (Alonso, 2017)

Para establecer el valor de la variable Atenuación de la Potencia recibida, por cada periodo de tiempo, en el que se registren valores continuos por minuto de esta variable, se determina el valor máximo del periodo y a las potencias registradas por minuto durante este mismo periodo, se les resta el valor del máximo registrado, con lo que se obtiene un valor de diferencia positivo para cada elemento.

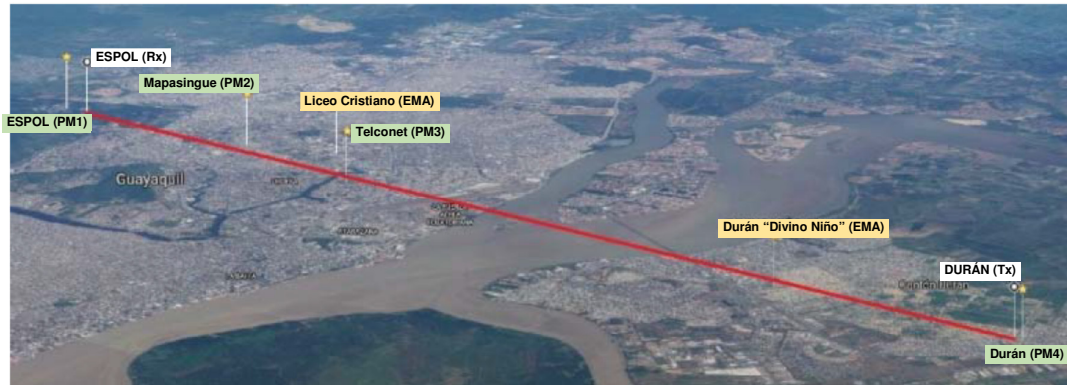


Figura 2.5: Vista geográfica del enlace inalámbrico
Fuente: Ramos, Cordero, Hurtado, Núñez, & Amico (2017)

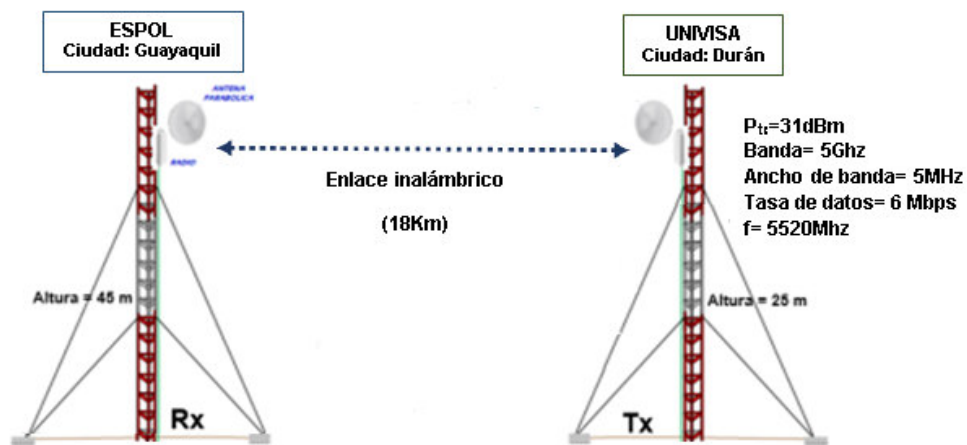


Figura 2.6: Esquema del enlace inalámbrico
Fuente: Alonso (2017)

2.3.2. Equipos utilizados

A continuación, se describe con mayor detalle, características de los equipos utilizados en el enlace inalámbrico externo, que fueron utilizados en un estudio anterior y cuyo uso se replicó para el presente proyecto.

2.3.2.1. Enrutador MikroTik

El router MikroTik está compuesto por el software, MikroTik RouterOS y por el hardware que compone la parte física denominada MikroTik RouterBOARD. Se considera como el dispositivo inalámbrico más completo para implementar enlaces inalámbricos punto a punto en ambientes exteriores, debido a la alta potencia y su propagación mediante ráfagas. (Alonso, 2017). El equipo empleado es el MikroTik Metal 5SHPn, como se muestra en la *Figura 2.7*



Figura 2.7: Router MikroTik Metal 5SHPn
Fuente: (MikroTik, s.f.)

2.3.2.2. Equipo NI USRP 2921

Los equipos NI-USRP 2921 fueron diseñados para cubrir la demanda de simuladores para el área de las telecomunicaciones. En este equipo se complementan la tecnología de los USRP (Universal Software Radio Peripheral), con el software de ambiente gráfico Labview.

Estos equipos se utilizaron en el proyecto para las mediciones de potencia del enlace inalámbrico. Los cálculos de las mediciones de potencia son implementados en algoritmos desarrollados en el lenguaje de programación gráfica Labview. (Alonso, 2017)



Figura 2.8: Equipo NI-USRP 2921
Fuente: (National Instruments, 2018)

2.3.2.3. Software Labview

El software Labview, (Laboratory Virtual Instrument Engineering Workbench) es una plataforma para diseñar sistemas con un lenguaje de programación visual gráfico, es decir el lenguaje se dibuja para facilitar su comprensión. En el caso del presente proyecto, se ingresaron los parámetros de configuración del sistema de medición, el cual capturó las lecturas de la Potencia recibida, en el PARCON tecnológico de la ESPOL.

2.3.3. Datos registrados en Estaciones Meteorológicas

Los datos de las variables climáticas se obtienen a partir de registros proporcionados de las estaciones meteorológicas del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI), de las cuales se tiene a disposición los datos correspondientes al periodo de enero a marzo del 2017.

Las variables registradas para cada una de las estaciones incluyen las siguientes: temperatura, humedad relativa, presión atmosférica, radiación solar, precipitación, dirección y velocidad del viento. Para el presente proyecto, se consideran los datos obtenidos de las estaciones meteorológicas ubicadas de Durán y del Liceo Cristiano en la ciudad de Guayaquil.

2.3.4. Medición de precipitaciones en pluviómetros

Para medir la cantidad de precipitación durante el periodo considerado para el estudio, se emplearon los datos obtenidos por los pluviómetros ubicados a lo largo del enlace inalámbrico, correspondientes a las lecturas de los pluviómetros de la ESPOL, Mapasingue, Durán y Telconet cuya distancia entre sí se muestra en la *Figura 2.9* a continuación.

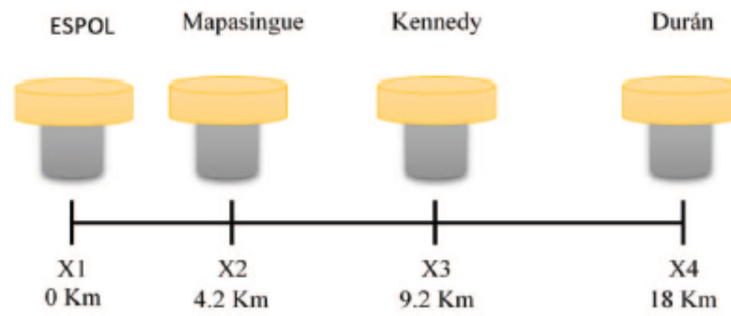


Figura 2.9: Distancia de pluviómetros en el enlace inalámbrico Guayaquil- Durán
Fuente: Ramos, Cordero, Hurtado, Núñez, & Amico (2017)

CAPÍTULO 3

ANÁLISIS ESTADÍSTICO DESCRIPTIVO

3.1. Análisis Univariante

Para realizar el análisis estadístico descriptivo, se procesaron los datos disponibles de las bases de las estaciones meteorológicas del INAMHI, de las cuales se tenía a disposición registros del periodo de enero a marzo del 2017. De igual forma, se procesaron los datos de los pluviómetros ubicados a lo largo del enlace inalámbrico, que corresponden al periodo de enero a abril del 2017 y los datos correspondientes a las lecturas de la potencia recibida.

Considerando que fue posible determinar que, durante ciertos eventos de lluvia en el periodo considerado para el estudio, la atenuación de la potencia recibida se veía afectada por la humedad de la antena localizada en Durán, desde donde se realiza la emisión de la señal en el enlace inalámbrico, se identificaron días en los que era posible analizar la influencia de las variables climáticas en la potencia recibida sin las alteraciones provocadas por la humedad continua del equipo emisor. Los días considerados se muestran en la *Tabla 3.1*

Tabla 3.1: Días seleccionados para el análisis

Fecha	Cantidad de datos
09-Jan-2017	1440
10-Jan-2017	1440
26-Jan-2017	1440
27-Jan-2017	890
02-Feb-2017	1440
03-Feb-2017	1440
01-Mar-2017	711
02-Mar-2017	1440
06-Mar-2017	1440
07-Mar-2017	1440
08-Mar-2017	1440
09-Mar-2017	1440
12-Mar-2017	715
13-Mar-2017	644

Autor: Elaboración propia

3.1.1. Variable: Potencia Recibida

Como se observa en la *Tabla 3.2*, la variable Potencia recibida presenta un valor medio de $-33.81 \pm 0,0153$ dB con una mediana de -33.65 dB y un valor de moda de -32.11 dB. Al existir varias modas se muestra la menor de ellas. De igual forma, puede observarse que no existe gran nivel de variabilidad de los datos respecto a la media, probablemente debido a que los datos que presentan mayor nivel de frecuencia, se encuentran en valores cercanos a la media, a pesar de que éstos no sigan una distribución normal.

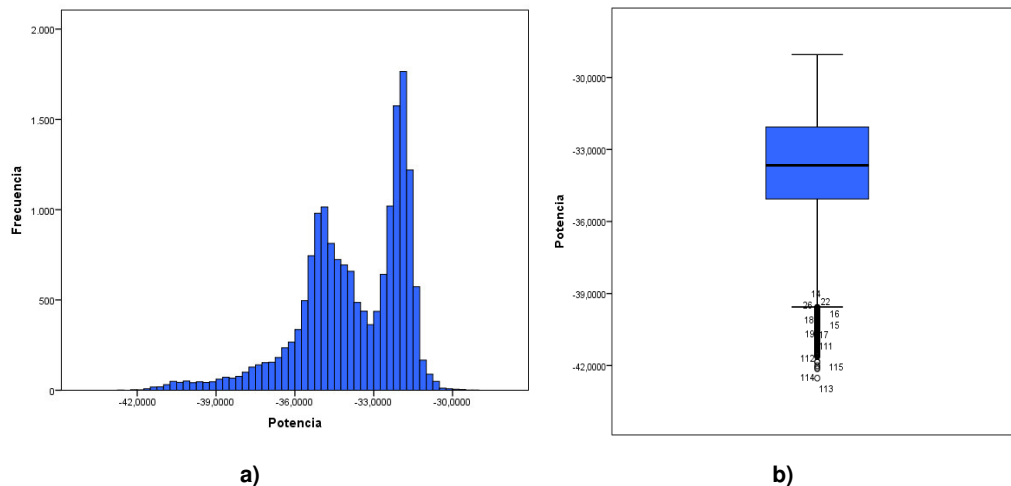
Al existir un coeficiente de asimetría negativo, los valores se encuentran sesgados hacia la izquierda, es decir, la cola de distribución de los datos es más larga hacia la izquierda, como se muestra en la *Figura 3.1a*. Puede observarse además que existe una mayor frecuencia para los datos que se encuentran aproximadamente entre -34 dB y -36 dB y de igual forma para los que se encuentran entre -31 dB y -32 dB.

No existe gran nivel de variabilidad de los datos pertenecientes a la variable Potencia. Puede observarse en la *Figura 3.1b* que la concentración del percentil 25 al percentil 50 de los datos es muy similar a la concentración del 25% siguiente. Existen datos atípicos en los valores más bajos de niveles de Potencia ya que estos son aquellos en los que se presentó atenuación de la misma.

Tabla 3.2: Resultados de estadística descriptiva para la variable Potencia

Potencia		
Media	-33,8192	
Mediana	-33,6585	
Error típico (media)	0,0153	
Moda	-32,1126a	
Desviación típica	2,0188	
Varianza	4,0760	
Asimetría	-0,9330	
Mínimo	-42,5245	
Curtosis	0,8530	
Máximo	-29,0488	
Percentiles	25	-35,0622
	50	-33,6585
	75	-32,0624

Autor: Elaboración propia



a) **Figura 3.1: Representación gráfica descriptiva de la variable Potencia**
Autor: Elaboración propia

3.1.2. Variable: Atenuación

De acuerdo a los resultados obtenidos, como se puede observar en la *Tabla 3.3* la variable Atenuación presenta un valor medio de $2,78 \pm 0,0171$ dB con una mediana de 1,86 dB y un valor de moda de 0 dB. La varianza es de 5,097.

Al existir un coeficiente de asimetría positivo, los valores se encuentran sesgados hacia la derecha, es decir, la cola de distribución de los datos es más larga hacia la derecha, como se muestra en la *Figura 3.2a*. Existe una mayor frecuencia para los datos que se encuentran aproximadamente entre 0 a 1,5 dB y de igual forma para los que se encuentran entre 4 a 5,75 dB aproximadamente.

No existe gran nivel de variabilidad de los datos pertenecientes a la variable Atenuación. Sin embargo, como se observa en la *Figura 3.2b* la concentración del percentil 25 al percentil 50 de los datos es menor a la concentración del 25% siguiente, por lo que entre el 50% y el 75% hay mayor variabilidad. Existen datos atípicos en los valores más altos de la variable Atenuación.

Tabla 3.3: Resultados de estadística descriptiva para la variable Atenuación

Atenuación		
Media	2,7885	
Mediana	1,8642	
Error típico (media)	0,0171	
Moda	0,0000	
Desviación típica	2,2576	
Varianza	5,0970	
Asimetría	1,0090	
Curtosis	0,3770	
Mínimo	0,0000	
Máximo	11,7692	
Percentiles	25	0,9519
	50	1,8642
	75	4,4745

Autor: Elaboración propia

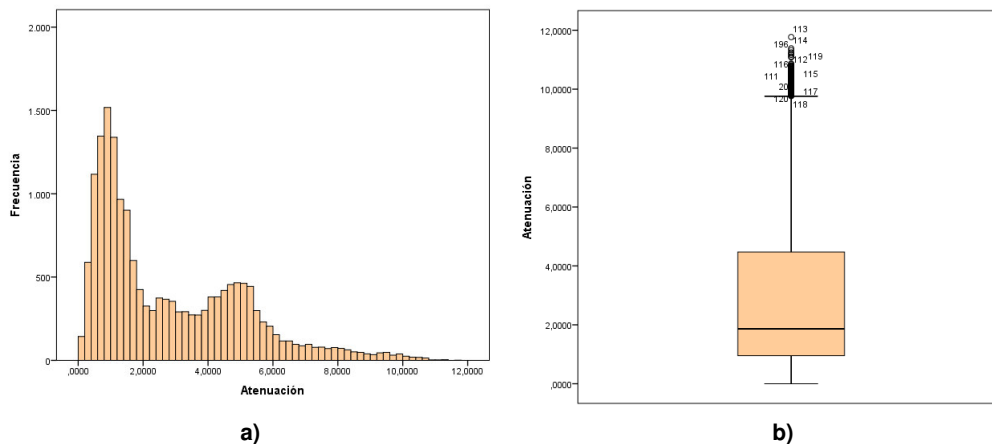


Figura 3.2: Representación gráfica descriptiva de la variable Atenuación
Autor: Elaboración propia

3.1.3. Variable: Temperatura

De acuerdo a la *Tabla 3.4*, se observa que, en el caso de la base de EMA Durán, la variable Temperatura, presenta un valor medio de $26,26 \pm 0,0200$ °C con una mediana de $25,53$ °C. En el caso de la base de EMA Liceo Cristiano, la variable Temperatura, presenta un valor medio de $26,41 \pm 0,0192$ °C con una mediana de $25,68$ °C y un valor de moda de $24,95$ °C. Puede observarse que, para ambas bases, los valores mínimos y máximos son semejantes, existiendo mínimas diferencias entre ellos, siendo los valores mínimos de $22,28$ °C y $22,40$ °C y los valores máximos de $33,48$ °C y $33,71$ °C para las bases de EMA Durán y EMA Liceo Cristiano respectivamente.

El día que presentó tener un valor de Temperatura máximo fue el 9 de marzo del 2017 con 33,48°C y una media de 26,85°C, no obstante, el día en que se obtuvo el valor promedio máximo para esta variable fue el 12 de marzo con un total de 29,31°C. En el caso de la base del Liceo Cristiano, el día que presentó tener un valor de Temperatura máximo fue el 8 de marzo del 2017 con 33,71°C y una media de 26,96°C. Sin embargo, el día en que se obtuvo el valor promedio máximo fue el 12 de marzo con un total de 28,71°C. Véase *Anexo A1*

Tabla 3.4: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Temperatura

Base EMA Durán			Base EMA Liceo Cristiano		
<i>Temperatura</i>			<i>Temperatura</i>		
Media		26,2665	Media		26,4182
Mediana		25,5335	Error típico (media)		0,0192
Error típico (media)		0,0200	Mediana		25,6825
Moda		24,1350	Moda		24,9540
Desviación típica		2,6399	Desviación típica		2,5278
Varianza		6,9690	Varianza		6,3900
Asimetría		0,6450	Asimetría		0,7210
Curtosis		-0,6790	Curtosis		-0,4100
Mínimo		22,2850	Mínimo		22,4030
Máximo		33,4890	Máximo		33,7160
Percentiles	25	24,1483	Percentiles	25	24,5970
	50	25,5335		50	25,6825
	75	28,2845		75	28,2118
a)			b)		

Autor: Elaboración propia

Como puede observarse en la *Figura 3.3* donde se muestran los histogramas para la variable Temperatura en cada una de las bases, en ambos casos se presenta un coeficiente de asimetría positivo, por lo que los datos de las dos bases para el caso de esta variable se encuentran sesgados hacia la derecha.

De acuerdo a la tabla de resultados de la estadística descriptiva inicial, existen leves diferencias entre los valores de media y mediana para ambas bases, siendo los valores de la base EMA Liceo Cristiano, ligeramente superiores en comparación con los de la base EMA Durán. Como se evidencia en la *Figura 3.4* Se presenta la misma situación al comparar los valores del percentil 25 entre ambas bases. En ambos casos, los datos que se encuentran entre el percentil 25 y percentil 50, están mucho más concentrados que en el siguiente 25% de los datos.

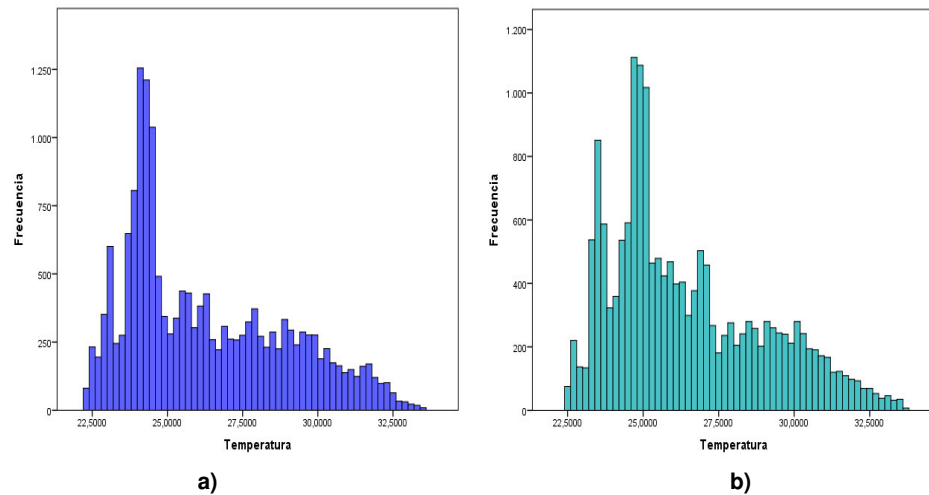


Figura 3.3: Histogramas de la variable Temperatura
Autor: Elaboración propia

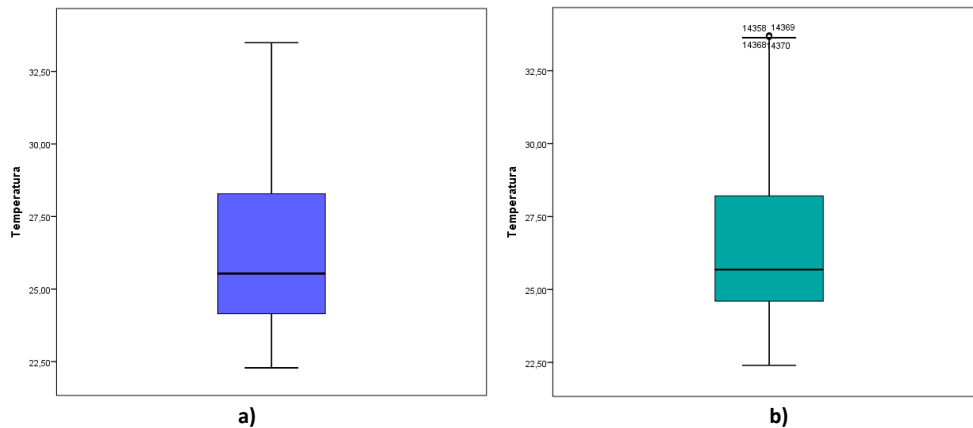


Figura 3.4: Diagramas de cajas de la variable Temperatura
Autor: Elaboración propia

3.1.4. Variable: Humedad relativa

Al momento de realizar el análisis de estadística descriptiva, fue posible determinar que en el caso de los datos registrados en la base EMA Durán existían inconsistencias debido a fallas en los equipos durante el periodo de recolección de datos, mostrándose por ejemplo valores de 0%, lo que no es considerado normal en el tipo de ambiente donde se realiza el estudio, por lo que se utilizarán únicamente los datos de la base EMA Liceo Cristiano.

Como se muestra en la *Tabla 3.5*, en el caso de la base de EMA Liceo Cristiano, no existieron anomalías en los equipos de medición, por lo que la variable Humedad relativa presenta un valor medio mayor, de $84,54\% \pm 0,0880$ con una

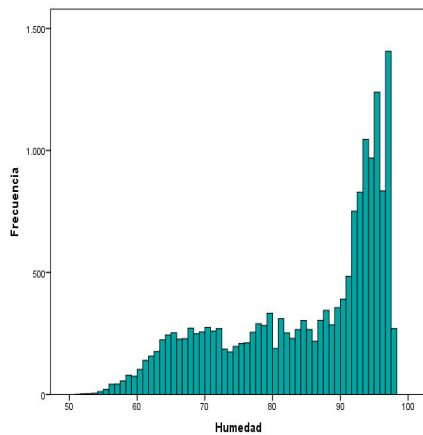
mediana de 88,84% y un valor de moda de 97,64%. Existen diferencias entre valores mínimos y máximos para ambas bases, siendo los valores mínimos de 0% y 51,62% y los valores máximos de 100,08% y 97,68% para las bases de EMA Durán y EMA Liceo Cristiano respectivamente.

Como se muestra en la *Figura 3.5a*, en el caso de la base EMA Liceo Cristiano, al obtenerse un coeficiente negativo, los datos se encuentran sesgados hacia la izquierda. En la *Figura 3.5b*, puede verificarse que existe mayor concentración de los datos entre los percentiles 50 y 75, a diferencia de lo que ocurre entre el percentil 25 y 50.

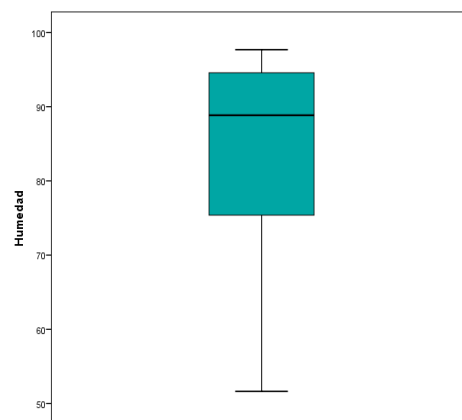
Tabla 3.5: Tabla de estadísticos descriptivos para la variable Humedad relativa

Base EMA Liceo Cristiano		
<i>Humedad</i>		
Media	84,5417	
Error típico (media)	0,0880	
Mediana	88,8475	
Moda	97,6480	
Desviación típica	11,5971	
Varianza	134,4920	
Asimetría	-0,6950	
Curtosis	-0,8210	
Mínimo	51,6240	
Máximo	97,6830	
Percentiles	25	75,3805
	50	88,8475
	75	94,5698

Autor: Elaboración propia



a)



b)

Figura 3.5: Histogramas de la variable Humedad relativa
Autor: Elaboración propia

3.1.5. Variable: Presión atmosférica

Como se muestra en la *Tabla 3.6*, en el caso de la base de EMA Durán, la variable Presión atmosférica presenta un valor medio de $1010,09 \pm 0,0155$ hPa (hecto pascal) con una mediana de 1010,19 hPa y un valor de moda de 1011,18 hPa. En el caso de la base de EMA Liceo Cristiano, estos valores disminuyen, presentando un valor medio de $1008,88 \pm 0,0156$ hPa con una mediana de 1008,88 hPa y un valor de moda de 1007,63 hPa. Para ambas bases, los valores mínimos y máximos son semejantes, siendo los valores mínimos de 1005,57hPa y 1004,32 hPa y los valores máximos de 1014,54 hPa y 1008,98 hPa para las bases de EMA Durán y EMA Liceo Cristiano respectivamente.

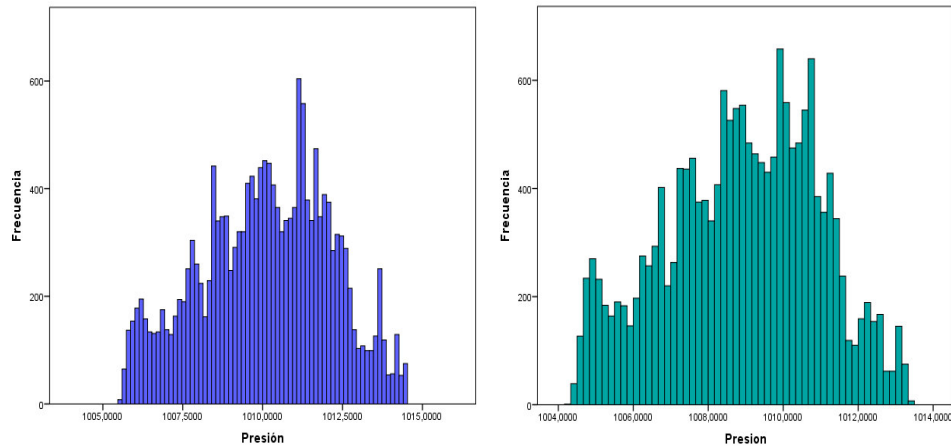
En ambos casos se presenta un coeficiente de asimetría negativo, por lo que los datos de las dos bases, se encuentran sesgados hacia la izquierda. Como se muestra en la *Figura 3.6b* puede comprobarse que para el caso de la base EMA Liceo Cristiano, existe una mayor frecuencia para los datos entre 1008 hPa y 1009 hPa a diferencia de lo que ocurre con la base de EMA Durán, que mostró una menor frecuencia en ese rango.

Como se observa en la *Figura 3.7* para ambas bases, los datos del percentil 25 y percentil 50 se encuentran concentrados de igual forma como el siguiente 25%, es decir existe una concentración similar de los datos entre el percentil 50 y el percentil 75, por lo que existe una variabilidad uniforme entre ambas bases.

Tabla 3.6: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Presión atmosférica

Base EMA Durán		Base EMA Liceo Cristiano			
<i>Presión</i>		<i>Presión</i>			
Media	1010,0903	Media	1008,8829		
Error típico (media)	0,0155	Error típico (media)	0,0155		
Mediana	1010,1965	Mediana	1008,9890		
Moda	1011,1860 ^a	Moda	1007,6300 ^a		
Desviación típica	2,0452	Desviación típica	2,0424		
Varianza	4,1830	Varianza	4,1710		
Asimetría	-0,1610	Asimetría	-0,1830		
Curtosis	-0,6560	Curtosis	-0,6590		
Mínimo	1005,5700	Mínimo	1004,3290		
Máximo	1014,5330	Máximo	1013,3570		
Percentiles	25	1008,6013	Percentiles	25	1007,4130
	50	1010,1965		50	1008,9890
	75	1011,6270		75	1010,4520

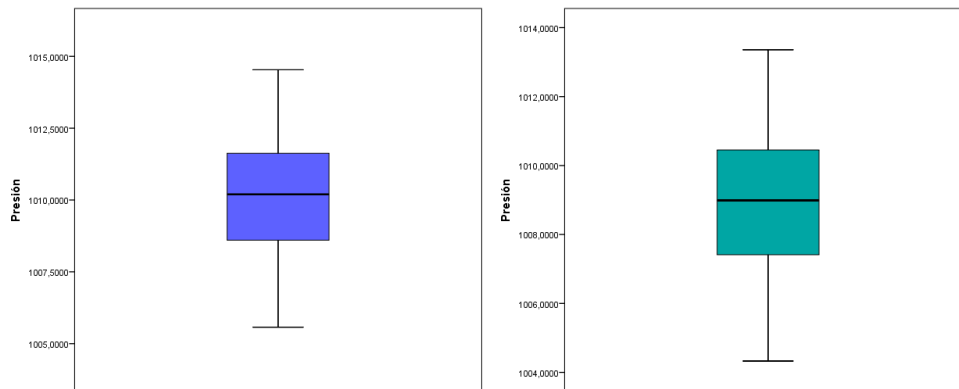
Autor: Elaboración propia



a)

b)

Figura 3.6: Histogramas de la variable Presión atmosférica
 Autor: Elaboración propia



a)

b)

Figura 3.7: Diagramas de cajas de la variable Presión atmosférica
 Autor: Elaboración propia

3.1.6. Variable: Radiación Solar

Como puede observarse en la *Tabla 3.7*, en el caso de la base de EMA Durán, la variable Radiación Solar presenta un valor medio de $160,47 \pm 2,0306 \text{ W/m}^2$ con una mediana de $1,77 \text{ W/m}^2$ y un valor de moda de 0 W/m^2 . En el caso de la base de EMA Liceo Cristiano, estos valores aumentan, presentando un valor medio de $166,69 \pm 2,1319 \text{ W/m}^2$ con una mediana de $3,03 \text{ W/m}^2$ y un valor de moda de 0 W/m^2 . Se observa que existen diferencias entre los valores máximos para ambas bases, a diferencias de los valores mínimos que es de 0 W/m^2 en ambos casos y los valores máximos de $1389,93 \text{ W/m}^2$ y $1488,50 \text{ W/m}^2$ para las bases de EMA Durán y EMA Liceo Cristiano respectivamente. No existe gran

nivel de diferencias en la desviación típica de los datos para ambas variables, presentándose en el caso de la base EMA Liceo Cristiano un valor algo mayor en relación a la base correspondiente a la EMA Durán.

Como puede observarse en la *Figura 3.8* para la variable Radiación solar, en ambos casos se presenta un coeficiente de asimetría positivo, por lo que los datos de las dos bases para el caso de esta variable, se encuentran sesgados hacia la derecha. De igual forma, para ambas bases, existe una mayor frecuencia para los datos de 0W/m^2 , la cual disminuye para el resto de valores de Radiación.

Como se puede observar en la *Figura 3.9b*, en el caso de la base perteneciente a la EMA Liceo Cristiano existe una mayor variabilidad de los datos, con una varianza de 78904, en comparación con la obtenida por la base EMA Durán que es de 71584. Existen datos atípicos para esta variable en ambas bases, que se dan probablemente por la alta frecuencia de medición del valor 0 W/m^2 .

Tabla 3.7: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Radiación solar

Base EMA Durán			Base EMA Liceo Cristiano		
<i>Radiación solar</i>			<i>Radiación solar</i>		
Media		160,4738	Media		166,6917
Error típico (media)		2,0306	Error típico (media)		2,1319
Mediana		1,7775	Mediana		3,0310
Moda		0,0000	Moda		0,0000
Desviación típica		267,5526	Desviación típica		280,9000
Varianza		71584,3960	Varianza		78904,8030
Asimetría		1,9700	Asimetría		2,0280
Curtosis		3,2730	Curtosis		3,6650
Mínimo		0,0000	Mínimo		0,0000
Máximo		1389,9370	Máximo		1488,5000
Percentiles	25	0,0000	Percentiles	25	0,0000
	50	1,7775		50	3,0310
	75	222,0950		75	222,1275

Autor: Elaboración propia

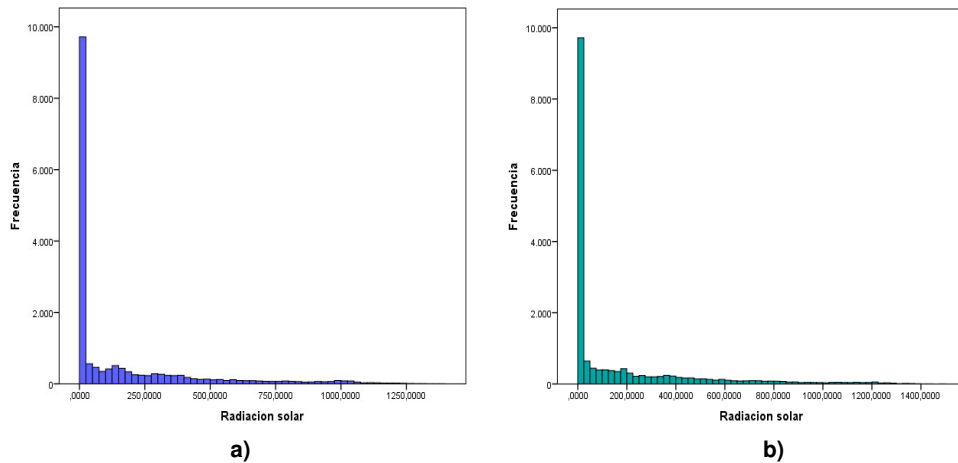


Figura 3.8: Histogramas de la variable Radiación solar
 Autor: Elaboración propia

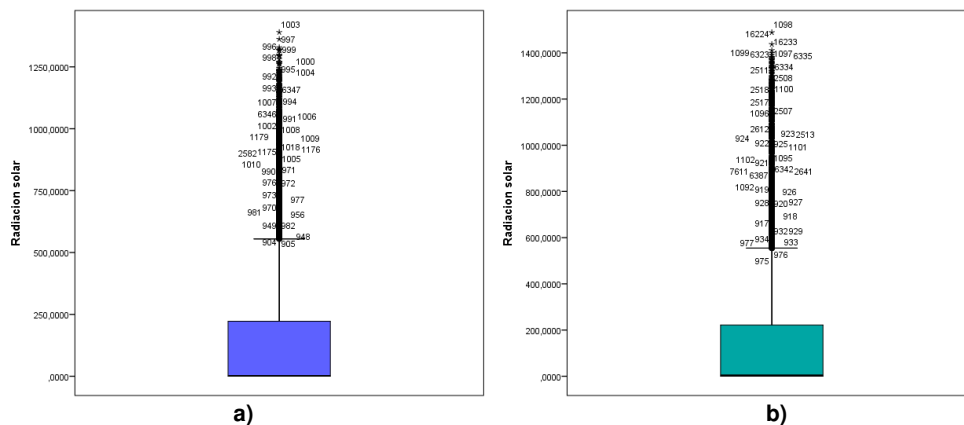


Figura 3.9: Diagramas de cajas de la variable Radiación solar
 Autor: Elaboración propia

3.1.7. Variable: Velocidad del viento

Para el presente proyecto, en el caso de esta variable se considerará únicamente los datos registrados en la base EMA Liceo Cristiano, debido a que se detectaron inconsistencias y errores en los registros de mediciones de la base EMA Durán, como se explicó anteriormente.

De acuerdo a la *Tabla 3.8*, la variable Velocidad del viento presenta un valor medio de 1,38 m/s \pm 0,0069 con una mediana de 1,1880 m/s y un valor de moda de 0,8120 m/s. La varianza es de 0,8260 m/s por lo que puede considerarse no existe gran nivel de variabilidad en los datos.

Al existir un coeficiente de asimetría positivo, los valores se encuentran sesgados hacia la derecha, por lo que la cola de distribución de los datos es más larga hacia la derecha, como se muestra en la *Figura 3.10a*. Existe una mayor frecuencia para los datos que se encuentran aproximadamente entre 1 a 1,5 m/s aproximadamente, a partir del cual, para valores mayores, la frecuencia disminuye gradualmente.

No existe gran nivel de variabilidad de los datos, no obstante, como se observa en la *Figura 3.10b* entre los percentiles 25 y 50 la concentración de datos es mayor a la concentración del 25% siguiente, por lo que entre los percentiles 50 y el 75 existe mayor variabilidad.

Tabla 3.8: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Velocidad del viento

Base EMA Liceo Cristiano		
<i>Velocidad del viento</i>		
Media		1,3831
Error típico (media)		0,0069
Mediana		1,1880
Moda		0,8120
Desviación típica		0,9090
Varianza		0,8260
Asimetría		1,0930
Curtosis		0,0190
Mínimo		1,5280
Máximo		0,0370
Percentiles	25	0,6950
	50	1,1880
	75	1,8910

Autor: Elaboración propia

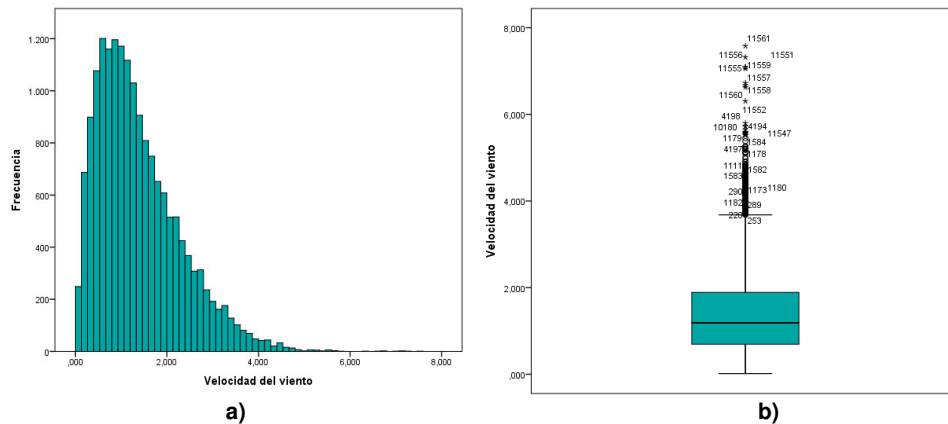


Figura 3.10: Representación gráfica descriptiva de la variable Velocidad del viento
 Autor: Elaboración propia

3.1.8. Variable: Intensidad de Lluvia

En el caso del presente proyecto, para la determinación de la intensidad de lluvia, debido a que existe un registro de datos continuo por minuto, el valor de la precipitación por minuto es multiplicado por 60, de tal manera que sea posible obtener de igual forma, un registro por minuto de intensidad de lluvia.

3.1.8.1. Precipitación en Estaciones Meteorológicas

Como puede observarse en el *Tabla 3.9*, las Estaciones Meteorológicas del INAMHI consideradas para el estudio, no siempre registran niveles de precipitaciones similares para el mismo día, esto debido probablemente a la ubicación y distancia geográfica entre cada una de ellas y por los microclimas que se generan en el área donde se encuentran.

Por ejemplo, como se muestra en la *Figura 3.11* el día 9 de enero, puede comprobarse que se registró un alto nivel de precipitación para la EMA Liceo Cristiano, no obstante, para la EMA Durán existió un registro mucho menor de niveles de precipitación, y en el caso de la EMA Montebello este puede considerarse casi mínimo.

Tabla 3.9: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para las precipitaciones de las estaciones meteorológicas

	Intensidad EMA Durán	Intensidad EMA Liceo	Intensidad EMA Montebello
Media	1,043	1,536	,89
Error típico media	0,045	0,046	0,034
Desviación típica	5,864	6,098	4,478
Varianza	34,389	37,187	20,052
Asimetría	9,766	7,393	8,768
Máximo	132	119	78

Autor: Elaboración propia

Se muestra a continuación en la *Figura 3.11*, los niveles de precipitación registrados en cada uno de los días considerados para este estudio, correspondientes a las Estaciones Meteorológicas Automáticas del INAMHI.

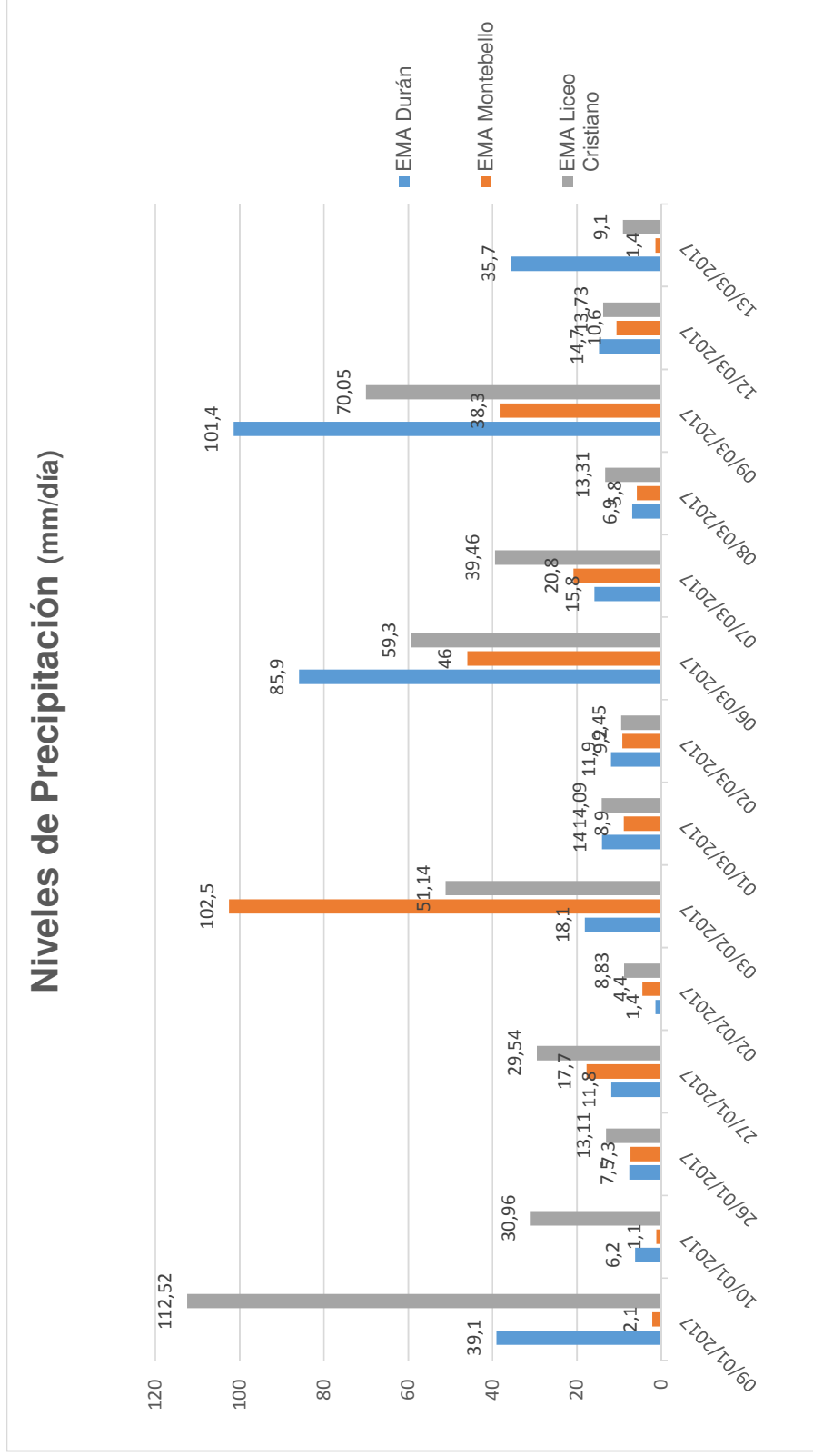


Figura 3.11: Representación gráfica de los niveles de precipitación
 Autor: Elaboración propia

3.1.8.2. Precipitación en Pluviómetros

A diferencia de lo que ocurre con las Estaciones Meteorológicas, en el caso de los pluviómetros como se muestra en la *Tabla 3.10* puede observarse que existe mayor concordancia entre los mismos en los días que existe altos niveles de precipitación, así como en los días en que ésta resulta ser más bien baja. Puede observarse por ejemplo, que el día 9 de enero, existieron altos niveles de precipitación para los pluviómetros de ESPOL, Telconet y Mapasingue, sin embargo se registran bajos niveles de precipitación en Durán, debido a la distancia geográfica. En varios de los días considerados para el estudio, los niveles de precipitación del pluviómetro de Durán son menores a algunos de los demás pluviómetros, esto ocurre ya que los días seleccionados se eligieron de tal forma que existiera menor precipitación para el área del pluviómetro de Durán, con el objetivo de evitar incluir días en los que el análisis de la atenuación de la potencia podría verse afectado por la humedad de la antena ubicada en Durán.

Tabla 3.10: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para las precipitaciones de los pluviómetros

	Intensidad Pluviómetro Durán	Intensidad Pluviómetro Telconet	Intensidad Pluviómetro Mapasingue	Intensidad Pluviómetro ESPOL
Media	1,0445	1,619	1,57	1,403
Error típico media	0.034	0.054	0.047	0.042
Desviación típica	4,435	7,170	6,255	5,546
Varianza	19,672	51,408	39,119	30,759
Asimetría	6,981	7,159	6,382	6,640
Máximo	66	132	90	108

Autor: Elaboración propia

Se muestra a continuación en la *Figura 3.12*, los niveles de precipitación registrados en cada uno de los días considerados para este estudio, correspondientes a los pluviómetros ubicados en el trayecto del enlace.

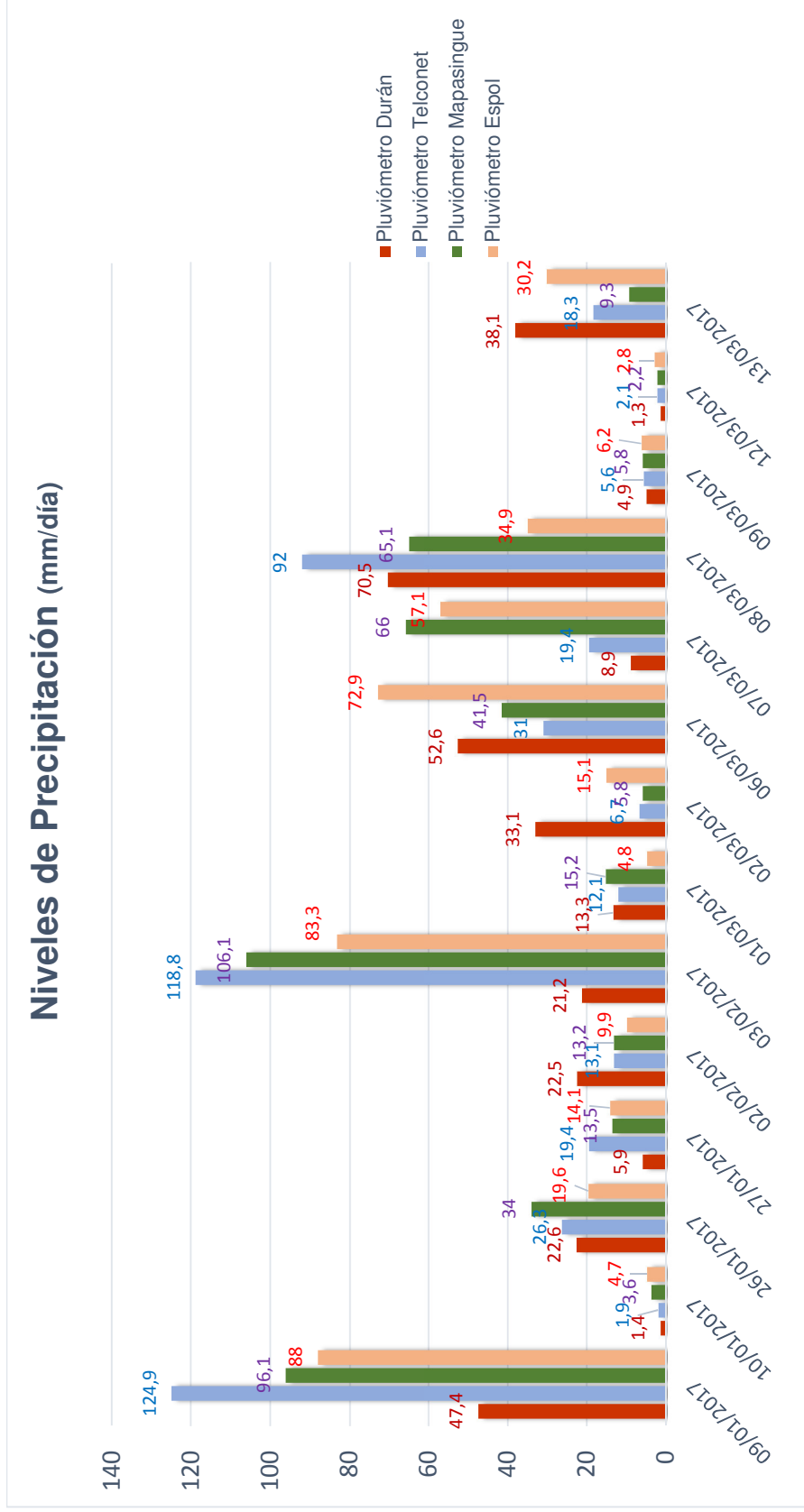


Figura 3.12: Representación gráfica de los niveles de precipitación
Autor: Elaboración propia

3.1.9. Pruebas de Normalidad

Se realizaron test de normalidad para las variables cuantitativas, mediante el test de bondad de ajuste de Kolmogorov Smirnov, considerando que la distribución de contraste es la normal.

Cuando la prueba se aplica para contrastar la hipótesis de normalidad de la población, el estadístico de prueba es la máxima diferencia:

$$D = \sup |\hat{F}_n(x_i) - F_0(x_i)| \quad (3.1)$$

- x_i es el i -ésimo valor observado en la muestra
- $\hat{F}_n(x_i)$ es la función de distribución muestral
- $F_0(x_i)$ es la función teórica o correspondiente a la población normal especificada en la hipótesis nula

La distribución del estadístico de Kolmogorov-Smirnov es independiente de la distribución de la hipótesis nula. Si la distribución postulada es la normal y se estiman sus parámetros, los valores críticos se obtienen aplicando la corrección de significación propuesta por Lilliefors.

Si los valores observados $\hat{F}_n(x_i)$ son similares a los esperados $F_0(x_i)$ el valor de D será pequeño. Cuanto mayor sea la discrepancia entre la distribución empírica y la distribución teórica, el valor de D será mayor.

Se plantea el siguiente Contraste de Hipótesis:

H_0 : La muestra x ha sido tomada de una población X que tiene Distribución específica F_0 .

vs.

H_1 : No es verdad que la Distribución de la población X de la que se ha tomado la muestra x sea F_0 .

Como se observa en las *Tabla 3.11* *Tabla 3.12* *Tabla 3.13* y *Tabla 3.14*, el Valor p de la prueba es 0,000, por lo que, existe evidencia estadística para rechazar

H_0 en favor de H_1 , es decir, las poblaciones de cada una de las variables no siguen una distribución normal

Tabla 3.11: Resultado de pruebas de Normalidad en variable dependiente

Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra		
	Potencia	Atenuación
Z de Kolmogorov-Smirnov	15,598	21,151
Sig. asintót. (bilateral)	,000	,000

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

Autor: Elaboración propia

Variables climáticas de Base EMA Durán

Tabla 3.12: Resultado de pruebas de Normalidad en variables climáticas

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	Temperatura	Presión	Radiación solar
Z de Kolmogorov-Smirnov	18,393	6,233	36,144
Sig. asintót. (bilateral)	,000	,000	,000

Autor: Elaboración propia

Variables climáticas de Base EMA Base Liceo Cristiano

Tabla 3.13: Resultado de pruebas de Normalidad en variables climáticas

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	Temperatura	Humedad	Presión	Radiación solar	Velocidad del viento
Z de Kolmogorov-Smirnov	16,027	20,988	6,108	36,424	11,755
Sig. asintót. (bilateral)	,000	,000	,000	,000	,000

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

Autor: Elaboración propia

Variables de Intensidad de lluvia

Tabla 3.14: Resultado de pruebas de Normalidad en Intensidad

Prueba de Kolmogorov-Smirnov

	Intensidad EMA Durán	Intensidad EMA Liceo	Intensidad EMA Montebe llo	Intensidad Pluviómetro Durán	Intensidad Pluviómetro Telconet	Intensidad Pluviómetro Mapasing ue	Intensidad Pluviómetro ESPOL
Z de Kolmogorov-Smirnov	65,528	55,766	66,026	65,704	64,003	63,429	63,726
Sig. asintót. (bilateral)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000

a. La distribución de contraste es la Normal.

b. Se han calculado a partir de los datos.

Autor: Elaboración propia

3.2. Análisis Bivariante

Por medio del análisis bivariante, es posible estudiar el efecto o las relaciones que existen entre las variables del estudio, ya sea relacionando variables cualitativas entre sí, variables cuantitativas o variables cuantitativas con otras cualitativas, mediante pruebas paramétricas y no paramétricas, siendo éstas últimas las que se emplearon en esta etapa de análisis del presente proyecto.

3.2.1. Relación Potencia vs Variables Climáticas

Al considerarse la necesidad de observar la posible influencia de las variables climáticas en los niveles de Potencia recibida, se considera en primera instancia esta variable como la variable dependiente y sobre la cual, se analizará los posibles efectos presentados en función de las variaciones en las variables atmosféricas.

Se realizaron gráficos de dispersión para conocer la relación existente entre la variable dependiente Potencia con las variables climáticas consideradas para el estudio. Estos se muestran en el *Anexo A2*. Puede comprobarse que la variable Potencia no presenta una relación lineal con las demás variables ambientales, no existe un patrón definido al relacionar la variable dependiente con cada una de las variables cuantitativas del estudio.

Puede observarse que se presenta la misma situación de la base de datos de la EMA Durán para la EMA Liceo Cristiano, sin embargo, debido a que en esta última, sí existieron registros completos de la variable Humedad, puede comprobarse la correlación negativa que presenta la misma con las variables Temperatura, Radiación solar y Velocidad del viento.

Base Durán

Tabla 3.15: Correlación de variables climáticas con variables Potencia y Atenuación

		Correlaciones									
	Potencia	Atenuación	Temperatura	Presión	Radiación solar	Temperatura	Humedad	Presión	Radiación solar	Velocidad del viento	
Potencia	1	-,878**	,184**	-,252**	,096**	,200**	-,059**	-,261**	,082**	-0,128	
Atenuación	-,878**	1	-,187**	,361**	-,101**	-,219**	,020**	,372**	-,081**	0,144	
Temperatura	,184**	-,187**	1	-,480**	,625**	,949**	-,866**	-,434**	,648**	0,249	
Presión	-,252**	,361**	-,480**	1	-,106**	-,490**	,325**	,987**	-,125**	-0,141	
Radiación solar	,096**	-,101**	,625**	-,106**	1	,577**	-,594**	-,053**	,910**	0,157	
Temperatura	,200**	-,219**	,949**	-,490**	,577**	1	-,906**	-,455**	,616**	0,252	
Humedad	-,059**	,020**	-,866**	,325**	-,594**	-,906**	1	,292**	-,634**	-0,307	
Presión	-,261**	,372**	-,434**	,987**	-,053**	-,455**	,292**	1	-,074**	-0,124	
Radiación solar	,082**	-,081**	,648**	-,125**	,910**	,616**	-,634**	-,074**	1	0,237	
Velocidad del viento	-0,128	0,144	0,249	-0,141	0,157	0,252	-0,307	-0,124	0,237	1	

Rho de Spearman

Autor: Elaboración propia

Tabla 3.16: Correlación de variables de Intensidades de lluvia con variables Potencia y Atenuación

		Correlaciones									
	Potencia	Atenuación	Intensidad EMA Durán	Intensidad EMA Liceo	Intensidad EMA Montebello	Intensidad Pluviómetro Duran	Intensidad Pluviómetro Telconet	Intensidad Pluviómetro Mapasingue	Intensidad Pluviómetro ESPOL		
Potencia	1	-,878**	-,081**	-,147**	-,067**	-,380**	-,311**	-,298**	-,280**		
Atenuación	-,878**	1	,108**	,138**	0,013	,335**	,265**	,250**	,230**		
Intensidad EMA Durán	-,081**	,108**	1	,362**	,245**	-,022**	-,028**	-,035**	-,039**		
Intensidad EMA Liceo	-,147**	,138**	,362**	1	,344**	0,01	0,008	-0,009	-,022**		
Intensidad EMA Montebello	-,067**	0,013	,245**	,344**	1	0,008	,071**	,050**	,074**		
Intensidad Pluviómetro Duran	-,380**	,335**	-,022**	0,01	0,008	1	,426**	,401**	,358**		
Intensidad Pluviómetro Telconet	-,311**	,265**	-,028**	0,008	,071**	,426**	1	,592**	,494**		
Intensidad Pluviómetro Mapasingue	-,298**	,250**	-,035**	-0,009	,050**	,401**	,592**	1	,554**		
Intensidad Pluviómetro ESPOL	-,280**	,230**	-,039**	-,022**	,074**	,358**	,494**	,554**	1		

Rho de Spearman

Autor: Elaboración propia

3.2.2. Comparación de variables en relación a la ausencia o presencia de lluvia

Como pudo constatarse en el análisis bivariante anterior, existe una mayor correlación entre los datos de la variable Potencia con los datos registrados en la variable de los niveles de intensidad de lluvia del Pluviómetro de Durán, en comparación tanto con el resto de pluviómetros como con los niveles de intensidad de lluvia de las estaciones meteorológicas, por lo que se realizará la comparación de las variables consideradas en el estudio en relación a la presencia o ausencia de lluvia registradas en este pluviómetro. La variable de presencia o ausencia de lluvia se representó como variable cualitativa, en la cual, el valor 0 indica la ausencia de lluvia y 1 la presencia de la misma.

Como se puede observar en la *Figura 3.13* y en la *Tabla 3.17* existe una disminución de más de 3dB en promedio, en los niveles de Potencia al momento en que se registran periodos de lluvia en el área desde la cual se emite la señal del enlace inalámbrico, lo que se corrobora de igual forma al observar la *Figura 3.14* donde se puede observar que al momento de registrarse un evento de lluvia, se presentan mayores niveles de atenuación de la potencia recibida, es decir ésta disminuye.

Tabla 3. 17: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Potencia

Ausencia de lluvia			Presencia de lluvia		
Media		-33,5022	Media		-36,8603
Error típico (media)		,01356	Error típico (media)		,05636
Mediana		-33,2413	Mediana		-36,6865
Desv. típica.		1,7008	Desv. típica.		2,2819
Varianza		2,8930	Varianza		5,2070
Mínimo		-41,4443	Mínimo		-42,5245
Máximo		-29,0488	Máximo		-30,5862
Percentiles	25	-34,8506	Percentiles	25	-38,6174
	50	-33,2413		50	-36,6865
	75	-32,0079		75	-34,9789

Autor: Elaboración propia

Tabla 3.18: Tabla comparativa de estadísticos descriptivos para la variable Atenuación

Ausencia de lluvia		Presencia de lluvia			
Media	2,4823	Media	5,7254		
Error típico (media)	,01576	Error típico (media)	,0653		
Mediana	1,6050	Mediana	5,4468		
Desv. típica.	1,9763	Desv. típica	2,6457		
Varianza	3,9060	Varianza	7,0000		
Mínimo	0,0000	Mínimo	0,1263		
Máximo	11,2097	Máximo	11,7692		
Percentiles	25	0,9031	Percentiles	25	3,5229
	50	1,6050		50	5,4468
	75	4,1749		75	8,0094

Autor: Elaboración propia

Diagrama de cajas comparativo

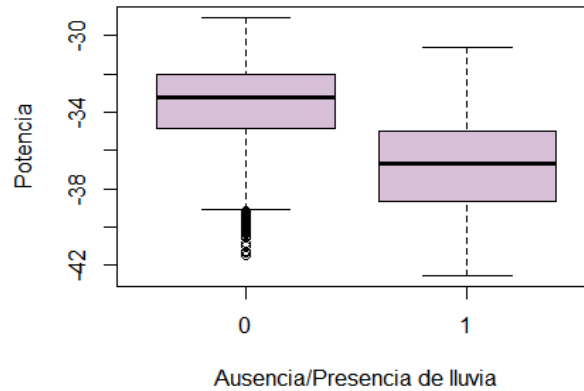


Figura 3.13: Diagrama de cajas comparativo para la variable Potencia
Autor: Elaboración propia

Diagrama de cajas comparativo

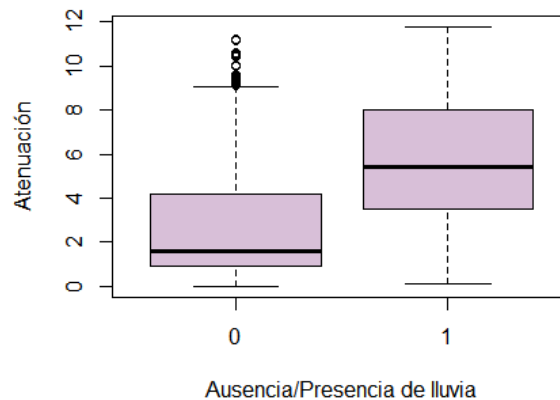


Figura 3.14: Diagrama de cajas comparativo para la variable Atenuación
Autor: Elaboración propia

Puede observarse de igual forma en la *Figura 3.15* que tanto para la base de Durán como para la de Liceo Cristiano, la variable temperatura registra una media mayor al momento en que se presentan periodos de lluvia. Asimismo, como puede comprobarse en la *Figura 3.17* existe un nivel de presión atmosférica promedio menor para ambas bases, cuando se registran eventos de lluvia en comparación a la ausencia de la misma. De igual forma, como se puede observar en la *Figura 3.19*, existe un ligero aumento en la velocidad del viento al momento en que se presentan eventos de lluvia.

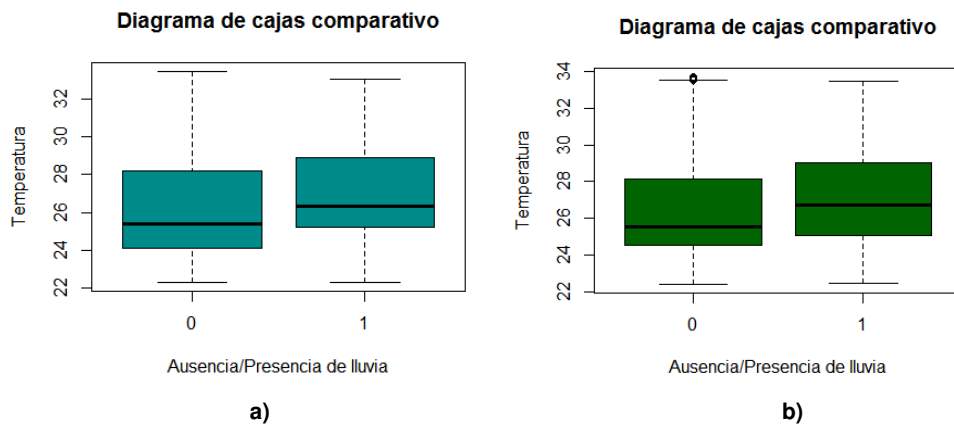


Figura 3.15: Diagrama de cajas comparativo para variable Temperatura
Autor: Elaboración propia

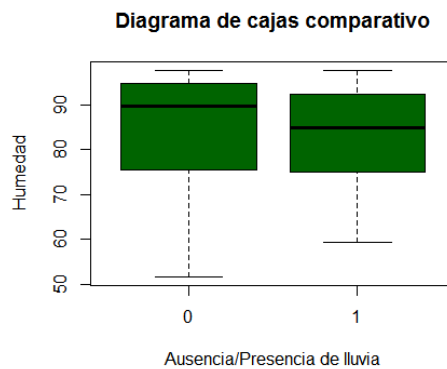


Figura 3.16: Diagrama de cajas comparativo para variable Humedad Relativa
Autor: Elaboración propia

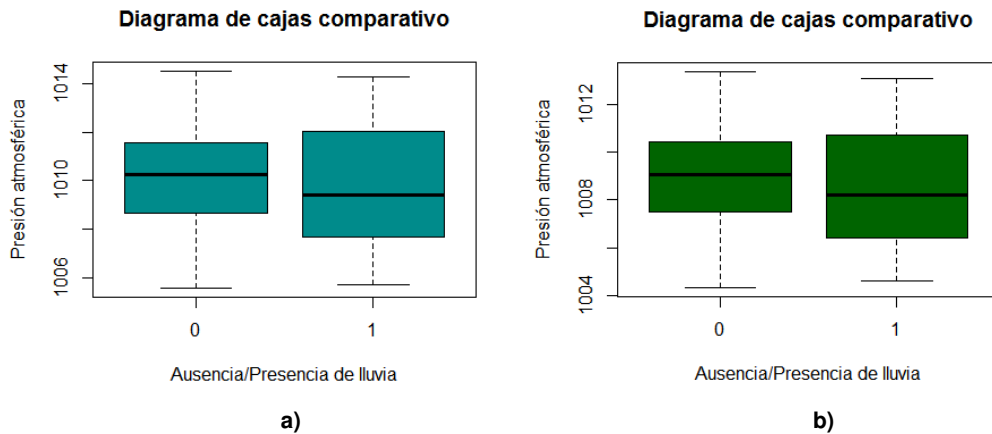


Figura 3.17: Diagrama de cajas comparativo para variable Presión atmosférica
Autor: Elaboración propia

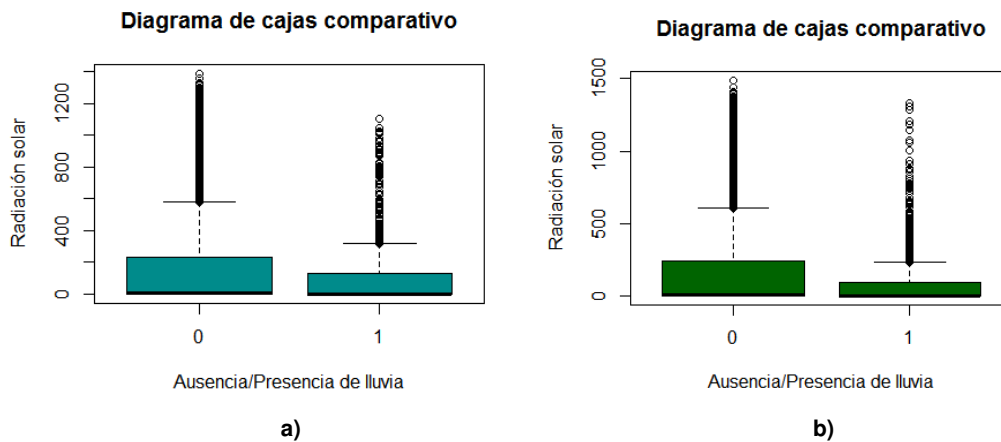


Figura 3.18: Diagrama de cajas comparativo para variable Radiación solar
Autor: Elaboración propia

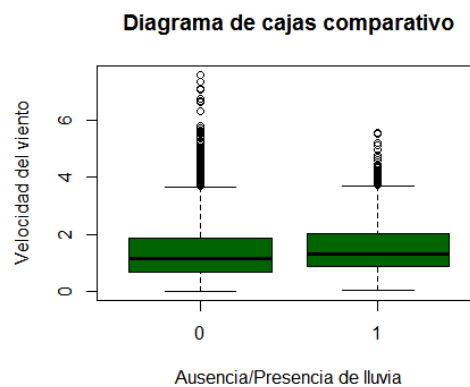


Figura 3.19: Diagrama de cajas comparativo para variable Velocidad del viento
Autor: Elaboración propia

Al realizar las gráficas de relación entre la variable dependiente y las variables climáticas por día, pudo observarse que en cada uno de ellos todas las variables

presentaban comportamientos diferentes, por lo que, se considera que en caso de utilizar una base de datos incluyendo uno o sólo un conjunto de estos días, no demostraría con fiabilidad el comportamiento real de las variables, de tal manera que pudiera empleársela para establecer un modelo estadístico que permita realizar el pronóstico del comportamiento a futuro.

Debido a ello, se decide agrupar tanto las variables Potencia como Atenuación, que puede considerarse como variable dependiente al calcularse en base a la variable Potencia, en tres clases para obtener una mayor precisión en la predicción. Las clases en las que agruparon las variables Potencia y Atenuación se muestran en la *Tabla 3.22*:

Tabla 3.19: Clasificación de variable dependiente

<i>Variable Potencia</i>			<i>Variable Atenuación</i>		
		Cantidad De datos			Cantidad De datos
A	$(\infty, -34)$	9514	A	$(+\infty, 3)$	10664
B	$[-34, -38)$	7163	B	$[3, 6)$	5170
C	$[-38, -\infty)$	683	C	$[6, +\infty)$	1526

Autor: Elaboración propia

3.2.3. Comparación de variables climáticas por grupos

Puede observarse en la *Figura 3.20a* de la EMA Durán y *Figura 3.20b* de la EMA Liceo Cristiano que existe una disminución de la variable Temperatura para la categoría de Potencia B, donde existe una disminución en los niveles de Potencia de entre 3 a 7 dB, para disminuciones de mayor cantidad, se presenta una temperatura mayor. Se observa además que al relacionar la variable Temperatura con la clasificación de Atenuación se presenta un comportamiento similar, como puede comprobarse en las figuras *Figura 3.20c* y *Figura 3.20d*.

Como se observa en la *Figura 3.21a* correspondiente a la base EMA Liceo Cristiano, existen diferencias entre las dos primeras clases de Potencia y la clase C, que es donde existe una disminución mayor a 7dB, comprobándose que existe una disminución de la Humedad en aquel caso y un leve aumento de la misma en la Categoría B. Al realizar la comparación con la clasificación de la variable

Atenuación, como se muestra en la *Figura 3.21b*, puede observarse que existe un comportamiento similar al mostrado con las categorías de potencia, comprobándose que para la clase C, que es aquella en la que la atenuación es mayor a 6, existe una disminución de la Humedad relativa al compararla con las dos primeras clases.

Existe un comportamiento similar de la Presión Atmosférica para ambas bases, como se muestra en la *Figura 3.22*, puede observarse además, que a medida que aumenta el orden de la categoría de Potencia, es decir, mientras el valor de la Potencia disminuye, ésta va incrementando, lo que concuerda con la tabla de correlaciones donde se obtuvo una correlación negativa entre ambas variables. Este hecho concuerda con lo mostrado en la *Figura 3.22c* y *Figura 3.22d*, en donde puede observarse que a medida que la Potencia va atenuándose, es decir va disminuyendo, la Presión atmosférica va incrementando. Sin embargo puede observarse que para la tercera categoría de Atenuación, existe mayor concentración de datos en relación a la última categoría de Potencia.

No existen diferencias significativas entre las dos bases respecto a las variaciones de medición de la variable Radiación solar para las categorías de Potencia, como se evidencia en *Figura 3.23* sin embargo se presentan altos niveles de datos atípicos para ambas bases. Este hecho puede observarse de igual forma en la *Figura 3.23c* y *Figura 3.23d* con las categorías de Atenuación. Asimismo, como se muestra en la *Figura 3.24a* existe un incremento en los niveles de velocidad de viento registrados a medida que aumenta la categoría de Potencia o Atenuación, es decir a medida que incrementa la disminución o atenuación de la potencia.

Puede comprobarse que para la mayoría de las variables climáticas, existe un comportamiento similar al compararlos entre las dos bases, a excepción de la variable Humedad que como se explicó anteriormente, presenta datos erróneos por anomalías en los equipos de medición durante los periodos de estudio.

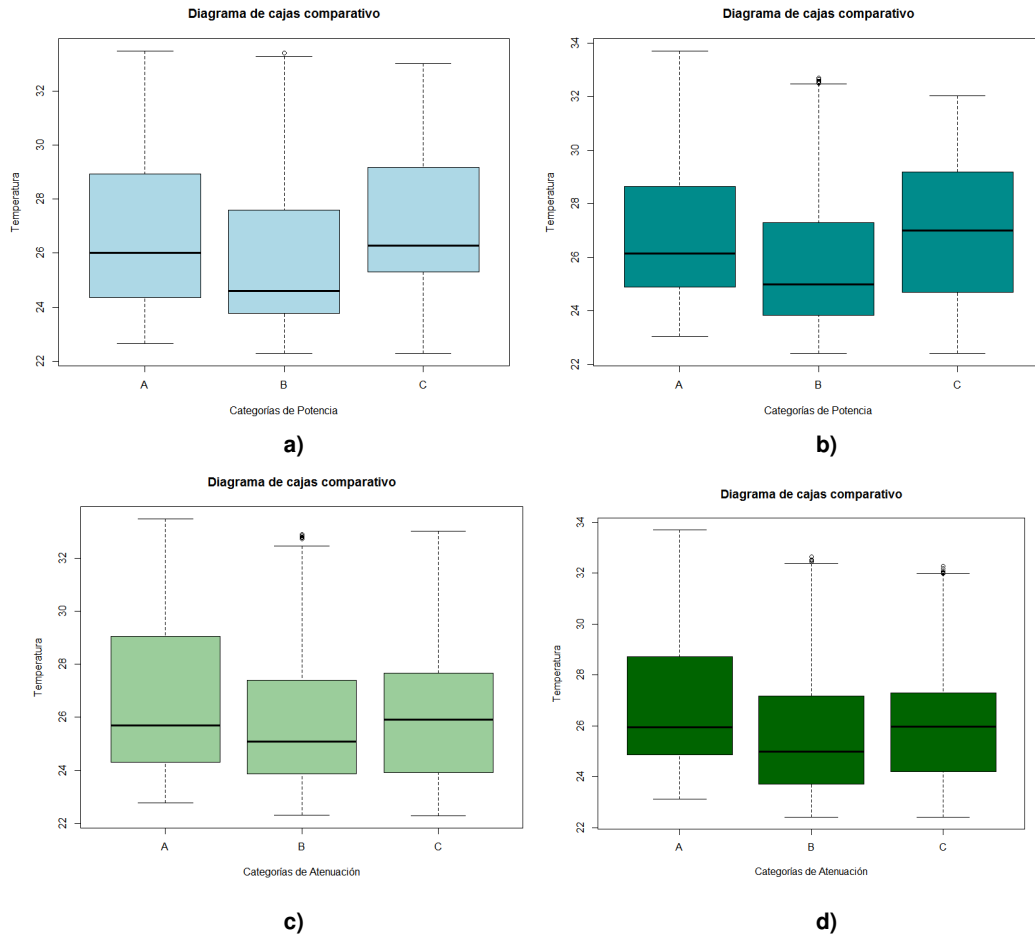


Figura 3.20: Diagrama de cajas comparativo para variable Temperatura
Autor: Elaboración propia

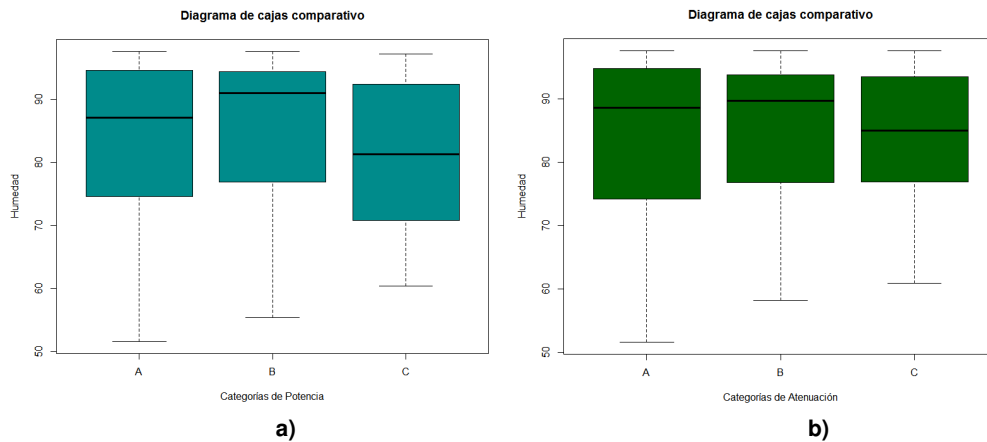


Figura 3.21: Diagrama de cajas comparativo para variable Humedad relativa
Autor: Elaboración propia

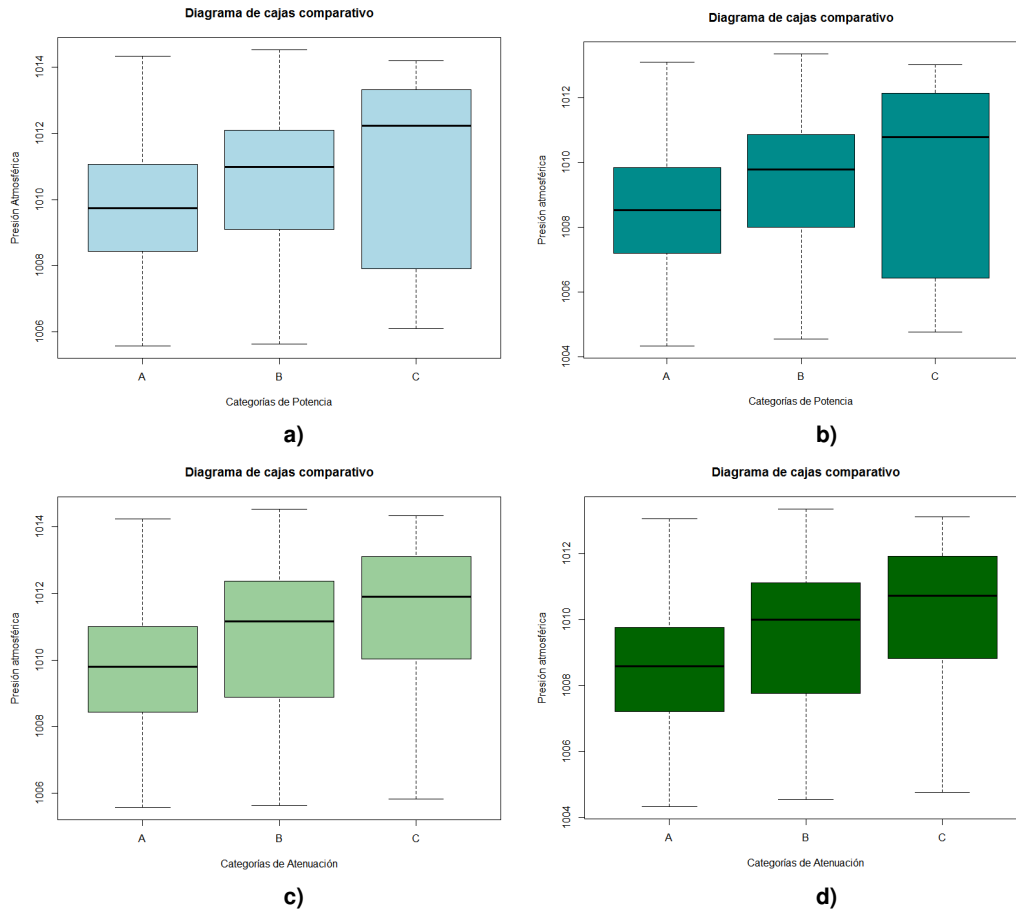
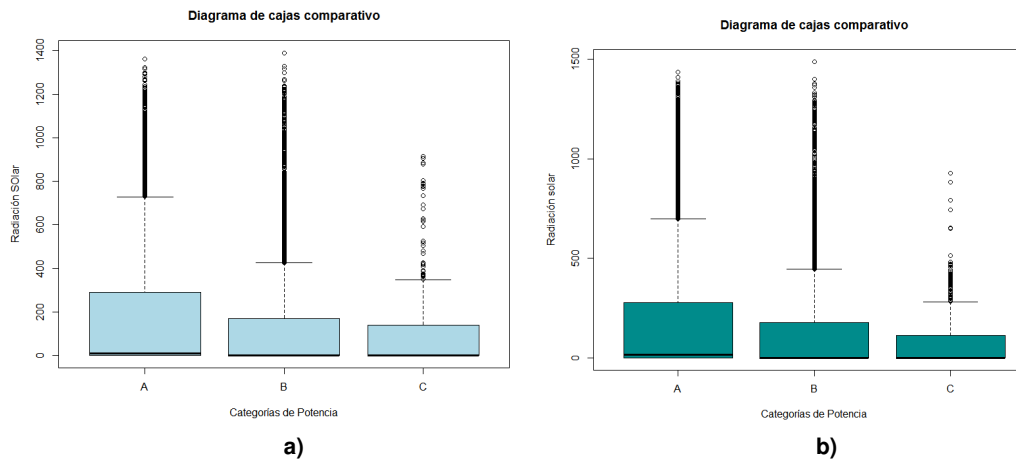


Figura 3.22: Diagrama de cajas comparativo para variable Presión atmosférica
 Autor: Elaboración propia



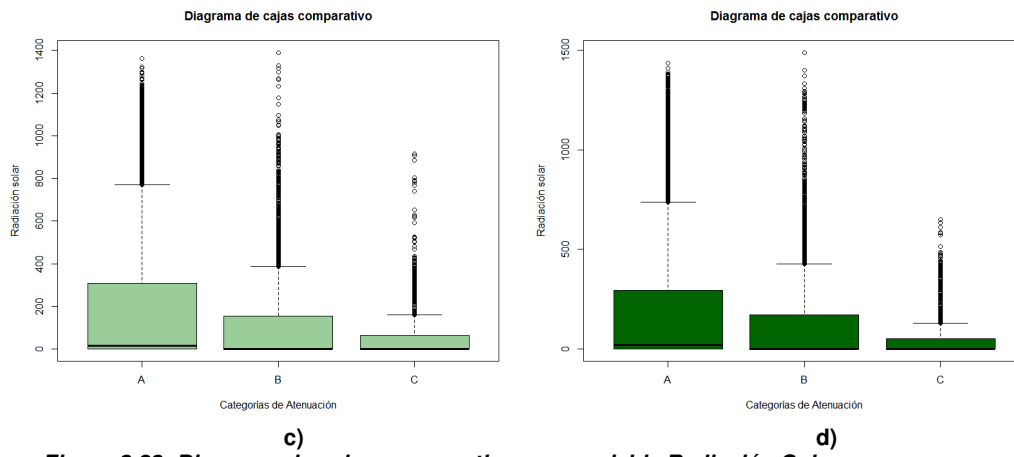


Figura 3.23: Diagrama de cajas comparativo para variable Radiación Solar
Autor: Elaboración propia

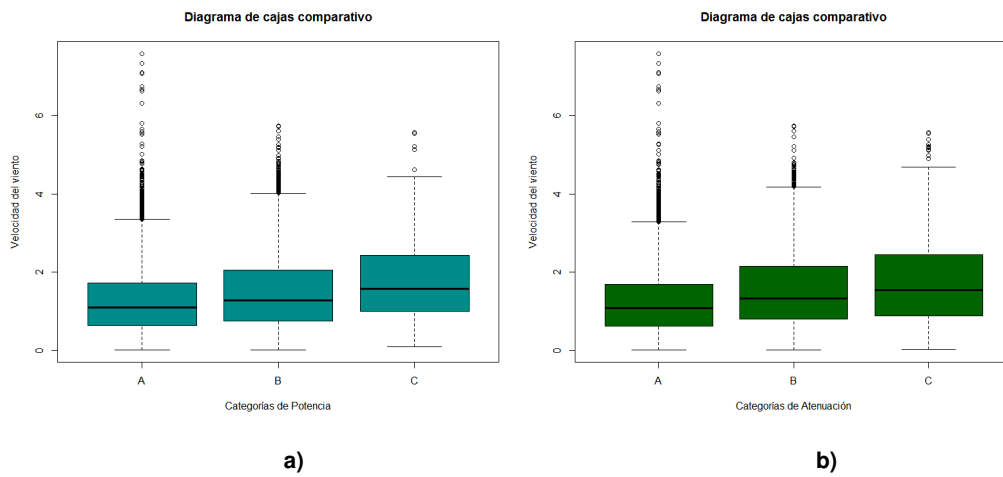


Figura 3.24: Diagrama de cajas comparativo para variable Velocidad del viento
Autor: Elaboración propia

CAPÍTULO 4

MODELO ESTADÍSTICO

4.1. Selección de variables

Como se ha mencionado en el análisis de estadística descriptiva univariado, los registros de la variable Humedad relativa para la base de la EMA Durán, no pueden suponerse correctos ya que existieron desperfectos en los equipos de medición empleados en el periodo de análisis, por lo que se descartó el uso de esta variable.

Aunque existe una mayor correlación de las variables de intensidad de lluvia los pluviómetros con los niveles de Potencia recibida registrados, en relación a las variables de intensidad de lluvia de las Estaciones Meteorológicas, se considera la inclusión de la variable de intensidad de lluvia de la EMA Liceo Cristiano, por encontrarse en el trayecto del enlace y presentar una mejor correlación con la variable dependiente. Al mismo tiempo se decide descartar el uso de la variable intensidad de lluvia del pluviómetro de Mapasingue, para los modelos de regresión logística, ya que en base a los resultados obtenidos pudo comprobarse que la inclusión de la misma generaba menores niveles de precisión en la matriz de confusión.

Las variables explicativas que se considerarán inicialmente para el modelo son las siguientes:

Tabla 4.1: Variables consideradas para el modelo

Base EMA Durán
Temperatura
Presión
Radiación Solar

Base EMA Liceo Cristiano
Temperatura
Presión
Radiación Solar
Humedad relativa
Velocidad del viento

Medición de intensidad de lluvia
Intensidad de Pluviómetro de Durán
Intensidad de Pluviómetro de Telconet
Intensidad de Pluviómetro de ESPOL
Intensidad de Pluviómetro de Mapasingue (utilizada en modelos de regresión lineales)
Intensidad de EMA Liceo

Fuente: Elaboración propia

4.2. Generación del modelo

Para la creación del modelo estadístico que se ajuste mejor a la variabilidad de la variable de estudio, se consideraron diferentes técnicas que se describen a continuación.

4.2.1. Regresión lineal múltiple

En la *Tabla 4.2* se observan los resultados obtenidos considerando la variable Potencia como dependiente y las variables climáticas de ambas bases como independientes. Al realizar el modelo se observó que la variable Temperatura de la base EMA Durán no era significativa, por lo que se excluyó del mismo. Como se muestra en la *Tabla 4.3*, con este modelo no se obtuvo un buen ajuste R^2 a la variabilidad de los datos

Se procedió a realizar un segundo modelo, con las mismas variables independientes consideradas en el modelo inicial, pero utilizando la variable Atenuación como variable independiente. Los resultados se muestran en las tablas *Tabla 4.4* y *Tabla 4.5*. Como se muestra en los resultados, en este caso, usando esta variable como dependiente se obtuvo un mejor ajuste.

La hipótesis que se plantea en el modelo de regresión múltiple es la siguiente:

$$H_0 = \beta_1 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1 = \text{Algún } \beta_j \neq 0$$

Tabla 4.2: Determinación de coeficientes en Regresión lineal

Modelo	Coeficientes		t	Sig.
	B	Error típ.		
(Constante)	68,214	8,671	7,866	0,000
Temperatura Liceo	0,766	0,019	39,512	0,000
Presión Durán	0,637	0,042	15,175	0,000
Presión Liceo	-0,771	0,042	-18,336	0,000
Humedad Liceo	0,154	0,004	43,227	0,000
Radiación solar Durán	0,001	0,000	8,657	0,000
Radiación solar Liceo	0,000	0,000	2,643	0,008
Velocidad viento	-0,152	0,014	-10,810	0,000
Intensidad EMA Liceo	-0,046	0,002	-22,653	0,000
Intensidad Pluviómetro Durán	-0,148	0,003	-51,798	0,000
Intensidad Pluviómetro Telconet	-0,057	0,002	-26,848	0,000
Intensidad Pluviómetro ESPO	-0,030	0,003	-11,222	0,000
Intensidad Pluviómetro Mapasingue	-0,016	0,003	-6,091	0,000

Variable dependiente: Potencia

Fuente: *Elaboración propia*

Tabla 4.3: Tabla ANOVA

ANOVA						
	Modelo	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	30200,899	12	2516,742	1076,870	,000 ^b
	Residual	40541,487	17347	2,337		
	Total	70742,386	17359			

Fuente: *Elaboración propia*

Tabla 4.4: Resultado de ajuste del modelo

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida
1	,653 ^a	,427	,427

Fuente: *Elaboración propia*

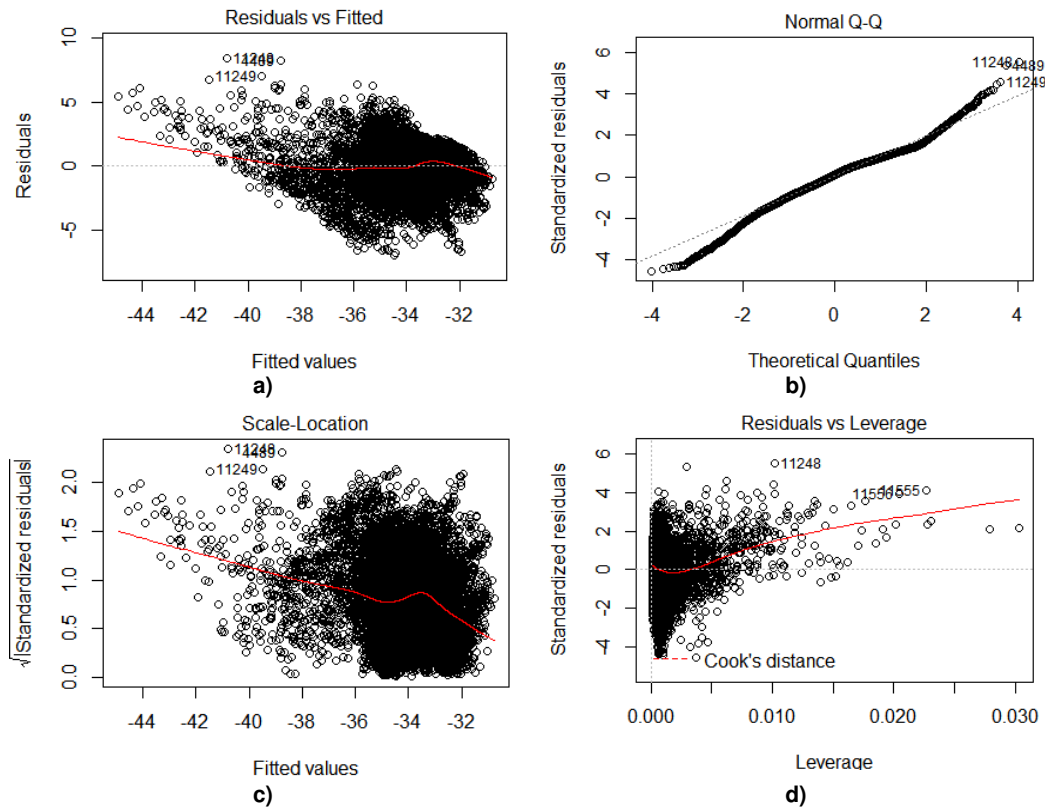


Figura 4.1: Gráficos de residuos del modelo
Autor: Elaboración propia

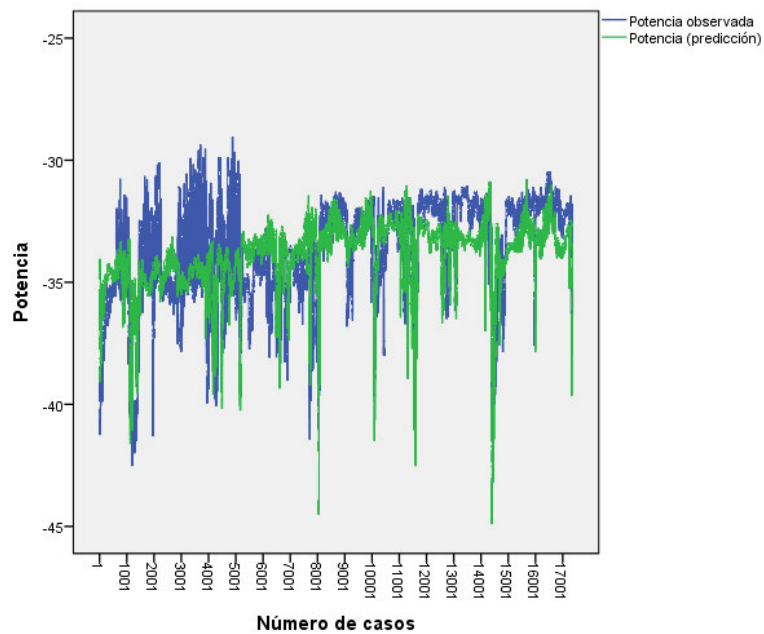


Figura 4.2: Comparación valores observados de Potencia con valores predichos por el modelo
Autor: Elaboración propia

Tabla 4.5: Determinación de coeficientes en Regresión lineal

Modelo	Coeficientes		t	Sig.
	B	Error típ.		
(Constante)	-239,930	8,963	-26,769	,000
Temperatura Durán	,115	,017	6,892	,000
Temperatura Liceo	-1,181	,024	-48,827	,000
Humedad Liceo	-,767	,043	-17,654	,000
Presión Durán	1,056	,043	24,423	,000
Presión Liceo	-,245	,004	-67,692	,000
Radiación solar Durán	-,001	,000	-17,450	,000
Radiación solar Liceo	-,001	,000	-6,841	,000
Velocidad del viento	,259	,014	18,172	,000
Intensidad EMA Liceo	,042	,002	20,230	,000
Intensidad Pluviómetro Durán	,154	,003	52,722	,000
Intensidad Pluviómetro Telconet	,049	,002	22,890	,000
Intensidad Pluviómetro ESPOL	,023	,003	8,536	,000
Intensidad Pluviómetro Mapasingue	,009	,003	3,200	,001

Variable dependiente: Atenuación

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.6: Tabla ANOVA

ANOVA						
	Modelo	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	46666,174	13	3589,706	1489,327	,000 ^b
	Residual	41808,835	17346	2,410		
	Total	88475,009	17359			

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.7: Resultado de ajuste del modelo

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado corregida
1	,726 ^a	,527	,527

Fuente: Elaboración propia

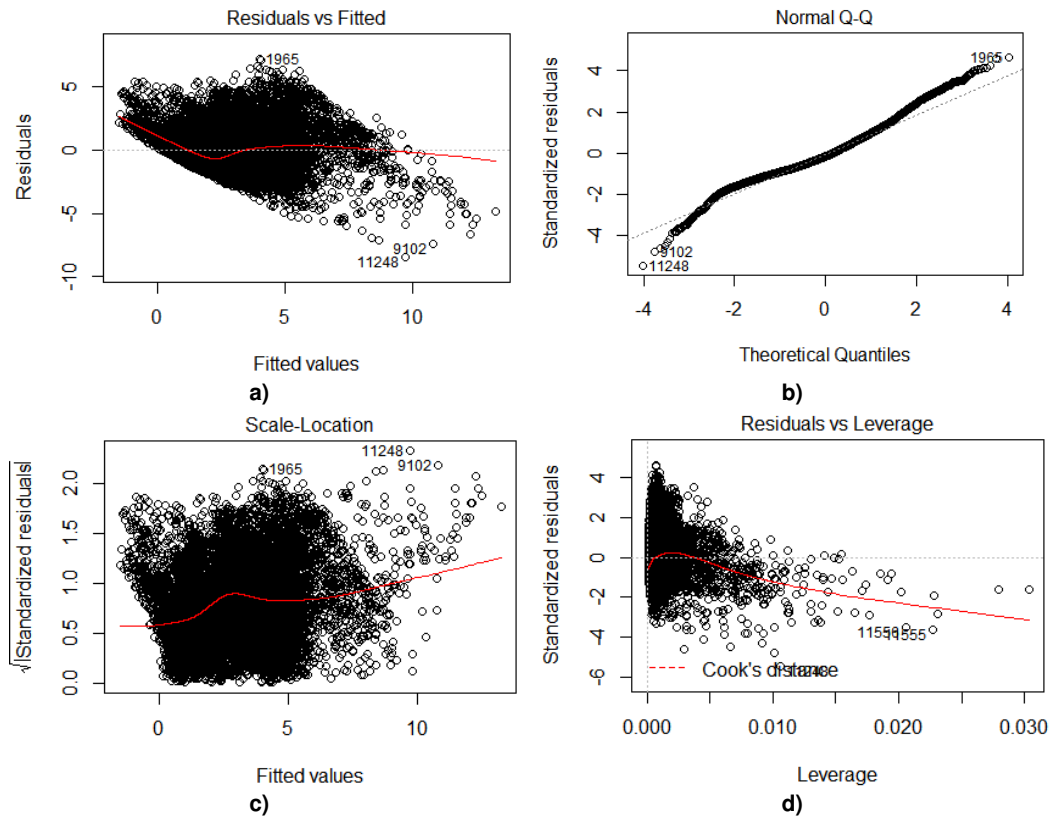


Figura 4.3: Gráficos de residuos del modelo
Autor: Elaboración propia

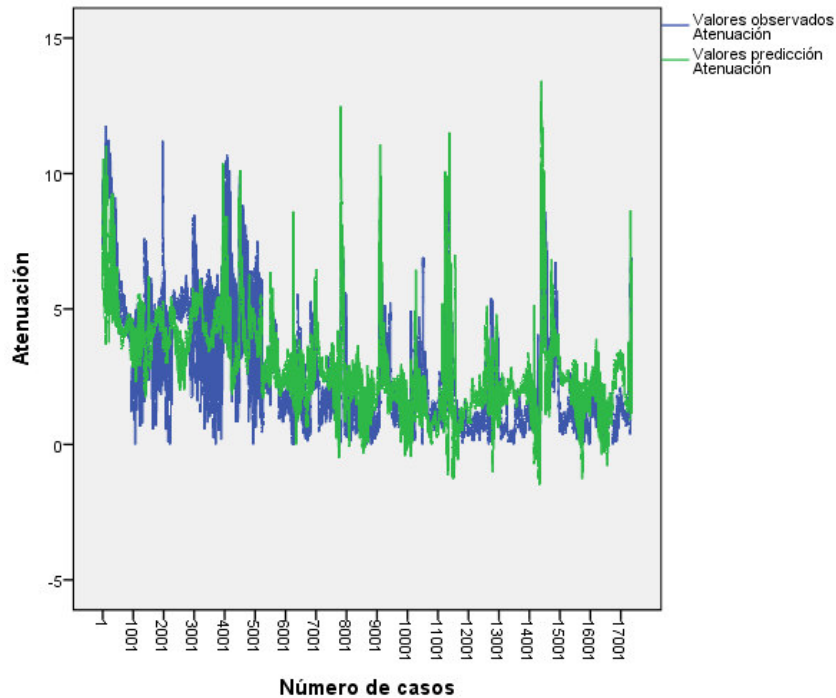


Figura 4.4: Comparación valores observados de Atenuación con valores predichos por el modelo
Autor: Elaboración propia

Se realizó un tercer modelo, considerando nuevamente la variable Potencia como dependiente y realizando la transformación mediante logaritmo de algunas de las variables climáticas. El coeficiente de determinación obtenido resultó ser de un 41,6%. Se realizó de igual forma un último modelo empleando la variable Atenuación y las variables climáticas siendo algunas de ellas transformadas con logaritmo obteniendo un ajuste de 50,7% que es menor al modelo sin la transformación de las variables. Los modelos de regresión múltiple obtenidos no presentaron un buen ajuste R^2 a la variabilidad de los datos, por lo que se decidió utilizar otros métodos de predicción que pudieran ajustarse a los datos observados.

4.2.2. Regresión logística ordinal

Al realizar pruebas con el modelo logístico ordinal, considerando todas las variables iniciales, se pudo determinar que la variable Temperatura de la base EMA Durán, resultaba ser no significativa al utilizar la variable de clasificación de Potencia como variable dependiente, contrario a lo que ocurre al realizar pruebas en el modelo empleando la variable de clasificación de Atenuación, en el cual resultó ser significativa.

Se excluye la variable de Radiación solar de la EMA Liceo Cristiano, tanto al realizar pruebas con el modelo logístico ordinal considerando la variable de clasificación de Potencia y la clasificación de la Atenuación como dependiente, pudo determinarse que resultaba ser menos significativa que el resto de variables, además de no afectar en gran medida el ajuste en la matriz de confusión, por lo que se decide no utilizarla para disminuir la complejidad del modelo.

Para comprobar la eficacia de los modelos creados, se decidió utilizar un 10% de los datos como datos de prueba. Puede observarse que se obtuvieron mejores niveles de Pseudo R cuadrado Nagelkerke y McFadden al utilizar la

variable de clasificación de Atenuación como variable respuesta, como se muestra a continuación.

4.2.2.1. Modelo de RLO considerando la variable dependiente Potencia

La hipótesis que se plantea en el estadístico de Wald es la siguiente:

$$H_0 = \beta_i = 0$$

$$H_1 = \beta_i \neq 0$$

De acuerdo a los resultados del estadístico de Wald y al valor p obtenido, como se puede observar en la *Tabla 4.6* se rechaza la hipótesis nula de que las variables independientes no resultan ser significativas para el modelo, ya que se obtuvo un valor p menor al de significancia (0.05) para cada una de ellas.

Tabla 4.8: Determinación de coeficientes en Regresión Logística Ordinal

Estimaciones de los parámetros

		Estimación	Error típ.	Wald	gl	Sig.
Umbral	[ClasPotencia3b = A]	75,686	13,249	32,632	1	,000
	[ClasPotencia3b = B]	80,277	13,253	36,690	1	,000
Ubicación	Temperatura Liceo	-1,284	0,032	1602,177	1	,000
	Presión Durán	-0,748	0,067	125,667	1	,000
	Presión Liceo	0,878	0,067	173,599	1	,000
	Radiación solar Durán	-0,0003	0,000	13,262	1	,000
	Humedad Liceo	-0,247	0,006	1660,421	1	,000
	Velocidad viento Liceo	0,189	0,022	71,526	1	,000
	Intensidad EMA Liceo	0,058	0,003	317,595	1	,000
	Intensidad Pluviómetro Duran	0,224	0,007	1184,007	1	,000
	Intensidad Pluviómetro Telconet	0,087	0,004	554,276	1	,000
	Intensidad Pluviómetro ESPOL	0,034	0,004	88,034	1	,000

Fuente: Elaboración propia

Bondad de Ajuste

Tabla 4.9: Ajuste del modelo

Información sobre el ajuste de los modelos				
Modelo	-2 log de la verosimilitud	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Final	18538,581	7081,504	10	,000

Función de vínculo: Logit.

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.10: Bondad de ajuste y Pseudo R-cuadrado

Bondad de ajuste			Pseudo R-cuadrado	
Chi-cuadrado	gl	Sig.	Cox y Snell	0,366

Pearson	79534,257	31112	,000	Nagelkerke	0,453
Desviación	18538,581	31112	1,000	McFadden	0,276
Función de vínculo: Logit.				Función de vínculo: Logit.	

Fuente: Elaboración propia

Puede considerarse que, en base a los valores obtenidos para los PseudoR cuadrado en la *Tabla 4.8*, demuestran que existe un buen ajuste para el modelo, siendo el índice de Cox y Snell de 36,6% y el de Nagelkerke de 45,3%. De igual forma, al obtener un residual deviance de 18538, en comparación con 31523,44 que corresponde al valor de la distribución chi cuadrada con 31112 grados de libertad, se puede inferir que no existe evidencia estadística de que el modelo sea incorrecto. Al comparar este modelo con el modelo saturado, se puede comprobar que se acepta la hipótesis nula del modelo propuesto en comparación al modelo saturado, al obtener un valor p de 1 mayor a 0.05. El AIC obtenido es de 18454,17

Tabla 4.11: Evaluación de la precisión

		Categoría de respuesta pronosticada			Porcentaje correcto
		A	B	C	
Clasificación	Potencia	Recuento	Recuento	Recuento	
		A	951	119	4
B	126	361	10	72,64%	
C	20	114	31	18,79%	
		86,69%	60,77%	68,89%	77,36%

Fuente: Elaboración propia

La capacidad predictiva global del modelo para clasificar los casos correctamente es de un 77,36%, la cual puede considerarse alta. De igual forma, puede observarse en la *Tabla 4.11*, que el modelo logró predecir correctamente el 88,56% de los elementos correspondientes a los datos observados en la categoría A, un 72,64% de los observados en la categoría B y un 18,79% de los datos observados en la categoría C.

4.2.2.2. Modelo de RLO considerando la variable dependiente Atenuación

La hipótesis que se plantea en el estadístico de Wald es la siguiente:

$$H_0 = \beta_i = 0$$

$$H_1 = \beta_i \neq 0$$

De acuerdo a los resultados del estadístico de Wald y al valor p obtenido, como se puede observar en la *Tabla 4.12* se rechaza la hipótesis nula de que las variables independientes no resultan ser significativas para el modelo, ya que se obtuvo un valor p menor al de significancia (0.05) para cada una de ellas.

Tabla 4.12: Determinación de coeficientes en Regresión Logística Ordinal

		Estimación	Error típ.	Wald	gl	Sig.
Umbral	[Clasdia3 = A]	232,995	14,361	263,206	1	,000
	[Clasdia3 = B]	236,299	14,368	270,481	1	,000
Ubicación	Temperatura Durán	0,371	0,031	144,768	1	,000
	Temperatura Liceo	-1,993	0,046	1897,469	1	,000
	Presión Durán	-0,978	0,072	185,424	1	,000
	Presión Liceo	1,281	0,072	318,117	1	,000
	Radiación solar Durán	-0,003	0,000	410,561	1	,000
	Humedad Liceo	-0,356	0,007	2719,665	1	,000
	Velocidad viento Liceo	0,343	0,023	216,169	1	,000
	Intensidad EMA Liceo	0,043	0,003	174,282	1	,000
	Intensidad Pluviómetro Duran	0,271	0,007	1377,805	1	,000
	Intensidad Pluviómetro Telconet	0,067	0,004	350,065	1	,000
Intensidad Pluviómetro ESPOL	0,037	0,004	102,053	1	,000	

Fuente: Elaboración propia

Bondad de Ajuste

Tabla 4.13: Ajuste del modelo

Información sobre el ajuste de los modelos				
Modelo	-2 log de la verosimilitud	Chi-cuadrado	gl	Sig.
Final	17269,752	9941,273	11	,000

Función de vínculo: Logit.

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.14: Bondad de ajuste y Pseudo R-cuadrado

Bondad de ajuste	Chi-cuadrado			Pseudo R-cuadrado	
	Chi-cuadrado	gl	Sig.	Cox y Snell	
Pearson	256440,206	31111	,000	0,472	
Desviación	17269,752	31111	1,000	0,572	
Función de vínculo: Logit.				0,365	
				Función de vínculo: Logit.	

Fuente: Elaboración propia

Puede considerarse que, en base a los valores obtenidos para los PseudoR cuadrado, en la *Tabla 4.13* demuestran que existe un buen ajuste para el modelo, siendo el índice de Cox y Snell de 47,2% y el de Nagelkerke de 57,2%. De igual

forma para el modelo presentado, empleando la clasificación de la Atenuación como variable dependiente, al obtener un residual deviance de 17269,75, en comparación con 31522,43 que corresponde al valor de la distribución chi cuadrada con 31111 grados de libertad, se puede inferir que no existe evidencia estadística de que el modelo sea incorrecto. Al comparar este modelo con el modelo saturado, se puede comprobar que se acepta la hipótesis nula del modelo propuesto en comparación al modelo saturado, al obtener un valor p de 1 mayor a 0.05. El valor del AIC es de 17153,30, que es menor en comparación al modelo con la clasificación de Potencia como variable dependiente.

Tabla 4.15: Evaluación de la precisión

		Categoría de respuesta pronosticada			
		A	B	C	
		Recuento	Recuento	Recuento	Porcentaje correcto
Clasificación Potencia	A	995	74	5	92,64%
	B	164	314	19	63,18%
	C	20	86	59	35,76%
		84,39%	66,24%	71,08%	78,80%

Fuente: Elaboración propia

La capacidad predictiva global del modelo para clasificar los casos correctamente es de un 78,80%, como se muestra en la *Tabla 4.15* la cual puede considerarse alta. De igual forma, puede observarse, que el modelo logró predecir correctamente el 92,64% de los elementos correspondientes a los datos observados en la categoría A, un 63,18% de los observados en la categoría B y un 35,76% de los datos observados en la categoría C.

Al igual que lo demostrado con el modelo de regresión Logístico ordinal anterior, empleando la variable Clasificación de Potencia como dependiente, en este modelo, para cada variable independiente se determina un solo odds ratio o ratio de razón de probabilidades ya que el efecto es el mismo para todas las categorías.

Tabla 4.16: Interpretación de coeficientes

$-\beta_i$	
-(0,371)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Temperatura de la EMA Durán aumenta 1 unidad, es decir 1°C
-(-1,993)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Temperatura de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, es decir 1°C
-(-0,978)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Presión atmosférica de la EMA Durán aumenta 1 unidad, es decir 1 hPa

-1,281)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Presión atmosférica de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, es decir 1 hPa
-(-0,003)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Radiación Solar de la EMA Durán aumenta 1 unidad, es decir 1 W/m ²
-(-0,356)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Humedad Relativa de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, es decir 1%
-(-0,343)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Velocidad del viento de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, es decir m/s
-(-0,043)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Intensidad registrada EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, es decir 1 mm/h
-(-0,271)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Intensidad del pluviómetro de Durán aumenta 1 unidad, es decir 1 mm/h
-(-0,067)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Intensidad del pluviómetro de Telconet aumenta 1 unidad, es decir 1 mm/h
-(-0,037)	Cambio esperado en el logit, manteniendo lo demás constante, cuando la Intensidad del pluviómetro de la ESPOL aumenta 1 unidad, es decir 1 mm/h

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4.17: Razón de probabilidades

$e^{-(0,371)} = 0,69$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes se reduce un 31% cuando la Temperatura promedio de la EMA Durán aumenta 1 unidad
$e^{-(-1,993)} = 7,338$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes aumenta 7,33 veces cuando la Temperatura promedio de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad
$e^{-(-0,978)} = 2,659$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Presión atmosférica promedio de la EMA Durán aumenta 1 unidad, aumenta 2,659 veces
$e^{-(1,281)} = 0,278$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Presión atmosférica promedio de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, se reduce en 72,2%
$e^{-(-0,003)} = 1,003$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, aumenta un 100% cuando la Radiación solar promedio de la EMA Durán aumenta 1 unidad
$e^{-(-0,356)} = 1,428$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Humedad Relativa promedio de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, aumenta en 1.428 veces
$e^{-(0,343)} = 0,710$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Velocidad del viento promedio de la EMA Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, se reduce en 29%
$e^{-(0,043)} = 0,958$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Intensidad registrada en el EMA del Liceo Cristiano aumenta 1 unidad, se reduce en 4,2%
$e^{-(-0,271)} = 0,763$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Intensidad del pluviómetro de la Durán aumenta 1 unidad, se reduce en 23,7%,
$e^{-(0,067)} = 0,935$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Intensidad del pluviómetro de Telconet aumenta 1 unidad, se reduce en 6,5%
$e^{-(-0,037)} = 0,964$	La razón de probabilidad de determinada categoría, manteniendo las demás variables climáticas constantes, cuando la Intensidad del pluviómetro de la ESPOL aumenta 1 unidad, se reduce en 3,6%

Autor: Elaboración propia

Para obtener la probabilidad de la clase de Atenuación A, sería:

$$P(y \leq A) = \frac{e^{232,995 - \left(0,371TempD - 1,993TempL - 0,978PaD + 1,281PaL - 0,003RadD - 0,356HumL + 0,343VelL + 0,043IntEmaL + 0,271IntPD + 0,067IntPT + 0,037IntPEspol \right)}}{1 + e^{232,995 - \left(0,371TempD - 1,993TempL - 0,978PaD + 1,281PaL - 0,003RadD - 0,356HumL + 0,343VelL + 0,043IntEmaL + 0,271IntPD + 0,067IntPT + 0,037IntPEspol \right)}}$$

4.2.3. Comparación de modelos:

Tabla 4.18: Resultado de pruebas de Normalidad en variables climáticas

	Residual deviance	AIC	pchisq
Modelo1: Considerando Clasificación de Potencia como Variable dependiente	18538,58	18454,17	1
Modelo2: Considerando Clasificación de Atenuación como Variable dependiente	17269.75	17153.30	1

Fuente: Elaboración propia

Al considerar en el modelo la variable de Clasificación de Potencia como variable dependiente, se obtuvo un valor de AIC de 18538.58, y un residual deviance de 18454.17, en comparación con 31523,44 que corresponde al valor de la distribución chi cuadrada con 31112 grados de libertad, es menor por lo que se deduce que este modelo sería correcto. Al emplear la variable de clasificación de la Atenuación como variable dependiente, se obtiene un AIC menor, y de igual forma un menor residual deviance que al compararse con la distribución chi cuadrada con los mismos grados de libertad, al ser menor se deduce de igual forma que este otro modelo sería igualmente correcto.

Al comparar la capacidad predictiva de ambos modelos, se observa que el porcentaje correcto de predicción global aumentó, hasta un 78.80% de precisión al utilizar la variable de clasificación de Atenuación como la variable dependiente o de respuesta en el modelo. Aunque no pueden compararse las categorías de Potencia y de Atenuación, ya que ésta última se determina en base a un cálculo que varía en cada periodo, puede comprobarse que, en el caso de la categoría de Atenuación A, que es cuando la disminución de los niveles de Potencia recibida llega hasta 2,99 dB, existe un alto nivel de precisión de la misma, al acertar en un 93,54 % de casos observados. De igual forma, existe un buen nivel de predicción para la categoría B, con un 64.91% de precisión, no obstante, en

la categoría C, que es en la que el nivel de atenuación es superior a los 6 dB, no existe buena capacidad predictiva.

4.2.4. Comparación con modelos estadísticos de estudios anteriores

Se describe a continuación la comparación de los resultados obtenidos en investigaciones previas realizadas en condiciones similares a las del presente estudio, que implica a los modelos de regresión lineal descritos en el capítulo 2, descartándose la comparación con el modelo de series de tiempo desarrollado por Fermín y Simancas (2010) ya que debido a daños en equipos de medición y falta de continuidad en las lecturas de potencia, no fue posible armar una base de datos con registro completo por minuto para un mes completo, sólo existían registros completos para días que no eran continuos.

Regresión lineal múltiple

En el trabajo desarrollado por Gonzalez y Orozco (2010), debido al tipo de datos disponible para aquella investigación, era posible estimar los efectos en los parámetros de calidad del enlace, a diferencia del proyecto actual donde se podía evaluar únicamente las variaciones en la potencia recibida del enlace.

Al igual que en el presente proyecto, se determinó que las variables que presentan una mayor relación con la variación de los parámetros del enlace inalámbrico eran la temperatura y velocidad del viento, lo que coincide con el presente proyecto en relación a la variable temperatura y que además, la variable que producía menor afectación era la humedad, que concuerda con lo desarrollado en esta investigación.

En aquel estudio, para el modelo estadístico creado se utilizaron tres variables predictoras: temperatura, velocidad del viento y presión atmosférica, con lo que se obtuvo un ajuste del 20% aproximadamente, a diferencia de lo realizado en el presente estudio, donde además de las variables temperatura promedio y presión atmosférica, se incluyeron variables de dos bases de estaciones meteorológicas ubicadas en el trayecto del enlace, además de la inclusión de variables de la intensidad de lluvia tanto de pluviómetros como de una de las

estaciones meteorológicas, con lo que al desarrollar un modelo de regresión lineal múltiple, pudo obtenerse un nivel de ajuste un poco mayor en comparación con el obtenido en aquel estudio, siendo de un 50% aproximadamente.

Regresión lineal simple

En el estudio realizado a nivel local, desarrollado por Alonso (2017), se utilizaron los registros de las estaciones meteorológicas ubicadas en Durán y la de Liceo Cristiano, localizada en la ciudad de Guayaquil, ya que ambas se encuentran en la trayectoria del enlace, al igual que se realizó en en la presente investigación.

En aquel estudio, se realizó la segmentación de los datos en base a la presencia o a la ausencia de lluvias, luego de lo cual se crearon modelos de regresión lineal para cada caso de clasificación de presencia o ausencia de lluvia y para cada una de las variables climáticas, es decir modelos de regresión simple, considerando la variable Potencia recibida como la variable dependiente. En la presente investigación no se realizó segmentación de datos por presencia o ausencia de lluvias para posteriormente crear modelos para cada una de las clasificaciones, ya que lo que se pretende es analizar de forma general, cómo influyen las variables climáticas en el decaimiento de la potencia recibida, incluyendo periodos de presencia y ausencia de lluvia de tal manera que la predicción que se ajuste a datos reales.

En el presente proyecto, a diferencia del desarrollado por Alonso (2017), se consideraron 14 días, existiendo registros de un día completo para varios de ellos y menor cantidad de registros para algunos otros, con el objetivo de aumentar la muestra y lograr un buen ajuste a la variabilidad de los datos. Se considera que debido a que las variables presentan un comportamiento diferente respecto a la variable respuesta por cada día, para crear un modelo de predicción no sería adecuado utilizar datos de un solo día, siendo necesario además incluir otras variables explicativas.

CAPÍTULO 5

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

En base a los análisis realizados, se obtuvieron las siguientes conclusiones:

1. Mediante el análisis de estadística descriptiva realizado tanto a las variables climáticas de la base de la Estación Meteorológica de Durán (EMA Durán) y de la Estación Meteorológica Liceo Cristiano (EMA Liceo Cristiano), fue posible determinar que existen variables climáticas que presentan correlación entre sí, entre las que se encuentran la Temperatura, Humedad relativa, Radiación solar, existiendo entre la Temperatura y la Humedad una correlación negativa de -0.90 en el caso de la base EMA Liceo Cristiano, y de igual forma una correlación positiva entre la Temperatura y Radiación solar de 0,60 en el caso de la misma base.
2. Pudo comprobarse que, existe una correlación positiva entre las variables de Intensidad de precipitaciones para los cuatro pluviómetros que varían entre 0,358 a 0,592 y asimismo, para las tres estaciones meteorológicas entre sí, que varían entre 0,254 a 0,362. No obstante, se presenta una correlación negativa entre la intensidad de las Estaciones meteorológicas y la intensidad obtenida por los pluviómetros. Por lo que se considera no existiría relación entre los valores observados de los mismos, debido a distancias geográficas.
3. Al observar las correlaciones de la variable Potencia, se pudo evidenciar que existe un mayor nivel de correlación con las variables de Presión atmosférica de ambas variables, siendo de -0.252 en el caso de la Base EMA Durán y -0.261 en el caso de la EMA Liceo Cristiano. De igual forma, existía correlación en menor medida con las variables de Temperatura de las dos bases, siendo

de 0.184 en el caso de la base EMA Durán y de 0.2 en el caso de la base EMA Liceo Cristiano.

4. Al comparar entre los grupos de clasificación de la variable dependiente, se observó que existe una disminución de los niveles de Temperatura cuando se registran los niveles de potencia en la categoría B, mientras que para la categoría C, existe una media de temperatura similar al de la Categoría A, de igual forma, al considerar los datos de la variable Humedad de la Base Liceo Cristiano, pudo observarse que existe un descenso de los niveles de Humedad relativa promedio cuando se registra la categoría de Potencia C, que es cuando existe un decaimiento mayor de la misma, de al menos 7dB. Asimismo, en relación a la Presión Atmosférica, pudo determinarse que ésta incrementa a medida que aumenta el orden del nivel de Potencia, es decir, existe mayor niveles de Presión atmosférica mientras el decaimiento de la Potencia se va incrementando. La variable Velocidad del viento de la EMA Liceo Cristiano, presenta un comportamiento similar.
5. Luego de realizar modelos de regresión múltiple, se obtuvo un ajuste medio, de entre 40% a 53% aproximadamente dependiendo de si se consideraba como variable dependiente la Potencia o Atenuación. Se realizó un modelo de regresión logística ordinal, considerando la clasificación de la variable dependiente, considerando algunas de las variables climáticas y las variables de Intensidad de la lluvia de tres pluviómetros y la del Liceo Cristiano, comparando resultados entre el modelo que emplea a la clasificación de Potencia como variable dependiente y el que utiliza la clasificación de Atenuación en un segundo modelo.
6. Se concluye que pudo obtenerse un mejor ajuste a la variabilidad de los datos al utilizar la clasificación de la Atenuación como variable respuesta, siendo el índice de Cox y Snell de 47,2% y el de Nagelkerke de 57,2%, que pueden considerarse aceptables. De igual forma al evaluar la capacidad predictiva global del modelo se logró un porcentaje de precisión alto, siendo de un

78,80%, incrementándose en aproximadamente 2 puntos en relación al modelo que emplea las categorías de Potencia como variable dependiente.

5.2. Recomendaciones

1. Durante el periodo de recolección de los datos para el presente estudio, se evidenció que se produjeron fallas en los equipos empleados en las mediciones de ciertas variables, específicamente para la variable Humedad relativa y velocidad del viento en el caso de la EMA Durán, por lo que, no fue posible obtener mediciones reales de las mismas, impidiendo la inclusión de las mismas en el modelo de predicción. Producto de ello, se recomienda que, se realicen revisiones periódicas a los equipos utilizados en la medición de las variables climáticas, siendo la entidad encargada la que debe establecer la periodicidad de las mismas y la capacitación del personal encargado para ello.
2. De igual forma, existieron anomalías en los registros de la variable Potencia recibida, lo que provocó que existiera discontinuidad en los datos al momento de unificar las bases, por lo que, a pesar de poseer información completa por minuto para ciertos días, no fue posible considerarlos debido a la ausencia de información de los equipos para la medición de Potencia en determinado periodo. Al igual que se mencionó en el párrafo anterior, la recomendación en este caso implicaría la revisión adecuada de los equipos utilizados en la medición de la Potencia, para evitar inconvenientes que puedan afectar estudios posteriores.
3. Asimismo, debido a la humedad persistente en la antena en la localidad de emisión de la señal, los valores de Potencia recibida en ciertos periodos se vieron alterados y tampoco reflejaban un valor real, por lo que se recomendaría, que el personal encargado implemente periodos de revisión de los equipos de emisión de la señal o mecanismos para evitar la humedad de la antena durante su funcionamiento en periodos de lluvia.

4. En caso de realizar mejoras frente a los inconvenientes reportados, se sugiere conformar una base de datos con las variables empleadas en este estudio con registros de al menos un mes de medición, de tal manera que sea posible utilizar otras técnicas estadísticas y que exista mayor precisión en el análisis de datos, con el objetivo de crear un modelo con mayor ajuste a la variabilidad de los datos.

BIBLIOGRAFÍA

- Alonso, J. (2017). Modelamiento de la influencia de las variables ambientales sobre la potencia recibida de un enlace inalámbrico utilizando la banda no licenciada U-NII con tecnología de radio definido por software : un experimento piloto en Guayaquil.
- Amat, J. (2016). *Regresión logística simple y múltiple Regresión logística simple*.
- Araujo, P., & Paredes, J. (2010). Un nuevo modelo para la atenuación diferencial por lluvias en enlaces terrestres convergentes operando en frecuencias superiores a 10 ghz, para climas intertropicales. *Revista Ciencia e Ingeniería.*, 31(3), 133–142.
- Arriaza Balmón, M. (2006). *Guía Práctica de análisis de datos*.
- Bri, D., Garcia-Pineda, M., Lloret, J., & Ramos, F. (2016). Performance Analysis of Weather's Impact on Outdoor IEEE 802.11b/g Links Using Network Management Parameters. *Mobile Networks and Applications*, 21(4), 603–619. <https://doi.org/10.1007/s11036-016-0758-9>
- Bri, D., Sendra, S., Coll, H., & Lloret, J. (2010). How the atmospheric variables affect to the WLAN datalink layer parameters. *6th Advanced International Conference on Telecommunications, AICT 2010*, 13–18. <https://doi.org/10.1109/AICT.2010.15>
- Camargo, J. (2009). *MODELO DE COBERTURA PARA REDES INALÁMBRICAS DE INTERIORES*. Universidad de Sevilla.
- Cuadras, C. (2010). *Nuevos métodos de análisis multivariante*. CMC Editions.
- Escudero, A. (2007). Estándares en Tecnologías Inalámbricas, 1–22. Retrieved from www.wilac.net/tricalcar
- Fermín, J., & Simancas, M. (2010). Revista Electrónica de Estudios Telemáticos. *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos, Volumen 9*, 23–35.
- Frenzel, A., Carrasco, A., & Monachesi, E. (2010). *Efecto de la Foresta en las Transmisiones Electromagnéticas dentro de una WLAN (LAN inalámbrica)*. Universidad Tecnológica Nacional.
- Giancoli, D. (2009). *Física 2. Principios con aplicaciones*. Pearson Educación.
- Gómez, A. (2016). *Evaluación de modelos de intensidad de lluvia para su aplicación en sistemas de comunicaciones por satélite*.

- González Romero, P., & Orozco Rodríguez, J. (2010). Modelo matemático para evaluar el efecto de los fenómenos atmosféricos en enlaces de radio microondas de 2.4 ghz. *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos*, 9, 71–99. <https://doi.org/10.5944/educxx1.17.1.10708>
- Heredia, J., Rodríguez, A., & Villalta, J. (2012). Empleo de la Regresión Logística Ordinal para la Predicción del Rendimiento Académico. *Revista Investigación Operacional*, 33(3), 252–267.
- Henríquez, O., & Durante, C. (2007). Parámetro de radio atenuación troposférica por lluvia para el estado Zulia en el rango de frecuencias de 0.4 GHz y 60 GHz. *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos*, 6.
- Hernández, Roberto; Fernández, Carlos; Baptista, P. (2010). *Metodología de la Investigación*. McGrawHill.
- Hewitt, P. G. (2007). *Física Conceptual*. Pearson Educación.
- Iglesias, T. (2012). *Métodos de Bondad de Ajuste en Regresión Logística*.
- Lameda, Orlenis; Durante, C. (2007). Cálculo del parámetro de radio atenuación troposférica por lluvia en las frecuencias de 0.4 y 60 ghz. *Revista Electrónica de Estudios Telemáticos*, 6, nú, 16–31.
- López-Roldan, P., & Fachelli, S. (2015). Metodología de la investigación social cuantitativa.
- Marín Diazaraque, J. Introducción al Análisis Multivariante y al Cálculo Matricial (2007).
- Palomino, Jacqueline; Prado, V. (2015). *Segmentación de la base de datos de un call center para las ventas del servicio de telefonía móvil, usando el modelo de regresión logística y el algoritmo de árbol de clasificación cart*.
- Peredo, S. (2004). *Modelo del enlace Satelital*. Universidad de las Américas.
- Ramos, F. (2015). *Cálculo de la atenuación por lluvia en un radioenlace*. Obtenido de Radioenlaces, Tecnologías inalámbricas y diseño de radioenlaces:<http://www.radioenlaces.es/articulos/calculo-de-la-atenuacion-por-lluvia-en-un-radioenlace/>
- Ramos, B., Cordero, M., Hurtado, K., Núñez, A., & Amico, M. D. (2017). Rain Rate Estimation using a Microwave Link in Guayaquil City. *2017 IEEE Second Ecuador Technical Chapters Meeting (ETCM)*, (2), 1–6. <https://doi.org/10.1109/ETCM.2017.8247522>

- Ramos, B., D'Amico, M., Santos, J., Nolivos, I., Manzoni, A., Ponguillo, R., Chávez, T. (2015). Measuring rain with microwave links: A pilot experiment in Ecuador. *Proceedings of the 2015 IEEE-APS Topical Conference on Antennas and Propagation in Wireless Communications, IEEE APWC 2015*, 171–174. <https://doi.org/10.1109/APWC.2015.7300149>
- Santana, J. S., & Mateos Farfán, E. (2014). El arte de programa en R: un lenguaje para la estadística., 182.
- Velasco Núñez, H. (2011). *VALIDACIÓN POR METODOS MULTIVARIADOS DE LAS ASOCIACIONES DE LAS VARIABLES DE PLANEACIÓN NACIONAL UTILIZADAS PARA LA DISTRIBUCIÓN DE RECURSOS EN LOS MUNICIPIOS DE COLOMBIA*. Universidad del Valle.

ANEXOS

ANEXO A1: Estadísticas descriptivas de las variables Potencia, Atenuación y variables climáticas por fecha

Tabla A1 a: Estadísticos descriptivos de la variable Potencia por día

Fecha	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
09-ene-17	-42,525	-30,755	-36,7204	2,225783	4,954
10-ene-17	-41,307	-30,098	-34,95161	0,891715	0,795
26-ene-17	-40,065	-29,363	-34,58589	1,871787	3,504
27-ene-17	-38,975	-29,049	-34,30092	1,638595	2,685
02-feb-17	-38,339	-32,781	-34,84438	1,060125	1,124
03-feb-17	-41,444	-33,013	-35,10417	1,450422	2,104
01-mar-17	-34,15	-31,285	-32,30781	0,471849	0,223
02-mar-17	-38,037	-31,325	-33,01281	1,284279	1,649
06-mar-17	-40,083	-31,086	-33,35831	1,495756	2,237
07-mar-17	-36,507	-31	-32,44694	1,175815	1,383
08-mar-17	-40,081	-31,032	-32,61996	2,056376	4,229
09-mar-17	-38,256	-31	-32,7263	1,349361	1,821
12-mar-17	-32,651	-30,459	-31,61981	0,461472	0,213
13-mar-17	-37,973	-31,07	-32,39267	1,082688	1,172

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 b: Estadísticos descriptivos de la variable Atenuación por día

Fecha	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
09-ene-17	,0000	11,7692	5,965099	2,2257832	4,954
10-ene-17	,0000	11,2097	4,853688	,8914180	,795
26-ene-17	,0000	10,7024	5,223387	1,8717868	3,504
27-ene-17	,0000	9,9263	5,252116	1,6385946	2,685
02-feb-17	,0000	5,5576	2,062983	1,0601253	1,124
03-feb-17	,0000	8,4310	2,090631	1,4506333	2,104
01-mar-17	,0000	2,8650	1,023205	,4718488	,223
02-mar-17	,0000	6,7120	1,687405	1,2844643	1,650
06-mar-17	,0000	8,9976	2,272807	1,4957558	2,237
07-mar-17	,0000	5,4010	1,341319	1,1755217	1,382
08-mar-17	,0000	9,0497	1,588335	2,0565054	4,229
09-mar-17	,0000	7,1403	1,611421	1,3490004	1,820
12-mar-17	,0000	2,1921	1,160505	,4614715	,213
13-mar-17	,0000	6,9030	1,323173	1,0826877	1,172

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 c: Estadísticos descriptivos de la variable Temperatura por día

Base EMA Durán

<i>Fecha</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación típica</i>	<i>Varianza</i>
<i>09-ene-17</i>	22,285	29,602	25,17031	2,339834	5,475
<i>10-ene-17</i>	22,619	29,455	24,6933	2,101334	4,416
<i>26-ene-17</i>	23,815	29,945	26,2865	1,678266	2,817
<i>27-ene-17</i>	23,546	28,212	24,54444	1,076103	1,158
<i>02-feb-17</i>	23,495	30,773	25,61506	2,18729	4,784
<i>03-feb-17</i>	22,784	33,41	26,53407	3,45671	11,949
<i>01-mar-17</i>	23,974	31,824	28,71908	2,083646	4,342
<i>02-mar-17</i>	23,392	32,367	27,17582	2,410815	5,812
<i>06-mar-17</i>	23,597	30,741	26,16471	2,037588	4,152
<i>07-mar-17</i>	23,697	32,021	25,69621	2,028732	4,116
<i>08-mar-17</i>	23,743	33,103	26,86461	2,963909	8,785
<i>09-mar-17</i>	22,926	33,489	26,85134	3,378282	11,413
<i>12-mar-17</i>	24,476	32,648	29,3171	1,96218	3,85
<i>13-mar-17</i>	25,338	27,179	26,16042	0,502732	0,253

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 d: Estadísticos descriptivos de la variable Temperatura por día

Base EMA Liceo Cristiano

<i>Fecha</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación típica</i>	<i>Varianza</i>
<i>09-ene-17</i>	22,403	30,091	25,37367	2,381315	5,671
<i>10-ene-17</i>	23,026	30,171	24,96711	2,203264	4,854
<i>26-ene-17</i>	23,818	30,181	26,62789	1,773567	3,146
<i>27-ene-17</i>	23,04	27,46	24,39921	0,821769	0,675
<i>02-feb-17</i>	24,036	31,323	26,06216	2,071073	4,289
<i>03-feb-17</i>	23,231	32,692	26,55913	2,986463	8,919
<i>01-mar-17</i>	24,757	32,164	28,25742	2,120838	4,498
<i>02-mar-17</i>	23,959	32,22	27,1115	2,121764	4,502
<i>06-mar-17</i>	24,474	30,94	26,51506	1,640833	2,692
<i>07-mar-17</i>	24,429	32,661	25,9208	1,776315	3,155
<i>08-mar-17</i>	23,97	33,716	26,96423	2,977988	8,868
<i>09-mar-17</i>	23,195	33,631	26,80797	3,337084	11,136
<i>12-mar-17</i>	24,301	33,674	29,60657	2,518792	6,344
<i>13-mar-17</i>	25,129	28,445	26,48289	0,735718	0,541

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 e: Estadísticos descriptivos de la variable Humedad Relativa por día

Base EMA Liceo Cristiano

<i>Fecha</i>	<i>Mínimo</i>	<i>Máximo</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación típica</i>	<i>Varianza</i>
<i>09-ene-17</i>	65,93	97,248	85,99954	10,8934	118,666
<i>10-ene-17</i>	62,027	95,98	85,87717	10,55968	111,507
<i>26-ene-17</i>	60,371	95,987	78,52818	9,102092	82,848
<i>27-ene-17</i>	73,444	96,597	91,44763	5,047791	25,48
<i>02-feb-17</i>	61,577	95,993	86,67631	10,11096	102,232
<i>03-feb-17</i>	55,412	97,262	84,56143	14,16407	200,621
<i>01-mar-17</i>	55,267	94,483	78,10641	10,68382	114,144
<i>02-mar-17</i>	59,771	95,888	82,82855	9,459493	89,482
<i>06-mar-17</i>	69,144	97,302	88,57041	7,914028	62,632
<i>07-mar-17</i>	59,29	97,137	89,76015	8,557294	73,227
<i>08-mar-17</i>	57,503	96,353	84,81157	13,1224	172,197
<i>09-mar-17</i>	55,374	97,683	83,27177	14,98331	224,5
<i>12-mar-17</i>	51,624	94,385	70,84515	11,17073	124,785
<i>13-mar-17</i>	73,327	93,976	85,08107	5,685867	32,329

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 f: Estadísticos descriptivos de la variable Presión atmosférica por día

Base EMA Durán					
Fecha	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
09-ene-17	1008,33	1014,53	1011,914	1,869815	3,496
10-ene-17	1007,39	1012,84	1010,671	1,643398	2,701
26-ene-17	1009,89	1013,91	1011,897	1,057809	1,119
27-ene-17	1011,02	1014,33	1012,824	1,092022	1,193
02-feb-17	1007,28	1012,89	1010,309	1,492604	2,228
03-feb-17	1006,07	1012,2	1009,937	1,880669	3,537
01-mar-17	1005,8	1012,29	1009,075	2,457318	6,038
02-mar-17	1005,79	1011,59	1008,675	1,602801	2,569
06-mar-17	1005,63	1010,39	1008,281	1,288491	1,66
07-mar-17	1007,63	1012,06	1009,496	1,219453	1,487
08-mar-17	1006,08	1012,49	1009,812	1,73463	3,009
09-mar-17	1005,57	1012,7	1009,496	1,981971	3,928
12-mar-17	1006,62	1012,02	1009,134	1,946269	3,788
13-mar-17	1008,21	1010,78	1009,425	0,791413	0,626

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 g: Estadísticos descriptivos de la variable Presión atmosférica por día

Base EMA Liceo Cristiano					
Fecha	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
09-ene-17	1007,15	1013,36	1010,719	1,837929	3,378
10-ene-17	1006,13	1011,58	1009,466	1,640088	2,69
26-ene-17	1008,51	1012,68	1010,647	1,066214	1,137
27-ene-17	1010,53	1013,12	1011,708	0,857274	0,735
02-feb-17	1006,05	1011,63	1009,083	1,504541	2,264
03-feb-17	1004,86	1010,94	1008,734	1,860831	3,463
01-mar-17	1004,58	1011,07	1008,018	2,426523	5,888
02-mar-17	1004,6	1010,4	1007,455	1,597602	2,552
06-mar-17	1004,56	1009,19	1007,024	1,292868	1,672
07-mar-17	1006,57	1010,88	1008,256	1,218514	1,485
08-mar-17	1004,76	1011,37	1008,607	1,74188	3,034
09-mar-17	1004,33	1011,33	1008,311	1,961366	3,847
12-mar-17	1005,23	1010,82	1007,942	1,978153	3,913
13-mar-17	1006,32	1009,58	1008,155	0,857497	0,735

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 h: Estadísticos descriptivos de la variable Radiación solar por día

Base EMA Durán					
Fecha	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
09-ene-17	0	1389,94	134,3092	225,4425	50824,3
10-ene-17	0	1005,94	128,2172	218,4814	47734,13
26-ene-17	0	651,629	83,86044	124,2796	15445,43
27-ene-17	0	596,515	35,3695	84,36406	7117,295
02-feb-17	0	1176,91	120,374	177,8731	31638,85
03-feb-17	0	1238,69	216,6669	337,7497	114074,8
01-mar-17	0	982,13	277,3139	218,8164	47880,63
02-mar-17	0	1298,3	181,7336	316,6987	100298,1
06-mar-17	0	1105,2	107,6443	192,1079	36905,44
07-mar-17	0	1096,8	131,7423	238,6574	56957,37
08-mar-17	0	1190,8	247,4699	365,9401	133912,1
09-mar-17	0	1234,5	211,342	319,967	102378,9
12-mar-17	0	1362,1	427,8651	333,7642	111398,6
13-mar-17	0	0,935	0,021323	0,103922	0,011

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 i: Estadísticos descriptivos de la variable Radiación solar por día

Base EMA Liceo Cristiano					
<i>Fecha</i>	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
<i>09-ene-17</i>	0	1488,5	129,22	221,9966	49282,48
<i>10-ene-17</i>	0	1289,8	163,5521	249,5555	62277,93
<i>26-ene-17</i>	0	1193,6	118,0195	200,5833	40233,67
<i>27-ene-17</i>	0	413,99	38,40849	94,27834	8888,405
<i>02-feb-17</i>	0	1377,7	175,386	284,504	80942,52
<i>03-feb-17</i>	0	1318,7	178,1351	288,3491	83145,18
<i>01-mar-17</i>	0	1280	327,8412	304,5472	92748,99
<i>02-mar-17</i>	0	1313,8	148,1476	263,3938	69376,31
<i>06-mar-17</i>	0	1108,5	100,3118	189,371	35861,37
<i>07-mar-17</i>	0	1372,8	130,7817	277,1469	76810,4
<i>08-mar-17</i>	0	1280,7	218,0302	337,7589	114081,1
<i>09-mar-17</i>	0	1391	218,2855	346,9371	120365,4
<i>12-mar-17</i>	0	1437,1	491,5755	361,9167	130983,7
<i>13-mar-17</i>	0	0,079	0,000314	0,004538	0

Fuente: Elaboración propia

Tabla A1 j: Estadísticos descriptivos de la variable Velocidad del viento por día

Base EMA Liceo Cristiano					
<i>Fecha</i>	Mínimo	Máximo	Media	Desviación típica	Varianza
<i>09-ene-17</i>	0,039	5,453	1,62971	0,954269	0,911
<i>10-ene-17</i>	0,016	5,18	2,01033	1,021532	1,044
<i>26-ene-17</i>	0,016	5,719	1,59026	1,003463	1,007
<i>27-ene-17</i>	0,039	4,383	1,09194	0,775717	0,602
<i>02-feb-17</i>	0,047	4,836	1,17909	0,847902	0,719
<i>03-feb-17</i>	0,047	5,25	1,3502	0,740995	0,549
<i>01-mar-17</i>	0,047	3,109	1,20131	0,614205	0,377
<i>02-mar-17</i>	0,031	5,516	1,15786	0,698736	0,488
<i>06-mar-17</i>	0,031	7,578	1,16823	0,922222	0,85
<i>07-mar-17</i>	0,023	5,727	1,29978	0,920809	0,848
<i>08-mar-17</i>	0,047	5,57	1,36757	0,836755	0,7
<i>09-mar-17</i>	0,023	4,602	1,35022	0,854473	0,73
<i>12-mar-17</i>	0,055	4,508	1,57723	0,861275	0,742
<i>13-mar-17</i>	0,016	4,758	1,16176	0,99308	0,986

Fuente: Elaboración propia

ANEXO A2

GRÁFICOS DE DISPERSIÓN

Figura A2. a Gráfico de Dispersión variables climáticas (Base Durán)

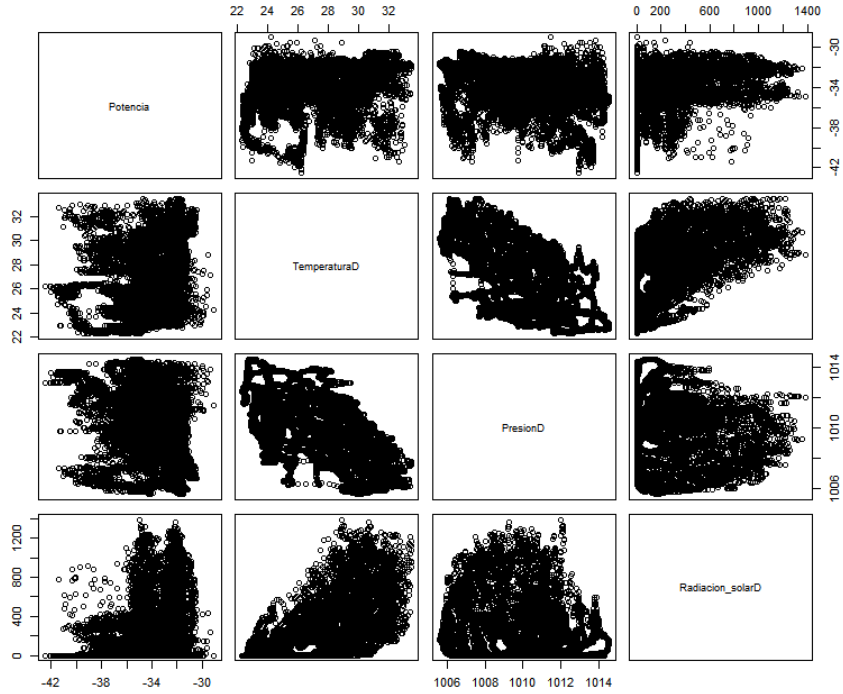
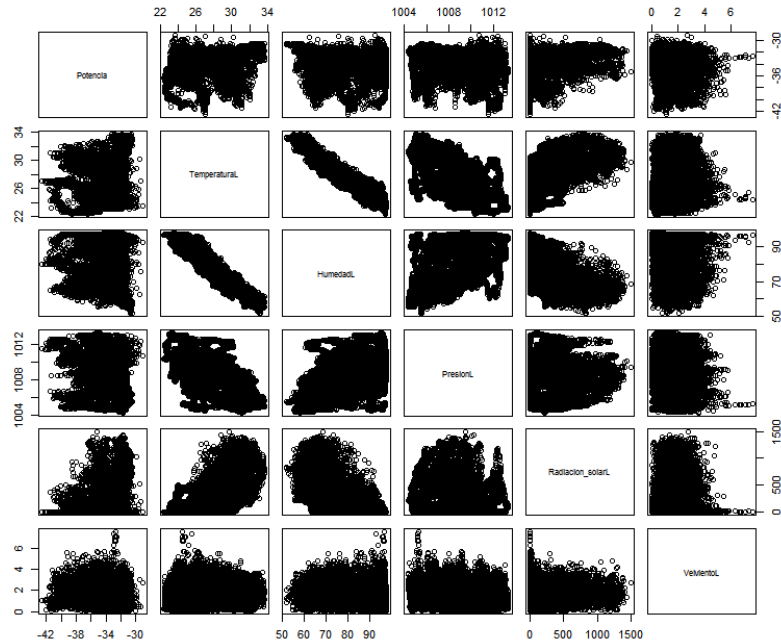


Figura A2. b: Gráfico de Dispersión variables climáticas (Base Liceo Cristiano)



GRÁFICOS DE CORRELACIÓN

Figura A2. c Gráfico de correlación variables climáticas con variables Potencia y Atenuación

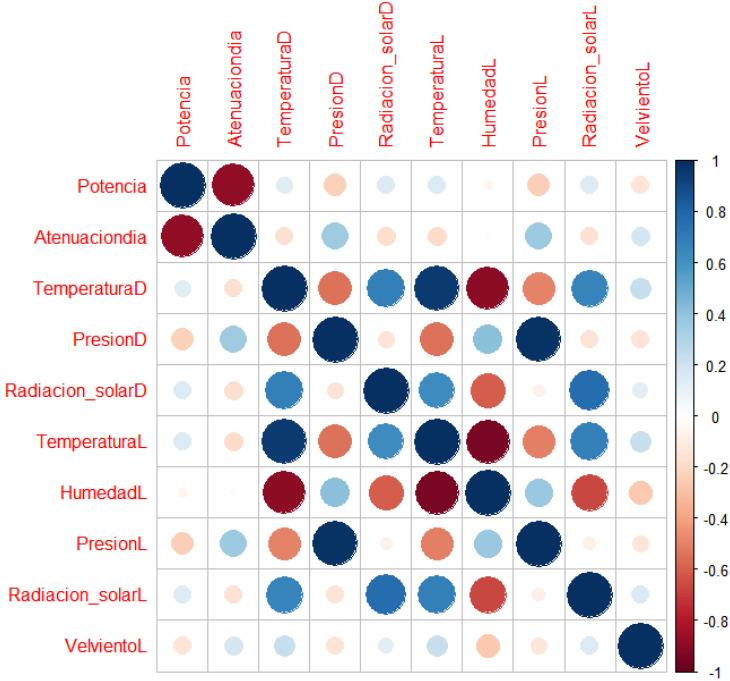


Figura A2. d Gráfico de correlación variables de intensidad de lluvia con variables Potencia y Atenuación

