

**Implementación de un modelo geostatístico para la predicción del ataque de Sigatoka
Negra (*Mycosphaerella fijiensis*) en el cultivo de plátano**

Jorge Leonardo Ramírez Pérez

Director (a):

Alberto Boada Rodríguez, PhD.



**UNIVERSIDAD DE
MANIZALES®**

**Acreditación Institucional
de Alta Calidad**
Resolución 4792 del 15 de mayo de 2019

**Universidad de Manizales
Facultad de Ciencias e Ingeniería
Maestría en Tecnologías de la Información Geográfica
Manizales, Año 2024.**

RESUMEN

El cultivo del plátano es una importante actividad económica y con frecuencia constituye buena parte de los ingresos de la mayoría de los agricultores en el municipio Neira del departamento de Caldas (Idárraga, 1976). La enfermedad Sigatoka negra (*Micosphaerella fijiensis*) ataca las hojas plataneras impidiendo el desarrollo de los racimos, por lo que es considerada como una de las enfermedades más graves del cultivo de plátano (Vélez, 2021).

Para tal efecto, el presente trabajo tiene como objetivo implementar un modelo geoestadístico para la predicción del ataque de Sigatoka negra (*Micosphaerella fijiensis*) en el cultivo de plátano.

Para tal fin, se realizó una evaluación en campo de las plantas afectadas mediante la encuesta Survey 123 y un análisis exploratorio de datos con el fin de analizar la distribución y tendencia de la información obtenida en campo.

Posteriormente, se evaluaron diferentes métodos de interpolación geoestadísticos (Kriging) y se tomaron como referencia métodos determinísticos (base radial, IDW) para definir cuál es el mejor modelo que predice el nivel de infestación de Sigatoka Negra. Los resultados obtenidos determinaron que el mejor método de interpolación para la predicción de Sigatoka negra fue el Kriging Universal con un modelo Gaussiano. Este modelo de interpolación se comparó con la evaluación del nivel de infestación de Sigatoka Negra realizada en campo obteniendo una efectividad del 84%.

PALABRAS CLAVES: Geoestadística, Sigatoka Negra, Cultivo de Plátano, Kriging.

ABSTRACT

Platano cultivation is an important economic activity and play a role of the income of majority farmers in the Neira municipality in the department of Caldas. The black Sigatoka disease (*Mycosphaerella fijiensis*) affects leaves, limiting of developing the fruit. It is considered one of the most dangerous diseases of platano crops.

Indeed, the goal of this researcher is to implement a geostatistical model for the prediction of the Sigatoka (*Mycosphaerella fijiensis*) in platano crops.

Therefore, a field evaluation of plants diseases was carried out using the survey 123 and an exploratory data analysis in order to analyze the distribution and trend of the information got in the field.

Afterwards, different geostatistical interpolation methods (kriging) were tested and deterministic methods (radial basis, IDW) were taken as reference to define the best model that predicts the level of Black Sigatoka infestation. The results determined that the best interpolation method for the prediction of black Sigatoka was Universal Kriging with a Gaussian model. This interpolation model was compared with the evaluation of the level of Black Sigatoka infestation carried out in the field, obtaining an effectiveness of 84%.

KEYWORDS: Geostatistics, Interpolation, Black Sigatoka, Platano Cultivation, Kriging.

TABLA DE CONTENIDO.

1. INTRODUCCIÓN.....	9
2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	10
2.1 DESCRIPCIÓN DEL ÁREA PROBLEMÁTICA.....	10
2.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	10
3. JUSTIFICACIÓN.....	11
4. ANTECEDENTES.....	12
5.0 OBJETIVO GENERAL.....	16
5.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	16
6. REFERENTE CONTEXTUAL.....	17
6.1 Cultivo de plátano en el municipio de Neira.....	17
6.2 Condiciones Agroecológicas del municipio.....	17
6.3 Situación Actual.....	18
6.4 Ubicación y límite territorial.....	18
7. REFERENTE NORMATIVO Y LEGAL.....	19
7.1 Resolución N° 2158 Medidas De Sigatoka Negra.....	19
7.1.1. Artículo Primero.....	19
7.1.2. Artículo Segundo.....	19
7.1.3. Artículo Tercero.....	19
8. REFERENTE TEÓRICO.....	20
8.1 Sigatoka Negra (Mycosphaerella fijiensis).....	20
8.2 Herramientas desarrollada para el Diagnostico de Sigatoka Negra.....	20
8.3 Análisis exploratorio y estructural de datos.....	21
8.4 Geoestadística.....	22
8.4.1 Métodos determinísticos.....	22
8.5.2 Métodos no determinísticos o probabilísticos.....	22
8.5.3 Métodos de Kriging.....	23
8.5.4 Kriging simple.....	24
8.5.5 Kriging ordinario o de media desconocida.....	24
8.5.6 Kriging Universal.....	25

8.6 Modelos de Semivariograma.	25
8.6.1 Modelo esférico.	25
8.6.2 Modelo Exponencial.	25
8.6.3 Modelo Gaussiano.....	26
8.6.4 Modelo Circular.	26
8.7 Validación Cruzada del modelo geoestadístico.....	26
8.8. Pasos de un análisis geoestadístico.	27
9. HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN.	28
10. METODOLOGÍA.	29
10.1 Ubicación Geográfica.	33
10.2 Características Climatológicas y características del cultivo.....	33
10.3 Trabajo de Campo y Levantamiento de la Información.	34
10.4 Selección del tamaño de la muestra y tipo de muestreo.	35
10.5. Análisis exploratorio de datos.	37
10.6. Selección del mejor modelo y método de interpolación.	37
10.7. Validación del método geoestadístico.....	38
11. RESULTADOS.	41
11.1 Análisis exploratorio de datos.	41
11.2 Caja de herramientas de Geostatistical Analyst.....	42
11.3 Selección de Método de Interpolación.	49
11.5 Validación de modelo geoestadístico con evaluación efectuada en campo.	56
11.6 Validación de modelo con la herramienta Subset Feature.	57
12. DISCUSIÓN DE RESULTADOS.	61
13. CONCLUSIONES.	63
14. RECOMENDACIONES.	65
14. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.	66

LISTADO DE FIGURAS.

- Figura 1.** Escala diagramática de infección utilizada en la evaluación de Sigatoka Negra (*P. fijiensis*). **21**
- Figura 2** Flujo de Trabajo y actividades para la predicción del ataque de Sigatoka Negra.**31**
- Figura 3.**Ubicación geográfica del predio el paraíso.**33**
- Figura 4.**Niveles de evaluación de Sigatoka Negra.**35**
- Figura 5.**Análisis de histogramas con sus respectivas transformaciones.**43**
- Figura 6.**Análisis de grafico QQ-plot con sus respectivas transformaciones.**44**
- Figura 7.**Análisis de tendencia.**46**
- Figura 8.**Análisis de semivariogramas.**47**
- Figura 9.**Diagrama de Caja de Bigotes.**48**
- Figura 10.**Representación gráfica métodos de interpolación (Radial, IDW, Kriging).**50**
- Figura 11** Comparación de tipos de interpolación Kriging. (Simple, Universal, Ordinario).**51**
- Figura 12.**Representación gráfica de tipos de interpolación Kriging. (Simple, Universal, Ordinario).**52**
- Figura 13.**Representación interpolación Kriging universal con modelo Gaussian.**55**
- Figura 14.**Validación de modelo geoestadístico con la evaluación de Sigatoka en campo.**56**

LISTADO DE CUADROS.

Cuadro 1. Variables estadísticas para el cálculo de población de muestra finita. **36**

Cuadro 2. Métodos de interpolación. **37**

Cuadro 3. Métodos de interpolación. **38**

Cuadro 4. Medidas Estadísticas. **41**

Cuadro 5. Métodos de interpolación para la predicción del ataque de Sigatoka Negra. **49**

Cuadro 6. Comparación de los tipos de Kriging y modelos para la predicción del ataque de Sigatoka Negra. **53**

Cuadro 7. Validación cruzada del modelo Kriging universal modelo Gaussiano. **57**

1. INTRODUCCIÓN.

El cultivo de plátano (*Musa paradisiaca*) en Colombia es uno de los cultivos más representativos que tiene el país ya que tiene facilidad para ser cultivado en diferentes zonas, además, es un producto de la canasta básica familiar (Campo, et al., 2020).

Según el Ministerio de Agricultura (2020), “El área sembrada en el año 2019 creció en un 3%, dicho incremento se vio reflejado en los principales departamentos productores como Antioquia, Córdoba, Meta y Chocó, que en conjunto promediaron un 5% de aumento en áreas. El departamento con mayor producción de Plátano es Arauca, teniendo una participación en el mercado nacional del 19%, seguido de Antioquia en donde se concentra el 10% de la producción y de Meta con 9%, en el Valle del Cauca y Córdoba se registra el 7% de la producción en cada departamento”. Por otra parte, Caldas para el año 2020, cuenta con 24.141 (Ha) sembradas con un rendimiento de 12 toneladas por hectárea.

“La Sigatoka Negra (*Mycosphaerella fijiensis*) es uno de los patógenos que mayor impacto económico, social y ambiental ha tenido en la historia de la agricultura, y particularmente en la producción mundial de plátanos. Es la principal enfermedad foliar en términos económicos de la producción de plátanos y bananos en el mundo, ya que puede reducir en un 50% los rendimientos y los costos de manejo de la enfermedad en plantaciones comerciales oscilan en el 27% de los costos totales de producción” (Cedeño et al., 2021).

La geoestadística contribuye significativamente a la predicción del ataque de plagas y enfermedades en los cultivos agrícolas analizando el comportamiento espacial y daños generados por insectos, hongos, virus, bacterias, generando un aporte a las nuevas tecnologías de agricultura de precisión. Con respecto a lo anterior, la estadística espacial ha sido utilizada en la agricultura para determinar la distribución de problemas de carácter fitosanitario y su relación con el ambiente y otras variables, determinado la variabilidad espacial y modelando datos georreferenciados que permiten tomar decisiones con respecto a una problemática de acuerdo a la variable de interés de estudio (Tapia et al., 2020).

Frente a este panorama, el presente trabajo busca implementar un modelo geoestadístico que permita predecir el ataque de Sigatoka Negra (*Mycosphaerella fijiensis*) en el cultivo de plátano comparando los diferentes métodos de interpolación contribuyendo de manera significativa en el sector agropecuario aportando herramientas que permiten realizar diagnósticos oportunamente para el manejo integrado de enfermedades reduciendo los costos de producción y disminuyendo la aplicación de agroquímicos.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.

“La Sigatoka Negra es considerada una de las enfermedades más limitante en el cultivo de plátano y banano a nivel latinoamericano, indudablemente, conocerla es un punto de partida esencial para el desarrollo de las plantaciones” (Vélez, 2021).

“Este patógeno ataca el área foliar afectando la fotosíntesis de la planta, provocando que los racimos y frutos tengan un menor peso, además que en su estado más severo causa la madures prematura de los frutos” (Quiroga Leal, 2022).

Por otra parte, la baja eficiencia de los sistemas de monitoreo en las enfermedades en cultivos genera pérdidas económicas en los procesos de cosecha y postcosecha, limitando la comercialización por el incumplimiento de la normatividad, abarcando mucho trabajo de campo, incrementando los costos de producción, ocasionando sesgo en la información por el uso de técnicas tradicionales que no abarcan poblaciones masivas (Sánchez, 2021).

2.1 DESCRIPCIÓN DEL ÁREA PROBLEMÁTICA.

“La Sigatoka Negra es una enfermedad que se presenta en las plantas de plátano reduciendo la capacidad de producción. Como consecuencia, la planta genera el nacimiento de racimos más pequeños a causa de la afectación, que se da por el impacto negativo que produce esta enfermedad en el proceso de fotosíntesis. En Colombia, esto representa pérdidas alrededor del 13% sobre los costos totales de producción”. (Betancur Cardona, 2021).

En el municipio de Neira, fue descubierta en 20 hectáreas en la vereda Pueblo Rico presentando nivel de infestaciones en las hojas donde el hongo se desarrolla a temperatura bajas y niveles de precipitaciones y ambientes de humedad relativa alta. (Guarín, 2020)

Por tal razón, se seleccionó la finca el paraíso para el objeto de estudio que pertenece al municipio de Neira del Departamento de Caldas y ubicada en la vereda Pueblo Rico porque presenta infestaciones de la enfermedad Sigatoka Negra lo cual es limitante en la producción de plátano.

2.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.

¿Cómo afecta las técnicas tradicionales para evaluación y predicción de la infestación de Sigatoka Negra en el cultivo de plátano en Colombia?

3. JUSTIFICACIÓN.

“Carvajal et al (2019) menciona que el plátano es un cultivo promisorio económicamente hablando por su alto atractivo en el mercado en términos de industrialización y soberanía alimentaria con una demanda significativa como producto fresco con una tendencia creciente hacia la producción de materias primas alimentarias” (Santacruz Betancourt, 2023 p.12).

“Bareño, (2021) expresa que para el 2020 Colombia ocupó el quinto lugar a nivel mundial en producción de plátano (*Musa paradisiaca*) con 4.476.922 toneladas y un área sembrada de 455.529 (Santacruz Betancourt, 2023 p.12).

Por otra parte, “la geoestadística implica el análisis y la estimación de fenómenos espaciales, mediante el uso de métodos de interpolación implementando técnicas geoestadísticas en múltiples estudios, donde a partir de un dato central y su distribución espacial se logra obtener información que no fue obtenida de primera mano” (Baquero, 2023).

Vega et al (2022) citado por (Baquero Hernández, 2023 p.41), afirman que “el método Kriging (llamado así en homenaje a su creador, el ingeniero sudafricano Danie Gerhardus “Krigado”) está “entre los métodos geoestadísticos más utilizados para interpolar variables y realizar predicciones, que consideren la estructura espacial de los datos y su autocorrelación mediante semivariogramas” (p. 2).

Castrignanò et al. (2021), encontraron que implementando métodos geoestadísticos podría estimarse la diseminación de la enfermedad ocasionada por la bacteria *Xylella fastidiosa* en el cultivo de olivo, prediciendo la zona que presenta mayor susceptibilidad para el ataque de la enfermedad.

Por tal razón, es pertinente implementar un modelo geoestadístico en el cultivo de plátano para la predicción del ataque de Sigatoka Negra (*Mycosphaerella fijiensis*) con el fin de predecir el ataque de hongo en la plantación, mediante técnicas de interpolación que permitan cuantificar la severidad y la población afectada.

El presente proyecto determina el mejor tipo y modelo de interpolación contribuyendo a mejorar las técnicas tradicionales de monitoreo y estimación generando un desarrollo tecnológico en el sector agropecuario enfocado en la agricultura de precisión.

4. ANTECEDENTES.

La geoestadística es fundamental para realizar predicciones y estimaciones, teniendo como propósito esencial determinar probabilidad a futuro mediante la implementación de interpolaciones.

Albarracín (2018), afirma que la geoestadística es una herramienta útil para estimar y predecir valores en un área no muestreada y los campos de aplicación son muy amplios en diferentes ramas como lo son las ciencias y la ingeniería, tales como: Industria del petróleo, agricultura, minería, hidrología, geología, geotecnia, medio ambiente, ingeniería civil, cartografía, meteorología, finanzas entre otras.

De acuerdo con lo mencionado por el autor anteriormente, en esta parte del trabajo se citan trabajos de autores en diferentes campos por la aplicabilidad de la geoestadística para analizar y predecir diferentes fenómenos espaciales.

Un primer trabajo presentado por Benavides (2019), en su estudio titulado Cuantificación temprana por medio de modelos predictivos de sigatoka negra en plantas de banano (*Musa Aaa*), recopiló diferentes modelos predictivos de la infección de la enfermedad, donde la ecuación $SV = 48,14 (T_{\text{mín}}) - 38,4 (T_{\text{máx}}) + 2074,45$ obtuvo el Coeficiente de determinación (R^2) más cercano a la unidad 0,99 demostrando la eficacia en la predicción.

Valdez et al. (2023), determinaron el comportamiento espacial de la enfermedad “Gomosis” en el cultivo de caña de azúcar, determinando la severidad de la enfermedad con el uso de la técnica geoestadística Kriging ordinario evaluando la variable estadística (RMSE) Raíz del Error Cuadrático Medio donde el valor fue de 1,3%, concluyendo que la interpolación espacial se validó con valores cercanos a cero de la Media del Error (ME), Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y Media Estandarizada del Error de predicción (MSPE), visualizándose en el mapa obtenido. Los resultados permitirán direccionar el manejo integral del moteado clorótico en caña de azúcar en la zona afectada.

Resultados similares encontrados por Belan et al. (2018), en su trabajo donde realizó un análisis geoestadístico en la enfermedad del *Pseudomonas syringae* pv. *garcae* en plántula de café,

encontrando valores (RMSE) Raíz del Error Cuadrático Medio fue de 1,8%, concluyendo que el método de interpolación Kriging universal presenta el menor porcentaje de error y predice el comportamiento espacial de la enfermedad con una precisión aceptable.

Los resultados encontrados por los autores citados anteriormente, es fundamental para el presente trabajo para cuantificar la estimación del error aceptado para la evaluación del nivel de daño de *Sigatoka* negra.

Otros trabajos, implementando geoestadística en el área de agricultura, pero evaluando diferentes variables como: Suelo, Plagas, producción entre otros, lo cual es pertinente para el presente trabajo con el fin de analizar los respectivos modelos y resultados encontrados con los diferentes métodos de interpolación.

Barrera et al. (2023), evaluó el comportamiento espacial del minador de la hoja en cafetales mediante el uso de Kriging encontrando resultados positivos en la predicción del comportamiento espacial del insecto, concluyendo que esta técnica es efectiva para realizar monitoreos masivos.

Por otra parte, el tipo de interpolación Kriging ordinario con modelo esférico, predice los niveles de incidencia y severidad de comportamiento de plagas y enfermedades en cultivos determinando las áreas infectadas. (Vanegas- Carrillo et al., 2021).

Tapia et. (2020), estudiaron la distribución espacial de antracnosis (*Colletotrichum gloeosporioides* Penz) en aguacate en el Estado de México, aplicando métodos geoestadísticos. Los resultados obtenidos revelan que el método de interpolación Kriging muestra más de un centro de agregación de la enfermedad, estimando la superficie infectada de manera precisa.

A nivel de fertilidad de suelo, un trabajo presentado por Shen et al. (2019), comparando los diferentes métodos de interpolación para predecir el nivel de fosforo del suelo analizando diferentes métodos de interpolación Inverso distancia ponderada (IDW), funciones de base radial (RBF), Kriging ordinario (OK), Co-Kriging (COK), regresión lineal múltiple (MLR), regresión geográficamente ponderada (GWR). Las variables para determinar el mejor método fueron (error medio, error absoluto medio, error cuadrático medio. Los resultados encontrados por los autores mostraron que el Kriging ordinario obtuvo la mejor precisión y distribución espacial, mientras que IDW, COK disminuyeron la precisión, y no fueron consistentes a la hora de mejorar la precisión.

Resultados obtenidos por Xie et al. (2020), realizando comparación de métodos de interpolación para la predicción de la humedad del suelo en la meseta de Loess de China, encontrando que el IDW y el Kriging ordinario realizaron la mejor predicción para determinar la humedad del suelo en profundidades de 200cm – 300cm.

Solgi y Jalili (2021), evaluaron el riesgo para la salud humana de la contaminación por arsénico y nitrato en las aguas subterráneas de las áreas agrícolas de la aldea veintidós con geoestadística (estudio de caso: Llanura Chahardoli de Qorveh, provincia de Kurdistán, Irán). Los autores concluyeron que la distribución espacial mediante el uso de la geoestadística mostró que la concentración de arsénico en la mayor parte de la llanura era superior al nivel máximo permisible en el agua potables.

Agyeman et al. (2023), determinaron mediante el uso de Kriging predecir y mapear la concentración de antimonio en el suelo. Los resultados del estudio mostraron el enfoque de modelado implementando Kriging que predijo la concentración de antimonio en el suelo agrícola con un mínimo error, y un alto valor cercano a la unidad del coeficiente de determinación (R^2).

Kazmierczak et al. (2020), realizaron un enfoque de simulación geoestadística para predecir la varianza del contenido de fosforo en el campo agrícola, donde concluyeron que la metodología propuesta mostro una distribución dispersa de los datos y la estratificación geográfica fue limitada para la mayoría de los campos con una estructura espacial generalmente débil.

De los resultados encontrados anteriormente juegan un papel muy importante en el presente trabajo porque muestran resultados de la aplicabilidad de la geoestadística para predecir las variables de estudios comparando métodos de interpolación y modelos, lo cual es de suma importancia para analizar los resultados.

Masero (2020), implementó la interpolación Kriging para el estudio de la evolución de la pandemia Covid-19 en España y en la Comunidad Valenciana, concluyendo que el método de interpolación tipo kriging simple con modelo esférico obtuvo la mejor predicción comparada con los modelos Exponencial y Gaussiano.

Hsu et al. (2017), realizaron una comparación de técnicas de interpolación espacial de datos urbanos locales para estimar la temperatura, encontrando que el CoKriging (OCK) es el mejor método para predecir el riesgo del sobrecalentamiento y las características ambientales.

Fatholouloumi et al. (2020), usa Kriging para predecir las propiedades de los suelos, generando efectividad en el modelo planteado donde los resultados fueron altos. Los resultados encontrados anteriormente, es fundamental por la comparación de los tipos de interpolación y la selección del modelo que más se ajusta a la temática de estudio de los autores donde cada uno de ellos encontraron la efectividad en la predicción y estimación.

Da Silva Charles et al. (2022), estimaron la precipitación media anual por Kriging ordinario, concluyendo que un método estándar el cual mostro un adecuado desempeño en la predicción para los enfoques de hidrología y representa una herramienta importante para estimar los flujos del agua.

Munyati y Sinthumule (2021), realizaron un análisis comparativo entre Kriging ordinario y distancia inversa ponderada (IDW) para determinar la variación de la densidad de los árboles, donde concluyeron la autocorrelación y la idoneidad utilizando el método de interpolación Kriging con un modelo de crecimiento exponencial más adecuado para los datos.

Las afirmaciones mencionadas por Munyati y Sinthumule son base para el presente estudio porque el (IDW) se toma como referencia por lo que es un método determinístico. Sin embargo, el autor lo compara con un método geoestadístico que es el Kriging mostrando la efectividad de este método de interpolación.

Saha et al. (2023), implementaron técnicas de interpolación y enfoque estadístico multivariado para estudiar los patrones de distribución de los metales traza en el suelo, donde obtuvieron resultados que las técnicas de interpolación predijeron la concentración media de trazas de metales (loides) en el suelo con una precisión moderada.

5.0 OBJETIVO GENERAL.

Implementar un modelo geoestadístico para la predicción del ataque de Sigatoka Negra (*mycosphaerella fijiensis*) en el cultivo de plátano.

5.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.

- Diagnosticar el ataque del hongo Sigatoka negra (*mycosphaerella fijiensis*) en el cultivo de plátano.
- Definir el mejor modelo de interpolación para la predicción y diseminación de la enfermedad.
- Validar el modelo geoestadístico y su precisión mediante evaluación en campo y técnicas de validación cruzada.

6. REFERENTE CONTEXTUAL.

En esta parte de trabajo hace referencia primeramente al municipio Neira, departamento de Caldas y la situación actual del cultivo de plátano, factores climáticos, y contextualización de la vereda Pueblo Rico donde se encuentra el predio Paraíso, área de estudio del presente trabajo.

6.1 Cultivo de plátano en el municipio de Neira.

En los departamentos que conforman el Eje Cafetero, Caldas, Risaralda y Quindío, existen cerca de 72.000 mil hectáreas de plátano y banano (Instituto Colombiano Agropecuario, 2021).

En el municipio de Neira, cuenta con 33 veredas donde el cultivo de plátano tiene un área sembrada de 3.455 hectáreas, por su variabilidad en los pisos térmicos existen diferentes variedades como: Dominico Hartón, Hartón y Dominico, lo cual es importante para los productores por las diferentes características organolépticas mejorando la comercialización (Plan de Desarrollo Municipal, 2020-2023). Sin embargo, estas variedades son susceptibles a la enfermedad de Sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis*), causando grandes pérdidas económicas.

Para el 2023 en el municipio de Neira, el área cosechada en plátano es de 2.552 hectáreas, con un volumen de producción de 3441 toneladas para el consumo interno y un rendimiento por Ha de 1,3 toneladas. (DANE, 2020).

6.2 Condiciones Agroecológicas del municipio.

La precipitación promedio anual en el municipio de Neira, fluctúa de 1.501 mm a 2.500 mm, generando un escenario óptimo para la presencia de Sigatoka negra por la alta pluviosidad y humedad relativa. La temperatura promedio de la línea base, en el municipio se hacen presentes todos los pisos térmicos considerados, iniciando desde el páramo alto en el oriente del municipio hasta alcanzar un régimen cálido en el extremo occidental (Gobernación de Caldas, 2019).

La topografía del municipio es quebrada a llana, está ubicado en las laderas de la cordillera central y el alto el Roble es su principal accidente geográfico. Los ríos principales son: Río Cauca, Tareas y Guacaica que abastecen a diferentes veredas. (Martínez, 2020).

6.3 Situación Actual.

La vereda Pueblo Rico es una de las 33 veredas del municipio de Neira Caldas, se encuentra a 5 km de la cabecera urbana. Posee un agradable clima templado que oscila entre los 18 y 21 grados centígrados. La parte superior que conforma el caserío en una faja de 300 metros se levantan 260 viviendas, la población total se aproxima a 3.000 habitantes (Castaño, 2021)

6.4 Ubicación y límite territorial

El proyecto se realizó en la vereda Pueblo Rico finca el Paraíso, el cual es un sitio con gran potencial en el cultivo de plátano por sus condiciones climáticas, edafológicas, y estado de las vías para la comercialización del producto.

7. REFERENTE NORMATIVO Y LEGAL

En esta parte del trabajo, se relaciona la resolución de las medidas de Sigatoka Negra por la entidad instituto colombiano agropecuario – ICA, que ejecuta las estrategias para reducir los riesgos sanitario en Colombia.

7.1 Resolución N° 2158 Medidas De Sigatoka Negra.

La resolución hace referencia a la entrada y diseminación de nuevos focos de Sigatoka Negra en el Urabá antioqueño, donde empezó la enfermedad zona representativa del país en el cultivo de plátano y se hizo necesario adoptar medidas fitosanitarias mediante aplicaciones aéreas con aspersiones terrestres, para lograr un control más efectivo y evitar la diseminación de la enfermedad (INSTITUTO COLOMBIANO AGROPECUARIO - ICA, 1983) .

7.1.1 Artículo Primero. Además del Control químico por aspersión aérea, las Compañías responsables del Control Fitosanitario, de las plantaciones de banano y de plátano. deberán hacer aplicaciones terrestres de fungicidas en los focos de Sigatoka Negra, para disminuir la formación de inóculo, diseminación.

7.1.2 Artículo Segundo. Las Compañías responsables del Control Fitosanitario deberá enviar por escrito al ICA en los cinco. primeros días de cada mes la siguiente información:

- Estado Fitosanitario general de las plantaciones que atienden,
- Presencia de nuevos focos de la enfermedad.
- Programa de Control aplicado

7.1.3. Artículo Tercero. Las infracciones a la presente Resolución, serán sancionadas de conformidad con lo dispuesto en el artículo 40. del Decreto 1795 de 1950 y el artículo 15 del Decreto 2375 de 1970, sin perjuicio de las sanciones contempladas en los artículos 203, 204 Y 245 del Código Penal Colombiano.

8. REFERENTE TEÓRICO

8.1 Sigatoka Negra (*Mycosphaerella fijiensis*)

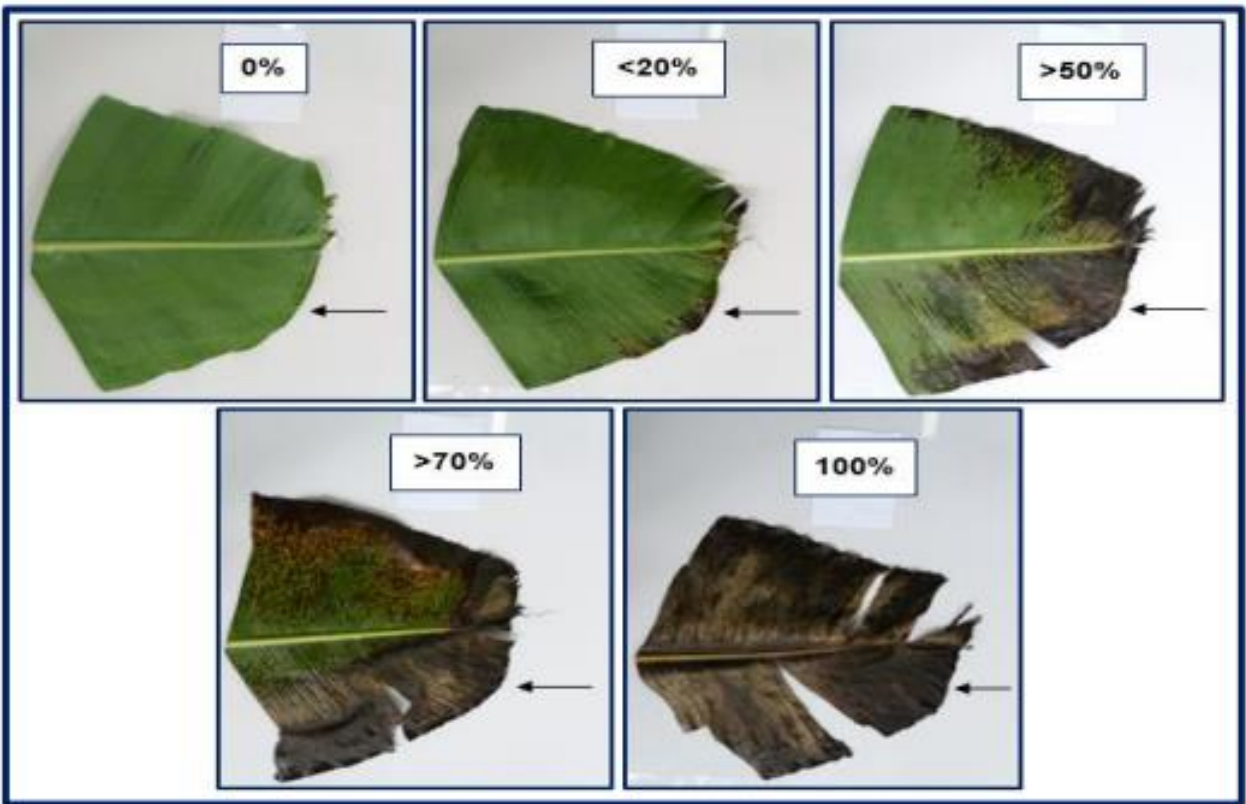
“La Sigatoka negra es una enfermedad foliar del plátano y banano causada por el hongo *Mycosphaerella fijiensis* y constituye el principal problema fitopatológico del cultivo. El patógeno destruye rápidamente el tejido foliar, como consecuencia se reduce la fotosíntesis y se afecta el crecimiento de la planta y la producción. En ausencia de medidas de combate la enfermedad puede reducir hasta en un 50 % el peso del racimo y causar pérdidas del 100 % de la producción debido al deterioro en la calidad”. (Benavides, 2019).

“A medida que avanza la enfermedad, las rayas se unen y gradualmente se vuelven negras, mostrando los primeros signos de necrosis, las zonas muertas de las hojas se secan, provocando la defoliación y la maduración temprana del fruto, la fase biotrófica presintomática puede durar varias semanas y, cuando los síntomas son visibles, las plantas de banano están afectadas de manera irreversible y la enfermedad ya se ha propagado lo que puede inducir pérdidas de producción de hasta 85%” (Carrion Ramon, 2020).

8.2 Herramientas desarrollada para el Diagnóstico de Sigatoka Negra.

Entre las herramientas más comunes para evaluar la severidad del ataque ocasionado por Sigatoka Negra se basa principalmente en la evaluación porcentual de área infectada por el patógeno, cuantificando el grado de infestación por los diferentes estadios de la hoja. La metodología aplicada se realiza mediante una escala de daño evaluada en porcentaje como se muestra en la figura 1 calculando un índice general del área necrosada por el hongo (Benavides, 2019).

Figura 1. Escala diagramática de infección utilizada en la evaluación de Sigatoka Negra (*P. fijiensis*).



Fuente. Benavides, 2019.

Painii y Meza (2022), realizaron un monitoreo para evaluar la severidad del ataque de Sigatoka negra, implementando la escala de nivel de severidad cuantificando el área afectada en porcentaje mediante el uso de dron (Avión que puede navegar de forma autónoma) concluyendo, el grado de eficiencia, cobertura y control de severidad en la enfermedad, fue favorable utilizando este tipo de herramienta para medir la severidad del ataque.

8.3 Análisis exploratorio y estructural de datos.

para implementar un modelo geoestadístico, se debe realizar un análisis de los datos mediante gráficos exploratorios tales como; diagrama de caja, tallos u hojas, histogramas, gráfico QQPLOT, lo cual permiten determinar la distribución y la tendencia de los datos, identificando los datos atípicos, variabilidad y correlación. Adicionalmente, con la construcción de un modelo geoestadístico se modela a través de funciones de semivarianza o covarianza la variable de interés,

comportándose en los procesos más importantes en el análisis estructural de un modelo probabilístico (Palacios, 2019).

8.4 Geoestadística.

Es una herramienta que trabaja conjunto de datos incorporando variables regionalizadas mediante la aplicación de interpolaciones de valores en un área geográfica que permite predecir valores no muestreado a partir de valores conocidos. Esta herramienta permite identificar la continuidad y variabilidad espacial donde su importancia radica en la predicción de poblaciones masivas. (Palacio, 2019).

8.4.1 Métodos determinísticos.

Torres (2017) citado por (Arias 2018, p14 -15), menciona “que los métodos determinísticos no se le asigna ningún comportamiento aleatorio o estocástico a la variable de interés y las predicciones obtenidas dependen del grado de similitud o suavizamiento entre los puntos” .

De acuerdo con Guedes et al. (2012) citado por (Arias 2018, p14 -15), expresa “que el interpolador determinista más utilizado es el Inverso de la Distancia Ponderada (IDW), que para la predicción de lugares no muestreados, utiliza informaciones de puntos muestreados que circundan el lugar de la predicción, es decir, los puntos muestreados vecinos” .

Por otra parte, “la interpolación con funciones de base radial método determinístico es una técnica exacta. Esto implica que la superficie debe pasar por cada valor de muestra medido. Su principal ventaja es que a partir de un gran número de datos se producen resultados óptimos para la generación de superficies suaves” (Combe y Arrocha, 2018).

8.5.2 Métodos no determinísticos o probabilísticos.

Torres (2017) citado por (Arias 2018. p15), indica “que las propiedades estadísticas de los datos para predecir, se conocen como la familia de los Kriging, encontrándose el ordinario, simple, universal, probabilístico, indicador, disyuntivo, entre otros . El “krigeado” es un interpolador estadístico que estima valores en puntos no muestreados a partir de informaciones de los puntos muestreados, considerando la estructura de dependencia espacial de la característica en estudio” .

Por otra parte, algunos autores han encontrado que los métodos de interpolación Kriging ordinario, universal y simple se han usado ampliamente en el campo agrícola, razón por la cual son los que se comparan en el presente trabajo con sus respectivos modelos.

Las técnicas de interpolación como el Kriging ordinario (OK), que supone que la variación espacial de la variable objetivo es estacionaria y puede modelarse como un proceso aleatorio utilizando un variograma, se han utilizado ampliamente en agricultura para la predicción de plagas y enfermedades. (De Caires et al., 2022).

Por otra parte, Rostamiet al. (2020), afirma “las técnicas de Kriging, ampliamente utilizadas, son métodos de interpolación estadística con una amplia gama de variaciones que incluyen Kriging simple (SK), Kriging ordinario (OK) y Kriging universal. Algunas de las aplicaciones incluyen: el uso de métodos Kriging para estimar la tasa de adsorción de sodio (SAR) y el contenido de cloruro en una granja agrícola, predicción de cosecha y proliferación de plagas y enfermedades.

8.5.3 Métodos de Kriging.

Kriging encierra un conjunto de métodos de predicción espacial que se fundamentan en la minimización del error cuadrático medio de predicción. El proceso del Kriging es asignar pesos a los vecinos más cercanos, la diferencia del Kriging con otros métodos de interpolación, es que utiliza un método semejante a la interpolación por media móvil ponderada, a diferencia que los pesos son asignados a partir de un análisis espacial, basado en el semivariograma experimental (Albarracín, 2018).

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(s_i)$$

$Z(s_i)$ = el valor medido en la ubicación i

λ_i = una ponderación desconocida para el valor medido en la ubicación i

s_0 = la ubicación de la predicción

n = la cantidad de valores medidos

8.5.4 Kriging simple.

Se asume que la media de la variable regionalizada es conocida y el variograma es estacionario. Predictor lineal, estimación puntual, utiliza la media poblacional en sus ecuaciones. La constante conocida, representada por la línea de puntos, es μ . El Kriging simple puede usar semivariogramas o covarianzas (las formas matemáticas que utiliza para expresar la autocorrelación), usar transformaciones y permitir un error de medición.

$$\mathbf{Z}(\mathbf{s}) = \mu (\mathbf{s}) + \epsilon (\mathbf{s})$$

Media Conocida y ajustada no estimada

8.5.5 Kriging ordinario o de media desconocida.

Se basa en el supuesto que la variación es aleatoria y espacialmente dependiente, y que el proceso aleatorio subyacente es intrínsecamente estacionario con media constante y varianza que depende solo de la distancia de separación y dirección entre los puntos y no de las posiciones absolutas (Masero, 2020).

$$\mathbf{Z}(\mathbf{s}) = \mu (\mathbf{s}) + \epsilon (\mathbf{s}),$$

Z(s): Variable de interés.

μ (s): Constante (media) conocida.

ϵ (s): Errores aleatorios.

s: lugar con unas determinadas coordenadas espaciales X (longitud) e Y (latitud).

Media ajustada pero no conocida (requiere estimación). En muchos casos no hay una tendencia en los datos, o si la hay, es tan débil que las predicciones son tan buenas como cuando se la ignora (Alfonso, 2015).

8.5.6 Kriging Universal.

Es un método de estimación de una variable regionalizada no estacionaria, es decir cuando hay tendencia o deriva. Supone que la deriva es un polinomio de las coordenadas. donde $\mu(s)$ es alguna función determinística Un polinomio de segundo orden es la tendencia (línea de guiones largos), que es $\mu(s)$. (Villalobos, 2021).

La variable se descompone como la suma de una función determinística más una función estocástica. No se conoce la tendencia de la variable, es un tipo de predictor lineal y puntual (Villalobos, 2021).

$$Z(s) = m(s) + e(s)$$

Media varia, requiere estimación, variogramas en residuales.

8.6 Modelos de Semivarioagrama.

8.6.1 Modelo esférico.

Tiene un crecimiento rápido cerca al origen, pero los incrementos marginales van decreciendo para distancias grandes, hasta que para distancias superiores al rango los incrementos son nulos (Arias, 2018). Su expresión matemática es la siguiente:

$$\gamma(h) = \begin{cases} C_0 + C_1 \left(\frac{3}{2} \left(\frac{h}{a} \right) - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right) & h \leq a \\ C_0 + C_1 & h > a \end{cases}$$

8.6.2 Modelo Exponencial.

Este modelo se aplica cuando la autocorrelación espacial disminuye exponencialmente cuando aumenta la distancia. En este caso, la autocorrelación desaparece por completo solo a una distancia infinita (Jaques, 2017).

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-3h}{a}\right) \right)$$

8.6.3 Modelo Gaussiano.

Al igual que en el modelo exponencial, la dependencia espacial se desvanece solo en una distancia que tiende a infinito. El principal distintivo de este modelo es su forma parabólica cerca al origen (Jaque, 2017). Su expresión matemática es:

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left(1 - \exp\left(\frac{-h^2}{a^2}\right) \right)$$

8.6.4 Modelo Circular.

Este tipo de modelo de predicción utiliza una función circular para ajustar la variabilidad espacial en un semivarioograma. Se asemeja a la función del modelo esférico donde la dependencia espacial se desvanece en su nivel asintótico. (Garnier, 2022).

$$h \left\{ \begin{array}{ll} C_{0+\frac{2C}{\pi}} \left(\frac{h}{a} \sqrt{1 - \left(\frac{h^2}{a^2}\right)} + \arcsin\left(\frac{h}{a}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_0 + C & h > a \\ 0 & h = a \end{array} \right.$$

Finalmente, se describen los modelos que se van a emplear para determinar el mejor para la predicción de Sigatoka negra. Munyati y Sinthumule (2022). Compararon diferentes modelos de Kriging concluyendo que el modelo gaussiano, esférico, circular y exponencial se ajustan más a la predicción con valores bajos de RMSE y RMSS. Adicionalmente, el “efecto nugget” fue cercano a cero donde evaluó en el campo agrícola masas forestales y bosque amenazados.

8.7 Validación Cruzada del modelo geoestadístico.

Se define validación cruzada como una “técnica que permite comparar valores verdaderos y estimados usando solo la información disponible en el set de datos”. El método consiste en estimar,

mediante Kriging un dato a partir de todos los restantes, por lo tanto, permite calcular el error de estimación en cada sitio y además realizar un análisis estadístico de los errores cometidos en todos los sitios con datos. El método de validación cruzada permite evaluar distintos tipos de Kriging y/o diferentes modelos de variograma (Villalobos, 2021).

8.8. Pasos de un análisis geoestadístico.

Según Tapia et al. (2020), realizo un Análisis espacial de antracnosis en el cultivo de aguacate en el Estado de México, Seleccionando aleatoriamente 200 árboles con el fin de predecir y determinar el comportamiento espacial de hongo. En su trabajo, implemento esta metodología para determinar el mejor método geoestadístico.

- Análisis de los datos exploratorios (estadística estándar)
- Análisis estructural (cálculo y modelación de variogramas).
- Estimaciones (kriging o simulaciones).
- Selección de modelo de interpolación.
- Validación cruzada.

9. HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN.

La agricultura de precisión, involucra el uso de técnicas geoestadísticas que permiten analizar el comportamiento de datos espaciales, proporcionando estimaciones y analizando la variabilidad. En la actualidad la geoestadística aporta en el campo de agricultura de precisión tecnologías geoespaciales que permiten monitoreos masivos de plagas y enfermedades, fertilización por sitio específico, estimaciones de cosecha a través de métodos de interpolaciones (Alvares et al., 2022).

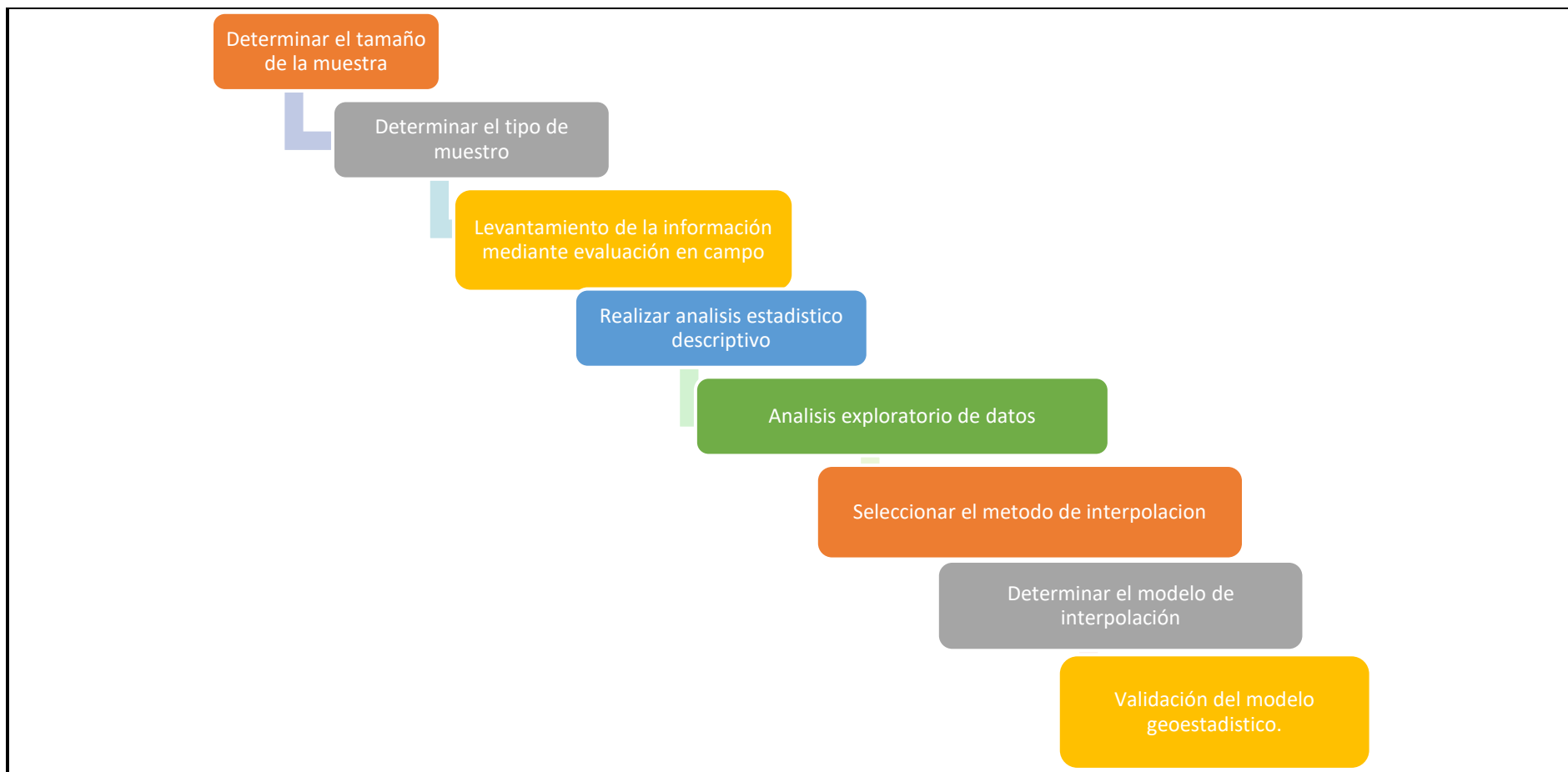
La enfermedad Sigatoka Negra, ha ocasionado grandes pérdidas económicas en el sector agrícola, donde en muchas familias campesinas su principal fuente de ingresos es el cultivo de Plátano. Adicionalmente, esta enfermedad en el sector agrícola carece de estudios geoespaciales que involucren técnicas de agricultura de precisión como análisis espaciales y modelos predictivos que determinen focos y ataques de este hongo, lo cual es fundamental para el manejo agronómico y evitar la diseminación de la enfermedad.

Por tal razón y lo planteado anteriormente, se formula la siguiente pregunta ¿Cómo afecta las técnicas tradicionales para evaluación y predicción de la infestación de Sigatoka Negra en el cultivo de plátano en Colombia?

10. METODOLOGÍA.

La metodología del presente trabajo está basada fundamentalmente en las actividades para dar cumplimiento de los objetivos planteados. En primera instancia, se describe el área de estudio, con su ubicación geográfica y condiciones climáticas. Seguidamente, trabajo de campo y levantamiento de la información. Una segunda fase de aplicación de un análisis exploratorio de datos para realizar diagnóstico de la enfermedad de Sigatoka Negra. Tercera fase, selección del mejor método y tipo de interpolación, determinando el modelo que más se ajusta a la predicción. Finalmente, validación del modelo geoestadístico con la evaluación realizada del trabajo en campo. A continuación, se presenta el flujo de trabajo en la Figura 2 para el presente trabajo.

Figura 2. Flujo de Trabajo y actividades para la predicción del ataque de Sigatoka Negra.

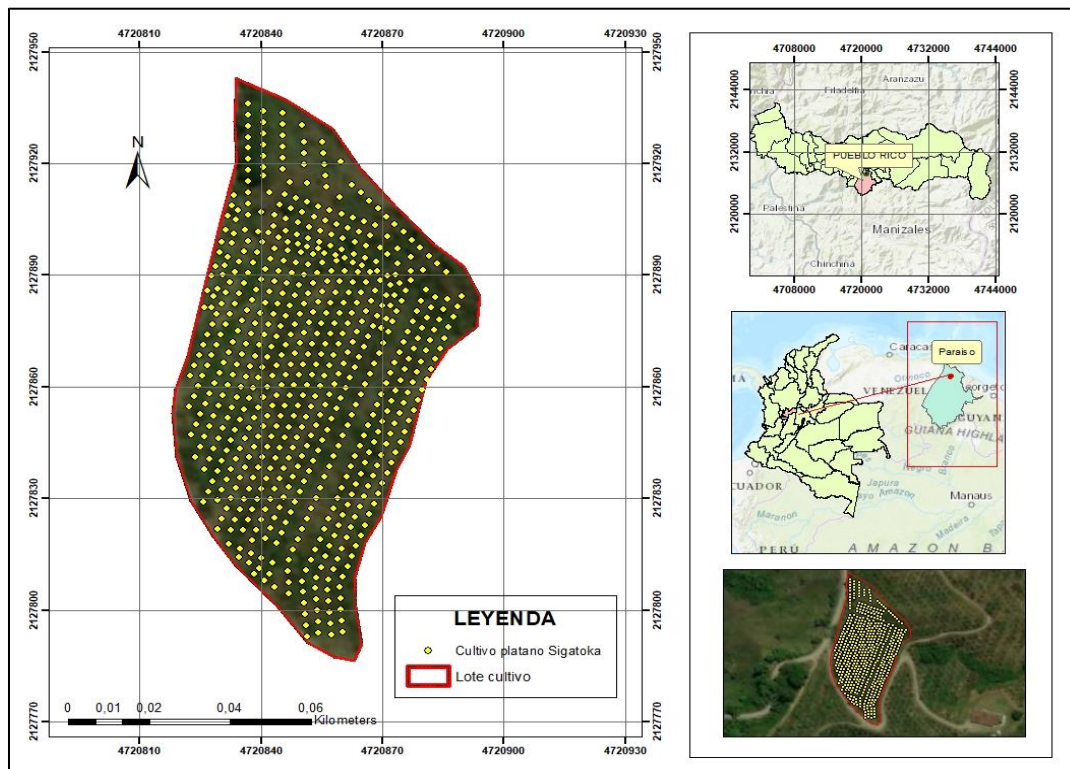


Fuentes. Elaboración Propia

10.1 Ubicación Geográfica.

El presente trabajo se realizó, en la finca el paraíso en la vereda Pueblo Rico del municipio de Neira departamento de Caldas; ubicada a $5^{\circ}, 9', 7,977''$ N y $75^{\circ} 31' 8,06''$ W, a 1780 m.s.n.m (Ver Figura 3).

Figura 3. Ubicación geográfica del predio el paraíso.



Fuente. Elaboración Propia.

La finca paraíso pertenece a la vereda pueblo rico del municipio de Neira donde se seleccionaron 558 plantas con presencia de la enfermedad de Sigatoka negra, puntos amarillos en el lote del cultivo.

10.2 Características Climatológicas y características del cultivo.

Especie Vegetal: Plátano, *Musa Paradisiaca*

Variedad: Dominicó Hartón

Distancia de Siembra: 2,5metros plantas x 2,5metros surcos.

Área total de la finca: 3 hectáreas.

Área en Plátano: 0,73 hectáreas.

Total, de plantas de cultivo de plátano: 1170 plantas.

Pluviosidad: 1800mm

Temperatura: 23,13°C

Humedad relativa: 82,43%

Pendiente: 20%

Textura del suelo: franco arenoso

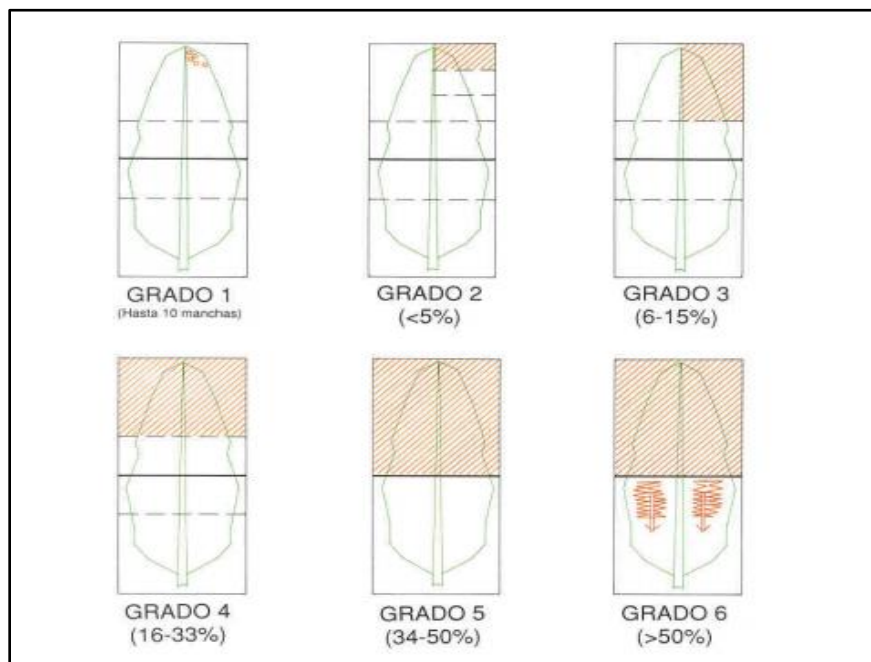
pH: 5,5

10.3 Trabajo de Campo y Levantamiento de la Información.

Mediante visitas de campo y aplicando la encuesta Survey 123, se recopilaron los datos del presente trabajo donde se evaluó el nivel de infestación de la hoja afectada por Sigatoka negra, mediante el método de Stover, el cual consiste estimar de forma visual el área foliar afectada, mostrando lesiones necróticas causada por Sigatoka (Romero et al, 2018).

Para determinar el área foliar afectada, debe estimarse visualmente el área cubierta por la unión de todos los síntomas de la enfermedad en cada hoja. Para facilitar esta estimación, se sugiere el uso de un patrón o modelo que divide la hoja en proporciones porcentuales (Severidad) como se muestra en la Figura 4 (Marín, 2018).

Figura 4. Niveles de evaluación de Sigatoka Negra (Severidad).



Fuente. Marín, 2018.

Una vez finalizada la evaluación los datos obtenidos fueron diligenciados en el formulario Survey 123, para sincronizar con el software ArcGIS.

10.4 Selección del tamaño de la muestra y tipo de muestreo.

Para determinar el tamaño de la muestra se empleó el cálculo del tamaño de una muestra para población finita, donde la cantidad de plantas del predio paraíso son 1170. El error admisible es de 3% y un nivel de confianza del 96%. A continuación, se describe la fórmula para el cálculo de la muestra.

$$n = \frac{Z^2 * N * p * q}{e^2 * (N - 1) + (Z^2 * p * q)}$$

Z = Nivel de confianza (Correspondiente con la tabla de valores de Z)

p= Porcentaje de la población que tiene atributo deseado

q= Porcentaje de la población que no tiene atributo deseado *1-p

Nota: Cuando no hay indicación de la población que posee o no el atributo, se asume 50% para p y 50% para q.

N: Tamaño del universo (se conoce puesto que es finito)

e= Error de estimación máximo aceptado

n= Tamaño de la muestra

$$n: \frac{1,96^2 * 50\% * 50\% * 1170}{3\%^2 * (220 - 1) + (1,96^2) * 50\% * 50\%}$$

$$n= 558 \text{ Plantas}$$

Cuadro 1. Variables estadísticas para el cálculo de población de muestra finita.

Población	N	1170
Nivel de Confianza	Z	1,96
Proporción de aceptación	p	50%
Proporción de rechazo	q	50%
Error máximo admisible	E	3%

Fuente. Elaboración Propia.

De acuerdo con el cálculo, la muestra para representar las plantas para evaluar el ataque de Sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis*) son 558 plantas en un área de 0,34 ha con un nivel de confianza del 95% y un error admisible del 3%, con una proporción de aceptación y rechazo del 50%

El tipo de muestreo es sistemático realizando una muestra aleatoria de las plantas por la topografía del terreno. Este tipo del muestreo es el más aplicable para el presente trabajo, alcanzando el tamaño de la muestra deseado.

10.5. Análisis exploratorio de datos.

Se implementará el software ArcGIS versión 10.8 para realizar un análisis exploratorio de los datos con el fin de conocer la distribución de los datos y su homogeneidad con la herramienta Geostatistical Analyst > Explore data. Es importante aplicar este procedimiento y realizar este análisis para determinar valores atípicos, variabilidad de los datos, comparar distribuciones y examinar rápidamente mediante gráficos

Las variables a evaluar para determinar la distribución de los datos son:

- Histograma (Distribución transformación Logarítmica, Transformación Box – Cox).
- Análisis de Tendencia
- Kurtosis y Skewness
- Diagrama de caja de Bigotes
- QQ-Plot
- Semivariogramas y Anisotropía.

10.6. Selección del mejor modelo y método de interpolación.

Para seleccionar el mejor modelo de interpolación se toman como referente los métodos determinísticos y se realiza la selección comparando los diferentes métodos geoestadísticos tipo kriging que son los más usados por la efectividad en la predicción como se referencio en los antecedentes de los trabajos previos. A continuación, en el cuadro 2, se presentan algunos métodos de interpolación, utilizados en esta investigación

Cuadro 2. Métodos de interpolación.

Métodos de Interpolación			
Métodos determinísticos	Métodos Geoestadísticos		
Base Radial	Kriging	Kriging	Kriging
Inversa distancia Ponderada (IDW)	Simple	ordinario	Universal

Fuente. Elaboración Propia.

Una vez seleccionado el mejor tipo y método geoestadístico de interpolación se realiza la comparación de los modelos (Ver Cuadro 3).

Cuadro 3. Métodos de interpolación.

Método de interpolación	Modelo
Kriging	Esférico
	Circular
	Exponencial
	Gaussiano

Fuente. Elaboración Propia.

Para realizar la selección del mejor modelo de interpolación se implementarán las siguientes variables.

- RMS (Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio)
- ASE (Error Estándar Promedio)
- RMSS (Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio Estándar).

Valores que presenten el menor (RMS), Menor (ASE) y (RMSS) más cercano a 1 presentará el mejor modelo predictivo del ataque de sigatoka negra.

10.7. Validación del método geoestadístico.

El modelo geoestadístico se validó de dos maneras. La primera, se tomaron 58 plantas que no hacen parte de las 558 plantas (muestra), para la construcción del modelo. Estas 58 plantas se georreferenciaron a parte de la muestra con el fin de validar la predicción del modelo con los valores medidos en campo.

Las coordenadas de las plantas evaluadas en campo se ingresaron a la herramienta Geostatistical Wizard, seleccionado el método y modelo de interpolación, definiendo el máximo y el mínimo de vecinos y tipo de sector.

La segunda manera fue implementando la herramienta Subset Feature dividiendo el conjunto de datos original en dos partes. Una parte se utilizó para modelar la estructura espacial y producir una superficie (558 plantas muestreadas). La otra parte se utilizó para comparar y validar la superficie de salida (58 plantas), que representan el 10% de la muestra.

11. RESULTADOS.

Los resultados se presentan en orden de acuerdo con los objetivos específicos establecidos.

11.1 Análisis exploratorio de datos.

A continuación, en el cuadro 4, se muestran los resultados de la aplicación de estadísticas descriptiva evaluando sus medidas de tendencia central, dispersión, posición y forma. Estas medidas estadísticas miden la variable (severidad), la cual determina el nivel de infestación de la sigatoka negra en el cultivo de plátano, la cual se mide en porcentaje que es el nivel de daño de la hoja evaluada.

Cuadro 4. Porcentaje de daño en la hoja (Severidad).

Medidas de tendencia central	
Promedio	14,85%
Mediana	15%
Moda	15%
Medidas de dispersión	
Desviación Estándar	4,10%
Varianza	16,79%
Rango	29%
Varianza Poblacional	16,76%
Desviación Estándar De Población	4,09%
Error Estándar De La Media	0,17%
Coefficiente de Variación (CV)	27,59%
Medidas de posición	
1st quartile	13%
median	15%
3rd quartile	16%
Medidas de forma	
skewness	0,41

kurtosis	3,53
----------	------

Fuente. Elaboración propia.

Con respecto a las medidas de tendencia central se puede determinar que el promedio, mediana y moda son de 14, 85%, 15%, y 15% respectivamente. Estas tres variables estadísticas presentan valores similares presentando una distribución ligeramente asimétrica. Estos porcentajes representan el nivel de infestación de sigatoka negra en las 558 plantas muestreadas. Este valor indica el método agronómico para realizar control de sigatoka negra en plátano, donde porcentajes mayores del 10%, representa que se debe aplicar productos de síntesis química para controlar la enfermedad.

Las medidas de dispersión como la desviación estándar presentan datos homogéneos ya que presenta un valor cercano a la unidad. Adicionalmente, el coeficiente de variación es menor al 30% representado que la media aritmética es representativa en el conjunto de datos.

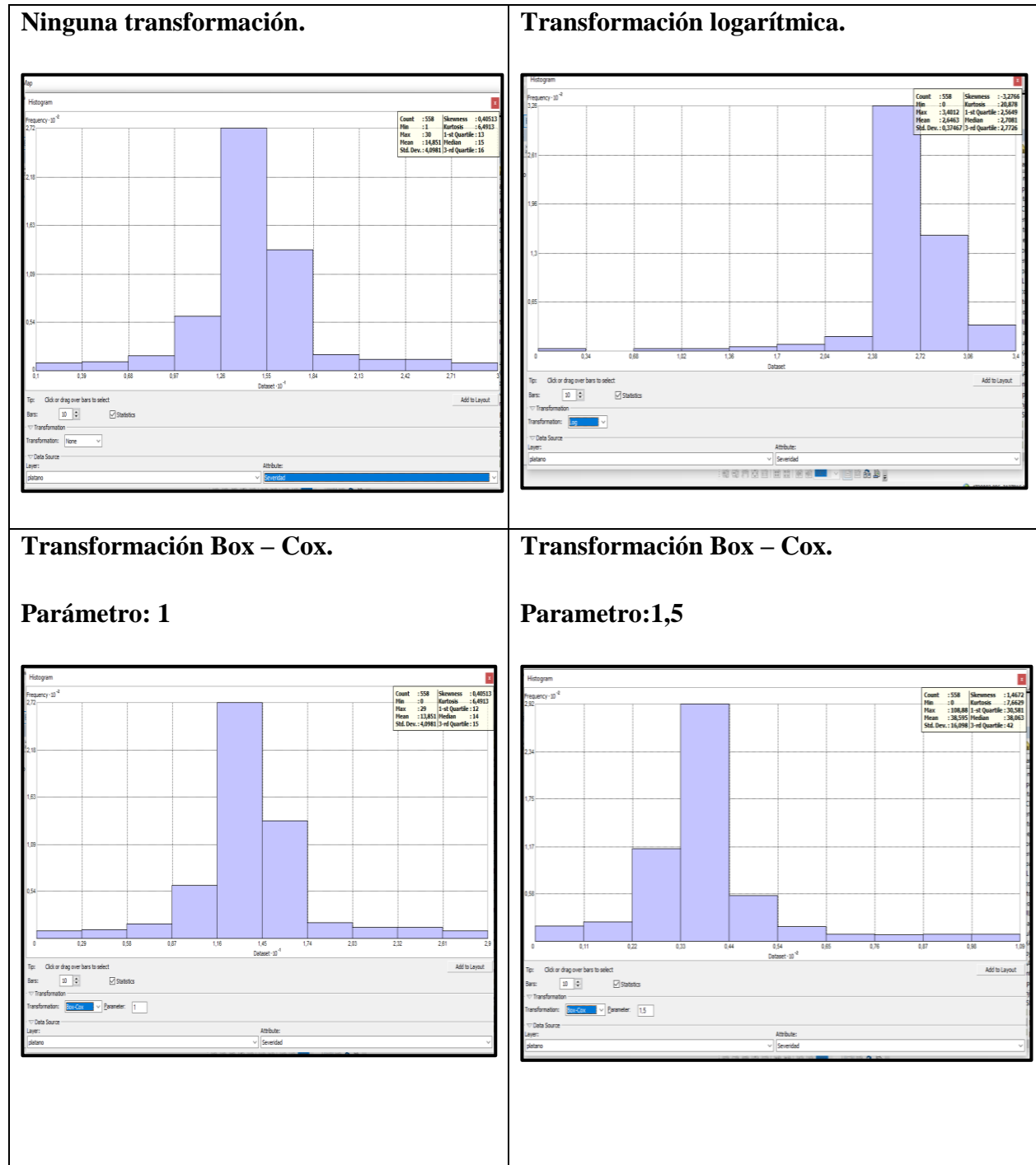
Adicionalmente, el 25% de las plantas evaluadas presentan una severidad menor o igual al 13% por sigatoka. 50% de las plantas presentan una severidad menor o igual al 15%. 75% de las plantas presentar una severidad menor o igual al 16%.

La curtosis presenta una distribución leptocúrtica y el Skewness es asimétrico de cola positiva lo que indica que posiblemente hay valores atípicos.

11.2 Caja de herramientas de Geostatistical Analyst.

En esta parte del trabajo mediante la herramienta geostatistical analyst, se proporciona una visualización de los datos, analizando y entendiendo su distribución espacial mediante el uso de histogramas, QQ-plot, Trend analysis, análisis de semivarioagrama y caja de bigotes. En la figura 5, se muestra las transformaciones que se realizaron a los histogramas para determinar la tendencia de los datos.

Figura 5. Análisis de histogramas con sus respectivas transformaciones.



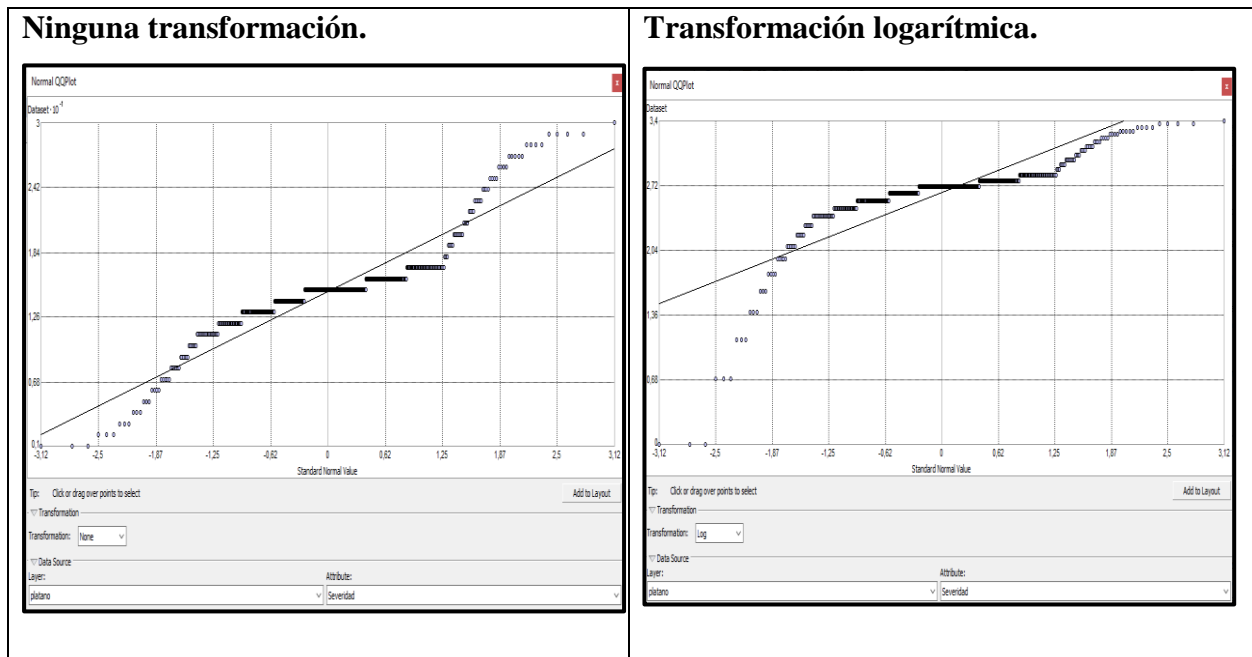
Fuente. Elaboración propia.

Analizando los histogramas se puede determinar donde no se realizó transformación (Distribución No – Normal), la distribución de los datos es asimétrica porque no presenta uniformidad en la distribución, presentando datos atípicos en los extremos del histograma.

La transformación logarítmica de los datos presenta una distribución hacia la derecha (asimetría negativa). Con respecto a la transformación de box – Cox aplicando un parámetro 1,0 presenta valores del Skewness de 0,4 y una curtosis de 6,4 y la diferencia entre la media y la mediana es de 0,98. La kurtosis en ambas transformaciones de BOX – COX, presenta una distribución leptocúrtica presentando valores positivos con respecto a la media (Kurtosis mayor a 0). Lo anterior, indica la tendencia de los datos están concentrados hacia la media aritmética.

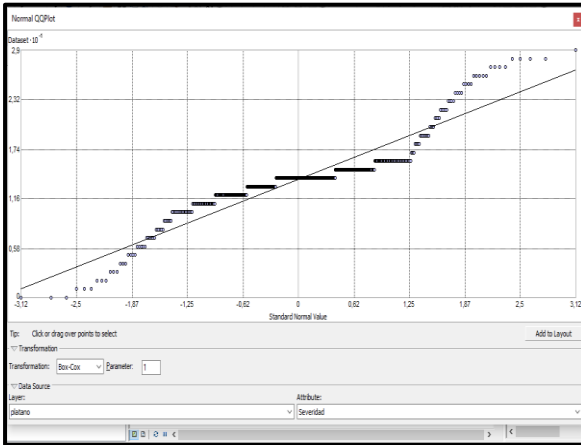
En la Figura 6, se realiza el análisis de QQ-plot de los puntos observados con respecto de la línea continua, empleando las diferentes transformaciones: Logarítmica, Box – Cox con sus respectivos valores.

Figura 6. Análisis de QQ-plot con sus respectivas transformaciones.



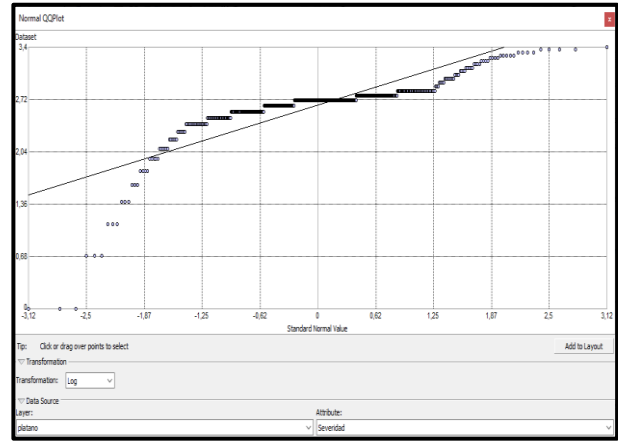
Transformación Box – Cox.

Parámetro: 1



Transformación Box – Cox.

Parametro:1,5

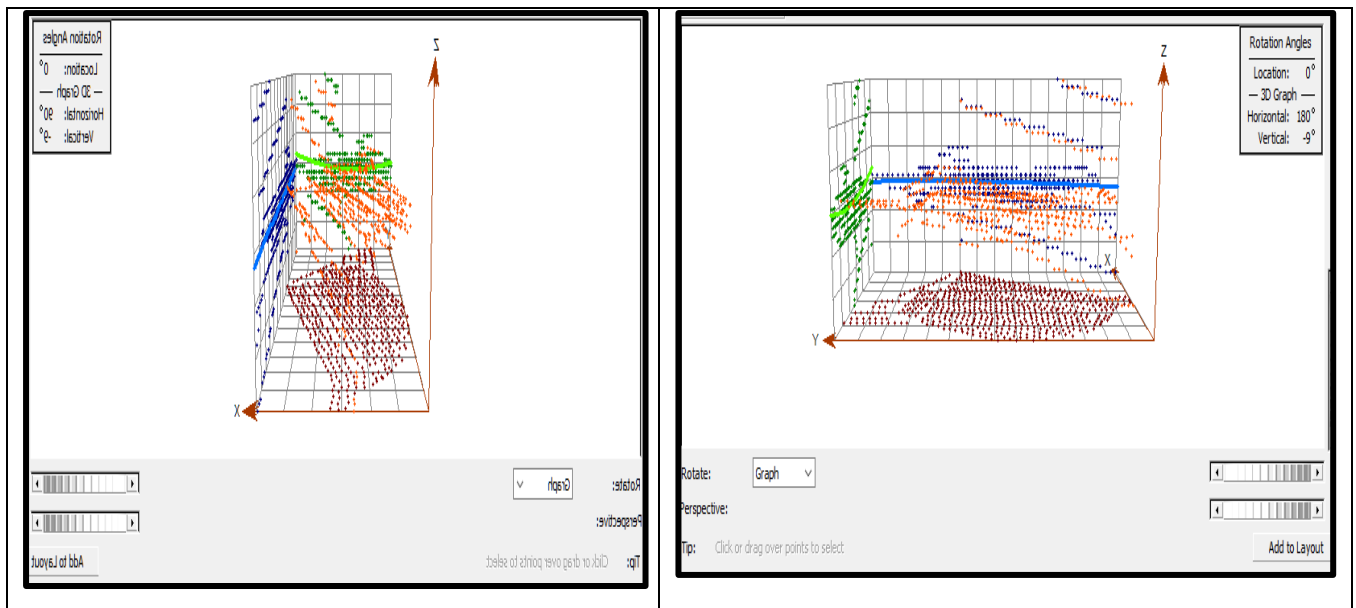


Fuente. Elaboración propia.

En las transformaciones utilizadas se puede concluir que los valores observados no se encuentran sobre la línea continua que está en un ángulo de 45°. Adicionalmente, se encuentran valores atípicos en los extremos lo cuales corresponde a los puntos del ataque de Sigatoka negra entre los rangos del (1%-10%) y (25 – 30%). Estos valores atípicos, son generados por factores externos en el lote que modifican las condiciones ambientales afectando los niveles de infestación de la enfermedad. Adicionalmente, estos valores afectan para realizar interpolaciones distorsionando los resultados de los análisis de los métodos de interpolación ejecutados. Sin embargo, no se excluyeron del análisis porque presentan plantas afectadas, las cuales deben ser manejadas agrónomicamente por el productor de acuerdo a la visualización del mapa y el método de interpolación seleccionado.

En la figura 7, se empleó un análisis de tendencia con la herramienta Trend Analysis, empleando diferentes polinomios, mostrando una perspectiva tridimensional de los datos de la evaluación de Sigatoka Negra.

Figura 7. Análisis de tendencia.



Fuente. Elaboración propia.

Realizando un análisis de tendencia mediante la herramienta Trend Analysis el resultado es un gráfico en tres dimensiones (X, Y, Z). se realizaron proyecciones en diferentes direcciones este - oeste (X-Z) y norte - sur (Y-Z), con una rotación de ángulos en -9° en la vertical y en la horizontal 180° y 90° . Se puede analizar una dispersión en los datos en los diferentes polinomios planteados y direcciones. Adicionalmente, en los puntos rojos que son los datos tomados en campo evaluando la infestación de la enfermedad de Sigatoka Negra se ven diferentes patrones estos se deben primordialmente a las condiciones ambientales de alguna zona del lote favoreciendo aumentar la infestación de esta enfermedad.

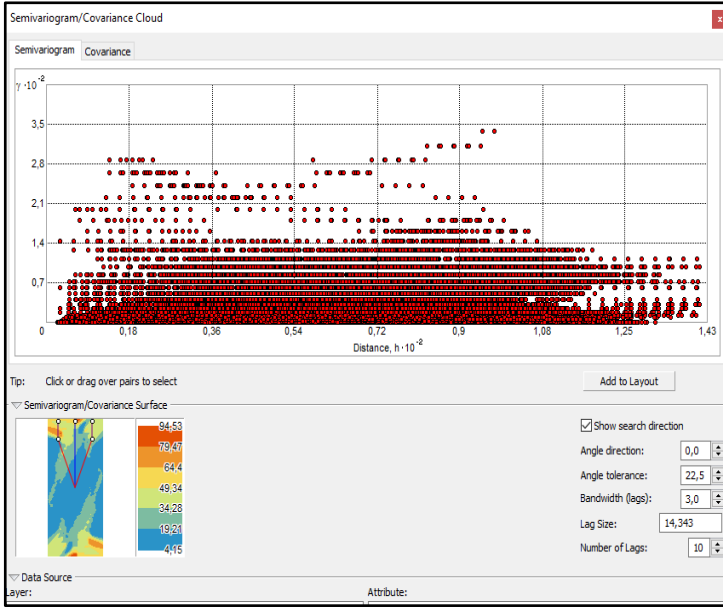
Finalmente, no existe tendencia en los datos en los polinomios planteados con sus direcciones, como se muestra en la figura 7 no se encuentran sobre la línea continua y presentan diferentes dispersiones y agrupamientos de datos.

En la figura 8, se analiza los diferentes semivariogramas empleados con sus respectivos ángulos y diferentes direcciones para analizar la anisotropía e isotropía determinando la distribución de los datos evaluados.

Figura 8. Análisis de semivariogramas.

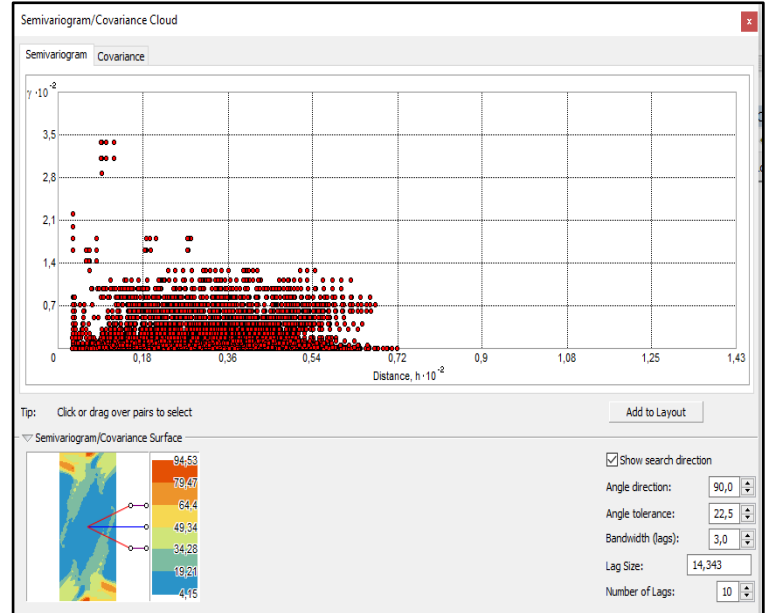
Dirección Angulo: 0°

Tolerancia Angulo: 22,5°



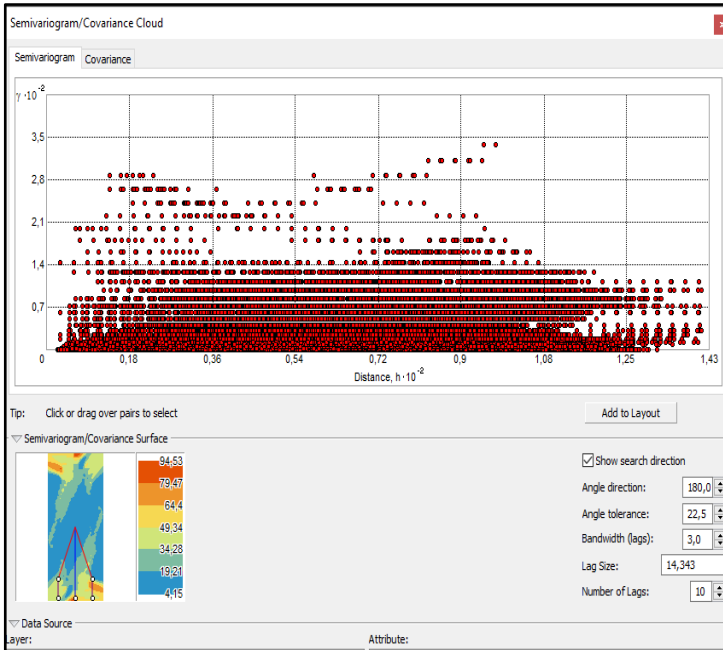
Dirección Angulo: 90°

Tolerancia Angulo: 22,5



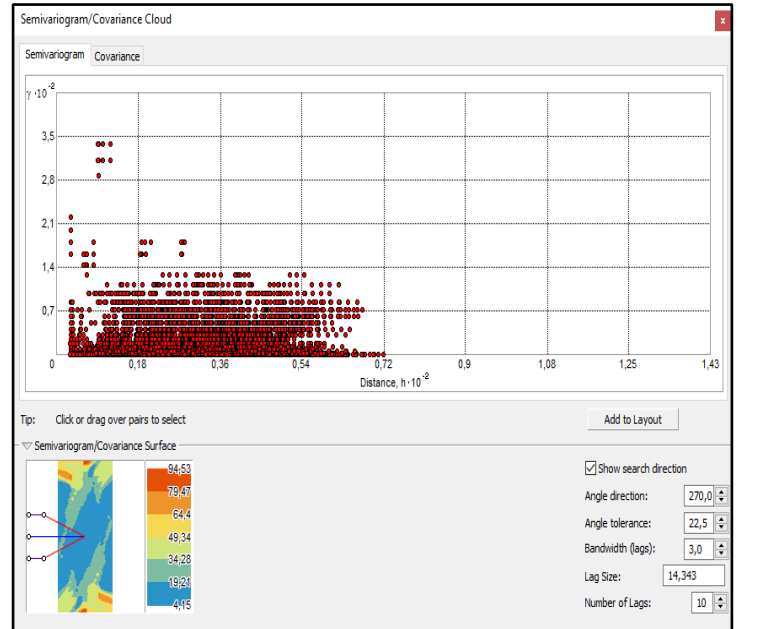
Dirección Angulo: 180°

Tolerancia Angulo: 22,5°



Dirección Angulo: 270°

Tolerancia Angulo: 22,5°

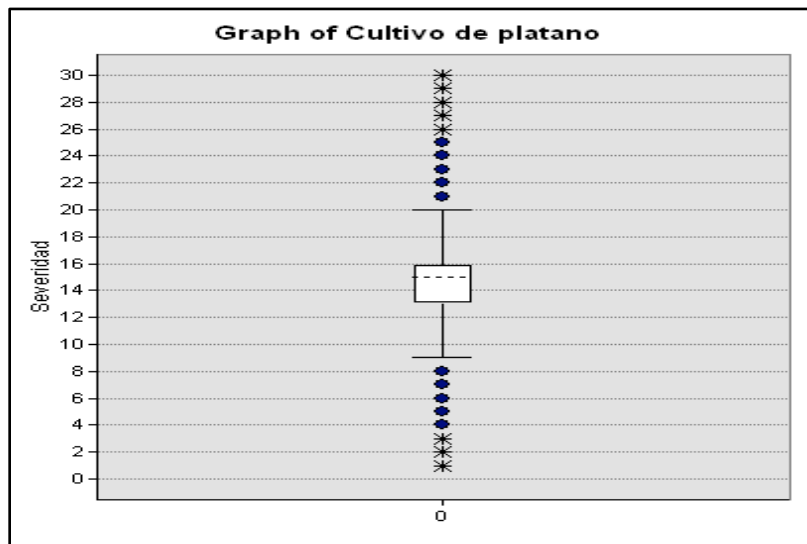


Fuente. Elaboración Propia

Analizando los semivariogramas calculados en diferentes direcciones con un ángulo de tolerancia de $22,5^\circ$ como se propone en el presente trabajo, se puede determinar que se presenta anisotropía en las diferentes direcciones contempladas, presentando diferentes tendencias en los datos de acuerdo a los ángulos. Así mismo, se puede determinar que en los semivariogramas analizados se encuentran unos datos atípicos en la parte superior del semivariograma.

En la figura 9, se muestra el diagrama de caja de bigotes, para determinar los datos atípicos en el diagnóstico de la enfermedad Sigatoka Negra, los cuales son fundamentales para el presente estudio.

Figura 9. Diagrama de Caja de Bigotes.



Fuente. Elaboración propia.

Como se muestra en el diagrama de caja de bigotes se encuentra datos atípicos en la evaluación de sigatoka negra con un porcentaje de infestación en los rangos de (0 – 8%) y (21 – 30%). Los valores atípicos son coherentes con el gráfico estadístico Q-Q PLOT, donde se encuentra estos valores que representa niveles de infestación del hongo sigatoka negra.

Finalmente, de acuerdo con lo planteado en el objetivo 1 se realiza análisis exploratorio de datos empleando la herramienta de *geostatistical wizard* y estadística descriptiva empleando todo el flujo de trabajo con las diferentes funciones estadísticas. Este análisis es fundamental para determinar tendencias, datos atípicos, aleatoriedad, demostrando que se presentan variabilidad en la

evaluación del daño de la enfermedad de sigatoka negra la cual se debe a factores ambientales y del lote del cultivo que distorsiona la distribución.

11.3 Selección de Método de Interpolación.

En esta parte de trabajo como se muestra en el cuadro 5, se tomó como referencia métodos determinístico (IDW) y base radial y se realizó la comparación de los métodos de interpolación comparando las medidas estadísticas que define el mejor método.

Cuadro 5. Métodos de interpolación para la predicción del ataque de Sigatoka Negra.

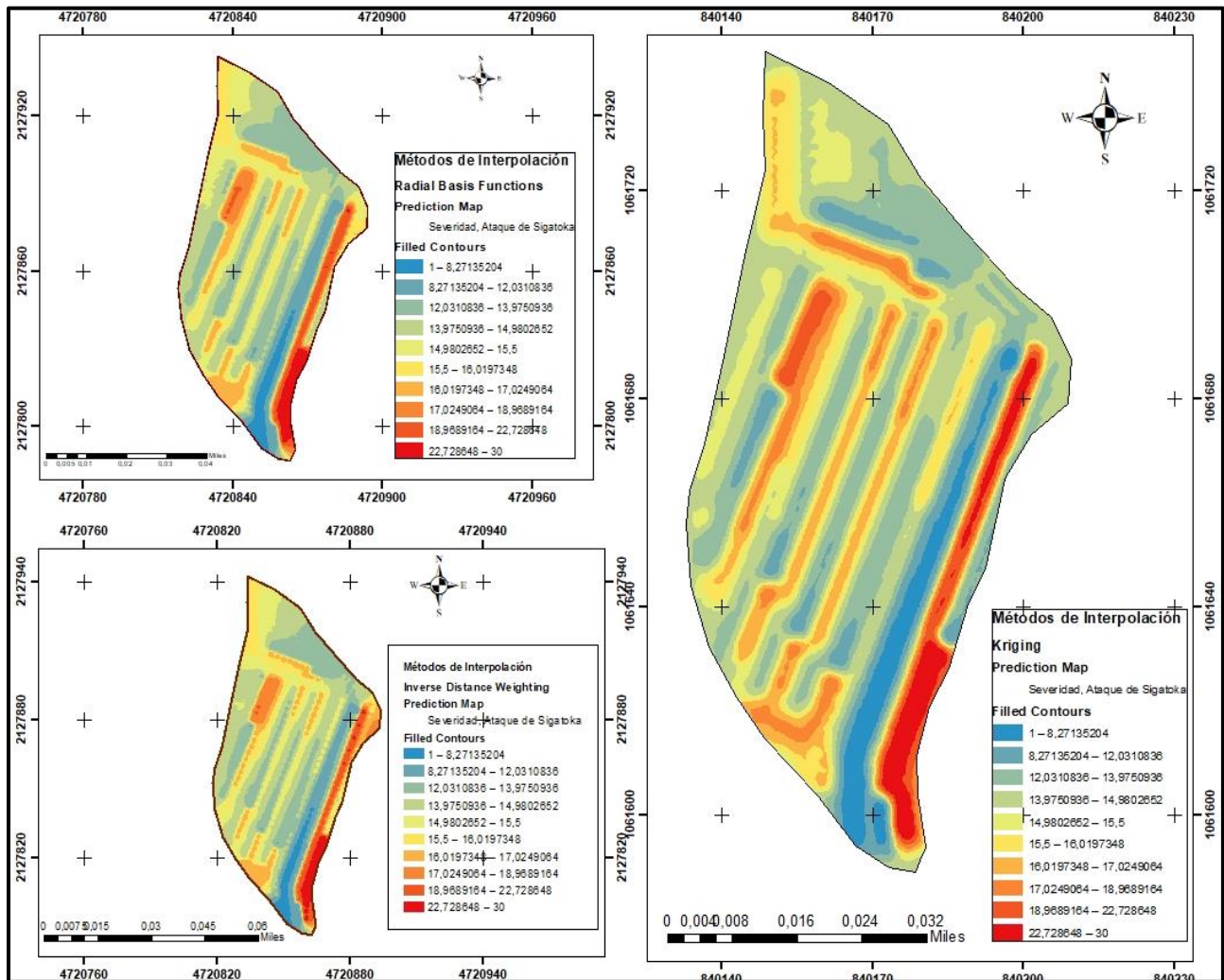
Método de Interpolación	RMS (Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio)	ASE (Error Estándar Promedio)	RMSS (Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio Estándar)
Inverso de la distancia ponderada (IDW)	2,94		
Base Radial	2,60		
Kriging	1,73	3,54	0,53

Fuente. Elaboración Propia.

De acuerdo con el cuadro 5, se puede inferir que el mejor método de interpolación es Kriging con un RMS de 1,73 comparado con los demás métodos. Este valor representa el error cuando realiza la predicción del nivel de infestación del ataque de sigatoka negra en el cultivo de plátano.

En la figura 10, representa los diferentes metodos de interpolacion empleado para estimar la infestacion de la enfermedad Sigatoka Negra, mostrando las estimados de estos metodos de interpolacion.

Figura 10. Representación gráfica métodos de interpolación (Radial, IDW, Kriging).



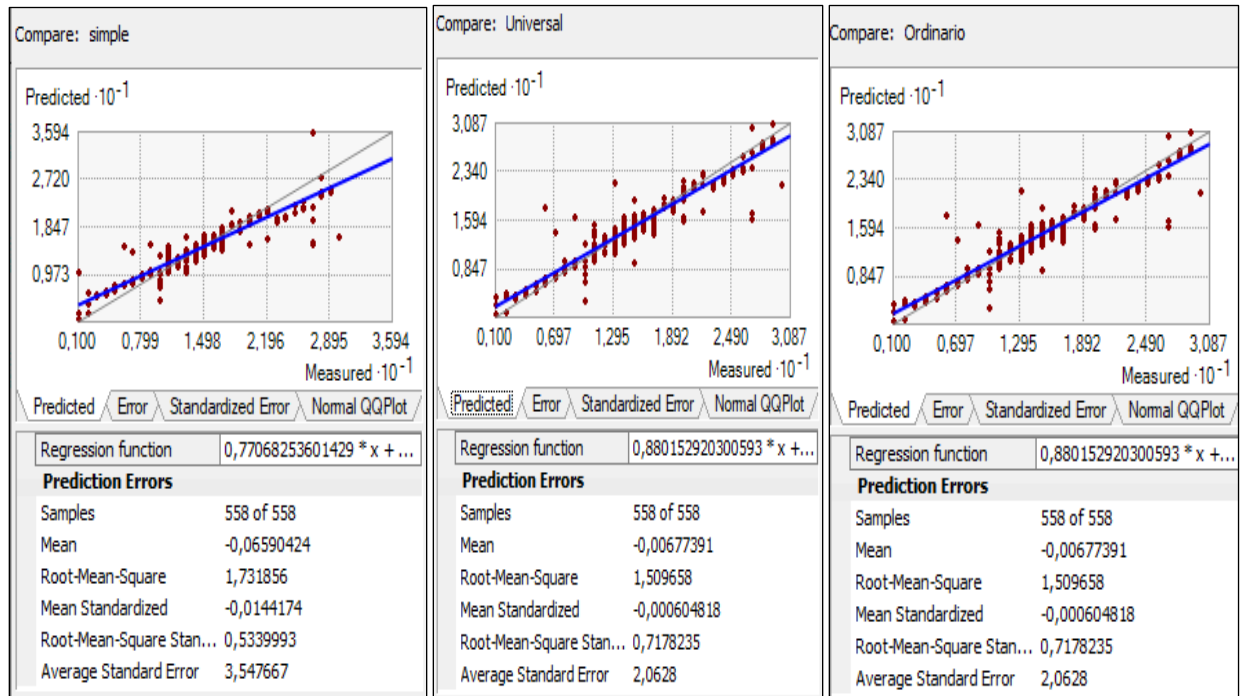
Fuente. Elaboración propia.

Por otra parte, en el presente mapa se puede observar la representación gráfica de los tres modelos de interpolación mostrando similitudes en las predicciones de acuerdo a los niveles de infestación de la enfermedad. Estas similitudes se deben a la tendencia de los datos y su distribución, mostrando en la medida estadística (RMS) que los 3 modelos presentan un valor bajo.

11.4 Selección de tipo y modelo de interpolación.

Para la selección de tipo y modelo de interpolación se comparo los metodo de kriging para realizar este proceso por la efectivida en la precision. Primeramente, se comparo los 3 tipos de interpolación (Kriging) como se muestra en la Figura 11.

Figura 11. Comparación de tipos de interpolación Kriging. (Simple, Universal, Ordinario).

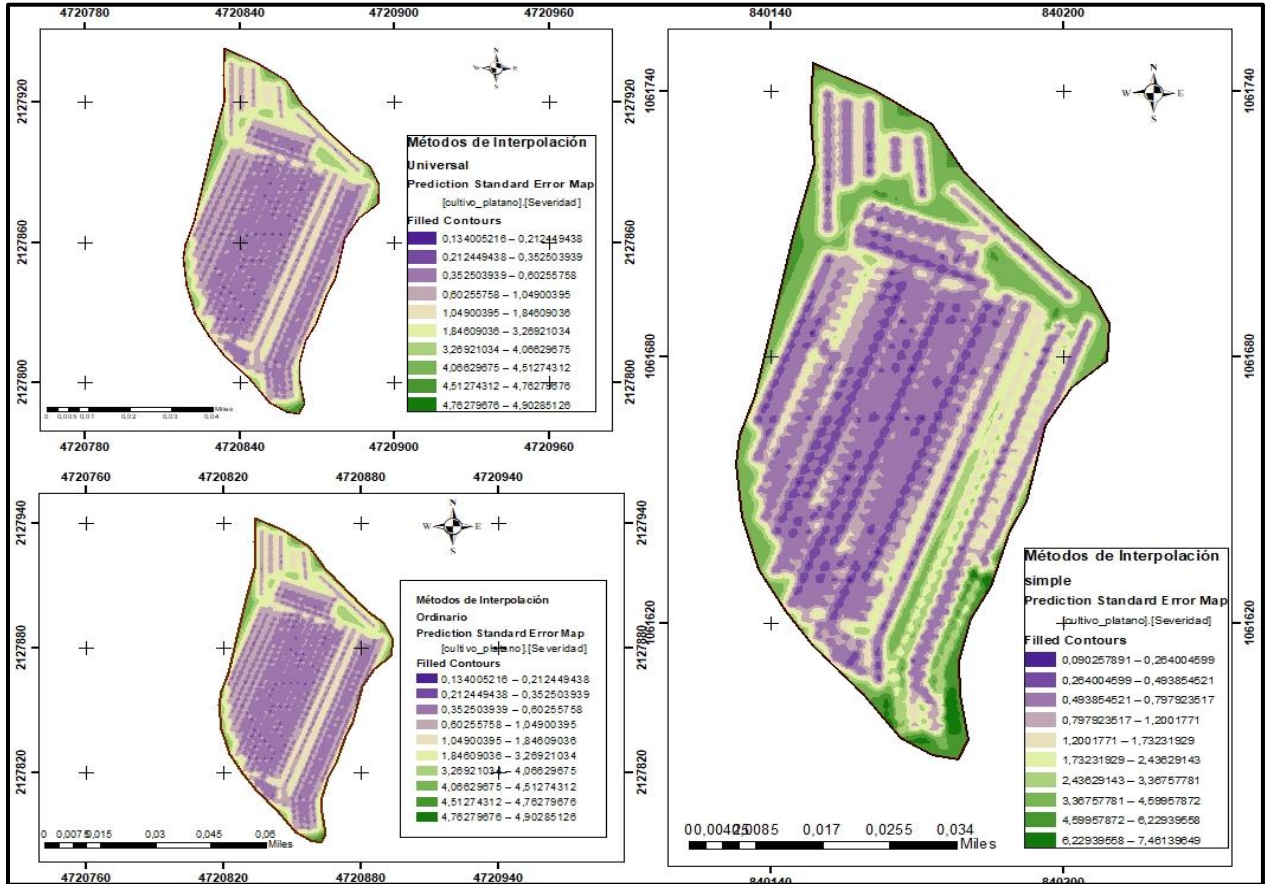


Fuente. Elaboración propia.

De la Figura 11, se puede deducir que el kriging simple presenta un valor del (RMS) más alto comparado con los otros dos tipos. Sin embargo, el porcentaje de error en el área agrícola para la predicción del nivel de infestación (severidad) es aceptable en el cultivo de plátano. Adicionalmente, se puede observar que cada tipo de kriging presenta la función de regresión donde el kriging universal y el ordinario tiene el valor más cercano a la unidad en el coeficiente de determinación (R^2).

La Figura 12, se puede determinar los diferentes métodos de interpolación tipo Kriging empleados para la predicción del ataque de Sigatoka Negra, mostrando los diferentes niveles de infestación en porcentaje de la presencia de la enfermedad.

Figura 12. Representación gráfica de tipos de interpolación Kriging. (Simple, Universal, Ordinario).



Fuente. Elaboración propia.

En el mapa se muestra la representación gráfica de los tres tipos de kriging en el presente trabajo. Realizando un análisis visual de los tres métodos, los puntos estimados reflejan una correlación espacial zonificando las infestaciones por Sigatoka Negra homogéneamente, esto se debe a la efectiva del método donde los tres métodos presentan medidas estadísticas similares. por valores similares.

Una vez definido el tipo de Kriging se dispone a seleccionar el mejor modelo como se muestra en el cuadro 6 comparando diferentes variables geoestadísticas y los componentes del semivariogram

Cuadro 6. Comparación de los tipos de Kriging y modelos para la predicción del ataque de Sigatoka Negra.

Tipo de Kriging	Modelo			Expresión Matemática	C ₀ (Efecto pepita)	C ₁ (Meseta parcial)	a (Rango)
Ordinario	Circular	RMS	1,509	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+\frac{2c}{\pi}} \left(\frac{h}{a} \sqrt{1 - \left(\frac{h^2}{a^2}\right)} + \arcsin\left(\frac{h}{a}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_0 + C & h > a \\ 0 & h = a \end{cases}$	0	15,58	7,22
		RMSS	0,717				
		ASE	2,062				
	Esférico	RMS	2,074	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} \left(\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h^3}{a^3}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_{0+c} & h > a \\ 0 & h = a \end{cases}$	0	15,79	8,45
		RMSS	0,763				
		ASE	2,709				
	Exponencial	RMS	2,338	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} \left(1 - \exp\left(-\frac{h}{a}\right) \right) & h > 0 \\ 0 & h = 0 \end{cases}$	0	17,11	11,5
		RMSS	0,740				
		ASE	3,152				
	Gaussian	RMS	1,509	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} \left(1 - \exp\left(-\frac{h^2}{a^2}\right) \right) & h > 0 \\ 0 & h = 0 \end{cases}$	0,01	15,89	6,79
		RMSS	0,716				
		ASE	2,062				
Simple	Circular	RMS	1,731	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+\frac{2c}{\pi}} \left(\frac{h}{a} \sqrt{1 - \left(\frac{h^2}{a^2}\right)} + \arcsin\left(\frac{h}{a}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_0 + C & h > a \\ 0 & h = a \end{cases}$	0	1,08	6,01
		RMSS	0,533				
		ASE	3,547				
	Esférico	RMS	2,174	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} \left(\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h^3}{a^3}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_{0+c} & h > a \\ 0 & h = a \end{cases}$	0	1,07	7,38
		RMSS	0,596				
		ASE	3,737				

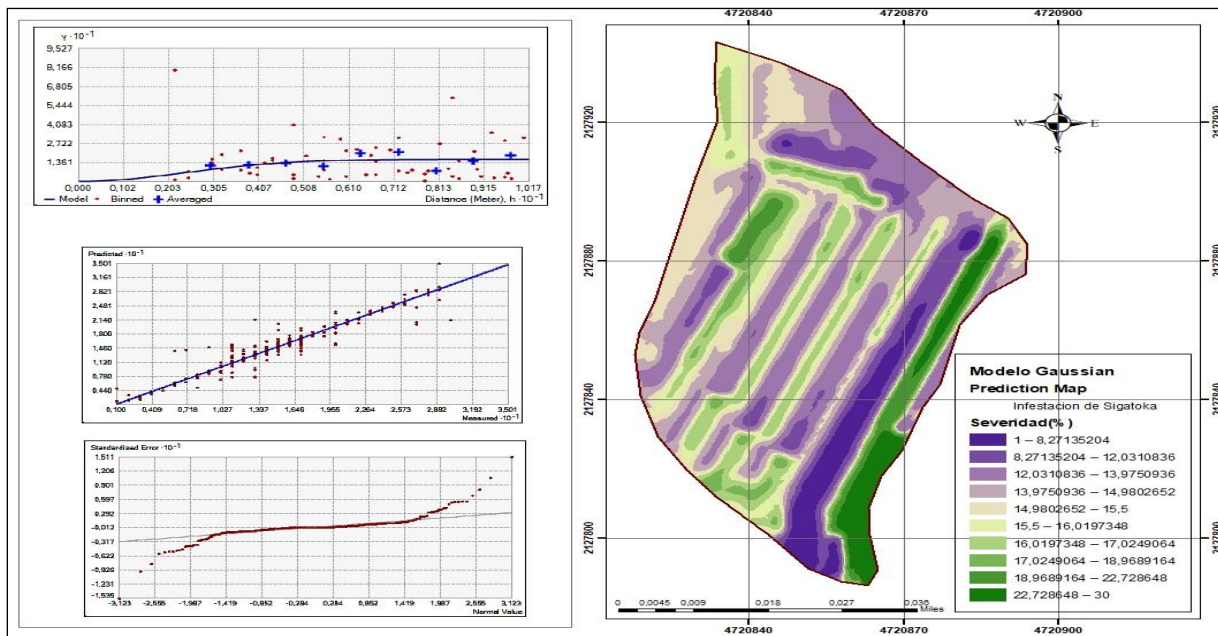
	Exponencial	RMS	2,630	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} (1 - \exp(-\frac{h}{a})) & h > 0 \\ 0 & h = 0 \end{cases}$	0	1,14	9,27												
		RMSS	0,537																
		ASE	4,735																
	Gaussian	RMS	1,731					$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} (1 - \exp(-\frac{h^2}{a^2})) & h > 0 \\ 0 & h = 0 \end{cases}$	0	1,09	6,01								
		RMSS	0,533																
		ASE	3,547																
Universal	Circular	RMS	1,509	$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+\frac{2c}{\pi}} \left(\frac{h}{a} \sqrt{1 - \left(\frac{h^2}{a^2}\right)} + \arcsin\left(\frac{h}{a}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_0 + C & h > a \\ 0 & h = a \end{cases}$	0	15,58	7,27												
		RMSS	0,717																
		ASE	2,062																
	Esférico	RMS	2,074					$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} \left(\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h^3}{a^3}\right) \right) & 0 < h \leq a \\ C_{0+c} & h > a \\ 0 & h = a \end{cases}$	0	15,79	8,47								
		RMSS	0,763																
		ASE	2,709																
	Exponencial	RMS	2,338									$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} (1 - \exp(-\frac{h}{a})) & h > 0 \\ 0 & h = 0 \end{cases}$	0	17,11	11,52				
		RMSS	0,7401																
		ASE	3,152																
	Gaussian	RMS	1,409													$\gamma(h) = \begin{cases} C_{0+c} (1 - \exp(-\frac{h^2}{a^2})) & h > 0 \\ 0 & h = 0 \end{cases}$	0,1	15,78	11,97
		RMSS	0,817																
		ASE	1,62																

Fuente. Elaboración Propia.

Del cuadro 6, se puede determinar que el mejor modelo que se ajusta para obtener la mejor predicción de sigatoka negra es el Kriging tipo universal con modelo Gaussiano con valores de 1,409 de (RMS) y (ASE) 1,962 comparado con los otros modelos y tipos de kriging empleados. Adicionalmente el (RMSS), es el más cercano a 1. Adicionalmente, se puede determinar bajos errores en la medición de la variable (severidad), por el efecto pepita donde su valor es cercano a cero, mostrando la efectividad del muestreo. Con respecto al (Rango) distancia a la cual el valor semivariograma es máximo, el modelo gaussiano tiene un valor alto permitiendo que haya más datos con correlación espacial.

A continuación, en la figura 13, muestra el kriging universal con modelo Gaussiano disminuyendo el (RMS) a 1,2 y (RMSS) a 0,9 ajustando el modelo presentando anisotropía con una dirección de 302° y un ángulo de tolerancia de $22,5^\circ$ aumentando el número de vecinos a 10 y con 8 sectores para la predicción. Adicionalmente, se puede analizar en el mapa realizando un ajuste al semivariograma los binned se ajustan más a línea continua y los puntos estimados en el gráfico de QQ-Plot disminuyen valores atípicos en los extremos.

Figura 13. Representación interpolación Kriging universal con modelo Gaussian.

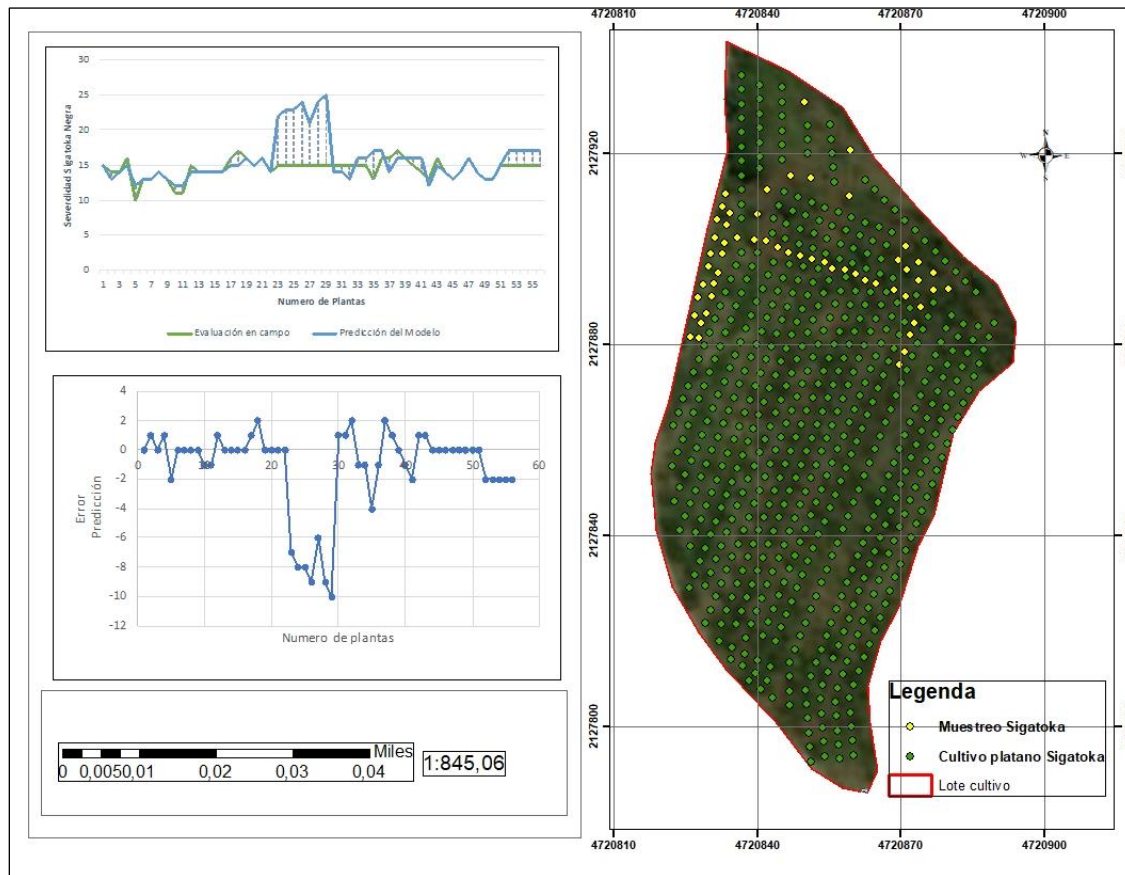


Fuente. Elaboración propia.

11.5 Validación de modelo geostatístico con evaluación efectuada en campo.

Una vez definido el mejor modelo de kriging se realiza una validación con 58 plantas a parte de la muestra inicial (558 plantas), evaluando en campo el grado de infestación de la enfermedad Sigatoka Negra para validar con el modelo mediante la estimación de coordenadas. Los puntos de color amarillo que se aprecian en la Figura 14, son las plantas evaluadas en campo donde se ingresaron las coordenadas al modelo para realizar la estimación de la severidad o porcentaje de infestación para compararla con la evaluación en campo.

Figura 14. Validación de modelo geostatístico con la evaluación de Sigatoka en campo.



Fuente. Elaboración propia.

Se toma las 58 plantas donde representa el 10% aproximadamente de la población total; donde se puede concluir que mediante los gráficos estadísticos el modelo obtuvo un 85% de precisión donde

los grados de infestaciones entre el número de plantas en el rango de (20% – 30%) tuvieron diferencias en la predicción mayor al 2% por encima y por debajo del valor evaluado en campo.

Esta variación principalmente se debe a la generación de microclimas de los cultivos intercalados con el plátano generando un cambio en la humedad relativa favoreciendo a la presencia de Sigatoka. Así mismo, esta validación aporta que los factores externos contribuyen a generar valores atípicos que distorsionan la distribución y homogeneidad de los datos.

11.6 Validación de modelo con la herramienta Subset Feature.

En el cuadro 7, Se realizo una validación cruzada mediante la herramienta *Subset feature* para evaluar la calidad en la predicción del kriging universal modelo gaussiano .

Cuadro 7. Validación cruzada del modelo Kriging universal modelo Gaussiano.

Plantas Evaluadas	Severidad	Predicted	Error	Standard Error	Standardized Error	Normal Value
9	3	3,009596	0,009596	0,176632	0,054326	1,421497
10	4	3,993343	0,006657	0,17637	-0,037744	-0,787423
17	6	6,569499	0,569499	1,026984	0,554536	2,381519
38	10	8,746327	1,253673	1,682133	-0,745288	-1,715755
45	11	10,987095	0,012905	0,175986	-0,07333	-1,129657
49	12	12,005656	0,005656	0,176145	0,032112	1,051338
56	12	12,53185	0,53185	1,011838	0,525627	1,945423
60	13	13,009449	0,009449	0,175986	0,05369	1,3116
62	13	13,002097	0,002097	0,176133	0,011906	0,470594
69	8	7,981929	0,018071	0,176439	-0,102422	-1,215598

Plantas Evaluadas	Severidad	Predicted	Error	Standard Error	Standardized Error	Normal Value
88	24	23,993031	0,006969	0,176241	-0,039541	-0,847796
93	25	24,981923	0,018077	0,176007	-0,102705	-1,3116
95	25	24,978992	0,021008	0,176598	-0,118958	-1,421497
102	27	27,012202	0,012202	0,176469	0,069146	1,551885
106	28	27,99983	-0,00017	0,176642	-0,000964	0,021611
123	14	14,009366	0,009366	0,176223	0,053146	1,215598
149	15	14,998539	0,001461	0,176436	-0,008281	-0,422838
153	16	15,996912	0,003088	0,176697	-0,017478	-0,569576
158	16	15,996814	0,003186	0,176276	-0,018072	-0,621178
161	16	15,996368	0,003632	0,176284	-0,020605	-0,67449
177	17	16,999741	0,000259	0,176645	-0,001463	-0,021611
189	13	13,00248	0,00248	0,17664	0,014037	0,621178
205	14	14,001146	0,001146	0,176644	0,00649	0,239981
210	15	14,99793	-0,00207	0,176625	-0,011721	-0,519448
214	15	15,000802	0,000802	0,176565	0,004545	0,195722
240	16	15,998507	0,001493	0,17635	-0,008467	-0,470594
248	16	15,991637	0,008363	0,176065	-0,047498	-1,051338
270	13	13,005902	0,005902	0,17604	0,033524	1,129657

Plantas Evaluadas	Severidad	Predicted	Error	Standard Error	Standardized Error	Normal Value
274	13	13,001632	0,001632	0,17624	0,009261	0,330027
275	13	13,005236	0,005236	0,176596	0,029652	0,978987
282	14	14,46621	0,46621	1,494412	0,311969	1,715755
304	15	15,001525	0,001525	0,176191	0,008657	0,284716
308	15	14,959859	0,040141	1,661792	-0,024155	-0,729792
310	15	14,999558	0,000442	0,176662	-0,002504	-0,064872
315	16	16,004791	0,004791	0,176651	0,027122	0,91143
334	17	17,004015	0,004015	0,176239	0,022782	0,847796
351	13	13,00377	0,00377	0,17662	0,021343	0,787423
353	13	13,002809	0,002809	0,176623	0,015903	0,67449
366	14	13,99215	-0,00785	0,176587	-0,044456	-0,978987
370	15	15,000349	0,000349	0,176052	0,00198	0,108255
381	15	14,99908	-0,00092	0,176158	-0,005225	-0,284716
384	15	15,000186	0,000186	0,176493	0,001055	0,064872
386	15	14,999344	0,000656	0,176656	-0,003712	-0,151844
402	16	16,002037	0,002037	0,176073	0,011572	0,422838
405	16	16,002186	0,002186	0,176246	0,012405	0,569576
414	17	16,998831	0,001169	0,176661	-0,006615	-0,376027
427	19	18,992241	0,007759	0,176582	-0,043938	-0,91143
447	13	13,003456	0,003456	0,176645	0,019565	0,729792
470	15	14,853867	0,146133	1,077901	-0,135571	-1,551885

Plantas Evaluadas	Severidad	Predicted	Error	Standard Error	Standardized Error	Normal Value
474	15	14,999282	0,000718	0,176637	-0,004066	-0,195722
488	15	15,001877	0,001877	0,176704	0,010623	0,376027
491	16	15,999216	0,000784	0,176703	-0,004435	-0,239981
494	16	15,999462	0,000538	0,176761	-0,003043	-0,108255
506	17	16,999041	0,000959	0,176663	-0,005429	-0,330027
508	17	14,838114	2,161886	1,349425	-1,60208	-2,381519
513	17	15,028312	1,971688	2,31348	-0,852261	-1,945423
521	12	12,002186	0,002186	0,176748	0,012369	0,519448
531	13	13,000747	0,000747	0,176704	0,00423	0,151844
Media Aritmética			0,1	0,3	0,2	
Desviación Estándar			0,4	0,4	0,5	

Fuente. Elaboración Propia.

En el cuadro 7, se puede determinar las 58 plantas que se tomaron como prueba para validar y comparar con el Kriging Universal modelo Gaussiano, obteniendo una media aritmética y desviación estándar de 0,1 y 0,4 respectivamente para el atributo denominado error de predicción. Para el atributo Error estándar 0,3 y 0,4 para la media y desviación estándar respectivamente. Finalmente, el Error estandarizado corresponde a valores de 0,2 y 0,5 en la media y desviación estándar. Estos valores representan la efectividad del modelo para la predicción de la enfermedad sigatoka negra, donde los valores estar cercano a cero, demostrando un bajo porcentaje de error en la predicción.

12. DISCUSIÓN DE RESULTADOS.

En esta parte del trabajo se discutirán los resultados obtenidos anteriormente, lo cuales generaron cumplimiento a los objetivos planteados en el presente trabajo.

De acuerdo al objetivo 1, Diagnosticar el ataque del hongo Sigatoka negra (*mycosphaerella fijiensis*) en el cultivo de plátano, se puede determinar que el uso de estadística descriptiva para analizar la tendencia del ataque de la enfermedad mostro datos de infestación con respecto al promedio por encima del 10% en las hojas evaluadas.

Lo anterior implica que las 558 plantas muestreadas se debe hacer un manejo agronómico generalizado de la enfermedad en el área de estudio. Cedeño et al. (2021), manifiesta al evaluar la hoja número 3 del cultivo de plátano y el promedio de la severidad del ataque se encuentre por debajo del 10% se deben realizar prácticas agronómicas mediante deshojes y despuntes. Sin embargo, el análisis exploratorio de datos mediante el uso de caja de bigotes, histogramas, QQ.plot, análisis de tendencia muestra que se presentaron datos atípicos en la infestación de la enfermedad, por encima del promedio lo cual sugiere que la enfermedad debe manejarse por focos y sitio específicos. Estos datos atípicos afectan el análisis de los datos y son principalmente generados por factores ambientales que incrementaron la severidad del ataque de sigatoka negra.

Los métodos de estadísticas descriptiva y el análisis exploratorio de datos son fundamentales para realizar el diagnóstico de la enfermedad de Sigatoka Negra porque mostro su tendencia en la infestación mediante información georreferenciada, identificando, valores extremos que son una herramienta en un primer proceso de la implementación de un modelo geoestadístico.

Con respecto al objetivo 2, definir el mejor modelo de interpolación para la predicción y diseminación de la enfermedad, los resultados muestran que el Kriging tipo universal y modelo gaussiano se ajusta mejor para predecir el ataque de la enfermedad Sigatoka Negra, presentando el nivel de error más bajos sobres la variable geoestadística medidas (RMS), (ASE) y (RMSS).

Lo anterior demuestra que los modelos geoestadísticos, de tipo kriging son fundamentales para la predicción de valores de sitios no muestreados a partir de puntos conocidos. Tal como lo muestran algunos autores, donde determinaron predicción evaluando enfermedades en cultivos.

Valdez et al. (2023), determino que el (RMS) fue de 1,3% para la predicción de la enfermedad en el cultivo de la caña. Belan et al. (2018), encontrando valores (RMS) 1,8% evaluando la enfermedad Tizón tardío en el cultivo de café.

Adicionalmente Valdez et al. (2023), afirma que “el análisis geoestadístico indicó un comportamiento espacial de tipo agregado de la gomosis de la caña de azúcar en la zona de influencia del ingenio, indicativo de la presencia focalizada de la bacteria, especialmente en variedades susceptibles, aunado a condiciones climáticas adecuadas para su reproducción”.

Esta afirmación es coherente con el resultado del presente trabajo porque la sigatoka es una enfermedad igual que la gomosis citada por el autor, donde se tuvieron resultados de focalización de la enfermedad a partir de la predicción y estimación de los modelos implementados.

Con respecto al objetivo 3 Validar el modelo geoestadístico y su precisión mediante evaluación en campo y técnicas de validación cruzada, la herramienta Subset Feature, demostró que el modelo gaussiano tipo kriging universal tuvo bajo error en predicción con valores cercanos a cero en las variables: media aritmética y desviación estándar. Así mismo, este resultado apoyado de la validación del modelo en campo con un 85% en efectiva en predicción, demostraron que la interpolación es efectiva en condiciones donde los datos atípicos son bajos disminuyendo el error de predicción.

13. CONCLUSIONES.

- Generando cumplimiento al objetivo 1, mediante la aplicación de estadística descriptiva, se puede concluir en la evaluación realizada en campo 272 plantas presentan un nivel de infestación por el ataque de sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis*) entre el 13% y el 16% de un total de 558 plantas de la población muestra. Adicionalmente, las medidas de tendencias central (promedio, mediana y moda), están en un valor por encima del 10%. Por lo tanto, en el área agrícola los niveles de infestación presentados y el número de plantas afectadas indican que se debe hacer un manejo agronómico con productos de síntesis químicas generalizadas a toda la población. Sin embargo, con la construcción del modelo geoestadístico permite identificarlos diferentes grados de infestación, fortaleciendo la agricultura de precisión indicado manejos agronómicos de acuerdo con la severidad de la enfermedad.
- Realizando análisis exploratorios de datos, se puede afirmar que se presentan datos atípicos en los extremos del grafico QQ-plot. Adicionalmente, en el diagrama de caja de bigotes los datos atípicos presentan un nivel de infestación en el rango del (1-10%) y (20 – 30%). Estos datos atípicos afectan la interpolación del modelo. Sin embargo, estos datos fueron fundamental en el presente estudio para identificar la presencia y ubicación geográfica de las plantas afectadas con estos niveles de daño.
- Modelando los semivariogramas, se encuentra presencia de anisotropía en las diferentes direcciones empleadas para evaluar la tendencia de los datos con un ángulo de tolerancia de 22,5°. Sin embargo, la anisotropía fue clave para seleccionar el mejor modelo de interpolación tipo Kriging y función Gaussiana con un ángulo de dirección de 303° obteniendo la mejor predicción del (RMS) Con un valor de 1,24.
- Realizando la comparación de los métodos de interpolación empleados Kriging, radial, IDW, se encontró que los 3 métodos son viables para realizar la predicción obteniendo valores de (RMS), cercano a 0. Así mismo, en la representación gráfica generaron salidas

similares en la categorización de los niveles de infestación por la enfermedad Sigatoka Negra.

- Se evaluaron los diferentes tipos de interpolación del método Kriging, obteniendo el Universal y Ordinario fueron los que presentaron los valores más bajos para las variables estadísticas (RMSS), (RMS) y (ASE). De la misma manera, el modelo Gaussiano predijo los valores más precisos para evaluar el ataque de sigatoka negra.
- Realizando la comparación del modelo final, Kriging tipo universal modelo gaussiano respecto a las 55 plantas muestreadas en campo, se puede concluir que el modelo presenta una efectividad del 84% en la predicción, donde el porcentaje de error se debe primordialmente aspectos ambientales y externos que influyeron en la variabilidad de los datos.
- Los métodos tradicionales de diagnóstico de plagas y enfermedades involucran la estadística descriptiva. Sin embargo, como se analizó en el presente trabajo la geoestadística permite predecir valores, realizar un análisis espacial, modelar datos mediante semivariograma, generando aportes significativos para realizar manejo de plagas y enfermedades de acuerdo a la predicción y segmentación de los resultados.
- La validación del modelo geoestadístico se realizó de dos maneras. La primera se tomaron 58 plantas a parte de la muestra inicial las cuales fueron evaluadas diagnosticando el nivel de severidad de la enfermedad y comparada con el modelo geoestadístico, lo cual demostró el 85% en precisión. Este porcentaje de error son las plantas que por factores ambientales el nivel de infestación de sigatoka negra cambio mucho con respecto al modelo predictivo. La segunda validación se realizó con la herramienta subset feature donde se comprueba la efectividad en la construcción del modelo obteniendo valores cercanos a cero en los errores de estimación.

14. RECOMENDACIONES.

- Con el fin de mejorar la predicción de modelo es importante involucrar otras variables que intervienen en los niveles de infestación de sigatoka negra como: temperatura, altura sobre el nivel del mar, humedad relativa lo cual podrán mejorar la estimación del modelo para realizar manejos preventivos en la enfermedad.
- Realizar toma de imágenes con dron y aplicar algoritmos que identifique la presencia de enfermedades como Sigatoka; con el fin, de identificar previamente y realizar análisis geoestadístico a la imagen de los niveles digitales y pixeles para cruzarlos con la información del modelo.
- En el análisis exploratorio de datos se encontraron algunos valores extremos en la predicción. por tal razón, se recomienda homogenizar la muestra estudiando lotes en particular donde el relieve y la hidrografía de la zona de estudio sea muy similar con el fin de realizar una predicción más precisa.
- En una segunda fase del presente estudio, se recomienda involucrar procesos de métodos de clasificación y regresión mediante el uso de machine learning empleando métodos como el random forest para obtener otro tipo de predicción.
- Mejorar los procesos de transformación de los datos mediante transformaciones de BOX - COX, con el fin de corregir errores en la distribución de los datos y varianzas desiguales es válido cuando sea necesario.
- Implementar este modelo geoestadístico en otros cultivos para la predicción de otras variables como: productividad de cultivos, dispersión de semilla, ataque de insectos, fertilización y nivel de minerales en el suelo.

14. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.

- Abdulmanov, R., Miftakhov, I., Ishbulatov, M., Galeev, E., & Shafeeva, E. (2021). Comparison of the effectiveness of GIS-based interpolation methods for estimating the spatial distribution of agrochemical soil properties. *Environmental Technology & Innovation*, 24, 101970.
- Agyeman, P. C., Kingsley, J., Kebonye, N. M., Khosravi, V., Borůvka, L., & Vašát, R. (2023). Prediction of the concentration of antimony in agricultural soil using data fusion, terrain attributes combined with regression Kriging. *Environmental Pollution*, 316, 120697.
- Albarracín Rodríguez, R. (2018). Aplicación del modelo Geoestadísticos Kriging para evaluar la información geotécnica del casco urbano del municipio de Pamplona.
- Alfonso Acosta, M. A. (2015). Determinación de zonas geoeconómicas a partir de modelos geoestadísticos para propiedad horizontal-caso de estudio, localidad de Usaquén, Bogotá DC.
- Álvarez, L. T. G., Martínez, L. R. V., Cubides, J. D. A., & Bayona, S. M. (2022). Implementación de la agricultura de precisión a través del desarrollo de sistemas productivos en áreas protegidas o de conservación para optimizar la producción de cultivos. Una revisión sistemática de literatura. *Cuaderno activa*, 14(1).
- Ardakani, M. K., Rahimi, H., & Babaei, M. A. (2023). Irrigation and crop management using multi-objective optimization—A case study. *Asia Pacific Management Review*.
- Ardila Badillo, C. J., & Galindo Hueso, Y. S. (2021). Afectación del espacio público urbano asociada a elementos atípicos generadores de alteración de los niveles de presión sonora en los ejes viales de mayor afluencia en la UPZ Kennedy central de Bogotá.
- Arias Sánchez, M. N (2018). Evaluación de modelos geoestadísticos aplicados a variables de densidad del rodal para la planeación de operaciones de entresaca en plantaciones de melina (Gmelina arborea) a partir de datos de inventario en el municipio de Zambrano (Bolívar, Colombia).

- Balacco, G., Fiorese, G. D., & Alfio, M. R. (2023). Assessment of groundwater nitrate pollution using the Indicator Kriging approach. *Groundwater for Sustainable Development*, 21, 100920.
- Baquero Hernández, D. G (2023). Modelo para la identificación de fertilidad de suelos a partir de imágenes satelitales e interpolación geoestadística.
- Bareño, F. (2021). Cadena de plátano: Dirección de Cadenas Agrícolas y Forestales. Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural.
- BARRERA ROJAS, A. L. E. J. A. N. D. R. A., Ramírez-Dávila, J. F., PÉREZ LÓPEZ, D. D. J., ARRIAGA, R., & PINO MIRANDA, E. S. T. H. E. R. (2023). Comportamiento espacial del minador de hoja, *Leucoptera coffeella* (Lepidoptera: Lyonetiidae) en cafetales de Temascaltepec, Estado de México, México.
- Belan LL, Pozza EA, Alves MC, Freitas MLO. 2018. Geostatistical analysis of bacterial blight in coffee tree seedlings in the nursery. *Summa Phytopathologica* 44: 317-325. <https://doi.org/10.1590/0100-5405/179559>
- Benavides-López, L. F. (2019). Cuantificación temprana de *Pseudocercospora fijiensis* por medio de qPCR en modelos predictivos de Sigatoka negra en plantas de banano (*Musa AAA*).
- Betancur Cardona, J. D. (2021). Algoritmo de Detección de Sigatoka Negra en las Hojas de Plátano Por Medio De Inteligencia Artificial.
- Campo-Arana, R. O., Vélez-Leitón, S. M., & Barrera-Violeth, J. L. (2020). La sigatoka negra *mycosphaerella fijiensis* morelet, en los cultivos de plátano y banano: UNA REVISIÓN.
- Carrion Ramon, J. J. (2020) Monitoreo y control espacial de la sigatoka negra (*mycosphaerella fijiensis* m), en el cultivo del banano (trabajo de titulación). UTMACH, Unidad Académica de Ciencias Agropecuarias, Machala, Ecuador.
- Carvajal, M., Zuluaga, P., Ocampo, O. L., & Duque, D. (2019). Las exportaciones de plátano como una estrategia de desarrollo rural en Colombia. *Apuntes del Cenes*, 38(68), 113–148. <https://doi.org/10.19053/01203053.v38.n68.2019.8383>
- Castaño Duque, J. S. (2021). Emoterras de pertenencia en la vereda Pueblo Rico en el municipio de Neira Caldas.

- Castrignanò, A., Belmonte, A., Antelmi, I., Quarto, R., Quarto, F., Shaddad, S., ... & Nigro, F. (2021). A geostatistical fusion approach using UAV data for probabilistic estimation of *Xylella fastidiosa* subsp. *pauca* infection in olive trees. *Science of the Total Environment*, 752, 141814.
- Cedeño-Zambrano, J. R., Díaz-Barríos, E. J., de Jesús Conde-López, E., Cervantes-Álava, A. R., Avellán-Vásquez, L. E., Tobar-Galvéz, J. P., ... & Sánchez-Urdaneta, A. B. (2021). Evaluación de la severidad de Sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis* Morelet) en plátano “Barraganete” bajo fertilización con magnesio. *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería, Universidad del Zulia*, 44(1).
- Combe, R., & Arrocha, I. (2018). Métodos de interpolación basados en funciones de base radial con aplicaciones a la reconstrucción de imágenes. *KnE Engineering*, 563-573.
- Da Silva Charles, T., Lópes, T. R., Duarte, S. N., Nascimento, J. G., de Carvalho Ricardo, H., & Pacheco, A. B. (2022). Estimating average annual rainfall by ordinary kriging and TRMM precipitation products in midwestern Brazil. *Journal of South American Earth Sciences*, 118, 103937.
- De Caires, S. A., Wuddivira, M. N., St Martin, C., Roopnarine, R., Gordon, A., & Zebarth, B. J. (2022). Multivariate geospatial analysis for predicting soil variability along a toposequence of a watershed in the humid tropics. *Catena*, 210, 105919.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística DANE (2020). Cultivo de plátano en Colombia. Encuesta del DANE, 2014. *Ploutos*, 2017, vol. 6, no 1, p. 32-39.
- Fatholouloumi, S., Firozjaei, M. K., & Biswas, A. (2022). Improving spatial resolution of satellite soil water index (SWI) maps under clear-sky conditions using a machine learning approach. *Journal of Hydrology*, 615, 128709.
- Garnier-Villarreal, M. (2022). Introducción al análisis geoestadístico de datos en geociencias: teoría y aplicación. *Revista Geológica de América Central*, 67, 1-22.
- Gobernación de Caldas, (2019) Plan Integral de Gestión de Cambio Climático del Departamento de Caldas Documento para Responsables de Política. Recuperado el 02 de mayo de 2024. Disponible en https://corpocaldas2022.blob.core.windows.net/webadmin/file_Neira_LqxB1Py7.pdf
- Guarín, M.A., Ramírez, d. F. N., Duque, C. E. (2020). Actualización plan municipal gestión del riesgo de desastres CMGRD.

- Guedes, Isabel Carolina de Lima, Mello, José Márcio de, Mello, Carlos Rogério de, Oliveira, Antônio Donizette de, Silva, Sérgio Teixeira da, & Scolforo, José Roberto Soares. (2012). TÉCNICAS GEOESTATÍSTICAS E INTERPOLADORES ESPACIAIS NA ESTRATIFICAÇÃO DE POVOAMENTOS DE *Eucalyptus* sp.. *Ciência Florestal*, 22(3), 541-550. <https://dx.doi.org/10.5902/198050986621>
- Hsu, S., Mavrogianni, A., & Hamilton, I. (2017). Comparing spatial interpolation techniques of local urban temperature for heat-related health risk estimation in a subtropical city. *Procedia engineering*, 198, 354-365.
- Idarraga Hurtado, G. (1976). El cultivo del plátano en los departamentos de Caldas, Quindío y Risaralda. *Revista Del Banco De La República*, 49(580), 177–182. Recuperado 17 de mayo a partir de <https://publicaciones.banrepcultural.org/index.php/banrep/article/view/17161>
- Instituto Colombiano Agropecuario, 1983. Resolución 2158 de 1983. Recuperado el 01 de mayo 2024. Disponible en <https://www.ica.gov.co/getattachment/8b0a6a43-43c2-4959-8788-845cb7593055/1983R2158.aspx>
- Instituto Colombiano Agropecuario, 2021. El ICA y productores del Eje Cafetero, en equipo por el presente y futuro de 72 .000 hectáreas de plátano y banano. Recuperado el 01 de mayo 2024. Disponible en <https://www.ica.gov.co/noticias/ica-productores-eje-cafetero-unidos>
- Jaque Espitia, C. F., Sánchez Rodríguez, C. D., & Álvarez Herrera, J. M. (2017). Metodología para la estimación de amenaza de incendios forestales en los cerros orientales de la ciudad de Bogotá por medio de imágenes satelitales landsat tm 5 y kriging geo estadístico.
- Kazmierczak, J., Postman, D., Müller, S., Jessen, S., Nilsson, B., Czekaj, J., Engesgaard, P (2020). Groundwater-541 controlled phosphorus release and transport from sandy aquifer into lake. *Limnology and Oceanography*. 65(9), 2188-2204.
- Larson, W. D., & Shui, J. (2022). Land valuation using public records and kriging: Implications for land versus property taxation in cities. *Journal of Housing Economics*, 58, 101871.
- Marín, D. (2018). Instructivo para la evaluación de incidencia y severidad de la sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis morelet*). *Obtenido de https://ditisa.net/files/5ffdc14f1f74_Anexo*.

- Martínez, (2020). Análisis de situación de salud con el modelo de los determinantes sociales de salud del municipio de Neira. Recuperado el 01 de mayo de 2024. Disponible en <https://ossaldas.saluddecaldas.gov.co/wp-content/uploads/ASIS/2020/asis-municipal-2020-Neira%20Caldas.pdf>
- Masero Bravo, L. (2020). Una aplicación de interpolación Kriging para el estudio de la evolución de la pandemia Covid-19 en España y en la Comunidad Valenciana.
- Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural. (2020). Cadena de plátano, dirección de cadenas agrícolas y forestales 2020.
- Munyati, C., & Sinthumule, N. I. (2021). Comparative suitability of ordinary kriging and Inverse Distance Weighted interpolation for indicating intactness gradients on threatened savannah woodland and forest stands. *Environmental and Sustainability Indicators*, 12, 100151.
- Painii-Montero, V. F., & Meza-Cabrera, W. G. (2022). Uso de drones para el control de sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis*) Vices, Ecuador. *ECOAgropecuaria. Revista Científica Ecológica Agropecuaria*, 2(01), 25-33.
- Palacios, I. (2019). Generación de un modelo de predicción de la variable ondulación geoidal, para la zona rural del cantón Guayaquil, mediante el uso del método Cokriging , Sangolquí: Tesis de grado, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE. Sangolquí, Ecuador).
- Plan de desarrollo municipal 2020 – 2023). Acuerdo 016 Del Concejo Municipal, Por Medio Del Cual Se Adopta El Plan De Desarrollo Para El Municipio De Neira Caldas. Recuperado el 02 de mayo 2024. Disponible en <https://neiracaldas.micolombiadigital.gov.co/decretos-y-resoluciones/acuerdo-016-del-concejo-municipal-por-medio-del-cual>
- Quiroga Leal, K. K. (2022). Efecto funguicida de extractos vegetales contra la Sigatoka Negra (*Mycosphaerella fijiensis* Morelet) en el cultivo de plátano (*Musa paradisiaca*) Cultivar Hartón.
- Romero, R.A.; Pérez-Vicente, L.; Guzmán, M. 2018. Chemical Control. In *Sigatoka Leaf Spots, Handbook of Diseases of Banana, Abacá and Enset*, D.R. Jones, ed. (in press)
- Rostami, A. A., Karimi, V., Khatibi, R., & Pradhan, B. (2020). An investigation into seasonal variations of groundwater nitrate by spatial modelling strategies at two levels by kriging and co-kriging models. *Journal of environmental management*, 270, 110843.
- Saha, A., Gupta, B. S., Patidar, S., & Martínez-Villegas, N. (2023). Optimal GIS interpolation techniques and multivariate statistical approach to study the soil-trace metal (loid) s

- distribution patterns in the agricultural surface soil of Matehuala, Mexico. *Journal of Hazardous Materials Advances*, 9, 100243.
- Salas, E. A. L., Subburayalu, S. K., Slater, B., Dave, R., Parekh, P., Zhao, K., & Bhattacharya, B. (2021). Assessing the effectiveness of ground truth data to capture landscape variability from an agricultural region using Gaussian simulation and geostatistical techniques. *Heliyon*, 7(7). *Sens. Environ.* 71, 207–215.
- Sánchez Ríos, C. A. (2021). Detección de enfermedades en plantas de crisantemo, por medio de visión artificial aplicada a imágenes multiespectrales.
- Santacruz Betancourt, A. M. (2023). Tendencia del cultivo de plátano: un enfoque documental y estadístico para el manejo de cultivares y su zonificación.
- Shen, Q., Wang, Y., Wang, X., Liu, X., Zhang, X., & Zhang, S. (2019). Comparing interpolation methods to predict soil total phosphorus in the Mollisol area of Northeast China. *Catena*, 174, 59-72.
- Solgi, E., & Jalili, M. (2021). Zoning and human health risk assessment of arsenic and nitrate contamination in groundwater of agricultural areas of the twenty two village with geostatistics (Case study: Chahardoli Plain of Qorveh, Kurdistan Province, Iran). *Agricultural Water Management*, 255, 107023.
- Tapia-Rodríguez, A., Ramírez-Dávila, J. F., Figueroa-Figueroa, D. K., Salgado-Siclan, M. L., & Serrato-Cuevas, R. (2020). Análisis espacial de antracnosis en el cultivo de aguacate en el Estado de México. *Revista mexicana de fitopatología*, 38(1), 132-145.
- Torres, L. (2018). Análisis de la evaporación de corrientes hídricas usando métodos de interpolación espacial en Antioquia. Universidad de Manizales. Facultad de Ciencia e Ingeniería. Manizales, Colombia.
- Tunçay, T., Alaboz, P., Dengiz, O., & Başkan, O. (2023). Application of regression kriging and machine learning methods to estimate soil moisture constants in a semi-arid terrestrial area. *Computers and Electronics in Agriculture*, 212, 108118.
- Valbuena-García, A. M., & Rodríguez-Villamizar, L. A. (2018). Análisis espacial en epidemiología: revisión de métodos. *Revista de la Universidad Industrial de Santander. Salud*, 50(4), 358-365.

- Valdez, R. Q., Rojas, H. V. S., Pale, J. S., Balero, A. V., Vildózola, Á. C., Mora, O. F., & Rendón, A. C. (2023). Variabilidad espacial de la gomosis (*Xanthomonas vasicola* pv. *vasculorum*) en caña de azúcar. *Acta Agrícola y Pecuaria*, 9(1), 1-9.
- Vanegas-Carrillo, R., Ramírez-Dávila, J. F., & Rivera-Martínez, R. (2021). Distribución espacial de mosca mexicana de la fruta (*Anastrepha* spp.) (Diptera: Tephritidae) en Michoacán, México. *Revista Colombiana de Entomología*, 47(1), 2-8. <https://doi.org/10.25100/socolen.v47i1.7715>
- Vásquez, C. A. L., & Cabrera, J. E. S (2019). Analítica de datos para el rendimiento en los cultivos de aguacate hass en Colombia.
- Vega-Blancas, V. J., Fernández-Reynoso, D. S., Macedo-Cruz, A., Ríos-Berber, J. D., & Ruiz-Bello, A. (2022). Análisis de la fertilidad del suelo mediante la validación e 111 Modelo para identificación de fertilidad de suelos a partir de imágenes satelitales e interpolación geostatística interpolación Kriging de sus variables. *Terra Latinoamericana*, 40, e1573. 1-12. <https://doi.org/10.28940/terra.v40i0.1573>
- Vélez, O. A. (2021). Sigatoka negra (*Mycosphaerella fijiensis*) en banano, métodos de control y manejo: Revisión de literatura, Zamorano: Escuela Agrícola Panamericana.
- Villalobos Rojas, C. I. (2021). La geostatística como herramienta de análisis espacial para inventarios forestales.
- Xie, B., Jia, X., Qin, Z., Zhao, C., & Shao, M. A. (2020). Comparison of interpolation methods for soil moisture prediction on China's Loess Plateau. *Vadose Zone Journal*, 19(1), e20025.
- Yang, Y., & Jia, M. (2024). 3D spatial interpolation of soil heavy metals by combining kriging with depth function trend model. *Journal of Hazardous Materials*, 461, 13257