**CAPÍTULO III**

1. DESCRIPCIÓN, MODELACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS MEDIANTE EL USO DE LA APLICACIÓN INFORMÁTICA.

**Introducción**

En el presente capítulo se presentan los resultados obtenidos a través de la herramienta creada. El proceso descrito en el capítulo anterior se realiza en dos fases, la manual, que es la recolección, procesamiento y análisis de las muestras en el laboratorio de fitopatología; y la parte automática que es el procesamiento y análisis estadístico de los datos mediante el uso de la aplicación desarrollada, donde se da una explicación acerca de cómo se codifica y almacena la información recolectada, además de la incorporación de las técnicas estadísticas para el procesamiento y análisis de los datos, para esto se utilizarán las técnicas Logit y Probit, por lo que al finalizar el presente proyecto el CIBE contará con esta poderosa herramienta para el cálculo de la dosis ideal.

* 1. Herramienta informática desarrollada para el análisis estadístico del proceso de sensibilidad.

Durante la etapa del análisis estadístico de los datos, se preparan las técnicas utilizadas para el desarrollo de la aplicación informática, en las cuales se trataron técnicas de diferentes áreas del conocimiento en informática, tales como los sistemas de información, minería de datos, bases de datos, programación orientada a objetos y macros.

****

FIGURA 3.1 INTERFAZ PRINCIPAL DE LA APLICACIÓN

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

* + 1. **Esquema general**

La herramienta desarrollada se mantiene de acuerdo a un esquema basado en sistemas de información, que es un conjunto de pasos que interactúan entre sí, el que realiza las actividades de entradas, almacenamiento, procesamiento y salidas, descritos en el modelo lógico Figura 3.2.



FIGURA 3.2 MODELO LÓGICO DE LA HERRAMIENTA.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

* + 1. **Infraestructura y Recursos humanos.**

Los requerimientos de la infraestructura para la implementación de la aplicación Figura 3.3 son las de un computador y un servidor, manejado por el personal autorizado tales como un auxiliar y asistente de investigación que son el recurso humano que interactúa con la aplicación.



FIGURA 3.3 INFRAESTRUCTURA.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

* + 1. **Técnicas estadísticas desarrollas en la herramienta.**

Una de las etapas más importantes de la creación de la herramienta informática es el desarrollo de las técnicas estadísticas para el análisis y selección de la dosis letal media.

Los modelos desarrollados para dichas actividades son:

* Análisis Descriptivo
* Regresión Lineal
* Análisis de Varianza
* Regresión Logit y Probit

Para el desarrollo de las técnicas estadísticas se tomó como referencia el uso de conceptos estadísticos básicos, uso de algoritmos matemáticos y de la minería de datos, los que ayudaron con el entrenamiento de los datos, en búsqueda del modelo indicado, esto significa que los datos fueron sometidos a evaluación, con la única finalidad de encontrar patrones iníciales, los que sirvieron para describir el modelo final a utilizar; finalmente se muestran los resultados de los análisis.

Se muestra en los Anexos 1 y 2 el diagrama lógico de los algoritmos utilizados para regresión Logit y Probit respectivamente.

* + 1. **Componentes y módulos de la aplicación informática.**

Para el mejor desarrollo de la aplicación informática se han dividido en 3 componentes que van de acuerdo a sus funciones, las que son el Componente Transaccional que se encarga de la administración correcta de la aplicación; el Analítico que comprende el análisis de los datos y emisión de reportes de los resultados de la aplicación; y el de Seguridad que comprende el acceso seguro de los usuarios a la aplicación.

Dentro de cada componente existen módulos que son aplicaciones pequeñas que realizan cierto trabajo específico, en la Figura 3.4 se muestra la interacción de los módulos desarrollados en la herramienta, en el manual de usuario Anexo 7 se explicará con detalle cada uno de estos.



FIGURA 3.4 MÓDULOS DE LA APLICACIÓN INFORMÁTICA.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

* **Componente Transaccional**

El componente transaccional es el encargado de la operatividad de la aplicación, en donde se administran los proyectos que el centro realiza, además del ingreso correcto de los datos.

**Módulo de Administración.**

La administración de la aplicación es la encargada de crear, modificar, eliminar y consultar la información registrada en los proyectos.

**Módulo de Proyectos.**

La creación de un proyecto es el paso inicial para efectuar el registro de un proyecto de investigación que requiera hacer uso de esta herramienta informática; en este módulo se procede a ingresar los detalles correspondientes al proyecto de investigación solicitado por los clientes

**Módulo de Ingreso de Datos.**

En el siguiente módulo se procede al almacenamiento de la información recolectada del campo o invernadero, en esta sección el encargado del proyecto procede a ingresar los datos numéricos.

* **Componente Analítico**

En el siguiente componente se establecen los módulos de informes de los análisis estadísticos realizados para la herramienta.

**Módulo de Análisis Descriptivo.**

Es una aplicación desarrollada para el análisis exploratorio de la variable de estudio, en el cual se detalla las medidas de tendencia central; las medidas de dispersión y el tipo de distribución de los datos.

**Módulo de Regresión Lineal.**

El siguiente módulo fue desarrollado utilizando el método de regresión lineal simple, para el cálculo de la dosis letal media (DL50), en el que se determina la ecuación lineal del modelo, que mejor se ajuste a la línea de regresión entre el promedio de inhibición de cada tratamiento y la transformación logarítmica natural de cada dosis. Cabe recalcar que este módulo es una mejora del modelo que usaba el CIBE en su anterior aplicación.

**Módulo de Análisis de Varianza para un solo factor (ANOVA).**

El Análisis de Varianza para un solo factor es un método de contraste, el cual compara dos o más tratamientos mostrando si existen diferencias estadísticas significativas entre los tratamientos ó dosis probadas.

**Módulo de Regresión Logística (LOGIT).**

El módulo de regresión logística es una aplicación construida en base a los algoritmos de la minería de datos, el cual utiliza como medida de predicción o de discriminación el logaritmo natural, obteniendo la función logística, con el cual se clasifica los datos en dos grupos, mediante el uso de la probabilidad al evento 0 = no existe crecimiento del tubo germinativo y 1 = existe crecimiento del tubo germinativo.

El módulo presenta el resumen del modelo encontrado, la tabla de variables de la ecuación Logit, en el cual se calcula los betas de cada dosis en el modelo y también se realizan los cálculos del factor de riesgo (Odds Ratio) para cada dosis, de esta forma determinar cuál será la dosis a ser suministrada.

**Módulo de Regresión Probabilística (PROBIT).**

El módulo de regresión probabilística PROBIT utiliza como medida de predicción o de discriminación la función de distribución normal estándar, obteniendo de esta forma la función probabilística con el cual clasificaremos los datos en dos grupos, mediante el uso de la probabilidad al evento 0 = no existe crecimiento del tubo germinativo y 1 = existe crecimiento del tubo germinativo.

El módulo presenta un resumen del modelo, la tabla de variables de la ecuación Probit, en el cual se calculan los betas de cada dosis para el modelo y también se realizan los cálculos del factor de riesgo (Odds Ratio) para cada dosis, con este factor se podrá determinar si una dosis tuvo un mayor efecto de inhibición que otra.

* **Componente Seguridad**

En el siguiente componente se establecen los módulos de seguridad que permiten que la aplicación sea utilizada de manera correcta y la información sea menos sensible y más confidencial.

**Módulo de Usuarios.**

Es una aplicación desarrollada para administrar los niveles de acceso a las diferentes actividades que realicen las personas que utilicen el sistema.

* 1. Resultados y Análisis.

Mediante el uso de la aplicación informática construida se realizó el análisis estadístico de la variable Inhibición. Primero se realizó un análisis descriptivo univariado para cada uno de los tratamientos, luego el análisis de regresión lineal determinando la ecuación lineal. Seguidamente el análisis de varianza y finalmente como análisis principal del estudio y de la herramienta informática construida, se realizaron los análisis de regresión Logit y Probit, mediante estos análisis se clasificaron los datos, se comparó que método es más eficaz para la búsqueda de los patrones ó los coeficientes que ayudan a determinar cuál es la dosis más adecuada a suministrarse en los cultivos.

Para los análisis posteriores se utilizará como *P-Valor* de decisión los menores a 0.05 como significativos.

* + 1. Análisis Descriptivo o Univariado.

En esta etapa se analizó en forma individual la variable denominada de control, en esta variable se mide el crecimiento del tubo germinativo (μm.) por cada nivel de dosis suministrada. Es necesario mencionar que los niveles de dosificación están en porcentaje de producto suministrado y los resultados en micras, también cabe recalcar que a partir de la variable de crecimiento se obtiene nuestra variable de objeto de análisis posteriores que será la variable Inhibición.

Haciendo uso de la herramienta informática desarrollada, se obtuvieron los siguientes resultados descritos en la Tabla 3.1 destacándose lo siguiente: la dosis 0% ó Control es el tratamiento al que no se le suministró el producto químico; tiene un promedio de 80.31 μm, y desviación estándar de 14.42 μm. La dosis 0.1% tiene un promedio de 23.11 μm. Lo que significa que creció 23.11 μm de longitud con respecto a la dosis 0%, siendo la dosis 0.1% con mayor crecimiento a diferencia de las dosis 1% con un promedio de 16.83 μm, dosis 5% con 2.31 μm y dosis 10% con 0.65 μm.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.1** |
| **Estadística Descriptiva de la Variable “Crecimiento del tubo germinativo”** |
| **ESTADÍSTICO** | **DOSIS (%)** |
|  | **0** | **0.1** | **1** | **5** | **10** |
| **Cantidad** | 150 | 150 | 150 | 150 | 150 |
| **Suma** | 12046.00 | 3467.00 | 2525.00 | 347.00 | 97.00 |
| **Promedio** | 80.31 | 23.11 | 16.83 | 2.31 | 0.65 |
| **Varianza** | 207.84 | 92.02 | 155.82 | 12.61 | 3.89 |
| **Desv. Estándar** | 14.42 | 9.59 | 12.48 | 3.55 | 1.97 |
| **Cuartil 25** | 70.00 | 18.00 | 7.00 | 0.00 | 0.00 |
| **Cuartil 50** | 80.00 | 24.50 | 16.00 | 0.00 | 0.00 |
| **Cuartil 75** | 90.75 | 28.00 | 25.00 | 5.00 | 0.00 |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

Los cuartiles de la Tabla 3.1 indican en la Dosis 0% que el 25% de los datos son menores a 70 μm, el 50% de los datos están alrededor de 80 μm y el 75% de los datos son mayores a 90.75 μm, y en las demás dosis el porcentaje de los datos en cada Cuartil disminuye debido a que se refleja el crecimiento del tubo germinativo con respecto a la dosis 0%.

Continuando con nuestro análisis descriptivo la Tabla 3.2 indica la variable de inhibición que es la que analizaremos a lo largo de este capítulo, los resultados están medidos en porcentajes.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.2** |
| **Estadística Descriptiva de la Variable “Inhibición”.** |
| **ESTADÍSTICO** | **DOSIS (%)** |
|  | **0.1** | **1** | **5** | **10** |
| **Cantidad** | 150 | 150 | 150 | 150 |
| **Suma** | 10682.80 | 11855.80 | 14567.91 | 14879.21 |
| **Promedio** | 71.22 | 79.04 | 97.12 | 99.20 |
| **Varianza** | 142.69 | 241.61 | 19.55 | 6.04 |
| **Desv. Estándar** | 11.95 | 15.54 | 4.42 | 2.46 |
| **Error Estándar** | 0.98 | 1.27 | 0.36 | 0.20 |
| **Mínimo** | 37.74 | 29.02 | 81.32 | 85.06 |
| **Máximo** | 100.00 | 100.00 | 100.00 | 100.00 |
| **Curtosis** | 0.28 | -0.20 | 0.55 | 13.52 |
| **Sesgo** | 0.11 | -0.51 | -1.28 | -3.54 |
| **Cuartil 25** | 65.13 | 68.87 | 93.77 | 100.00 |
| **Cuartil 50** | 69.49 | 80.08 | 100.00 | 100.00 |
| **Cuartil 75** | 77.59 | 91.28 | 100.00 | 100.00 |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

La dosis 0.1 (0.1% del producto), tiene 71.22% de inhibición, la desviación estándar es 11.95%, el coeficiente de curtosis de 0.28, lo que significa que la distribución es leptocúrtica, además el coeficiente de sesgo de 0.11, lo que indica que la distribución es asimétrica positiva. Los cuartiles permiten determinar que el 25% de los datos tienen porcentajes de inhibición menores ó iguales a 65.13, y el 25% tienen porcentajes de inhibición mayores ó iguales a 77.59.

La dosis 1 (1% del producto), tiene 79.04% de inhibición, la desviación estándar es 15.54%, el coeficiente de curtosis de -0.2, lo que significa que la distribución es platicúrtica, además el coeficiente de sesgo de -0.51, lo que indica que la distribución es asimétrica negativa. Los cuartiles permiten determinar que el 25% de los datos tienen porcentajes de inhibición menores ó iguales a 68.87, y el 25% tienen porcentajes de inhibición mayores ó iguales a 91.28.

La dosis 5 o 5% del producto, tiene 97.12% de inhibición, la desviación estándar es 4.42%, el coeficiente de curtosis de 0.55, lo que significa que la distribución es leptocúrtica, además el coeficiente de sesgo de -1.28, lo que indica que la distribución es asimétrica negativa. Los cuartiles permiten determinar que el 25% de los datos tienen porcentajes de inhibición menores ó iguales a 93.77, y el 50% tienen porcentajes de inhibición mayores.

La dosis 10 o 10% del producto, tiene 99.20% de inhibición, la desviación estándar es 2.46%, el coeficiente de curtosis de 13.52, lo que significa que la distribución es leptocúrtica, además el coeficiente de sesgo de -3.54, lo que indica que la distribución es asimétrica negativa. El valor de los cuartiles en este caso es de 100 debido a que el número de observaciones presentaron mayor porcentaje de inhibición.

El gráfico 3.1muestra el promedio y la desviación estándar de cada dosis del producto suministrado, en el cual podemos observar que el promedio que da un mayor efecto inhibidor es la dosis 10% con 99.20 por ciento, y una variación 2.46 por ciento, seguida de la dosis al 5%; y la dosis que presenta menor efecto inhibidor es la dosis 0.1% y el de mayor variación es la dosis al 1% con 15.54% lo cual indica también que fue el tratamiento más inestable en el ensayo.

GRÁFICO 3.1 ANÁLISIS COMPARATIVO DEL PORCENTAJE DE INHIBICIÓN OBTENIDO EN LAS DIFERENTES DOSIFICACIONES DE AZOXISTROBINA APLICADA A *MYCOSPHAERELLA F.*

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

Siendo la estadística descriptiva como primer paso de análisis exploratorio de la información, podemos decir que las dosis evaluadas producen un efecto inhibidor sobre el hongo, podemos apreciar que a mayor dosificación resulta una mayor reducción de la infección y al aplicar una menor dosificación resulta una menor reducción de la infección, pero podríamos también atacar al cultivo y de esta manera matar al mismo, por lo cual es necesario determinar cuál es la dosis letal media.

* + 1. Análisis de Regresión Lineal Simple.

Se realizó el análisis de regresión lineal simple sobre la variable dependiente Inhibición y la variable independiente Dosis, el cual tuvo como objeto encontrar un modelo lineal, el cual se ajuste a los promedios de inhibición alcanzado en cada dosis probada, y de esta forma calcular la DL50 a ser suministrada. La prueba *F* para el análisis de varianza de la regresión lineal encontrada plantea la siguiente hipótesis:

**H0:** No existe relación entre la variable
Inhibición y la Dosis.

**Vs.**

**H1:** No es verdad H0

En la Tabla 3.3 el análisis de varianzas indican que con un *P-Valor* de 0.033, se rechaza la hipótesis nula a favor de la alternativa que dice que si existe relación lineal entre las variables, por la tanto el modelo encontrado se ajusta a los datos, ver tabla completa en el Anexo 4.

La Prueba *t* para la significancia de los coeficientes de regresión, plantea la siguiente hipótesis:

**H0:** $β\_{i}=0$

**Vs.**

**H1:** No es verdad H0

Por lo tanto podemos decir que el coeficiente de regresión *b0* es significativo con *P-Valor* de 0.001 con 1 grado de libertad, y *b1* con *P-Valor* de 0.033 con 2 grados de libertad, esto significa que se rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes son iguales a cero.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.3** |
| **Modelo de regresión lineal Simple** |
|  |  | **Prueba F** | **P-Valor** |
| **ANOVA** |  | 28.8270 | 0.033 |
|  |
| **Coeficientes:** |  | **Prueba t** | **P-Valor** |
|  **Intersección (b0)** | 84.0360 | 38.3656 | 0.017 |
|  **Pendiente (b1)** | 6.4780 | 5.3713 | 0.033 |
|  |
| **Dosis** | -5.2540 |  |  |
| **DL50 estimada** | 0.0052 |  |  |
| **R2**  | 0.935 |  |  |
| **Cantidad** | 150 |  |  |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

El modelo lineal se obtuvo a través del método de mínimos cuadrado el que se muestra en la Tabla 3.3, la ecuación lineal es $y=84.0360+6.4780x$, el objetivo principal del estudio es encontrar la DL50, entonces reemplazando con $y=50$ procedemos a encontrar la incógnita $x$, el cual da como resultado -5.2540, mediante el uso de transformaciones logarítmicas, calculando el antilogaritmo de $x= -5.2540$; ($e^{-5.2540})$, se obtuvo que la dosis buscada es de 0.0052, esto quiere decir que la dosis 0.0052% es la DL50 solicitada, El gráfico 3.2 muestra la línea de regresión estimada y la DL50.

GRÁFICO 3.2. CÁLCULO DE LA DL50 A TRAVÉS DEL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

El R2 indica que el 93.5% de la variabilidad del porcentaje de inhibición es explicada por el modelo encontrado, esto quiere decir que la ecuación de regresión se ajusta adecuadamente a la variable Inhibición.

* + 1. Análisis de Varianzas para un solo factor (ANOVA).

Se emplea el análisis de varianza sobre la variable Inhibición, la que tiene como objeto encontrar las diferencias estadísticas significativas entre las dosis evaluadas, el cual ayuda a ampliar el análisis estadístico, en el Anexo 5 se muestra el test de homogeneidad de varianzas que plantea la hipótesis siguiente.

**H0:** $σ\_{1}=σ\_{2}$

**Vs.**

**H1:** No es verdad H0

Entonces con un *P-Valor* de 0.000, significa que se rechaza la hipótesis de igualdad de varianzas a favor de la alternativa, basándonos en estos resultados procedemos a realizar el análisis de las dosis entre sí.

En el Anexo 4 se muestra la suma de los cuadrados entre las dosis es de 84455.52 y dentro de las dosis (error) es de 61072.22, esto indica que la mayor parte de variabilidad fue atribuida a los tratamientos, el estadístico de Prueba *F* de 274.73, da un *P-Valor* de 0.000, por este motivo se puede afirmar que existe al menos una dosis de fungicida que causa un efecto inhibidor sobre las muestras.

Se aplica el método de LSD de Fisher para el cálculo de las diferencias entre tratamientos, donde encontramos que entre la dosis 5% y 10% con un *P-Valor* de 0.038 no existen diferencias significativas, para los demás casos con un *P-Valor* de 0.000 indica que si existen diferencias significativas, esto significa que la dosis de fungicidas utilizados causan un efecto de inhibición, mostrados en el Anexo 4.

El Gráfico 3.3 indica los promedios de cada dosis y su error estándar en la parte superior, obtenidos de la Tabla 3.2, por la Prueba de *Fisher* se pudo determinar que no existen diferencias significativas entre las dosis 5% y 10%, por lo tanto serán codificadas con un mismo valor, igual a la letra *A*, para las dosis 0.1% y 1% en el que si existe diferencia significativa, se les colocará las letras *B* y *C* respectivamente, para una mejor interpretación de los resultados se procedió a realizar dicha codificación entre las dosis.

Las dosis 5% y 10% tienen promedios semejantes y errores estándares pequeños, mientras que la barra de las dosis 0.1% y 1% tiene promedios diferentes y sus errores estándares son mayores a las dosis anteriores.

GRÁFICO 3.3. DIFERENCIAS ESTADÍSTICAS SIGNIFICATIVAS ENTRE LOS PROMEDIOS DE LAS DOSIS EVALUADAS.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

* + 1. Análisis de Regresión Logit y Probit.

Al utilizar este tipo de análisis de regresión sobre la variable Inhibición, el interés principal fue calcular las probabilidades de cada observación que esté asociada al grupo con un alto efecto de inhibición ó al grupo que no, mediante la determinación de las dosis más adecuadas que expliquen las diferencias entre los grupos mencionados; finalmente se determinó mediante los cuantificadores de riesgo que dosis causan en menor o mayor grado un efecto inhibidor.

A continuación se muestra en la Tabla 3.4 los resultados del resumen del modelo de regresión Logit, donde el número de iteraciones antes de encontrar el modelo es de 58 corridas, la variabilidad del modelo indica un error igual a 9.87E-18 ceros de precisión, finalmente se calcula el R2 del modelo lo que indica que el 58% de la variabilidad es explicada por el modelo encontrado, resultando un buen ajuste al modelo.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.4****Resumen del Modelo Logit** |
| **Cantidad** | 150 |
| **No. Iteraciones** | 58 |
| **Variabilidad** | 9.87E-18 |
| **R2** | 0.580 |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

A continuación procedemos a interpretar los resultados de las dosis evaluadas de la variable Inhibición según el modelo Logit, la Prueba de Wald plantea la siguiente hipótesis:

**H0:** La dosis i-ésima no se introduce
al modelo. $β\_{i}=0$

**Vs.**

**H1:** No es verdad H0

En la Tabla 3.5podemos observar que la Prueba de Wald resultó con un *P-Valor* de 0.000, esto indica que con tres ceros de precisión las dosis 0.1%, 1%, 5% y 10% influyen significativamente en el modelo y serán introducidas al modelo de regresión.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.5****Tabla de Variables en la Ecuación del Modelo Logit.**  |
| **Dosis** | **Betas** | **Prueba de Wald** | **GL** | **P-Valor** | **Odds Ratio** |
| **Dosis a 0.1** | 0.001 | 4.42E+10 | 3 | 0.000 | 1.001 |
| **Dosis a 1** | -0.001 | 3.82E+10 | 3 | 0.000 | 0.999 |
| **Dosis a 5** | 0.011 | 1.15E+13 | 3 | 0.000 | 1.011 |
| **Dosis a 10** | 0.019 | 3.49E+13 | 3 | 0.000 | 1.019 |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

Para las Dosis 0.1%, 5% y 10% del producto químico suministrado, se obtuvieron coeficientes positivos$ β=0.001; β=0.011 y β=0.019$; y Odds-Ratios iguales a 1.001, 1.011 y 1.019 respectivamente, es decir que por cada muestra infectada se tiene 1.001 veces más probabilidad de disminuir su infección con la dosis 0.1; 1.011 veces con la dosis 5 y 1.019 veces con la dosis 10.

En la Dosis 1% se obtuvo un coeficiente $β=-0.001$ y un Odds-Ratio igual a 0.999, es decir que por cada muestra infectada se tiene 0.999 veces más probabilidad de aumentar su infección con la dosis aplicada.

Podemos decir que el modelo Logit se ajusta de mejor forma a los datos debido a su baja variabilidad, lo cual le da mayor precisión a los resultados encontrados, donde el modelo Logit reafirma al análisis descriptivo e inferencial, en el que se observa que la dosis 10%, es la de mayor efecto inhibidor.

Continuando con el análisis de los modelos desarrollados, procedemos con el de Regresión Probit, la Tabla 3.6 muestra los resultados del resumen del modelo, donde el número de iteraciones antes de encontrar el modelo es de 1001 corridas, la variabilidad del modelo da como resultado un error igual a 2.24E-03 ceros de precisión, esto indica que existe en mayor grado error en los resultados y exige mayor tiempo en búsqueda del modelo solicitado, a diferencia del modelo logístico.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.6****Resumen del Modelo Probit** |
| **Cantidad** | 150 |
| **No. Iteraciones** | 1001 |
| **Variabilidad** | 2.24E-03 |
| **R2** | 0.580 |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

Se calcula también el R2 del modelo que indica, que el 58% de la variabilidad es explicada por el modelo encontrado, al igual que en el modelo Logit.

De igual manera se interpretan los resultados de las dosis evaluadas según el Modelo Probit sobre la variable Inhibición, la Prueba de Wald plantea la siguiente hipótesis:

**H0:** La dosis i-ésima no se introduce
al modelo $β\_{i}=0$

**Vs.**

**H1:** No es verdad H0

En la Tabla 3.7podemos observar que la Prueba de Wald resultó con un *P-Valor* de 1, esto indica que las Dosis 0.1%, 1%, 5% y 10% no aportan significativamente en el modelo; de igual manera se interpretarán los resultados debido a que su obtención está basada en algoritmos de aprendizaje de la minería de datos, por ende el modelo encontrado a continuación es el que más se ajusta al fenómeno estudiado.

|  |
| --- |
| **Tabla 3.7****Tabla de Variables en la Ecuación del Modelo Probit.** |
| **Dosis** | **Betas** | **Prueba de Wald** | **GL** | **P-Valor** | **Odds Ratio** |
| **Dosis a 0.1** | 0.004 | 6.57E-03 | 3 | 1.000 | 1.004 |
| **Dosis a 1** | 0.001 | 7.01E-04 | 3 | 1.000 | 1.001 |
| **Dosis a 5** | 0.001 | 7.89E-04 | 3 | 1.000 | 1.001 |
| **Dosis a 10** | 0.010 | 4.39E-02 | 3 | 0.998 | 1.010 |

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

Con el modelo Probit, la Dosis 0.1%, 1%, 5% y 10% de producto químico suministrado, se obtuvieron coeficientes positivos $β=0.004; β=0.001;$ $β=0.001 y β=0.010 $y Odds-Ratios iguales a 1.004; 1.001; 1.001 y 1.010 respectivamente, es decir que por cada muestra infectada se tiene 1.004 veces más probabilidad de disminuir su infección con la dosis 0.1; 1.001 veces con la dosis 1 y 5; y 1.010 veces con la dosis 10.

Procedemos a realizar la comparación entre las dosis basándonos en los resultados de los Odds Ratios, en donde la Dosis 10% con un Odds Ratio igual a 1.010 significa que causa un mayor efecto inhibidor al igual que en el modelo logístico, seguida de la Dosis 0.1% con 1.004, el resto causa en menor parte un efecto inhibidor e igual sobre los cultivos, que son la Dosis 1% y 5% con 1.001 y 1.001 respectivamente.

El modelo Probit se ajusta de manera satisfactoria a los datos, pero con una mayor variabilidad con respecto al modelo Logit, lo cual le quita precisión a los resultados.

En los gráficos 3.5 y 3.6se muestran las diferencias entre los modelos desarrollados, para ambos modelos estos indican un efecto inhibidor, pero el modelo Logit presenta mayores probabilidades de inhibición sobre el modelo Probit.

GRÁFICO 3.5. ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO SOBRE
LAS PROBABILIDADES DE CADA OBSERVACIÓN
EVALUADAS EN EL MODELO DE REGRESIÓN LOGIT.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

GRÁFICO 3.6. ANÁLISIS DEL COMPORTAMIENTO SOBRE
LAS PROBABILIDADES DE CADA OBSERVACIÓN
 EVALUADAS EN EL MODELO DE REGRESIÓN PROBIT.

FUENTE: CIBE – ESPOL AUTOR: MARIO LINDAO

Podemos decir que ambas técnicas de regresión no lineal aportan en la búsqueda de las dosis que contienen mayor efecto inhibidor, donde la regresión Logit muestra mayor precisión de resultados a diferencia del modelo Probit, esto se demuestra con el error generado en el modelo Logit igual a 9.87E-18 y el modelo Probit con 2.24E-03.

La variable de crecimiento del tubo germinativo obtuvo su mayor crecimiento al suministrársele 0.1% de fungicida con un promedio de 23.11 μm y el de menor crecimiento con 10% de fungicida suministrado con un promedio de 0.65 μm.

La variable Inhibición ó de interés al suministrársele con 10% de fungicida obtuvo un promedio de 99.20% de inhibición a las ascosporas, y la dosis que obtuvo un menor efecto fue al suministrársele 0.1% de fungicida con un promedio de 71.22% de inhibición.

La dosis 10% de fungicidas suministrado es la de menor desviación estándar con 2.46% de inhibición, y la dosis 1% es la de mayor desviación estándar con 15.54% de inhibición.

El aporte global de las técnicas utilizadas conllevan a encontrar comportamientos en cada una de ellas, lo cual indican que el análisis descriptivo sumado a los modelos no lineales, llevan la misma línea de decisión en sus resultados, a diferencia del modelo de regresión lineal que expresa decisiones contrarias en cuanto a cuál debería ser la dosis a ser suministrada

En base a estos resultados decimos que los modelos no lineales generan mejores resultados, esto se debe a que estos analizan el comportamiento interno y externo de los datos en búsqueda del mejor ajuste a ambos modelos.

Sobre la herramienta informática podemos decir que tiene una base de datos diseñada para el almacenamiento adecuado y seguridad de los proyectos y de los datos, lo cual lleva a tener una bitácora más amplia y de manera digital. Los resultados que esta herramienta emita son de total confiabilidad, debido a que ha sido probado sus resultados de manera manual y también a través del uso de SPSS software estadístico.

La facilidad de manejo del sistema para el usuario que conoce de herramientas básicas como lo es Excel, permitirá una buena interacción usuario – máquina.