



Universidad Nacional Experimental del Táchira

Vicerectorado Académico

Decanato de Docencia

Departamento de Ingeniería en Informática

Trabajo de aplicación profesional

Proyecto especial de grado

CLASIFICACIÓN DE TUBÉRCULOS DE PAPA CRIOLLA PARA DIFERENTES DENSIDADES DE SIEMBRA
SEGÚN EL PESO FRESCO POR CALIBRE EMPLEANDO BAYES NAIVE.

Autor(es): Estefany C. Salas S.

C.I.: 24820631

estefany.salas@unet.edu.ve

Tutor(es): Rossana Timaure

rttg@unet.edu.ve

San Cristóbal, Julio de 2018.

Introducción

En Colombia, el nombre papa criolla corresponde a un morfotipo que desarrolla tubérculos con piel color amarilla y pulpa («yema de huevo»)(Rodriguez, 2009), esta variedad ha sido clasificada como *Solanum phureja* (Hawkes, 1990), según Fedepapa en 1988 esta variedad de papa es un alimento de alto valor nutritivo y de excelentes calidades culinarias, además de ser una de las fuentes de proteína más económica y ser considerada un producto exótico por consumidores de Europa y Estados Unidos, lo que le permite posicionarse como un producto para exportación que normalmente se comercializa en presentaciones que van desde paquetes de papas congeladas a latas de papa. Según Rivera et al (2011) los tubérculos de papa criolla como cualquier otro producto deben satisfacer requerimientos de calidad externos e internos que son impuestos por el uso que se le va a dar, por ejemplo, algunos de los requerimientos que caracterizan la calidad culinaria de la papa son la textura, el aroma, el sabor y el color, pero hay muchas más características observables como el tamaño el cual es un factor clave en el uso industrial de la papa, Piñeros (2009) indica que los tamaños pequeños son apropiados para las presentaciones precocida congelada o encurtida y los tamaños grandes con formas redondas o comprimidas son apropiadas en procesos de obtención de francesas y hojuelas.

Cuando se toma en cuenta la importancia del tamaño de la papa para la industria se empiezan a observar investigaciones que buscan afectar la variable tamaño con el menor costo posible, es decir, evitando químicos y métodos artificiales para el control del crecimiento, algunos investigadores como Arias et al (1996) pusieron a evaluación el peso y número de tubérculos de cada clase de papa para diferentes densidades de siembra, por otra parte Bernal (2017) empleó modelos de regresión binomial negativa cero-inflada que evidenciaron el efecto significativo de la densidad de siembra sobre el conteo de tubérculos en los calibres superiores a 4 cm mientras que el modelo binomial negativo lo evidenció en el caso de los calibres inferiores a 4 cm. Las investigaciones toman en cuenta la variable densidad de siembra para evaluarla como factor influyente en el tamaño de los tubérculos porque es una variable controlada, que puede ser modificada sin alterar abruptamente

los costos de la siembra, sin embargo, esta variable que representa la distancia entre plantas y surcos posee características espaciales.

Al realizar clasificaciones de la densidad de siembra en relación con otras variables como el peso no se pueden implementar métodos estadísticos como la regresión o el análisis de varianza porque se incumplen los supuestos para la aplicación de estos al estar frente a una variable espacial, por lo tanto, el método estadístico correcto sería la regresión espacial, aunque al aplicar este método existe otro problema y es que la variable de densidad de siembra a pesar de tener varios valores es fija, por lo tanto se debe realizar el análisis para cada valor de densidad, pero realizar esto no asegura una correlación general de las densidades con el tamaño de los tubérculos aunque cada análisis individual de un resultado similar, esto lleva a buscar soluciones alternativas como la que va a ser evaluada en esta investigación que es la clasificación empleando el algoritmo de Bayes Naïve que según la descripción de Misigo y Miriti (2016) es un clasificador probabilístico basado en el teorema de Bayes considerando la suposición de independencia de Naïve, este clasificador asume que el valor de una variable en una clase es independiente del valor de otra variable, con Bayes Naïve se pueden llevar a cabo métodos de clasificación más sofisticados que permiten crear modelos con capacidades de predicción.

Capítulo 1

Preliminares

1.1. Planteamiento y formulación del problema

La minería de datos provee una manera para que las computadoras puedan tomar decisiones en base a data, estas decisiones pueden ser predecir el clima de mañana, bloquear correo spam o detectar el lenguaje de una página web (Layton, 2015), o en el caso de esta investigación crear un modelo para clasificar empleando el algoritmo de Bayes Naive.

Los algoritmos, estadística, ingeniería, optimización y ciencia computacional son parte de la minería de datos, todas estas herramientas ayudan a describir un aspecto del mundo real a través de un conjunto de datos que está conformado por las muestras que son representaciones de objetos y las características que son la descripción de dichos objetos. (Layton, 2015)

Según VanderPlas (2017) para realizar clasificación con minería de datos se pueden implementar los modelos Bayes Naive que son un grupo de algoritmos simples y rápidos mayormente acertados para conjuntos de datos grandes, estos clasificadores están contruidos sobre la base de los métodos de clasificación Bayesiana que se apoyan en el teorema de Bayes que es una ecuación que describe la relación de las probabilidades condicionales de las cantidades estadísticas. En la clasificación Bayesiana el interés es encontrar la probabilidad de una clase L de acuerdo a las características observadas, que se puede escribir como $P(L|caracteristicas)$ y el teorema de Bayes indica como expresar esto en términos de cantidades que pueden ser computarizadas mas fácilmente:

$$P(L|caracteristicas) = \frac{P(caracteristicas|L) P(L)}{P(caracteristicas)}$$

Si se intenta decidir entre dos clases (L_1 y L_2) la manera de tomar la decisión es computar el ratio de la probabilidad posterior para cada clase:

$$\frac{P(L_1|caracteristicas)}{P(L_2|caracteristicas)} = \frac{P(caracteristicas|L_1) P(L_1)}{P(caracteristicas|L_2) P(L_2)}$$

El algoritmo basado en estas ecuaciones debe seguir los siguientes pasos según Layton (2015):

- Teniendo el conjunto de datos de entrenamiento se debe calcular los valores de la probabilidad de una característica para cada clase.
- Se computa la probabilidad de que un dato de muestra pertenezca a una clase.
- Se computa la probabilidad de que un dato pertenezca a una clase.
- Se ingresan valores de prueba al modelo y se prueba la clasificación.

La propuesta de esta investigación es implementar un clasificador de Bayes Naive para entrenar un modelo que teniendo como características los pesos frescos de cada calibre de papa (el calibre es una categorización de las papas según su tamaño) pueda indicar con un alto nivel de aciertos la densidad de siembra a la que fue plantada, el desarrollo de este clasificador será en Python que según la fundación de Python (2018) es un lenguaje de programación creado en 1990 por Guido Van Rossum que se caracteriza por ser sencillo de aprender, tener estructuras de data de alto nivel que son eficientes y un simple pero efectivo acercamiento con la programación orientada a objetos.

Los datos que se van a emplear para la construcción, validación y prueba del clasificador serán los datos observados en el Centro agropecuario Marengo de la Universidad Nacional de Colombia, en el departamento de Cundinamarca y datos que serán generados empleando regresión espacial, para así observar las variaciones que pueden provocar en el modelo los datos reales y los generados artificialmente. El método de regresión espacial es un modelo estadístico para data observada en unidades geográficas como países o regiones, donde juegan un papel importante los vecinos como indica Arbia (2014), este autor expresa que para tratar información espacial es necesario tener dos sets de información, el primero que posee los valores observados de las variables y el segundo que posee la ubicación particular donde esos valores fueron observados y las relaciones de proximidad entre todas las observaciones espaciales.

Para realizar la comparación de los resultados obtenidos para cada set de datos se usa la curva ROC, que como explica Gönen (2017) la curva ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) es una herramienta estadística para evaluar la precisión de predicciones independientemente de la fuente de las mismas.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Clasificar tubérculos de papa criolla para diferentes densidades de siembra según el peso fresco por calibre empleando Bayes Naive.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Estimar el peso por calibre para diferentes densidades de siembra empleando métodos econométricos espaciales.
- Estimar el peso por calibre para diferentes densidades de siembra empleando Bayes Naive para datos observados y datos estimados.
- Comparar la exactitud de las clasificaciones mediante curvas característica operativa del receptor (ROC).

1.3. Justificación e Importancia

Para la industria colombiana la papa criolla constituye un rubro muy importante, es un producto versátil que como lo indica Piñeros (2009) permite mediante varios procesos la obtención de papa criolla precocida y congelada, francesa precocida prefrita congelada y preformados, entre otros, para la realización de cada uno de estos productos es necesario emplear papas cuyas características se adecuen a lo que busca la industria, una característica resaltante al momento de clasificar papas es su peso. Cuando una industria cosecha papas controla que el resultado sean papas que se adecuen al tipo de producto que luego van a generar, para ellos usan diferentes métodos que les permiten controlar las características incurriendo en los menores gastos posibles.

Uno de los métodos para modificar las características es realizar variaciones a la densidad de siembra, que es una variable controlada y de fácil manejo que le permite a las industrias obtener

cosechas que cumplan en un mayor porcentaje sus requerimientos (Arias, 1996). Sin embargo, las investigaciones previamente realizadas sobre la densidad de siembra emplean análisis estadísticos no espaciales para el estudio de esta variable, lo que conlleva a un error porque esta variable posee una connotación espacial y además se sabe que cada punto es afectado por sus vecinos, pero al emplear regresión espacial que es un método más acertado para el problema en cuestión también se presentan algunas limitantes en la generalización de los resultados, por eso se busca la alternativa que representa la minería de datos con el algoritmo de clasificación de Bayes Naïve, que proporciona resultados de manera general y permite obtener una clasificación en base a las características que son usadas para crear el modelo de clasificación, buscando así crear un modelo para clasificar la densidad de siembra tomando como características los pesos frescos de cada calibre y obteniendo resultados que tenga un mayor porcentaje de aciertos que los obtenidos por otros métodos de clasificación.

1.4. Alcance y Limitaciones

Los datos para realizar el entrenamiento, validación y prueba del modelo de clasificación fueron recolectados en una cosecha de papa criolla (*Solanum phureja*) a los 120 días de siembra, en total se tienen 2839 sets de datos que fueron sembrados a tres densidades de siembra diferentes (30, 40 y 50cm entre plantas, todos con separación de 100cm entre surcos), los tubérculos de cada planta luego de ser cosechados fueron clasificados en cuatro grupos según su calibre, el primer grupo es para tamaños menores de 2cm, el segundo para tamaños de 2 a 4cm, el tercero para tamaños de 4 a 6 cm y el último para tamaños mayores de 6cm, luego por cada planta se obtuvo el peso fresco para cada uno de esos calibres. En total se tienen 1135 conjuntos de datos para la densidad de 30 cm, 926 conjuntos para la densidad de 40 cm y 778 para la densidad de 50 cm.

En esta investigación solo se realizará la clasificación de la densidad de siembra a partir de los pesos frescos de cada calibre, otras variables que representan características de las papas como la textura, color, diámetro ponderado, no serán tomadas en consideración. El modelo de clasificación será construido y probado con la data observada y data generada a partir del método de regresión espacial para contrastar la diferencia entre ambas.

Capítulo 2

Fundamentos teóricos

2.1. Antecedentes

Internacional. Noor Amaleena Mohamad, Noorain Awang Jusoh, Zaw Zaw Htike y Shoon Lei Win, 2014. Bacteria Identification from Microscopic Morphology using Naïve Bayes.

El objetivo de la investigación fue proponer un marco automatizado de identificación de bacterias que pudiera clasificar tres famosas clases de bacterias llamadas Cocci, Bacilli y Vibrio desde la morfología microscópica usando el clasificador Naïve Bayes, para desarrollar el marco se comprendieron dos fases, la primera fue el entrenamiento del sistema empleando un set de imágenes microscópicas que contenían Cocci, Bacilli y Vibrio, las imágenes de entrada fueron normalizadas para enfatizar el diámetro y forma de las características. En la segunda etapa se empleó el clasificador Naïve Bayes para realizar inferencia probabilística basada en los descriptores de entrada. Para el entrenamiento se utilizaron 65 imágenes de cada clase de bacteria, para las pruebas fueron usadas 222 imágenes que poseían las tres clases de bacteria e imágenes aleatorias de humanos y aviones, durante las pruebas el sistema fue capaz de discriminar correctamente entre las tres clases de bacterias e incluso logró rechazar las imágenes que no pertenecían a ninguna de las tres clases de bacterias, como conclusión la investigación demostró como un simple clasificador con unas cuantas características basadas en imágenes puede proveer una alta exactitud en la identificación de bacterias según su morfología microscópica, este marco de identificación que consiste en la extracción y clasificación ha logrado un 80 % de exactitud al clasificar las tres bacterias (Cocci, Bacilli y Vibrio), a pesar de su naturaleza exploratoria se considera que se debe realizar más trabajo para lograr una clasificación robusta y de mayor exactitud empleando aprendizaje automático no solo para bacterias sino para cualquier otro objeto clasificable.

Internacional. Misigo Ronald y Miriti Evans, 2016. Classification of Selected Apple Fruit Varieties using Naïve Bayes.

La necesidad de distinguir variedades de manzanas de una manera rápida y no destructiva motivó la investigación presente que tiene como objetivo principal investigar la aplicabilidad y el rendimiento del algoritmo de clasificación de Naïve Bayes para distinguir las variedades de manzanas, la metodología aplicada involucro la adquisición de las imagenes, preprocesamiento y segmentación, analisis y clasificación de las variedades de manzanas. Se realizo un muestreo aleatorio y se emplearon 60 imagenes para el entrenamiento del clasificador, 30 imagenes para la validacion y 60 imagenes para las pruebas, los resultados fueron positivos verdaderos, positivos falsos, negativos verdaderos y negativos falsos, luego se evaluó el rendimiento del sistema, obteniendo los valores estimados para exactitud, sensibilidad, precisión y especificidad donde se obtuvo 91 %, 77 %, 100 % y 80 % respectivamente, en conclusión la clasificación empleando Naïve Bayes resultó en un porcentaje mayor de exactitud que las técnicas de lógica difusa y MLP-Neural que habian sido empleadas previamente para realizar la tarea de clasificación.

Internacional. Arias Victoria, Bustos Patricia y Núñez Carlos, 1996. Evaluación del Rendimiento en Papa Criolla (*Solanum phureja*) variedad «Yema de Huevo», bajo diferentes Densidades de Siembra en la Sabana de Bogotá.

Se evaluó el rendimiento de la papa criolla (*Solanum phureja* Juz. et Buk.) variedad «yema de huevo», bajo diferentes densidades de siembra, utilizando cuatro distancias entre surcos (0,70;0,80;0,90 y 1,0m), en Cundinamarca, Colombia. Las variables de rendimiento evaluadas fueron: peso y número de tubérculos de primera, segunda y tercera clase por metro cuadrado, y peso y número total de tubérculos por metro cuadrado. Las diferentes densidades evaluadas no presentaron diferencias significativas para el número y peso de tubérculos de primera y segunda clase, para las distancias entre surcos menores de un metro, se encontraron incrementos significativos en el peso total de tubérculos, pero se redujo el tamaño promedio de los mismos, es decir, que se obtuvo mayor número y peso de tubérculos de tercera clase.

Internacional. Paraskevas Tsangaratos y Ioanna Ilia, 2016. Comparison of a logistic regression and Naïve Bayes classifier in landslide susceptibility assessments: The influence of models complexity and training dataset size.

El objetivo principal de la investigación fue comparar el rendimiento de un clasificador que implementa regresión logística con uno que implementa el algoritmo de Bayes Naive en evaluaciones de susceptibilidad a deslizamientos. El estudio proporciona una evaluación sobre la influencia de la complejidad del modelo y el tamaño del conjunto de datos de entrenamiento, mientras que identifica el clasificador más preciso y confiable. La comparación de los dos clasificadores se basó en la evaluación de una base de datos que contiene 116 sitios ubicados en las montañas de Epiro, Grecia, donde se han encontrado eventos graves de derrumbes. Los sitios están clasificados en dos categorías, áreas sin deslizamientos de tierra y derrumbes. En particular, se analizaron siete variables: unidades geológicas de ingeniería, ángulo de la pendiente, aspecto de la pendiente, promedio anual de precipitación, distancia de la red fluvial, distancia de las características tectónicas y distancia de la red de carreteras. Se implementó el análisis de multicolinealidad y la selección de características para estimar la independencia condicional entre las variables y para clasificar las variables según su importancia en la estimación de la susceptibilidad al deslizamiento.

Mediante los procesos anteriores, se logró la construcción de nueve conjuntos de datos diferentes, promover la partición permitió crear subconjuntos de entrenamiento y validar datos de los 116 sitios originales. Cada conjunto de datos era caracterizado por el número de variables utilizadas y el tamaño de los conjuntos de datos de entrenamiento. La comparación y validación de los resultados de cada modelo se logró utilizando medidas de evaluación estadística, la característica operativa de recepción y el área bajo las curvas de éxito y velocidad predictiva. Los resultados indicaron que la complejidad del modelo y el tamaño del conjunto de datos de capacitación influyen en la precisión y la capacidad predictiva de los modelos concernientes a la susceptibilidad al deslizamiento. En particular, el modelo más preciso con alto poder predictivo fue el octavo modelo (cinco variables y 92 datos de entrenamiento), con el clasificador Bayes Naive teniendo un rendimiento y precisión generales ligeramente más altos que el clasificador de regresión logística, 87.50 % y 82.61 % en los conjuntos de datos de validación, respectivamente. El área más alta bajo la curva se logró mediante el clasificador Naïve Bayes para los conjuntos de datos de entrenamiento y validación (0.875 y 0.806 respectivamente) mientras que el clasificador de regresión logística logró valores de AUC más bajos para los conjuntos de datos de capacitación y validación (0,844 y 0,711, respectivamente). Cuando hay datos limitados disponibles, parece que se podrían obtener resultados más precisos y confiables mediante clasificadores generativos, como clasificadores Bayes Naive.

2.2. Bases Teóricas

2.2.1. Python

Python es un lenguaje de programación de código abierto creado por Guido van Rossum. Una de las ideas claves de van Rossum era que los programadores pasaban más tiempo leyendo código que escribiendolo, entonces creo un lenguaje fácil de leer. Python es uno de los lenguajes de programación más populares y fáciles de aprender. Funciona en la mayoría de sistemas operativos y computadoras y es usado desde la construcción de servidores web hasta crear aplicaciones de escritorio. (Althoff,2016)

2.2.2. PyCharm

PyCharm es un entorno de desarrollo integrado dedicado a Python y Django que provee un amplio rango de herramientas esenciales para programadores, que están estrechamente integrados para crear un entorno conveniente para el desarrollo productivo de Python.

2.2.3. Regresión Espacial

El método de regresión espacial es un modelo estadístico para data observada en unidades geográficas como países o regiones, donde juegan un papel importante los vecinos como indica Arbia (2014), este autor expresa que para tratar información espacial es necesario tener dos sets de información, el primero que posee los valores observados de las variables y el segundo que posee la ubicación particular donde esos valores fueron observados y las relaciones de proximidad entre todas las observaciones espaciales. (hablar de autocorrelación espacial y supuestos de independencia).

2.2.4. Clasificador Bayes Naive

El clasificador Bayes Naive es un clasificador probabilístico basado en el teorema de Bayes, considerando la suposición de independencia ingenua. Los clasificadores Bayes Naive suponen que el efecto de un valor de variable en una clase dada es independiente de los valores de otra variable. Esta suposición se llama independencia condicional de clase. Bayes Naive a menudo puede realizar métodos de clasificación más sofisticados, es particularmente adecuado cuando la dimensionalidad de las entradas es alto. Cuando se quieren resultados más competentes, en comparación con otros métodos de salida, podemos usar la implementación de este clasificador que crea modelos con capacidades predictivas. (Misigo y Miriti, 2016)

2.2.5. Teorema de Bayes

2.2.6. Curva Característica Operativa del Receptor

Una curva característica operativa del receptor es una herramienta estadística para evaluar la precisión de predicciones, a menudo se abrevia como curva ROC o gráfico ROC, el último se utiliza con más frecuencia en la literatura de minería de datos.(Gönen,2007)

Las curvas ROC proporcionan una forma completa y visualmente atractiva de resumir la precisión de las predicciones. Son ampliamente aplicables, independientemente de la fuente de predicciones. También puede comparar la precisión de los diferentes métodos de generación de predicciones al comparar las curvas ROC de las predicciones resultantes.(Gönen,2007)

2.2.7. Glosario

:

Capítulo 3

Fundamentos Metodológicos

En este capítulo se detalla el enfoque, tipo, nivel, diseño de la investigación y metodología a implementar como estructura a seguir por el trabajo presente.

3.1. Enfoque de la investigación

Esta investigación posee un enfoque cuantitativo, que como lo indica Sampieri et al (2014) es secuencial y probatorio, cada etapa precede a la siguiente y no podemos “brincar” o eludir pasos. El orden es riguroso, aunque desde luego, se puede redefinir alguna fase. Parte de una idea que va acotándose y, una vez delimitada, se derivan objetivos y preguntas de investigación, se revisa la literatura y se construye un marco o una perspectiva teórica. De las preguntas se establecen hipótesis y determinan variables; se traza un plan para probarlas (diseño); se miden las variables en un determinado contexto; se analizan las mediciones obtenidas utilizando métodos estadísticos, y se extrae una serie de conclusiones.

3.2. Tipo o nivel de investigación

Según Pallela y Martins (2012) la investigación de campo consiste en la recolección directamente de la realidad donde ocurren los hechos, sin manipular o controlar variables. Este proyecto plantea ese tipo de investigación ya que busca explorar los efectos de la interrelación entre los diferentes tipos de variables en lugar de los hechos.

El nivel de investigación es correlacional, porque se quiere conocer la relación o grado de

asociación que existe entre dos o más conceptos, categorías o variables en una muestra o contexto particular, es decir, se busca asociar variables mediante un patrón predecible para un grupo. (Sampieri et al, 2014).

3.3. Diseño de la investigación

El término diseño se refiere al plan o estrategia concebida para obtener la información que se desea con el fin de responder al planteamiento del problema (Sampieri et al, 2014), el diseño de la investigación presente es no experimental cuantitativa porque como lo indica Sampieri et al (2014) “es la investigación que se realiza sin manipular deliberadamente variables. Es decir, se trata de estudios en los que no hacemos variar en forma intencional las variables independientes para ver su efecto sobre otras variables. Lo que hacemos en la investigación no experimental es observar fenómenos tal como se dan en su contexto natural, para analizarlos”.

De acuerdo al objetivo principal planteado por esta investigación se busca clasificar la densidad de papa criolla a partir de sus pesos frescos, esto indica buscar la relación de estas variables, lo que conlleva a tener un diseño transeccional correlacional-causal que según Sampieri et al (2014) describen relaciones entre dos o más categorías, conceptos o variables en un momento determinado. A veces, únicamente en términos correlacionales, otras en función de la relación causaefecto (causales).

3.4. Metodología

El desarrollo de la investigación en la que se propone la realización de un algoritmo que emplee clasificación de Bayes Naive comprende las siguientes fases metodológicas, según la metodología de CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*):

Comprensión del problema.

Esta fase inicial se centra en la comprensión de los objetivos, requisitos y restricciones del proyecto desde una perspectiva no técnica, con el fin de convertirlos en objetivos técnicos y en un plan de proyecto. En esta fase, es muy importante la capacidad de poder convertir el conocimiento adquirido del problema en un plan preliminar cuya meta sea el alcanzar los objetivos del problema. Las principales tareas que componen esta fase son las siguientes:

(a). Determinar los objetivos del problema. (b). Evaluación de la situación. (c). Determinación de los objetivos del proyecto propuesto. (d). Producción de un plan del proyecto.

Comprensión de datos.

La segunda fase comprende la recolección inicial de los datos, con el objetivo de establecer un primer contacto con el problema, familiarizándose con ellos, identificar su calidad y establecer las relaciones más evidentes que permitan definir las primeras hipótesis, si fuera el caso. Las principales tareas a desarrollar en esta fase del proceso son:

(a). Recolección de datos iniciales. (b). Descripción de los datos. (c). Exploración de datos. (d). Verificación de la calidad de los datos.

Preparación de datos.

En esta fase y una vez efectuada la recolección inicial de datos, se procede a su preparación para adaptarlos a las técnicas de, tales como técnicas de visualización de datos, de búsqueda de relaciones entre variables u otras medidas para exploración de los datos. La preparación de datos incluye las tareas generales de selección de datos a los que se va a aplicar una determinada técnica de modelado, limpieza de datos, generación de variables adicionales, integración de diferentes orígenes de datos y cambios de formato. Las principales tareas involucradas en esta fase son las siguientes:

- Selección de datos.
- Limpieza de los datos.
- Estructuración de los datos.
- Integración de los datos.
- Formateo de los datos.

Modelado.

En esta fase de CRISP-DM, se selecciono la técnica de modelado más apropiadas para el proyecto propuesto. ya que cumple con los siguientes criterios:

- Ser apropiada al problema.
- Disponer de datos adecuados.
- Cumplir los requisitos del problema.
- Tiempo adecuado para obtener un modelo.
- Conocimiento de la técnica.

Previamente al modelado de los datos, se debe determinar un método de evaluación de los modelos que permita establecer el grado de bondad de ellos para este caso la bondad de ajuste se evaluara mediante curvas ROC.

Evaluación.

En esta fase se evalúa el modelo, teniendo en cuenta el cumplimiento de los criterios de éxito del problema. Debe considerarse, además, que la fiabilidad calculada para el modelo se aplica solamente para los datos sobre los que se realizó el análisis. Es preciso revisar el proceso, teniendo en cuenta los resultados obtenidos, para poder repetir algún paso anterior, en el que se haya posiblemente cometido algún error. Las tareas involucradas en esta fase del proceso son las siguientes:

- Evaluación de los resultados.
- Proceso de revisión.
- Determinación de futuras fases.

3.5. Aspectos administrativos

La realización de la investigación será planificada según lo establecido en el siguiente diagrama:

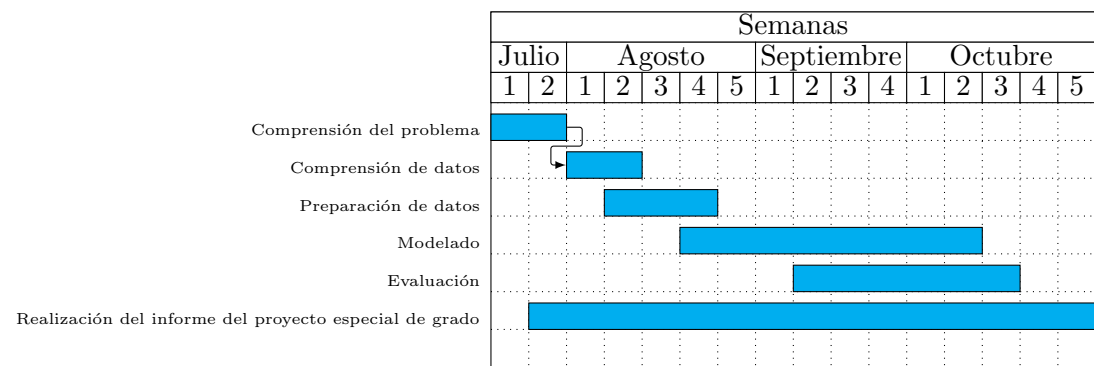


Figura 3.1: Diagrama de Gantt con la planificación del proyecto especial de grado

Referencias Bibliográficas

Available CRAN Packages By Name. Disponible en: https://cran.r-project.org/web/packages/available_packages_by_name.html. Consultada Enero 2018.

Middle Sinu Valley, Colombia. Agronomía Colombiana 22 (1): 81-90

Chambers, John M (1998). Programming with Data: A Guide to the S Language. Springer.

Filippa, G., Cremonese, E., Migliavacca, M., Galvagno, M., Forkel, M., Wingate, L., Tomelleri, E., Morra, U., Richardson, A.D. (2016). Phenopix: A R package for image-based vegetation phenology. Agricultural and Forest Meteorology 220, 141-150.

Leisch, F. (2002), "Sweave, Part I: Mixing R and LATEX," R News, 2, 28-31, URL <http://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>.

Leisch F. (2009). Creating R Packages: A Tutorial.

Marsden J., Weinstein A. (1985). Calculus I. Springer-Verlag, New York Inc.

morphological index. Forest Science and Technology, Vol. 11, No. 1, 1-10.

Trancón B., Carl W., Bolz F., Grelck C. (2012). The Functional Programming Language R and the Paradigm of Dynamic Scientific Programming. (182-197).

Wickham H. (2015). R Packages: Organize, Test, Document, and Share Your Code. 1 Edic. Hadley – Wickham.

Xie Y. (2017) . Package ‘formatR’. Disponible en:<https://cran.r-project.org/web/packages/formatR/formatR.pdf>. Consultado Enero 2018.

Ablan, M. Márquez, R. Rivas, Y. Molina, A y Querales, J. (2011, Noviembre). Una librería en R para validación de modelos de simulación. Revista Ciencia e Ingeniería.” , Volumen:(Edición Especial: “Jornada de Modelado y Simulación”), pp.117-126.

Yeater, K. Duke, S and Riedell, W. (2015, Febrero 25). Multivariate Analysis: Greater Insights into Complex Systems. Agronomy Journal , Volumen(107), pp.799-810

Fernández Contreras, M.(2017). Modelo de Forrester para evaluar procesos biológicos, casos de estudio: crecimiento de hongos en medios líquidos y crecimiento de plántulas de pimentón *Capsicum annum* L. biofertilizadas. (Trabajo Especial de Grado de pregrado).Universidad Nacional Experimental del Táchira. San Cristóba, Estado Táchira.