



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Modelado del Calibre y la competición intra-específica por rendimiento de tubérculos de papa criolla *Solanum tuberosum* grupo *Phureja* bajo diferentes densidades de siembra

Nelson Bernal Margfof

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá, Colombia

2017

Modelado del Calibre y la competición intra-específica por rendimiento de tubérculos de papa variedad *Solanum phureja* bajo diferentes densidades de siembra

Nelson Bernal Margfof

Tesis o trabajo de investigación presentada(o) como requisito parcial para optar al título
de:

Magister en Ciencias Agrarias

Director:

Ph.D. Aquiles Enrique Darghan Contreras

Codirector:

Ph.D. Luis Ernesto Rodríguez Molano

Línea de Investigación:

Línea de Investigación en Fisiología de Cultivos

Universidad Nacional de Colombia

Facultad de Ciencias Agrarias

Bogotá, Colombia

2017

Dedicatoria

A mis padres, quienes a través de su entusiasmo, trabajo y ejemplo, han sido la mayor fuente de motivación para trazarme grandes metas, y luchar por mis sueños.

A los nuevos amigos, a los profesores, y demás personas que han enriquecido mi experiencia durante el paso por esta Facultad.

Para ellos esta dedicatoria, con el más grande aprecio y agradecimiento.

Resumen

Se realizó un estudio de campo con el cultivo de papa criolla *Solanum tuberosum* grupo Phureja para evaluar la influencia de la densidad de siembra asociada a distancias entre plantas de 30,40 y 50 cm y distancia entre surcos de 100 cm sobre el conteo de tubérculos de calibres inferiores a 2 cm, de 2-4 cm, 4-6 cm y más de 6 cm, y sobre el rendimiento en gramos (g) de peso fresco de los tubérculos. El estudio se realizó en el Centro Agropecuario Marengo de la Universidad Nacional de Colombia, en el departamento de Cundinamarca ($74^{\circ}12'58.51''W$; $4^{\circ}40'52.92''N$), ubicado a una altitud de 2516 msnm con temperatura media de 14 °C. De acuerdo con el comportamiento climático, la zona clasifica como Bosque Seco Montano Bajo. Al momento de la cosecha se clasificaron y contaron los tubérculos mediante tamizado, pesándose su totalidad sin discriminar por calibre. El modelado de los conteos se hizo mediante regresión binomial negativa usual e inflada por ceros, mientras que el modelado del peso fresco se logró usando un modelo autoregresivo espacial puro. Los modelos de regresión binomial negativa cero-inflada evidenciaron el efecto significativo de la densidad de siembra sobre el conteo de tubérculos y calibre, de hecho, se observó una razón aproximada de 40:40:20:1 desde el calibre menor al mayor. En lo que respecta al efecto de la competencia, en todos los modelos probados resultó significativo el coeficiente de competencia, aumentando en la mayoría de los casos a medida que disminuía la distancia entre plantas, tanto en el patrón de vecindad intrahileras como en el caso de inter e intrahileras. Los resultados sobre calibre y densidad son atributos de interés en el manejo tanto agronómico del cultivo como en el manejo industrial de los tubérculos, por lo que la relación encontrada puede adoptarse en ambas áreas para generar los atributos deseados del cultivo para mejorar la producción y guiar el proceso de industrialización.

Palabras clave: Regresión Poisson, Regresión Binomial Negativa, Regresión Binomial negativa cero-inflada, calibre, modelo autoregresivo puro.

Abstract

A field study was carried out with Creole potato crop variety *Solanum phureja* to evaluate the influence of the plant density associated to distances between plants of 30,40 and 50 cm and distance between rows and paths of 100 cm on the tuber count with calibers less than 2 cm, 2-4 cm, 4 - 6 cm and more than 6 cm and on the yield in fresh weight (g) of the tubers. The study was conducted at the Marengo Agricultural Center of the Universidad Nacional de Colombia, in the department of Cundinamarca (74°12'58.51"W, 4°40'52.92"N), which has an altitude of 2516 meters above sea level and an average temperature of 14 °C. According to the characteristics of the climate, the area is classified as Dry Forest low mountain. When the tubers were harvested, their classification and counting were made by sifting and they were weighed in their entirety without discriminating by size. The modeling of the counts was done by usual negative binomial regression and zero-inflated, while the modeling of the fresh weight was achieved using a pure spatial autoregressive model. Zero-inflated negative binomial regression models showed the significant effect of planting density on tuber count and caliber, in fact, an approximate ratio of 40: 40: 20: 1 was observed from the smallest to the largest caliber. About the effect of the competition, in all tested models the competition coefficient was significant, increasing in most cases as the distance between plants decreased, both in the intra-row neighborhood pattern and in the case of inter and intra-rows. The results on caliber and density are attributes of interest in both the agronomic management of the crop and in the industrial management of the tubers, so the relationship found can be adopted in both areas to generate the desired attributes of the crop to improve production and guide the process of industrialization.

Keywords: Poisson Regression, Negative Binomial Regression, Negative Binomial Regression Zero-inflated, caliber, Pure Spatial Autoregression.

Contenido

	Pág.
Resumen	VII
Lista de figuras.....	X
Lista de tablas	XII
Introducción	1
1. Modelado del calibre y la competición intra-específica por rendimiento de tubérculos de papa variedad <i>Solanum phureja</i> bajo diferentes densidades de siembra	13
1.1 Materiales y métodos.....	17
1.1.1 Localización del ensayo	17
1.1.2 Material vegetal.....	17
1.1.3 Variable de respuesta y explicativa	18
1.1.4 Diseño experimental	18
1.1.5 Análisis estadístico.....	19
1.1.6 Patrones de vecindad.....	20
1.2 Resultados y Discusión.....	22
1.3 Conclusiones	43
1.4 Recomendaciones	45

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1-1. Modelos comunes de distribución en datos de conteo. (Generados en R software)	7
Figura 1-1. Patrón de vecindad intra-hilera en vecinos más cercanos	21
Figura 1-2. Patrón de vecindad inter-intra-hileras en vecinos más cercanos.	22
Figura 1-3. Diagrama de dispersión del peso fresco y Diámetro medio ponderado de los tubérculos por densidad de siembra.	¡Error! Marcador no definido.
Figura 1-4. Distribución de conteos de tubérculos por calibre con ajuste de Poisson	
Figura 1-5. Distribución de conteos de tubérculos por densidad de siembra y calibre (D1, D3, D5 y D9)	28
Figura 1-6. Diagrama de dispersión de valores observados y estimados para el modelo 3.	30
Figura 1-7. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre \leq (2cm)	31
Figura 1-8. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre (2 – 4] cm	32
Figura 1-9. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre (4 – 6] cm	32
Figura 1-10. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre > 6cm	33
Figura 1-11. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre \leq (2cm)	34
Figura 1-12. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre (2 – 4] cm.....	34
Figura 1-13. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre (4 – 6] cm.....	34
Figura 1-14. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre > 6 cm	35
Figura 1-15. Comparación del modelo binomial negativo con su contraparte cero-inflada (calibres \leq (2) y (2 – 4] cm)	35
Figura 1-16. Comparación del modelo binomial negativo con su contraparte cero-inflada (calibres (4 – 6] y > 6cm)	36
Figura 1-17. Comparación de valores observados (Obs.) y predichos (Pred.) (Calibres \leq (2) y (2 – 4] cm)	37
Figura 1-18. Comparación de valores observados (Obs.) y predichos (Pred.) (Calibres (4 – 6] y > 6cm).....	38
Figura 1-19. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (30cm*100cm)-Competición intra – hilera)	41
Figura 1-20. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (40cm*100cm)-Competición intra – hilera)	41

Figura 1-21. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (50cm*100cm)- Competición intra – hilera).....	42
Figura 1-22. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (30cm*100cm)- Competición inter – intra – hilera).....	42

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1-1. Distribución de los pesos por distancia entre surcos del patrón de asignación por distancias inversas.....	21
Tabla 1-2. Distribución del conteo de tubérculos por densidad y marca de clase del calibre.....	24
Tabla 1-3. Distribución del Peso fresco promedio de tubérculos por densidad y marca de clase del calibre	24
Tabla 1-4. Media, Varianza y cociente varianza/media por densidad y calibre	26
Tabla 1-5. Modelado por Regresión de Poisson del Calibre hasta 2 cm	27
Tabla 1-6. Estadísticas de ajuste modelo 1	27
Tabla 1-7. Modelado por Regresión de Poisson del Calibre hasta 2 cm	28
Tabla 1-8. Estadísticas de ajuste modelo 2	29
Tabla 1-9. Modelado por Regresión de Poisson para calibre y densidad.....	29
Tabla 1-10. Estadísticas de ajuste modelo 3	29
Tabla 1-11. Resultados de la Competición intra – hilera (vecino más cercano)	39
Tabla 1-12. Resultados de la Competición inter-intra-hilera (vecino más cercano)	39

Introducción

La papa criolla de nombre científico *Solanum tuberosum* grupo Phureja (Huaman y Spooner, 2002) es una planta diploide que se cultiva ampliamente en los Andes desde el oeste de Venezuela hasta el centro de Bolivia, con un centro de diversidad al sur de Colombia y al norte de Ecuador (Estrada, 1996; Ghislain *et al.*, 2006). Colombia es considerado el mayor productor, consumidor y exportador de papa criolla (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural., 2009; Rodríguez *et al.*, 2009). Por las características organolépticas y nutricionales del tubérculo este cultivo tiene gran ventaja competitiva debido a la aceptación por los consumidores (Peña *et al.*, 2015). La variedad más cultivada en Colombia es *S. tuberosum* grupo Phureja variedad Criolla Colombia (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural., 2009). Los cultivares pertenecientes a este grupo son precoces, de ahí su nombre nativo en Aymara “Phureja”, sus tubérculos no tienen periodo de reposo y es posible establecer ciclos de siembra - cosecha tres o cuatro veces al año (Ochoa, 2001, citado por Piñeros, 2009). Se estima que para el 2014 se sembraron 144.097 ha año⁻¹ de papa, de las cuales la papa criolla representó aproximadamente el 6.9 % con 9.954 ha año⁻¹, ubicadas principalmente en los departamentos de Antioquia, Boyacá, Cundinamarca y Nariño (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2017). Este cultivo tiene una ventaja competitiva en razón de poseer gran aceptación por los consumidores debido a las características organolépticas y nutricionales del tubérculo (Peña *et al.*, 2015).

La papa amarilla es un cultivo alimenticio típico de las tierras altas de los Andes, cuya calidad depende del microclima, altura, radiación solar y humedad de los ecosistemas donde se produce. Es altamente valorado el consumo en fresco, sobre todo por sus altos contenidos de materia seca, color y textura. Lo anterior indica que la papa amarilla es un cultivo alimenticio de alto valor en el mercado (Fano, Carmona, Ordinola, & Scott, 1998). La variedad Criolla Colombia Presenta hábito de crecimiento erecto, buen desarrollo de follaje, color verde claro, flor lila oscuro. Tubérculos de forma redonda, ojos semiprofundos, ausencia de periodo de reposo, color de piel y carne amarillo intenso, bajo rendimiento en el proceso de encurtido y altos contenido de materia seca. El desarrollo de nuevos cultivares de papa a nivel diploide con mayor potencial de rendimiento, homogeneidad y condiciones ideales para diferentes opciones de procesamiento debe contribuir al posicionamiento de la papa criolla como un producto de importancia en los mercados

internacionales. A pesar de su heterogeneidad fenotípica, en Colombia una fracción pequeña de papa criolla es procesada, tanto para mercado nacional como de exportación, en forma precocida congelada o encurtida, en presentaciones que van desde la bolsa plástica hasta la papa enlatada o envasada en vidrio, siendo una opción para incursionar con éxito en los mercados internacionales (Rodríguez et al., 2009)

Los altos precios de los insumos agrícolas y el mal manejo de los cultivos agrónomicamente provoca baja productividad y amenaza la competitividad del sistema de producción, por lo que es importante identificar factores limitantes del rendimiento y desarrollar prácticas innovadoras para el cultivo, tales como una gestión nutricional integrada y equilibrada, que es una de las prácticas más eficientes para garantizar a la planta la oportunidad de expresar su potencial genético que eventualmente se reflejará en una mejor calidad y rendimiento (López, Gómez, & Rodríguez, 2014)

Algunos resultado de investigación enuncia que el incremento de la población de plantas de 40.000 a 100.000 por hectárea dio un incremento de por lo menos 50% en el rendimiento, sin embargo, el tamaño promedio de los tubérculos fue menor (> 30 mm de tamaño) (Escobar & Vander, 1988). Las plantas compiten entre sí por recursos ambientales limitados, como micronutrientes, macronutrientes, agua, espacio y luz solar. Los individuos que pertenecen a la misma especie tienen requisitos de vida similares, por lo tanto, una competencia intraespecífica tiene un carácter más fuerte en comparación con la competencia entre especies (Mangla et al., 2011). Por ejemplo, si la distribución de recursos en el espacio es uniforme o heterogénea en una escala fina en relación con el tamaño de la planta, esperaríamos que la interceptación de recursos fuera proporcional al tamaño de la planta y que la competencia fuera perfectamente simétrica. Por otro lado, si un recurso se distribuye en parches que puede ser alcanzado y monopolizado por plantas más grandes, entonces esto podría hacer que el tamaño de la competencia sea asimétrico. En muchos casos, no es obvio cuáles son las implicaciones de ciertas características de los recursos para el modo de competencia. Si un recurso es móvil y se usa rápidamente desde áreas de mayor a menor concentración en el suelo (por ejemplo, nitrato o agua), ¿eso tendería a hacer que la competencia por ese recurso sea más o menos asimétrica? Se necesitan nuevos enfoques teóricos y experimentales para investigar cómo las características de los recursos, incluidos sus patrones espaciales y temporales de

distribución y renovación, los cuales pueden producir interacciones competitivas entre los individuos (Schwinning y Weiner, 1998).

Aunque se conocen muchos mecanismos fisiológicos involucrados en la captación de recursos, estos no se traducen directamente en la comprensión de la competencia individual, poblacional o de comunidad. Todavía se tiene un largo camino por recorrer para cerrar la brecha entre los mecanismos fisiológicos de captación y utilización de recursos, y el desempeño de individuos y poblaciones, mediado por la competencia (Schwinning y Weiner, 1998). Los modelos de competencia de plantas se categorizan predominantemente como fenomenológicos, proporcionando solo una descripción del resultado de la competencia, o una estructura mecanicista, ofreciendo una representación de los procesos fisiológicos subyacentes al crecimiento de la planta. Los estudios de competencia que consideran solo el rendimiento final están inevitablemente limitados en cuanto a las inferencias que se pueden extraer sobre el proceso de competencia (Park *et al.*, 2003).

En el proceso de modelado del calibre que tienen los tubérculos de papa es importante reconocer el tipo de dato que se genera en esta situación, donde solo se cuentan tubérculos por calibre. Cuando se procede al modelado de datos de conteo es relevante definir lo que exactamente significa un conteo. La palabra "conteo" se usa típicamente como verbo para dar a entender que se trata de enumerar unidades, elementos, o eventos. La frase "conteo de datos" por otra parte, es un sustantivo plural que hace referencia a observaciones hechas sobre elementos o atributos que están enumerados. En el campo de la estadística, los datos de conteo se refieren a las observaciones que solo toman valores enteros y que pueden asociarse al campo de los números enteros con inclusión del cero. Desde el punto de vista teórico un conteo puede variar de cero a infinito, pero siempre se limitan a algunos valores característicos según la naturaleza de la variable bajo estudio. En lo que respecta al conteo de tubérculos, en una planta pueden aparecer cero tubérculos en general o sencillamente cero tubérculos asociados a un calibre en particular. En el caso de papa criolla, los calibres usualmente establecidos para la cosecha a los 120 días después de la siembra se agrupan en categorías de diámetro o calibre, siendo la de menor diámetro la categoría inferior a 2 cm, seguida por la de (2-4] cm, luego la de (4-6] cm y finalmente la categoría de más de 6 cm.

Quienes hacen la clasificación de los tubérculos por calibre realizan conteos de tubérculos por calibre y es usual encontrar para esta variedad conteos de cero tubérculos en los calibres mayores así como conteos de hasta de 40 tubérculos en los calibres inferiores. Al modelar estos datos se encuentran valores diferentes, y aunque tienen comportamientos distribucionales inherentes a este tipo de dato, es usual modelarlos como si se trataran de datos continuos.

Una "variable de conteo" es una lista o matriz de datos de conteos, que para el caso del modelado estadístico, pudiera ser tanto respuesta o como una variable explicativa, usualmente de naturaleza aleatoria con observaciones independientes, con una distribución particular univariante o multivariante según el número de variables de conteo involucradas.

Desde un punto de vista descriptivo, los conteos pueden rendir tablas de conteos para una variable de conteo, así tablas de contingencias bidimensionales o multidimensionales según los factores de agrupación. Si se tiene el factor densidad de siembra a tres niveles (30, 40 y 50 cm) de distancia de siembra entre surcos, los conteos rinden una tabla de conteos o de frecuencias para el criterio densidad de siembra. Si ahora se incorpora el calibre (los cuatro descritos previamente) de los tubérculos, se genera una tabla bidimensional al cruzar calibre con densidad de siembra, obteniéndose doce celdas donde se registran los conteos bivariados. Ya con la tabla de contingencia pueden involucrarse la gran variedad de procedimientos de modelado de tablas de contingencia. (Stokes et al, 2012).

Otra forma de modelado de conteos se basa en la incorporación de dos distribuciones de probabilidad comúnmente usadas en este tipo de datos, a saber, la distribución de Poisson y la Binomial Negativa, sin embargo, es posible encontrar otras distribuciones relacionadas como lo son la distribución Gaussiana Inversa de Poisson, la binomial negativa de tres parámetros y la Poisson Generalizada. Estas cinco distribuciones están claramente relacionadas.

Antes de describir brevemente estas distribuciones, es importante resaltar que los modelos de regresión para conteos, sea la regresión Poisson, binomial o negativa. En sus modalidades usuales o en la opción inflada por ceros de ceros truncados pertenecen a la

familia de modelos lineales generalizados, por lo que a continuación se hace una descripción de este marco de modelado que amplía las opciones de análisis de nuestros datos, especialmente en situaciones donde la normalidad es cuestionable o donde la naturaleza de la variable es precisamente la que se asocia a un conteo.

Los modelos de regresión de datos de conteo básicos se pueden representar y comprender utilizando el marco de los modelos lineales generalizados (Nelder y Wedderburn, 1972), los cuales describen la dependencia de una variable escalar $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ sobre un vector de regresores o predictores x_i . La distribución condicional de $y_i | x_i$ es una familia exponencial con función densidad de probabilidad

$$f(y; \lambda, \phi) = \exp\left(\frac{y\lambda - b(\lambda)}{\phi} + c(y, \phi)\right)$$

Donde λ es el parámetro canónico que depende de los regresores por medio del predictor lineal y ϕ es el parámetro de dispersión (frecuentemente conocido). Las funciones $b(\cdot)$ y $c(\cdot)$ son conocidas y determinan al miembro de la familia que se está usando, ya sea el caso de la distribución normal, la binomial, Poisson, entre otras. La media condicional y la varianza de y_i son respectivamente $\mu_i = b'(\lambda_i)$ y $\phi b''(\lambda_i)$, de este modo la distribución de y_i está determinada por su media. La dependencia de μ_i con los regresores se especifica mediante

$$g(\mu_i) = x_i' \beta$$

Donde $g(\cdot)$ es una función de enlace conocida y β es el vector de coeficientes de regresión, los que usualmente se estiman vía máxima-verosimilitud.

Conocer algunos de estos aspectos resulta relevante al momento de seleccionar los métodos, la función de enlace, la distribución y otros aspectos de los modelos dentro de paquetes específicos, tal como R o STATA, por esta razón, se encomia al lector hacer una revisión exhaustiva de los modelos lineales generalizados para el uso adecuado de los mismos, especialmente en el modelado de datos de conteo (McCullagh P, Nelder, 1989).

Retornando al caso de la distribución de Poisson (I) (perteneciente a la familia exponencial), esta tiene un único parámetro para ser estimado (la media), con la

particularidad especial de tener tanto el parámetro de la media como la varianza con el mismo valor, de modo que a mayor promedio mayor varianza en los datos. Esta interesante relación entre la media y la varianza se conoce como equidispersión, algo que, en el proceso de modelado de datos reales, rara vez se alcanza, por lo que se requiere algún tipo de ajuste para tratar con el alejamiento de equidispersión, conocido como sobredispersión, lo que se entiende sencillamente como una mayor variabilidad en los datos que su promedio, pero también es tratada como una mayor variabilidad en los datos observados es superior a la varianza esperada. Un modelo con sobredispersión se asocia a mayores errores estándar o errores estándar sesgados lo que puede generar interpretaciones en la significación evaluada de los parámetros del modelo ajustado.

Muy probablemente el método más popular para tratar con sobredispersión es el binomial negativo (II), ya que esta tiene un parámetro adicional denominado parámetro de dispersión binomial negativo, lo que permite ajustar la variabilidad adicional o heterogeneidad en los datos, pero no permite modelar datos Poisson sub-dispersos, solo sobre dispersos.

El tercer (III) tipo de modelo de conteos es el modelo Gaussiano inverso de Poisson, en el que se asume que la sobredispersión en un modelo de Poisson se describe adecuadamente de acuerdo con la distribución Gaussiana inversa en lugar de la distribución gamma que es propia al modelo binomial negativo. El cuarto (IV) tipo de modelo para conteos es un binomial negativo de tres parámetros, el cual tiene un parámetro que permite que la dispersión varíe a través de las observaciones. Finalmente, el quinto modelo (V) es el Poisson Generalizado, el cual llega a ser el mismo Poisson cuando el parámetro de dispersión se hace cero. La siguiente figura ilustra claramente el comportamiento distribucional de los cinco modelos tratados, y resulta de interés como el V modelo difiere claramente del resto, con un exceso de conteos en las frecuencias bajas (posiblemente el cero), algo bastante común en el modelado del calibre de tubérculos de papa en los diámetros mayores.

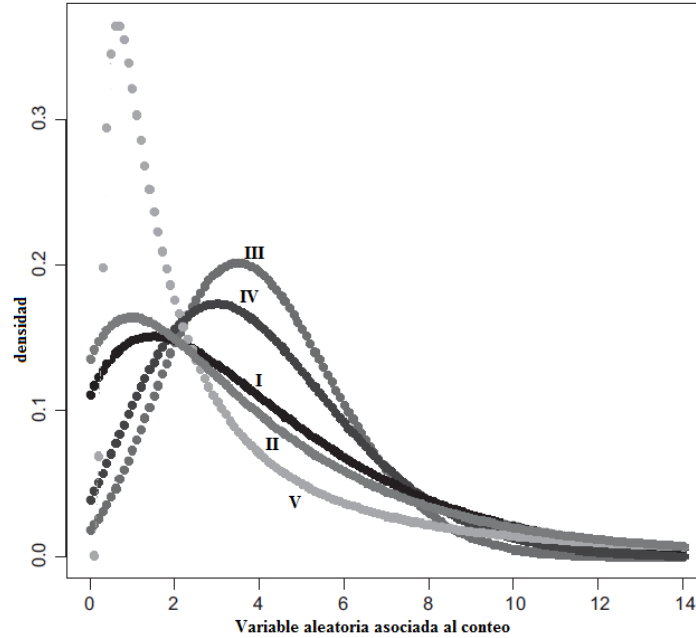


Figura 1-1. Modelos comunes de distribución en datos de conteo. (Generados en R software).

También existen otros modelos para conteos como lo son la opción cero-inflada y cero-truncada, modelos de Hurdle, modelos de panel, modelos cuantiles, modelos exactos de Poisson, modelos Bayesianos, entre otros.

La estructura de un modelo de conteo para los modelos descritos previamente tiene una estructura básica propia del modelo lineal, solo que la variable respuesta es transformada por su logaritmo, de modo que el modelo se escribe como:

$$\ln(\mu) = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i$$

Donde μ es la media predicha del conteo, X_i representa la i -ésima variable explicativa, β_0 representa al intercepto y β_i representa al i -ésimo parámetro asociado a cada variable explicativa. El término $\ln(\mu)$ es conocido como la función de enlace ya que esta vincula al predictor lineal (lado derecho de la ecuación anterior) y al valor predicho. Una característica de manipular el logaritmo natural como la función de enlace en modelos de conteo es que garantiza que los valores predichos sean positivos, algo que la regresión usual no garantiza y que es requerido en modelos de conteo.

En la investigación actual, un componente de la matriz de datos se asocia a datos de conteo, y ciertamente, no resulta obvio ajustar la distribución de Poisson, pues los datos no siempre tienen este patrón característico, por ejemplo, los datos podrían traer un exceso de ceros, o hasta datos sin ceros, por lo que es posible que sea necesario explorar modelos cero- inflados o ceros truncados según los ceros encontrados en los datos. Los modelos de Hurdle se construyen como modelos en dos partes, truncando algunos valores de la distribución para lograr ajuste.

En el proceso de modelado de los conteos de tubérculos se procedió de acuerdo al siguiente esquema:

- Descripción de los datos asociados a los conteos de tubérculos por calibre para cada densidad de siembra.
- Selección de una distribución de probabilidad o mezcla de distribuciones, para ajustar los datos de calibre por densidad y calibre.
- Obtención de las estimaciones de los parámetros de los modelos probados, incluyendo predictores de relevancia, que en nuestro caso tenemos densidad y algunas mediciones de peso fresco y el diámetro medios ponderados provenientes de la ponderación de las marcas de clase de los calibres usualmente considerados.
- Cálculo de valores ajustados o predichos de la respuesta en función del modelo seleccionado.
- Evaluación de las diferencias entre los valores estimados o ajustados y los valores observados en todas las observaciones.
- Evaluar las estadísticas de ajuste, tales como medidas de sobredispersión, criterios de información de Akaike, entre otros.

Para el modelado del calibre resultó fundamental la regresión de Poisson a manera ilustrativa, por lo que se ajustaron tres modelos para ir identificando sus parámetros y los estadísticos de ajuste asociados, así como el problema de la sobredispersión, de hecho, fue el primer modelo probado, pues casi todos los modelos posteriores al de Poisson mencionados previamente son modelos que surgen del ajuste del Poisson. Posiblemente una de las características que permite rápidamente saber que este deba ser probado inicialmente es la posibilidad de incluir el cero como respuesta, algo que sucedió en todos los cuatro calibres estudiados. Sin embargo, desde el principio se entendió que no podría

ser el único modelo a evaluar pues la gran cantidad de ceros encontrados en los dos calibres mayores supera los valores esperados para este conteo en una distribución de Poisson.

Para el proceso de modelado y discusión del actual trabajo de investigación se ajustó el modelo de regresión binomial negativa como segunda opción para los dos primeros calibres donde el número de ceros no era tan excesivo como en los dos últimos calibres, sin embargo, los resultados de todas las pruebas evidenciaron que la opción cero inflada fue superior en todos los casos, especialmente la binomial negativa cero inflada. Una vez generados los estadísticos del modelo y los de ajuste, se presentaron las ecuaciones o modelos asociados como los gráficos de comparación entre valores de conteo observados y estimados por cada modelo. La idea en general es proponer un modelo por calibre de modo que se pueda estimar los conteos esperados por densidad y calibre, lo cual resulta valioso, pues el calibre es un criterio para la manipulación industrial de los tubérculos (referencia), y la densidad se asocia a la manipulación general del cultivo, el aprovechamiento del espacio, el control de las arvenses y otros aspectos inherentes al cultivo (Masarirambi et al, 2012).

Los modelos cero-inflados (Mullahy 1986, Lambert 1992) son otra clase de modelos que permiten la manipulación de excesos de ceros. Son modelos que combinan dos partes, una, la que se asocia a los ceros y la otra a las distribuciones de Poisson o Binomial negativa, entre otras. El ajuste de estos modelos surge del análisis inicial en los datos, donde los histogramas muestran una evidente mayor frecuencia en las clases más bajas, y en el cero propiamente, no como consecuencia de atípicos, sino la forma natural de generación de los ceros, por ejemplo, papas del calibre mayor en el cultivo de papa criolla cuando la cosecha se hace a los 120 días después de la siembra. Un modelado usual generalmente fallaría a considerar este patrón, por lo que se precisa un modelado específico que considere esta situación y permita relacionar adecuadamente el conteo con los predictores, que en este caso se asocia a la densidad de siembra.

En la actual investigación, para casi todos los calibres, resultaron adecuados los modelos propuestos en la opción cero-inflada, específicamente el caso binomial negativo. Las pruebas específicas de ajuste, así como la significación de los términos dentro de cada

modelo evidenciaron la relación entre los conteos de tubérculos y la densidad de siembra por calibre.

Una vez finalizado el proceso de modelado del calibre, se procedió al modelado del peso fresco de los tubérculos utilizando la posición espacial de cada planta, los patrones de vecindad y la densidad de siembra para estimar el efecto de la competición (o interferencia desde el punto de vista agronómico) mediante modelos econométricos espaciales, los cuales se describen a continuación.

En esta sección se introduce el proceso de modelado que considera la dependencia espacial de la variable respuesta “rezagada espacialmente”. Estos modelos son llamados comúnmente como modelos autoregresivos (Anselin, 1988), sin embargo, para no generar confusión, podrían ser llamados como modelos espacialmente rezagados, pues principalmente en el caso de la respuesta, esta se encuentra rezagada en el componente de los predictores. Este tipo de modelos pueden ser convenientes cuando se sospecha que el valor de la respuesta en un sitio en particular, pueden ser influenciados por la respuesta en un sitio próximo o vecino, tal como se ha pensado en la competición de cultivos, donde se cree que la respuesta de una planta en una cierta posición puede ser afectada por la respuesta de las plantas que la rodean. (Gomez y Gomez, 1984; Draper y Guttman, 1980, Hide et al, 1990). Este razonamiento conduce inicialmente a la construcción de un modelo de una variable respuesta espacialmente rezagada tal como el que se muestra a continuación:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \lambda w_i y_i + \varepsilon_i$$

Donde un valor negativo asociado con λ indica que una planta puede presentar bajo promedio de rendimiento si en promedio sus vecinas aumentan su rendimiento. Si no se tiene ningún predictor x_i , por lo que el modelo se reduce a uno con solo la variable respuesta en su forma natural o en su forma en rezago, es decir:

$$y_i = \beta_0 + \lambda w_i y_i + \varepsilon_i$$

De este modo, los únicos parámetros a estimar son el intercepto (β_0) y λ , que autores como Shukla y Subrahmanyam (1999) han llamado como coeficiente de competición. En el término $\lambda w_i y_i$ se tiene la matriz de pesos w_i , que contiene la información ya sea de la distancia entre plantas o de cualquier otro atributo (Darghan et al, 2010; Darghan et al, 2011). Este último modelo es conocido como modelo de autoregresión puro y sus parámetros se estiman vía máxima-verosimilitud.

Para el caso de la actual investigación se ajustó en varias ocasiones el mismo modelo, utilizando dos diferentes modalidades de vecindad, a saber, solo considerando vecinos a los de un surco (solo los vecinos más cercanos para competición intra – hilera) y un patrón tomando nuevamente los vecinos más cercanos pero involucrando solo los dos surcos más cercanos en las plantas que estuvieron a una distancia fija como para un esquema tipo reina en lo que se refiere a contigüidad de vecinos (competición inter – intra – hilera). La matriz de pesos se construyó para ambas modalidades y los parámetros del modelo se estimaron en principio para cada densidad de siembra y por calibre de los tubérculos de papa. La idea fue estimar el coeficiente de competición y notar cómo iba cambiando este a medida que aumentaba la distancia entre plantas para asociarlo a la competición del cultivo. Se usó el peso fresco de los tubérculos como respuesta y como predictor, solo que como predictor se rezagó con la matriz de pesos. Los resultados mostraron un coeficiente de competición altamente significativo y una tendencia a disminuir a medida que aumenta el espaciado entre plantas, lo que de algún modo complementó el objetivo de la investigación, pues nuevamente y al igual que en el caso de los conteos de los tubérculos, la densidad parece influir en el rendimiento.

Bibliografía

- Anselin, L. (1988) *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- Escobar, V., & Vander, Z. (1988). Field performance of potato (*Solanum Spp.*) cuttings in the warm tropocs: Influence of planting system, hilling, desnsity and pruning. *International Potato Center (CIP)*, 65(933), 1–10.
- Fano, H., Carmona, G., Ordinola, M., & Scott, G. (1998). *Experiencias de Exportación de la papa amarilla peruana*. (Centro Internacional de la Papa (CIC), Ed.). Perú.

- Retrieved from <http://cipotato.org/wp-content/uploads/2015/03/WP56258.pdf>
- Fowler, N. (2011). *The 10 Most Common Statistical Errors* Author (s): Norma Fowler
Source : *Bulletin of the Ecological Society of America* , Vol . 71 , No . 3 (Sep . , 1990
) , pp . 161-164 Published by : Ecological Society of America Stable URL :
<http://www.jstor.org/stable> (Vol. 71).
- Huamán, Z., & Spooner, A. (2002). Reclassification of Landrace Populations of Cultivated Potatoes (*Solanum* sect. *Petota*). *American Journal of Botany*, 89(6), 947–965.
- López, A., Gómez, M. I., & Rodríguez, L. E. (2014). Effect of edaphic and foliar applications of different doses of zinc on the yield of the criolla colombia cultivar. *Agronomía Colombiana*, 32(1), 70–77.
- Piñeros, C. (2009). *Recopilación de la investigación del sistema productivo papa criolla*. Fedepapa.
- Rodríguez, L., Ñustez, C., & Estrada, N. (2009). Criolla Latina, Criolla Paisa y Criolla Colombia, nuevos cultivares de papa criolla para el departamento de Antioquia (Colombia). *Agronomía Colombiana*, 27(3), 289–303.
- Spooner, D., Nunez, J., Trujillo, G., Herrera, M. del R., Guzman, F., & Ghislain, M. (2007). Extensive simple sequence repeat genotyping of potato landraces supports a major reevaluation of their gene pool structure and classification. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(49), 19398–19403.
<https://doi.org/10.1073/pnas.0709796104>
- Villareal, H., Porras, P., Santa, A., Lagoeyte, J., & Muñoz, D. (2007). Costos de producción de papa en las principales zonas productoras de Colombia. Retrieved from <http://www.fedepapa.com/wp-content/uploads/pdf/ESTUDIO-SOBRE-COSTOS-DE-PRODUCCION.pdf>

1. Modelado del calibre y la competición intra-específica por rendimiento de tubérculos de papa variedad *Solanum phureja* bajo diferentes densidades de siembra

Solanum tuberosum grupo Phureja (Huaman y Spooner, 2002) conocida como papa criolla es una especie diploide que se cultiva ampliamente en los Andes desde el oeste de Venezuela hasta el centro de Bolivia, con un centro importante de diversidad al sur de Colombia y al norte de Ecuador (Estrada, 1996; Ghislain *et al.*, 2006). Colombia es considerado el mayor productor, consumidor y exportador de papa criolla (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural., 2009; Rodríguez *et al.*, 2009). Se estima que para el 2014 se sembraron 144.097 ha año⁻¹ de papa, de las cuales la papa criolla representó aproximadamente el 6.9 % con 9.954 ha año⁻¹, ubicadas principalmente en los departamentos de Antioquia, Boyacá, Cundinamarca y Nariño (Ministerio de Agricultura y Desarrollo Rural, 2017). Este cultivo tiene una ventaja competitiva en razón de poseer gran aceptación por los consumidores debido a las características organolépticas y nutricionales del tubérculo (Peña *et al.*, 2015). Por otra parte, es importante mencionar que la papa criolla contiene carotenoides como violaxantina, luteína, y xeaxantina, los cuales junto con los aminoácidos esenciales, hacen parte de cerca de un 10 % del peso seco del tubérculo (Rodríguez *et al.*, 2011), convirtiéndola en un alimento de alta calidad alimenticia. Como una variable respuesta de interés en la actual investigación fue el calibre de los tubérculos categorizado por el diámetro medio, es importante describir la caracterización morfológica, que en lo que respecta a las raíces, son escasas y de poco volumen de expansión, con presencia de tallos verdaderos (aéreos) y tallos modificados (estolones y tubérculos), siendo los aéreos de naturaleza herbácea y de longitud y diámetro variables. Las plantas provenientes del tubérculo- semilla presentan en promedio cinco tallos de producción y su ramificación se asocia a la densidad de siembra, rindiendo entre 2.5 y 8.0 tubérculos por tallo. Las plantas provenientes de semilla sexual solo desarrollan un tallo principal (Cabezas y Corchuelo, 2005). El cultivo es de ciclo corto (4 meses) y diferentes

investigaciones evidencian que el peso total de tubérculos por m² se asocia estadísticamente a la distancia entre surcos, obteniéndose un mayor peso de los tubérculos totales (sin discriminar por clase o calibre) cuando se utilizan distancias entre surcos menores a un metro, sin embargo, este aumento del rendimiento parece asociarse a una reducción del tamaño promedio de tubérculos, lo que sugiere un mayor fraccionamiento del calibre, con predominio de los calibres inferiores (Wiersema, 1987; Arias et al, 1996).

Varias investigaciones revelan que el tamaño promedio de los tubérculos, su variabilidad y su conteo, definen una única distribución, presentando mayor variabilidad de rangos de tamaño en la etapa final de llenado, con aumento del rendimiento de los mayores tamaños por cuenta de los tamaños inferiores, lo que sugiere que un tubérculo que pasa de un calibre inferior al siguiente, no es sustituido por otro de calibre anterior, además, parece existir una correlación negativa entre la variabilidad relativa del tamaño del tubérculo y el número de tubérculos por unidad de área (Struik et al, 1991). Es importante reconocer, que debe tenerse cuidado con la interpretación de esta correlación, pues hasta cierto punto, la naturaleza de los datos asociados al número de tubérculos por planta puede ser similar a la de los datos composicionales, es decir, si un componente aumenta, el otro está forzado a disminuir, lo que genera correlaciones espurias de datos verdaderamente composicionales, sin embargo, el número de tubérculos por calibre no suma una constante, por lo tanto, pudiera ocurrir que su máximo posea una distribución específica, entonces una mayor cantidad de tubérculos de un calibre podría provocar un número menor de tubérculos en otro calibre específico, lo que en esencia puede generar correlaciones en las que debe tenerse mucho cuidado al momento de su interpretación.

Según Rivera et al. (2003), la calidad de los tubérculos de papa criolla no solo depende del manejo cultural del cultivo, por ejemplo, la densidad o espaciado de la siembra, sino de condiciones ambientales como el microclima, altura, radiación solar y luminosidad de los ecosistemas donde se desarrolla. Arias et al., (1996), han realizado estudios donde comparan los rendimientos obtenidos por hectárea con determinadas densidades de siembra, pero no han modelado el calibre como la variable respuesta de interés, muy seguramente por la naturaleza categórica de la variable y por la presencia de ceros en uno de los calibres, lo que impone ciertas restricciones al proceso de modelado. Recientes

investigaciones sugieren el uso de densidades de siembra en papa adaptadas a las propiedades fisicoquímicas del suelo medidas mediante sensores de conductividad eléctrica aparente (CEa), mostrando que la densidad puede ser un atributo del manejo sitio-específico del cultivo, por lo que en zonas asociadas a ensayos donde se prueban diferentes densidades pero que el tamaño del lote no presenta gran variabilidad en la CEa, es probable obtener rendimientos similares, donde solo pudiera variar el calibre de los tubérculos. (Reckleben et al, 2017). De aquí surge el interés de modelar el calibre como función de la densidad de siembra. Gómez y Wong (2000) señalan que tubérculos con un diámetro de 2.5 a 4.5 cm pueden usarse para la preparación de papas precocidas y congeladas. Para conservas y decapados se recomienda un diámetro medio de 2.5 cm y tubérculos de forma redonda y comprimida (IICA, 1999). Las patatas para uso industrial deben poseer buen sabor, bajos niveles de glicoalcaloides, sin oscurecimiento y bajos niveles de azúcares reductores (Bonierbale et al., 2008; 2009).

La importancia del cultivo obliga a muchos investigadores de la región a realizar diferentes estudios para mejorar su calidad según el uso que vaya a darse a los tubérculos, generando nuevas variedades resistentes a plagas y enfermedades y de fácil adaptación a diferentes pisos climáticos, procurando hacer uso del espacio de siembra de forma óptima, por lo que varios estudios evidencian el estudio de la densidad de siembra para evaluar sobre todo el rendimiento. En la actual investigación se evaluó en lugar del rendimiento, un indicador que se asocia directamente como lo es el calibre de los tubérculos, los cuales en la práctica se manipulan en cuatro categorías de diámetro promedio (hasta 2 cm, de 2 a 4 cm, de 4 a 6 cm y más de 6 cm). La naturaleza de esta variable imposibilita usualmente la comparación de la respuesta (conteos de tubérculos) para cada densidad de siembra (30cm*100cm, 40cm*100cm y 50cm*100cm) mediante análisis de varianza, pues en el caso de conteos, otras distribuciones como la Poisson y la Binomial negativa se adaptan mucho mejor al tipo de dato generado. Los modelos clásicos de regresión Poisson y binomial y negativa, en sus modalidades usuales o en la opción inflada por ceros (Cameron et al, 1998) en datos de conteo pertenecen a la familia de modelos lineales generalizados (Zeileis et al, 2008) y los desarrollo recientes permiten generar varias estadísticas que permiten su comparación con sus contrapartes sin ceros en exceso, lo que resulta útil en la elección del mejor modelo para relacionar predictores y respuesta en conteos.

Para dar inicio al proceso de modelado se exploraron los datos para evitar presencia de datos atípicos y otras fuentes de variabilidad que pudieran afectar resultados. La visualización gráfica inicial con ajuste de distribuciones de Poisson y Binomial negativa para los datos por densidad y calibre permitió la elección de los modelos Binomiales negativos por su mejor ajuste, sin embargo, en los modelos de conteo, inicialmente se acostumbra a ajustar los modelos Poisson, generando modelos de regresión para esta distribución. En nuestro caso, los modelos del caso Poisson solo sirvieron como ilustración para contrastarlos con el Binomial negativo, por lo que los resultados exhaustivos se presentaron para el caso Binomial negativo. Los histogramas para cada densidad en cada calibre permitieron verificar la presencia de ceros en exceso, sobre todo para los dos mayores calibres, por lo que seguidamente se procedió al modelado con las opciones cero-infladas, lo que evidenció su superioridad con el caso no inflado en la mayoría de los calibres, con excepción del calibre de (2 4] cm, donde se mantuvo el modelo Binomial negativo.

Todo el modelado de los conteos de calibre permitió concluir estadísticamente la relación entre la densidad de siembra y los conteos, algo que descriptivamente y por conteos mostró estas diferencias, pero en términos de porcentajes de tubérculos condicionados por densidad dieron la impresión de que estas diferencias no eran de importancia, algo que seguramente se debió a la presencia de exceso de ceros, algo que se evidenció en la distribución del peso fresco estimado para cada calibre según la densidad, donde los pesos frescos fueron mayores a mayor distanciamiento entre plantas (40 y 50 cm) en comparación con el de 30 cm.

Estos primeros resultados iniciaron la segunda parte del proceso de modelado, evaluando la competición utilizando modelos econométricos espaciales (Arbia, 2014) y matrices de pesos generadas a partir de dos modalidades, una primera donde no importó la separación entre plantas y una segunda donde el peso se generó por el inverso de las distancias entre los vecinos más cercanos. Entre los modelos se evaluaron dos opciones, cuatro modelos autoregresivos puros (un por calibre y densidad) donde solo intervino como respuesta el peso fresco estimado de los tubérculos de cada calibre por cada densidad. Los modelos autoregresivos permitieron la estimación del parámetro autoregresivo, el cual se asoció al

coeficiente de competición, tal como sugirió Shukla y Subrahmanian, (1999). Los coeficientes se tabularon en una tabla cruzada para densidad y calibre, y con estos se estimó el peso fresco ponderado por competición, para finalmente generar el gráfico de valores observados y estimados por cada modelo.

1.1 Materiales y métodos

1.1.1 Localización del ensayo

El estudio se realizó en el Centro agropecuario Marengo de la Universidad Nacional de Colombia, en el departamento de Cundinamarca (74°12'58.51 W; 4°40'52.92 N), el cual tiene una altitud de 2516 msnm, temperatura media de 14 C en un rango de 12C a 18C y precipitación media de 500 a 1000 mm el cual cuenta con un paisaje en planicie uvio lacustre y un relieve en terraza lacustre plana (que no excede al 1 % con suelos son moderadamente profundos y bien drenados . El régimen de humedad es ústico y un nivel freático a menos de 0.5 m del 15 %. De acuerdo a las características de precipitación, temperatura y evapotranspiración, la zona se clasifica como Bosque Seco Montano Bajo

1.1.2 Material vegetal

El material vegetal utilizado correspondió al cultivo de papa criolla *Solanum tuberosum* grupo *Phureja* variedad Criolla Colombia, utilizando tubérculos como semilla de tamaño y forma característica de la especie (tamaño mediano), ojos poco profundos, sin pudrición ni defectos en la piel. Esta variedad presenta un porte de planta medio y follaje verde claro, distinguida por su adaptación a días cortos, de origen y distribución en América del Sur, desde el norte de Bolivia hasta el sur occidente de Venezuela, comprendiendo Bolivia, Perú, Ecuador, Colombia y Venezuela, y con un centro de diversidad genética al sur de Colombia. Su desarrollo vegetativo se da hasta los 35 días después de la siembra (dds), seguido de su floración a los 65 dds, fructificación a los 90 dds, madurez y senescencia a los 120 dds. Presenta producción de tubérculo con distribución de tamaños (diámetros entre 1 y 8 cm). Esta variedad es precoz (120 días a 2600 msnm), su potencial de rendimiento en condiciones óptimas de cultivo es de 15 a 25 ton.ha⁻¹, sin periodo de reposo y susceptible al virus del amarillamiento de las nervaduras de la hoja (Potato yellow vein virus). Se cultiva en las diferentes regiones del país y en diferentes condiciones de suelo.

La variedad Criolla Colombia es la principal variedad de papa criolla cultivada en Colombia y hasta la presente es la variedad que se procesa para exportación como precocida congelada (Ñustez, 2011; Rodríguez y Ñustez, 2011).

1.1.3 Variable de respuesta y explicativa

A los 120 dds se cosecharon los tubérculos, se agruparon, pesaron y contaron según su diámetro en las categorías, de 2 cm, de 2 a 4 cm, de 4 a 6 cm y > 6 cm. Como se utilizaron varios modelos, se fijaron distancias entre plantas de 30, 40 y 50 cm como los niveles del factor densidad. Además, los diámetros categorizados originalmente, también fueron tratados como marcas cuantitativas utilizando el punto medio de cada clase, fijando para el mayor diámetro la marca de 9 cm, pues la literatura reporta diámetros máximos de 12 cm, estableciendo inicialmente las marcas de 1, 3, 5 y 9 cm de diámetro para los diferentes tamaños de tubérculos, y así generar una nueva variable (diámetro ponderado medio) asociada a los conteos de tubérculos por diámetro, el cual se obtuvo para todas las observaciones, y posteriormente se utilizó como ponderador para estimar los pesos frescos asociados a cada calibre. Toda esta manipulación generó una matriz de datos con las variables peso fresco (observado en campo) por densidad de siembra en un solo vector de datos y diámetro medio ponderado en otro vector de datos, que correspondieron a conteos de tubérculos por calibre (observados en campo) y pesos estimados del peso fresco a partir del diámetro medio ponderado generado del número de tubérculos.

1.1.4 Diseño experimental

La siembra se realizó en surcos alineados con precisión según la densidad de siembra, utilizando tres surcos sucesivos según la geometría del lote para cada densidad, con dos repeticiones por densidad, lo que rindió un total de 18 surcos, para un total de 2841 plantas. Aunque la unidad que aportó cada dato fue la planta (tubérculos), la obvia dificultad para aleatorizar una densidad de siembra usando cada planta como unidad experimental, obligó a la aleatorización de las densidades de siembra, cada una con sus tres respectivos surcos (unidad experimental) dentro del lote, registrando los datos de cada planta (unidad de observación). Bajo estas condiciones, el diseño resultó ser una factorial simple en arreglo completamente al azar, tomando las distancias entre plantas como los niveles del factor.

1.1.5 Análisis estadístico

El análisis estadístico involucró inicialmente el componente descriptivo, generando tablas cruzadas para el conteo de tubérculos por densidad y calibre, y otra para el peso fresco promedio observado por los mismos criterios. Seguidamente se realizó un gráfico de dispersión entre peso fresco observado por densidad y diámetro medio ponderado estimado a partir del conteo de tubérculos. Cada uno de estos gráficos se acompañó con la línea de regresión lineal estimada por mínimos cuadrados y el coeficiente de correlación estimado para el par de variables. Adicionalmente, se elaboró una tabla cruzada de promedios, varianzas, cociente entre varianzas, promedio para cada calibre y cada densidad con el objeto de notar la relación posible entre la varianza y la media del conteo de tubérculos, lo cual facilitó la elección de la distribución discreta asociada al proceso de modelado de regresión por conteos. Finalmente se presentaron gráficamente los histogramas de conteos por calibre (sin discriminar por densidad) ajustando la distribución de Poisson solo como ilustración de la importancia de explorar los datos para elegir la apropiada distribución de los conteos de tubérculos. El gráfico final incorporó la discriminación por densidad y calibre para los conteos de tubérculos. En lo que respecta al componente inferencial, se ajustaron diversos modelos de tipo lineal generalizado, presentando finalmente aquellos con los mejores descriptores del ajuste y cumplimiento de supuestos. Los primeros modelos evaluados fueron los de regresión Poisson para conteos, generados para cada calibre utilizando la densidad como factor. Los resultados para los calibres remanentes aparecen en los anexos pues no fueron precisamente los mejores modelos ajustados, no solo por evidenciar sobre dispersión, sino porque estos no consideraron el exceso de ceros evidente en la matriz de datos. A manera de ilustración también se ajustó un modelo de dos factores con la misma distribución solo para poner en evidencia que la sobredispersión no se debió a la omisión de efectos de interacción (este modelo se complementó con la ecuación ajustada y el diagrama de dispersión de valores observados y estimados por el modelo). Del análisis exploratorio la distribución Binomial negativa parecía generar el mejor ajuste, por lo que los siguientes modelos de regresión usaron la distribución binomial negativa para cada calibre, utilizando como factor la densidad de siembra. Inmediatamente después se obtuvieron los cuatro modelos correspondientes a la opción cero-inflada y se contrastaron mediante el test de Vuong y el criterio de información de Akaike corregido por sesgo, las dos modalidades. Esto se

complementó con el gráfico de comparación entre valores observados y estimados de cada modelo en la opción cero-inflada.

Para finalizar el proceso de modelado, pero ahora usando como respuesta el peso fresco estimado para cada calibre a partir del peso fresco observado en campo para cada densidad y con el diámetro medio ponderado estimado, se ajustaron modelos econométricos espaciales autoregresivos puros para estimar el coeficiente de competición para dos modalidades de matrices de pesos con la información de los vecinos más cercanos para los diferentes patrones de vecindad (esquinero, lateral e interior). Los valores obtenidos se representaron en una tabla cruzada y a partir de esta estimación, se generó el peso fresco estimado para cada calibre y densidad y se comparó con su respectivo valor observado para validar el modelo propuesto. Los resultados del modelado del conteo de tubérculos y el coeficiente de competición se contrastaron a manera descriptiva para concluir finalmente sobre el efecto de la competición por densidad de siembra y calibre.

1.1.6 Patrones de vecindad

Los patrones que se muestran en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** y Figura 1-2 se corresponden con dos escenarios evaluados en los modelos econométricos espaciales. En el caso de la asignación igual (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**) se asume que los pesos no son función de las distancias sino del número de vecinos, por lo que en ambas figuras se ilustran los tres esquemas de vecindad. El esquema a) (esquinero) tiene tres vecinos, que por asignación igual se tiene que $w_1 + w_1 + w_1 = 1$, de modo que $3w_1 = 1$, de modo que $w_1 = 1/3$. Para el esquema b) (lateral) se tienen 5 vecinos, de modo que $w_2 = 1/5$, finalmente para el esquema c) (interior), se tienen 8 vecinos, de modo que $w_3 = 1/8$. Para el caso de la Figura 1-2, los pesos se construyeron a partir de las distancias entre plantas (30, 40 y 50 cm) y entre surcos (100 cm). Para el caso esquinero, w_1 se estableció para 30 cm, w_2 para 100 cm y w_3 para los $\sqrt{100^2 + 30^2} = 10\sqrt{109}$ cm, de esta manera, $w_2 = 3w_1/10$ y $w_3 = 3\sqrt{109}w_1/109$, por lo que $w_1 + w_2 + w_3 = w_1 + 3w_1/10 + 3\sqrt{109}w_1/109 = 1$, de donde se obtiene que $w_1 = 0,630$, $w_2 = 0,189$ y $w_3 = 0,181$. Con un procedimiento análogo se establecieron los pesos de $w_1 = 0,630$, $w_2 = 0,189$ y $w_3 = 0,181$ para el esquema b) y c). La Tabla 1-1 presenta los pesos de los

tres esquemas para las distancias entre surcos de 30, 40 y 50 cm de la Figura 1-2, manteniendo los 100 cm entre surcos. En caso de faltantes (o por irregularidad en tamaño de surcos) en este patrón, pueden generarse una cantidad de vecinos

Tabla 1-1. Distribución de los pesos por distancia entre surcos del patrón de asignación por distancias inversas

Densidad	w_1	w_2	w_3	Total
d1:(30*100)	0,630	0,189	0,181	1
d2:(40*100)	0,128	0,318	0,118	1
d3:(50*100)	0,128	0,257	0,058	1

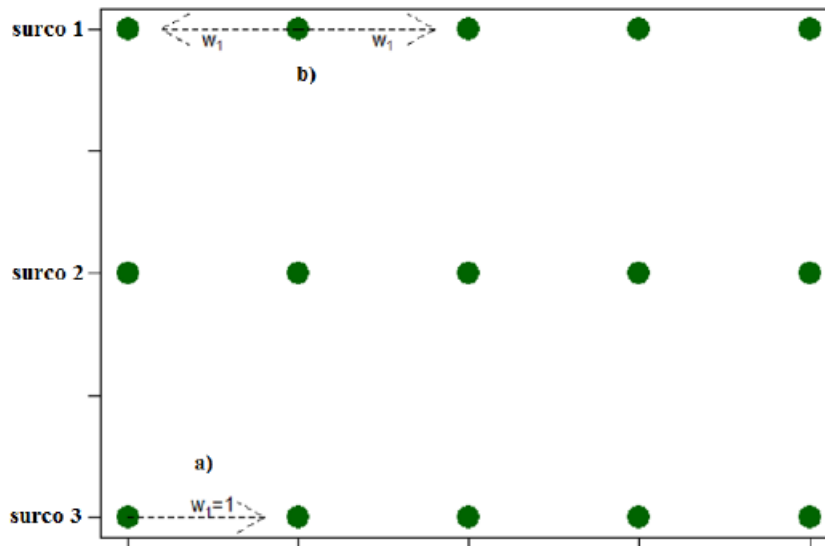


Figura 1-1. Patrón de vecindad intra-hilera en vecinos más cercanos.

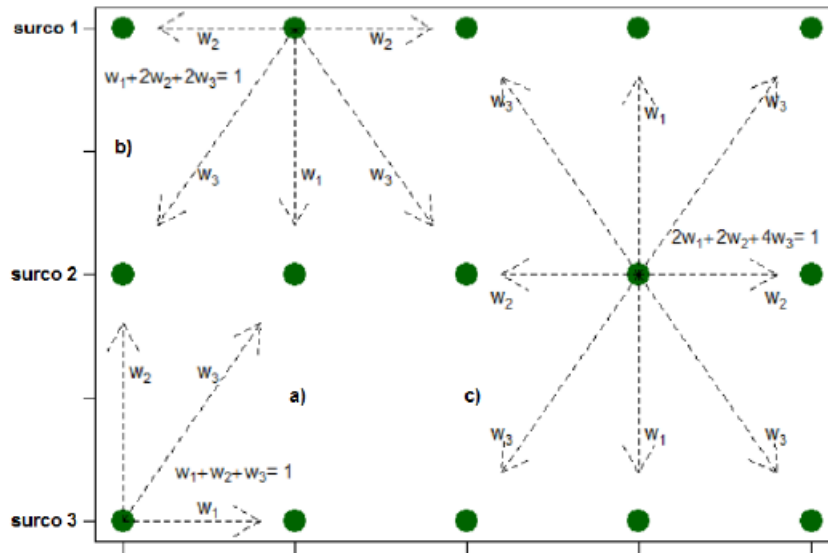


Figura 1-2. Patrón de vecindad inter-intra-hileras en vecinos más cercanos.

1.2 Resultados y Discusión

El tamaño de los tubérculos parece estar regulado por diversos mecanismos; Struik y colaboradores (1990) consideraron la densidad de siembra, el número de tallos por plantas y el número de tubérculos por tallo como variables de importancia en la manipulación y modelado del rendimiento del cultivo. En este orden de ideas, los resultados que se muestran a continuación se asocian al modelado del conteo de tubérculos de papa criolla para tres diferentes densidades de siembra y para cuatro tamaños de tubérculos, así como el modelado del rendimiento por estos mismos factores, pero considerando la competencia entre vecinos más cercanos.

El diagrama de la Figura 1-3 muestra la estrecha relación encontrada entre el peso fresco de los tubérculos (g) contra el diámetro promedio ponderado obtenido de multiplicar cada marca de clase de los calibres usualmente establecidos para tamaño de tubérculos con el respectivo conteo de tubérculos por densidad. Morales et al. (2001) han evaluado otras variedades de papa y han encontrado relación entre el número de tubérculos generados y el diámetro medio de los tubérculos. En estudios como el realizado por Cardona et al, (2016), se ha usado el diámetro medio ponderado como indicador al evaluar el efecto de

fertilizantes químicos sobre la agregación del suelo. Igualmente, el diámetro ponderado se ha usado para evaluar pérdidas en la estructura del suelo asociado a la pérdida de carbono orgánico debido a prácticas intensivas relacionadas con la preparación de los suelos (Lupi et al, 2007).

$$\mathbf{DMP} = \mathbf{Fc}/\mathbf{c}'\mathbf{J} \quad (1.1)$$

Siendo \mathbf{F} la matriz de dimensión $n \times 4$, con n como el total de conteos para cada planta en los 4 calibres, \mathbf{c} como el vector de marcas de clase de cada calibre representado en este caso por $\mathbf{c} = (1, 3, 5, 9)$, \mathbf{c}' representando al vector traspuesto de \mathbf{c} y \mathbf{J} como un vector de unos con n filas. Con esta simple expresión se obtiene el diámetro medio ponderado como un vector de n las correspondientes a todas las densidades y representando a todos los calibres como un promedio ponderado. La Figura 1-3 representa las reacciones lineales por encontradas para la partición del $\mathbf{DMP} = (\mathbf{DMP}_{30}, \mathbf{DMP}_{40}, \mathbf{DMP}_{50})$ con la respectiva partición del vector de peso fresco estimado $\mathbf{Pe} = (\mathbf{Pe}_{30}, \mathbf{Pe}_{40}, \mathbf{Pe}_{50})$. En la figura se representa la línea de regresión lineal simple ajustada por mínimos cuadrados y el coeficiente de correlación obtenido en cada partición, todas resultando asociaciones lineales evidentes.

La Tabla 1-2 representa el conteo de tubérculos por calibre y el conteo total para cada densidad de siembra, observándose el mayor conteo en las distancias entre plantas de 30 y 40 cm, sin embargo, los porcentajes de tubérculos condicionados por densidad son similares en las tres densidades evaluadas, lo que sugiere que no existen diferencias de importancia en el número de tubérculos obtenidos por densidad.

La Tabla 1-3 describe los promedios de peso fresco estimados por ponderación para cada calibre, utilizando como ponderadores el número de tubérculos y cada clase de los calibres considerados. Se propone la siguiente expresión matricial para calcular la matriz de pesos ponderados estimados por calibre:

$$\mathbf{Pe} = \text{diag}(\mathbf{DMP})^{-1} * \text{diag}(\mathbf{P}) * \mathbf{Fc} * (\text{diag}(\mathbf{c}'\mathbf{J}\mathbf{J}'))^{-1} \quad (1.2)$$

Donde $\text{diag}(\mathbf{DMP})^{-1}$ corresponde a la matriz inversa de los diámetros medios ponderados una vez diagonalizados con el operador diag , el mismo que se aplica a las matriz de pesos

frescos para obtener $\text{diag}(\mathbf{P})$; $[\text{diag}(\mathbf{F}_c)]$ es una de las matrices ya definida en (1) y finalmente $(\text{diag}(\mathbf{c}'\mathbf{J}\mathbf{J}'))^{-1}$ que contiene vectores ya descritos anteriormente. La matriz \mathbf{P}_e contiene los pesos estimados de los cuatro calibres considerados. Las inversas están aseguradas pues son matrices con solo elementos en la diagonal, por lo que la inversa se reduce al cálculo del inverso de cada elemento en la diagonal, que son considerados todos no nulos, pues si alguna planta no rinde tubérculos de ninguno de los cuatro calibres, se descarta como dato de interés al modelar conteos.

Finalmente, los pesos que se relacionan la Figura 1-3 corresponden con los pesos estimados \mathbf{P}_e particionados por densidad de siembra. Los resultados se pueden corroborar simplemente multiplicando \mathbf{P}_e y \mathbf{J} , lo que rinde al vector \mathbf{P} original de pesos frescos.

La Figura 1-3. Diagrama de dispersión del peso fresco y Diámetro medio ponderado de los tubérculos de papa criolla por densidad de siembra.

ilustra el comportamiento de los conteos en los cuatro calibres sin discriminar por densidad. Sobre cada histograma se superpuso la distribución de Poisson que se espera para el promedio de conteos en cada calibre. Evidentemente los conteos se alejan de la distribución de Poisson esperada. En los anexos se ilustra de forma complementaria, los ajustes de la Binomial negativa para que el lector note claramente que esta última distribución posee mejor ajuste que el modelo inicial considerado

Tabla 1-2. Distribución del conteo de tubérculos de papa criolla por densidad y marca de clase del calibre.

Densidad	Calibre ≤ 2	Calibre (2 - 4]	Calibre (4 - 6]	Calibre > 6	Subtotal
d1:(30*100)	8258(39,5 %)	8337(39,9 %)	4152(19,9 %)	159(0,7%)	20906
d2:(40*100)	8088(38,3 %)	8538(40,5 %)	4254(20,2 %)	215(1,0%)	21095
d3:(50*100)	7291(38,4 %)	7064(37,2 %)	4406(23,2 %)	220(1,2%)	18981
Subtotal	23637	23939	12812	594	total(60982)

Tabla 1-3. Distribución del Peso fresco promedio de tubérculos de papa criolla por densidad y marca de clase del calibre.

Densidad	Peso ≤ 2	Peso (2 - 4]	Peso (4 - 6]	Peso > 6	Peso general
d1:(30*100)	58.61	179.55	156.22	13.09	407.47
d2:(40*100)	84.57	264.95	237.19	21.10	607.82

d3:(50*100)	84.42	248.60	268.18	25.00	626.20
-------------	-------	--------	--------	-------	--------

La Tabla 1-4 presenta los promedios y sus respectivas varianzas de conteos junto al cociente de la varianza y la media para describir la relación que existe entre estas dos estadísticas. En los modelos de conteo, esta relación es relevante para la elección del modelo de probabilidad a elegir para el modelado de los conteos. Los cocientes que se observan en la tabla sugieren que no sería apropiada una elección del modelo Poisson para el ajuste de los datos. En el Anexo A se ilustra la distribución de los conteos utilizando el modelo Poisson y el binomial negativo, y sin duda, el binomial negativo parece ajustar adecuadamente desde un punto de vista descriptivo, los datos de conteos para los diferentes calibres considerados.

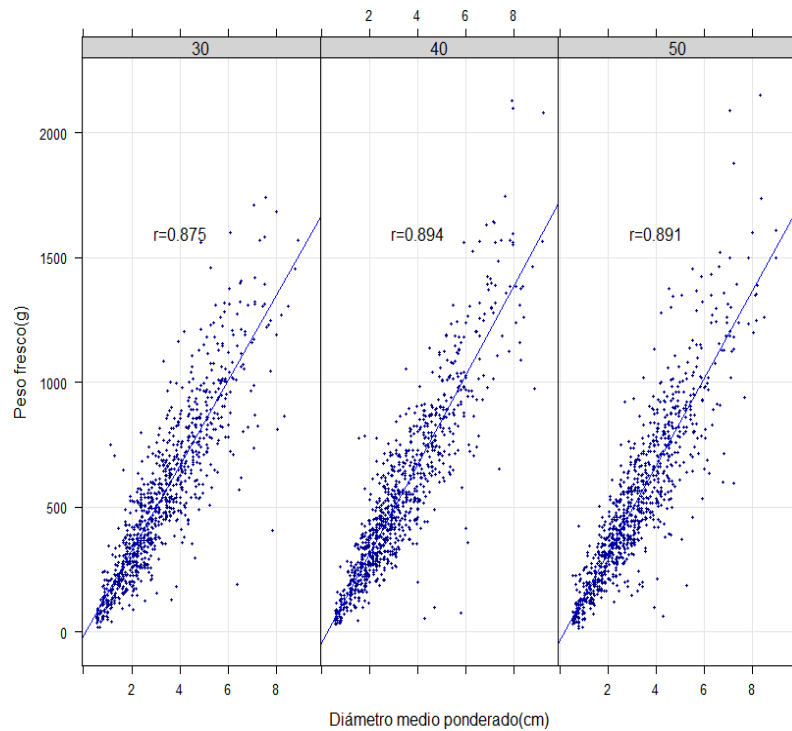


Figura 1-3. Diagrama de dispersión del peso fresco y Diámetro medio ponderado de los tubérculos de papa criolla por densidad de siembra.

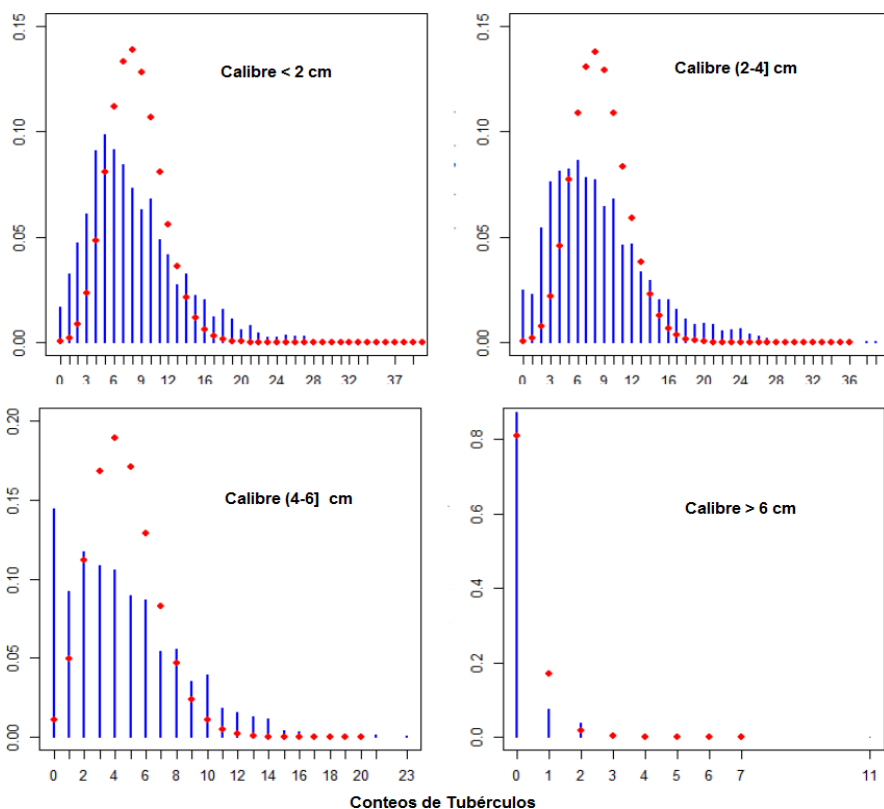


Figura 1-4. Distribución de conteos de tubérculos de papa criolla por calibre con ajuste de Poisson.

En la Figura 1- se ilustra nuevamente el comportamiento de los conteos pero ahora discriminados por densidad, para evidenciar los excesos de ceros presentes en los dos calibres superiores para todas las densidades de siembra consideradas.

Tabla 1-4. Media, Varianza y cociente varianza/media por densidad y calibre.

Calibre(cm)	Densidad: (30*100)			Densidad: (40*100)			Densidad:(50*100)		
	Media	Varianza	Cociente	Media	Varianza	Cociente	Media	Varianza	Cociente
≤ 2	7,28	22,96	3,2	8,73	27,42	3,1	9,37	38,34	4,1
(2 - 4]	7,35	27,33	3,7	9,22	32,69	3,5	9,08	32,64	3,6
(4 - 6]	3,66	11,74	3,2	4,59	12,86	2,8	5,66	16,01	2,8
> 6	0,14	0,21	1,5	0,23	0,59	2,5	0,28	0,67	2,4

El modelado del conteo ha tenido amplia aplicación en el campo de la entomología, pues son diversos los estudios que cuentan el número de insectos para generar medidas de

agregación que pudieran relacionarse con umbrales para el manejo del cultivo. Varios estudios incluyen las dos distribuciones más usadas para este tipo de datos, a saber, la Poisson y la Binomial negativa (Cadahia, 1997; Vivas y Notz, 2011). En otras ocasiones, la excesiva aparición de ceros dificulta el uso de estos modelos de probabilidad por lo que se recurre a las opciones cero-infladas o cero-truncadas para tratar con esta situación (Henne, 2012). Precisamente cuando se estudia el calibre en el cultivo de papa como indicador del rendimiento, la naturaleza del dato obliga al uso de las distribuciones más comunes en datos por conteo, como la Poisson y La Binomial negativa y sus modalidades cero-infladas o cero-truncada, por esta razón, a continuación se ilustran los resultados obtenidos por algunos modelos de prueba y los modelos finalmente propuestos para relacionar el conteo de tubérculos a factores como el calibre y la densidad de siembra.

Regresión de Poisson: El primer modelo ajustado fue el de regresión de Poisson usando como respuesta los conteos de tubérculos para el calibre hasta 2 cm y como predictores el diámetro ponderado medio y el peso fresco generado para este calibre. Los resultados del mejor modelo ajustado para este calibre usando dicha distribución se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 1-5. Modelado por Regresión de Poisson del Calibre hasta 2 cm.

Coeficiente s	Estimación n	Error Estándar	valor z	prob.
Intercepto	1,398	0,019	72,33	2,00e-16
densidad	-0,014	0,008	-1,65	0.1
DMP	0,036	0,004	8,21	2,00e-16
peso fresco 1	0,007	1,08e-4	65,29	2,00e-16

Tabla 1-6. Estadísticas de ajuste modelo 1.

Estadístico(s)	Valor(es)
Devianza Nula(gl)	9556,0(2838)
Devianza Residual(gl)	3204,1(2835)
AIC	13811
χ^2 (Pearson)	3005,3

Dispersión	1,06
------------	------

Aunque resultó ser el mejor modelo, es relevante destacar que el diámetro medio ponderado (DMP) se construyó a partir de los conteos de tubérculos por calibre, al igual que el peso fresco estimado para este calibre, el cual se generó a partir de (1), por eso resulta altamente significativo en el modelo tanto el DMP como el PD1 (peso fresco estimado del primer calibre); en este sentido, el resumen del nuevo modelo (Tabla 1-7 y Tabla 1-8) reducido por el DMP y PD1 queda de la siguiente manera:

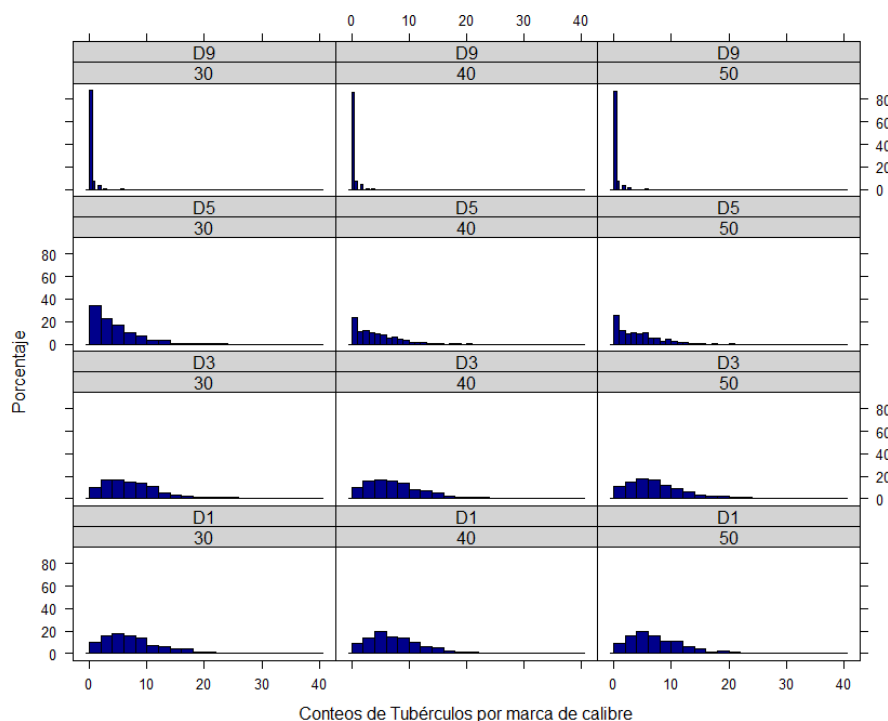


Figura 1-5. Distribución de conteos de tubérculos de papa criolla por densidad de siembra y calibre (D1, D3, D5 y D9).

Tabla 1-7. Modelado por Regresión de Poisson del Calibre hasta 2 cm.

Coficiente	Estimació	Error	valor z	prob.
s	n	Estándar		
Intercepto	1,875	0,017	111,00	2,00e-16
Densidad	0,128	0,008	16,10	2,00e-16

La dispersión del modelo con los predictores DMP y PD1 parecía mostrar una dispersión aceptable, sin embargo, la realidad es que 3,42 representa más de lo que se espera, pues

como se observó en la tabla de cocientes de varianzas contra medias, este cociente fue generalmente superior a 3, indicando sobredispersión, que obliga al uso de otro tipo de distribución, por lo que hasta ahora no es prudente concluir la presencia de un efecto altamente significativo asociado a la densidad de siembra.

El tercer modelo involucra al calibre y a la densidad de siembra como predictores numéricos. La salida correspondiente utilizando el mismo modelo Poisson se muestra en la Tabla 1-8 y Tabla 1-9; igualmente, se presentan otras salidas para validar el modelado con otra distribución y ajuste por sobre dispersión. Este tercer modelo permite realizar modelos por separado para cada calibre (Fowlw, 2011)

Tabla 1-8. Estadísticas de ajuste modelo 2.

Estadístico(s)	Valor(es)
Devianza Nula(gl)	9556,0(2838)
Devianza Residual(gl)	9299,2(2837)
AIC	13811
χ^2 (Pearson)	9693,6
Dispersión	3,42

Tabla 1-9. Modelado por Regresión de Poisson para calibre y densidad.

Coefficientes	Estimació n	Error Estándar	valor z	prob.
Intercepto	2,190	0,032	67,94	2,00e-16
densidad	0,011	0,001	-13,76	2,00e-16
calibre	-0,315	0,009	-33,51	2,00e-16
densidad: calibre	-0,001	2,00e-4	5,16	2,50e-7

Tabla 1-10. Estadísticas de ajuste modelo 3.

Estadístico(s)	Valor(es)
Devianza Nula(gl)	65767,0(11355)
Devianza Residual(gl)	38753,0(11352)
AIC	68806

χ^2 (Pearson)	40268,0
Dispersión	3,55

El modelo 3 aunque reduce el número de modelos requeridos para cada calibre, sigue mostrando evidente sobredispersión. El modelo estimado se escribe como:

$$\log(\mu_{ij}) = 2,190 + 0,011d_i - 0,315c_j + 0,001d_i c_j \quad (1.3)$$

Donde μ_{ij} es la media de conteos para la i -ésima densidad (d_i) y j -ésimo calibre (c_j) con $i = 1, 2, 3$ y $j = 1, 2, 3, 4$. El término $d_i c_j$ representa la interacción entre densidad y calibre. La Figura 1-5 muestra claramente lo inapropiado del modelo ya que las predicciones son bastante dispersas, es decir, se espera que un buen modelo prediga altos valores donde los conteos observados hayan sido altos, y bajos donde hayan sido bajos, sin embargo, se nota como en conteos observados bajos (de 2 a 4) se pueden encontrar valores estimados de más de 30 conteos, sobre todo en las densidad de 30 cm entre plantas y 100 cm entre surcos. Finalmente, aunque los predictores son significativos, el modelo no encaja bien. Dado el valor de la estadística de deviancia residual de 38753 es mucho mayor que los grados de libertad asociados (11355), además, el estadístico de dispersión es mayor a 1.

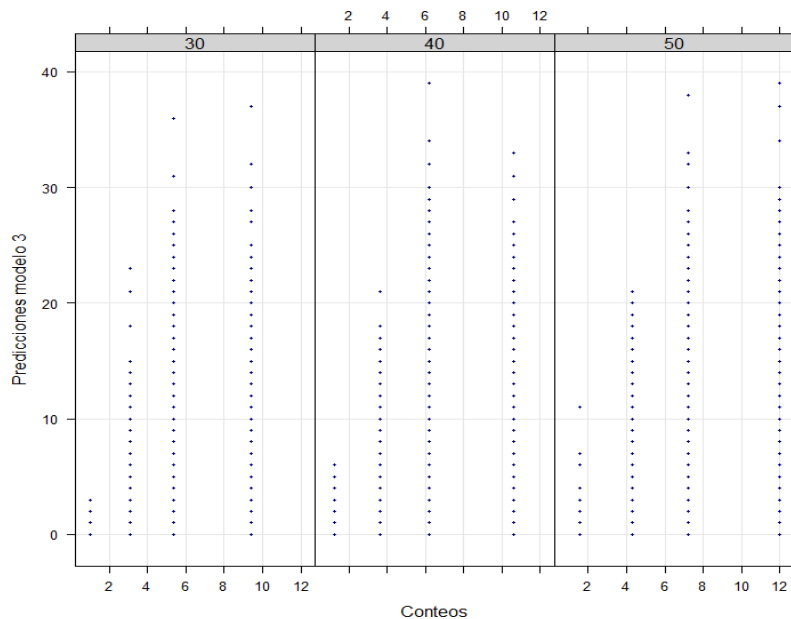


Figura 1-5. Diagrama de dispersión de valores observados y estimados para el modelo 3.

En vista de estos resultados ilustrativos previos (algo que usualmente debe hacerse pues es clave entender la razón de selección de un modelo diferente al usual, a saber, el modelo Poisson) es importante pasar al modelo de regresión Binomial negativo, el que mediante los gráficos antes mostrados, parece ser el adecuado en el caso del modelado de los calibres para cada densidad. Se hizo un trabajo por calibres pues es evidente la presencia de excesivos ceros en los mayores calibres, por lo que se probaron modelos Binomial negativo y Binomial negativo cero inflados para el modelado final de los conteos de tubérculos.

Regresión Binomial Negativa. En el modelo binomial negativo, el parámetro asociado a la media se entiende de la misma manera que el modelo de Poisson; sin embargo, la varianza tiene un alcance mucho más amplio que el permitido por la distribución de Poisson, de hecho, la media usa el mismo parámetro λ que el caso Poisson, pero la varianza se escribe como $\lambda + \alpha\lambda^2$, la cual es conocida como binomial negativa del tipo 2 (NB2) por el exponente cuadrático en el segundo término, pero puede usarse el tipo NB1, el cual tiene una varianza $\lambda + \alpha\lambda$. Como puede verse, se tiene un modelo de dos parámetros, donde la varianza no está restringida a ser igual a la media, lo que facilita el modelado, tal como en los datos que fueron evaluados, donde la varianza observada fue casi que tres veces la media. Las regresiones binomial negativa y la Poisson permiten manipular excesos de ceros tal como se encuentran en los diámetros o calibres superiores, por lo que esta distribución está bastante justificada para el modelado de los conteos de tubérculos por densidad.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    1.9845    0.0191  103.87 < 2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.1827    0.0281    6.51 7.5e-11 ***
as.factor(densidad)3  0.2531    0.0293    8.64 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(3.6116) family taken to be 1)

Null deviance: 3115.0 on 2838 degrees of freedom
Residual deviance: 3031.6 on 2836 degrees of freedom
AIC: 16844

```

Figura 1-6. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre \leq (2cm).

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      1.9941    0.0197  101.36 < 2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.2273    0.0288    7.88 3.2e-15 ***
as.factor(densidad)3  0.2120    0.0303    7.00 2.7e-12 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(3.2988) family taken to be 1)

Null deviance: 3157  on 2838  degrees of freedom
Residual deviance: 3080  on 2836  degrees of freedom
AIC: 17042

```

Figura 1-7. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre (2 – 4] cm.

En el anexo C aparecen resultados del ajuste de modelos binomial negativo, que solo dieron mejor ajuste para el calibre de (4 6] cm, no obstante, sí resultaron superiores al modelado de Poisson. Como consecuencia, finalmente se contrastan los resultados finales con la opción cero-inflada del modelo binomial negativo.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)      1.2970    0.0266   48.71 <2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.2278    0.0390    5.85 5e-09 ***
as.factor(densidad)3  0.4370    0.0402   10.86 <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(1.8822) family taken to be 1)

Null deviance: 3464.6  on 2838  degrees of freedom
Residual deviance: 3344.7  on 2836  degrees of freedom
AIC: 14511

```

Figura 1-8. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre (4 – 6] cm.

En la sección de anexos aparecen las estadísticas de ajuste de estos modelos, de los cuales, solo se mantuvo el modelo para el calibre de (2 4] cm en comparación con sus respectivas modalidades cero-infladas. A continuación se presentan las salidas de los modelos binomiales negativos inflados por ceros.

Modelos de Regresión Cero-inflados: Los modelos de conteo cero-inflados proporcionan una forma alternativa de modelar los datos de conteo una frecuencia de ceros en exceso. En estudios de varias áreas afines a la agronomía es usual encontrar conteos en los que aparecen ceros no como consecuencia de observaciones faltantes, sino por la propia naturaleza de la variable. En muchos casos se pueden encontrar tantos ceros que no es

lo que se esperaría en una distribución de Poisson o una binomial negativa, lo que seguramente causará problemas en el proceso de modelado, ya que las estimaciones de los coeficientes asociados a los parámetros pueden no ser confiables y aparecer la sobredispersión anteriormente mencionada. En principio, la exploración de los datos ya sea por histogramas u otras representaciones visuales pueden dar luz sobre la excesiva aparición de ceros, que mediante cálculos probabilísticos asociados al punto cero tanto en la distribución de Poisson como la Binomial Negativa, pueden verificar la aparición de muchos más ceros de los esperados. Las Figuras 1-4 y 1-5 ponen en evidencia el exceso de ceros, especialmente en los calibres superiores; sin embargo, en los calibres inferiores, aunque los ceros no son la clase en mayor frecuencia, el número de ceros fue superior a lo esperado para las dos distribuciones comunes en el modelado de conteos, por lo que resultaron como mejores modelos las opciones cero infladas, más específicamente en la distribución binomial negativa.

```

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    -1.965      0.106  -18.52 < 2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.505      0.148   3.40 0.00066 ***
as.factor(densidad)3  0.702      0.152   4.62 3.8e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(0.1769) family taken to be 1)

Null deviance: 1111.5 on 2838 degrees of freedom
Residual deviance: 1088.2 on 2836 degrees of freedom
AIC: 2939

```

Figura 1-9. Regresión Binomial Negativa para densidad en el calibre > 6cm.

El primer modelo evaluado fue el Poisson cero-inflado, con el objetivo de contrastarlo con la opción usual presentada en la Tabla 1-6 a la Tabla 1-10, que sirvieron como soporte explicativo para el desarrollo de los modelos finales en la opción cero-inflada. Para iniciar el modelado se procedió a convertir en factor la variable densidad de siembra con los niveles (20, 30 y 40 cm) asociados a la distancia entre plantas. En el caso de conteo de tubérculos también surgió el dilema de los falsos ceros y ceros verdaderos, pues una planta sin tubérculos de un diámetro pudo ser el producto de alguna enfermedad, ataque de insectos y no del comportamiento fisiológico asociado a la producción, así que se asumió que los ceros presentados para un diámetro específico eran reales cuando al menos uno de los diámetros apareció en un tubérculo, de lo contrario se consideró como cero falso y

se correspondió con plantas sin producción y se descartaron del modelado de conteos y no del modelado espacial de la producción para evaluar competición.

A continuación se describen los resultados obtenidos mediante el software R para la construcción de las salidas asociadas al proceso de estimación y ajuste de los modelos Binomial Negativo cero-inflados utilizando como factor la densidad, modelando la respuesta por calibre.

```
Count model coefficients (negbin with log link):
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    1.9846    0.0189  105.26 < 2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.1859    0.0279    6.66 2.8e-11 ***
as.factor(densidad)3  0.2664    0.0292    9.13 < 2e-16 ***
Log(theta)     1.3244    0.0413   32.07 < 2e-16 ***
```

Figura 1-10. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre \leq (2cm).

```
Count model coefficients (negbin with log link):
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    2.0141    0.0197  102.05 < 2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.2122    0.0286    7.41 1.3e-13 ***
as.factor(densidad)3  0.1994    0.0301    6.63 3.4e-11 ***
Log(theta)     1.2753    0.0426   29.94 < 2e-16 ***
```

Figura 1-11. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre (2 – 4] cm.

La aplicación del test de Vuong permitió la comparación entre los modelos binomial negativo con su contraparte cero-inflada. Este estadístico tiene distribución Normal (0,1). Cuando la significación es menor al 5 % se concluye estadísticamente que la opción cero-inflada es superior (los valores corregidos son superiores en la conclusión pues el test es sesgado para favorecer la opción cero-inflada). Los resultados de las figuras 1-15 y 1-16 muestran superioridad de las opciones cero-infladas en los calibres inferiores a 2 cm y mayores a 4 cm; solo quedó el modelo binomial negativo para modelar el calibre de (2-4] cm.

```
Count model coefficients (negbin with log link):
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)    1.4475    0.0257   56.43 < 2e-16 ***
as.factor(densidad)2  0.1628    0.0361    4.51 6.5e-06 ***
as.factor(densidad)3  0.3485    0.0366    9.53 < 2e-16 ***
Log(theta)     1.1795    0.0616   19.14 < 2e-16 ***
```

Figura 1-12. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre (4 – 6] cm.

```
Count model coefficients (negbin with log link):
```

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-0.870	0.266	-3.26	0.0011	**
as.factor(densidad)2	0.792	0.219	3.61	0.0003	***
as.factor(densidad)3	0.641	0.219	2.93	0.0034	**
Log(theta)	0.217	0.515	0.42	0.6740	

Figura 1-13. Regresión Binomial Negativa cero-inflada para densidad en el calibre > 6 cm.

```
> vuong(nb1pA,Zinbd1)#no se rechaza que Zinbd1 mejor que nb1pA
Vuong Non-Nested Hypothesis Test-Statistic:
(test-statistic is asymptotically distributed N(0,1) under the
null that the models are indistinguishable)
-----
              Vuong z-statistic              H_A p-value
Raw              -1.43301 model2 > model1  0.0759
AIC-corrected    -0.58915 model2 > model1  0.2779
BIC-corrected     1.92183 model1 > model2  0.0273
> vuong(nb1pB,Zinbd2)#no se rechaza que Zinbd2 mejor que nb1pB
Vuong Non-Nested Hypothesis Test-Statistic:
(test-statistic is asymptotically distributed N(0,1) under the
null that the models are indistinguishable)
-----
              Vuong z-statistic              H_A p-value
Raw              -2.02182 model2 > model1  0.0216
AIC-corrected    -1.35395 model2 > model1  0.0879
BIC-corrected     0.63337 model1 > model2  0.2632
```

Figura 1-14. Comparación del modelo binomial negativo con su contraparte cero-inflada (calibres $\leq (2)$ y $(2 - 4]$ cm).

La Figura 1-16 y Figura 1-17 muestran los valores observados y estimados por los modelos cero-inflados. Una mirada exhaustiva denota que el modelo para el calibre de (2-4] muestra las mayores diferencias entre los observados y esperados. Todos los resultados anteriores mostraron como el factor densidad explica los conteos para todos los calibres evaluados, utilizando distribuciones especiales para conteos en lugar de tratarlos con el análisis de varianza clásico, donde para los modelos con exceso de cero, era improbable el cumplimiento de supuestos.

```

> vuong(nblpC,Zinbd3)#si se rechaza que Zinbd3 mejor que nblpC
Vuong Non-Nested Hypothesis Test-Statistic:
(test-statistic is asymptotically distributed N(0,1) under the
null that the models are indistinguishible)
-----
                Vuong z-statistic                H_A  p-value
Raw                -6.0648  model2 > model1  6.61e-10
AIC-corrected      -5.8043  model2 > model1  3.23e-09
BIC-corrected      -5.0292  model2 > model1  2.46e-07
> vuong(nblpD,Zinbd4)#no se rechaza que Zinbd4 mejor que nblpD
Vuong Non-Nested Hypothesis Test-Statistic:
(test-statistic is asymptotically distributed N(0,1) under the
null that the models are indistinguishible)
-----
                Vuong z-statistic                H_A  p-value
Raw                -1.59469  model2 > model1  0.0554
AIC-corrected      -0.77343  model2 > model1  0.2196
BIC-corrected       1.67033  model1 > model2  0.0474

```

Figura 1-15. Comparación del modelo binomial negativo con su contraparte cero-inflada (calibres (4 – 6] y > 6cm).

Modelos Autoregresivos Espaciales (Competición intra-hilera e inter-intra-hilera): El modelado espacial en la actualidad ha ganado importancia en el estudio de los cultivos, pues es reconocida la dependencia espacial que tienen los atributos asociados al rendimiento de las propiedades edafo – climáticas. La distribución espacial del cultivo y su manejo por densidad son aspectos de interés en el modelado del desarrollo del cultivo (Zheng et al., 2016). En la actual investigación se estudió el rendimiento en peso fresco (g) como la variable respuesta y la densidad y calibre se usaron como predictores, sin embargo, como el interés radicó en estimar el coeficiente de competición de un modelo autoregresivo puro, se propusieron modelos para cada combinación de calibre y densidad en cada repetición, y de esta manera, estimar los cambios en el coeficiente de competición tanto en un patrón de vecindad intra-hilera como en uno inter-intra-hilera. Para el modelado espacial se inició con los modelos autoregresivos espaciales puros usando como patrón de vecindad el intrahilera, es decir, para una distancia entre plantas de 30 cm se usó como máxima distancia de búsqueda la correspondiente a la mínima distancia entre plantas, que corresponde a los mismos 30 cm, esto aseguró uno (para esquinas) o dos (interiores) vecinos para cada planta. Como la siembra es medianamente regular, ya que no todos los surcos tuvieron el mismo tamaño, se probó una distancia máxima de búsqueda para el caso intra – hilera correspondiente a la mínima distancia entre plantas, lo que en una rejilla regular generaría uno o dos vecinos, sin embargo, en los resultados se observaron más vecinos debido a la desigualdad en el tamaño de los surcos. Para el caso de la competición

inter – intra – hileras se usó un criterio similar pero usando una distancia de búsqueda de modo tal que una planta de un surco considerara como vecino más cercano alguna planta del surco inmediatamente cercano. Aprovechando que la siembra arrancó alineada en uno de los bordes del lote, la desigualdad se generó al final de cada surco, por lo que usando este borde uniforme para estudiar los patrones de vecindad descritos en las Figuras 1-1 y 1- 2, las distancias que abarcan un surco a otro variaron según la densidad de siembra, y fueron como máximo $\sqrt{30^2 + 100^2} = 104,4$ cm (aproximadamente 104,5 cm para incorporar la diagonal) para la distancia entre plantas de 30 cm, $\sqrt{40^2 + 100^2} = 107,7$ cm (aproximadamente 107,8 cm) para la distancia entre plantas de 40 cm y $\sqrt{50^2 + 100^2} = 111,8$ cm (aproximadamente 111,9 cm) para la distancia entre plantas de 50 cm. En un patrón regular se tendrían de tres (esquineros) a 8 (interiores) vecinos más cercanos, sin embargo, los tamaños diferentes de surcos generan otros vecinos en la parte final de los surcos. Este resultado se presenta en las tablas resumen del modelado de la competencia.

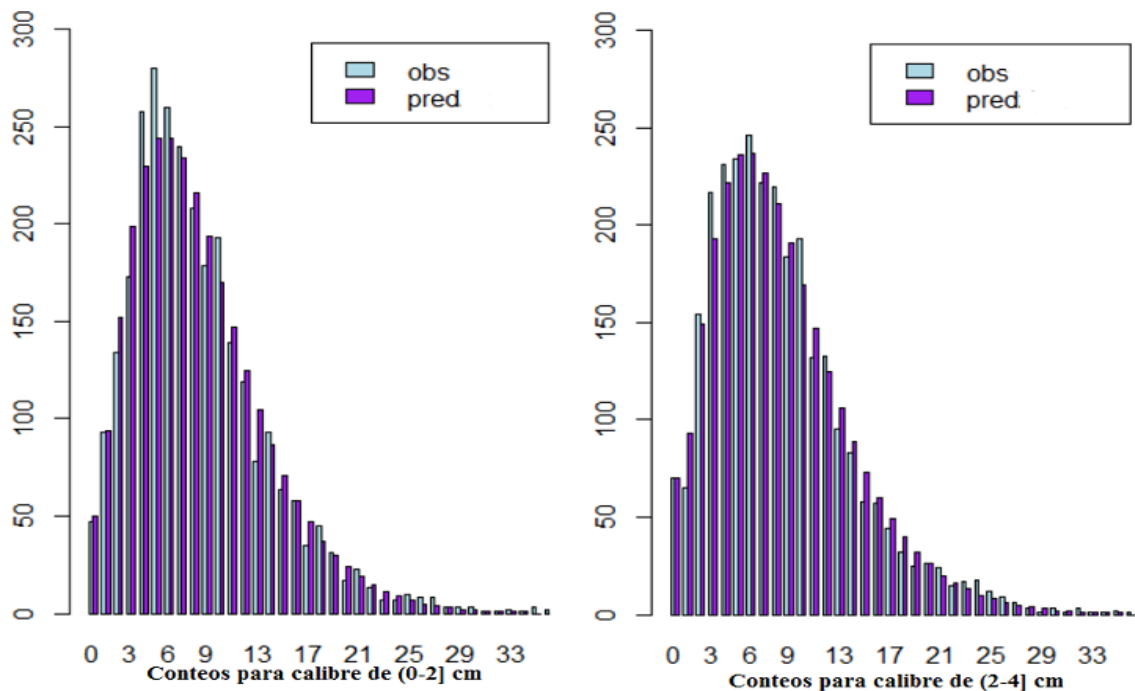


Figura 1-16. Comparación de valores observados (Obs.) y predichos (Pred.) (Calibres \leq (2) y (2 – 4] cm).

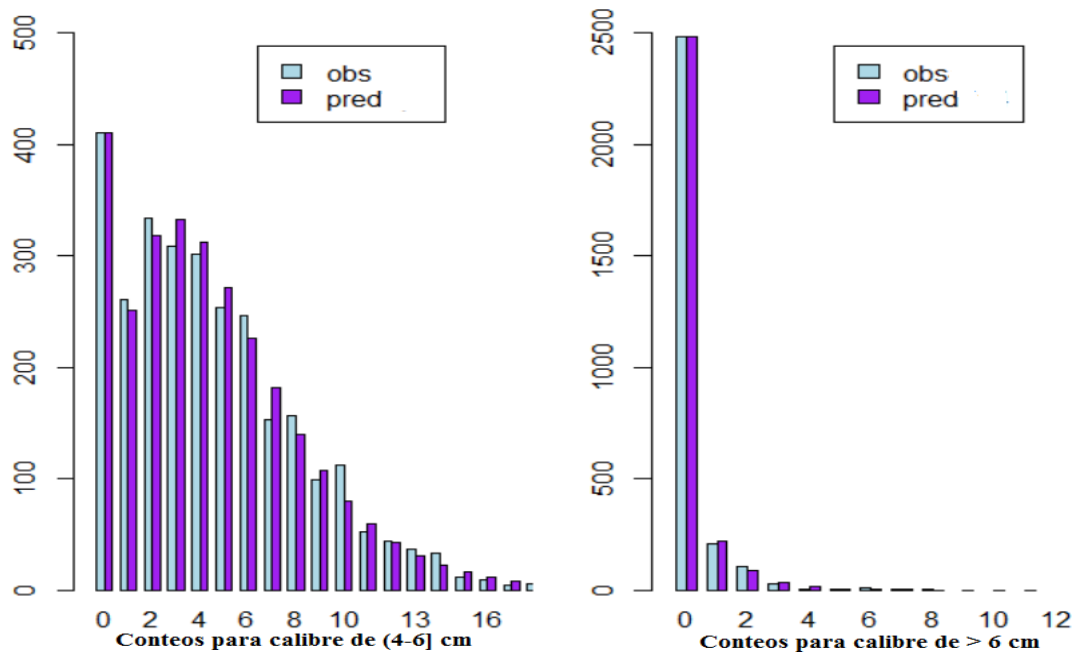


Figura 1-17. Comparación de valores observados (Obs.) y predichos (Pred.) (Calibres (4 – 6] y > 6cm).

La Tabla 1-11 muestra el resumen de la información del proceso de modelado espacial mediante un modelo autoregresivo puro para las tres densidades de siembra, en las respuestas peso fresco (pf) de las dos repeticiones realizadas ($pf(r_1), pf(r_2)$). Para la competición intra – hileras siempre se tuvieron de uno (esquinas) a dos vecinos (interiores), con una matriz de pesos con un porcentaje de celdas no nulas (PNN) que fue aumentando a medida que aumentó la distancia entre plantas, pues se generaron menos conexiones. De hecho, el promedio de conexiones (PC) disminuyó. Con relación a la dimensión de la matriz de pesos (W), fue evidente la irregularidad en el tamaño de los surcos, y como se puede notar, a menos distancia entre plantas se utilizaron más plantas en las hileras. En lo que respecta al modelo econométrico espacial autoregresivo puro, las seis corridas mostraron la significación del parámetro del intercepto y del parámetro de competición estimado ($\hat{\cdot}$), y en todas las modalidades. Para las dos menores distancias de siembra se vio como a mayor distancia menor la competición, sin embargo, los resultados para la mayor distancia de siembra se asemejaron a la menor distancia, probablemente como consecuencia de la mayor variabilidad de los datos en estas mediciones del peso fresco (coeficiente de variación superiores a las dos menores densidades), por lo que resta probar no solo el peso fresco global sino el obtenido para cada densidad de siembra de modo que

se pueda reducir la variabilidad en los datos. A pesar de este resultado en la mayor distancia, lo relevante fue que el coeficiente de competición resultó significativo, lo que sugiere una relación espacial entre rendimiento y densidad. Un resultado similar pero mediante otra metodología fue encontrado por Zheng et al. (2016), que evidenciaron la relación entre densidad y rendimiento y con el número de tubérculos encontrados.

Tabla 1-11. Resultados de la Competición intra – hilera (vecino más cercano) en papa criolla.

Resultado (cm)	Densidad: (30*100)		Densidad: (40*100)		Densidad: (50*100)	
	pf(r1)	pf(r2)	pf(r1)	pf(r2)	pf(r1)	pf(r2)
Vecinos	1-2	1-2	1-2	1-2	1-2	1-2
PNN	0,352	0,347	0,435	0,421	0,499	0,518
PC	1,99	1,99	1,99	1,99	1,98	1,98
Dimensión(W)	565	574	457	472	398	383
Intercepto(p)	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16
$\hat{\lambda}$	0,225	0,207	0,189	0,180	0,244	0,229
$\hat{\lambda}(p)$	1,1e-8	1,8e-7	2,6e-5	3,7e-5	1,1e-7	1,2e-6
AIC	7893,3	7882,5	6492,5	6920,7	5772,6	5613,3
Var. Res.	65901,0	52175,0	83945,0	132640,0	111340,0	130060,0

Tabla 1-12. Resultados de la Competición inter-intra-hilera (vecino más cercano) en papa criolla.

Resultado (cm)	Densidad: (30*100)		Densidad: (40*100)		Densidad: (50*100)	
	pf(r1)	pf(r2)	pf(r1)	pf(r2)	pf(r1)	pf(r2)
Vecinos	5-12	3-12	2-10	2-10	2-6	2-6
PNN	1,756	1,725	1,732	1,681	1,326	1,377
PC	9,92	9,90	7,92	7,93	5,28	5,27
Dimensión(W)	565	574	457	472	398	383
Intercepto(p)	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16	2,2e-16
$\hat{\lambda}$	0,482	0,398	0,437	0,407	0,431	0,429
$\hat{\lambda}(p)$	2,2e-16	5,8e-10	2,0e-11	2,5e-10	6,6e-13	4,7e-12

AIC	7858,9	7871,4	6463,9	6897,7	5749,2	5589,1
Var. Res.	61265,0	51020,0	77497,0	124650,0	103410,0	119900,0

Para el caso de la competición inter – intra – hilera, los resultados son un poco más coherentes en lo que respecta al coeficiente de competición estimado, pues al promediar las dos repeticiones para cada densidad, el coeficiente fue de 0,44 para la menor distancia de siembra, 0,42 para la distancia intermedia y 0,43 para la mayor distancia, y a pesar de ser significativos, tendieron a ser más similares, lo que seguramente podría mejorar si se modela el peso fresco de cada densidad por aparte o si se estudian modelos no puros donde se incorpore el calibre como variable explicativa. El coeficiente de variación del peso fresco de la primera densidad fue de 62,2 %, a los 40 cm de distancia entre plantas pasó a 56,1 %, pero volvió a aumentar en la distancia de 50 cm, lo que puede estar asociado al aumento del coeficiente de competición para la mayor separación entre plantas, por lo que una realización de pruebas usando el peso estimado propuesto en (2) para cada calibre podría mejorar la estimación de λ . Los modelos de competición intra – inter – hilera tuvieron los más bajos criterios de información de Akaike y menor varianza de los residuos. La Figura 1-18 y Figura 1-19 describen la relación entre los valores observados y estimados de los modelos intrahilera y la Figura 1-20 y Figura 1-21 corresponden a los modelos de competición intra – inter – hileras.

Sin duda, con los resultados obtenidos de la última sección se corrobora la importancia de involucrar metodologías de análisis espacial en el estudio del cultivo de papa, sobre todo cuando se estudian densidades de siembra, y aunque los autores describen en detalle el problema de la escala en el modelado, esto puede asociarse de manera análoga a la forma en que se analizan los datos, pues el estudio del peso fresco total de algún modo implica una escala diferente a lo que sucedería si se hace un modelado a cada calibre, ya que podría disminuir la variabilidad encontrada en los datos globales (Chen et al., 2017).

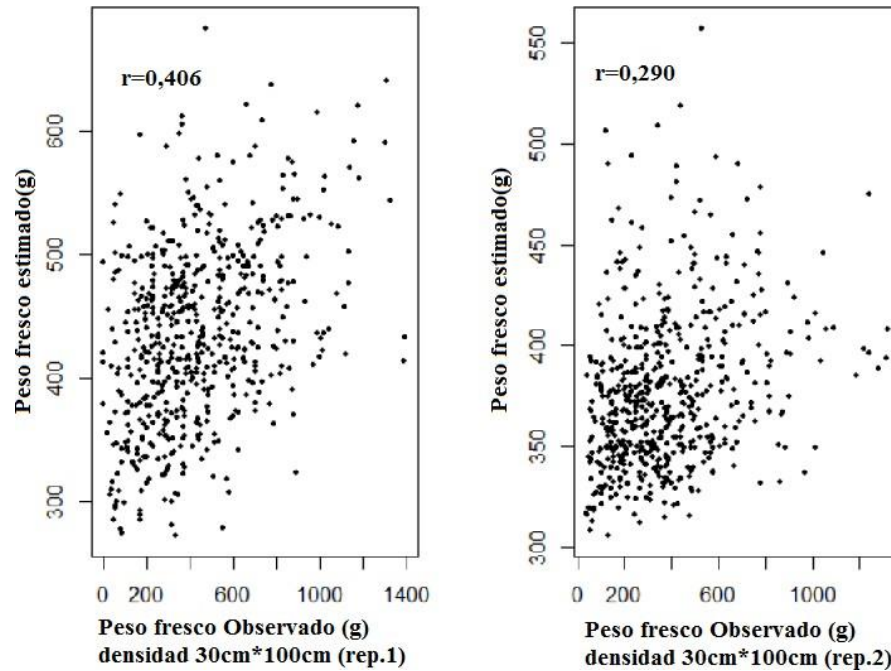


Figura 1-18. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (30cm*100cm)-Competición intra – hilera).

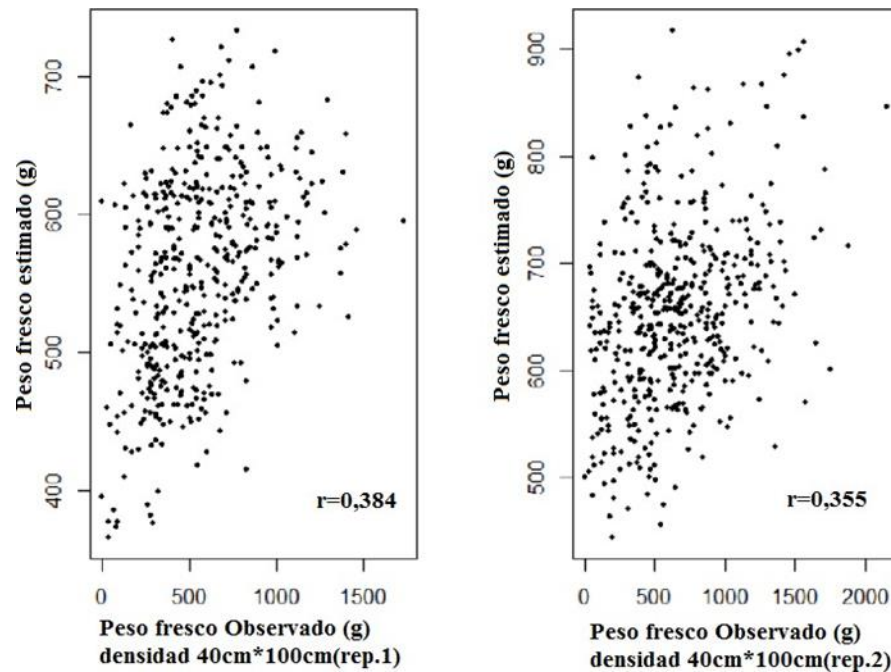


Figura 1-19. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (40cm*100cm)-Competición intra – hilera).

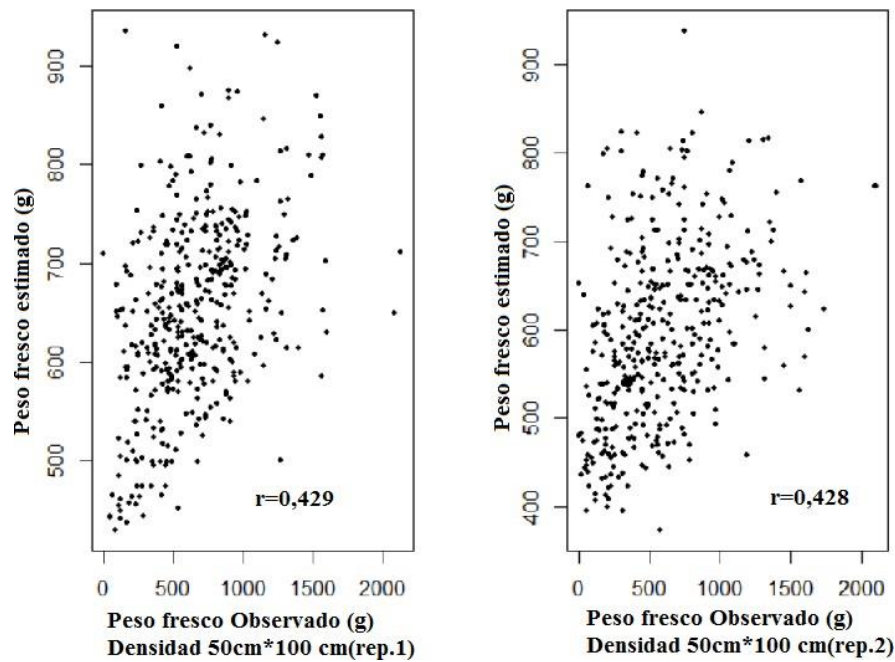


Figura 1-20. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (50cm*100cm)-Competición intra – hilera).

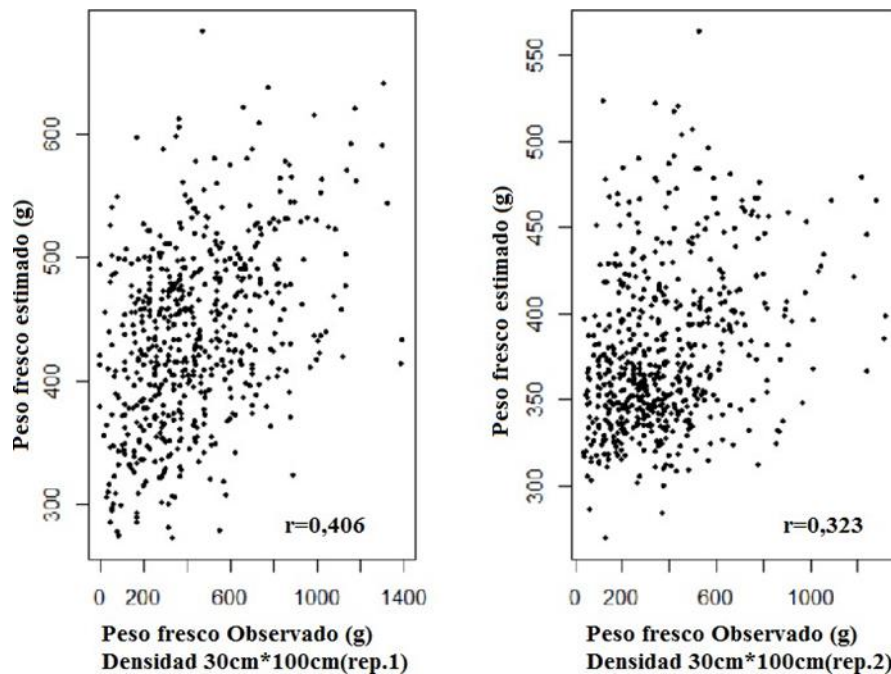


Figura 1-21. Comparación de valores observados y predichos (Densidad (30cm*100cm)-Competición inter – intra – hilera).

El crecimiento de las plantas depende no solo de la absorción y conversión de los recursos en nueva biomasa. Debido a que las plantas y sus recursos están relativamente espaciados en el espacio. La forma en que las plantas expanden su base de recursos es fundamental para sus interacciones competitivas (Schwinning y Weiner, 1998). Las interacciones competitivas están mediadas por la asignación de plantas a diferentes estructuras. La asignación puede, en muchos casos, ser mucho más importante para determinar la estructura de la interacción competitiva que los mecanismos fisiológicos a nivel de hojas o raíces individuales (Kuppers 1994). Las plantas generalmente no siguen trayectorias de crecimiento predeterminadas, sino que se ajustan morfológica y fisiológicamente a los niveles de recursos y las densidades vecinas que encuentran (Weiner y Thomas 1992), o que pueden esperar encontrar en el futuro (Ballare et al., 1990). Los modelos de crecimiento óptimos predicen que las plantas deberían ajustar su sumidero a las diferentes funciones de la planta para que la tasa de crecimiento se maximice en condiciones de recursos limitados (Bloom et al., 1985). Esto significa que las plantas pueden aumentar el sumidero para capturar el recurso más limitante y, cuando sea posible, aumentar la eficiencia de utilización de ese recurso (es decir, la producción de biomasa por unidad de captura del recurso). Un ejemplo son las plantas que están limitadas por la luz, que a menudo asignan más biomasa a los brotes que a las raíces en comparación con plantas limitadas por el recurso suelo, y sus hojas presentan una mayor concentración de pigmentos que capturan la luz y menos enzimas de reacción oscura (Boardman 1977).

1.3 Conclusiones

El modelado del conteo de tubérculos por calibres en los cuatro diámetros y el análisis espacial del rendimiento en peso fresco (g) para las densidades de siembra del cultivo de papa criolla sometido a tres densidades de siembra asociadas a distancias entre plantas de 30,40 y 50 cm permitió concluir estadísticamente la relación entre la densidad y el número de tubérculos según el calibre.

La adopción de modelos especiales de conteo para el análisis de regresión, como el modelo binomial negativo cero inflado, se ajustó con mayor precisión a los datos recolectados en campo en los calibres superiores, es decir, mayores a 4 cm, mientras que en calibres inferiores donde no son excesivos los ceros, los modelos binomiales negativos

usuales se ajustaron mucho mejor que los modelos de Poisson, debido a la naturaleza sobredispersa de los datos, donde el modelado Binomial negativo posee ventajas por no restringir a la varianza de conteos a ser igual a la media.

Los dos primeros calibres rindieron una cantidad de tubérculos similar (alrededor del 40%) del total de tubérculos para cada densidad, sin embargo, el conteo en los calibres fue mucho menor, especialmente en el mayor calibre, donde los conteos estuvieron alrededor del 1% en todas las densidades.

Los conteos de tubérculos categorizados permitieron generar una expresión para estimar el diámetro medio ponderado global de los tubérculos, pues en la matriz de datos original solo se dispuso de número de tubérculos y pesos frescos (g). En vista de que en la práctica es simple contar tubérculos mediante tamices, no resulta directo tener una medida del diámetro medio de los tubérculos por planta, lo cual en este caso se logró mediante un promedio ponderado usando los conteos de tubérculos como ponderadores. Esta nueva variable mostró una estrecha relación lineal con el peso fresco de los tubérculos en cada densidad evaluada.

Con la creación de una expresión para el cálculo del promedio ponderado del diámetro (cm), se generó una propuesta para estimar el peso fresco para cada calibre, el cual pudiera ser utilizado para el proceso de modelado del peso fresco de cada calibre cuando no pudo medirse en campo discriminado por esta variable.

El modelado econométrico espacial utilizando regresión espacial permitió verificar la estrecha relación estadística entre densidad, calibre y el rendimiento en peso fresco de los tubérculos. Usando dos patrones de vecindad se pudo estimar la competencia intra-específica usando los vecinos más cercanos en esquemas intra-hilera e intra-inter-hileras. El coeficiente de competencia fue aumentando a medida que disminuía la distancia entre plantas. Solo el caso de mayor espaciado entre plantas rindió un coeficiente de competencia que parece contradecir los resultados, sin embargo, al observar el coeficiente de variación en los datos, se notó como este fue mucho mayor en el caso de la distancia entre plantas de 50 cm, lo que pudiera ser usado para en una siguiente ocasión no modelar

los datos de peso fresco de la planta sino discriminar este por calibre mediante la expresión propuesta basada en el diámetro medio ponderado de los tubérculos.

1.4 Recomendaciones

En el modelado de los conteos de tubérculos resulta de interés integrar algunas categorías de calibres para ver si el ajuste se mantiene, por ejemplo, las dos categorías de más bajos calibres podrían colocarse en una sola tal como las mayores de modo que puedan hacerse pruebas sobre el efecto de la densidad sobre estos nuevos calibres categorizados.

En el caso del modelado espacial, pueden usarse otros modelos de regresión espacial que incorporen una estructural especial para el error, así como utilizar el calibre como variable explicativa para estimar el coeficiente de competición, pero en lugar de solo utilizar el peso fresco de los tubérculos, podría utilizarse la propuesta de estimar el peso fresco de los calibres de modo que estos sean las respuestas a modelar.

Bibliografía

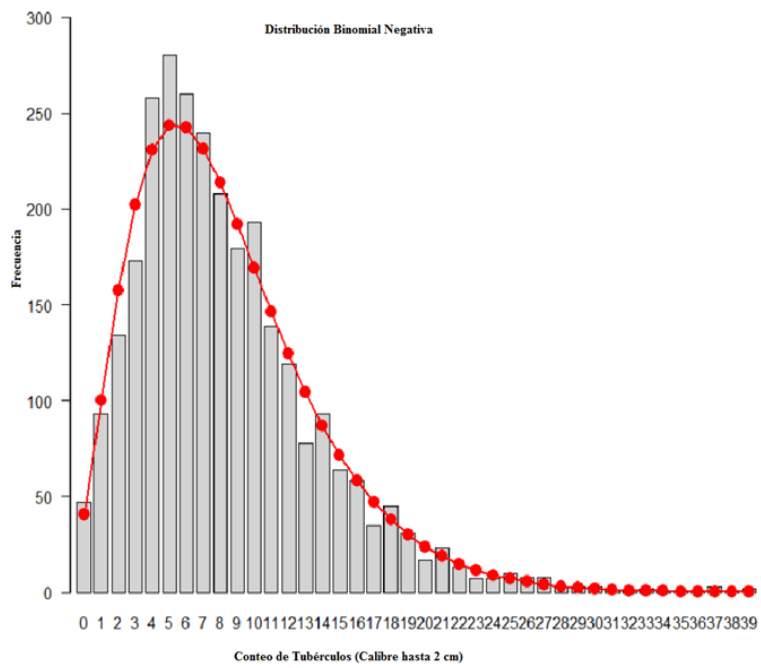
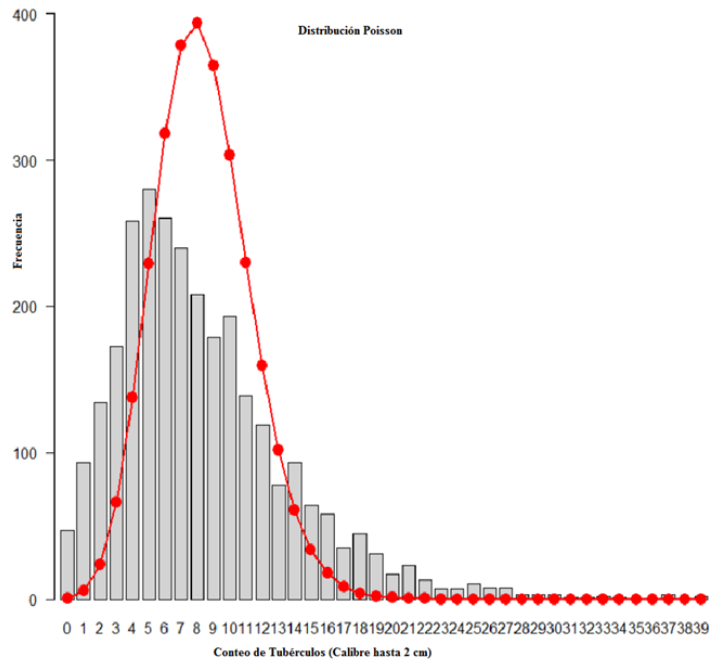
- Arbia,G. (2014). A Primer for Spatial Econometrics With Applications in R.Palgrave Macmillan.UK.
- Arias, V., Bustos, P., Ñuztez,C.E. (1996). Evaluación del rendimiento de papa criolla (*Solanum phureja*) variedad ema de huevo", bajo diferentes densidades de siembra en la sabana de Bogotá. *Agronomía Colombiana*, Volumen XIII, No.2; pag. 152-161
- Bonierbale, M.; W. Amoros; E. Salas; M. Cáceres. (2008). Valor agregado y nutricional de la papa nativa. Páginas 73-76 in *Memoria III Congreso Iberoamericano en Patata* Vitoria Gasteiz, España.
- Bonierbale, M.; W. Gruneberg; W. Amoros; G. Burgos; E. Salas; E. Porras; T. Zum Felde. (2009). Total and individual carotenoid pro les in *Solanum phureja* cultivated potatoes: II. Development and application of near-infrared re ectance spectroscopy (NIRS) calibrations for germplasm characterization. *J. Food. Comp. Anal.*, 22: 509–516.

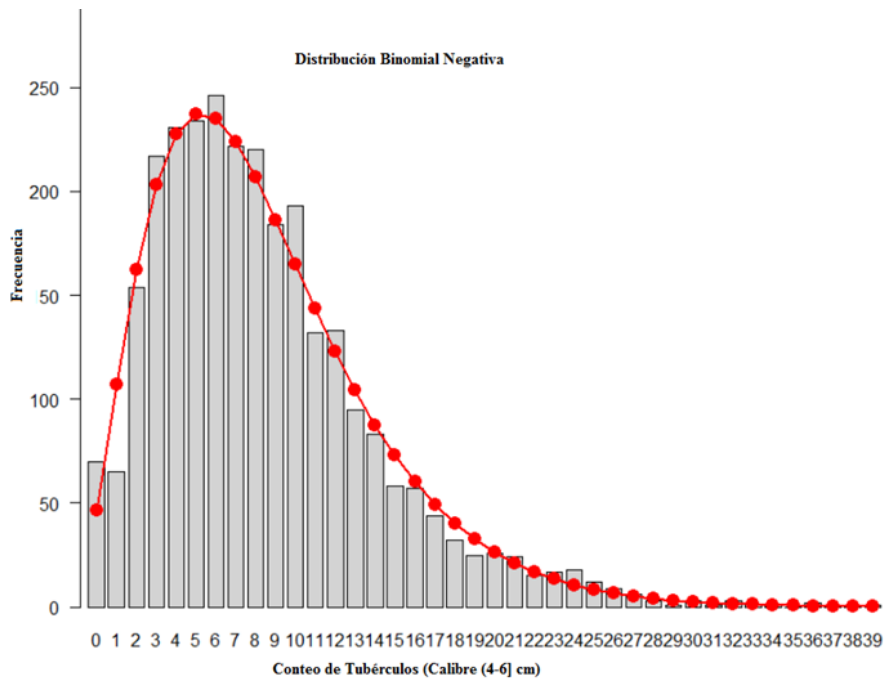
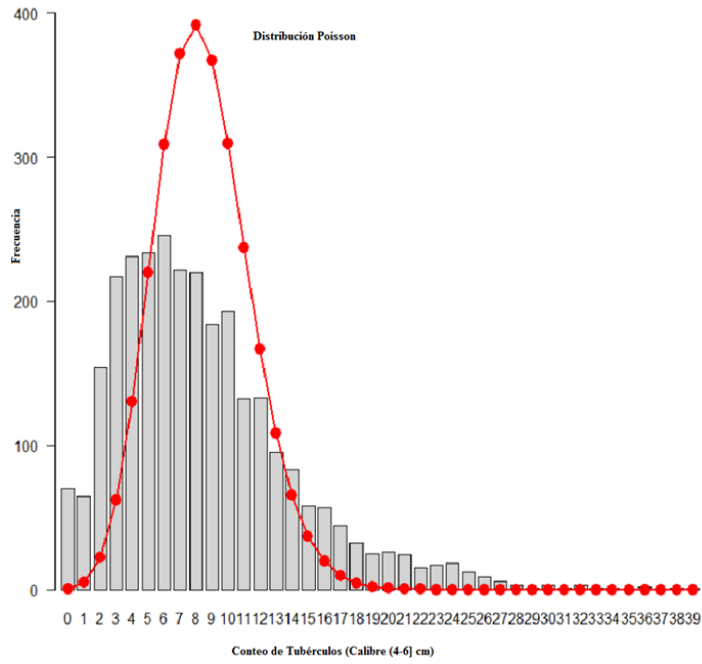
- Cadhia, D. (1977). Repartición espacial de las poblaciones en Entomología aplicada. Bol. Serv. Plagas, 3: 219-233.
- Cabezas, M y Corchuelo, G. (2005). Estimación de la interceptación de la radiación solar en papa criolla *Solanum phureja* (Juz
- Cameron AC, Trivedi PK (1998). Regression Analysis of Count Data. Cambridge University Press, Cambridge.
- Cardona,W.A.,Bolaños,M.M.,Chavarriga,W. (2016). Efecto de fertilizantes químicos y orgánicos sobre la agregación del un suelo cultivado con *Musa acuminata* AA. Acta Agronómica, Vol. 65, Núm. 2.
- Chen, H., Leinonen, I., Marshall, B., Taylor, J .A. (2017).Conceptual Spatial Crop Models for Potato Production. Advances in Animal Biosciences: Precision Agriculture, 8:2, pp 678–683.
- Fowlw, Norman (2011). The 10 Most Common Statistical Errors. Bulletin of the Ecological Society of America, Vol. 71, No. 3 (Sep., 1990), pp. 161-164
- Gómez, R. and D. Wong. (2002). Procesamiento de la papa. Revista INDOAGRO (1) 5 In: <http://www.redepapa.org/culinaria.pdf>; recovered: July, 2010.
- Henne,D.C. (2012). Spatial Patterns and Spread of Potato Zebra Chip Disease in the Texas Panhandle. Plant Disease / Vol. 96 No. 7 ,948-956.
- Herrera, A. L. Rodríguez. (2012). Tecnologías de producción y transformación de papa criolla. Universidad Nacional de Colombia. Primera Edición. p.113.
- IICA. (1999). Acuerdo de competitividad de la cadena agroalimentaria de la papa. Folleto No. 14. Bogota.
- Lupi, A.M.,Conti,M.,Fernández,R.,Cosentino,D.,López,G. (2007). Efecto de las prácticas de repoblación forestal sobre el carbono orgánico del suelo y la estabilidad de los agregados en el noreste de Argentina. Investigación Agraria: Sistemas y Recursos Forestales, 16(3), 230-240.
- Morales,S.D.,Mora,A.R.,Rodríguez,J.E.,Salinas,Y.,Colinas,M.T.,Lozoya,H.(2011). Desarrollo y rendimien- to de papa en respuesta a la siembra de semilla–tubérculo inmadura.Rev. Chapingo Ser.Hortic vol.17 no.1,p. 67-75.
- Ñústez, C. (2011). Estudios fenotípicos y genéticos asociados a la calidad de fritura en *Solanum phureja* Juz et Buk. Tesis de doctorado en Ciencias Agropecuarias. Facultad de Agronomía. Universidad Nacional de Colombia. 204 p.

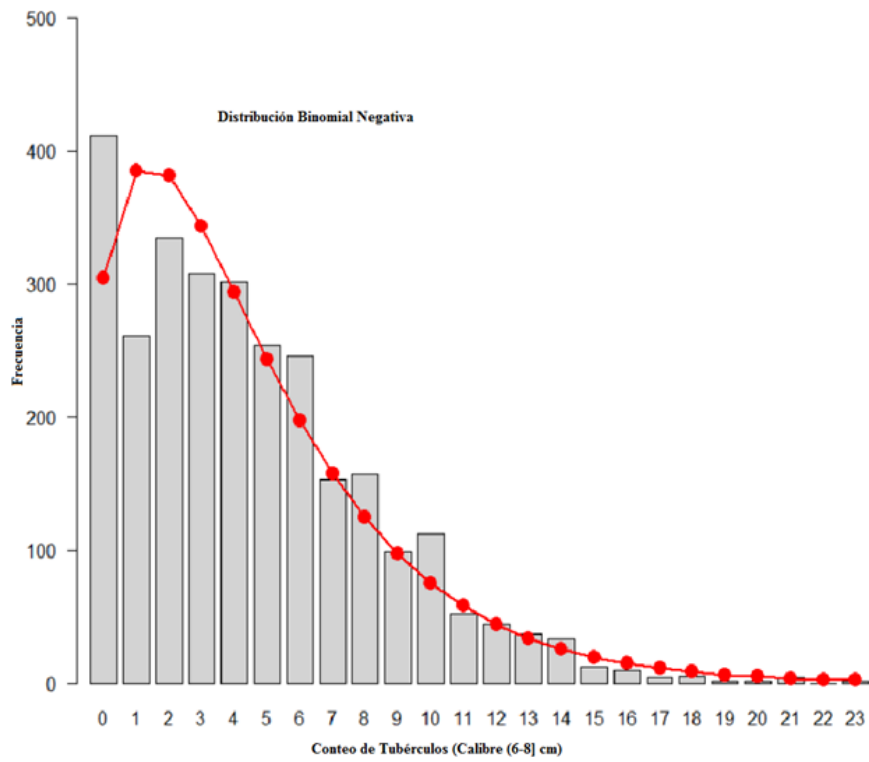
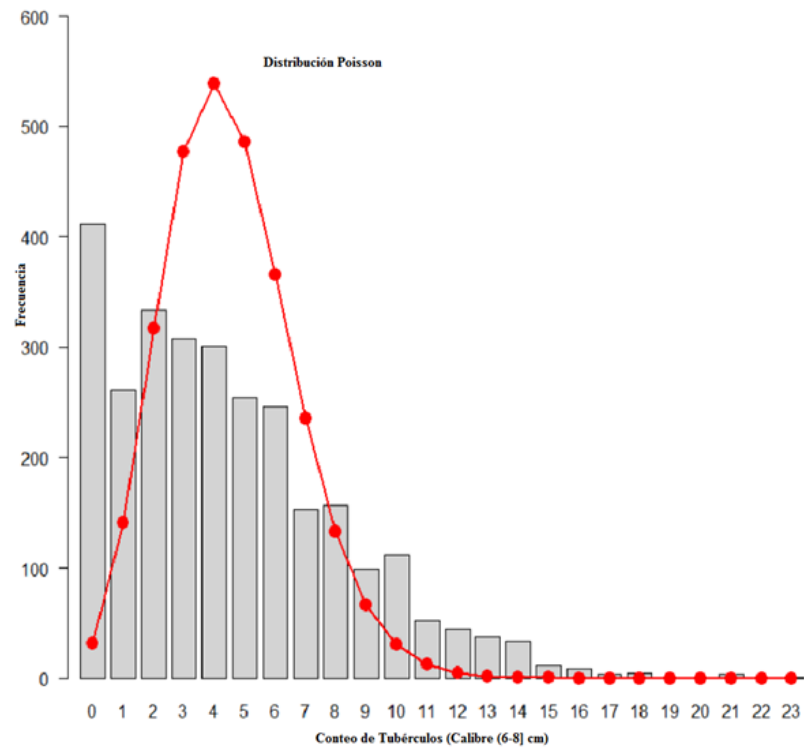
- Ñústez, C. E. (2011). Variedades colombianas de papa. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Agronomía. 48 p.
- Reckleben, Y., Grau, T., Schulz, S. and Trumpf, H. G. (2017). Effects of precision potato planting using GPS-based cultivation. *Advances in Animal Biosciences: Precision Agriculture (ECPA) 2017*, 8:2, 450–454.
- Rivera, J. E., Herrera, A. O., Rodríguez, L. E. (2011). Assessment of the processing profile of six “creole potato” genotypes (*Solanum tuberosum* Phureja Group). *Agronomía Colombiana* 29(1), 73-81.
- Rodríguez, L., Ñústez, C., y Estrada, N. (2009). Criolla Latina, Criolla Paisa y Criolla Colombia, nuevos cultivares de papa criolla para el departamento de Antioquia (Colombia). *Agronomía Colombiana*, 27(3), 289–303.
- Rodríguez, D., C.E. Ñústez, J.M. Cotes, L.E. Rodríguez. (2011). Heredabilidad del contenido de proteína total en papa diploide *Solanum tuberosum* Grupo Phureja. *Bragantia*. Campinas. 70(4).759-766.
- Sáenz, M.C. (2014). Conocer gustos y tendencias para orientar acciones. *Revista Papa* No. 31 5-9.
- Shukla, G. K., Subrahmanyam, G.S.V. A Note on an Exact Test and Confidence Interval for Competition and Overlap Effects. *BIOMETRIC* 55, 273-276
- Struik, P.C., Haverkort, A. J., Bus, C. B., Dankert, R. (1990). Manipulation of tuber-size distribution of a potato crop. Volume 33, Issue 4, pp 417–432.
- Struik, P.C., Vreugdenhil, D., Haverkort, A.J., Bus, C.B. and Dankert, R. (1991). Possible mechanisms of size hierarchy among tubers on one stem of a potato (*Solanum tuberosum* L.) plant. *Potato Research* 34, 187-203.
- Villarreal, H. (2011). Documento interno de trabajo de la Secretaria Técnica del Consejo Nacional de la papa. Bogotá Colombia. 43 pp.
- Vivas, L.E., Notz, A. (2010). Distribución espacial en poblaciones de *Oebalus insularis* Stal (Hemiptera: Pentatomidae) en el cultivo de arroz en Calabozo, estado Guárico, Venezuela. *Revista Científica UDO Agrícola* 11 (1): 109-125.
- Vivas, L. E. y Notz A. (2011). Distribución espacial en poblaciones de *Oebalus insularis* Stal (Hemiptera: Pentatomidae) en el cultivo de arroz en Calabozo, estado Guárico, Venezuela. *Revista Científica UDO Agrícola* 11 (1): 109-125
- Wiersema, S. G. (1987). Efecto de la densidad de tallos en la producción de papa. *Boletín de información técnica* No.1. Centro Internacional de la papa. CIP. Lima. Perú. 16 p.

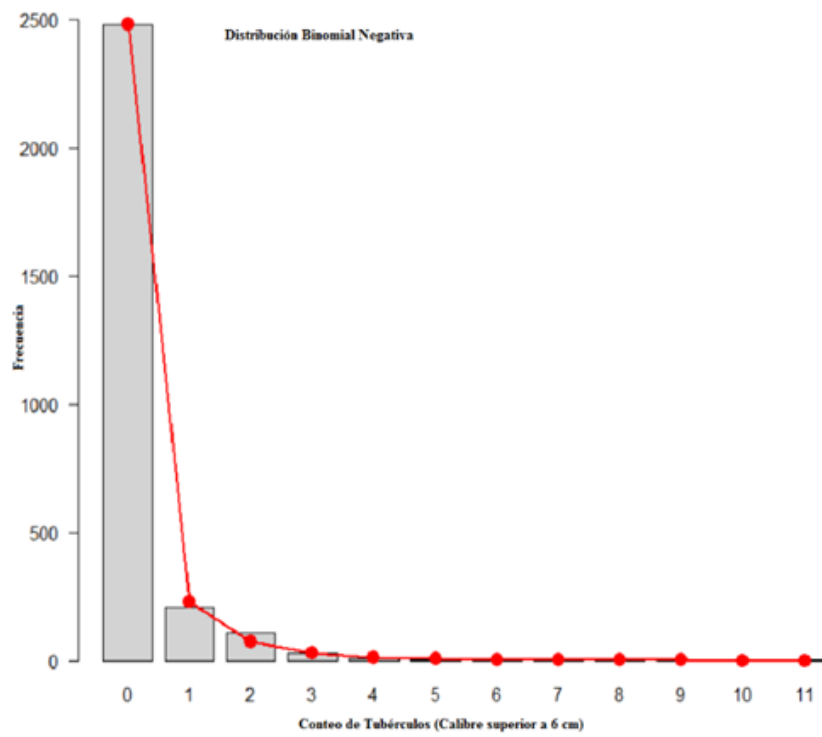
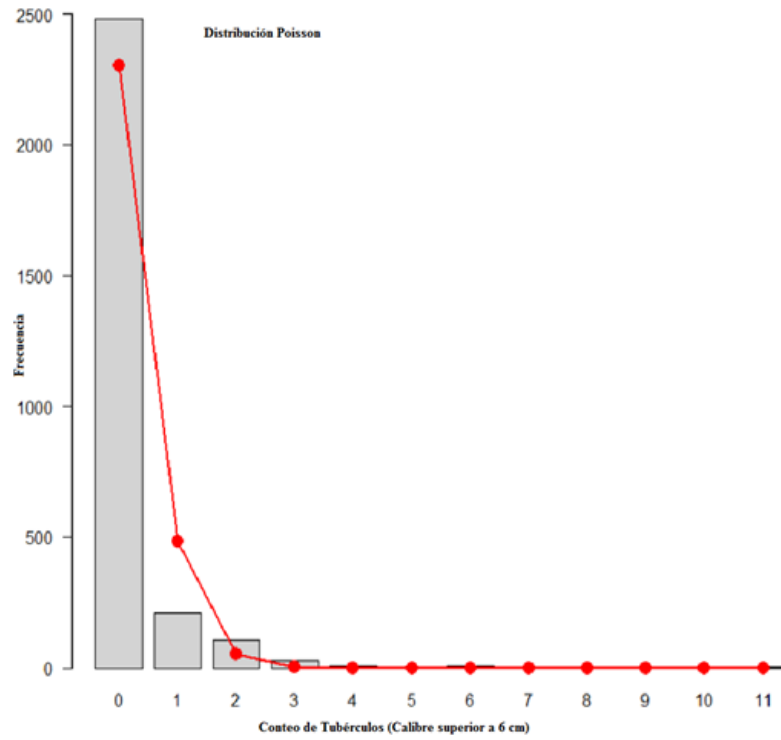
- Zheng, S.L., Wang,L.J., Wan,N.X., Zhong,L.,Zhou,S.M.,He,W.,Yuan,J.C. (2016). Response of potato tuber number and spatial distribution to plant density in di erent growing seasons in southwest China. *Frontier in Plant Science*.Vol 7, article 365, 1-8. [bibitemvivas](#)
- Zeileis, A., Kleiber, C., Jackman, S. (2008). Regression Models for Count Data in R. *Journal of Statistical Software*. Volume 27, Issue 8, 1-25.

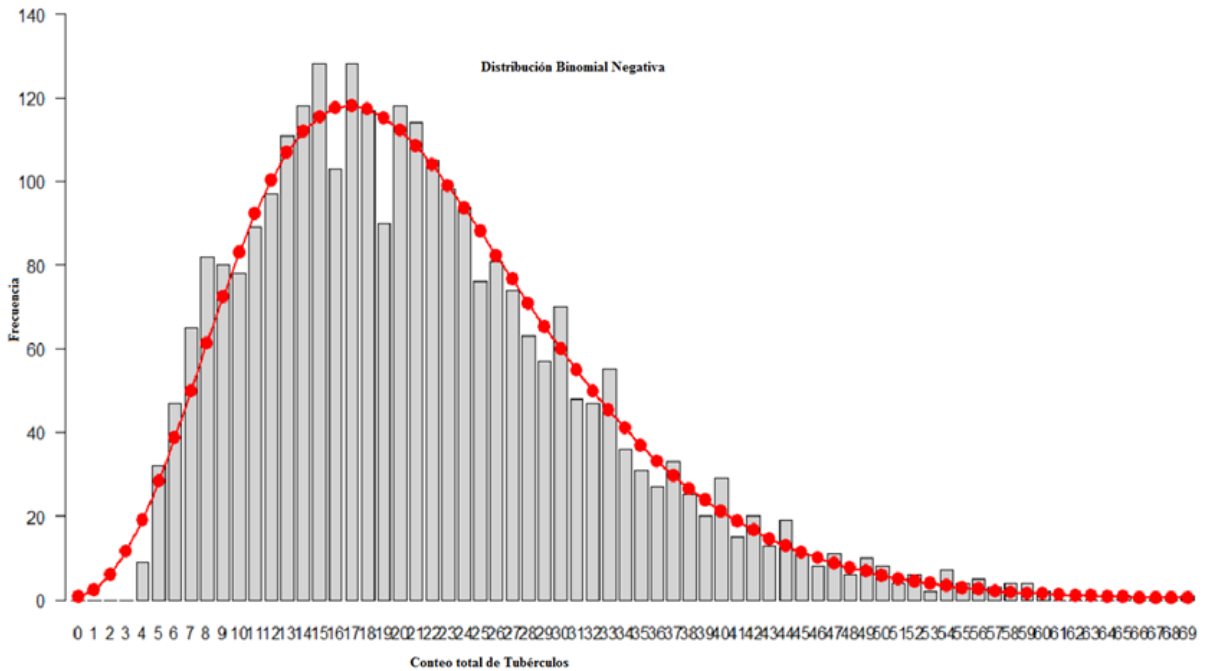
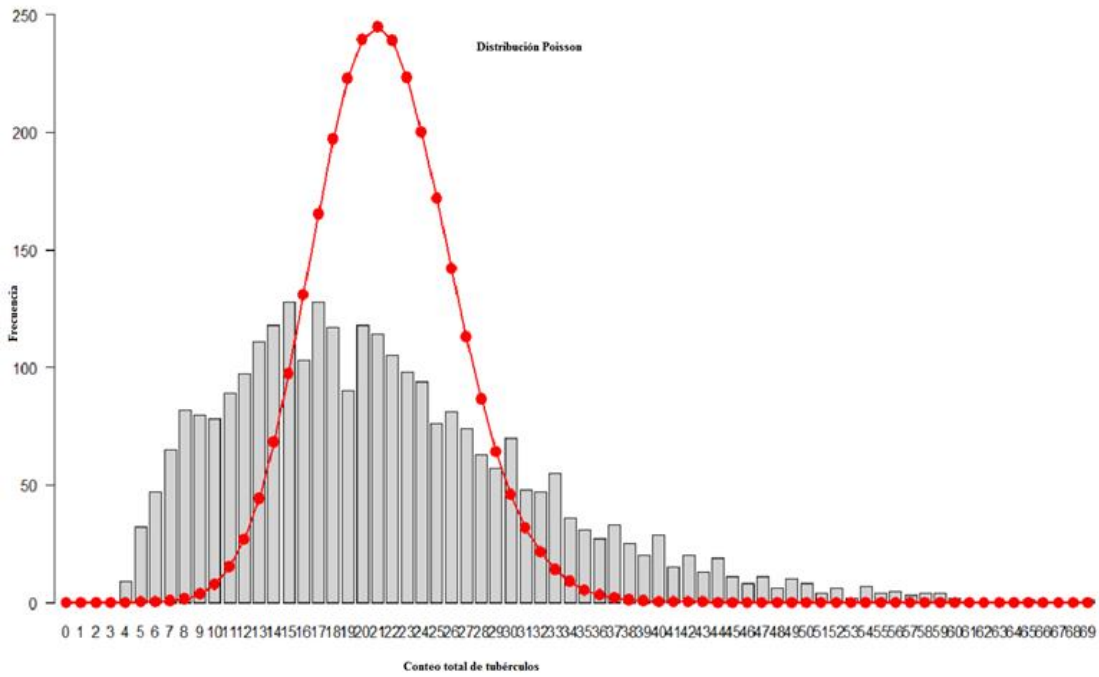
Anexo 1. Ajuste de la distribución de Poisson y Binomial Negativa sobre los datos de conteos de tubérculos por calibre y para el total de tubérculos cosechados.











Anexo 2. Estadísticas descriptivas para Peso fresco (pf), Diámetro medio ponderado (DMP), pesos frescos por calibre (PD1-PD4) por densidad de siembra (group)

Descriptive statistics by group

group: 1

	vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
pf	1	1135	407.47	253.62	360.00	381.45	237.22	15.00	1395.00	1380.00	1.00	0.95	7.53
DMP	2	1135	2.71	1.42	2.44	2.59	1.32	0.56	8.33	7.78	0.92	0.94	0.04
PD1	3	1135	58.61	43.75	48.00	52.48	33.91	0.00	339.92	339.92	1.74	4.54	1.30
PD2	4	1135	179.55	139.01	148.09	161.54	112.61	0.00	1040.34	1040.34	1.56	3.75	4.13
PD3	5	1135	156.22	154.28	117.72	132.96	131.47	0.00	971.64	971.64	1.40	2.34	4.58
PD4	6	1135	13.09	43.72	0.00	0.13	0.00	0.00	351.96	351.96	3.91	16.89	1.30

group: 2

	vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
pf	1	926	607.82	340.94	550.00	581.44	318.76	30.00	2150.00	2120.00	0.78	0.62	11.20
DMP	2	926	3.41	1.64	3.17	3.32	1.65	0.56	8.83	8.28	0.56	-0.09	0.05
PD1	3	926	84.57	56.00	73.19	78.67	48.64	0.00	379.08	379.08	1.35	2.93	1.84
PD2	4	926	264.95	169.70	235.53	247.86	144.41	0.00	997.94	997.94	1.08	1.41	5.58
PD3	5	926	237.19	202.46	192.45	213.29	200.27	0.00	1290.00	1290.00	1.08	1.19	6.65
PD4	6	926	21.10	65.70	0.00	2.63	0.00	0.00	550.71	550.71	3.80	16.25	2.16

group: 3

	vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
pf	1	778	626.20	363.94	565.00	595.44	355.82	20.00	2130.00	2110.00	0.84	0.92	13.05
DMP	2	778	3.75	1.91	3.56	3.64	1.98	0.56	9.22	8.67	0.48	-0.35	0.07
PD1	3	778	84.42	58.75	76.31	77.78	51.04	0.00	390.00	390.00	1.35	2.98	2.11
PD2	4	778	248.60	168.58	219.62	228.29	138.69	0.00	1080.00	1080.00	1.32	2.41	6.04
PD3	5	778	268.18	207.61	231.95	247.27	203.68	0.00	1113.48	1113.48	1.01	1.13	7.44
PD4	6	778	25.00	68.66	0.00	6.74	0.00	0.00	775.95	775.95	4.04	24.67	2.46