



Universidad Nacional del Nordeste

La variabilidad espacial de la producción de
frutos en naranjo (*Citrus sinensis* L. Osbeck)
var. Valencia late y su incidencia en las
estimaciones anticipadas.

Ing. Agr. Silvia Carolina Cabrera Brunetti

**Tesis para el otorgamiento del Grado Académico de Magíster en
Producción Vegetal de la Universidad Nacional del Nordeste**

Maestría en Producción Vegetal

DIRECTORA: Dra. Laura Itatí Giménez

Corrientes - 2020 – Argentina

ÍNDICE GENERAL

CAPITULO 1 – EL PROBLEMA DE ESTUDIO

1.1 INTRODUCCION.....	1
1.1.2 Citricultura mundial.....	1
1.1.3 Regiones citrícolas de la República Argentina.....	2
1.1.4 Región Mesopotámica.....	3
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	5
1.2.1 Situación Problemática.....	5
1.2.2 Aplicación de la Geoestadística	6
1.3 HIPOTESIS DE TRABAJO	7
1.4 OBJETIVOS.....	7
1.4.1 Objetivo general.....	7
1.4.2 Objetivos específicos.....	7
1.5 BIBLIOGRAFIA.....	7

CAPITULO 2 –ESTIMACIÓN ANTICIPADA DE LA PRODUCCIÓN

2.1 INTRODUCCIÓN.....	11
2.2 MATERIALES Y MÉTODOS.....	12
2.2.1 Características del área de estudio	12
2.2.2 Estimación de la producción	12
2.2.3 Estimación del error	14
2.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	15
2.4 CONCLUSIONES.	17
2.5 BIBLIOGRAFIA.....	18

CAPITULO 3 – ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO AJUSTE DE MODELOS DE VARIOGRAMAS TEÓRICOS A VARIOGRAMAS EMPÍRICOS

3.1 INTRODUCCION.....	20
-----------------------	----

3.2 MATERIALES Y MÉTODOS	22
3.2.1 Análisis Geoestadístico	22
3.2.1.1 Modelo esférico	24
3.2.1.1 Modelo exponencial	24
3.2.1.1 Modelo gaussiano	24
3.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	25
3.4 CONCLUSIONES	28
3.5 BIBLIOGRAFIA	28
CAPITULO 4 – MAPAS DE PRODUCCIÓN Y PREDICTORES KRIGING	
4.1 INTRODUCCIÓN	32
4.2 MATERIALES Y MÉTODOS	33
4.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN	33
4.4 CONCLUSIONES	38
4.5 BIBLIOGRAFIA	38
CAPITULO 5 – CONCLUSIONES GENERALES	41
5.1 Estimación anticipada de la producción	41
5.2 Análisis geoestadístico ajuste de modelos de variogramas teóricos a variogramas empíricos	41
5.3 Mapas de producción y predictores kriging	42

CAPITULO 1 – EL PROBLEMA DE ESTUDIO

1.1 INTRODUCCION

1.1.2 Citricultura mundial

Los cítricos son originarios del sudeste asiático, entre 0° y 30° de latitud Norte, es allí donde se han encontrado la mayor cantidad de especies afines, emparentadas con los cítricos. El naranjo dulce (*Citrus sinensis* L.Osbeck) es, por su parte posiblemente, originario del área subtropical del sudeste de China. Actualmente el cultivo se extiende por todo el planeta, centralizándose en dos franjas bien definidas. En el hemisferio Norte, desde 41° a 16°, y en el hemisferio Sur, desde los 11° a 35° (Figura 1.1), lo que significa que este cultivo se extiende en los distintos continentes, desde California hasta Argentina, desde la Cuenca del Mediterráneo hasta Sudáfrica, y desde Japón hasta Australia (Palacios, 2005).

Según FAOSTAT (2018), los principales países productores de naranjas del mundo, calculados en miles de toneladas para el año 2018, fueron: Brasil con 16.928,46, seguido por China con 7.964,13, India con 7.317,61, EE.UU. 6.139,83, México 4.533,43, España 3.494,47, Egipto 3.135,93, Indonesia con 1.926,56, Sudáfrica 1.796,80, Turquía 1.779,67, Italia 1.668,71, Irán 1.530,36, Paquistán 1.517,40 y Argentina con 1.022,28.

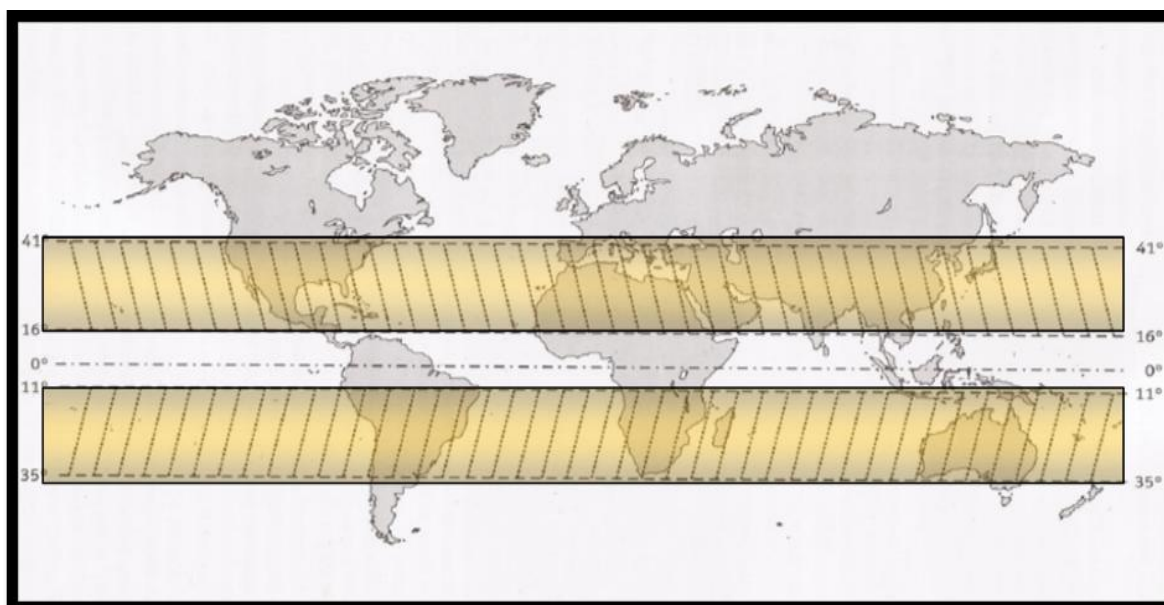


Figura 1.1 Áreas mundiales de producción de cítricos (adaptado de Palacios 2005).

1.1.3 Regiones citrícolas de la República Argentina

Las regiones citrícolas de la Argentina ubicadas entre 22° y 35° latitud S, poseen condiciones agroecológicas muy favorables que aseguran la obtención de elevados rendimientos, buena calidad y continuidad de cosecha. Los principales cítricos producidos en el país son: *Citrus reticulata* Blanco (mandarinas), *Citrus sinensis* (L.) Osbeck (naranjas dulces), *Citrus limon* (L.) Burm. (limones) y *Citrus paradisi* Macfadyen. (pomelos).

En la campaña 2018, la superficie plantada de frutales cítricos fue de 135.501 hectáreas, con una producción de 3.272.771 toneladas. Del total de producción se destinó, a industria 1.492.904 toneladas, y para consumo interno 874.593 toneladas. Se exportaron unas 361.850 toneladas, de las cuales el 67 % correspondieron a limones, 21 % a naranjas, 11 % a mandarinas y 1 % a pomelos. (Federcitrus, 2018).

Pueden diferenciarse cuatro regiones bien definidas (Figura 1.2) según Palacios 2005:

Región I - Mesopotamia: Ubicada al Nordeste, comprende a las provincias de Misiones, Corrientes y Entre Ríos y está rodeada por las Repúblicas de Paraguay, Brasil y Uruguay.

Región II - Central: Corresponde al sector limítrofe entre las provincias de Buenos Aires y Santa Fe.

Región III - Noroeste: Comprende las zonas productoras de las provincias de Jujuy, Salta, Tucumán, Santiago del Estero, Catamarca y La Rioja.

Región IV - Norte: Involucra áreas bien definidas en las provincias de Formosa y Chaco.

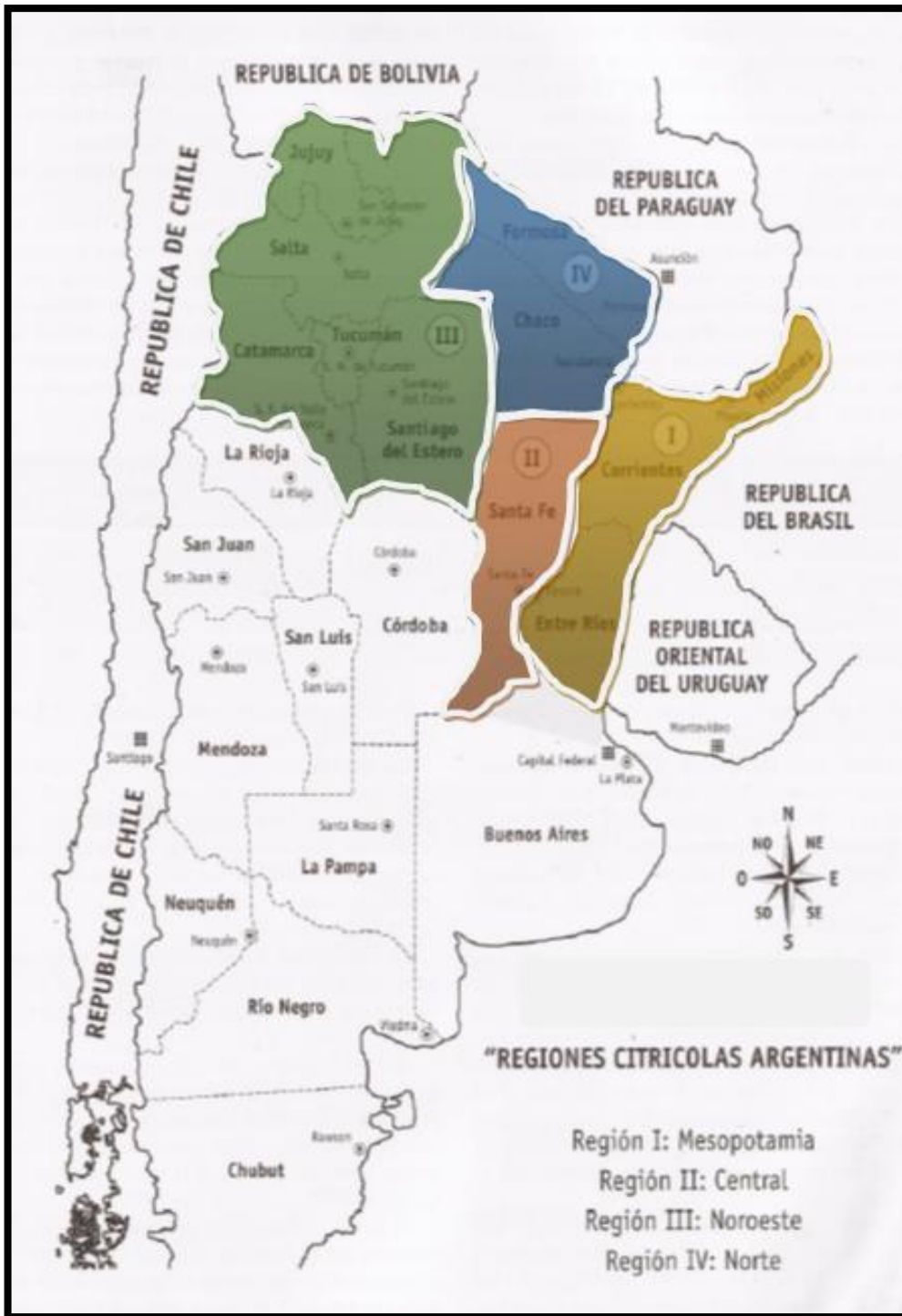


Figura 1.2 Regiones cítricas de la República Argentina (adaptado de Palacios, 2005).

1.1.4 Región Mesopotámica

Corresponde a los territorios ubicados al Nordeste del país, siendo la zona cítrica tradicional de Argentina. Las importantes producciones de las provincias de Entre Ríos, Corrientes y Misiones contribuyen con el 36,8% de la producción total del país

(Federcitrus, 2018). La provincia de Misiones (entre 26° y 28° S) ubicada entre los territorios de Paraguay y Brasil, mantiene una característica distinta del resto de las zonas citrícolas de Entre Ríos y Corrientes. La superficie citrícola es de 6.198 ha, de las cuales el 47,8% corresponde al cultivo de mandarinos, 30,5% a naranjos, 12,7% limoneros, y un 9,0% a pomelos (Federcitrus, 2018). La provincia de Corrientes (entre 28° y 30° S) está enmarcada por los dos grandes ríos, Paraná y Uruguay, con importante régimen hídrico. Es una zona tradicionalmente caracterizada por la producción de naranjas. Sus plantaciones más importantes se ubican sobre los márgenes de los ríos Paraná y Uruguay y zonas contiguas. La provincia presentó 25.508 ha citrícolas en producción, durante la campaña 2017, de las cuales el 54,3% correspondió al cultivo de naranjos, 33,2% a mandarinos, 10,5% a limoneros y 2,0% a pomelos; y la provincia de Entre Ríos (entre 30° y 32° S) con una superficie plantada en la campaña 2017 de 36.386 ha, distribuidas de la siguiente manera: 19.650 ha corresponden al cultivo de naranjos, 15.343 ha a mandarinos, 614 ha a limoneros y 779 ha de pomelo (Federcitrus, 2018).

El área citrícola se desarrolla bajo un clima templado húmedo de llanura, con temperaturas medias que van desde los 12, 8° a 26°C, valores indicativos de climas subtropicales. Las precipitaciones disminuyen de NE a SO a causa del anticiclón del atlántico Sur, y las medias anuales oscilan entre 1.261 a 1.500 mm (Palacios, 2005).

La producción de cítricos está conformada principalmente por limones, naranjas, mandarinas y en menor porcentaje por pomelos (Federcitrus, 2018).

Dentro de los cultivares de naranjo de maduración tardía, 'Valencia late' adquiere la mayor importancia en el país y en el mundo. Sus principales características son: árbol medio-vigoroso, con hojas de 9 - 9,5 cm x 3,8 – 4 cm, de forma ovalo-elípticas, con bordes dentados y pecíolo alado pequeño. Flores de tamaño medio, polen y megáspora parcialmente estériles. Frutos elíptico-esferoidales, de color naranja, con pocas semillas de 2 a 5 por fruto, y de fácil pelabilidad (Agustí et al. 2010). En la provincia de Entre Ríos, el período de cosecha de esta variedad, se extiende entre los

meses de julio a octubre-noviembre, dependiendo de la zona de producción y destino de comercialización de la fruta.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.2.1 Situación Problemática

La productividad de los cultivos depende de la combinación de sus características fisiológicas, condiciones del medio ambiente y de los aspectos agronómicos relativos a la implantación y manejo cultural. En cultivos perennes, el potencial productivo está influenciado por el diseño de plantación y las tareas culturales ejecutadas durante cada ciclo anual de crecimiento, tales como poda, raleo de frutos, fertilización y riego. La combinación de estos factores determina que el nivel de producción varíe dentro y entre explotaciones de una misma zona geográfica. El análisis del aporte que realiza cada uno de los factores mencionados a la productividad posibilita utilizar dicha información en diversos estudios del cultivo, como ser, la elaboración de pronóstico anticipado de cosecha (Avanza, 2010).

Una de las herramientas necesarias para poder competir en los mercados nacionales e internacionales, es la predicción de los volúmenes a producir. Estimar en forma anticipada la producción del cultivo permite influir en las decisiones que afectaran la comercialización, las recomendaciones en las técnicas de cultivo y la definición de estrategias, con suficiente anticipación (Rendón et al., 2008).

En la actualidad existen diversos sistemas de predicción de cosecha para frutales, que se basan en métodos objetivos y utilizan modelos para estimar la producción. Dichos modelos son específicos para cada combinación de especie, variedad y condiciones culturales y ambientales en las que han sido desarrollados y tienen errores de predicción propios de cada situación en particular.

En este contexto, el estudio de la variabilidad espacial y temporal de la producción, permitiría la identificación de sitios representativos, la asignación de recursos de acuerdo al sistema agrícola o agroecosistema y la interpretación de los efectos del sitio en resultados experimentales. Esto ayudaría a establecer sistemas de producción

más sostenibles y eficientes (Valbuena Calderón et al., 2008; Rochas et al., 2016; Mestas et al., 2010).

1.2.2 Aplicación de la Geoestadística

La estadística clásica dispone de herramientas útiles para el logro de estimaciones precisas de la variabilidad, sin embargo, cuando una propiedad del cultivo varía de un lugar a otro, con cierto grado de continuidad reflejando dependencia espacial, se debe dar paso a la geoestadística. Su metodología reside en reconocer, una variación a gran escala o tendencia y otra a pequeña escala o correlación espacial y expresar estas variaciones en un modelo espacial (Bowman et al., 2013).

La facilidad para la obtención de datos georeferenciados en estos últimos años ha favorecido el desarrollo de software como sistemas de información geográficos, específicos de geoestadística y procesamiento de imágenes para el conocimiento de factores de producción (Cabrera Brunetti et al., 2010). Aggelopoulou, et al. (2011) han utilizado imágenes en plena floración para predecir el rendimiento del árbol en huertos de manzana.

La utilización conjunta de software y herramientas estadísticas y geoestadísticas, han aumentado el conocimiento de la producción agrícola (Siquiera et al., 2007; Ribeiro et al., 2006; Rossiter, 2018, Sánchez-Pale et al. 2011, R Core Team 2018, RStudio Team 2018). Giménez et al. (2013) han utilizado herramientas estadísticas, geoestadísticas y software en conjunto para mejorar métodos de predicción de cosecha de naranja “Valencia late”, adoptando la variabilidad espacial y aplicando las herramientas del análisis geoestadístico para describir la autocorrelación en los datos.

Sin embargo, son escasos los trabajos acerca del uso de la geoestadística como herramienta comparativa de la precisión de estimaciones, el presente trabajo propone evaluar la incidencia de la variabilidad espacial en la precisión de las estimaciones anticipadas a cosecha a través de técnicas geoestadísticas.

1.3 HIPOTESIS DE TRABAJO

La variabilidad de la producción de frutos en naranjo 'Valencia late' tiene dependencia espacial.

La precisión de las estimaciones anticipadas a la cosecha se ve afectada por la variabilidad espacial de la producción.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo General

Cuantificar la variabilidad espacial de la producción de frutos en naranjo 'Valencia late' y determinar su incidencia en la precisión de las estimaciones anticipadas a cosecha.

1.4.2 Objetivos específicos

- Describir la producción real y la estimada mediante dos métodos en naranjo 'Valencia late'.
- Cuantificar la variabilidad espacial de la producción real y estimada en lotes comerciales de naranjo 'Valencia late'.
- Representar la variabilidad con mapas de la producción de naranjo 'Valencia late' en lotes comerciales y comparar la precisión alcanzada con las estimaciones.
- Utilizar la información de la variabilidad espacial para definir planes de muestreo eficientes.

1.5 BIBLIOGRAFIA

- Aggelopoulou, A. D., Bochtis, D., Fountas, S., Swain, K. C., Gemtos, T. A., Nanos, G. D., 2011. Yield prediction in apple orchards based on image processing. Precision Agriculture, 12(3), 448-456.

- Agustí, M., Fonfría, M.A., 2010. Fruticultura. Edición Mundi-Prensa Libros, 309-345, ISBN 978-84-8476-529-5.
- Avanza, M. M., 2011. Desarrollo de una propuesta metodológica para la predicción de cosecha en naranjo dulce (*Citrus sinensis* L. Osbeck) var. Valencia late en la provincia de Corrientes, Argentina. Tesis doctoral. Doctorado en Recursos Naturales. Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional del Nordeste.
- Bivand, R. S., Pebesma, E., Gomez-Rubio, V., 2013. Applied spatial data analysis with R, Second edition. Springer, NY.
- Bowman, A. W., Crujeiras, R. M., 2013. Inferencia para variogramas. Estadística computacional y análisis de datos, 66, 19-31.
- Cabrera Brunetti, S. C., Giménez, L. I., Avanza, M. M., 2010. Uso del lenguaje 'R' para el análisis de la variación espacial de la producción de naranjo 'Valencia late'. XXIº Reunión de Comunicaciones Científicas, Técnicas y de Extensión - UNNE.
- FAOSTAT 2018. – Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. [en línea]. < <http://www.fao.org/faostat/es> > [Consulta: Agosto, 2019].
- Federcitrus 2018. Federación Argentina del Citrus. La Actividad Citrícola Argentina. Bs.As. Argentina. [en línea]. <<http://www.federcitrus.org/wp-content/uploads/2019/05/Actividad-Citricola-2018.pdf>> [Consulta: Agosto, 2019].
- Giménez, L. I., Petropoulos, C., Piperigou, V. E., 2013. The use of spatial statistics in Orange tree production. Greek Statistical Institute, Proceedings of the 25th Panhellenic Statistics Conference, 285-294.
- Gräler, B., Pebesma, E., Heuvelink, G., 2016. "Spatio-Temporal Interpolation using gstat." The R Journal, 8, 204-218.
- Mestas, R. M., Roque, M. W., Matsura, E. E., Bizary, D. R., Paz, A., 2010. Variabilidad espacial de los atributos físico-hídricos del suelo y de la productividad del cultivo de fréjol (*Phaseolus vulgaris* L) irrigado bajo un sistema de siembra directa. Revista de Ciências Agrárias, Lisboa, 33(1), 307-313.

- Palacios, J., 2005. Citricultura. Editor Talleres Gráficos ALFA BETA. S. A. Argentina. ISBN 9789874383267.
- Pebesma, E. J., Bivand, R. S., 2005. "Classes and methods for spatial data in R." R News, 5(2), 9–13.
- R Core Team 2018. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Rendón, S. J. R., Arcila, P. J., Montoya, R. E. C., 2008. Estimación de la producción de café con base en los registros de floración. Cenicafe, 59(3), 238-259.
- Ribeiro, J. R., Diggle, P. J., 2006. GeoR: A package for geostatistical analysis. R-NEWS, 1 (2), 1609-3631.
- Rocha, D. M., Souza, E. G., Nobrega, L. H. P., Bazzi, C. L., Gasparín, E., 2016. Correlação e Dependência Espacial de Atributos do Solo, Índice de Clorofila e Produtividade do Milho. Revista de Ciencia y Tecnología, Posadas. 25, 62-69.
- Rossiter, D. G., 2018. An introduction to (geo) statistics with R Version 1.0, 07-June-2018. 159.
- RStudio Team 2018. RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA (Computer Software v0.98.1074). <http://www.rstudio.com/>
- Sánchez-Pale, J. R., Ramírez-Dávila, J. F., González-Huerta, A., De León, C., 2011. Distribución espacial del carbón de la espiga (*Sporisorium reilianum*) del maíz en México. Ciencia e Investigación Agraria, 38(2), 253-263.
- Siqueira, G. M., Vieira, S. R., Souza, Z. M., Dafonte, J., Paz, A., 2007. Utilización de herramientas estadísticas y geoestadísticas para optimización del Muestreo de propiedades físicas del suelo. VIII Estudios de la Zona No Saturada del Suelo. 173-178.

- Valbuena Calderón, C. A., Martínez Martínez, L. J., Giraldo Henao, R., 2008. Variabilidad espacial del suelo y su relación con el rendimiento de mango (*Mangifera indica* L.). *Revista Brasileira de Fruticultura*, 30 (4), 1146-1151.
- Venables, W. N. & Ripley, B. D., 2002. *Modern Applied Statistics with S*. Fourth Edition. Springer, New York. ISBN 0-387-95457-0

CAPITULO 2 – ESTIMACION ANTICIPADA DE LA PRODUCCION

2.1 Introducción

La elaboración de pronósticos anticipados de cosecha se realiza a través del análisis de los diversos factores de productividad de los cultivos, dependientes de la combinación de sus características fisiológicas, condiciones del medio ambiente, aspectos agronómicos relativos a la implantación, como el diseño de plantación, y manejo cultural (Reeb et al., 2003). En las quintas cítricas, la producción se define principalmente por la cantidad y el tamaño de las frutas, viéndose afectada por factores endógenos y exógenos (Díaz et al., 2017). Existen diversos sistemas de predicción de cosecha para frutales, que se basan en métodos objetivos y utilizan modelos para estimar el comportamiento de la producción (Avanza, 2011). De los métodos que utilizan modelos para estimar el comportamiento de la producción, se desprenden dos tipos básicos:

- Modelos de predicción basados en información estadística histórica.
- Modelos de predicción basados en mediciones objetivas a campo.

Los modelos de predicción basados en información estadística histórica necesitan de información de una serie de años sobre distintos aspectos productivos, a partir de esta información de base es posible realizar regresiones o estimaciones por series temporales. Los resultados en estos casos se fundamentan en la cantidad de información histórica disponible. Los modelos de predicción basados en mediciones objetivas a campo, comprenden una gran cantidad de técnicas fundadas en diferentes aspectos, como ser la relación entre producción y clima, o la relación entre componentes de la producción y características de la planta. Estas últimas, se basan en predecir la producción a partir de características de la planta observadas durante la estación de crecimiento de los frutos. Para estimar anticipadamente el volumen de producción es necesario conocer todos los factores que intervienen en ella, y así construir un modelo que, a través de una expresión matemática, represente la realidad en forma simplificada. De esta manera es posible considerar que la producción de

frutales en un determinado momento se puede representar en función de esos factores. En el presente capítulo se utilizaron modelos de predicción basados en mediciones objetivas a campo, realizando las estimaciones anticipadas a través de métodos de recuento total y marco contador, comparando las mismas de acuerdo a los errores de estimación arrojados.

2.2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.2.1 Características del área de estudio

El trabajo de campo se realizó en dos lotes comerciales de naranjo dulce [*Citrus sinensis* (L.) Osbeck] 'Valencia late' injertados sobre *Poncirus trifoliata* (L.) Raf en la provincia de Entre Ríos, Argentina. Uno de los lotes (L1) está ubicado en la Colonia Alemana, localidad de Concordia [31°23'32''S, 58°01'01''O], tiene suelo de tipo arenoso (Entisol), constituido por 491 árboles en una superficie total de 0,88 hectáreas. La distancia de plantación es de 3 metros entre plantas y 6 metros entre líneas, con 15 años de edad en promedio. Para la selección de las unidades de muestreo, se realizó una grilla compuesta por 25 cuadrículas de 4x3 árboles dentro de las cuales se seleccionó un árbol al azar. El número total de árboles seleccionados como unidades de muestreo representan el 10% del total de árboles del lote.

El otro lote (L2) ubicado en la localidad de Chajarí [30°50'12"S 58°00'00"O], tiene un suelo de tipo arcilloso (Molisol), constituido por 1851 árboles en una superficie total de 6,47 hectáreas, con edades que promedian los 25 años. La distancia de plantación era de 5 metros entre plantas y 7 metros entre líneas. Para la selección de las unidades de muestreo, también se realizó una grilla compuesta por 150 cuadrículas de 4x3 árboles, dentro de los cuales se tomó un árbol al azar representando una muestra de 6,5% del total de árboles.

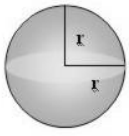

2.2.2 Estimación de la producción

Según la metodología propuesta por Avanza (2011), la producción por árbol puede ser estimada a partir del número de frutos por árbol por el peso promedio del fruto al momento de cosecha; este peso resulta de la estimación del diámetro de fruto al momento de cosecha y de la relación peso-diámetro obtenida a través de modelos potenciales. Es decir, la estimación de la producción por árbol tiene 2 componentes, el número de frutos por árbol y el peso promedio de los frutos al momento de la cosecha. Dos meses previos al momento de la cosecha (03/07/2010 y 08/07/2011), se realizaron las estimaciones de la cantidad de frutos a cosechar utilizando 2 metodologías visuales de tipo no destructivas:

Método 1: se realizó el recuento total de número de frutos por árbol (T), trabajaron dos operarios simultáneamente, rodeando el árbol y registrando, con un contador manual, el número de frutos observados (es un método visual no destructivo); luego ambos valores se promediaron.

Método 2: se efectuó el recuento de frutos en secciones predefinidas de copa (M). Se utilizó un marco metálico de forma cúbica de 0,50 m de lado ($0,125 \text{ m}^3$), que se ubicó en cada punto cardinal de la copa de los árboles seleccionados a 1,5 m de altura del suelo. A partir del número total de frutos resultante de sumar los totales de frutos de cada marco se determinó la carga de frutos por árbol multiplicando este resultado por el volumen correspondiente a cuerpos conocidos (Turrel, 1946, Zekri, 2000) (Tabla 2.1).

Tabla 2.1 Fórmulas para el cálculo de volumen de copa.

Método	Fórmula (*)	Esquema
M1 (Esfera)	$V = 0,5236. d^2 . h$	
M2 (Semiesfera)	$V = 0,5230. d^2 . h$	

(*) V= volumen de copa (m³), h= altura de copa (m), d= diámetro de copa (m).

Carga Real: Al momento de la cosecha se despojaron completamente los árboles contabilizando el número de frutos por árbol o carga real.

Al igual que para las estimaciones de la carga (cantidad de frutos. arbol⁻¹) al momento de la cosecha, dos meses previos a dicho momento en cada campaña, se realizaron mediciones de 10 frutos por árbol para poder estimar el peso promedio de los frutos utilizando un modelo potencial propuesto por Avanza (2011):

$$y = 2,6765 x^{0,00218}$$

donde:

y= peso individual de frutos (g),

x= diámetro ecuatorial de frutos (mm).

Se define entonces la Producción (kg. arbol⁻¹) = Carga (cantidad de frutos. arbol⁻¹) x Peso promedio de frutos por árbol.

2.2.3 Estimación del error

Se calcularon los porcentajes de error de estimación (% Error) para los diferentes métodos, en cada lote y campaña, mediante la siguiente expresión (Avanza, 2011):

$$\% \text{ Error} = \frac{E - Est}{Est} \cdot 100$$

donde,

EEst = diferencia entre la carga estimada y real por árbol.

y= N° frutos. árbol⁻¹ cosechados (carga real).

Los análisis estadísticos se realizaron con los softwares InfoStat versión 2017 (Di Rienzo et al., 2018) de propiedad de F. C. A. - UNNE, y R Project de libre acceso, con paquetes específicos como 'GeoR' y 'sp' para el análisis geoestadístico (Rossiter, 2018, Gräler et al., 2016, Bivand et al., 2013, Pebesma et al., 2005, Venables et al., 2002, Ribeiro et al., 2006, R Core Team 2018, RStudio Team 2018).

2.3 RESULTADOS y DISCUSION

En la tabla 2.2, se presentan las medidas descriptivas: media, máximo y mínimo y coeficiente de variación (CV) tanto de la carga como de la producción de frutos en cada lote y campaña.

Se observa en el L1 que la carga promedio fue de 707 frutos y la producción fue de 127 kg, aproximadamente. Los coeficientes de variación alcanzaron valores de 34,2%. Las estimaciones realizadas por cada uno de los métodos fueron similares entre sí, tanto para la carga como para la producción, subestimando los valores reales. Respecto a los coeficientes de variación obtenidos con las estimaciones, dichos valores duplican a los reales, siendo el método T el que presenta valores de coeficientes de variación menores a los obtenidos con los métodos M1 y M2, estos valores están en un rango entre 32 y 42,7%,

El L2 presenta una carga promedio de 691 frutos y una producción de 107 kg., valores levemente menores al L1, y respecto a los coeficientes de variación, al igual que en el L1, fueron valores altos, alcanzando el 55.9 %. Se puede ver cómo se comportan los métodos de estimación, T subestima y M1 y M2 sobreestiman tanto la carga como la producción, al igual que en L1.

Tabla 2.2 Estadística descriptiva de carga y producción de frutos de naranjo en cada lote y campaña.

Lote	Campaña	Carga/Prod.	Variable	Media	CV	Min	Max
L1	2009/10 (n=48)	Carga	CR	654.8	34.0	261.0	1167.0
			T	403.5	32.5	157.0	802.5
			M1	491.9	55.3	79.6	1076.0
			M2	491.4	55.3	79.5	1075.0
		Producción	PR	111.0	33.8	47.6	176.5
			T	64.3	31.0	23.2	117.2
			M1	78.2	54.1	13.1	163.7
			M2	78.2	54.1	13.0	163.6
	2010/11 (n=48)	Carga	CR	759.0	34.2	252.0	1322.0
			T	493.9	28.2	176.0	730.5
			M1	515.8	59.9	152.0	1251.0
			M2	515.3	59.9	152.0	1249.0
Producción		PR	142.3	33.1	40.2	228.5	
		T	90.4	28.4	25.6	129.5	
		M1	95.0	63.2	22.6	263.6	
		M2	94.9	63.2	22.6	263.3	
L2	2009/10 (n=120)	Carga	CR	678.7	55.9	24.0	1860.0
			T	468.2	47.3	27.0	1145.0
			M1	885.9	73.0	11.8	3581.0
			M2	884.9	73.0	11.8	3577.0
		Producción	PR	104.5	53.9	4.7	264.2
			T	69.4	44.0	5.2	133.3
			M1	131.5	71.2	2.1	415.4
			M2	131.3	71.2	2.1	415.0
	2010/11 (n=119)	Carga	CR	703.0	51.6	15.0	1429.0
			T	564.3	42.4	11.0	1088.0
			M1	824.6	70.5	12.6	2348.0
			M2	823.6	70.5	12.6	2346.0
		Producción	PR	109.7	51.4	3.5	247.9
			T	79.7	42.0	1.8	150.8
			M1	116.6	71.7	2.6	354.6
			M2	116.5	71.7	2.6	354.2

En la tabla 2.3, se observan los errores medios (%) para cada uno de los métodos utilizados. En el L1 todos los métodos de recuento de frutos evaluados subestimaron la carga a cosecha y en L2 el método T en la campaña 2009/10. No así con los métodos M1 y M2 en la campaña 2009/10 y todos los métodos en la campaña 2010/11 del L2 sobreestimaron.

Tabla 2.3 Error medio (%) de los métodos de estimación de carga y de producción, en cada lote y campaña.

Lote	Campaña	Errores (%) de estimación de Carga			Errores (%) de estimación de Producción		
		T	M1	M2	T	M1	M2
L1	2009/10	-37.23	-24.21	-24.23	-40.62	-27.69	-27.77
L1	2010/11	-31.92	-26.00	-26.04	-33.69	-28.06	-28.14
L2	2009/10	-21.07	20.43	20.35	-23.59	16.60	16.47
L2	2010/11	5.00	11.07	10.92	-9.24	0.50	0.39

Las estimaciones M1 y M2 presentaron similar comportamiento entre si, en cada lote y campaña. En el L1 ambos métodos subestiman la carga entre 24% y 26% en ambas campañas; mientras que en el L2 se sobreestimaron entre un 11% y 20%.

Las estimaciones con el método T en ambos lotes y en la campaña 2009/2010 han subestimado la carga, con porcentajes de error superiores a los presentados por el M1 y M2, mientras que, en el L2, campaña 2010/11 el error de estimación fue leve y positivo (5%).

Los errores de estimación indican que se subestima la carga real en todos los lotes y campaña, entre 21 y 37%. Similares valores fueron hallados por Rolim et al. (2008), con métodos de predicción del número de frutos de naranjo 'Valencia' sobre dos portainjetos mandarina 'Cleopatra' y limón 'Cravo', a partir de diferentes estructuras reproductivas.

En cuanto a los errores de estimación de la producción, se puede observar en la Tabla 2.3, que ellos fueron levemente superiores a los errores de estimación de la carga. Rendón et al., 2008 han encontrado errores de estimación de la producción de café con base en los registros de floración en el municipio de Palestina – Colombia entre 20 y 30%.

Si bien los errores de estimación de la producción son superiores a las estimaciones de carga, a modo comparativo de los métodos, estos errores conducen a similares interpretaciones que las estimaciones de carga.

2.4. CONCLUSIONES

Tanto la carga (N° de frutos. arbol^{-1}) como la producción (kg. arbol^{-1}) presentan gran variabilidad en los lotes evaluados.

Los métodos de estimación tienen comportamiento similar, aunque las estimaciones de carga T, en ambos lotes y campañas subestiman el valor real, excepto la segunda campaña del L2.

En el L1 las estimaciones de carga M1 y M2 subestiman los valores de CR y en el L2 la sobreestiman.

Si bien los errores de estimación del método T son superiores a los métodos M1 y M2, si consideramos el coeficiente de variación, dicho método presenta menor variación que las estimaciones realizadas por los métodos M1 y M2.

2.5. BIBLIOGRAFIA

- Avanza, M.M., 2011. Desarrollo de una propuesta metodológica para la predicción de cosecha en naranjo dulce (*Citrus sinensis* L. Osbeck) var. Valencia late en la provincia de Corrientes, Argentina. Tesis doctoral. Doctorado en Recursos Naturales. Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Nacional del Nordeste.
- Avanza, M. M., Bramardi, S. J., Giménez, L. I., Mazza, S. M., 2007. Modelos para la estimación no destructiva del peso de frutos de naranjo 'Valencia late'. XI Conferencia Española y I Encuentro Iberoamericano de Biometría. Salamanca, España.
- Bivand, R. S., Pebesma, E., Gómez-Rubio, V., 2013. Applied spatial data analysis with R, Second edition. Springer, NY.
- Di Rienzo, J., Casanoves, F., Balzarina, M., González, L., Tablada, M., Robledo, C., 2018. Infostat versión 2018. Centro de Transferencia Infostat, FCA. Universidad Nacional de Córdoba. Argentina.

- Díaz, I., Mazza, S. M., Álvarez, E. F. C., Giménez, L. I., Gaiad, J. E., 2017. Machine learning applied to the prediction of citrus production. Spanish journal of agricultural research, 15(2), 7.
- Gräler, B., Pebesma, E., Heuvelink, G., 2016. "Spatio-Temporal Interpolation using gstat." The R Journal, 8, 204-218.
- Pebesma, E. J., Bivand, R. S., 2005. "Classes and methods for spatial data in R." R News, 5(2), 9–13.
- R Core Team 2018. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- R Core Team 2018. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Reeb, P., Bramardi, S. J., Álvarez, O., 2003. Estudio de la variabilidad de la producción de manzanas Red Delicious en los montes frutales del Alto Valle de Río Negro, Argentina. Agro sur, 31(1), 21-26.
- Rendón S. J. R., Arcila P. J., Montoya R. E. C., 2008. Estimación de la producción de café con base en los registros de floración. Cenicafé, 59(3), 238-259.
- Ribeiro J. R., Diggle, P. J., 2006. GeoR: A package for geostatistical analysis. R-NEWS, 1 (2), 1609-3631.
- Rolim, G. D. S., Ribeiro, R. V., Azevedo, F. A., Camargo, M. B. P., Machado, E. C., 2008. Previsão do número de frutos a partir da quantidade de estruturas reproductivas em laranjeiras. Revista Brasileira de Fruticultura, 30(1), 48-53.
- Rossiter, D. G., 2018. An introduction to (geo) statistics with R Version 1.0, 07-June-2018. 159.
- RStudio Team 2018. RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA (Computer Software v0.98.1074). <http://www.rstudio.com/>

- RStudio Team 2018. RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA (Computer Software v0.98.1074). <http://www.rstudio.com/>
- Turrel, F. M., 1946. Tables of surface and volumes of apheres and of prolate and oblates and spheroidal coefficients. Berkeley. University California Press. (No. 516.083 T958).
- Venables, W. N. & Ripley, B. D., 2002. Modern Applied Statistics with S. Fourth Edition. Springer, New York. ISBN 0-387-95457-0
- Zekri, M., 2000. Citrus rootstocks affect scion nutrition, fruit quality, growth, yield and economical return. Fruits(Paris), 55(4), 231-239.

CAPITULO 3 – ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO: AJUSTE DE MODELOS DE VARIOGRAMAS TEORICOS A VARIOGRAMAS EMPIRICOS

3.1 INTRODUCCION

La estadística clásica dispone de herramientas útiles para el logro de estimaciones precisas de la variabilidad, sin embargo, cuando una propiedad del cultivo varía de un lugar a otro, con cierto grado de continuidad reflejando dependencia espacial, se debe dar paso a la geoestadística. En sus comienzos, la geoestadística aparece como una disciplina híbrida entre la ingeniería en minas, la geología, la matemática y la estadística. Su metodología reside en reconocer, en los modelos espaciales, una variación a gran escala o tendencia, y otra a pequeña escala o correlación espacial; asumiendo que la variable bajo estudio es aleatoria en cada punto del espacio (Bowman et al., 2013). Las variaciones espaciales estudiadas a través de técnicas geoestadísticas, se pueden visualizar en mapas y delimitar áreas de manejo homogéneo (Vásquez- Polo et al., 2010). La variación en pequeña escala se describe mediante el variograma experimental, el cual mide la relación entre 2 puntos separados a una distancia h , expresada como la varianza de la diferencia entre tales pares. El variograma experimental se puede describir en partes, dichas partes son: el efecto pepita, que representa el salto o discontinuidad en el origen; la meseta o umbral, punto en el cual las distancias se estabilizan; y el rango, valor de distancia h donde el variograma alcanza la meseta y en donde se puede decir que la correlación entre los valores de la variable es nula (Bowman et al., 2013). Existen modelos matemáticos que se constituyen en modelos teóricos. Los modelos básicos más utilizados son los denominados esféricos, exponencial y gaussiano (Giménez, et al. 2013). Diversos autores han seleccionado esos modelos para explicar el patrón de variabilidad espacial de la variable investigada (Mestas et al., 2010, Sánchez-Pale et al., 2011, Rocha et al., 2016, Oliver et al., 2014).

Varios métodos de interpolación espacial fueron propuestos, entre los cuales se pueden mencionar los métodos kriging lineal y no lineal, distancia inversa ponderada

(IDW), interpolaciones polinomiales, splines, potencias y series de Fourier (Shahbeik et al., 2013). Las principales características que hacen que el kriging sea mejor a otros métodos tradicionales es que, considera tanto la distancia como la geometría de la localización de las muestras para el cálculo de los pesos que se aplicarán a cada dato muestral; minimiza la varianza del error esperado empleando un modelo conceptual con una función aleatoria asociada a los valores reales; y muestra una gran flexibilidad para la interpolación (Cressie, 1993). Este método da lugar a superficies muy suaves, además de una estimación de la varianza en todos los puntos, lo cual no puede realizarse con otros métodos de interpolación (Valbuena Calderón et al., 2008; Sánchez-Pale et al., 2011).

La facilidad para la obtención de datos espaciales en estos últimos años ha favorecido el desarrollo de software como sistemas de información geográficos, específicos de geoestadística y procesamiento de imágenes para el conocimiento de factores de producción (Cabrera Brunetti et al., 2010). Por este motivo, la utilización conjunta de software con herramientas estadísticas y geoestadísticas, han generado el conocimiento de la producción agrícola hasta entonces ignorados (Siquiera et al., 2007; Ribeiro et al., 2006; Rossiter 2018).

Diversos trabajos ejemplifican la aplicación conjunta de dichas herramientas, como los de Sánchez-Pale et al. (2011) quienes determinaron la distribución espacial de la enfermedad de *Sporisorium reilianum* en el cultivo de maíz en el Estado de México estableciendo su comportamiento espacial con técnicas geoestadísticas y por medio del programa Variowin 2.2. En huertos comerciales de naranja dulce "Valencia", Roberto et al. (2002) han analizado el progreso espacial de una enfermedad, utilizando técnicas geoestadísticas para caracterizar la dinámica de la misma. Vázquez-Polo et al. (2010) han caracterizado la variabilidad espacial de las propiedades físicas y químicas de los suelos de la Granja Experimental de la Universidad del Magdalena (Santa Marta, Colombia) a fin de agrupar zonas con condiciones edáficas similares y así asegurar el uso y manejo adecuados de los mismos.

El presente capítulo tuvo como objetivos: a) comparar dos métodos de estimación de carga y producción de frutos en naranjo 'Valencia late' a través de técnicas geoestadísticas y b) Evaluar la relación entre la carga y producción de frutos.

3.2 MATERIALES Y MÉTODOS

Los lotes y los métodos de muestreo de árboles y los frutos fueron descritos en el capítulo II. Los árboles fueron georreferenciados con el NAVSTAR GPS (Navigation System with Time and Ranging Global Positioning System). Se obtuvo la posición georreferenciada en coordenadas geográficas, es decir en grados, minutos y segundos; y a modo de obtener el mapa de rendimiento se tuvo que llevar esta referencia solamente a grados, en latitud como en longitud por medio de la siguiente expresión denominada 'Posición real' (Hernández Alonso et al., 2006):

$$\text{Posición real} = \text{grados} + (\text{minutos}/60) + (\text{segundos}/3600)$$

El primer análisis realizado tuvo como finalidad evaluar el grado de asociación entre la carga y producción de frutos de naranjo a modo de utilizar sólo una de estas variables para aplicar la metodología geoestadística, siempre y cuando se obtuviera una asociación significativa. Se realizó un análisis de Correlación de Pearson entre estas variables.

3.2.1 Análisis Geoestadístico

Se realizó un análisis estructural donde se estudió la continuidad espacial de las variables calculándose un variograma experimental, para explicar dicha variabilidad espacial. La semivarianza se describe como:

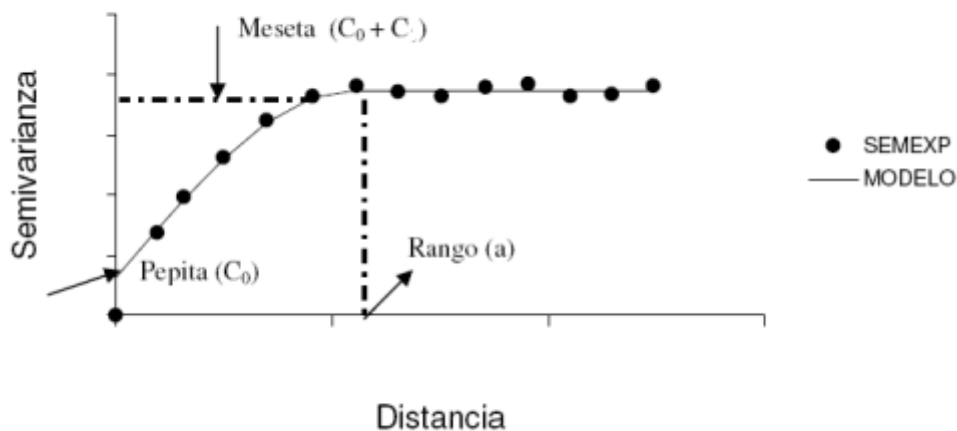
$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} z(x_i) - z(x_i + h)^2$$

donde: $\hat{\gamma}(h)$ es la semivarianza para todas las muestras localizadas en el espacio separado por el intervalo de distancia h , $z(x_i)$ y $z(x_i + h)$ son los valores de la variable

observados en los puntos de muestreo x_i y $x_i + h$ respectivamente, h es la separación entre puntos de muestreo y $N(h)$ es el número total de pares de muestras separados por un intervalo de distancia h (Maestre et al., 2014).

Una vez obtenido el mismo, se ajustó a un variograma teórico el cual representa la tasa media de cambio de la producción de frutos con la distancia. También representa la variación en pequeña escala, midiendo la relación entre 2 puntos separados a una distancia h , expresada como la varianza de la diferencia entre tales pares o semivarianza (Cressie, 1993).

Las partes que conforman el variograma son: el efecto pepita (C_0), que representa el salto o discontinuidad en el origen; la meseta o umbral (C_0+C), punto en el cual las distancias se estabilizan; y el rango (a) que es el valor de distancia h donde el variograma alcanza la meseta y la correlación entre variables es nula.



Una vez obtenido el variograma experimental, se ajustó a un variograma teórico el cual representa la tasa media de cambio de la producción de frutos en función de la distancia entre observaciones. Para evaluar el mejor ajuste se probaron tres modelos teóricos: esférico, exponencial y gaussiano, los cuales se conocen como modelos transicionales porque en ellos se puede estimar “la meseta” y evaluar su significancia (Maestre et al., 2014). Se utilizó como criterio de selección del modelo, el valor mínimo del Cuadrado Medio del Error (CME).

3.2.1.1 Modelo esférico (SPH)

$$\gamma(h) = C_0 + C \left\{ \frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right\} \quad \text{para } 0 < h \leq a$$
$$\gamma(h) = C_0 + C \quad \text{para } h > a$$

Este modelo tiene un comportamiento lineal a distancias de separación pequeñas cerca del origen, pero se va aplanando a mayores distancias y alcanza la meseta en la distancia a , C_0 es el efecto pepita, C es la varianza estructural, h es la distancia y a es el rango.

3.2.1.2 Modelo exponencial (EXP)

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

Los parámetros C_0 y h son los mismos que en el caso del modelo esférico. Este modelo tiende a alcanzar la meseta asintóticamente. El rango “ a ” es definido como la distancia a la cual el valor del variograma alcanza el 95% de la meseta.

3.2.1.3 Modelo gaussiano (GAU)

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

Los parámetros C_0 y h son los mismos que en el caso del modelo esférico. Al igual que el modelo exponencial, este modelo tiende a alcanzar la meseta asintóticamente. El rango “ a ” se define como la distancia a la cual el variograma alcanza el 95% de la meseta. Vale mencionar que hay autores que no recomiendan el uso de este modelo, pese a que aparece como estándar en la mayor parte de manuales de geoestadística. El motivo es que su aplicación puede derivar en inestabilidades en las ecuaciones utilizadas a la hora de realizar estimaciones mediante “kriging” (Oliver et al., 2014).

Una vez que el modelo ha sido seleccionado, se dice que el variograma se ha calibrado o validado. Los análisis estadísticos se realizaron con los softwares InfoStat versión 2018 (Di Rienzo et al., 2018) de propiedad de F. C. A. - UNNE, y R de libre

acceso, con paquetes específicos como 'GeoR' y 'sp' para el análisis geoestadístico (Rossiter, 2018, Gräler et al., 2016, Bivand et al., 2013, Pebesma et al., 2005, Venables et al., 2002, Ribeiro et al., 2006, R Core Team 2018, RStudio Team 2018).

3.3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados del análisis de correlación entre las estimaciones de carga y de producción por árbol denominados T, M1, M2 y PT, M1 y M2, y como así también entre la carga real CR y la producción real PR expresada en kg. árbol⁻¹, en ambos lotes y campañas se presentan en la tabla 3.1. Los p-valores asociados a los coeficientes de correlación fueron todos menores a 0.001, lo que indica que todas las correlaciones fueron altamente significativas.

TABLA 3.1. Coeficientes de Correlación de Pearson, entre carga (CR, T, M1, M2) y producción (PR, T, M1, M2) de frutos en naranjo 'Valencia late', en los lotes L1 - L2 y campañas 2009/10 – 2010/11.

Campaña	Lote	Coeficientes de Correlación de Pearson (r)			
		CR-PR	T-T	M1-M1	M2-M2
2009/10	L1	0,97	0,95	0,99	0,99
	L2	0,96	0,94	0,97	0,97
2010/11	L1	0,96	0,93	0,99	0,99
	L2	0,99	0,97	0,99	0,99

Los coeficientes de correlación entre Carga y Producción indican asociación positiva entre ambas variables, este resultado concuerda con lo reportado por Ojer et al. (2001) quienes evaluaron en duraznero cv. Bowen la incidencia de la carga inicial de frutos, sobre la producción y la calidad de frutos en Mendoza, Argentina, demostrando un alto grado de correlación entre la carga frutal con la producción total.

Conociendo estos resultados se procedió a realizar el análisis de la variabilidad espacial de la Carga, entendiendo que sería extrapolable a la Producción.

Los modelos matemáticos y parámetros que representan la variabilidad espacial de la carga de frutos se presentan en la Tabla 3.2.

TABLA 3.2. Modelos seleccionados (SPH: Esférico, EXP: Exponencial), las estimaciones de los Rango (a), C_0 (efecto pepita) y C (Meseta), cuadrado medio del error (CME) de la carga por árbol expresada en número de frutos (CR) y las cargas estimadas por cada método (T, M1 y M2), en cada lote y campaña.

CAMPAÑA	LOTE	METODOS	MODELOS	RANGO a	C_0	C	CME
2009/10	L1	CR	SPH	76.12	18133.35	47535.05	26.40385
		T	SPH	66.10	9181.67	11774.95	31.09320
		M1	SPH	74.85	17844.65	71481.62	32.45835
		M2	SPH	74.85	17803.93	71316.86	32.45923
2010/11	L1	CR	SPH	12.36	435.29	58793.30	45.53200
		T	SPH	50.91	5131.37	10117.26	53.47209
		M1	SPH	47.94	16206.73	69769.59	46.26597
		M2	SPH	47.94	16168.86	69610.19	46.26564
2009/10	L2	CR	SPH	20.43	98947.79	13998.55	15.78951
		T	EXP	20.33	39857.24	48111.99	25.44488
		M1	EXP	24.78	62544.18	41077.72	42.94305
		M2	EXP	24.78	62327.35	40983.72	42.94287
2010/11	L2	CR	SPH	16.03	910.56	124868.01	35.84652
		T	SPH	14.40	0.00	56197.75	28.10934
		M1	SPH	16.51	1922.80	278102.51	27.47004
		M2	SPH	16.51	1917.70	277465.25	27.47055

Se puede observar que existe un predominio del modelo esférico (SPH) en ambos lotes y campañas; con excepción en el L2 campaña 2009/10 en el cual los métodos T, M1 y M2 se ajustaron a un modelo exponencial (EXP). Estos resultados concuerdan con Bolfe et al. (2010), quienes evaluaron la producción integrada de frutas en el

nordeste de Brasil ajustando a modelos esféricos; Castañeda Sánchez et al. (2010), en el manejo por sitio específico en banano, ajustaron a modelos exponenciales; y Valbuena Calderón et al. (2008), representaron la variabilidad espacial de la producción en frutales con modelos circulares, exponenciales y esféricos. Otros autores como Rocha et al. (2016) observaron que el modelo esférico proporcionó un mejor ajuste con los datos de productividad del maíz en Serranópolis do Iguaçu - PR Brasil. En cambio, Rodríguez-Garay et al. (2016) obtuvieron un mejor ajuste con modelo gaussiano para el rendimiento de café en Mosquera, Colombia.

Analizando los parámetros de los variogramas seleccionados, se puede observar que el rango de CR de la campaña 2009/10 en el L1, fue de 76,12 metros, indicando que las cargas de árboles separados a una distancia menor a ese valor están correlacionadas; en cambio en la campaña 2010/11 esa distancia disminuye a 12,36 metros. Para L2 estos valores varían entre 20,43 y 16,03 metros en las campañas 2009/10 y 2010/11 respectivamente. Con las estimaciones T, M1, M2 se obtuvieron valores cercanos a dichas distancias. Estos valores se diferencian de lo reportado por Rodríguez et al. (2016) en cafetos, quienes obtuvieron rangos que variaron entre 7 y 103 metros; y por Valbuena Calderón et al. (2008) en el cultivo de mango, quienes hallaron un rango de 50 metros.

Los resultados de las estimaciones del semivariograma para M1 y M2 en ambos lotes y campañas fueron similares para todos los parámetros.

Respecto a las estimaciones de T en ambos lotes y campañas, se obtuvieron los valores de los parámetros más similares a los de la carga real (CR), aunque menores, lo que indicaría una subestimación de la varianza real. Las estimaciones realizadas con M1 y M2, fueron valores un poco mayores a la carga real (CR), indicando que sobreestiman la varianza real.

Teniendo en cuenta la grilla compuesta por una cuadrícula de 4x3 árboles para la unidad de muestreo y los rangos obtenidos con los modelos, podemos afirmar que, árboles vecinos próximos tienen valores de cargas que están relacionados.

3.4 CONCLUSIONES

La correlación entre la carga de frutos y la producción fue altamente significativa tanto de los valores reales observados como de las estimaciones.

El modelo que caracteriza la variabilidad espacial de la carga real fue el modelo esférico (SPH). Dicho modelo también caracteriza la variabilidad espacial de las estimaciones realizadas con el método T en la mayoría de los lotes y campañas.

El rango de dependencia espacial varió entre 12,36 y 76,12 metros para la carga por árbol.

La carga estimada mediante el método T (recuento total) presentó mejor ajuste, aunque subestima la varianza total.

3.5 BIBLIOGRAFIA

- Bivand, R. S., Pebesma, E., Gómez-Rubio, V., 2013. Applied spatial data analysis with R, Second edition. Springer, NY.
- Bolfe, E. L., Gomes, J. B. V., Fontes, H. R., 2010. Geoestadística en la producción integrada de frutas en el nordeste de Brasil. Revista UD y la geomática, 4, 15-27.
- Bowman, A. W., Crujeiras, R. M., 2013. Inference for variograms. Computational Statistics & Data Analysis, 66, 19-31.
- Cabrera Brunetti, S. C., Giménez, L. I., Avanza, M. M., 2010. Uso del lenguaje 'R' para el análisis de la variación espacial de la producción de naranjo 'Valencia late'. XXIº Reunión de Comunicaciones Científicas, Técnicas y de Extensión - UNNE.
- Castañeda Sánchez, D. A., Jaramillo Jaramillo, D. F., Costes Torres, J. M., 2010. Componentes de la variabilidad espacial en el manejo por sitio específico en banano. Pesquisa Agropecuaria Brasileira, Brasília, 45(8), 836-845.

- Cressie, N., 1993. *Statistics for Spatial Data. Probability and Mathematical Statistics*. John Wiley & Sons, New York.
- Di Rienzo, J., Casanoves, F., Balzarina, M., Gonzalez, L., Tablada, M., & Robledo, C., 2018. *Infostat versión 2018*. Centro de Transferencia Infostat, FCA. Universidad Nacional de Córdoba. Argentina.
- Giménez, L. I., Petropoulos, C., Piperigou, V. E., 2012. The Use of spatial statistics in orange tree production. *Proceedings of the 25th Panhellenic Statistics Conference*, 285-294.
- Gräler, B., Pebesma, E., Heuvelink, G., 2016. "Spatio-Temporal Interpolation using gstat." *The R Journal*, 8, 204-218.
- Hernández Alfonso, P. M., Hernández Piedra, P. L., Díaz Suárez, J., Zamora Hernández, Y., Dopico Valdés, Y., 2006. Obtención del mapa de rendimiento georeferenciados del cultivo de la papa mediante el empleo de técnicas de agricultura de precisión. *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 15 (2), 37-41.
- Maestre Gil, F. T., Escudero Alcantara, A., 2014. *Introducción al Análisis Espacial de Datos en Ecología y Ciencias Ambientales: Métodos de aplicación*, Madrid, Editorial Dykinson. 6(30), 855.
- Mestas, R. M., Roque, M. W., Matsura, E. E., Bizary, D. R., Paz, A., 2010. Variabilidad espacial de los atributos físico-hídricos del suelo y de la productividad del cultivo de fréjol (*Phaseolus vulgaris* L) irrigado bajo un sistema de siembra directa. *Revista de Ciências Agrárias*, Lisboa, 33(1), 307-313.
- Ojer, M., Reginato, G., Arjona, C., 2001. Incidencia de la carga inicial de frutos sobre la producción y la calidad de frutos en duraznero cv. Bowen. *Investigación Agraria*, 16 (1), 25-34.
- Oliver, M. A., Webster, A. R., 2014. A Tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. *Catena*, Amsterdam, 113, 56-69.

- Pebesma, E. J., Bivand, R. S., 2005. "Classes and methods for spatial data in R." R News, 5(2), 9–13.
- R Core Team 2018. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Ribeiro, J. R., Diggle, P. J., 2006. GeoR: A package for geostatistical analysis. R-NEWS, 1 (2), 1609-3631.
- Rocha, D. M., Souza, E. G., Nobrega, L. H. P., Bazzi, C. L., Gasparín, E., 2016. Correlação e Dependência Espacial de Atributos do Solo, Índice de Clorofila e Produtividade do Milho. Revista de Ciencia y Tecnología, Posadas. 25, 62-69.
- Rodríguez-Garay, F. A., Camacho-Tamayo, J. H., Rubiano-Sanabria, Y., 2016. Variabilidad espacial de los atributos químicos del suelo en el rendimiento y calidad de café. Corpoica Ciencia y Tecnología Agropecuaria, 17(2), 237-254.
- Rossiter, D. G., 2018. An introduction to (geo) statistics with R Version 1.0, 07-June-2018. 159.
- RStudio Team 2018. RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA (Computer Software v0.98.1074). <http://www.rstudio.com/>
- Sánchez-Pale, J. R., Ramírez-Dávila, J. F., González-Huerta, A., De León, C., 2011. Distribución espacial del carbón de la espiga (*Sporisorium reilianum*) del maíz en México. Ciencia e Investigación Agraria, 38(2), 253-263.
- Shahbeik, S., Afzal, P., Moarefvand, P., QumarsY, M., 2013. Comparison between ordinary kriging (OK) and inverse distance weighted (IDW) based on estimation error. Case study: Dardevey iron ore deposit, NE Iran. Arabian Journal of Geosciences, 7(9), 3693-3704.
- Siqueira, G. M., Vieira, S.R., Souza, Z. M., Dafonte, J., Paz, A., 2007. Utilización de herramientas estadísticas y geoestadísticas para optimización del Muestreo de

propiedades físicas del suelo. VIII Estudios de la Zona No Saturada del Suelo. 173-178.

- Valbuena Calderón, C. A., Martínez Martínez, L. J., Giraldo Henao, R., 2008. Variabilidad espacial del suelo y su relación con el rendimiento de mango (*Mangifera indica* L.). *Revista Brasileira de Fruticultura*, 30 (4), 1146-1151.
- Vásquez- Polo, J., Baena García, D., Menjivar Flores, J., 2010. Variabilidad espacial de propiedades físicas y químicas en suelos de la granja experimental de la Universidad del Magdalena (Santa Marta, Colombia). *Acta Agronómica*, 59 (4), 449-456.
- Venables, W. N. & Ripley, B. D., 2002. *Modern Applied Statistics with S*. Fourth Edition. Springer, New York. ISBN 0-387-95457-0

CAPITULO 4. MAPAS DE PRODUCCION Y PREDICTORES KRIGING

4.1. INTRODUCCIÓN

La geoestadística brinda una herramienta de predicción conocida como “krigeado” o predicción espacial óptima (Cressie, 1993). El predictor Kriging permite la realización de las mejores interpolaciones en aquellos lugares donde no se conoce la magnitud del atributo investigado. La metodología ha sido utilizada por Guimarães et al. (2016), analizando patrones de distribución de atributos físicos de suelo. Kemerer et al. (2016), han estudiado la distribución espacial de fósforo y sus efectos para realizar recomendaciones de dosis. Otros autores han utilizado esta herramienta para la realización de mapas temáticos. Las principales características que hacen que este método de estimación sea más preciso que los tradicionales es que, considera tanto la distancia como la geometría de la localización de las muestras para el cálculo de los pesos que se aplicarán a cada dato muestral; minimizando la varianza del error esperado, empleando un modelo conceptual con una función aleatoria asociada a los valores reales. El krigeado muestra una gran flexibilidad para la interpolación, pudiéndose estimar valores puntuales o en bloques, así como para incorporar información secundaria que esté relacionada con la variable principal. Este método da lugar a superficies muy suaves, además de una estimación de la varianza en todos los puntos, lo cual no pueden realizarse con otros métodos de interpolación (Valbuena Calderón et al., 2008; Sánchez-Pale et al., 2011). Rodríguez et al. (2016), utilizaron la geoestadística para establecer el comportamiento espacial de los atributos químicos del suelo y su relación con el rendimiento y la calidad del café en un municipio de Colombia, permitiendo con ello generar zonas de similares características contribuyendo al uso más eficiente de los recursos. Valbuena Calderón et al. (2008), realizaron un trabajo similar al anterior, pero en el cultivo de mango en Cundinamarca- Colombia, caracterizando la distribución espacial de variables edáficas dentro del cultivo y su relación con el rendimiento. Ellos demostraron la existencia de áreas dentro del lote con deficiencias nutricionales y otras por el contrario en condiciones apropiadas e incluso en algunos casos excesivos,

permitiendo definir zonas de manejo dentro de los lotes. En el nordeste de Brasil, Bolfe et al. (2010), han realizado un mapeo de las variaciones espaciales del suelo de área con producción integrada de cocoteros, el cual proporcionó la definición y el mapeo de dos unidades de manejo para el área de estudio, maximizando así la utilización de recursos naturales y subsidiando la implantación de la producción integrada de frutas. Farías et al. (2003) realizaron un mapeado para evaluar la variabilidad espacial de la productividad y el tamaño del fruto de naranjo dulce (*Citrus sinensis* L. Osbeck) en Sao Paulo Brasil, demostrando ser una herramienta útil en los programas de agricultura de precisión para los cítricos.

El objetivo del presente capítulo fue elaborar los mapas de la carga real por árbol y de la carga estimada por el método del conteo total, en naranjo 'Valencia late' y comparar dichos mapas.

4.2. MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se realizaron los mapas utilizando los modelos ajustados a los semivariogramas mencionados en la tabla 3.2 del capítulo 3. Las unidades, lotes y campañas analizadas en este capítulo fueron descritas en el capítulo 2, así como los métodos de estimación.

Antes de realizar los mapas, a modo descriptivo, se calcularon los niveles de dependencia espacial de los datos. El mismo surge del cociente entre el valor del efecto “pepita” y la “meseta” y se expresa en porcentaje. Si el resultado fuera inferior al 25%, el nivel de dependencia espacial sería elevado, si estuviera entre 26 y 75%, el nivel de dependencia espacial sería moderado, y si resulta superior al 76%, el nivel de dependencia espacial sería bajo (Bolfe et al., 2010, Sánchez-Pale et al., 2011).

Luego se realizaron mapas de distribución de carga de frutos del método elegido y los valores cosechados, por medio del procedimiento de interpolación conocido como “krigeado” (Gräler et al. 2016, Bivand et al. 2013, Pebesma et al. 2005, Venables et al. 2002, R Core Team 2018, RStudio Team 2018).

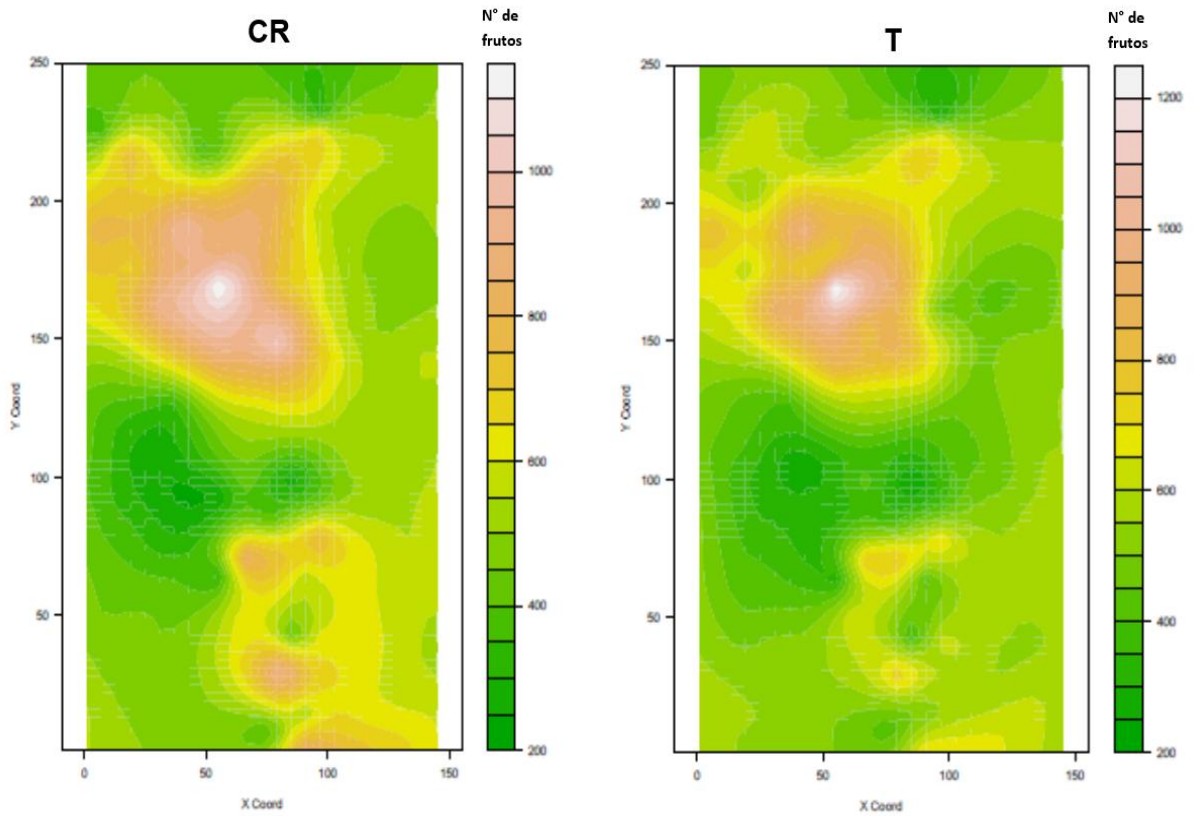
4.3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Del análisis de la dependencia espacial “relación efecto pepita/meseta” para carga de frutos de 'Valencia late' en cada lote y campaña (tabla 4.1), se observa que el nivel de dependencia espacial, en casi todas las variables fue de elevado a moderado. Solo en la campaña 2009/10 del L2 para CR, arrojó un nivel bajo de dependencia espacial. Estos niveles de dependencia alcanzados apuntan a una eficiencia de la malla de muestreo utilizada, como lo demostrado por Bolfe et al. (2010) en producción integrada de frutas en el nordeste de Brasil, como así también Sánchez-Pale et al. (2011) en la distribución espacial del (*Sporisorium reilianum*) del maíz en México.

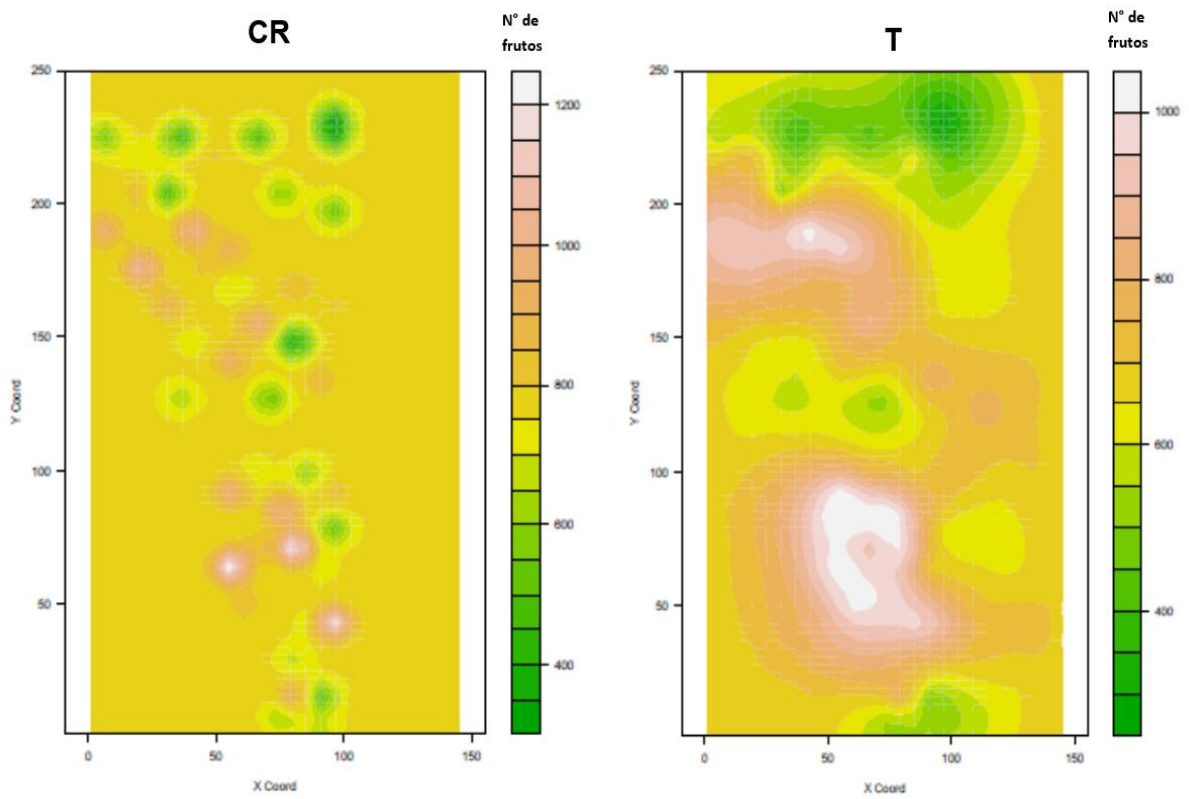
Tabla 4.1. Cociente de dependencia espacial y nivel de dependencia espacial de carga de frutos de naranjo 'Valencia late' en cada lote y campaña.

Campaña	Lote	Métodos	Ef. pepita/meseta (%)	Nivel de dependencia espacial
2009/10	L1	CR	27.61%	ELEVADO
2009/10	L1	T	43.81%	MODERADO
2010/11	L1	CR	0.73%	ELEVADO
2010/11	L1	T	33.65%	MODERADO
2009/10	L2	CR	87.61%	BAJO
2009/10	L2	T	45.31%	MODERADO
2010/11	L2	CR	0.72%	ELEVADO
2010/11	L2	T	0.00%	ELEVADO

Utilizando la técnica de interpolación geoestadística “krigeado”, se realizaron mapas para las estimaciones del número de frutos de la carga real CR y el método de recuento total T. Las representaciones de distribución de la carga de frutos en ambos lotes (L1-L2) y campañas (2009/10 – 2010/11) se muestran en las figuras 4.1 y 4.2 respectivamente.



a.



b.

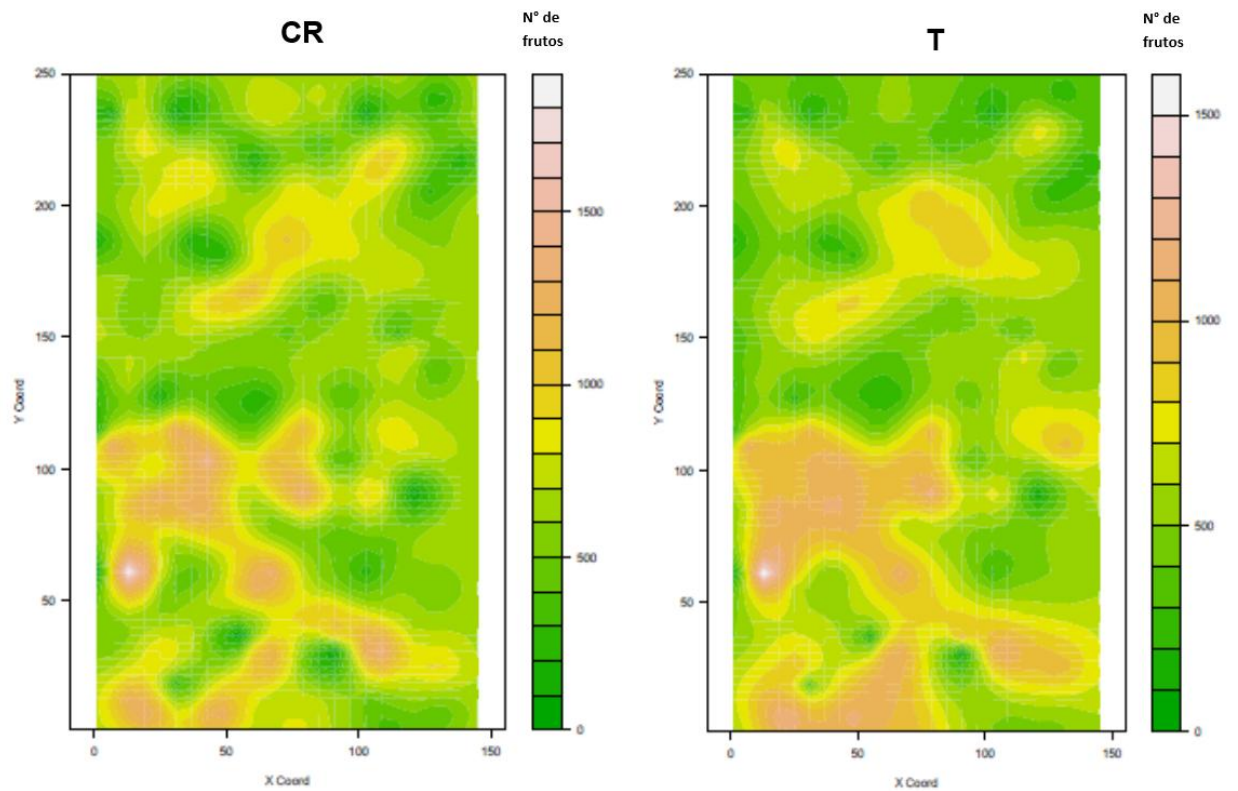
Figura 4.1. Mapas de distribución de la carga de frutos en naranjo 'Valencia late' en L1 para CR y el método de estimación T. **a.** en la campaña 2009/2010. **b.** campaña 2010/2011.

En los mapas de L1 (figura 4.1.a) en la campaña 2009/10, se muestra uniformidad en las zonas de mayor número de carga de frutos con carga real (CR) y, aunque se presenta casi la misma zona para el método de recuento total (T), se reduce un poco el radio observándose árboles menores a 400 frutos en zonas verdes más oscuras; y en la zona este y parte de la oeste, presentan árboles con cargas superiores a 800 frutos, zona de color anaranjado, llegando en la parte del centro de color blanco tiza valores de más de 1000 frutos.árbol⁻¹.

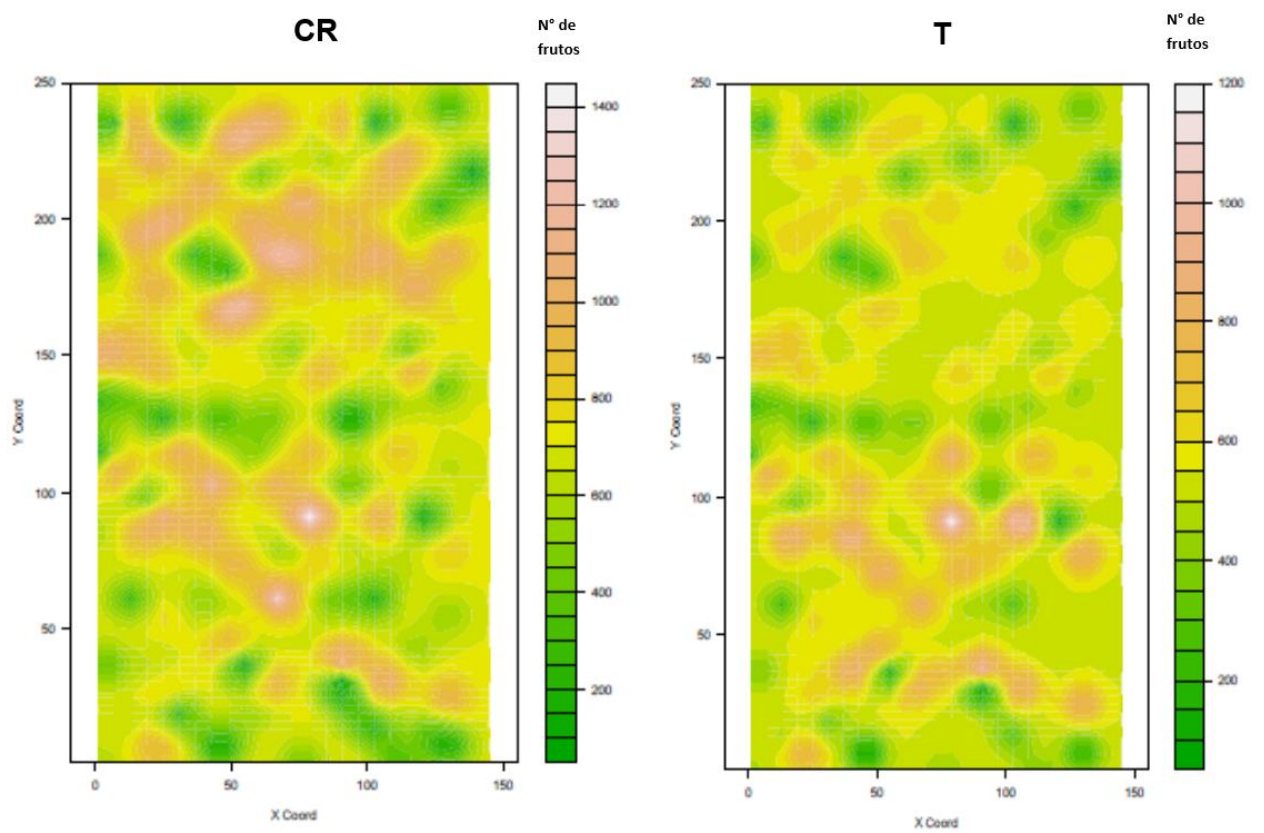
No así en la campaña 2010/2011, donde se observa un comportamiento diferente de la carga, en CR se observa casi uniforme en todo el lote con cargas inferiores a 800 frutos, y con una franja de este a oeste con variantes que van de árboles con carga inferiores a 600 frutos (zona con tonalidades verdes amarillentas) como superiores a 1000 frutos.árbol⁻¹ (zonas con colores claros), en cambio para el método T esas microzonas en CR, aquí se ven de mayor radio, ampliando así todas las zonas, de la de menor número de frutos 400 hasta las de más de 1000 frutos.

Estas diferencias entre campañas concuerdan con lo reportado por Rocha et al. (2016) quienes también observaron diferencias entre campañas respecto de la productividad del maíz en el municipio de Serranópolis do Iguaçu - PR (Brasil).

Se puede observar que en general, las estimaciones reflejan en forma similar zonas de mayor y menor carga de frutos respecto al método de estimación utilizado T. Estas zonas también fueron observadas por Valbuena Calderón et al. (2008) en su trabajo donde caracterizaron la distribución espacial de variables edáficas y su relación con el rendimiento del cultivo de mango, permitiendo conocer así su distribución y variabilidad dentro del lote, en Cundinamarca, Colombia.



a.



b.

Figura 4.2. Mapas de distribución de la carga de frutos en naranjo 'Valencia late'. L2 para CR y el método de estimación T **a.** Campaña 2009/2010, **b.** campaña 2010/2011.

En L2 (Figura 4.2.) se observa cierta similitud entre ambas campañas, viendo que el esquema de distribución es alternando árboles con menos de 400 frutos (zonas de tonalidades verdes) y otros con más de 1500 frutos. árbol⁻¹ (zonas de tonalidades rosa claro). También se destaca que en la campaña 2010/11, se obtuvieron mayor cantidad de frutos por árboles (zonas de colores más claros).

Los mapas obtenidos para la carga real y estimada evidencian zonas con diferencias dentro del lote. Hernández Alfonso et al. (2006), definieron zonas de manejo dentro de los lotes en el cultivo de papa mediante el empleo de técnicas de agricultura de precisión en La Habana, Cuba, pudiendo reflejar su variabilidad en el área estudiada.

4.4. CONCLUSIONES

Los mapas de carga de fruto mostraron alta variabilidad espacial. El lote 1 presentó un número de frutos que variaron de menos de 400 a más de 1000 frutos por árbol, en las dos campañas El lote 2, sin embargo, presento un rango mayor, variando de menos de 400 a más de 1200 frutos por árbol.

La geoestadística fue utilizada con eficiencia para mostrar la variabilidad, mapear y analizar la estimación anticipada de la producción a través de la carga de frutos, mostrando ser una herramienta útil para la citricultura.

4.5. BIBLIOGRAFIA

- Bivand, R. S., Pebesma E, Gómez-Rubio, V., 2013. Applied spatial data analysis with R, Second edition. Springer, NY.
- Bolfe, E. L., Gomes, J. B. V., Fontes, H. R., 2010. Geoestadística en la producción integrada de frutas en el nordeste de Brasil. Revista UD y la geomática, 4, 15-27.
- Cressie, N., 1993. Statistics for Spatial Data. Probability and Mathematical Statistics .John Wiley & Sons, New York.

- Farias P. R. S., Nociti, L. A. S., Barbosa, J. C., Perecin, D., 2003. Agricultura de Precisão: Mapeamento da Produtividade em Pomares Cítricos usando Geoestatística1. Revista Brasileira de Fruticultura, 25 (2): 235-241.
- Gräler, B., Pebesma, E., Heuvelink, G., 2016. "Spatio-Temporal Interpolation using gstat." The R Journal, 8, 204-218.
- Guimarães, W. D., Junior, J. G., Marques, E. A. G., Santos, N. T., Fernandes, R. B. A., 2016. Variabilidade espacial de atributos físicos de solos ocupados por pastagens. Revista Ciência Agronômica, 47(2), 247-255.
- Hernández Alfonso, P. M., Hernández Piedra, P. L., Díaz Suárez, J., Zamora Hernández, Y., Dopico Valdés, Y., 2006. Obtención del mapa de rendimiento georeferenciados del cultivo de la papa mediante el empleo de técnicas de agricultura de precisión. Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias, 15 (2), 37-41.
- Kemerer, A., Melchiori, R., 2016. Calidad de los mapas de distribución espacial de fósforo y sus efectos en la recomendación de dosis variable de fertilización. VIII Congreso Argentino de AgroInformática (CAI-2016)-JAIIO 45.
- Pebesma, E. J., Bivand, R. S., 2005. "Classes and methods for spatial data in R." R News, 5(2), 9–13.
- R Core Team 2018. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- Ramírez, M. D. A., Rosales, J. S. E., 2004. Distribuciones espaciales de malezas y rendimiento de maíz en labranza reducida y convencional. Revista Fitotecnia Mexicana, 27(3), 223-231.
- Ribeiro, J. R., Diggle, P. J., 2006. GeoR: A package for geostatistical analysis. R-NEWS, 1 (2), 1609-3631.

- Rocha, D. M., Souza, E. G., Nobrega, L. H. P., Bazzi, C. L., Gasparín, E., 2016. Correlação e Dependência Espacial de Atributos do Solo, Índice de Clorofila e Produtividade do Milho. *Revista de Ciencia y Tecnología, Posadas*. 25, 62-69.
- Rodríguez-Garay, F. A., Camacho-Tamayo, J. H., Rubiano-Sanabria, Y., 2016. Variabilidad espacial de los atributos químicos del suelo en el rendimiento y calidad de café. *Corpoica Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 17(2), 237-254.
- RStudio Team 2018. RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA (Computer Software v0.98.1074). <http://www.rstudio.com/>
- Sánchez-Pale, J. R., Ramírez-Dávila, J. F., González-Huerta, A., De León, C., 2011. Distribución espacial del carbón de la espiga (*Sporisorium reilianum*) del maíz en México. *Ciencia e Investigación Agraria*, 38(2), 253-263.
- Valbuena Calderón, C. A., Martínez Martínez, L. J., Giraldo Henao, R., 2008. Variabilidad espacial del suelo y su relación con el rendimiento de mango (*Mangifera indica* L.). *Revista Brasileira de Fruticultura*, 30 (4), 1146-1151.
- Venables, W. N. & Ripley, B. D., 2002. *Modern Applied Statistics with S*. Fourth Edition. Springer, New York. ISBN 0-387-95457-0
- Zuur, A., Ieno, E. N., Walker, N., Saveliev, A. A., Smith, G. M., 2009. *Mixed effects models and extensions in ecology with R*. Springer Science & Business Media, Nueva York, 572.

CAPITULO 5 – CONCLUSIONES GENERALES

En la presente tesis, se desarrolló una propuesta metodológica que permitió cuantificar la variabilidad espacial de la producción de frutos en naranjo 'Valencia late' y determinar su incidencia en la precisión de las estimaciones anticipadas a cosecha, en la provincia de Entre Ríos, Argentina. La propuesta consistió en dos aspectos: la estimación anticipada de la producción y el análisis geoestadístico el cual implicó el ajuste de modelos de variogramas teóricos a variogramas empíricos tanto con las estimaciones realizadas como con la cosecha real y luego la confección de mapas de carga productiva.

5.1 ESTIMACIÓN ANTICIPADA DE LA PRODUCCIÓN

Las estimaciones anticipadas se realizaron por métodos de recuento total y marco contador, comparando las mismas a través de los errores de estimación. Tanto la carga (N° de frutos. árbol⁻¹) como la producción (kg. árbol⁻¹) presentaron una gran variabilidad en los lotes evaluados. Se observó que los métodos de estimación poseen comportamiento similar, aunque el método T de recuento total sería el recomendado ya que presentó menor coeficiente de variación respecto de los métodos M1 y M2 de marco contador.

5.2 ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO AJUSTE DE MODELOS DE VARIOGRAMAS

Se pudo lograr establecer la correlación entre la carga y la producción de frutos, resultando altamente significativos, coeficientes mayores a 0,93, pudiendo así realizar el análisis de la variabilidad de la carga de frutos, entendiendo que es representativo de la producción.

El modelo que caracterizó la variabilidad espacial fue el esférico (SPH), tanto para la cosecha real como para las estimaciones realizadas con el método del conteo total T.

Los rangos de dependencia espacial variaron entre 12,36 y 76,12 metros para la carga por árbol. Se pudo observar que la carga estimada mediante método del recuento total T fue el que logró el mejor ajuste, aunque subestima la varianza total.

5.3 MAPAS DE PRODUCCIÓN Y PREDICTORES KRIGING

La geoestadística fue utilizada con eficiencia para mostrar la variabilidad, mapear y analizar la estimación anticipada de la producción a través de la carga de frutos, mostrando ser una herramienta útil para la citricultura. Los mapas de carga de fruto mostraron alta variabilidad espacial. El lote 1 presentó en las dos campañas un número de frutos que variaron de menos de 400 a más de 1000 frutos por árbol. El lote 2, sin embargo, presentó un rango mayor, variando de menos de 400 a más de 1200 frutos por árbol.



Tesista

Ing. Agr. Silvia Carolina
Cabrera Brunetti



Directora

Dra. Laura I. Gimenez