

Estimación de rendimientos en montes frutales de peras y manzanas incorporando el uso de análisis de imágenes

Del Brio Dolores¹[0000-0002-8661-7313], Tassile Valentín²[0000-0003-3170-4740], Fernández Darío Eduardo¹[0000-0002-4073-8582], Bramardi Sergio Jorge^{3,4}[0000-0002-8600-2028], Giménez Gustavo Nestor Jorge^{3,4}[0009-0004-4532-2262], Pablo Daniel Reeb^{3,4}[0000-0003-0577-5545]

¹ Estación Experimental "Ing. Agr. Carlos H. Casamiquela", INTA

² Facultad de Ciencias y Tecnología de los Alimentos, Universidad Nacional del Comahue

³ Departamento de Estadística, Universidad Nacional del Comahue

⁴ Centro de Investigaciones en Toxicología Ambiental y Agrobiotecnología del Comahue, CONICET

delbrio.dolores@inta.gob.ar

Resumen

El pronóstico de cosecha a nivel de parcela es una herramienta de gran utilidad en la producción de frutales de pepita. Para realizar pronósticos es necesario conocer el número de frutos presentes en los árboles, el tamaño que alcanzarán a cosecha y el número de árboles de la parcela frutal. Para conocer el número de frutos generalmente se utilizan metodologías de conteo manual, que son costosas y poco precisas. El objetivo de este trabajo fue implementar un modelo predictivo del rendimiento a cosecha para frutales de pepita del Alto Valle de Río Negro y Neuquén. Se trabajó en tres montes frutales de pera cv. 'William's' y tres de manzanas cv. 'Red chief'. Se realizaron estimaciones mediante dos modelos de pronóstico diferentes: uno basado en conteo manual de frutos para obtener la carga, y otro basado en la detección y conteo automático de frutos a partir de imágenes para estimar la carga. Se compararon los costos entre ambas metodologías y la calidad de predicción respecto a los datos reales de cosecha. Además, se realizó una estimación de tamaños comerciales a cosecha. Los rendimientos estimados mediante los pronósticos realizados a partir de conteos manuales de frutos presentaron errores relativos menores al 10% respecto a los rendimientos reales. Por otra parte, en 5 de los 6 montes frutales evaluados, los rendimientos estimados con pronósticos realizados a partir de imágenes presentaron errores relativos que no superaron el 10% respecto a los rendimientos reales y en un monte frutal el error fue del 24,5%. Si bien el pronóstico realizado mediante conteos manuales resultó un poco más preciso, su costo fue 3 veces más alto que el de imágenes. Las estimaciones de distribución de tamaños a cosecha no representaron en forma adecuada las distribuciones obtenidas realmente.

Palabras clave: peras, manzanas, pronóstico de producción, visión artificial, modelos mixtos no lineales.

1 Introducción

La producción de frutas de peras y manzanas es una actividad de alto riesgo, lo cual, junto a la gran interdependencia de los mercados, genera la necesidad de contar con información anticipada y confinable sobre la producción y los precios que alcanzará la misma. Por ello, la planificación se convierte en una tarea indispensable. Sin embargo, la producción se ve afectada por numerosos factores internos y externos que hacen muy difícil cualquier intento de planificación [3]. En este sentido, la predicción de volúmenes de fruta a obtener en cada temporada es una herramienta muy útil para definir recomendaciones de manejo del cultivo y estrategias de comercialización [4]. Contar con una predicción temprana de los rendimientos permite a los productores estimar el volumen de frutos a cosechar, calcular la cantidad de insumos necesarios para la recolección de la fruta, planificar la mano de obra necesaria, organizar y administrar los espacios de almacenamiento, el empaque y el transporte [41].

Al momento de realizar pronósticos de producción en frutales de pepita, existen dos aspectos fundamentales que se deben considerar. Por un lado, conocer el número de frutos presentes en los árboles, y por otro, conocer el tamaño de estos para poder estimar su peso a cosecha. Para contar el número de frutos por árbol o la carga al momento del pronóstico existen diferentes metodologías de conteo manual de frutos, la mayoría de las cuales no han demostrado ser prácticas ni lo suficientemente precisas [3, 39]. Esto se debe a que requieren de mucha capacitación de los operarios y son mano de obra intensiva, dos aspectos altamente limitantes en los cultivos frutícolas. Además, el número de árboles inspeccionados generalmente es bajo, lo cual conduce a resultados poco representativos debido a la gran variabilidad que suele existir en los montes frutales [30, 33]. En este sentido la incorporación del uso de imágenes y su análisis, surge como una alternativa muy interesante como reemplazo a los métodos tradicionales o manuales de conteo, con resultados muy prometedores [24]. Diversos estudios han utilizado técnicas de detección de frutos de pepita a partir de imágenes ya sea con objetivos de estimar rendimientos [1, 9, 11, 13, 32, 38], tomar decisiones de raleo [14, 20], o robotizar la cosecha [25, 37].

Por otra parte, para estimar el peso a cosecha de los frutos existen dos alternativas diferentes: las curvas de crecimiento y los modelos estocásticos. Estos últimos se basan en el supuesto de que existe una relación entre la carga de las plantas y el tamaño final de los frutos. En la región del Alto Valle de Río Negro y Neuquén resultó difícil determinar la relación peso carga debido a la alta heterogeneidad en el manejo los montes frutales, por lo cual las estimaciones a partir de modelos estocásticos no resultaron apropiadas [8]. Por su parte, las curvas de crecimiento intentan describir el patrón de crecimiento de los frutos a través de modelos de regresión generalmente no lineales del tipo sigmoideo. Los pronósticos de producción que utilizan curvas de crecimiento han demostrado ser muy útiles, ya que además de la predicción cuantitativa de la producción total potencial, pueden estimar en parte la calidad de la misma al clasificarla por tamaños comerciales [17]. En manzanas se han presentado diversos patrones para describir el crecimiento de frutos como curvas dobles sigmoideas [23]; modelos expolineales de crecimiento [21]; funciones exponenciales negativas [40]; funciones

cuadráticas [2]; patrones sigmoideos [34]. En peras se han ajustado modelos matemáticos exponenciales [31]; y modelos no lineales basados en curvas logísticas [7, 16, 36, 18]. Resultando el mejor modelo para representar el crecimiento de peras la tercera parametrización según Ratkowsky [29]. Este modelo tiene la ventaja de que sus parámetros tienen una interpretación práctica directa, por lo cual, son modelos ampliamente utilizados en estudios de crecimiento de frutos [15, 5].

Regionalmente se ha realizado durante muchos años un pronóstico de producción de las principales variedades de peras y manzanas cultivadas para predecir los volúmenes de fruta mediante el relevamiento de información de toda la región [35]. Este pronóstico se basa en tres elementos: i) la carga frutal, ii) la estimación del peso de los frutos a cosecha, iii) las superficies implantadas y marcos de plantación o número de árboles; sin embargo, ha dejado de realizarse debido a su alto costo. Otros antecedentes de pronósticos de producción son los modelos ajustados por Miranda Jiménez & Royo Díaz, [28] en España que estiman la producción en manzano a partir de diferentes variables medidas en los árboles como el diámetro de tronco a la altura del pecho, el espacio designado a cada árbol, la densidad de flores, el número de ramilletes frutales, número de frutos por ramillete, entre otras. Mediante regresión múltiple ajustaron modelos cuyas estimaciones de rendimientos se alejaron aproximadamente el 15% de los valores reales. En peras realizaron un trabajo similar y el error observado entre los rendimientos esperados y observados fue de aproximadamente 23% lo cual consideraron aceptable para el propósito perseguido [27]. También varios autores han trabajado en la estimación de los rendimientos de montes frutales de manzana mediante uso de imágenes como Aggelopoulou et al., [1] que estiman cosecha a partir de imágenes de árboles tomadas en plena floración en Grecia. El algoritmo desarrollado predice la cosecha mediante el análisis de la textura de las imágenes, y combinado con datos históricos, permite realizar una predicción temprana de los rendimientos del año. Otros autores lo hacen a partir de imágenes tomadas a los árboles con frutos en distintos momentos de su ciclo de crecimiento, como Linker, [22] en Israel, que utiliza regresión lineal múltiple y obtiene desviaciones estándar de hasta el 27% de los rendimientos estimados promedio por árbol; Zhou et al., [41] que logra coeficientes de determinación entre 0,58 y 0,71 para las estimaciones de cosecha en Alemania, mejorando los resultados en función del momento en que se toman las imágenes; Stajniko et al., [33] en Eslovenia logran coeficientes de determinación de 0,96 entre la cosecha estimada y real, existiendo una subestimación de la cosecha en casi todos los momentos; Crotmir et al., [10] con algoritmos de redes neuronales logra correlaciones de 0,51 a 0,83 entre la cosecha estimada y real en función del momento y cultivar.

El objetivo del presente trabajo fue implementar un modelo predictivo del rendimiento parcelario a cosecha en frutales de pepita, para el Alto Valle de Río Negro y Neuquén. Los objetivos específicos fueron: i) Realizar estimaciones mediante dos modelos de pronóstico diferentes: uno basado en conteo manual de frutos para obtener la carga, y otro basado en la detección y conteo automático de frutos a partir de imágenes para estimar la carga [11]; ii) comparar los costos y la calidad de predicción entre ambas metodologías; iii) realizar una estimación de tamaños comerciales a cosecha.

2 Materiales y métodos

El trabajo se realizó en la Estación Experimental Agropecuaria “Ing. Agr. Carlos H. Casamiquela” ubicada en Guerrico, Río Negro. Se utilizaron dos montes frutales, uno de manzanas cv. ‘Red chief’ y uno de peras cv. ‘William’s’ y en cuatro montes frutales comerciales de empresas con los mismos cultivares, ubicados en la misma región. En el monte frutal de pera de la Estación Experimental se seleccionaron al azar 60 árboles y en el de manzana 72. En cada uno de los montes frutales comerciales se seleccionaron al azar 15 árboles.

2.1 Pronósticos de producción

El pronóstico de producción se basó en el modelo general utilizado por la Facultad de Ciencias Agrarias, de la Universidad Nacional del Comahue para el pronóstico de producción de peras y manzanas para las provincias de Río Negro y Neuquén (Ecuación 1), pero con la diferencia de que en el presente trabajo las estimaciones son a nivel de parcela y, además, se incorpora el uso de análisis de imágenes como alternativa a los métodos tradicionales de conteo de frutos. Dicho modelo general de predicción se basa en tres elementos: el número de frutos por árbol o carga frutal, la estimación del tamaño que alcanzarán los frutos al momento de cosecha y el número de árboles presentes en el monte frutal obtenida por registros.

$$\frac{NF*PMF*NA}{k} = PA \quad (1)$$

Donde:

NF = número medio de frutos por árbol

PMF = peso estimado del fruto medio a cosecha

NA = número de árboles

k = factor menor a uno, que depende de cada especie y variedad, y tiene por finalidad corregir el error que se produce durante el conteo de cargas por fruto oculto. Se calculó como la relación entre el número de frutos contados y el número de frutos cosechados.

Para obtener el número de frutos se realizaron dos conteos diferentes al momento de realizar los pronósticos (principios de diciembre):

i) conteo manual de frutos por árbol (metodología tradicional) con cuenta ganados;
 ii) conteo de frutos por árbol a partir de metodologías de detección automática y conteo de frutos a partir de imágenes, desarrollada previamente por del Brio et al., [11]. Se tomó una imagen por cada árbol con una cámara de 12 megapíxeles, entre las 11 y las 13 horas, con un ángulo de 90 grados, a una distancia de dos metros. Luego cada imagen se analizó con los modelos de visión artificial entrenados para detectar y contar los frutos (Figura 1).

Para determinar el peso medio de fruto a cosecha, en primer lugar, se registraron diámetros de frutos escogidos al azar a principios de diciembre y las estimaciones de tamaños al momento de la recolección se realizaron con modelos mixtos no lineales basados en la curva logística en su tercera parametrización desarrollados previamente

por Tassile [36], y del Brio et al., [12]. Luego, estos diámetros estimados se pasaron a peso utilizando los modelos potenciales ajustados por Bramardi [6] para describir la relación peso-diámetro de frutos de pera cv. 'William's' que alcanzó coeficientes de determinación (R^2) del 99%, y los modelos potenciales ajustados por Giménez [18] para manzanas cv. 'Red Delicious'. Por último, se calculó el peso medio de fruto a cosecha.



Fig. 1. Imagen de un árbol de manzanas con las predicciones obtenidas a partir de su análisis con el modelo de visión artificial entrenado para la detección y conteo de frutos. Tomado de del Brio et al., [11]

Para obtener los datos reales de cosecha, al momento de autorización de la misma, se recolectó la fruta en su totalidad, registrándose el peso total obtenido por planta, el número de frutos por planta, y se realizó el tamañado de todos los frutos para clasificarlos en tamaños comerciales. A su vez, se registró el rendimiento total de cada monte frutal.

Por último, con la información recolectada se realizaron dos pronósticos de producción diferentes para luego compararlos con los rendimientos reales: i) basado en el modelo de predicción de cosecha regional con la información recolectada por metodologías de conteo manual o tradicional; ii) basado en el modelo de predicción de cosecha regional con información obtenida a partir de imágenes.

2.2 Comparación de modelos de pronósticos

Para comparar los costos entre las diferentes estimaciones, se realizaron presupuestos parciales. Se sumaron las horas de trabajo necesarias para llevar a cabo cada una de las

metodologías de pronóstico: tradicional y mediante el uso de imágenes considerando un solo monte frutal y tomando como muestra 60 plantas. Luego a partir del valor del jornal determinado para el año 2023 por la comisión nacional de trabajo se calculó el valor de la hora de trabajo dividiéndolo por ocho. Luego, se multiplicó el valor de la hora por las horas requeridas en cada tarea para calcular el costo asociado a las mismas. Por último, se comparó solo la parte diferencial del costo asociado a cada metodología y la precisión en la estimación de cada una comparada con la cosecha real.

2.3 Estimación de distribución de tamaños comerciales

Para realizar la estimación de la distribución de tamaños comerciales se utilizaron los modelos mixtos no lineales propuestos en del Brio et al., [12]. Dichos modelos se ajustaron en base al diámetro de frutos, y para poder realizar pronósticos de cosecha expresados en kilos o toneladas por hectárea se transformaron a pesos mediante los modelos potenciales ajustados por Bramardi [6] y Giménez [18]. Con dichos pesos y diámetros se realizó la estimación de la distribución de tamaños esperados, clasificándolos en tres clases (chico, mediano y grande) para cada monte frutal. A su vez se realizaron pruebas Chi cuadrado para comparar la distribución esperada con la observada y se realizaron histogramas de las distribuciones de tamaños observados y esperados.

3 Resultados y discusión

3.1 Pronósticos de producción

En las tablas 1 a 4 se muestran los rendimientos obtenidos en cada monte frutal a partir del modelo de estimación de la producción con métodos tradicionales y mediante la incorporación de imágenes con sus respectivos errores respecto a al rendimiento real.

Tabla 1. Rendimientos obtenidos y estimados con pronóstico tradicional en tn/ha en manzanas

Manzanas	Rendimiento real (tn/ha)	Pronostico imágenes	Error (tn/ha)	Error relativo
INTA	17,20	18,02	0,82	4,77%
ROMAN SRL	26,66	27,06	0,40	1,50%
PATAGONIAN SRL	29,16	30,63	1,47	5,04%

Tabla 2. Rendimientos obtenidos y estimados con pronóstico por imágenes en tn/ha en manzanas

Manzanas	Rendimiento real (tn/ha)	Pronostico imágenes	Error (tn/ha)	Error relativo
INTA	17,20	16,63	-0,57	3,31%
ROMAN SRL	26,66	29,50	2,84	10,65%
PATAGONIAN SRL	29,16	27,40	-1,76	6,03%

Tabla 3. Rendimientos obtenidos y estimados con pronóstico tradicional en tn/ha en peras

Peras	Rendimiento real (tn/ha)	Pronostico tradicional	Error (tn/ha)	Error relativo
INTA	28,50	25,75	-2,75	9,64%
ROMAN SRL	25,35	23,73	-1,62	6,39%
PATAGONIAN SRL	20,50	19,18	-1,32	6,44%

Tabla 4. Rendimientos obtenidos y estimados con pronóstico por imágenes en tn/ha en peras

Peras	Rendimiento real (tn/ha)	Pronostico imágenes	Error (tn/ha)	Error relativo
INTA	28,50	25,77	-2,73	9,58%
ROMAN SRL	25,35	31,56	6,21	24,49%
PATAGONIAN SRL	20,50	21,33	0,83	4,04%

Se observó que en manzanas el pronóstico realizado de forma tradicional presentó errores menores a 1,5 tn/ha, y errores relativos de hasta 5%, mientras que el pronóstico por imágenes arrojó errores un poco más altos de hasta 2,84 tn/ha y errores relativos desde 3 a 10%. En el caso de las peras, el pronóstico realizado de forma tradicional presentó errores de hasta 2,75 tn/ha, y errores relativos menores al 10%. Por su parte, el pronóstico por imágenes arrojó errores más diversos, desde 0,83 toneladas en uno de los montes frutales (que representa un error relativo del 4%) hasta 6,21 tn/ha en otro de los huertos (que representa un error relativo de casi el 25%). En términos generales podría decirse que el pronóstico realizado tradicionalmente arrojó errores de estimación menores que el realizado a partir de imágenes. Sin embargo, de todas las estimaciones a partir de imágenes, 5 de 6 montes frutales presentaron errores aceptables (hasta 10%). Por su parte, los errores de las estimaciones realizadas mediante la metodología tradicional resultaron menores o iguales a los obtenidos en las estimaciones del pronóstico regional de cosecha de las provincias de Río Negro y Neuquén. Un aspecto a tener en cuenta que hace diferente estas estimaciones es que este último realiza la estimación para toda la región, mientras en este trabajo se realizó a nivel de parcela, por lo cual se planteó un muestreo mayor en cuanto al número de plantas por parcela. Las estimaciones del pronóstico de producción regional en miles de toneladas mostraron errores relativos de hasta el 16 y 36% en peras y manzanas, respectivamente para las temporadas de cosecha del 2004 al 2008 [18]. El mayor error observado puede deberse a una sobreestimación del método, o a que quizás exista un volumen de producción que, o no se retira del monte frutal por daños, o no se comercializa por canales de comercialización registrados por la Secretaría de Fruticultura de la Provincia de Río Negro [18], es decir, en los pronósticos regionales es muy difícil determinar el volumen de fruta realmente producida. Por ello, en general, resulta de interés tanto para los productores como para las distintas empresas, que la estimación regional sea expresada en términos de variación anual de la producción total por lo cual se calculan las variaciones interanuales como diferencia de una temporada respecto a la anterior [35]. En este caso los errores observados fueron desde 1,78% a 5,2% con un

error promedio de 3,46% entre las temporadas 2002 y 2008 [18], lo cual no se aleja de lo hallado en este trabajo.

Por su parte, Bóveda [5], estimó la producción de mandarinas también con un modelo similar al del pronóstico tradicional arrojando errores en los volúmenes de producción por huerto entre 1,72% y 10,43%, los cuales concuerdan con los obtenidos en este trabajo mediante los pronósticos tradicionales. Avanza [3] trabajó en diferentes formas de estimación de carga en naranjos para predecir volúmenes de frutos a cosecha y los mejores resultados fueron con el método de recuento total de frutos, con errores de estimación entre 3 y 15%, los cuales tampoco se alejan de los aquí obtenidos.

Miranda Jiménez y Royo Díaz [28], estimaron la producción en manzana a partir de diferentes variables medidas en los árboles y las estimaciones de los rendimientos se alejaron aproximadamente el 15% de los valores reales. En peras realizaron un trabajo similar observando un error de aproximadamente el 23% entre los rendimientos esperados y observados, lo cual consideraron aceptable para el propósito perseguido [27]. Los resultados obtenidos en este trabajo mediante el pronóstico por imágenes y mediante la metodología tradicional han sido superiores.

Otros autores que han trabajado en la estimación de los rendimientos de montes frutales de manzana mediante uso de imágenes como Zhou et al. [41], lograron coeficientes de determinación entre 0,58 y 0,71 para las estimaciones de cosecha a partir de frutos inmaduros y maduros, respectivamente. Por su parte, Linker [22], utilizó regresión lineal múltiple y obtuvo desviaciones estándar de hasta el 27% de los rendimientos estimados promedio por árbol, mejorando los resultados en función del momento en que se toman las imágenes. Crotmir et al., [10] con algoritmos de redes neuronales lograron correlaciones de 0,51 a 0,83 entre la cosecha estimada y real en función del momento y cultivar. Los resultados obtenidos por estos autores no superan en ningún caso los obtenidos en este trabajo.

Sin embargo, a futuro se continuará trabajando en mejorar el pronóstico de producción a partir de imágenes aumentando el número de árboles fotografiados por monte frutal (para obtener más datos de números de frutos por árbol), determinando la sección del árbol fotografiado para no incluir ramas de árboles vecinos. Además, se trabajará en incrementar la precisión de los algoritmos de detección automática y conteo de frutos desarrollados en del Brio et al., [11] basados en redes neurales y en la estimación de tamaños a partir de imágenes.

3.2 Comparación de costos de modelos de pronósticos

El valor del jornal establecido por la comisión nacional del trabajo para el 2023 fue de \$4.733,28 para un obrero general, por lo cual el valor de la hora de trabajo resultó \$591,66 y fue el utilizado para construir el presupuesto ya que las actividades se contabilizaron en horas de trabajo y considerando un monte frutal de una hectárea de superficie.

Para calcular el presupuesto parcial solo se tuvo en cuenta el gasto derivado de aplicar una metodología específica, es decir, solamente se contempló el costo que se diferenció en una alternativa respecto de la otra (costos variables), y el resto de los

costos no fueron afectados al cálculo [19].

Tabla 5. tareas y horas de trabajo asociados a cada metodología de pronóstico considerando un monte frutal de una hectárea de superficie.

Tareas	Horas de trabajo		Costo Asociado	
	Tradicional	Imágenes	Tradicional	Imágenes
Conteo de frutos	8	0	4.733,28	0
Captura de imágenes	0	2	0	1.183,32
Medición diámetros azar	4	4	2.366,64	2.366,64
Curvas de crecimiento	60	60	35.499,6	35.499,6
COSTO Total	72	66	42.599,52	39.049,56
Costo fijo en ambos			37.866,24	37.866,24
Costo variable			4.733,28	1.183,32

El costo asociado a la realización del pronóstico con la metodología tradicional sumó \$4.733,28 fuera del gasto en común que conlleva ambos pronósticos, mientras que la metodología de pronóstico a partir de imágenes implicó \$1.183,32. Se observó una diferencia de \$3.549,96, es decir, la metodología tradicional resultó tres veces más costosa que la de imágenes.

La precisión del pronóstico por imágenes fue un poco menor que la del pronóstico tradicional pero aceptable excepto en uno de los montes frutales, por lo cual a la hora de tomar la decisión se deberían considerar ambos aspectos. A futuro se continuará trabajando en mejorar varios aspectos de la metodología a partir de imágenes en busca de lograr precisiones similares y disminuir los costos del pronóstico.

3.3 Estimación de distribución de tamaños comerciales

Se observó que la distribución de tamaños estimados o esperados al momento de cosecha no represent bien los tamaños finalmente obtenidos (Figura 2 y Figura 3). Las pruebas chi cuadrado arrojaron además como resultado que las distribuciones de frecuencias de tamaños observadas no siguieron la distribución de frecuencias esperadas, con un nivel de significancia del 5% en todos los casos.

Algunos trabajos presentan resultados más alentadores, como por ejemplo el de Bóveda [5], que realizó estimaciones de distribución de tamaños a cosecha de mandarinas y para ver cómo se comportaron los resultados construyó matrices de confusión y calculó la precisión global obteniendo que el 78% de la fruta fue clasificada correctamente en 8 categorías de tamaño. Giménez [18], por su parte, realizó también estimaciones de distribución de tamaños, matrices de confusión y calculó la precisión global, obteniendo valores aproximados de 0,6; y reduciendo la cantidad de categorías de tamaños logró mejorar la precisión global con valores de 0,77. En este trabajo, no se realizaron matrices de confusión porque los calibres para realizar la estimación de los tamaños a cosecha fueron tomados tempranamente al azar en frutos que no se comparó la distribución de la estimación de los tamaños a cosecha de 250 frutos medidos al azar en cada monte frutal versus la distribución de tamaños de los frutos cosechados

Tabla 6. Resultados de las pruebas Chi cuadrado de comparación entre la distribución pronosticada de tamaños a cosecha y la observada a cosecha.

	Chi cuadrado de Pearson	p-valor
Pera INTA	105.49	<0.0001
Pera ROMAN SRL	229.10	<0.0001
Pera PATAGONIAN SRL	157.42	<0.0001
Manzana INTA	137.05	<0.0001
Manzana ROMAN SRL	90.98	<0.0001
Manzana PATAGONIAN SRL	828.29	<0.0001

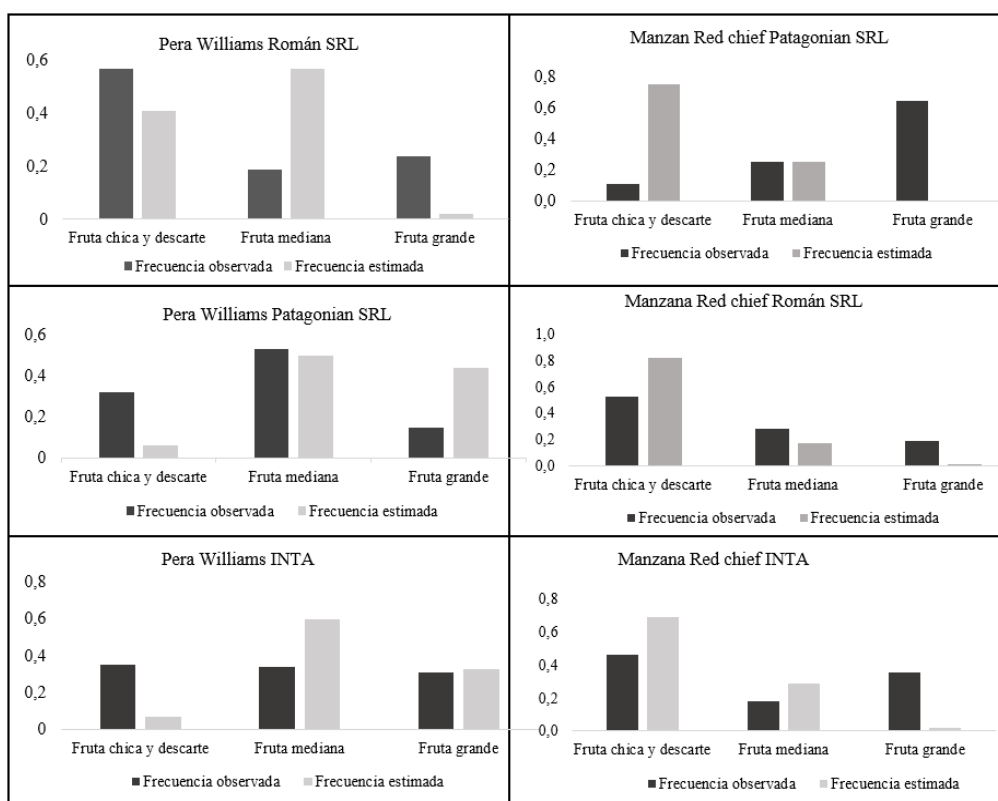


Fig. 2. Histogramas de frecuencias relativas observadas y pronosticadas para cada clase de tamaño de frutos a cosecha. Izquierda: peras. Derecha: manzanas.

de todas las plantas muestreadas (15 plantas en chacras de empresas, 60 plantas de pera en INTA y 72 plantas de manzana en INTA). Por este motivo también se decidió utilizar solo tres clases de tamaños, ya que los frutos tomados al azar para la predicción no se consideraron suficientes para establecer más clases. Similares conclusiones fueron presentadas por Marine et al. [26], quienes midieron diámetros de manzanas a 60 días después de plena floración en 93 árboles y estimaron su peso a cosecha para luego comparar estas distribuciones con las distribuciones reales, encontrando diferencias entre ambas distribuciones para todos los árboles estudiados. En su trabajo, miden entre el 7 y 30% de los frutos presentes en cada árbol, y concluyen que una estimación más precisa de la distribución del tamaño de la fruta requeriría medir aproximadamente el 50% de los frutos de cada árbol.

4 Conclusiones

Los pronósticos de producción total realizados de forma tradicional presentaron errores relativos aceptables tanto para peras como para manzanas (hasta 10%), por lo cual representan una herramienta de gran utilidad para estimar la producción a nivel de parcela.

Los pronósticos realizados a partir de imágenes no fueron tan precisos como los tradicionales, sin embargo, en todos los huertos de manzana y en dos de los tres huertos de pera los errores relativos no superaron el 10%. Si bien el pronóstico tradicional arrojó errores menores al de imágenes, su costo de realización es bastante mayor respecto a este último. Considerando que, en cinco de los seis montes frutales estudiados, los errores fueron aceptables, y que es posible mejorarlo, el pronóstico por imágenes representa una alternativa interesante y más factible de realizar.

Por último, las estimaciones de distribución de tamaños a cosecha no representaron adecuadamente las distribuciones obtenidas realmente, lo cual puede deberse a que el tamaño de muestral no fue representativo o lo suficientemente grande, por lo que se deberá seguir ajustando la metodología.

Referencias

1. Aggelopoulou, K.D., Wulfsohn, D., Fountas, S., gemtos, T.A., Nanos, G.D., Blackmore, S.: Spatial variation in yield and quality in a small apple orchard, *Precision Agriculture*, 11:538-556 (2010).
2. Atay, E., Pirlak, L., Atay, A.N.: Determination of Fruit Growth in Some Apple Varieties Determination of Fruit Growth in Some Apple Varieties. *Journal of Agricultural Sciences*, 16(2010):1-8 (2010).

3. Avanza, M.M.: Desarrollo de una propuesta metodológica para la predicción de cosecha de naranjo dulce (*Citrus sinensis* L. Osbeck) var Valencia late en la provincia de Corrientes, Argentina. Tesis para el otorgamiento del grado académico de Doctor en el Área de Recursos Naturales, Universidad Nacional del Nordeste (2010).
4. Bergh, O.: Prediction of apple fruit size: a promising model. *Agroplanta*, 14(3):43-46 (1982).
5. Bobeda, G.R.R.: Modelo de predicción de volúmenes de producción y distribución de tamaño de frutos a cosecha en mandarina 'tangor Murcott'. Tesis para el otorgamiento del Grado Académico de: Doctor de la Universidad Nacional del Nordeste en Recursos Naturales- Doctor de la Universidad de Oviedo en Informática (2022).
6. Bramardi, S.J.: Modelos de predicción de tamaños de fruta a la cosecha en base a mediciones sucesivas durante el período de crecimiento. Peras cvs. William's y Packman's Triumph en la región del Alto Valle de Río Negro y Neuquén. Tesis para optar el grado de Magister Scientiae-Área Biometría. Escuela para graduados Convenio Facultad de Agronomía- UBA e Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (1995).
7. Bramardi S.J., Castro, H. R., Zanelli, M.L.: Fruit growth pattern of pear cv. Bartlett and Packham's Triumph to improve hand thinning. *Acta Horticulturae*, 475:283-293 (1997).
8. Bramardi, S.J., Tassile, V., Reeb, P., De Bernardin, F.: Comparación de métodos para la estimación anticipada del peso del fruto medio a cosecha: Curvas de crecimiento vs. Modelos estocásticos. X Reunión Científica del Grupo Argentino de Biometría. Corrientes, Argentina (2005).
9. Cohen, O., Linker, R., Naor, A.: Estimation of the number of apples in color images recorded in orchards. *International Federation for Information Processing, Part I, AICT* 344:630-642 (2011).
10. Črtomir, R., Urška, C., Stanislav, T., Denis, S., Karmen, P., Pavlovič, M.: Application of Neural Networks and Image Visualization for Early Forecast of Apple Yield. *Erwerbs-Obstbau* 54:69-76 (2012).
11. del Brio, D.; Tassile, V., Bramardi, S.J., Fernández, D.E., Reeb, P.D.: Apple (*Malus domestica*) and pear (*Pyrus communis*) yield prediction after tree image analysis. *Revista de la Facultad de Ciencias Agrarias de UNCuyo*, 55(2): 1-11. ISSN (en línea) 1853-8665 (2023).
12. del Brio, D.; Tassile, V., Bramardi, S.J., Reeb, P.D.: Incorporation of environmental covariates to nonlinear mixed models describing fruit growth. *Revista de Investigaciones Agropecuarias*, 49:3 (2024).
13. Dorj, U.O., Lee, M., Yun, S.: An yield estimation in citrus orchards via fruit detection and counting using image processing. *Computers and Electronics in Agriculture*, 140, 103-112 (2017).
14. Farjon, G., Krikeb, O., Bar, A., Victor, H.: Detection and counting of flowers on apple trees for better chemical thinning decisions. *Precision Agriculture*, 21:503-521 (2019).
15. Fernández, T.J., Pereira, A.A., Muniz, J.A., Savian, T.V.: Seleção de modelos não lineares para a descrição das curvas de crescimento do fruto do cafeeiro. *Coffee Science*, 9(2): 207-215 (2014).
16. Garriz, P. I. Colavita, G.M., Alvarez, H.L., Spera, N., Blackhall, V.: A Model for Predicting Diameter of 'Red Sensation' Pears. *Proc. IXth IS on Modelling in Fruit Research and Orchard Management*, 147-152 (2006).

17. Gimenez, G. N.: Determinación de los patrones de crecimiento y abscisión de frutos para ajustar el momento oportuno de raleo en perales cv 'Williams'. Tesis para el otorgamiento del grado académico de Magister en Fruticultura de Clima Templado-Frío, Universidad Nacional del Comahue, Argentina (2012)..
18. Gimenez, G.N.: Análisis y Aprovechamiento De Bases De Datos Agronómicos Recurriendo Al Proceso "Knowledge Discovery In Databases" (Kdd) y Algoritmos de "DATA MINING" (DM). Una Aplicación al Pronóstico de Producción de Frutas de Pepita en los Valles de Río Negro y Neuquén. Tesis Doctoral de la Universidad Nacional de Rosario. Facultad de Ciencias Agrarias (2020).
19. Harper, J. K., Cornelisse, S., Kime, L. F., Hyde, J.: Alternativas agrícolas: Presupuestos para tomar decisiones agrícolas. PennState Cooperative Extension, College of Agricultural Sciences. The Pennsylvania State University, Code: EE0092S 05/14 (2014).
20. Hočevar, M., Širok, B., Godeša, T., Stopar, M.: Flowering estimation in apple orchards by image analysis. *Precision Agriculture*, 15(4):466–478 (2014).
21. Lakso, A.N., Grappadelli, L.C., Barnard, J., Goffinet, M.C., Grappadelli, L.C., Barnard, J., An, M.C.G.: An exponential model of the growth pattern of the apple fruit. *Journal of Horticultural Science*, 70(3):389-394 (1995).
22. Linker, R.: A procedure for estimating the number of green mature apples in night-time orchard images using light distribution and its application to yield estimation. *Precision Agriculture*, 18:59-75 (2016).
23. Magein, H.: Growth and abscission dynamics of 'Cox's Orange Pippin' and 'Golden Delicious' apple fruits. *Journal of Horticultural Science*, 64(3):265-273 (1989).
24. Maheswari, P., Raja, P., Apolo-apolo, E., Pérez-Ruiz, M.: Intelligent Fruit Yield Estimation for Orchards Using Deep Learning Based Semantic Segmentation Techniques-A Review. *Frontiers in plant Science*, v12:1-18 (2021).
25. Mao, W., Jia, B., Zhang, X., Hub, X.: Detection and position method of apple tree image. *Computer and Computing Technologies in Agriculture II. IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 294 (2009).
26. Marine, R., Schupp, J., Baugher, T., Crasswell, R.: Estimating Apple Fruit Size Distribution from Early-season Fruit Diameter Measurements. *American Society for Horticultural Science (HortScience)*. 54(11): 1947-1954 (2019).
27. Miranda Jiménez, C.M. y Royo Díaz, J.B.: Statistical Model Estimates Potential Yields in Pear Cultivars 'Blanquilla' and 'Conference' before Bloom, 128(4):452–457 (2003).
28. Miranda Jimenez, C.M. y Royo Diaz, J.B.: Statistical model Estimates potential yields in 'Golden Delicious' and 'Royal Gala' before bloom. *Journal of American society of Horticultural science* 129(1):20-25 (2004).
29. Ratkowsky, D.A.: *Nonlinear Regression Modeling: a Unified Practical Approach*, Marcel Dekker Inc., New York, USA (1983).
30. Reeb, P., Bramardi, S., Alvarez, O.: 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. ISSN 0304-8802 (2003).
31. Rodríguez, A.B.: Influencia de la temperatura del aire y del raleo sobre el tamaño del fruto de pera (*Pyrus communis*) cv Williams durante sus distintas fases de crecimiento. Tesis para el otorgamiento del grado académico de Magíster en Ciencias Agropecuarias. Universidad Nacional de Córdoba, (2011).

32. Stajanko, D., y Emelik, Z.: Modelling of Apple Fruit Growth by Application of Image Analysis. *Agriculturae Conspectus Scientificus*, Vol. 70(2): 59-64 (2005).
33. Stajanko, D, Rakun, J., Blanke, M.: Modelling Apple Fruit Yield Using Image Analysis for Fruit Colour, Shape and Texture. *European Journal Horticulture Science*, 74(6):260–267 (2009).
34. Stangaferro, S., Álvarez, O., Bramardi, S.: Modelos de predicción anticipada del peso medio de los frutos en producción de manzanas. In - VELAEM, A. editor, X Congreso Latinoamericano de Biomatemática. ALAB–VELAEM (2001).
35. Tassile, V., Giménez, G., Bramardi, S., Sepúlveda, M., García, A. Resultados del Pronóstico de Producción 2013-2014. Technical report. Secretaría de Estado de Fruticultura de Rio Negro-Ministerio de Desarrollo Territorial de la Provincia de Neuquén-Facultad de Ciencias Agrarias de la Universidad Nacional del Comahue (2013).
36. Tassile, V.: Aplicación de modelos mixtos no lineales en el crecimiento de frutos de peral (*Pyrus communis*) cv Williams. Tesis para el otorgamiento del grado académico de Magister en Estadística Aplicada, Universidad Nacional de Córdoba, Argentina (2020).
37. Tian, Y., Yang, G., Wang, Z., Wang, H., Li, E., Liang, Z.: Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model. *Computers and electronic in agriculture*. 157: 417-426 (2019).
38. Wang, D. y He, D.: Channel Pruned YOLOv5s based-Deep learning approach for rapid and accurate apple fruitlet detection before fruit thinning. *Biosystem engineering*, 210: 271-281 (2021).
39. Wulfsohn, D., Zamora, F. A., Téllez, C. P., Lagos, I. Z., García-Fiñana, M.: Multilevel systematic sampling to estimate total fruit number for yield forecasts. *Precision Agriculture*, 13(2), 256–275 (2012).
40. Zadravec, P.: Fruit Growth Patterns of Four Apple Cultivars Using Nonlinear Growth Models *European Journal Horticulture Science*, 79(2):52–59, 2014, ISSN 1611-4426 (2015).
41. Zhou, R., Damerow, L., Sun, Y., Blanke, M.M.: Using colour features of cv. “Gala” apple fruits in an orchard in image processing to predict yield. *Precision Agriculture*, 13(5), 568–580 (2012).