

Implementación de un software para el análisis de imágenes aéreas multiespectrales de caña de azúcar*¹

[Implementation of software for the analysis of multispectral aerial images sugarcane]

GERARDO SCHNEIDER², ALEJANDRO JAVIER HADAD³, ALEJANDRA KEMERER⁴

RECIBO: 20.02.2013 - APROBACIÓN: 17.06.2013

Resumen

En este trabajo se presenta una implementación de software para la determinación del estado de plantaciones de caña de azúcar basado en el análisis de imágenes aéreas multiespectrales. En la actualidad no existen técnicas precisas para estimar objetivamente la superficie de caña caída o volcada, y esta ocasiona importantes pérdidas de productividad en la cosecha y en la industrialización. Para la realización de éste trabajo se confeccionó un dataset referencial de imágenes, y se implementó un software a partir del cual se obtuvieron indicadores propuestos como representativos del fenómeno agronómico, y se realizaron análisis de los datos

* Modelo para citación de este artículo:

SCHNEIDER, Gerardo; HADAD, Alejandro Javier & KEMERER, Alejandra (2013). Implementación de un software para el análisis de imágenes aéreas multiespectrales de caña de azúcar. En: Ventana Informática. No. 28 (ene.-jun.). Manizales (Colombia): Facultad de Ciencias e Ingeniería, Universidad de Manizales. p. 13-29. ISSN: 0123-9678

- 1 Artículo de investigación científica y tecnológica proveniente de la tesina de grado *Análisis de Imágenes Aéreas Orientado a la caracterización de caña caída*, necesaria para la obtención del título de Licenciado en Bioinformática, cuyo autor es Gerardo Schneider bajo la dirección de Alejandro Hadad durante el año 2012.
- 2 Licenciado en Bioinformática. FI-UNER. Oro Verde, Entre Ríos (Argentina). Correo electrónico: gerschneider@gmail.com.
- 3 Bioingeniero, Aspirante al Doctorado en Ingeniería, mención en Sistemas de Información, UTN-FRSF. Docente-Investigador e Integrante del GIA de la FI-UNER. Oro Verde, Entre Ríos (Argentina). Correo electrónico: hadad@santafe-conicet.gov.ar.
- 4 Ingeniera Agrónoma. M. Sc. Investigador en el Grupo de Recursos Naturales y Factores Abióticos de la EEA Paraná del INTA y Docente en las cátedras de Climatología Agrícola y SIG de la FCA UNER. Oro Verde, Entre Ríos (Argentina). Correo electrónico: akemerer@parana.inta.gov.ar

generados. Además se implementó un software clasificador referencial basado en redes neuronales con el que se estimó la fortaleza de dichos indicadores y se estimó la superficie afectada en forma cuantitativa y espacial.

Palabras Clave: *Caña de azúcar, cuantificación, volcado, red neuronal, procesamiento de imagen*

Abstract

In this paper we present a software implementation for determining the status of sugarcane plantations based on the analysis of multispectral aerial images. Currently there are no precise techniques to estimate objectively the cane area fall or overturned, and this causes significant losses in crop productivity and industrialization. For the realization of this work a dataset benchmark images was made, and a software, from which were obtained representative proposed indicators for the agronomic phenomenon was implemented, and analyzes of the data generated were realized. In addition, we implemented a software benchmark classifier based on neural networks with which we estimated the strength of these indicators and the area affected was estimated quantitatively and spatially.

Keywords: *Sugarcane, quantification, fall, neural network, image processing*

Introducción

El cultivo de caña de azúcar en Argentina se encuentra principalmente localizado en la región noroeste del país (99%), donde representa, de acuerdo con Pérez et al. (2005), una de las actividades productivas más importantes, y en escasa extensión en la región litoral (1%). Los sistemas productivos cañeros presentan diferentes niveles tecnológicos según el sistema de cosecha utilizado, con sistemas desde manuales a totalmente mecanizados, si bien, en la actualidad más del 70% del volumen total se cosecha de manera mecanizada. Uno de los aspectos más críticos del proceso de cosecha de la caña de azúcar son las pérdidas que se producen y se han determinado como niveles tolerables alrededor del 2,5%. La presencia de caña caída es uno de los factores con mayor influencia. Incidencia de vuelco superiores al 20% determina incrementos en las pérdidas que van desde el 4 al 6,4%, según expresan Rodríguez et al. (2010).

La presencia de caña de azúcar caída (CC) al momento de la cosecha trae aparejadas importantes pérdidas en la recolección y en el ingenio azucarero. En el fenómeno de CC por quebrado intervienen aspectos aleatorios e impredecibles. Es normal que el cañaveral en un cuadro productivo alcance una altura promedio, pero presenta variaciones respecto de esta variable en diferentes sectores del campo. Esto puede deberse a las condiciones diferenciales del suelo que presenta distintos niveles de fertilidad, humedad, compactación, etc. Por otro lado, cada planta del cañaveral es constitutivamente diferente, por lo que manifestará en forma única los distintos estímulos externos.

Cuando la planta es joven y se ha desarrollado bajo condiciones óptimas, alcanza cierta altura y por su propio peso comienza a pandearse, llegando algunas a quebrarse una vez que se supera su tensión de rotura producto del viento o fenómenos ambientales como el granizo. La CC se presenta con una gran heterogeneidad espacial.

Una vez que se produce el fenómeno, el suelo puede quedar al descubierto, o por el contrario puede producirse un reverdecimiento producto de la aparición de nuevas hojas verdes, con crecimiento fototrópico. Esto suma heterogeneidad ante una observación externa. Los factores antes mencionados evidencian la gran complejidad en el fenómeno en estudio, lo que lo hace dificultoso de analizar y cuantificar.

La materia extraña a la caña denominada en inglés como *trash*, cuando ingresa al ingenio azucarero representa una importante pérdida de eficiencia en el proceso de elaboración de azúcar, aseguran Tonatto et al. (2005). El desafío de ingeniería industrial radica en explorar las alternativas para controlar los efectos perjudiciales que estos desechos o *trash* y la tierra presentes en la caña tienen en los equipos, procesos y rendimientos operativos de la fábrica. Es decir que la calidad de la caña afecta en forma directa al rendimiento fabril y a la calidad de la azúcar obtenida (Larrahondo, 1995). A su vez la calidad de la materia prima (caña) puede ser afectada por aspectos siempre cambiantes de la agricultura de la caña de azúcar, tales como la introducción de nuevos cultivares, variaciones climáticas, el uso de maduradores químicos, cambios en las prácticas culturales y en los sistemas de cosecha o la aparición en los cultivos de enfermedades o plagas. En cuanto a los tipos de cosecha, se observa que los contenidos de *trash* y tierra en caña cosechada en forma mecanizada son sensiblemente inferiores que en la cosecha semi-mecanizada, pasando de un 2 a un 5-7%. Al mismo tiempo, los valores de fibra (residuo vegetal) suben de 14 a 18% aproximadamente, debido a la presencia de mayor cantidad de partes vegetales por una cosecha menos eficiente (Sustaita, 2005). Esto significa que las industrias abonan a los productores una parte significativa

del peso del *trash* de la materia prima ingresada por balanza a valor caña, dado que la forma de muestreo y análisis de este parámetro es generalmente inadecuado.

A esto se le debe incorporar los otros costos adicionales que produce este producto extraño en la fábrica propiamente dicha, como ser:

- Desgaste en los molinos por abrasión y una pérdida progresiva en la capacidad de extracción del jugo de caña.
- Aumento significativo de la cantidad de cachaza⁵ y con ello de las pérdidas de azúcar en la misma.
- Aumento del consumo de productos químicos para el tratamiento de los jugos.
- Aumento del color en el jugo y subsecuentemente en el azúcar con lo cual para evitarlo se reducen los ciclos de cristalización disminuyendo la eficiencia fabril.
- Desgaste de equipos, tuberías y bombas.
- Disminución del poder calorífico del bagazo⁶ y por ende la eficiencia en el quemado del mismo, con un aumento del consumo de y de las emisiones de caldera.
- Otros.

1. Fundamento teórico

Para disminuir al mínimo posible el porcentaje de *trash* en la caña, en varios ingenios se instalaron mesas lavadoras de caña, removiendo el contenido de tierra mediante grandes cantidades de agua (relación aproximada de 3 m³ de agua por ton. de caña). Esto supone ahorro de dinero, pero agrega problemas como mayores costos por la potencia requerida, el agua necesaria y la mano de obra adicional, sumado a las nuevas discusiones con los productores ya que algunos estudios confirman que en el lavado de la caña se pierde un porcentaje del rendimiento por arrastre de azúcar. Además, la técnica requiere disponibilidad de terreno para instalar decantadores de arena y barros para poder re-usar el agua y no devolverla así a los causes incrementando la contaminación. Una estrategia prometedora para lograr reducir este impacto radica en lograr una mayor eficiencia operativa en las tareas de cosecha de la caña en el campo, etapa previa al ingreso a las fábricas, y fundamentalmente en sectores con caña quebrada que incrementan notablemente el porcentaje de *trash*. Esta es un área de mano de obra

5 Espumas e impurezas que sobrenadan en el jugo de la caña de azúcar al someterlo a la acción del fuego.

6 Residuo de una materia de la que se ha extraído el jugo.

intensiva donde por sus particularidades, considera Sustaita (2005), no se han logrado introducir soluciones tecnológicas que reduzcan su impacto negativo en la producción.

Actualmente, la cuantificación de la caña de azúcar caída en cuadros productivos es un proceso costoso e ineficiente. Se requiere del envío de evaluadores al terreno que deben explorar grandes superficies para obtener un muestreo representativo que les permita hacer estimaciones. En su desplazamiento por el campo producen daño, requieren muchas horas hombre de trabajo y generan estimaciones con un alto grado de incerteza. A su vez, la presencia de variaciones espaciales en la productividad de la caña es muy amplia. Viccini (2007) determinó variaciones de hasta 50 tn/ha a nivel de lote de producción. Es esperable que este patrón, así como variaciones en la calidad de la caña se observe a diversas escalas, de manera similar a lo que se ha demostrado para otras variables que inciden en la producción, como las propiedades de suelo (Anderson et al., 1999), lo que dificulta establecer un distanciamiento de muestreo único y repercute negativamente en los costos.

Otra estrategia es la de realizar vuelos sobre los cultivos con observadores especialistas los que estiman el porcentaje de caña caída de acuerdo a su experiencia e impresión de lo observado desde el aire. Esta estrategia es subjetiva y dependiente de los especialistas disponibles en cada área de interés.

Teniendo en cuenta estos antecedentes se evidencia que no se ha observado reporte de alguna metodología con cierto grado de certeza mensurable para determinar el área afectada, a fin de ayudar a planificar de mejor manera el proceso de cosecha y los costos asociados por parte de los actores productivos involucrados.

En este sentido, el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria de Argentina – INTA – ha abordado la problemática, realizando trabajos a partir de fotografías aéreas de alta resolución (Kemerer et al. 2010, Melchiori et al., 2009). A partir de esta fuente de datos se trabajó en conjunto para avanzar con nuevas estrategias tecnológicas para abordar el problema. En este trabajo se presenta la infraestructura informática desarrollada y el análisis de resultados informáticos y agronómicos.

Desde el punto de vista informático se montó una aplicación para realizar el etiquetado de imágenes, a partir del cual se desarrolló una estructura tipo pipeline con capacidades de análisis de variables y clasificación de regiones. Como clasificador de referencia se utilizaron redes neuronales por la capacidad de las mismas para esta tarea y la experiencia previa de los autores con este clasificador. Desde el punto de vista agronómi-

co, como un primer resultado, se brinda una estimación cuantitativa y espacial de las regiones con caña de azúcar en pie y caída.

2. Metodología

Se contó con el set de imágenes obtenido por el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA) de Argentina desde un avión Sky Arrow 650 TCNS ERA, cuyo sistema de captura se compone de un sistema de posicionamiento global, una cámara multiespectral Geospatial MS4100 y un sistema de control y almacenamiento de datos. La cámara empleada permite la adquisición de fotogramas en tres bandas del espectro electromagnético: verde (530-580 nm.), roja (650-685 nm.) e infrarroja cercana (770-830 nm.) con una resolución de imagen de 1920 x 1075 píxeles. El sistema de posicionamiento proporciona la posición, actitud y altura de vuelo en sincronismo con la adquisición de cada fotograma.

El vuelo se realizó el 5 de mayo de 2008, momento del ciclo del cultivo donde la presencia de caída de la caña es claramente evidente. Los vuelos se efectuaron en el medio día solar a fin de contar con una iluminación homogénea en la superficie. El plan de vuelo se diseñó para una altitud de 1200 m. resultando un tamaño de pixel de 0.7 m. Se obtuvieron 540 fotogramas que fueron ensamblados mediante el reconocimiento de puntos de anclaje en fotogramas consecutivos generando un mosaico. Se utilizaron en este procedimiento las librerías Panorama Tools⁷ con la interfaz gráfica Hugin⁸, ambas de distribución libre. El mosaico se georreferenció con el programa de análisis Leica Erdas Imagine 9.1. y se extrajeron imágenes individuales correspondientes a cada parcela productiva.

Con la asistencia de un Ingeniero Agrónomo se realizó el etiquetado de las imágenes en las clases de interés, para lo cual se utilizó la aplicación Label Me (Russel et al., 2008) del Instituto Tecnológico de Massachusetts, la cual fue desplegada en un servidor local de modo de facilitar el acceso a los datos y su incorporación a un pipeline de procesamiento, extracción de características, análisis, clasificación y segmentación posterior. En la figura 1 se observa el proceso de etiquetado consistió en delimitar en las imágenes, polígonos continentes de porciones representativas de las clases Caña en Pie (CP), Caña Caída en Forma de Parches (CCP), Caña Caída en Áreas Grandes (CCA), Caña Caída con Fototropismo (CCF) y Corridas o áreas de suelo descubierto (C) (figura 1). De esta etapa surge un conjunto de datos de referencia o *dataset*,

⁷ <http://panotool.sourceforge.net>

⁸ <http://hugin.sourceforge.net>

del cual se obtendrán 5678 muestras, o subimágenes cuadradas de 60 píxeles de lado.

Se desarrolló en código Java un software capaz de adquirir la información con forma de metadatos generada en el etiquetado, y a partir de ella recortar y procesar automáticamente las porciones de imágenes obtenidas desde el *dataset*, con el fin de obtener indicadores representativos de cada clase. Se incorpora en esta etapa un preprocesamiento de normalización en brillo de las imágenes que se realizó calculando el brillo promedio por canal de todos los polígonos etiquetados, y fijando arbitrariamente como parámetro para la normalización un 120% de dichos valores, lo que amplió el rango dinámico sin producir saturación en el histograma. Se aplicó un filtro espacial Frei-Chen para la detección de bordes (Frei et al., 1977), con el fin de resaltar las zonas de alta frecuencia.

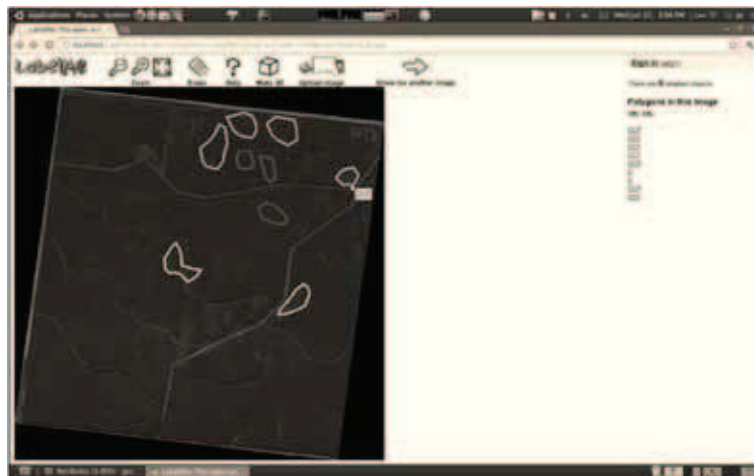


Figura 1. Captura de pantalla de un imagen ejemplo y del proceso de etiquetado de la misma con LabelMe

Dadas las características del fenómeno agronómico, se realizó un abordaje desde el punto de vista de las texturas de las imágenes, definiéndose las siguientes características o indicadores de interés:

- Desvío estándar del histograma de la muestra por canal
- Entropía promedio del histograma de la muestra por canal
- Valor promedio de los píxeles de la muestra por canal (mencionado como *Firma Espectral*)
- Valor promedio de los píxeles de la muestra por canal post filtrado de detección de bordes (mencionado como *Firma Espectral con Detección de Borde*)

- Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) (Rouse et al., 1973)

La extracción de características se realizó en un proceso iterativo del tipo Batch dado el alto requerimiento de poder de cómputo y tiempo requerido. El volumen de información generada se almacenó en una base de datos Postgres, de modo de poder acceder concurrentemente al momento del análisis a toda la información y obtenerla utilizando las potencialidades de un lenguaje de consulta SQL.

Con el fin de evaluar los efectos ponderados de los indicadores propuestos, se eligió como clasificador de referencia una Red Neuronal (RN) Perceptrón Multicapa. La elección se realizó teniendo en cuenta resultados en el procesamiento de imágenes reportadas en la bibliografía (Wang et al., 2013; Ma et al., 2005; Kobashi et al., 2001; Iscan et al., 2009; Middleton & Dampier 2004) y la experiencia de los investigadores en dicho modelo.

Las RN constituyen un modelo computacional inspirado en ciertas características de las redes neuronales biológicas, cuyo primer modelo matemático se presentó en 1943 por Warren McCulloch y Walter Pitts. Permiten resolver diversos problemas complejos de la vida real, que no son resolubles con tecnologías convencionales. El perceptrón multicapas (PMC) es un tipo de red neuronal artificial de aprendizaje supervisado (Figura 2), que consiste en un arreglo de nodos o neuronas ubicados en capas, de forma tal que los nodos de una están conectados a todos los nodos de la capa anterior y de la siguiente mediante valores de pesos de conexión, o sinapsis. Estas neuronas o nodos, computan alguna función no lineal simple en la suma de las entradas, denominada función de activación. Un PMC puede aproximar relaciones no lineales entre datos de entrada y de salida.

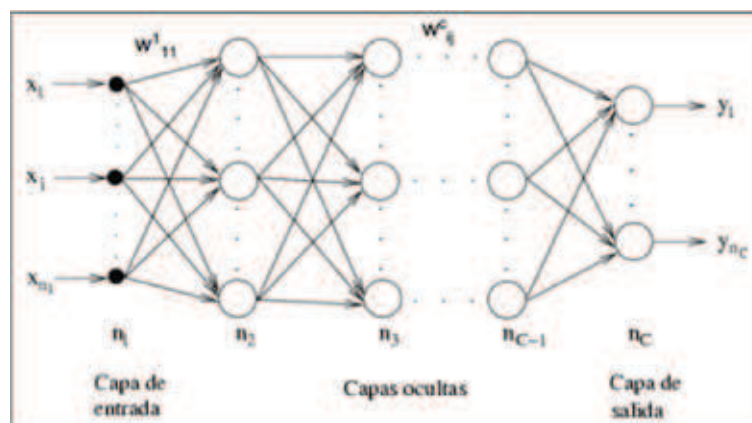


Figura 2. Red neuronal tipo Perceptrón Multicapa con n_c capas

Se implementó una Red Neuronal (R.N) del tipo Perceptrón Multicapa, con una neurona de salida por cada clase o estado del cultivo, una neurona de entrada por canal para cada indicador propuesto, y una capa intermedia de 80 neuronas. Se utilizó la R.N. para evaluar además la robustez de cada indicador en relación a cada clase, y para segmentar la imagen original cuantificando en hectáreas la superficie asociada a cada estado del cultivo.

Atendiendo al problema de la complejidad de los datos al momento de entrenar una red neuronal, se minimizaron efectos negativos del desbalance y solapamiento de clases (Toribio et al., 2009) mediante la generación de *training sets* balanceados con igual número de muestras por clase, y obtenidos aleatoriamente del dataset a partir de la consulta SQL:

```
DROP VIEW balanceada;

CREATE VIEW balanceada AS

(SELECT e.id FROM tablaAnalisisEspectro e WHERE
e.tamVentana=tamVent AND e.clase='CP' ORDER BY RANDOM()
LIMIT cantMuestras) UNION

SELECT e.id FROM tablaAnalisisEspectro e WHERE
e.tamVentana=tamVent AND e.clase='CCA' ORDER BY RANDOM()
LIMIT cantMuestras) UNION

(SELECT e.id FROM tablaAnalisisEspectro e WHERE
e.tamVentana=tamVent AND e.clase='CCP' ORDER BY RANDOM()
LIMIT cantMuestras) UNION

(SELECT e.id FROM tablaAnalisisEspectro e WHERE
e.tamVentana=tamVent AND e.clase='CCF' ORDER BY RANDOM()
LIMIT cantMuestras) UNION

(SELECT e.id FROM tablaAnalisisEspectro e WHERE
e.tamVentana=tamVent AND e.clase='C' ORDER BY RANDOM()
LIMIT cantMuestras);
```

Para cada una de las muestras se extrajeron las características de textura a fin de conformar los patrones de entrenamiento y testeo. A partir de dichos patrones se realizaron ensayos con diferentes configuraciones de características y del clasificador de referencia. El criterio de selección que se utilizó se vinculó a aquellas configuraciones en las cuales se incrementó en menor medida el error de testeo

3. Resultados y discusión

Los indicadores de interés evaluados resultaron, en general, promisorios para el proceso de caracterización de la caña caída, a excepción del NDVI. Este índice presentó valores bajos en el caso de la caña caída donde el cultivo alcanza más biomasa y el valor debería ser mayor (Flowers et al., 2003, Raun et al., 2005, Melchiori et al., 2006). Esto sucede porque la banda IR capta las variaciones en estructura del cultivo asociadas a la biomasa y el índice de área foliar. Cuando el cultivo se cae la estructura se ve modificada, disminuye, eso hace bajar el IR y entonces el NDVI toma valores más bajos. También hay un efecto confundido del aporte de reflectancia del suelo en la caña caída que hace disminuir el NDVI (Qi et al., 1994; Rondeaux et al., 1996). Por lo tanto, este índice no fue incorporado en el análisis posterior.

En el caso de los valores de desvío del histograma se observó para la clase caña en pie (CP) un corrimiento hacia valores inferiores en los tres canales analizados (figura 3). Se considera al desvío estándar del histograma como un indicador candidato de la clase caña en pie.

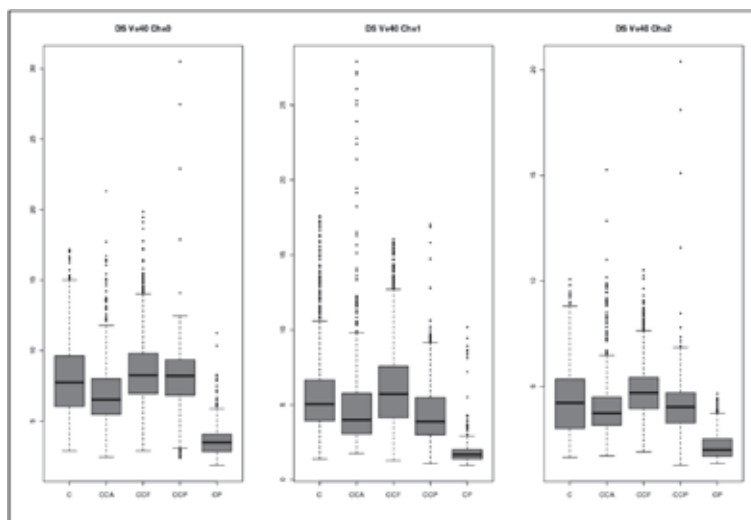


Figura 3. Desvío estándar del histograma de las muestras contenidas en los polígonos que conforman el dataset, para cada clase y ventanas de tamaño $V=40$ px en los tres canales analizados (Ch=0: Infrarrojo, Ch=1: Rojo, Ch=2: Verde).

La distribución de la entropía presentó valores más elevados para las clases de caña caída (CCA, CCF y CCP) y suelos descubiertos respecto a la clase caña en pie, con valores medios diferentes entre clases. Por lo tanto, se considera a la entropía del histograma un indicador promisorio para la identificación de caña en pie.

En cuanto a la firma espectral, si bien se observa solapamiento en las distribuciones entre clases, para el canal IR se observa un desplazamiento hacia valores superiores para caña en pie. La firma espectral para el canal IR se presenta como indicador promisorio para identificar caña en pie, por lo que se considera como una de las variables a incorporar.

De la aplicación del filtro de detección de bordes Frei-Chen sobre la imagen de los cuadros productivos completos, surge una atenuación casi total de las áreas homogéneas, como ser caña en pie, caña caída en áreas grandes y corridas. En cambio, se realzan las zonas de caña caída en forma de parches y caña caída con fototropismo, aunque esta última atenuada por la aparición de nuevas hojas verdes, las que suavizan sus bordes. Al comparar las firmas espectrales de las imágenes originales con las resultantes del filtro de detección de bordes Fei-Chen, se observa una mejor resolución de la clase caña en pie (CP) en relación al resto. También mejora, aunque en menor medida, la resolución interclase para las variantes de caña caída. El nuevo indicador obtenido es considerado promisorio para la identificación de características de caña caída.

3.1 Análisis de la influencia de los indicadores en el clasificador de referencia

Se utilizó el clasificador de referencia, suprimiendo de las entradas un indicador por vez en sus tres canales. Se realizó un testeo del clasificador con 200 ciclos de *entrenamiento – testeo*, con ventaneo de 60 pixeles de lado, 60 muestras por clase en el entrenamiento y clasificación con barrido de ventana de 20 pixeles, paso de a tres pixeles en la clasificación, para un *dataset* normalizado en brillo. El objetivo de este tipo de análisis es fundamentalmente evidenciar la influencia de cada una de las variables consideradas desde el punto de vista de una tarea de clasificación.

En los diferentes ensayos se observó que al suprimir el desvío del histograma de los patrones de entrenamiento y testeo de la red neuronal, la performance global resultó en valores similares a los obtenidos al no suprimir ninguna entrada.

Al suprimir otras variables como la entropía del histograma, firma espectral (Espectro) del histograma o firma espectral de las imágenes con procesamiento de detección de borde (Esp. Borde), la tasa de aciertos globales decreció, resultando afectada en mayor medida por esta última variable, lo que indica que la firma espectral de las imágenes procesadas con filtro de detección de bordes es un indicador muy fuerte asociado a la clasificación.

Al analizar la performance comparativa para la clasificación de la clase caña en pie (CP) se observa que al suprimir el desvío del histograma,

y en menor medida la entropía, la tasa de aciertos crece, incluso por encima de los valores obtenidos al no suprimir ninguna entrada. En consecuencia se puede inferir que estas dos variables no están aportando información útil para la clasificación de caña en pie, pero además intervendrían negativamente aportando ruido, lo que baja la performance de la red para esta clase en particular.

Los errores globales (Tabla 1) ante la supresión de un indicador de entrada de la red crecen al suprimir la firma espectral de las imágenes con detección de borde (Esp. Borde) y en menor medida al suprimir la entropía. Esto refleja una asociación positiva de dichos indicadores con la performance de la clasificación. Diferente es el caso de suprimir el desvío o firma espectral, cuando se evidencia disminución de la tasa de error global, aunque muy levemente en el último caso.

Tabla 1. Valores promedio de errores globales al suprimir un indicador en la red

Entrada Suprimida	Errores totales (valores porcentuales promedio)
Desvío estándar	3,02
Entropía	8,12
Firma espectral detección borde	9,63
Firma espectral	4,66
Ninguna	5,54

Análisis comparativos de supresión de entrada realizados preliminarmente para el testeo del algoritmo, arrojan las mismas conclusiones, las que se confirman al analizar un *dataset* normalizado en brillo y evaluando 200 ciclos de entrenamiento y testeo.

En la tabla 2 la columna Total refleja el porcentaje global de falsos positivos a la clase CP, el cual resulta de promediar la ponderación de los porcentajes de falsos positivos de cada clase con la cantidad de muestras de dicha clase. Se observa que el error alcanza los valores más altos al suprimir la firma espectral con detección de borde, mientras que la variable que menor efecto presenta es el desvío estándar.

Tabla 2. Valores porcentuales promedio de falsos positivos a CP por clase al suprimir un indicador en la red

Análisis de errores promedio por clase					
Ent. Suprimida:	CCA	CCF	CCP	C	Total
Desvío estándar	2,66	6,07	2,07	2,54	3,02
Entropía	11,24	12,02	6,15	7,07	8,12
Firma espectral detección borde	10,73	16,71	8,34	5,15	9,63
Firma espectral	4,95	6,59	3,39	5,59	4,66
Ninguna	6,59	9,93	4,39	3,85	5,54

3.2 Análisis de la influencia de las entradas individuales en el clasificador

Suprimiendo una de las doce variables de entrada a la vez (indicador evaluado para cada uno de los canales, tabla 3), se realizó un testeo del clasificador con 64 ciclos de *entrenamiento-testeo*, con ventaneo de 60 píxeles de lado, 60 muestras por clase en el entrenamiento y clasificación con barrido de ventana de 20 píxeles, pasó de a 3 píxeles en la clasificación.

El análisis de falsos positivos hacia la clase CP que se ha realizado resulta primordial, ya que una mayor tasa de aciertos en la clasificación de una clase no necesariamente está asociada a una mejor performance de funcionamiento de la red. Como ejemplo, es válido considerar la anulación de la entrada N°4 que a primera vista prometió excelentes resultados en cuanto a aciertos, ya que produjo la mayor tasa de aciertos para CP. Sin embargo, esa anulación también incrementó considerablemente el porcentaje de falsos positivos, lo que indica que la red estaría sobreestimando la cantidad de caña en pie e incrementando su error de clasificación para la clase de interés. Resulta entonces fundamental analizar los resultados de aciertos y errores para evitar llegar a falsas conclusiones (figura 4).

Tabla 3. Numeración de las variables de entrada utilizadas por canal

N°	Variable de entrada	Canal
1	Firma Espectral	0
2	Firma Espectral	1
3	Firma Espectral	2
4	Firma Espectral con Detección de Borde	0
5	Firma Espectral con Detección de Borde	1
6	Firma Espectral con Detección de Borde	2
7	Entropía Histograma	0
8	Entropía Histograma	1
9	Entropía Histograma	2
10	Desvío Estándar del Histograma	0
11	Desvío Estándar del Histograma	1
12	Desvío Estándar del Histograma	2
13	Ninguna entrada anulada	

Se observa que al suprimir las entradas 10, 11 y 12 no se incrementa sensiblemente el número de falsos positivos para la clase CP, confirmando lo mencionado sobre la disminución de falsos positivos para CP en relación a no suprimir ninguna entrada.

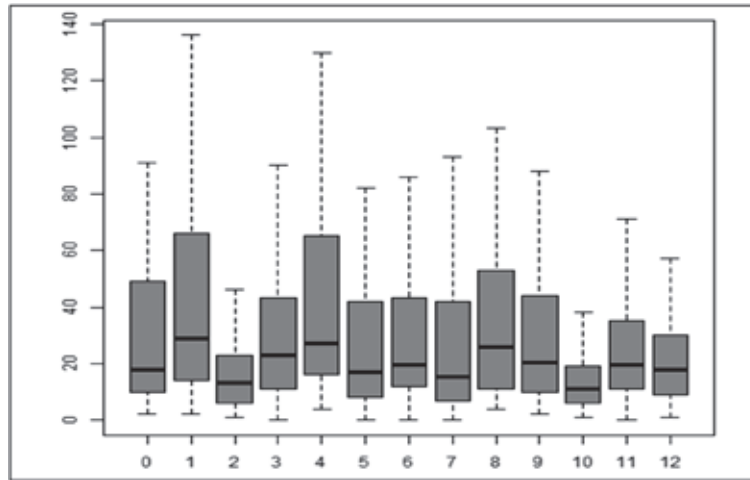


Figura 4. Falsos positivos de CP al suprimir una entrada

3.3 Cuantificación de clases en las imágenes

De la segmentación realizada con supresión del indicador desvío, se obtienen estadísticas por clase en porcentajes de superficie del cuadro productivo y su distribución espacial (figura 5). A modo de ejemplo, en la figura 5 a, se muestra la segmentación de regiones dentro de un cuadro productivo y su cuantificación espacial (figura 5 b.) resaltándose en gris oscuro el área de interés para cosecha (Caña en pie). La extensión del mismo es de 50,1 hectáreas, de las cuales la segmentación de regiones identifica que 45,5 hectáreas son de caña en pie y el resto de CC. Esta información resumida del cuadro productivo obtenida a partir de la imagen permitirá realizar una estimación más precisa de costos de la cosecha y del posterior proceso de industrialización.

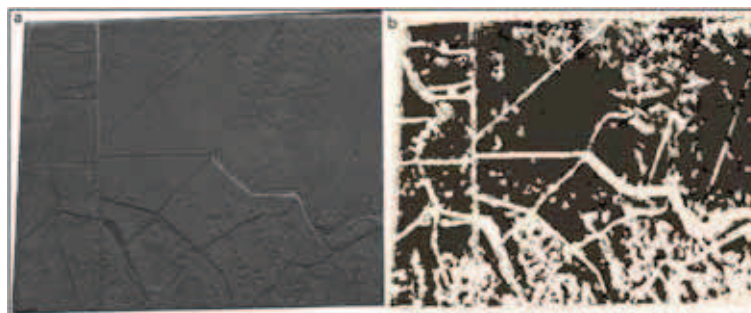


Figura 5. Segmentación de regiones dentro de un cuadro productivo para la planificación de la cosecha de caña. (a- Imagen aérea original, b-Imagen segmentada por clase)

4. Conclusiones

El trabajo interdisciplinario entre profesionales de diferentes áreas, ha posibilitado un abordaje innovador hacia el problema de la cuantificación de CC proponiendo nuevas herramientas tecnológicas para resolverlo.

Se confeccionó un *dataset* de referencia y una base de datos para el estudio del cultivo de la caña de azúcar en sus diferentes estados, a partir del cual el software creado pudo brindar información sobre la robustez de los indicadores propuestos y realizar una estimación de la superficie de caña de azúcar caída, brindando valores numéricos y su distribución espacial en la forma de imagen segmentada, con un margen de error acotado.

En cuanto a las variables descriptoras del problema se observó que, a excepción del desvío estándar del histograma y el NDVI, los indicadores propuestos resultan satisfactorios para la clasificación de caña caída vs caña en pie, en este contexto de aplicación.

Si bien no se logró diferenciar a través de patrones de textura las diferencias entre los distintos tipos de CC, la clasificación de caña caída vs caña en pie permite realizar una cuantificación de las mismas la cual ya permite planificar las tareas de cosecha.

El clasificador de referencia fue utilizado principalmente para explorar distintas indicadores de textura y ponderar su importancia relativa en relación a la detección planteada.

A partir de los indicadores obtenidos en este trabajo se proyecta como trabajo futuro la comparación y/o combinación con otros clasificadores y la evaluación de nuevos abordajes para la diferenciación entre los distintos tipos de cañas caídas.

5. Referencias bibliográficas

- ANDERSON, D.L.; PORTIER, K.M.; OBREZA, T.A.; COLLINS, M.E & PITTS, D.J. (1999). Tree regression analysis to determine effects of soil variability on sugarcane yields. In: Soil Science Society of America Journal, Vol. 63, No. 3, Madison (WI, USA), Soil Science Society of America, p. 592-600, ISSN: 0361-5995.
- FLOWERS, M.W.R.; HEINIGER, R.; TARLETON, B. & MEIJER, A. (2003). Field Validation of a Remote Sensing Technique for Early Nitrogen Application Decisions in Wheat. In: Agronomy Journal, Vol. 95, No. 1. Madison (WI, USA): American Society of Agronomy, p 167-176. ISSN: 0002-1962.
- FREI, W. & CHEN, C. (1977). Fast boundary detection: a generalization and a new algorithm. En: IEEE Transactions on computers, Vol C-26, No.10 (Oct.). Washington DC (USA): IEEE Computer Society. p. 988-998. ISSN: 0018-9340.
- ISCAN, Z.; YÜKSEL, A.; DOKUR, Z.; KORÜREK, M. & ÖLMEZ, T. (2009). Medical image segmentation with transform and moment based features and incremental supervised neural network [online]. Digital Signal Processing, Vol. 19, No. 5 (Sep.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 890-901 <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200409000086>> [consult: 12/05/2013]
- KEMERER, A., MELCHIORI A.; ALBARENQUE, S. & MELCHIORI, R. (2010). Utilización de fotografías aéreas multispectrales para caracterizar la variabilidad espacial en la producción de caña de azúcar. En: 9° Curso de Agricultura de Precisión y 4ª Expo de Máquinas Precisas (14-16/07/2010), Manfredi (Córdoba, Argentina): INTA - EEA Manfredi. Material del 9° Curso de Agricultura de Precisión, p. 177-182.
- KOBASHI, S.; KAMIURA, N.; HATA, Y. & MIYAWAKI, F. (2001). Volume-quantization-based neural network approach to 3D MR angiography image segmentation. In: Image and Vision Computing, Vol. 19, No. 4 (Mar.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 185-193. ISSN: 0262-8856
- LARRAHONDO, J.E. (1995). Calidad en la Caña de Azúcar. En: Cenicaña. El cultivo de la caña en la zona azucarera de Colombia, Cali, CENICAÑA. p. 337-354. <http://www.cenicana.org/pdf/documentos_no_seridados/libro_el_cultivo_cana/libro_p337-354.pdf> [consulta: 15/04/2013]
- MA, L. & STAUNTON, R.C. (2005). Integration of multiresolution image segmentation and neural networks for object depth recovery. In: Pattern Recognition, Vol. 38, No. 7 (Jul.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 985 - 996. ISSN: 0031-3203.
- MELCHIORI, R.J.M.; CAVIGLIA, O.P.; BIANCHINI, A.A.; FACCENDINI, N.; ALBARENQUE, S. & RAUN W. (2006). Wheat Yield Prediction by Using an Active Sensor in the Northern Argentinean Pampas. In: ASA-CSSA-SSSA Annual meeting (12-16/11/2006), Indianapolis (Indiana, USA): American Society of Agronomy, ASA - Crop Science Society of America, CSSA - Soil Science Society of America, SSSA. Proceedings of ASA-CSSA-SSSA Annual Meeting 2006. Madison (WI, USA): ASA-CSSA-SSSA.
- MELCHIORI, A.; KEMERER, A. & MELCHIORI, R. Y BELLOMO, M. (2009). Utilización de fotografías aéreas multispectrales de alta resolución para la cuantificación de caña de azúcar caída. En: I Congreso Argentino de Agroinformática (24-25/08/2009), Mar del Plata (Argentina): Sociedad Argentina de Informática y el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, INTA.
- MIDDLETON, I. & DAMPER, R. I. (2004). Segmentation of magnetic resonance images using a combination of neural networks and active contour models. In: Medical Engineering & Physics, Vol. 26, No. 1 (Jan.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 71-86. ISSN: 1350-4533.
- PÉREZ, D.; FANDOS, C.; MAZZONE, L.; SORIA, F.; SCANDALIARIS, P. & SCANDALIARIS, J. (2005). Caña de azúcar en Tucumán y Argentina: evolución de algunos aspectos económicos y productivos en la campaña 2004 [en línea]. Reporte agroindustrial. Estadísticas y márgenes de cultivos tucumanos. Vol. 2, Boletín N° 6, (ene.). Tucumán (Argentina): Estación Experimental Agroindustrial Obispo Colombres, EEAOC. p 1-6. <<http://www.eeaoc.org.ar/upload/publicaciones/archivos/189/20120316170830000000.pdf>> [consulta: 02/04/2013]
- QI, J.; CHEHBOUNI, A.; HUETE, A.; FERRY, Y. & SOROOSHIAN, S. (1994). A modified soil adjusted vegetation index, Remote Sensing of Environment, Vol. 48, No. 2 (May.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 119-126, ISSN: 0034-4257. <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0034425794901341>> [consult: 01/04/2013]

- RAUN, W.R.; SOLIE, J.B.; STONE, M.L.; MARTIN, K.L.; FREEMAN, K.W.; MULLEN, R.W.; ZHANG, H.; CHEPERS, J.S. & JOHNSON, G.V. (2005). Optical Sensor-Based Algorithm for Crop Nitrogen Fertilization [online]. In: Communications in Soil Science and Plant Analysis, Vol. 36, No. 19-20. Johannesburg (South Africa): Taylor & Francis, Inc. p. 2759-2781. ISSN: 0010-3624, EISSN: 1532-2416. <http://www.nue.okstate.edu/Index_Publications/NFOA_2003.pdf> [consult: 02/04/2013]
- RODRÍGUEZ, R.A.; SOPENA, R.A.; SALEME, P.M. & VICINI, L.E. (2010). Pérdidas durante la Cosecha del Cultivo de Caña de Azúcar: Evaluaciones 2009 en la Provincia de Tucumán – Argentina. En: Informes Técnicos del proyecto Precop, No. 1. Famaillá (Tucumán, Argentina): INTA EEA Famaillá, No. 1, 18 p. ISSN: 1852-9399.
- ROUSE, J. W.; Jr.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A. & DEERING, D. W. (1973). Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: Third ERTS Symposium (10-14/12/1973), Washington D.C. (USA): NASA. Proceedings of Third ERTS Symposium Vol. 1., p. 309-317.
- RONDEAUX, G.; STEVEN, M. & BARET, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. In: Remote Sensing of Environment, Vol. 55, No. 2 (feb.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 95-107. ISSN: 0034-4257.
- RUSSEL, B.C.; TORRALBA, A.; MURPHY, K. P. & FREEMAN, W.T. (2008). LabelMe: a database and web-based tool for image annotation. In: International Journal of Computer Vision, Vol. 77, No. 1-3 (may.). New York (USA): Springer US. p. 157-173, ISSN: 0920-5691.
- SUSTAITA, G. (2005). Modelo estratégico para la industria azucarera regional. Tesis Final MBA, San Miguel de Tucumán (Tucumán, Argentina): Universidad Católica del Norte Santo Tomás de Aquino, Fundación del Tucumán y Pontificia Universidad Católica de Valparaíso.
- TONATTO, J.; ROMERO, E.R.; LEGGIO NEME, M.F.; SCANDALIARIS, J.; ALONSO, J.; DIGONZELLI, P.; ALONSO, L. & CASEN, S. (2005). Importancia de la calidad de la materia prima en la productividad de la agroindustria azucarera. En: Gacetilla Agroindustrial de la EEAOC, No. 67, Tucumán (Argentina): EEAOC. 13 p.
- TORIBIO, P.; RODRÍGUEZ, B.G. & ALEJO, R. (2009). Complejidad de los datos en las Redes Neuronales Artificiales: Estado de la cuestión. En: 7° Congreso Internacional de Cómputo en Optimización y Software, CICOS 2009 (17-20/11/2009), México (México): UAEM. CRUZ-CHÁVEZ, M.A. & ZAVALA-DÍAZ, J.C. (eds.). *Memorias del 7mo. Congreso de Cómputo CICOS 2009*. ISBN(e) 978-607-00-1970-8, México (México): UAEM. p. 229-235. <<http://campusv.uaem.mx/cicos/imagenes/memorias/7mocicos2009/Articulos/24%20Complejidad%20de%20los%20Datos%20en%20Redes.pdf>> [consulta: 02/04/2013]
- VICINI, L. (2007). Determinación de la variación de rendimiento cultural de caña de azúcar en Tucumán, Argentina, posicionada con GPS. En: Actualización Técnica N° 8 (jun.). Manfredi (Córdoba, Argentina): Proyecto Nacional Agricultura de Precisión, INTA, 18 p.
- WANG, A.; ZINEDDIN, B.; LIANG, J.; ZENG, N.; LI, Y.; DU, M.; CAO, J. & LIU, X. (2013). A novel neural network approach to cDNA microarray image segmentation [online]. In: Computer Methods and Programs in Biomedicine, Vol. 111, No. 1 (Jul.). Philadelphia (PA, USA): Elsevier Inc. p. 189–198 <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016926071300103X>> [consult: 18/05/2013]