

# Designing Stratification Patterns Of Crops in the State of Huila, Colombia, Data Mining for to develop Precision Agriculture

Ferley Medina Rojas, master Telemática<sup>1</sup>, Henry Arguello Fuentes, PhD Electrical and Computer Engineering<sup>2</sup>,  
Cristina Gómez Santa Maria, PhD Ingeniería<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidad Cooperativa de Colombia sede Neiva, Colombia, [ferley.medina@campusucc.edu.co](mailto:ferley.medina@campusucc.edu.co)

<sup>2</sup>Universidad Industrial de Santander sede Bucaramanga, Colombia, [henarfu@uis.edu.co](mailto:henarfu@uis.edu.co)

<sup>3</sup>Universidad Pontificia Bolivariana sede Medellín, Colombia, [cristina.gomez@upb.edu.co](mailto:cristina.gomez@upb.edu.co)

*Abstract – Currently in the department of Huila stratification of crops it is through the selection of soil type, height above sea level, and the characteristics of the seed. The existence of other factors related to the characteristics of the climate and the social conditions of the area is not taken into account. The use the stratification patterns in crops the department of Huila allows planning of agricultural areas and contributes to improved economic conditions in areas. Using tools like as CRISP-DM and WEKA software contribute to the design of these patterns. A second phase is in process with the use of spectral images, treated with compressive sampling techniques to help strengthen precision agriculture in this department.*

*Keywords - Data mining, precision agriculture, spectral images.*

Digital Object Identifier (DOI):  
<http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2016.1.1.104>  
ISBN: 978-0-9822896-9-1  
ISSN: 2414-6390

# Diseño de Patrones de Estratificación de Cultivos en el Departamento del Huila Colombia, Minería de Datos para una Agricultura de Precisión

Ferley Medina Rojas, master Telemática<sup>1</sup>, Henry Arguello Fuentes, PhD Electrical and Computer Engineering<sup>2</sup>,  
Cristina Gómez Santa Maria, PhD Ingeniería<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidad Cooperativa de Colombia sede Neiva, Colombia, ferley.medina@campusucc.edu.co

<sup>2</sup>Universidad Industrial de Santander sede Bucaramanga, Colombia, henarfu@uis.edu.co

<sup>3</sup>Universidad Pontificia Bolivariana sede Medellín, Colombia, cristina.gomez@upb.edu.co

*Abstract – Currently in the department of Huila stratification of crops it is through the selection of soil type, height above sea level, and the characteristics of the seed. The existence of other factors related to the characteristics of the climate and the social conditions of the area is not taken into account.*

*The use of the stratification patterns in crops in the department of Huila allows planning of agricultural areas and contributes to improved economic conditions in areas.*

*Using tools like as CRISP-DM and WEKA software contribute to the design of these patterns. A second phase is in process with the use of spectral images, treated with compressive sampling techniques to help strengthen precision agriculture in this department.*

*Keywords - Data mining, precision agriculture, spectral images.*

## I. INTRODUCTION

Actualmente en el departamento del Huila se realiza la estratificación de los cultivos por medio de la selección del tipo de suelo, la altura sobre el nivel del mar, y las características de la semilla en principio para los contemplados en las apuestas productivas del Huila (frutales, piscícolas y minería) [1].

La existencia de otros factores como el brillo solar, los niveles de precipitación anual, el viento, el suelo, la disponibilidad de agua, tipos de carreteras o caminos, comercialización, centro de acopio, orden social, se tienen en cuenta de una forma tangencial pero no decisiva para el desarrollo de los cultivos, esto ocasiona bajos ingresos económicos por los volúmenes en la producción, la calidad y la presentación de los frutos.

El diseño de patrones para la estratificación de cultivos en el departamento del Huila, permite realizar una planificación de las áreas a ser sembradas en cada municipio de acuerdo a sus potencialidades, contribuye a regular las condiciones de mercadeo con una fijación de precios favorables a la relación productor-consumidor.

En este documento se presenta el uso de la metodología CRISP-DM [2] para definir el modelo de la minería de datos, el

software WEKA [3] para el procesamiento de los datos, las simulaciones y establecer los patrones. Para una segunda fase se tienen las imágenes espectrales tratadas con las técnicas de muestreo compresivo para obtener detección y clasificación de objetivos que contribuyan al mejorar el diseño de patrones y al fortalecimiento de la agricultura de precisión en este departamento.

## II. MARCO TEÓRICO

### A. Gran Cantidad de Datos

Tiene como dificultades el almacenamiento y el análisis de los datos, volumen, y tamaño de datos. Velocidad, tasa a la cual se recibe los datos y se tratan (hoy, en tiempo real). Variedad, sintaxis (representación física de los datos, estructurada y semi estructurada) y semántica (significado). Valor, hacer predicción con los valores de los datos para estimar presupuestos precisos en los diferentes proyectos a ejecutar [4], [5], [6], [7]. Es así, como la ciencia de los datos aplica la tecnología en el análisis de datos SQL [8], minería de datos, estadística y análisis de acuerdo al problema abordado, para obtener la información requerida.

### B. Diseño de Patrones

La minería de datos emerge de las bases de datos para realizar un proceso de extracción de la información fundamentada en la matemáticas y en la estadística [9], [10] a partir de ella se determinan los patrones, para lo cual el modelo de clasificación y de la minería de datos se ajustan para empezar a realizar un proceso de inferir el conocimiento fundamentado en los algoritmos de la minería de datos [11]. El criterio de preferencia de acuerdo al conjunto de datos entregados, los parámetros y la dependencia entre ellos.

La funcionalidad del modelo de la minería de datos debe incluir el modelo de clasificación, agrupamiento, generación de reglas, descripción de relaciones de asociación y la regresión entre los diferentes atributos de los datos [12] [13]. También, la recapitulación que provee la descripción de los diferentes subconjuntos de los datos. El modelamiento de las dependencias para describir la existencia de las dependencias significativas

Digital Object Identifier (DOI): <http://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2016.1.1.104>

ISBN: 978-0-9822896-9-3

ISSN: 2414-6390

entre las variables o atributos. El análisis de secuencias determina los patrones en las series de tiempo, en los estados de los procesos, extraer la desviación y tendencias sobre las secuencias en el momento que se ésta ejecutando [14].

### C. Agricultura de Precisión

Es el uso de la tecnología para la colección y procesamiento de datos desde diferentes dispositivos electrónicos, ópticos algunos como sensores, cámaras y de sistemas geográficos de posicionamiento (GPS) para realizar las labores culturales focalizadas de un cultivo justo a tiempo, con las dosis requeridas de los insumos para hacer el seguimiento de las mismas [15]. Es así, como el desarrollo tecnológico de sensores para trabajar en redes locales y remotas se aplican en el monitoreo de cultivos en la necesidades de medir la deficiencias de nutrientes, condiciones del suelo y detección de las plagas o malezas de forma temprana [16]. Se emplea en la fertilización de cultivos de trigo, los cuales son tratados con el algoritmo de redes neuronales de la minería de datos para establecer patrones de manera que se pueda lograr predecir el rendimiento en la producción de estos [17]. En el uso razonable del agua en cultivos de acuerdo a la disponibilidad de este recurso tanto, en la superficie como de forma subterránea, con la implementación de algoritmos genéticos para establecer los patrones de manera que se pueda viabilizar entre, el costo y el beneficio de tener los niveles de humedad adecuado para que los cultivos alcancen una mejor producción y los costos en los cuales se incurren para sostener estos niveles durante el tiempo que dura el cultivo, desde su inicio (siembra) hasta la finalización (recolección) del mismo, con el análisis de las características del medio ambiente y del clima imperante durante el desarrollo del mismo [18] sea económicamente viable.

En los cultivos de remolacha para establecer patrones de las enfermedades que lo atacan, mediante el uso de los datos enviados y almacenados en las bases de datos por los sensores de imágenes hiper espectral reflectante, cuyo objetivo de estas imágenes es la obtención del espectro del pixel de cada imagen o escena para identificar el color, tamaño y ubicación de las manchas en las hojas del cultivo que son los síntomas para determinar el estado y avance de los posibles ataques de las enfermedades. El uso del algoritmo de máquina de soporte vectorial permite la clasificación no lineal de los datos obtenidos para hacer una predicción temprana de las enfermedades antes de que sus síntomas afluoren en su totalidad, logrando un tratamiento oportuno que redunde en mejores condiciones de producción y por ende mayor rentabilidad del cultivo [19].

### D. Imágenes Espectrales

Las imágenes espectrales (SI, de su sigla en inglés) representan información en alta resolución espectral, de los materiales o la vegetación presente en la superficie de la tierra [20]. La información contenida en una SI corresponde a datos de radiancia y reflectancia de la superficie, que pueden ser

observados como una dispersión de puntos en un espacio Euclidiano L-dimensional, donde L es el número de bandas espectrales.

Las SI son usadas en las áreas del medio ambiente, minería [21], geología [22], [23], caracterización del suelo [24], y de coberturas vegetales [25]. Se destaca el área agrícola con el monitoreo, seguimiento y control del periodo vegetativo de los cultivos (desde la siembra hasta determinar el punto de recolección de la cosecha) e identificación de malezas, plagas, enfermedades o deficiencias de nutrientes [26], [27]. Un píxel perteneciente a una SI se considera como un vector  $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_L]$ , que contiene uno o varios espectros mezclados (firmas espectrales) de diferentes materiales presentes en una escena [28]. Es posible medir la similitud entre dos espectros, o detectar un objetivo a través de la exploración de los datos contenidos en el espacio L-dimensional a través del uso de algoritmos [29].

Las L bandas de una imagen espectral forman un cubo de datos, cuyas dimensiones corresponden a la combinación de información espacial (x; y) y espectral L de la escena. Los sensores SI tienen la capacidad de adquirir la información espectral de los materiales que conforman los diversos objetos en una escena, que poseen un comportamiento espectral específico de acuerdo a su composición [29].

### E. Muestreo Compresivo

El aumento en el volumen de la información producto de la gran cantidad de datos (audio, video e imagen) que generan los sensores, los móviles, las redes sociales, la Internet de las cosas [7] y las imágenes espectrales, hacen posible el uso de técnicas y dispositivos que disminuyen su tamaño. Es así, como el muestreo compresivo es una teoría que enuncia que se puede superar el límite de muestreo de Nyquist [30], [31], ya que permite la compresión de las señales en el momento del muestreo [32]. Esta teoría se basa en los principios de la dispersión e incoherencia en el muestreo [33]. De esta manera, el cálculo de un conjunto de coeficientes dispersos en una base (por ejemplo Wavelet), correspondientes a una señal  $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^N$ , permite la reconstrucción de dicha señal sin distorsión [34].

El muestreo compresivo puede modelarse como un conjunto de proyecciones lineales de  $\mathbf{f}$  sobre una matriz de muestreo  $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \dots, \varphi_N]$ , con  $\varphi_i \in \mathbb{R}^M$ ; tal que  $\mathbf{g} = \Phi \mathbf{f}$ , donde  $M \ll N$  [35].

Una señal dispersa de tamaño  $N$ , representada en el vector  $\mathbf{s} \in \mathbb{R}^N$ , tiene un factor de dispersión  $K$ , si  $\|\mathbf{s}\|_0 = |\{s_{(k)} \neq 0 : k = 1, \dots, N\}| \leq K$  donde  $\mathbf{s}$  contiene elementos no nulos de la señal. La mayoría de señales no son de naturaleza dispersa, sin embargo, se pueden llevar a representaciones de este tipo por medio de la combinación lineal [36]:  $\mathbf{f} = \Psi \mathbf{s}$ ; donde  $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$  corresponde a la base de representación.

La incoherencia en el muestreo compresivo está dada por el grado de correlación entre los elementos de las bases  $\Phi$  y  $\Psi$ . La existencia de la correlación significa que existe un alto grado de coherencia entre las dos bases, que está dada por:

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \cdot \max_{1 \leq k, j \leq N} | \langle \Phi_k, \Psi_j \rangle |, \quad (1)$$

en donde el valor mínimo y máximo están definidos por  $\mu(\Phi, \Psi) \in [1, \sqrt{N}]$ . Si al calcular (1) se obtiene el máximo valor, la señal  $f$  no puede ser muestreada. Para resolver esta dificultad, se recurre al muestreo aleatorio [37], [38], [39], [40].

### III. METODOLOGÍA

La propuesta de diseño de patrones de estratificación para los cultivos del departamento Huila, incluye la metodología top down con las siguientes etapas:

**Requerimientos:** consecución de los registros históricos del departamento del Huila para las variables climáticas, agroecológicas, económicas, sociales y de suelos con instituciones como el IDEAM, DANE, IGAC, INAT. Además, una visita a entidades gubernamentales (UMATAS, secretarías o despachos dedicados al sector agropecuario y a las agremiaciones de los cafeteros, cacaojeros, frutícolas, entre otras para seleccionar el tipo de cultivo, la variedad, y la semilla. La zona donde de verificación de los patrones de estratificación y su validación a través de la implementación de una red de sensores inalámbricos, para lo cual es necesario tener su caracterización (área, infraestructura existente) en un plano con los sitios en los cuales se colocarán los sensores, se estima que sea la vereda del Alto Bejucal de Municipio de Campoalegre Huila. En el caso de las imágenes espectrales en la misma vereda.

**Planificación:** con el inventario de los registros históricos de las variables descritas en los requerimientos, las características de las semillas existentes y cultivadas en el departamento del Huila, se hace la definición del modelo de minería de datos para la obtención de los patrones.

Posteriormente con el plano a escala de detallará la ubicación de los sensores, un estudio de cobertura, ubicación de puntos e interferencias de la red Inalámbrica. En lo referente a las imágenes espectrales se tomarán los puntos verdaderos de tierra para la realizar las pruebas de detección y clasificación de los objetos presente en el área de estudio.

**Diseño:** se realiza el modelo de las estructuras de las bases de datos, entidades, atributos, relaciones, y la selección de los algoritmos para hacer un escenario con el software WEKA [3] en donde se obtiene la estadística de los datos y la estratificación de los cultivos.

En el caso de la red inalámbrica una vez se obtenga la zona seleccionada, se iniciará a modelar diferentes topologías de la red para encontrar la satisfaga la cobertura, la fiabilidad, y la autonomía según la ficha técnica de los dispositivos, accesorios, y los estándares de la IEEE802.15.

Las imágenes espectrales obtenidas son sometidas a un proceso de depuración (bandas malas, correcciones atmosféricas y brillo solar) conocer la información técnica del

sensor que las toma para realizar las aplicaciones de detección y clasificación de objetivos.

**Implementación:** se determinan los cultivos viables a ser sembrados de acuerdo a las variables descriptas en los requerimientos y a la ficha técnica de las semillas de las especies disponibles en la zona.

Con el diseño de la red inalámbrica de sensores, los dispositivos y los accesorios se construye la red in situ, para obtener los datos de insumos del modelo y ejecutar el escenario en el software WEKA.

Depuradas las imágenes espectrales se realiza las aplicaciones de detección y clasificación de acuerdo a los objetivos seleccionados.

**Verificación:** estratificados los cultivos para cada zona del departamento del Huila de acuerdo a los patrones establecidos, los datos obtenidos son confrontados en los municipios de Villavieja, Neiva, Rivera, Campoalegré, Garzón, La Plata, Pitalito y San Agustín por su importancia como zonas de despensa agrícola.

Implementada la red inalámbrica de sensores se hacen pruebas para comprobar el envío y recepción de los datos al nodo principal y la inter operatividad de los diferentes dispositivos y accesorios. Además se confrontan los datos enviados por los sensores de temperatura, Ph y brillo solar, con los datos tomados in situ por el medidor de brillo solar, Ph y temperatura, de forma paralela en la ubicación de los sensores a la misma hora para realizar los ajustes requeridos a la red de forma se obtenga un índice de fiabilidad.

Con los datos enviados por la red inalámbrica de sensores, se analiza la información para ser confrontada con los datos tomados in situ donde se estableció la red para proceder a realizar los ajustes requeridos que garanticen la calidad de la información.

Realizada la detección y clasificación a los objetivos deseados se realiza la confrontación en campo de acuerdo a la zona seleccionada para garantizar la fiabilidad.

**Optimización:** con el análisis de los datos obtenidos por WEKA y los de la visita a los municipios arriba mencionados se hace una confrontación para determinar los ajustes a realizar al modelo para su afinamiento. Igual se hace con la red inalámbrica de sensores y las imágenes espectrales para obtener el modelo.

### III. RESULTADOS

En el desarrollo de este proyecto se obtienen los siguientes resultados:

#### A. Minería de Datos

El desarrollo de los patrones de estratificación de los cultivos en el departamento del Huila, se hace con WEKA y la metodología CRISP-DM [2] en las siguientes etapas:

**Compresión del negocio:** el Huila departamento ubicado al sur de Colombia, conocido como la puerta del sur o de la

Amazonia, con una población de 723,456 habitantes [41] y 37 municipios. Actualmente realiza la estratificación de los cultivos por medio de la selección del tipo de suelo, la altura sobre el nivel del mar, sobre el cual se desea desarrollar y las características de la semilla en principio para los contemplados en las apuestas productivas del Huila (frutales, piscícolas y minería) [1].

La existencia de otros factores como el brillo solar, tiempo durante el cual la luz del sol está presente en un territorio; los niveles de precipitación anual, es decir, milímetros de agua lluvia que cae en un territorio; el viento por la velocidad, la dirección y la altura; el suelo, por su textura, estructura, granulometría, color y composición química; la disponibilidad de agua, subterránea o superficial; carreteras, su estado y tipo; comercialización, centro de acopio, condiciones de infraestructura, distancia, precios, condiciones de embalaje; orden social, guerrilla, delincuencia, policía, ejército, mano de obra disponible y calidad, se tienen en cuenta de una forma tangencial pero no decisiva para el desarrollo de los cultivos, esto ocasiona bajos ingresos económicos por los volúmenes en la producción, la calidad y la presentación de los frutos.

El diseño de patrones para la estratificación de cultivos en el departamento del Huila, permite realizar una planificación de las áreas a ser sembradas en cada municipio de acuerdo a sus potencialidades. Contribuye a regular la oferta y demanda de los productos sembrados para lograr establecer unos precios favorables a productores y consumidores.

La red inalámbrica de sensores se convierte en una herramienta para el monitoreo permanente y constante de las variables arriba mencionadas las cuales inciden en el diseño de los patrones. Las imágenes espectrales con la detección y clasificación de objetivos contribuye con información a tener actualizados el diseño de patrones y al monitoreo de las áreas sembradas.

**Compresión de datos:** entender los datos para identificar las variables de interés y las posibles inconsistencias en la construcción del modelo. La información de las variables de trabajo empleadas es:

Municipio, valor categórico para referirse al nombre de la población, 37 nombres.

Temperatura, valor numérico decimal expresado en grados centígrados, se coloca el promedio anual de 18 hasta 38 grados centígrados. Determina el tipo de cultivo que según su variedad poder plantado.

Precipitación, valor numérico decimal para referirse a la cantidad de agua lluvia en promedio caída al suelo durante un año, oscila de 800 a 1600 milímetros. Determina la cantidad de agua disponible para el periodo vegetativo del cultivo (tiempo que transcurre desde la siembra hasta la recolección del mismo).

Brillo Solar, valor numérico decimal para expresar la cantidad en promedio anual de las horas de presencia de los rayos solares en la tierra. Puede ser un agente de estrés cuando el valor está por fuera de los rangos tolerados por el cultivo o

un facilitador para aumentar o disminuir el periodo vegetativo del mismo

Humedad Relativa, valor numérico decimal para referirse al porcentaje en promedio anual de la cantidad de agua presente en el medio ambiente. Un alto valor contribuye al fomento de condiciones propicias para la formación de hongos, determina las etapas de siembra o recolección.

Altura, valor numérico para referirse a la cantidad de metros sobre el nivel del mar en el que se encuentra ubicado un municipio.

Disponibilidad de Agua, valor categórico abundante, moderado, escaso, subterráneo. Se induce la cantidad de agua disponible para la aplicación de un riego (agua suministrada a un cultivo de forma diferente a la caída en una lluvia).

Topografía, valor categórico del relieve predominante llano, ondulado, cordillera. De acuerdo está, se selecciona el tipo de maquinaria a utilizar en el cultivo.

Pisos Térmicos, valor categórico cálido, medio, frío, para seleccionar el tipo de semilla a sembrar.

Tipos de Cultivos, valor categórico café, granadilla, lulo, maracuyá, cholupa, mora, tomate de árbol, uva, cacao, tabaco, mojarra roja. Solo se mencionan estos por ser los contenidos en las apuestas productivas del departamento del Huila.

Tipos de Suelo, valor categórico entisol (fragmentos de roca), inceptisol (clima frío, mal drenaje), histosol (orgánicos), andisol (cenizas volcánicas), molisol (muy fértiles, materia orgánica), vertisol (fértiles, arcilla), oxisol (baja fertilidad), ultisol (poco fértiles), espodoso (Ph alto y baja fertilidad), aridisol (secos y áridos). Permite el desarrollo radicular del cultivo, mejorando las características de absorción de nutriente y de agua a la planta.

Tipo de Actividad Comercial, valor categórico comercio, agrícola, pecuario, agropecuario. Determina la vocación predominante en una zona y los posibles recursos (mano de obra, insumos) disponibles en ella.

Nivel Actividad Comercial, valor categórico alta, media, baja. Se puede establecer zonas intermedias o centros de acopio.

Tipo de Carretera, valor categórico, nacional, local, de vereda. Induce al tipo de transporte disponible en la zona para la movilidad de insumos, mano de obra y de la cosecha.

Distancia al Centro de Acopio, valor numérico dado en kilómetros. Contribuye a seleccionar el tipo de embalaje a ser utilizado para comercialización de la cosecha.

Ciudad de Acopio, valor categórico Neiva, Pitalito, Garzón, La Plata, Bogotá. Ciudades que contribuyen al mercadeo e imposición de precios a los productos cosechados.

Nivel de Seguridad, alto, medio bajo. Contribuye a establecer la mano de obra, la infraestructura y las condiciones de mercado disponible la zona para el establecimiento del cultivo.

**Preparación de los datos:** se hace mediante la calidad y completitud de los datos, según la descripción de cada atributo:

Municipio, fundamental conocer el municipio, se deja.

Temperatura, ayuda a conocer la adaptabilidad del cultivo, se deja.

Precipitación, para conocer la disponibilidad de agua lluvia, se deja.

Brillo Solar, influye en la formación y desarrollo del cultivo, se deja.

Humedad Relativa, de acuerdo a la temperatura y a la precipitación se puede correlacionar, se rechaza.

Altura, con el brillo solar y la temperatura se correlaciona, se rechaza.

Disponibilidad de Agua, es importante conocer las fuentes hídricas, se deja.

Topografía, existen cultivos que se pueden sembrar en diferentes tipos de esta, se rechaza.

Pisos Térmicos, con la temperatura y el brillo solar se correlacionan, se rechaza.

Tipos de Cultivos, es importante conocer los cultivos sembrados en los diferentes municipios, se deja.

Tipos de Suelo, ayuda al proceso de implementación y desarrollo de los cultivos.

Tipo de Actividad Comercial, es indispensable conocer la vocación del comercio en cada municipio, se deja.

Nivel Actividad Comercial, al conocer la ciudad de acopio se puede inferir el nivel de comercio, se rechaza.

Tipo de Carretera, determina los tipos de vehículos que transitan por ella, se deja.

Distancia al Centro de Acopio, esta correlacionado con la ciudad de acopio, se rechaza.

Ciudad de Acopio, define las condiciones del mercado, se deja.

Nivel de Seguridad, permite establecer el nivel del orden público en cada zona, se deja.

**Modelado:** se parametriza el algoritmo de expectativa de maximización (EM) el cual, hace parte de las técnicas no supervisadas de la minería de datos se obtiene un total de 7 grupos con una distribución del 22% para el grupo 0, 19% para el grupo 1, 12% para los grupo 2, 3 y 4, 13% para el grupo 5 y 8% para el grupo 6.

**Evaluación:** el entrenamiento de los datos se hace con el algoritmo J48 el cual, forma parte de las técnicas supervisadas. Se evaluó con la curva característica de recepción (ROC) con la que se obtiene un valor de uno (1) para todos los grupos, de manera que las predicciones realizadas tienen un alto porcentaje de acierto.

La tabla I, muestra los siete grupos de municipios con los cultivos propensos a cultivar. Además, indica que el mismo tipo de cultivo se puede sembrar en diferente Municipios.

TABLE I. GRUPO DE CULTIVOS POR MUNICIPIOS

CARACTÉRISTICAS	GRUPO 0	GRUPO 1	GRUPO 2	GRUPO 3	GRUPO 4	GRUPO 5	GRUPO 6
CULTIVOS	uva, café,	mora, tomate	maracuyá,	lulo, café,	tabaco, mora,	lulo, tabaco,	cholu pa, marac

	grana dilla	árbol, grana dilla	café, uva	maracuyá	café, mojarra roja	maracuyá	uyá, café
MUNICIPIOS	Teruel, Algeciras, Colombia	Isnos, San Agustín, Guadalupe,	Timana, Colombia, Tarqui	Gigante, Suaza, Colombia	Garzón, Yaguara, Colombia, Hobo, Aipe	Baraya, Villavieja, Colombia	Aipe, Rivera, Neiva

#### B. Red inalámbrica de sensores

Actualmente, se trabaja en el diseño de la red Inalámbrica para ser implementada en un cultivo de naranjas en la vereda Alto Bejucal municipio de Campoalegré Huila

#### C. Imágenes espectrales

Las imágenes de la vereda de Alto Bejucal ubicada en el municipio de Campoalegré están disponibles. Falta el afinamiento de las aplicaciones de detección y clasificación de objetivos mediante el muestreo compresivo para su implementación.

### IV. CONCLUSIONES

El diseño de patrones para la estratificación de cultivos en el departamento del Huila, permite realizar una planificación de las áreas a ser sembradas en cada municipio de acuerdo a sus potencialidades. Contribuye a regular la oferta y demanda de los productos sembrados, establece precios favorables a la relación productores-consumidores y contribuye al auge de las zonas.

La red inalámbrica de sensores permite el monitoreo permanente de las variables arriba mencionadas las cuales, son fundamentales en el establecimiento de un cultivo y afectan de forma directa el diseño de los patrones.

Las imágenes espectrales con un tratamiento de muestreo compresivo reducen el tiempo de respuesta a la detección y clasificación de objetivos, contribuyen a obtener una información actualizada para el diseño de los patrones. Además, abre las fronteras tecnológicas agropecuarias al departamento para posteriores estudios en diferentes áreas (establecer un censo agropecuario actualizado y monitoreado).

### REFERENCES

- [1] D. d. Huila, "Agenda interna del Huila para la productividad y la competitividad," Editora Surcolombiana S.A., Neiva, 2007.
- [2] IBM Corporation, "Publications IBM," 2012. [Online]. Available: <ftp://public.dhe.ibm.com/software/analytics/spss/documentation/modeler/15.0/es/CRISP-DM.pdf>. [Accessed 01 12 2013].

- [3] H. Mark, F. Eibe, H. Geoffrey, P. Bernhard, R. Peter and I. H. Witten, "The WEKA Data Mining Software," *SIGKDD Explorations*, vol. 11, no. 1, 06 01 2009.
- [4] ORACLE, "Information Management and Big Data a Referenc Arquitecture," 9 2014. [Online]. Available: <http://www.oracle.com/technetwork/database/bigdata-appliance/overview/bigdatarefarchitecture-2297765.pdf>. [Accessed 01 04 2015].
- [5] C. Chen and C. Zhang, "Data-Intensive Applications, Challenges, Techniques and Technologies: A Survey on Big Data," *Information Sciences*, vol. 275, pp. 314-347, 2014.
- [6] M. Chen, S. Mao and Y. Liu, "Big Data: A Survey," *Mobile Networks and Applications*, vol. 19, no. 2, pp. 171-209, 2014.
- [7] M. Padgavankar and S. Grupta, "Big Data Storage and Challenges," *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, vol. 5 (2), pp. 2218-2223, 2014.
- [8] B. Cui, M. Hong and C. O. Beng, "Big Data: the Driver for Innovation in Databases," *National Science Review*, vol. 1, no. 1, pp. 27-30, 2014.
- [9] R. F. Medina and S. C. Gomez, "Algoritmos y tareas para la minería de datos," in *Twelfth American and Caribbean Conference for engineering and technology*, Guayaquil Ecuador, 2014.
- [10] S. R. Londhe, R. A. Mahajan and B. j. Bhojar, "Survey on Mining High Utility Itemset Transactional Database," *International Journal of Innovative Research & Development Vol 2 Issue 13*, pp. 43-47, 2013.
- [11] G. A. Delgado, C. V., S.-M. J., S. M., M. S. J. and V. M. A. D., "Using fuzzy data mining to evaluate survey data from olive grove cultivation," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 65, no. 1, pp. 99-113, 2009.
- [12] R. F. Medina and S. C. Gomez, "Algoritmos y funcionalidades de la Minería de Datos," in *Twelfth American and Caribbean Conference for engineering and technology*, Guayaquil Ecuador, 2014.
- [13] S. Hajian and F. J. Domingo, "A Methodology for Direct and Indirect Discrimination Prevention in Data Mining," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Enginneering Vol 25 No. 7*, pp. 1445-1459, 2013.
- [14] D. K. Ashok and N. Kamathanan, "A Survey on Data Mining and Pattern Recognition Techniques for soil data mining," *IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Vol 8, Issue 3, No. 1, mayo*, pp. 422-428, 2011.
- [15] P. S. Gorbea, "Tendencias Transdisciplinarios en los Estudios Métricos de la Información y su Relación con la Gestión de la Infrmación y del Conocimiento," *Perspectivas em Gestão & Conhecimento*, vol. 3, no. 1, pp. 13-27, 2013.
- [16] L. W.S., V. A. Y. C., H. M., D. M. and C. L. , "Sensing technologies for precision specialty crop production," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 74, no. 1, pp. 2-33, 2010.
- [17] G. Rub, R. Kruse, M. Schneider and P. Wagner, "Data mining with neural networks for wheat yield prediction," *Computer science Vol 5077*, pp. 47-56, 2008.
- [18] M. Karamouz, B. Zahraie, R. Kerachian and A. Eslami, "Crop Pattern and Conjunctive Use Management: a Case Study," *Irrigation and Drainage, volumen 59 issue 2*, pp. 161-173, 2010.
- [19] T. Rumpfam, A.-K. Mahleinb, U. Steinerbm, E.-C. Oerkeb, H.-W. Dehneb and L. Plümera, "Early detection and classification of plant diseases with Support vector machines based on hyperspectrl reflectante," *Computers and electronics in agriculture, vol 74 issue 1*, pp. 91-99, 2010.
- [20] K. G. M., M.-H. S., K. B. H., M. O. S. and A. U. C., "Examples of EO-1 Hyperion data analysis," *Lincoln Laboratory Journal*, vol. 15 No. 12, pp. 271-298, 2005.
- [21] S. H., K. A., A. D. H. and A. A. A., "Hydrocarbon microseepage mapping using signature based target detection techniques," 2015. [Online]. Available: <http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?doi=10.1117/12.2195105>. [Accessed 01 10 2015].
- [22] C.-V. A., A. V. G. C., A. R.-M. F., F. C.-C. S. and H. Arguello-Fuentes, "Aplicaciones y retos del sensado remoto hiperespectral en la geología colombiana," *Revista Facultad de Ingeniería*, vol. 24 No. 40, pp. 17-19, 2015.
- [23] M. G., T. R., C. I. and M. S., "Graph-Based Supervised Automatic Target," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 53 No. 5, pp. 2738-2754, 2015.
- [24] O. S., E. E. Y. and A. Y., "Object Detection in Rural Areas using Hyperspectral Imaging," in *SPIE 9643, Image and Signal Processing for Remote Sensing XXI*, Toulouse France, 2015.
- [25] B. A., B. F. and S. U., "Robust classification of the nutrition state in crop plants by hyperspectral imaging and artificial neural networks," in *Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, 2011.
- [26] M. A. S., A. A. M. and F. A. E., "Crop Discrimination Using Field Hyper Spectral Remote Sensed Data," *Advances in Remote Sensing*, vol. 02, pp. 63-70, 2013.
- [27] C. D. L. C., M. R. J., B. S., D. F., L. M., a. S. N., a. R. D. and P. C. J., "Evaluation of oil-palm fungal disease

- infestation with canopy hyperspectral reflectance data," *Sensors*, vol. 10, pp. 734-747, 2010.
- [28] G. M., A. S. and V. P., "Compressive Source Separation: Theory and Methods for Hyperspectral Imaging," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22 No. 12, pp. 5096-5110, 2013.
- [29] Z. A., B. J., C. J. and G. P., "Foreword to the Special Issue on Hyperspectral Image and Signal Processing," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, vol. 7, pp. 1841-1843, 2014.
- [30] N. H., "certain topics in telegraph transmission theory," *American Institute of Electrical Engineers, Transactions of the*, vol. 47, pp. 617-644, 1928.
- [31] H. Morteza, "Reducing ADC Sampling Rate with Compressive Sensing," *ArXiv Preprint arXiv:1503.00311*, pp. 1-8, 2015.
- [32] K. Hayashi, M. Nagahara and T. Tanaka, "A user's guide to compressed sensing for communications systems," *IEICE Transactions on Communications*, Vols. E96-B. No.3, pp. 685-712, 2013.
- [33] D. J. B. L. C. H. A. a. D. S. K. G. R. Arce, "Compressive Coded Aperture Spectral Imaging: An Introduction," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 31 No. 1, pp. 105-115, 2014.
- [34] R. G. Baraniuk, "Compressive Sensing," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 118-124, 07 2007.
- [35] S. Foucart and H. Rauhut, *A Mathematical Introduction to Compressive Sensing*, New York: Springer, 2013.
- [36] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, 2006.
- [37] J. A. Tropp, "Greed is Good: Algorithmic Results for Sparse Approximation," *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 50, No. 10, 2004.
- [38] E. Candes and M. Wakin, "An Introduction To Compressive Sampling," *EEE Signal Processing Magazine*, vol. 25 No.2, pp. 1-8, 2008.
- [39] A. Ramirez, H. Arguello, G. R. Arce and B. M. Sadler, "Spectral image classification from optimal coded-aperture compressive classification and target recognition," in *SPIE 6498, Computational*, vol. 6498, pp. 6490H-64 980H-12, 2014.
- [40] D. Manolakis, E. Truslow, M. Pieper, T. Cooley and M. Brueggeman, "Detection Algorithms in Hyperspectral Imaging Systems: An Overview of Practical Algorithms," *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 352, pp. 24-33, 2014.
- [41] DANE, "www.dane.gov.co," 02 05 2005. [Online]. Available: <https://www.dane.gov.co/files/censos/libroCenso2005nacional.pdf>. [Accessed 01 10 2014].