SISTEMAS COMPUTACIONALES DE APRENDIZAJE PROFUNDO APLICADO A LA TELEDETECCIÓN DE MINERALES METÁLICOS EN EL NORTE DEL CESAR: ETAPA DE EXPLORACIÓN MINERA

Alexander David Fuenmayor Mejía, Angie Melissa Jiménez Yépez

Fundación Universitaria del Área Andina
Valledupar, Colombia

Resumen

Para realizar la minería, es necesario el desarrollo de múltiples etapas dentro de las cuales destaca la exploración minera, que tiene como finalidad determinar la existencia, cantidad y características uno o más minerales de interés; En dicha etapa se pueden implementar diferentes métodos y técnicas para determinar las características del yacimiento, una de estas corresponde a las técnicas de Teledetección, las cuales consisten en la caracterización de la superficie terrestre mediante sensores remotos, con el fin de encontrar manifestaciones minerales mediante el uso de imágenes multiespectrales.

Es así como, en el norte del departamento del Cesar se tienen algunos indicios de la presencia de minerales metálicos, por lo cual se plantea en esta investigación la posibilidad y necesidad de Desarrollar un modelo para la exploración de minerales metálicos en el norte del cesar, mediante el uso de teledetección apoyada en sistemas computacionales de aprendizaje profundo (Deep Learning), con la finalidad de realizar la detección de minerales de una manera innovadora, de menor impacto ambiental, y además de ser muy precisa y eficiente, mediante la implementación de sistemas computacionales de aprendizaje profundo, los cuales son un amplio conjunto de métodos para el aprendizaje autónomo basados en abstraer grandes representaciones de datos.

Palabras clave: teledetección; exploración minera; aprendizaje profundo, minerales metálicos

Abstract

To carry out the mining, it is necessary to develop multiple stages, among which the mining exploration, whose purpose is to determine the existence, quantity and characteristics of one or more minerals of interest; In this stage different methods and techniques can be implemented to determine the characteristics of the reservoir, one of these corresponds to the techniques of Remote sensing, which consists in the characterization of the terrestrial surface by means of remote sensors, in order to find mineral manifestations through the Use of multispectral images.

Thus, in the north of the department of Cesar have some evidence of the presence of metallic minerals, which is why in this research the possibility and need to develop a model for the exploration of metallic minerals in the north of the cesar, Through the use of remote sensing supported in deep learning computer systems, with the purpose of performing the detection of minerals in an innovative way, of less environmental impact, and in addition to being very precise and efficient, through the implementation of systems Which are a broad set of methods for autonomous learning based on abstracting large representations of data.

Keywords*: remote sensing; mining exploitation; deep learning, metal minerals*

1. Introducción

Normalmente la realización de la etapa de exploración minera es la que supone la base de esta industria, ya que mediante ella es que se localizan los recursos mineros a ser explotados, por lo tanto, sus principales objetivos son la identificación clara del propósito del trabajo a realizar y así mismo el minimizar los costos de extracción de dichos minerales con el fin de que la labor se lleve a cabo de una manera sostenible. Esta exploración minera viene dada por algunas herramientas o técnicas como lo son la recopilación de información, la geología, la geoquímica, geofísica, sondeos mecánicos y la teledetección. La teledetección es la técnica que permite obtener información a distancia de objetos sin que exista un contacto material. Para que ello sea posible es necesario que, aunque sin contacto material, exista algún tipo de interacción entre los objetos observados; situados sobre la superficie terrestre, marina o en la atmósfera; y un sensor situado en una plataforma (satélite, avión, etc.). Universidad de Murcia (2006).

La importancia de esta técnica radica en la capacidad de "explorar grandes áreas con un esfuerzo razonable y eficientemente", Meléndez, I., Navarro, J., and Jordan, M. (2006). Además de un costo considerablemente reducido con respecto a otras técnicas; en contraposición, se tienen como limitaciones, el margen de error que esta técnica conlleva, la dependencia con respecto de la resolución de los sensores y el ruido presente en estos. Es importante señalar que uno de los aspectos más importantes en la teledetección corresponde al procesamiento de imágenes procedentes de los sensores, realizado mediante el uso de softwares especializados de análisis y clasificación de imágenes multiespectrales.

Con respecto a lo anterior, se tiene el Aprendizaje Profundo, definido como "El aprendizaje profundo es parte de una familia más amplia de métodos de aprendizaje automático basados en representaciones de datos de aprendizaje", Intel. (2016), que permiten modelos computacionales que están compuestos de múltiples capas de proceso para aprender representaciones de datos con múltiples niveles de abstracción; es decir, que facilita la representación de datos como imágenes multiespectrales resultantes de la teledetección. Cabe resaltar, que en el campo del Aprendizaje Profundo Deep Learning, se han venido realizando avances significativos en los últimos años, y expandiendo su campo de acción de su aplicabilidad en la computación, a otras disciplinas como la medicina, la bacteriología, etcétera.

Teniendo en cuenta lo anterior, es importante señalar que en el actual área de estudio, correspondiente al norte del departamento del Cesar, se han venido realizando trabajos de exploración minera, enfocados en mayor medida, en la parte oriental de este departamento (Serrania del Perija), constatando la presencia de una gran variedad de minerales, dentro de los cuales prevalecen los metálicos, tales como el Oro, Plata, Hierro y Cobre; que debido a sus propiedades físicas son más sensibles a ser detectados mediante técnicas de detección. Es por esto, que en esta investigación se quiere implementar las ventajas de la teledetección en la etapa de exploración minera a la vez que se abstraen las ventajas en el procesamiento de imágenes presentes en los sistemas computacionales de aprendizaje profundo, buscando mejoras en el margen de eficiencia y eficacia al momento de la detección de minerales, además de una reducción en el tiempo.

2. Teledetección de metales

La teledetección es la técnica que permite obtener información a distancia de objetos sin que exista un contacto material. Para que ello sea posible es necesario que, aunque sin contacto material, exista algún tipo de interacción entre los objetos observados; situados sobre la superficie terrestre, marina o en la atmósfera; y un sensor situado en una plataforma (satélite, avión, etc.). Universidad de Murcia (2006). Cabe resaltar que hay que tener en cuenta algunos componentes que permiten la aproximación al conocimiento de esta técnica, dentro de estos componentes están los siguientes: primero una fuente generadora de radiación electromagnética, la cual es procedente del sol. La energía emanada de esta fuente se refleja en las distintas cubiertas terrestres y al atravesar la atmósfera la información es recogida por sensores óptico-electrónicos los cuales se encuentran situados a bordo de vehículos espaciales, esta información es transmitida a la tierra como una señal digital en forma de matriz numérica y posteriormente las imágenes proceden a ser analizadas.

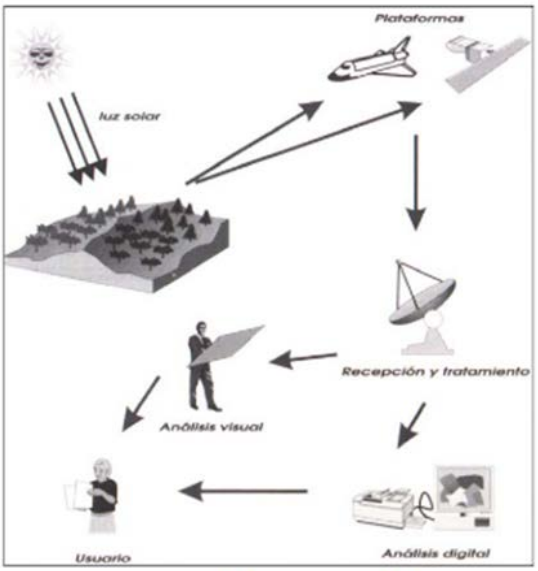

Fig. 1. Componentes de un sistema de teledetección. Tomado de Chuvieco, E.

Según la Universidad de Salamanca. (2006). Se pueden definir a los sistemas de teledetección espacial como aquellos que registran para cada punto del terreno (parametrizado por las coordenadas) la proporción de radiación electromagnética de longitud de onda emitida o reflejada por el mismo. Las modernas plataformas aéreas y de satélites disponen de sensores cada vez mejores, de modo que son capaces de recoger imágenes del terreno con una alta resolución espacial y espectral. En adición, la teledetección depende de otros factores inherentes a esta tecnología como lo son las resoluciones y el ruido de los sensores empleados en la plataforma, la neblina atmosférica, el procesamiento de la información.

Para el actual caso de teledetección de minerales metálicos, se parte del hecho de que los metales poseen propiedades electromagnéticas singulares, lo cual facilita el contraste de las imágenes multiespectrales procedentes de las plataformas. Explicando de manera más general, se tiene que los materiales tienden a absorber partes específicas del espectro electromagnético, creando especie de firmas espectrales únicas, las cuales son empleadas para detectar estos minerales metálicos.

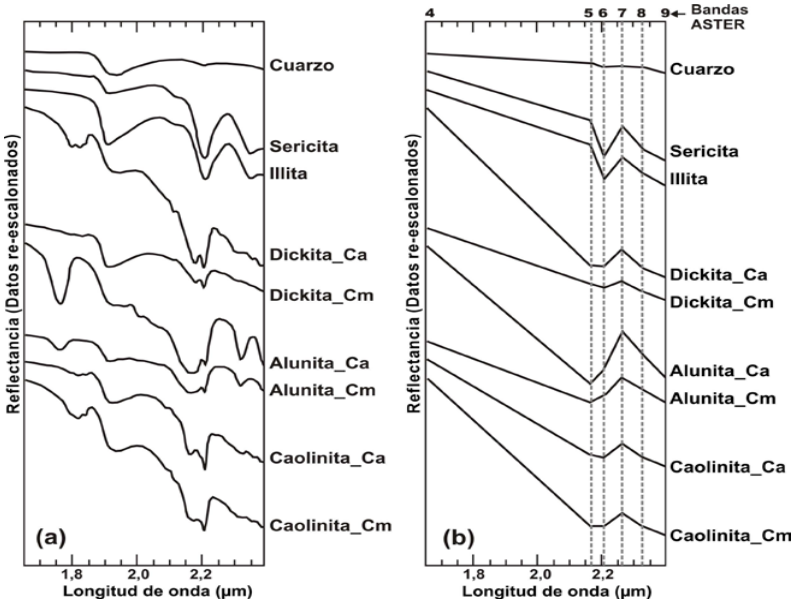

Fig. 2. Comparación de la reluctancia con respecto a ondas electromagnéticas, teniendo en cuenta el número de bandas del satélite Aster.
Tomado de: Ducart, D. and Carranza, E. (2016).

Cómo se puede observar en la figura 2, diferentes minerales poseen comportamiento únicos con respecto a las ondas electromagnética; lo cual permite la identificación de los diferentes materiales; para captar estas variaciones de la reflectancia según la longitud de las ondas, se hace necesario el uso de sensores especializados equipados en plataformas como los Satélites, que se encargan de medir a través de bandas de espectro, la cantidad de espectro electromagnético que es reflejado y absorbido por la superficie terrestre, o más específicamente al material enfocado.

Para discriminar los diferentes elementos presentes en la superficie terrestre mediante teledetección, se emplean técnicas de análisis de imágenes multiespectrales; la técnica que se utiliza más a menudo en la teledetección de minerales, es la de cociente de bandas, "la cual es una forma de extraer información a partir de cocientes entre los Números Digitales (DN) de dos bandas, dando como resultado una nueva imagen con nuevos valores de DN; la información que se obtiene permite contratar diferentes rasgos y unidades litológicas de una manera más clara". Aviris. (2014). Como se puede observar en la Figura 3, donde se implementa el análisis de imágenes multiespectrales con el uso de coeficiente de bandas, dando como resultado una visión más clara en el contraste entre dos litologías (arenisca y caliza).

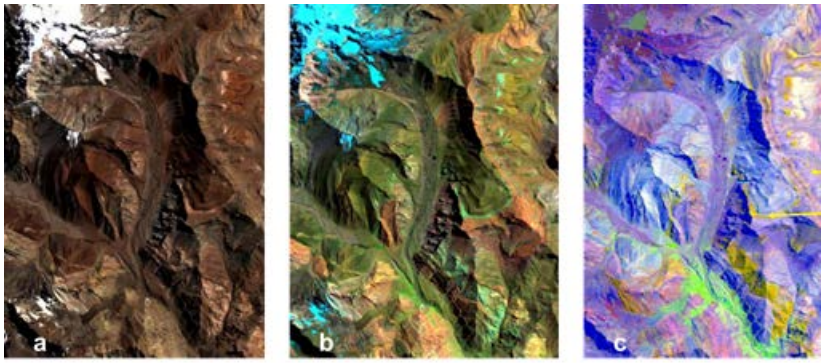

Fig. 3. Aplicación de coeficientes entre bandas: (a y b) Imágenes de dos bandas diferentes, (c) Composición color de cocientes RBG: 3/1, 4/2, 7/5 donde se observa la arenisca de color lavanda y la caliza con color amarillo.
Tomado de: Aviris. (2014).

3. Área de estudio

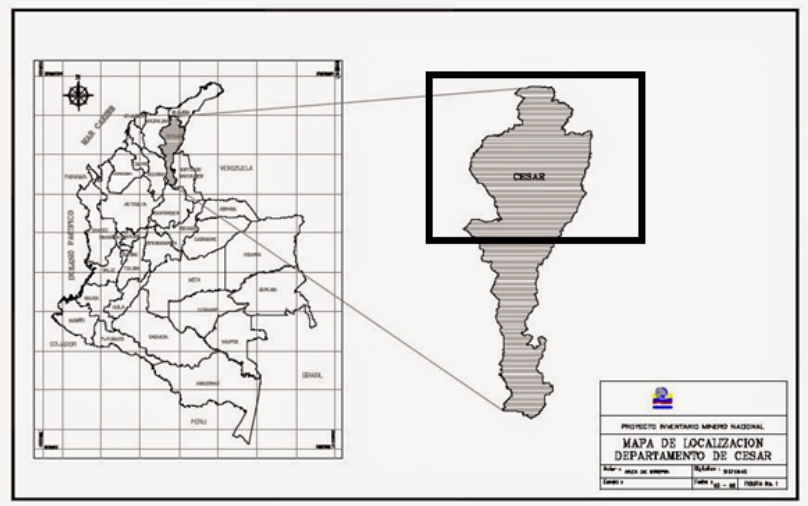

Fig. 4. Mapa del departamento del cesar, en el cual se identifica la Zona Norte que será la tenida en cuenta.
Tomado de: Zedan, C. and Pertuz, R. (2016).

El departamento del Cesar cuenta con una gran variedad y cantidad de recursos naturales renovables y no renovables en sus tierras, lo cual lo hace bastante atractivo para la realización de la actividad minera. De este modo, según Simco (2013), la Naturaleza premió al Departamento del Cesar, con la lotería Geológica, ya que gracias a los procesos Orogénicos, cuenta con cuantiosos y valiosos recursos minerales depositados en el subsuelo, los cuales en su gran mayoría hoy se encuentra a nivel de manifestaciones, sin un amplio conocimiento de sus reservas y calidades excepto el Carbón. Así mismo, este departamento también se caracteriza por la gran cantidad de recursos y reservas que presenta con respecto al carbón, cuyas explotaciones, exportaciones, y comercialización han contribuido de manera notoria en el desarrollo de esta región, esto gracias a las excelentes características que dicho carbón

presenta, como lo son: calidad, poder calorífico, porcentajes de cenizas, humedad, entre otros.

Como se había mencionado anteriormente, en el Cesar como en la zona norte de este departamento, también se encuentran otros tipos de materiales, algunos a los que no se les había sacado el provecho suficiente debido a que el gran protagonista ha sido el Carbón y otros que recientemente se ha ido descubriendo su existencia y que solo se han realizado algunos estudios previos para determinar la presencia de dichos minerales, pero que como tal no se ha procedido a realizar las respectivas etapas mineras. Así, según el IICA (2004), la existencia de diversos recursos minerales ajustados a la clasificación industrial establece la ubicación de minerales estratégicos del grupo de aluminio y metales básicos como el cobre en los municipios de San Diego, Valledupar y Manaure; metales de la industria del acero como el hierro y minerales energéticos como el carbón en los municipios de Codazzi y Valledupar.

4. Metodología

En los procesos de investigación es necesario definir el horizonte metodológico sobre el cual se estructuran las actividades propias del estudio. Uno de los pasos esenciales es definir el tipo de investigación el cual según Tamayo (2000) "se determina según el problema a abordar y el propósito que persigue el autor de la misma". De acuerdo a los pasos a seguir, la metodología se caracteriza como una investigación cuantitativa que como dijo Roldan (1995), recoge y analiza datos sobre variables y estudia las propiedades y fenómenos cuantitativos, sus objetivos son cuantitativos, donde se encuentran técnicas de análisis como el cuasi-experimental que será el utilizado en esta investigación.

Teniendo en cuenta lo anteriormente mencionado, la actual investigación, corresponde según lo expuesto por Zamora O. (2009) a un diseño de investigación cuasi-experimental, el cual corresponde a una investigación comparativa y con limitaciones en el control de las variables, así mismo el método cuasi-experimental es particularmente útil para estudiar problemas en los cuales no se puede tener control absoluto de las situaciones, pero se pretende tener el mayor control posible. Segura, A. (2003).

4.1. Imágenes utilizadas

El empleo de sensores remotos para la observación de la tierra y para el desarrollo de investigaciones con respecto a las características y riquezas que esta posee cada vez van en aumento, lo cual ha permitido la generación de una gran cantidad significativa de información y así mismo seguir despertando interés con respecto a este novedoso método que permite el estudio de la superficie. Teniendo en cuenta lo anterior, según Rodríguez, O. and Arredondo, H. (2005, Junio). Cuando se trata de la escogencia de algún sensor remoto para el desarrollo de estudios en cualquier ciencia, es necesario tener en cuenta los requerimientos de los datos obtenidos del sensor, entre estos se encuentra la cantidad de bandas espectrales, los requerimientos espaciales, el

cubrimiento espacial y temporal. En la presente investigación se utilizarán conjuntamente las imágenes ópticas multiespectrales correspondientes a los satélites Aster, Landsat-5/TM, Landsat-7 / ETM+ y Terra.

Las imágenes Aster son captadas por el satélite Terra de la NASA, estas cubren una amplia región espectral con 14 bandas desde el visible hasta el Infrarrojo térmico con alta resolución espacial, espectral y radiométrica. Así mismo poseen una vista adicional hacia atrás, banda de infrarrojo cercano que proporciona cobertura estéreo. La resolución espacial varía con longitud de onda: 15 m en el visible e infrarrojo cercano (VNIR), 30 m en el infrarrojo de onda corta (SWIR) y 90 m en el infrarrojo térmico (TIR). Abrams, M. and Hook, S. (2006). Así mismo las imágenes Landsat 7 ETM+ están compuestas por 8 bandas espectrales que pueden ser combinadas de distintas formas para obtener variadas composiciones de color u opciones de procesamiento, así mismo presenta una banda espectral (Banda Pancromática) con resolución de 15 metros. También, cuenta con mejoras en las características geométricas y radiométricas y una mayor resolución espacial de la banda térmica para 60 m. Geoservice Perú. (2008).

Y en el caso de las imágenes Landsat-5/TM, posee un sensor TM, es un avanzado sensor de barrido multiespectral, concebido para proporcionar una mayor resolución espacial, mejor discriminación espectral entre los objetos de la superficie terrestre, mayor fidelidad geométrica y mayor precisión radiométrica en relación con el sensor MSS. Opera simultáneamente en siete bandas espectrales, siendo tres en el visible, una en el infrarrojo cercano, dos en el infrarrojo medio y una en el infrarrojo termal. INEGI. (2010). Además, tiene consigo seis detectores para cada banda espectral siempre y seis líneas de exploración en cada exploración activa. USGS. (2013).

Satélite/cámara	Bandas	Rango espectral	Píxel
SAC-C / MMRS	1	0,48-0,50 um (azul)	175 m
	2	0,54-0,56 um (verde)	
	3	0,63-0,69 um (rojo)	
	4	0,795-0,835 um (NIR)	
	5	1,55-1,70 um (SWIR)	
Satélites / sensores	Bandas	Rango espectral	Píxel
LANDSAT-5 / TM	TM 1	0,45 – 0,52 um (azul)	30 m
	TM 2	0,52 – 0,60 um (verde)	
	TM 3	0,63 – 0,69 um (rojo)	
	TM 4	0,76 – 0,90 um (NIR)	
	TM 5	1,55 – 1,75 um (SWIR)	
	TM 7	2,08 – 2,35 um (SWIR)	
LANDSAT-7 / ETM+	ETM 8	0,58- 0,90 um (PAN)	15 m
Satélite / sensor	Bandas	Rango espectral	Píxel
TERRA / ASTER (TIR)	B 10	8,125-8,475 um (TIR)	90 m
	B 11	8,475-8,825 um (TIR)	
	B 12	8,925-9,275 um (TIR)	
	B 13	10,250-10,950 um (TIR)	
	B 14	10,950-11,650 um (TIR)	

Fig. 5. Resolución espectral y espacial de las imágenes ópticas multiespectrales utilizadas. Tomado de: Marchionni, D. and Schalamuk, I. (2010)

4.2. Técnica de análisis

La Teledetección de minerales, es realizada comúnmente mediante la implementación de análisis por cocientes de bandas, lo cual resulta en un análisis lineal de la información; esto quiere decir que no puede ser realizado de la misma manera en diferentes lugares, ya que se tiene en cuenta el ambiente de estudio y el tipo de

satélite utilizado. Es por esto, que se pretende optar por los sistemas computacionales de Inteligencia profunda (Deep Learning), los cuales han demostrado ser una poderosa e innovadora herramienta para el análisis de datos como imágenes.

Las ventajas del Deep Learning, pueden ser observadas en diferentes campos de aplicación, ejemplo de esto es la investigación realizada por Wang D. (2016) *Aprendizaje profundo para identificar el cáncer de mama metastásico*, la cual obtuvo como resultado un modelo de detección de células cancerígenas en fotografías de muestras de tejido de ganglios linfáticos incluso más rápido, preciso y eficiente que patólogos expertos es esta tarea; además de una amplia cantidad de aplicaciones en la optimización de procesos y detección de patrones en el área de la computación.

Para la realizar esta tarea, se optó por utilizar la metodología dispuesta en la Figura 6, la cual describe el proceso de entrenamiento y testeo de un modelo de Aprendizaje Profundo para el reconocimiento del mineral de cobre, partiendo de imágenes multiespectrales. Es importante aludir, que este modelo será realizado implementado *Inception*, el cual es un sistema de reconocimiento de imágenes desarrollado por Google y basado en Deep Learning.

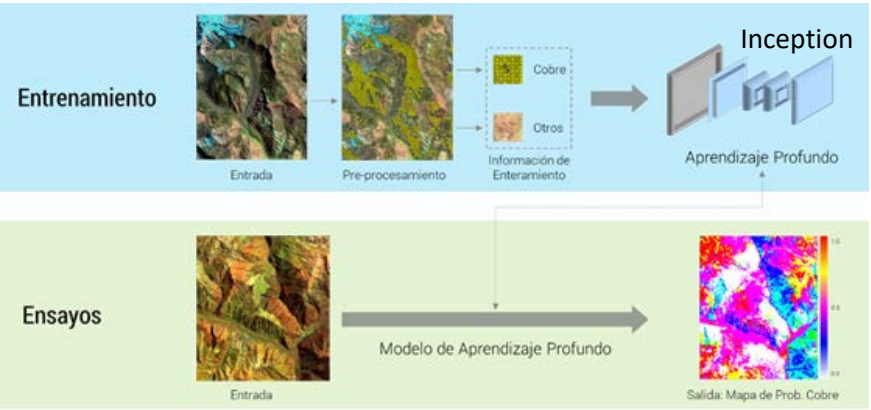

Fig. 6. *Modelo propuesto para el entrenamiento y ensayo de insection para detección de mineral de cobre.*
Tomado de: Fuenmyor, A. and Jiménez, Angie. (2007).

4.2.1. Entrenamiento del Modelo

Insection puede ser aplicado para múltiples fines dentro del reconocimiento de imágenes, esto es logrado mediante su entrenamiento, debido a que este sistema es basado en una red de neuronas artificiales que se encargan de modelar el funcionamiento de las neuronas del cerebro, llegando incluso a tener márgenes de error inferiores al cerebro humano en la detección de imágenes. Karpathy, A. (2014). El entrenamiento consiste en proveer al modelo desarrollado por Google un conjunto de datos de entrenamiento constituidos por imágenes espectrales y adicionalmente mapas en donde se discriminen las áreas mineralizadas (validado por visitas a campo), para que este sea capaz de determinar los patrones espectrales particulares del mineral estudiado. Es importante señalar que al aplicar una mayor cantidad y

variedad de datos en el entrenamiento, se contribuye con un aumento en la exactitud y una disminución en el error de las predicciones del modelo.

4.2.2. Ensayos y Evaluación

Llegada a esta etapa, al modelo se le darán entradas en forma de Imágenes espectrales en múltiples bandas, en las cuales no se identifique la ubicación de los minerales presente en esta, con el fin de obtener una salida de datos del modelo de AP aprovechado la capacidad de *inception* de generar salidas en forma de imágenes de predicción, las que se espera, sean capaces de representar espacialmente una distribución de probabilidad de la presencia de los minerales estudiados (metálicos). Dicha información deberá ser validada y comparada con estudiantes en campo para determinar los márgenes de exactitud del modelo y de esta forma proponer mejoras en el modelo.

5. Conclusiones

Según lo realizado en la investigación, se puede concluir de manera parcial que los modelos computacionales de aprendizaje profundo como *inception*, resultan ser una herramienta compatible y bastante aplicable a lo que a la teledetección respecta, más específicamente al análisis de imágenes que se aplica en esta técnica. Cabe resaltar que es necesario realizar un modelo computacional para determinar la exactitud y aplicabilidad de este con respecto a lo mencionado anteriormente. Así mismo, con la investigación que se ha realizado, se puede deducir que la implementación de esta herramienta sería bastante útil, facilitando y disminuyendo algunos procesos que se realizan en la etapa de exploración minera, sin descartar la importancia que también representan los anteriores métodos que se vienen implementando y así mismo contribuir al desarrollo e innovación del descubrimiento de minerales metálicos en la zona norte del Departamento del Cesar.

6. Referencias

- Abrams, M. and Hook, S. (2006). Aster use handbook, advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer, Pasadena, CA., pp. 8.
- Aviris. (2014, noviembre). Aplicación de cocientes de bandas en imágenes TM. Consultado el 17 de junio de 2017 en http://aviris.gl.fcen.uba.ar/Curso_SR/curso_eval_proyectos/RS_Aconcagua.pdf
- Ducart, D. and Carranza, E. (2016, febrero). Characterization of Hydrothermal Systems Using Spectral Technologies: Case Studies of Gold Deposits from the Andean Cordillera (San Juan, Argentina) and Amazon Craton (Alta Floresta, Mato Grosso, Brazil). Consultado el 18 de Juino de 2017 en https://www.researchgate.net/project/Characterization-of-Hydrothermal-Systems-Using-Spectral-Technologies-Case-Studies-of-Gold-Deposits-from-

the-Andean-Cordillera-San-Juan-Argentina-and-Amazon-Craton-Alta-Floresta-Mato-Grosso-Brazil.

- Geoservice Perú. (2008, septiembre). Información técnica Landsat 7 ETM. Consultado el 10 de junio de 2017 en http://gspperu.com/pdf/res_landsat7etm.
- IICA (2004). Diseño e implementación de la estrategia de desarrollo rural del departamento del Cesar, Valledupar., pp. 73 – 74.
- Inegi. (2010, febrero). Aspectos técnicos de las imágenes Landsat. Consultado el 30 de mayo de 2017 en http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/imgpercepcion/imgsatelite/doc/aspectos_tecnicos_de_imagenes_landsat.pdf
- Intel. (2016, agosto). Fact Sheet: Trayendo la Inteligencia Artificial para nuestras vidas con Intel. Consultado el 15 de junio de 2017 en https://newsroom.intel.la/news-releases/trayendo-la-inteligencia-artificial-nuestras-vidas-intel-2/
- Karpathy, A. (2014, septiembre). ConvNet en IMAGEnet. Consultado el 09 de junio de 2017 en http://karpathy.github.io/2014/09/02/what-i-learned-from-competing-against-a-convnet-on-imagenet/
- Marchionni, D. and Schalamuk, I. (2010). Aplicación de la teledetección espacial óptica y de radar para el análisis geológico y la detección de áreas mineralizadas en el sector central del Macizo del Deseado, Provincia de Santa Cruz. Revista de la Asociación Geológica Argentina, Vol. 66, No. 4, pp. 12.
- Meléndez, I., Navarro, J., and Jordan, M. (2006). Exploración inicial mediante teledetección de la mineralogía en un sector de la Sierra de Cartagena. Revista Macla, Vol. 6, No. 26, pp. 305 -308.
- Rodriguez, O. and Arredondo, H. (2005, junio). Tesis: Manual para el manejo y procesamiento de imágenes satelitales obtenidas del sensor remoto MODIS de la Nasa, aplicado en estudios de ingeniería civil. Consultado el 02 de junio de 2017 en http://www.javeriana.edu.co/biblos/tesis/ingenieria/tesis123.pdf
- Roldan, M. (1995, abril). Investigación cuantitativa y cualitativa. Consultado el 28 de mayo de 2017 en http://www.fisterra.com/mbe/investiga/cuanti_cuali/cuanti_cuali.
- Rouse, M. (2017. Abril). Aprendizaje profundo (deep learning). Consultado el 06 de junio de 2017 en http://searchdatacenter.techtarget.com/es/definicion/Aprendizaje-profundo-deep-learning.
- Segura, A. (2003, Julio). Diseños cuasi-experimentales. Consultado el 17 de junio de 2017 en http://www.sld.cu/galerias/pdf/sitios/renacip/disenos_cuasiexperimentales.pdf
- Tamayo M. (2000). El Proceso de la Investigación Científica. México, D.C, pp. 111.
- Universidad de Murcia (2006. Febrero). Teledetección. Consultado el 18 de junio de 2017 en http://www.um.es/geograf/sigmur/temariohtml/node69.html
- Chuvieco, E. (2002). Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio, Madrid,. pp.
- Universidad de Salamanca. (2006). Teledetección: Nociones y Aplicaciones - Fundamentos físicos de la teledetección espacial, Salamanca, España, pp. 17.

- USGS. (2013, enero). Landsat 5 Historia. Consultado el 21 de junio de 2017 en https://landsat.usgs.gov/landsat-5-history
- Zamora, O. (2009, enero). Curso de estadistica aplicada a las ciencias sociales. Consultado el 18 de junio de 2017 en http://berniecl.weebly.com/uploads/7/2/5/3/72531/diseos_de_investigacion_2012.pdf
- Zedan, C. and Pertuz, R. (2016, octubre). Yacimientos minerales en el Departamento del Cesar. Consultado el 20 de junio de 2017 en http://yacimientosmineralesenelcesar.blogspot.com.co/

Sobre los autores

- **Alexander David Fuenmayor Mejía,** Estudiante de Ingeniería de Minas, décimo semestre, afuenmayor@estudiantes.areandina.edu.co
- **Angie Melissa Jiménez Yépez,** Estudiante de Ingeniería de Minas, décimo semestre, ajimenez33@estudiantes.areandina.edu.co

---

Los puntos de vista expresados en este artículo no reflejan necesariamente la opinión de la Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería.

Copyright © 2017 Asociación Colombiana de Facultades de Ingeniería (ACOFI)