

Impacto de las tecnologías disruptivas en la percepción remota: big data, internet de las cosas e inteligencia artificial

Impact of disruptive technologies in remote sensing:
Big data, internet of things and artificial intelligence.

Jonás C. León Pérez¹

Para citar este artículo: León-Pérez, J.C. (2019). Impacto de las tecnologías disruptivas en la percepción remota: big data, internet de las cosas e inteligencia artificial. *UD y la Geomática*, 14, 54-61.

DOI: <https://doi.org/10.14483/23448407.15658>

Fechas de recepción: 01 de julio de 2019

Fecha de aceptación: 01 de diciembre de 2019

RESUMEN

En la actualidad, las tecnologías disruptivas, como *big data* (BD), internet de las cosas (IoT), inteligencia artificial (IA) y computación en la nube, tienen un gran impacto en la industria, las finanzas, la medicina y la agricultura. La percepción remota no es ajena a ellas. En consecuencia, en este artículo se destacan las características de *big data* de las imágenes (volumen, variedad y velocidad); la integración de los sensores remotos, con los sensores cercanos y embebidos, vía internet, configurando el internet de las cosas en percepción remota, y el impacto de la inteligencia artificial, que con sus componentes como las redes neuronales artificiales y los *software* inteligentes, permiten analizar las imágenes, conocer de manera automática su contenido de nubes, y diseñar naves espaciales autónomas que envían a la Tierra solo información relevante. Se concluye que el mayor potencial de ellas se manifiesta cuando actúan de manera integrada, como en el caso de la agricultura inteligente.

Palabras clave: agricultura inteligente, computación en la nube, sensores cercanos, sensores embebidos, sensores remotos, tecnologías disruptivas.

ABSTRACT

Currently, disruptive technologies such as big data (BD), the internet of the things (IoT), artificial intelligence (AI) and cloud computing, have a great impact in the fields such as industry, finance, medicine and agriculture. Remote sensing is not alien to it. Consequently, this article highlights the big data characteristics of the images (volume, variety and velocity); the integration of remote sensors, with nearby and embedded sensors, via the internet, configuring the internet of things in remote perception, and the impact of artificial intelligence, which with its components such as artificial neural networks and intelligent software, allow Analyze images, automatically know their cloud content, and design autonomous spacecraft that send only relevant information to earth. It is concluded that the greatest potential of them is manifested when they act in an integrated manner as in the case of intelligent agriculture.

Keywords: smart agriculture, cloud computing, proximal sensors, embedded sensors, remote sensing, disruptive technologies.

1 Universidad Escuela Colombiana de Carreras Industriales (ECCI), Bogotá, Colombia. jleonp@eccci.edu.co

Introducción

En la presente era digital, las actividades científicas de observación de la Tierra (EO) han experimentado un crecimiento rápido, y cada vez más, diversos sectores económicos tienden a utilizar los datos adquiridos por sistemas satelitales de posicionamiento global, fotogrametría digital, sensores remotos multi- e hiperspectrales, ubicados en satélites, aviones y vehículos aéreos no tripulados, empleando sensores pasivos y activos de microondas (radar) y lidar, con diferentes resoluciones temporales, espaciales, espectrales y radiométricas. Los datos e información resultantes son representados en capas digitales, para ser analizados en los sistemas de información geográfica y sistemas de toma de decisiones (Gomasasca 2009), con la finalidad de dar respuesta a los problemas que aquejan a la sociedad.

En cuanto a los sensores y sus plataformas, Viscarra, McBratney y Minasny (2010), y Gomasasca (2009) hacen referencia a los *sensores próximos o cercanos (proximal sensing)*, para diferenciarlos de los sensores remotos tradicionales que los denominan *sensores remotos lejanos (far remote sensing)*. Los sensores próximos son definidos como

[...] técnicas basadas en el terreno, que pueden ser usadas para medir propiedades del suelo (también de la vegetación y de los minerales), desde una distancia de dos (2) metros o menores, sobre la superficie terrestre. Los sensores pueden ser invasivos, o no, y pueden ser estáticos o estar montados en vehículos para ejecutar operaciones en movimiento. (Adanchuck y Viscarra 2010, p. 15-16)

Pero, además, en la actualidad se habla de los sensores embebidos que transmiten la información vía internet y que están distribuidos globalmente, con crecimiento exponencial (Jordan 2018).

Visto lo anterior, se puede afirmar que los sensores pueden estar en todas partes (*ubicuidad*), en todas las cosas, y son cada vez más pequeños, rápidos, precisos, más eficientes en el uso de la energía, inalámbricos y más inteligentes, conduciendo de manera irreversible a la *sensorización* de la sociedad (Jordan 2018).

Sin embargo, en esta era digital, sensorizada, con sistemas de observación de la Tierra más sofisticados, multiescalas, multifuentes y dinámicos, que producen diariamente cantidades masivas de datos que, a su vez, hacen excepcionalmente complejos su visualización, análisis e interpretación, aspectos que están muy lejos de ser resueltos por los métodos convencionales (Wang *et al.*, 2016), el dilema es: qué hacer. La respuesta es, sin dudas, desarrollar nuevos métodos computacionales, nuevos algoritmos, nuevas técnicas estadísticas, nueva estructura tecnológica y, sobre todo, capacitar al recurso humano. Los desarrollos mencionados se hacen realidad en las llamadas tecnologías disruptivas integradas por, entre otras, la inteligencia artificial (IA), *big data* (BD), Internet de las cosas (IoT),

blockchain, computación en la nube, computación cuántica, aprendizaje de máquina y minería de datos (Chi *et al.*, 2016), tecnologías que deben y son aprovechadas de manera eficiente por la percepción remota (Liu, 2015; Chi *et al.*, 2016; Wang *et al.*, 2016; Villa *et al.*, 2015; Liu, Di, Du y Wang, 2018).

Una justificación para el aprovechamiento mencionado es el hecho de que los datos producidos por la percepción remota, entre ellos las imágenes, tienen las características de los llamados *big data*, razón por la cual deben ser tratados como tales (Liu *et al.*, 2018; Green, 2018; Dey, Bhatt y Ashour, 2019), y porque sus sensores de diferentes características pueden ser interconectados, esencia el IoT. Por otra parte, tanto *big data* como internet de las cosas son potenciados por la intervención de la inteligencia artificial, situación que ha servido para considerar a las tres tecnologías como los ejes de la llamada cuarta revolución industrial (Schwab, 2016).

En consecuencia, el presente artículo tiene como objetivo analizar las particularidades de cada una de las tres tecnologías y sus impactos en la percepción remota, con el propósito de aprovechar sus aportes, para un mejor entendimiento del planeta tierra.

Las tecnologías disruptivas

La tecnología ha sido siempre un impulsor de las capacidades humanas –aunque de una manera pasiva–, y ha ayudado al cumplimiento de ciertas tareas. Hoy se ve un cambio drástico. Por primera vez la tecnología toma un rol activo en el trabajo junto a los seres humanos y, en algunos casos, reemplazándolos. En este contexto, las tecnologías disruptivas son aquellas que rompen con las que existían hasta el momento, generando resultados novedosos en sus aplicaciones, como hacer que los objetos *hablen* entre ellos.

Big data: big data de sensores remotos (remote sensing big data)

Los *big data* (BD) son una nueva generación de tecnologías y arquitecturas diseñadas para extraer valor de grandes volúmenes de datos, de una amplia variedad de fuentes, al permitir a alta velocidad, su captura y análisis. En concreto, los BD se reconocen por sus tres características: volumen, variedad y velocidad (las 3 ves). De igual forma, los datos masivos de sensores remotos pueden ser descritos por las mismas tres dimensiones (Chi *et al.*, 2016; Salazar y Fedez-Arroyabe, 2019), como se expone en los párrafos siguientes.

Volumen. La red de sensores de observación de la Tierra desplegados alrededor del mundo tiene más de 200 sensores satelitales en órbita (Salazar y Fedez-Arroyabe, 2019). Ellos recopilan ingentes volúmenes de datos, desde terabytes

(TB =1024 GB), a petabytes (PB = 1024 TB), y a veces a exabytes (EB =1024 PB). Por ejemplo, solamente el archivo de la NASA tiene almacenado 7,5 petabytes en imágenes de sensores remotos. Así mismo, a cada pixel AVHRR – NOAA de un km² le corresponde 10⁶ pixeles de 1 m², de una imagen de alta resolución (Moclan, 2016).

Por su parte, esa enorme cantidad de datos presenta ventajas y problemas para los investigadores (Liu, 2015). Por un lado, se cuenta con buena información para afrontar un determinado problema pero, por otro, se requiere de centrales de datos con grandes exigencias para el almacenamiento, procesamiento y transmisión de los datos de sensores remotos.

Variedad. Se refiere al número de tipos de datos. Al respecto, según Salazar y Fedez-Arroyabe (2019), antes de emprender cualquier análisis se debe hacer una diferenciación clara entre *datos de sensores remotos* y *datos de percepción remota*. Los primeros (dispositivos conectados a internet, como teléfonos móviles, tabletas, cámaras móviles o instrumentos de monitoreo) colectan zetabytes (ZB =1024 EB) de información no estructurada y semiestructurada, desde múltiples usuarios. Por el contrario, los segundos, como las imágenes, están principalmente relacionados con información estructurada, como se observa en la figura 1.

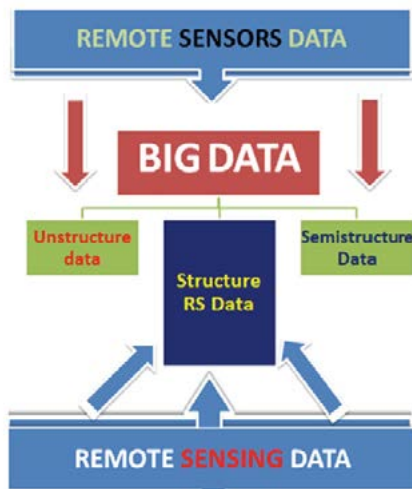


Figura 1. Datos de sensores remotos vs. Datos de percepción remota

Fuente: tomado de Salazar y Fedez-Arroyabe (2019).

De manera específica, cuando se trata de información proveniente de la percepción remota, la variedad se refiere a la resolución diferente de los datos capturados (espectral, temporal, espacial y radiométrico), como también al hecho de que los sensores son diseñados para propósitos específicos (ambiental, oceanografía, hidrología, vegetación, suelos, etc.), por tanto, tienen diferentes características.

Velocidad. La velocidad de los *big data* en percepción remota, incluye no solamente la generación de datos a una tasa de crecimiento alta, sino también la eficiencia en el procesamiento, análisis y transmisión de los datos. Por lo mismo, en la actualidad hay una presión sobre los grupos encargados de

la analítica, para encontrar soluciones a muchos problemas, considerando que la velocidad del manejo de datos no está relacionada exclusivamente con la capacidad de máquinas y dispositivos electrónicos, sino también con la capacidad del ser humano para transformar los datos brutos en aplicaciones útiles.

Además, la habilidad para tomar decisiones sobre temas complejos, en tiempo (casi) real, es uno de los retos más grandes para la percepción remota, porque ellas a menudo están asociadas a eventos críticos como: terremotos, inundaciones, incendios, riesgos epidemiológicos, etc. (Chi *et al.*, 2016; Salazar y Fedez-Arroyabe, 2019).

Las tres propiedades de los BD descritos son consideradas claves, pero otros autores proponen dos más: *veracidad* y *valor*. Así, la veracidad de los datos masivos de percepción remota necesita ser aprobada antes de ser usada para propósitos específicos, proceso en el cual se verifica cómo fueron adquiridos, depurados, transformados e integrados. En primera instancia se afirma que los datos de sensores remotos son muy confiables, debido a que presentan información estructurada, precedida por la calibración de los sensores (Salazar y Fedez-Arroyabe, 2019) y porque siempre informan del grado de incertidumbre y precisión (Moclan, 2016). Por otro lado, el valor se refiere a la capacidad de extraer la información oculta en los datos masivos, para luego tomar decisiones acertadas (Chi *et al.*, 2016).

Analítica de los datos masivos (BD)

El manejo eficiente de los datos de sensores remotos presenta grandes retos, debido a su complejidad, diversidad y volumen. Según Zhang, Du y Datcu (2015), en la actualidad hay un desequilibrio entre la capacidad de adquisición de datos y la capacidad de su manejo y análisis. Para este último caso se hace necesario desarrollar técnicas analíticas avanzadas.

En este contexto hace presencia la analítica, como el cerebro del BD y por extensión, del BD de sensores remotos, que se define como el “proceso de examinar a una gran velocidad, grandes volúmenes de datos, de una variedad de tipos y de gran valor, para descubrir patrones ocultos, correlaciones desconocidas y otras informaciones útiles” (Joyanes, 2013). Para cumplir su función, la analítica hace uso de técnicas de la inteligencia artificial como la minería de datos y el aprendizaje de máquina.

Así mismo, la analítica de datos espaciales es computacionalmente exigente. Entonces, para mejorar la escalabilidad del manejo de la información masiva dentro del *big data*, los investigadores ponen su atención en los paradigmas de la computación paralela y, especialmente, en la computación en la nube.

Con respecto al segundo paradigma, se puede decir que está emergiendo como una solución, gracias a que las infraestructuras de procesamiento están virtualizadas como

una computadora física real, pero con procesadores más potentes y con memoria y tamaño de disco adaptable al usuario, lo que hace económicamente viable acceder de manera remota a gran cantidad de datos en tiempo real (Moclan, 2016). En el campo de la percepción remota, la computación en la nube ha mostrado su gran capacidad de agregación, de gran diversidad de datos (Chi *et al.*, 2016).

Para conocer la aplicabilidad real de la computación en la nube, se mencionan los casos desarrollados por Moclan (2016), referentes a inundaciones, impacto ambiental y agricultura. El esquema metodológico básico es el mismo para los tres casos, por lo que se expone brevemente lo relacionado con el impacto ambiental causado por la deforestación en países tropicales, como se muestra en la figura 2.

Las fuentes de información son las imágenes proporcionadas por Deimos (satélite español), Sentinel-2 y Landsat-8, además de mapas de incendios, uso del suelo, modelos digitales del terreno, que en conjunto son enviados a la nube, para su tratamiento con algoritmos específicos de gran capacidad analítica. Independientemente de la variedad y complejidad de las técnicas utilizadas para procesar los datos, será el resultado lo que permitirá al usuario tomar las decisiones adecuadas, tanto correctivas como preventivas.

Finalmente, se puede argumentar que la naturaleza espacial de los datos masivos de la percepción remota adiciona un valor especial a la nueva era digital, incluyendo un nuevo paradigma denominado computación en la nube espacial (SCC, *spatial cloud computing*) (Yang *et al.*, 2011).

Internet de las cosas (IoT)

Se entiende por internet de las cosas (IoT, *internet of things*) a la interconexión de objetos a través de internet, que tienen una representación física o virtual en el

mundo digital, con capacidad para detectar y actuar y ser programables (Tzafestas, 2018). Las cosas se refieren en general a todos los objetos que son reconocibles, localizables, ubicables y controlables vía internet. Las categorías de la interconexión mencionada son: máquinas con máquinas (M2M, *machine to machine*), personas con máquinas (P2M, *people to machine*) y personas con personas (P2P, *people to people*).

Por otra parte, es conocido que los sensores remotos son una fuente importante de datos espaciales. Pero estos no solo pueden venir de los sensores ubicados en aviones, satélites y drones, sino también de sensores ubicados en el terreno (sensores cercanos y embebidos); así, se configura una red de sensores inalámbricos (WSN, *wireless sensor networks*), situación que mejora sustancialmente la capacidad para entender el mundo natural y artificial.

Además, es conveniente aclarar que diferente a los sensores de percepción remota, que utilizan la reflexión de la radiación electromagnética, por parte de los objetos de la superficie terrestre, los sensores embebidos son usualmente de naturaleza electromecánica que recopilan mediciones físicas (Lyer, 2018). Entonces, dependiendo de los hallazgos, el sistema puede estimular los comandos para detener ciertas acciones, o crear alertas acerca de potenciales problemas, para promover una acción preventiva.

Sinergia entre internet de las cosas y percepción remota

Los avances en las tecnologías de la percepción remota y el IoT están borrando la distancia entre los dos. Esto se debe a que, a pesar de que fueron concebidos en circunstancias diferentes, ambos tienen la necesidad de recolectar datos y ambos tienen la capacidad para analizar los datos.

En el aspecto práctico, hay muchas aplicaciones de monitoreo donde se requiere de observaciones frecuentes debido a la posibilidad de cambios drásticos en poco

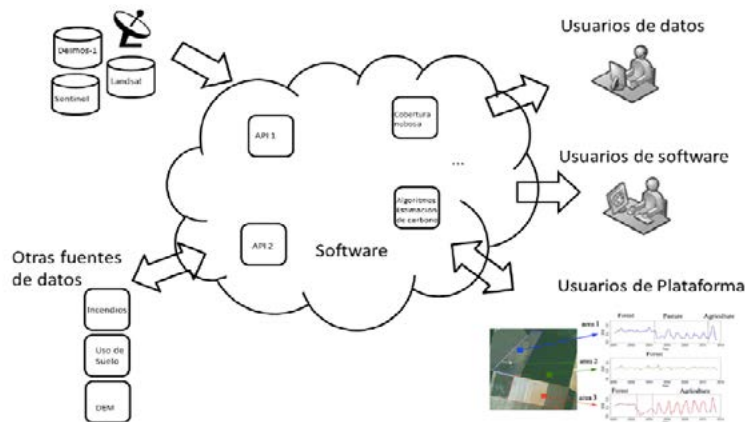


Figura 52. Esquema de elementos integrados en Big Data para la vigilancia medioambiental

Figura 2. Esquema de elementos integrados en big data para la vigilancia medioambiental.

Fuente: tomado de Moclan (2016).

tiempo, cuya atención inoportuna puede derivar en costos cuantiosos. En estos casos, la percepción remota y la IoT son métodos esencialmente complementarios, que contribuyen a resolver problemas.

Así, para el caso mencionado en el párrafo anterior, los métodos de la percepción remota pueden ser considerados como *IoT extrínsecos*, en contraste con el *IoT tradicional*, que utiliza sensores embebidos o *intrínsecos* (Lyer, 2018) (figura 3).

Un ejemplo de la complementariedad es cuando los sensores embebidos detectan estrés de humedad del suelo, que afectará a las plantas, mientras los sensores remotos (Multiespectrales, hiperspectrales, termales) mostrarán, además, la distribución espacial del fenómeno. Analizando en conjunto los datos producidos por las dos tecnologías, podrían ayudar a reducir costos y a actuar de manera preventiva (Lyer, 2018), como sucede en la agricultura de precisión.

Inteligencia artificial (IA)

La inteligencia artificial (IA) como tecnología es reciente, aunque como concepto es antiquísimo. Ella ha evolucionado con rapidez aprovechando el desarrollo de la electrónica (León, 2010a). La IA fue definida por John McCarthy, en 1956 (citado por Openshaw y Openshaw, 1997) como la ciencia y la ingeniería de fabricar máquinas con una inteligencia parecida a la humana y programas de computadora que pudieran entender, inferir y *sentir*, y aprender.

Los principales componentes de la IA son: robótica y vida artificial, redes neuronales artificiales (RNA), aprendizaje de máquina, lenguaje natural, sistemas expertos, percepción y conocimiento (Tzafestas, 2018; McAllister, 1991). Por el alcance del documento y considerando lo

que se tratará en la sección de aplicaciones, se incidirá solamente en los componentes RNA y conocimiento.

Las RNA son sistemas que copian esquemáticamente la estructura neuronal del cerebro humano, para tratar de reproducir sus capacidades. En consecuencia, las RNA son capaces de aprender de la experiencia a partir de señales o datos provenientes del exterior, dentro de un marco de computación paralela o distribuida (Sierra, Bonson, Núñez y Orta, 1995; León 2010a). Por su parte, el conocimiento implica la resolución de cualquier problema, el cual debe ser codificado para su adecuación al modo de trabajar de las máquinas.

En sus múltiples aplicaciones las RNA han sido importantes, entre otras, en la geografía (Openshaw y Openshaw, 1997), en los sistemas de información geográfica (SIG), donde tuvo gran influencia, hasta considerarse el desarrollo de un *SIG inteligente* (Burrough, 1992) y, por supuesto, en el campo de la percepción remota (León, 2010a).

Sinergia entre la inteligencia artificial y la percepción remota

Dos ejemplos que se mencionan a continuación demuestran claramente la relación entre la IA y la percepción remota (León, 2010a). El primer caso se refiere a la detección y enmascaramiento automático de las nubes, presentes en las imágenes obtenidas por los satélites, en este caso SPOT. Este proyecto desarrollado por SPOT Image quería superar el trabajo tedioso de calcular el porcentaje de nubes en cada imagen, de manera manual, para lo cual desarrolló un *software* denominado EDEN (del francés Outdil d'Extraction de Nuages), teniendo como eje las redes neuronales artificiales que fueron entrenadas para reconocer los diferentes tipos de nubes y calcular los porcentajes en cada escena (León, 2010a). El esquema de funcionamiento de EDEN se ilustra en la figura 4.

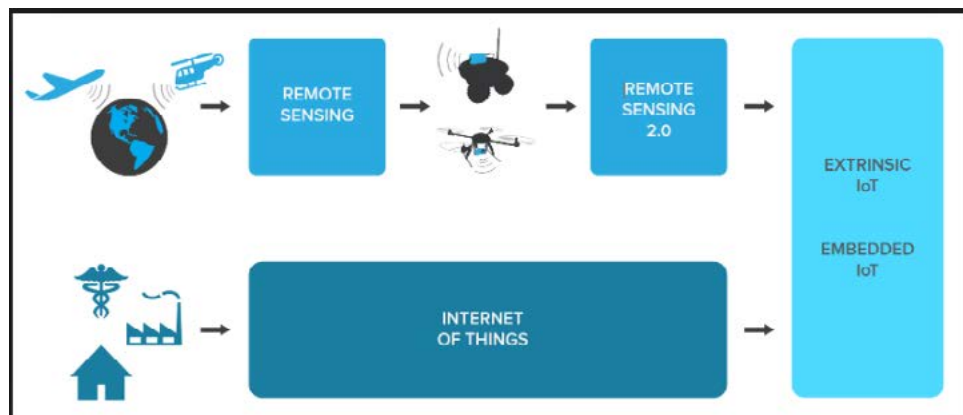


Figura 3. Relación entre la percepción remota y el internet de las cosas

Fuente: tomado de Lyer (2018).

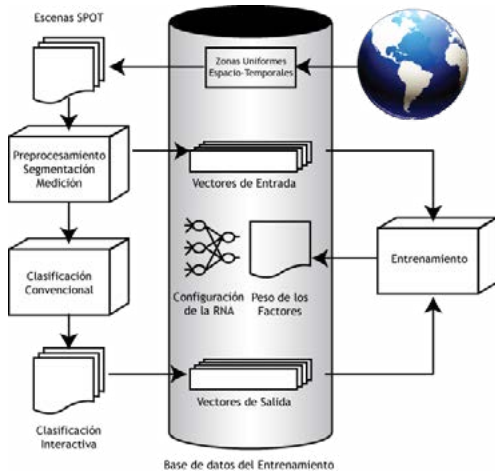


Figura 4. Proceso de entrenamiento de la RNA para reconocer y clasificar diferentes tipos de nubes

Fuente: Tomado de León (2010a)

El segundo hace referencia a las naves espaciales autónomas (ASE, por su sigla en inglés) para la observación de la tierra, desarrolladas por la National Aeronautics and Spatial Administration (NASA), que funciona con un *software* basado en IA (*software* inteligente), que le permite tomar decisiones a bordo luego de que múltiples algoritmos detecten y analicen eventos científicos (erupciones volcánicas, inundaciones, desplazamiento de masa de hielo, y presencia y cobertura de nubes) y retransmitir a Tierra solamente datos de alto valor, con pocas nubes o libres de ellas. Si el porcentaje es alto, el sistema borrará automáticamente la

escena para no ser enviado a la estación terrestre, ahorrando energía de transmisión de datos y costos por recepción y almacenamiento de estos (Chien, 2004). La figura 5 presenta un algoritmo inteligente para la detección automática de nubes, donde se identifican las bandas espectrales del sensor *hiperespectral hyperion*, seleccionadas para ese fin.

Otro ejemplo que destaca la relación IA-PR es el desarrollado por el proyecto Myriad, con la finalidad de detectar cambios en sectores industriales sensibles. El proyecto hace uso de los datos producidos por Sentinel 1-3. Los cambios son detectados por una red neuronal, que es entrenada con una variedad de conjuntos de datos relacionados con escenarios industriales. Si la red detecta anomalías, esta información es enviada a una nave aérea no tripulada (UAV) automática, que inmediatamente programa su plan de vuelo sobre el área crítica. El usuario recibe los resultados en una aplicación web, quien luego de analizarlos tomará las acciones correspondientes (Madrigal, 2019).

Integración de las tecnologías disruptivas con la PR

El gran potencial de las tecnologías disruptivas está en su capacidad de interconectarse vía internet (hiperconectividad) y de trabajar de manera complementaria para responder con soluciones eficientes, en tiempo casi real, a los problemas para los cuales han sido invocados.

Como se expuso en la sección anterior, la percepción remota se relaciona con esas tecnologías, para mostrar su máximo potencial. Pero, los trabajos mencionados indican relaciones casi uno a uno (BD-PR, IoT-PR, IA-PR), que no

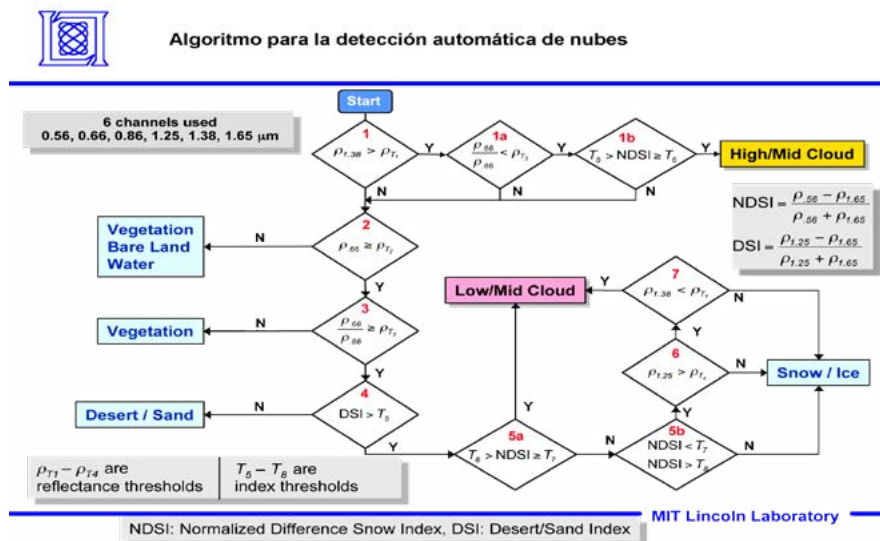


Figura 5. Algoritmo inteligente para la detección automática de nubes

Fuente: tomado de León (2010a).

evidencian la complementariedad necesaria, salvo un trabajo de Channe, Kothari y Kadam (2015), que integra varias tecnologías en un modelo para desarrollar una agricultura de precisión eficiente.

Un caso típico de las ventajas de la integración de las tecnologías referidas es, sin dudas, la agricultura inteligente, de la que forma parte la agricultura de precisión, que es definida como el conjunto de tecnologías que buscan optimizar la producción agrícola a través del manejo de la variabilidad (espacial y temporal) de los factores de producción (Leiva, 2008; León 2010b; Guerrero-Ibáñez et al. 2017). En la figura 6 se ilustran sus componentes (Kruize, 2017).

Como es evidente, en ella están presentes, en primer término los tres tipos de sensores: los embebidos, que tomarán los datos de la humedad y temperatura del suelo; los cercanos, que determinarán la humedad ambiental, el estrés hídrico de los cultivos, presencia de algunas plagas, rendimiento de los cultivos, estado de salud de los animales, etc., y los remotos, ubicados en drones, aviones o satélites, para reforzar los hallazgos de los anteriores y mostrar la distribución espacial de los temas en investigación. Todos los datos obtenidos por los sensores interconectados (fundamento del IoT), se convierten en datos masivos (BD), para cuyo análisis (analítica) utilizando minería de datos y aprendizaje de máquina (IA), son enviados a la nube (*cloud computing*), donde se pueden determinar, por ejemplo, el índice de vegetación (NDVI) o las necesidades de riego, en tiempo (casi) real. Los resultados serán enviados al usuario final para la toma de decisiones.

Vista la complementariedad de las tecnologías disruptivas con la percepción remota, tomando el caso de la agricultura inteligente, se puede afirmar que gracias a ellos los agricultores se benefician, ya que pueden conocer en tiempo real las condiciones del área cultivada, el uso de insumos, a través de la aplicación exacta y en los tiempos

adecuados, sin contaminar el medio ambiente, con lo cual se contribuye a una producción más sustentable.

Conclusiones

La percepción remota, por su naturaleza multitemporal, multifuente, multiescala, genera datos en gran volumen, de gran variedad y velocidad, configurando un *big data*, por lo que deben ser tratados como tales.

- El internet de las cosas posibilita la conexión entre los sensores remotos, los cercanos y los embebidos (M2M), vía internet, haciendo que los datos producidos por cada uno de ellos sean complementarios; lo cual facilita una respuesta en tiempo (casi) real, a los problemas para los cuales son requeridos.
- La inteligencia artificial, a través de sus componentes como redes neuronales artificiales y *software* inteligentes, ha sido y es de apoyo eficiente para la percepción remota tanto para el análisis de las imágenes, como para la cuantificación del porcentaje de nubes en las cuantiosas imágenes recibidas, y para hacer posible que las naves espaciales respondan con autonomía, gracias a su capacidad para tomar decisiones a bordo y transmitir a tierra información estrictamente necesaria y útil.
- Las tecnologías disruptivas, que generan cambios drásticos en sus aplicaciones, como sucede con el *big data*, el internet de las cosas, la inteligencia artificial y la computación en la nube, impactan positivamente en la percepción remota, situación que puede mejorar, si actúan de manera integrada y complementaria, como en el caso de la agricultura inteligente.

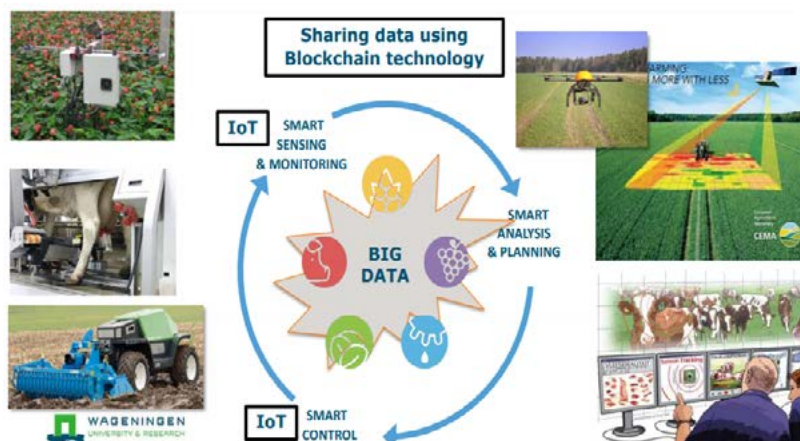


Figura 6. Componentes de una agricultura inteligente

Fuente: Tomado de Kruize (2017)

Referencias bibliográficas

- Adamchuk, V.R. y Viscarra, R.A. (2010). Development of on – the – go proximal soil sensor systems. En R.A. Viscarra, A. McBratney y B. Minasny (eds.), *Proximal soil sensing* (pp. 15-28). Nueva York: Springer.
- Burrough, P.A. (1992). Development of intelligent geographical information systems. *Int. J. Geographical Information systems*, 6(1), 1-11.
- Channe, H., Kothari, S. y Kadam, D. (2015). Multi-disciplinary model for Smart agricultura of the things (Iot), sensors, cloud-computing, movile-computing & big data analysis. *Int. J. Computer Technology & Applications*, 6(3), 374-382.
- Chi, M., Plaza, A., Benediktsson, J.A., Sun, Z., Shen, J. y Zhu, y. (2016). Big data for remote sensing: challenges and opportunities. *Proceedings of the IEEE*, 104(11), 2207-2219.
- Chien E. (2004). *The E0-1 Autonomous Spacecraft and prospects for future autonomous space exploration*. California: Jet Propulsion Laboratory.
- Dey, N., Bhatt, Ch. y Ashour, E.S. (eds.) (2019). *Big data for remote sensing: visualization, analysis and interpretation*. Suiza: Springer.
- Gomasasca, M.A. (2009). *Basic of geomatics*. Nueva York: Springer.
- Green, K. (2018). Imagery and GIS Integration: why now? *ArcUser*, 21(1), 60-61.
- Guerrero-Ibañez, J., Estrada – Gonzalez, F. Medina – Tejada, M., Rivera – Gutiérrez, Ma., Alcaraz-Aguirre, J., Maldonado-Mendoza, C., Toledo-Zuñiga, D. y Lopez-Gonzalez, V. (2017). SGreenH-IoT: Plataforma IoT para agricultura de precisión. *Sistemas, Cibernética e Informática*, 14(2), 53-58.
- Jordan, L. (2018). A special relationship exists between remote sensing and GIS. *ArcUser*, 21(1), 43-44.
- Joyanes, L. (2013). *Big data. Análisis de grandes volúmenes de datos en organizaciones*. México: Alfaomega.
- Kruize, J.W. (2017). From data harvesting with IoT to Big Data in agricultura-current initiatives and future perspectives [Power Point presentatie-slide 15]. 29 november 2017. Recuperado de 210.68.8.75/download/S3/S3_Dr.%20kruize.pdf.
- Leiva, F. (ed.). (2008). *Agricultura de precisión en cultivos transitorios*. Bogotá: Editorial Univ. Nacional de Colombia.
- León, J. (2010a). La inteligencia artificial convencional y la inteligencia artificial distribuida (IAD) en los programas espaciales de observación de la tierra. *Análisis Geográficos*, 44, 129-143.
- León, J. (2010b). El radar y sus aplicaciones en la agricultura. *Análisis Geográficos*, 44, 159 -174.
- Liu, P. (2015). A survey of remote sensing big data. *Front. Environ. Sci.*, 3(45). DOI: 10.3389/fenvs.2015.00045.
- Liu, P., Di, L., Du, Q. y Wang, L. (2018). Remote sensing big data: theory, methods and applications. *Remote Sens.*, 10. Doi: 10.3390/rs10050711.
- Lyer, A. (2018). *The evolution of remote sensing: Delivering on the promise of IoT*. Recuperado de <https://www.datanami.com>
- Madrigal, V. (2019). *Myriad: Earth observation automated using drones, IoT, AI and satellites*. Recuperado de: <https://www.space-of-innovation.com>
- McAllister, J. (1991). *Inteligencia artificial*. Barcelona: Limusa.
- Moclan, C. (2016). *Teledetección espacial: de los métodos clásicos al big data*. [Tesis Doctoral]. Universidad de Valladolid, España.
- Openshaw, S. y Openshaw, C. (1997). *Artificial intelligence in Geography*. Inglaterra: John Wiley.
- Salazar, J. y Fedez-Arroyabe, P. (2019). Aerial and satellite imagery and Big Data: Blending old Technologies with new trends. En N. Dey, CH. Bhatt y A. Ashour (eds.). *Big Data for remote sensing: visualization, analysis and interpretation* (pp. 39-59). Suiza: Springer.
- Schwab, K. (2016). *The fourth industrial revolution*. Suiza: Word Economic Forum.
- Sierra, G., Bonson, E.; Núñez, C. y Orta, M. (1995). *Sistemas expertos en contabilidad y administración de empresas*. Madrid: Ra-Ma.
- Tzafestas, S.G. (2018). Synergy of IoT and IA in modern society: the robotics and automation case. *Robot Autom Eng J.*, 3(5), 1-15.
- Villa, G. Amoros, J., Bautista, N., Domenech, E., Gómez, L., Plaza, N., Ruíz A. y Tejeiro, J.A. (2015). *Técnicas big data para procesado multitemporal de imágenes en el proyecto FP7 SensyF (Sentinels Synergy Framework)*. En J. Bustamante, R. Díaz-Delgado, D. Aragonéz, I. Afán y D. García (eds.). Actas del XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección (pp. 513-516). Sevilla 21-23 octubre 2015.
- Viscarra, R.A., McBratney, A., Minasny, B. (eds.) (2010). *Proximal soil sensing*. Nueva York: Springer.
- Wang, L., Ma, Y., Yan, J. Chang; V. y Zomaya, A.Y. (2016). Pips Cloud: High performance cloud computing for remote sensig big data management and processing. *Future Generation Computer Systems*, 78(1) 353-368. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.future.2016.06.009>.
- Yang, Ch., Goodchild, M., Huang, Q., Nebert, D., Raskin, R., Xu, Y., Bambacus, M. y Fay, D. (2011). Spatial Cloud computing. How geospatial sciences could use and help to shape cloud computing? *Int. J. on Digital Earth*, 5, 305-329.
- Zhang, L., Du, Q. y Datcu, M. (2015). Management and analytics of remote sensing big data. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1).

