



Escuela
Politécnica
Superior

Técnicas de aprendizaje automático aplicadas a la estimación del estado de cultivos mediante series temporales



Grado en Ingeniería en Sonido e
Imagen en Telecomunicación

Trabajo Fin de Grado

Autor:

Anaida Fernández García

Tutor/es:

Juan Manuel López Sánchez

Tomás Martínez Marín

Abril 2020



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

Técnicas de aprendizaje automático aplicadas a la estimación del estado de cultivos mediante series temporales

Autor

Anaida Fernández García

Tutor/es

Juan Manuel López Sánchez

Dpto. de Física, Ing. Sistemas y Teoría de la Señal

Tomás Martínez Marín

Dpto. de Física, Ing. Sistemas y Teoría de la Señal



Grado en Ingeniería en Sonido e Imagen en Telecomunicación



Escuela
Politécnica
Superior



Universitat d'Alacant
Universidad de Alicante

ALICANTE, Abril 2020

Justificación y Objetivos

“Las razones que me han llevado a realizar este Trabajo Final de Grado (TFG) son colaborar en una investigación en la que el Departamento de Física, Ingeniería de Sistemas y Teoría de la Señal de la Escuela Politécnica Superior lleva trabajando más de 6 años con amplias expectativas de futuro, profundizar mi conocimiento sobre área de las Telecomunicaciones que engloba los sistemas radar y las comunicaciones vía satélite y, por último, adentrarme en las tecnologías emergentes que tanta repercusión van a tener en nuestra vida como son las técnicas de aprendizaje automático o Machine Learning (ML).”

Agradecimientos

Es a ellos a quien dedico este trabajo.

dedicatoria

*La distancia, que es el impedimento principal del progreso de la
humanidad, será completamente superada, en palabra y acción.
La humanidad estará unida, las guerras serán imposibles,
y la paz reinará en todo el planeta.*

Nikola Tesla.

Índice general

Lista de Acrónimos y Abreviaturas	xxi
1 Introducción	1
1.1 Contexto	1
1.1.1 Tecnología	1
1.1.2 Caso particular a tratar	2
1.2 Objetivos	2
1.3 Estructura de la memoria	3
2 Marco Teórico	5
2.1 Técnicas de regresión y machine learning	5
2.1.1 Clasificación de técnicas de Machine Learning	5
2.1.2 Modelos de machine learning y aplicaciones	6
2.1.3 Análisis de regresión	8
2.2 Teledetección	9
2.2.1 Tecnología radar	9
2.2.2 Satélites en teledetección	11
2.2.3 Técnicas de detección	13
2.3 Estimación de parámetros físicos de cultivos mediante regresión	13
Bibliografía	15

Índice de figuras

2.1	TOPS-SAR Sentinel-1 [1]	11
2.2	Swath a día 1 de 6 en Sentinel-1 [2]	12

Índice de tablas

Índice de Códigos

Lista de Acrónimos y Abreviaturas

AEMA	Agencia Europea de Medio Ambiente.
ESA	European Space Agency.
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers.
MMC	método de mínimos cuadrados.
NDVI	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.
RAI	Real Academia de Ingeniería.
RF	Random Forest.
SAR	Synthetic Aperture Radar.
TFG	Trabajo Final de Grado.

1 Introducción

La telecomunicación se puede definir como toda transmisión y/o emisión y recepción de señales que representan signos, escritura, imágenes y sonidos o información de cualquier naturaleza por hilo, radioelectricidad, medios ópticos u otros sistemas electromagnéticos [3]. Esto permite compartir información útil a distancia y engloba un amplio conjunto de sistemas y tecnologías.

En este apartado nos vamos a centrar en situarnos dentro de los distintos sistemas de telecomunicación, y más detenidamente en los relevantes para este proyecto. A continuación, se expondrán los objetivos concretos que se quieren alcanzar. Y, por último, cómo se va a organizar la memoria del proyecto.

1.1 Contexto

Las telecomunicaciones forman parte de nuestro día a día y tienen cometidos de lo más variados: desde mandar un simple mensaje hasta comunicarse con una estación espacial, pero todos ellos engloban el manejo o el hecho de compartir información a distancia.

1.1.1 Tecnología

Dentro de los sistemas de telecomunicación encontramos la radio, la televisión, la telefonía fija y móvil, Internet por banda ancha o datos, la radionavegación o la teledetección, entre otros. Todos ellos utilizan ondas electromagnéticas para su transmisión, aunque estas se propaguen mediante distintos medios, que pueden ser guiados o no guiados, y con las modulaciones que se adapten a las necesidades de cada sistema.

Este proyecto se va a centrar en el sistema de la teledetección, definido como la adquisición de información un objeto, área o fenómeno, ya sea usando instrumentos de grabación o instrumentos de escaneo en tiempo real inalámbricos o que no están en contacto directo con el objeto, según la Real Academia de Ingeniería (RAI) [3]. Estos instrumentos van a medir la radiación electromagnética que emiten o reflejan los objetos observados. Algunos de estos pueden ser cámaras fotográficas, láseres, sistemas de radar o sonar, y pueden ser pasivos o activos según la fuente de la radiación original.

Los instrumentos de medida tienen la ventaja de poder estar situados a grandes distancias de la localización donde se quiera realizar la detección. Es por ello que se encuentran normalmente en satélites, aviones, barcos, etcétera, dependiendo de lo que se quiera medir. Las aplicaciones que engloba la teledetección son muy numerosas y suelen estar enfocadas a estudios científicos de ciertas áreas de la Tierra.

1.1.2 Caso particular a tratar

Una vez introducida la tecnología existente para el área de este proyecto, concretamos cuál va a ser nuestra situación.

Ya que la aplicación en la que se mueve este proyecto es la agrícola, concretamente la observación y adquisición de información de cultivos para su posterior estudio fenológico, la tecnología que se va a utilizar para ello son sistemas radar (radio detection and ranging), sistema activo, situado en un satélite artificial denominado Sentinel-1, del Programa Copérnico de la Agencia Europea de Medio Ambiente (AEMA). Estas tecnologías serán explicadas más detalladamente en el capítulo 2.

En este área ya hay estudios previos que, a partir de datos similares que comparten estos programas, se obtiene un estado de la fenología aproximado de los cultivos observados. Algunos estudios previos precedentes y que sirven de base para este TFG son:

- [4], artículo de 2014 que trata de estimar el estado fenológico de cultivos en tiempo real empleando espacio de estados y técnicas de sistemas dinámicos utilizando información del pasado y actualizaciones y, finalmente una extensión del filtro de Kalman. La información que utiliza proviene de un radar polarimétrico del satélite Radsat-2 y los cultivos son 3 tipos de cereales.
- [5], artículo de 2016 que trata, de estimar el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), el cual representa el estado de la fenología, en tiempo real empleando filtros de partículas para integrar las dos fuentes de información utilizadas: imágenes Synthetic Aperture Radar (SAR) y temperatura del aire registrada. El satélite del que se obtiene la información es el TerraSAR-X y los cultivos observados son arrozales, como va a ser nuestro caso. Este obtienen resultados algo mejores que en el anterior artículo y se utiliza la misma tecnología que encontramos en este proyecto: SAR.
- [6], artículo de 2019 todavía más similar al objetivo de este proyecto, en él se estima el estado fenológico de distintos tipos de cultivos utilizando imágenes SAR proporcionadas por el satélite RADARSAT-2 y el método Random Forest (RF) para series temporales, que es uno de los elegidos también para este proyecto.

En resumen, para este proyecto en particular, el cultivo observado son arrozales, los datos empleados son imágenes SAR de los satélites Sentinel-1A y Sentinel-1B con ciclos periódicos de 6 días teniendo en cuenta ambos a partir de 2016, y las técnicas de estimación se basarán en las regresiones de series temporales y técnicas de aprendizaje automático.

1.2 Objetivos

Contribuyendo a la línea de investigación de los artículos [4] y [5], cuyos autores Juan Manuel López Sánchez y Tomás Martínez Marín son el tutor y co-tutor de este TFG, res-

pectivamente, el objetivo general sería estimar el estado de cultivos de arroz mediante el análisis series temporales con técnicas de aprendizaje automático y su unión a la línea de procesamiento original.

Los objetivos concretos serían:

- Analizar las posibles técnicas de regresión de aprendizaje autónomo (por ejemplo, regresión con RF) para estimar directamente el estado de los cultivos a partir de series temporales de datos.
- Analizar las posibles técnicas de aprendizaje autónomo para ser combinados con algoritmos ya disponibles de dinámica de sistemas en la estimación del estado de cultivos.
- Incorporar dichas técnicas en la cadena de procesado disponible.

1.3 Estructura de la memoria

La estructura de la memoria se va a dividir en 3 secciones principales las cuales son: marco teórico, metodología y resultados. Además de unas conclusiones finales valorando los resultados obtenidos.

En el marco teórico se expondrá toda la teoría necesaria para la comprensión de este proyecto en términos técnicos y dentro de un contexto y una investigación previa que este continúa. Veremos en él las técnicas de regresión y ML existentes y candidatas para ser utilizadas, teoría de la teledetección, incluyendo cómo funcionan los sistemas radar, en concreto los SAR, qué información obtenemos y cómo interpretarla, y, finalmente, la estimación de parámetros físicos de los cultivos a partir de la información obtenida mediante regresión, qué parámetros son clave y qué procesamiento necesita la información para llegar a obtener estimaciones fiables y útiles.

En cuanto a la metodología, se incluirán tanto las técnicas y métodos concretos que se van a utilizar, por qué motivos y qué esperamos obtener de ellos, como el software, el lenguaje de programación que vamos a emplear, las herramientas utilizadas y las bases de datos con las que vamos a trabajar, incluyendo su procedencia y procesamiento previo.

Por último, el apartado de resultados expondrá los resultados obtenidos con las diferentes técnicas de regresión y aprendizaje automático para los mismos datos. Estos resultados podrán ser fácilmente evaluados ya que se contrastarán, además, con los datos reales tomados en tierra de los mismos cultivos que se presentan en el dataset.

2 Marco Teórico

A continuación se expone la teoría necesaria para la comprensión de este TFG, ampliando la información ya presentada en el capítulo 1.

2.1 Técnicas de regresión y machine learning

Las técnicas de regresión proporcionan una estimación útil para realizar predicciones, por lo que están relacionados con el aprendizaje automático o ML. El ML es un tipo de inteligencia artificial, que se caracteriza por la generación de un modelo estimado de manera automática por un computador. Esta estimación se realiza con un entrenamiento previo aplicado a un algoritmo de aprendizaje específico a una serie de datos de entrenamiento. Con este aprendizaje se elabora un modelo que es capaz de devolver una salida o solución a partir de unos parámetros de entrada que deben ser del mismo tipo que los utilizados en la fase de aprendizaje.

* Introducir aquí esquema de ML *

Finalmente, el objetivo de las técnicas de ML puede ser clasificar una información o realizar una previsión acorde con un modelo estimado. Como se puede ver, el objetivo de este y las técnicas de regresión pueden coincidir y esto lleva a que tienen parte de su desarrollo en común.

2.1.1 Clasificación de técnicas de Machine Learning

Los modelos empleados en ML son numerosos, y su clasificación se puede realizar dependiendo de su algoritmo de aprendizaje y del tipo de razonamiento en el que se basa. Comenzando por la clasificación según su algoritmo de aprendizaje, que principalmente se dividen según el feedback del que aprenden, los modelos se pueden clasificar de la siguiente manera [7]:

- Aprendizaje no supervisado: este aprendizaje se basa en la clasificación o agrupación de los objetos de entrada según patrones que cumplen las distintas entradas de estos. Estos métodos no devuelven un nombre específico para cada grupo o cluster ya que no se le han proporcionado referencias o etiquetas en la etapa de entrenamiento. Necesita numerosas entradas en el entrenamiento para detectar patrones suficientemente estables.
- Aprendizaje por refuerzo: el aprendizaje se realiza por refuerzo positivo, que sería una recompensa, o negativo, penalización. Este algoritmo buscaría la estimación del modelo para obtener el máximo refuerzo positivo posible. Así, tras suficiente entrenamiento construye un modelo muy preciso para nuevas entradas.
- Aprendizaje supervisado: tanto las entradas como las salidas están previamente definidas en la etapa de aprendizaje. Se realiza un entrenamiento en el que se utilizan las

entradas con sus correspondientes salidas para elaborar el modelo. Una vez suficientemente entrenado, este puede obtener salidas previamente desconocidas a partir de entradas similares a las del entrenamiento.

- Aprendizaje semi-supervisado: este aprendizaje recibe algunas de sus entradas correctamente etiquetadas y el resto de ellas, la mayoría, sin etiquetar, así tiene algunas referencias para la clasificación fiables pero no toma las etiquetas como una referencia totalmente cierta para toda la clasificación como ocurre en el aprendizaje supervisado. Así se evitan malos aprendizajes por ruido o etiquetas erróneas en los datos de entrada. Bastante común en grandes masas de datos para aprendizaje.

Por otra parte, teniendo en cuenta la base de los razonamientos internos que los algoritmos realizan para obtener las salidas correspondientes, aunque no considerando esta división estricta, las técnicas se pueden clasificar de la siguiente manera [8]:

- Geométricos: los modelos geométricos son aquellos cuyos objetos pueden ser representados en un espacio de instancias (X) en el que cada instancia corresponde a un posible objeto, esto es, habrá tantas instancias como objetos con distintas combinaciones de entradas posibles. Por otra parte, las etiquetas también se representan como un espacio de etiquetas (Y) con un número finito de posibilidades [9]. Utilizando estos conceptos, el algoritmo se desarrolla con otros conceptos geométricos como son líneas, planos y distancias. Estos métodos suelen ser aplicados cuando X e Y están formados por valores numéricos, que son fácilmente representables en ejes de coordenadas.
- Probabilísticos: los modelos probabilísticos parten de la base de que las entradas de los objetos están basadas en un proceso aleatorio que hacen referencia a una distribución de probabilidad desconocida. Se busca definir esa distribución $P(Y|X)$, siendo X el conjunto de objetos posibles e Y las etiquetas correspondientes. Aquí el modelo tendría como salidas probabilidades para cada una de las opciones posibles.
- Lógicos: los modelos lógicos son los más cercanos al razonamiento humano y los más comprensibles también como algoritmos. Se basan en decisiones lógicas, estructuradas típicamente en forma de árbol, esto es llamado árbol de decisiones y según las características de los parámetros de entrada nos vamos desplazando hacia la base del árbol, obteniendo al final una única salida para cada objeto de entrada. *Introducir esquema*
- Agrupaciones y gradiente: estos modelos se incluyen en los anteriores, ya que es una clasificación paralela según el tratamiento del espacio de instancias (X): agrupaciones seccionando estos espacios en un número de segmentos definido, fácilmente representables y con una única solución, en cambio; en los gradientes, no existe una segmentación previamente definida, por lo que el modelo trata todo el espacio como uno solo.

2.1.2 Modelos de machine learning y aplicaciones

Una vez presentadas todas las posibles clasificaciones de técnicas de ML, podemos adentrarnos en los modelos más comunes, a qué tipo de los anteriores pertenecen y cuáles son sus aplicaciones más usuales y en las que son más efectivos. Algunos de los más conocidos son los siguientes:

- **Redes neuronales artificiales:** este modelo es de tipo geométrico y de aprendizaje supervisado, ya que el entrenamiento consta de entradas etiquetadas con su correspondiente salida. Este modelo se caracteriza por estar inspirado por las redes neuronales naturales del cerebro animal, obteniendo resultados sin unas reglas preestablecidas de análisis. Estas redes están compuestas por capas de neuronas, las cuales representan un peso y una función de activación por la que una parte de la información de entrada se va a procesar. Estas funciones y pesos se van ajustando mediante el entrenamiento hasta tener una red óptima para su funcionamiento. En cuanto a aplicaciones, la más común de este modelo es el reconocimiento en imágenes de objetos o caracteres. Cuando analizamos imágenes cada unidad de información a la entrada para un objeto está formada por un pixel, y cada capa de neuronas irá reconociendo formas, colores, etc. hasta devolver la clasificación que corresponde a ese objeto de entrada.
 - **Árboles de decisión:** es un modelo lógico y de aprendizaje supervisado. Es lo de los modelos lógicos más ilustrativos porque se basa en árboles que siguen las reglas de decisión, yendo desde el primer nodo donde se sitúa la entrada resolviendo condiciones de estas hasta llegar a una única salida, alcanzable por un camino único, que es la salida del modelo. En el aprendizaje, este modelo va ajustando sus condiciones y elaborando el árbol más coherente para llegar a las soluciones necesarias. Este método es bastante sencillo de implementar y comprender, por lo que las aplicaciones son diversas. Relacionado con ese modelo también encontramos el conocido como RF, anteriormente mencionado. Este modelo se caracteriza por generar numerosos árboles de decisión provenientes de un factor aleatorio con la misma distribución. Al obtener los resultados de cada uno de los árboles, se realiza un promediado, tomando la respuesta más repetida como la más probable y teniendo en cuenta el resto en su correspondiente porcentaje. De esta manera, un modelo que era limitado a una respuesta única, se abre devolviendo una respuesta probabilística.
 - **Máquinas de vectores de soporte:** es un modelo geométrico y supervisado. Este modelo geométrico utiliza el espacio de instancias para representar los objetos de entrenamiento como puntos y las clases o salidas como líneas o hiperplanos, dependiendo del número de dimensiones, lo más separados posibles unos de otros. Una vez ajustado este modelo, las nuevas entradas se clasificarán según al espacio al que pertenezcan. Este modelo está muy relacionado con la clasificación/agrupación y la regresión. Algunas de sus aplicaciones son el reconocimiento de caracteres escritos a mano [10] y clasificación de textos [11], la clasificación de imágenes por segmentación [12] o, el más interesante para este proyecto, la clasificación de información procedente de un SAR [13]
 - **Redes bayesianas:** es un modelo probabilístico y gráfico, a la vez que lógico, de aprendizaje supervisado. Se basa en un modelo gráfico de nodos que corresponden a variables conocidas o desconocidas y el tratamiento probabilístico simplificado con la regla de la cadena. Son muy utilizadas en aplicaciones relacionadas con las ciencias de la salud para modelar comportamientos biológicos.
 - **Algoritmos genéticos:** son algoritmos basados en la genética biológica. Estos comienzan con unas muestras aleatorias de posibles salidas, se evalúan y se realizan una serie de transformaciones que incluyen la selección de los mejores resultados, su recombinación
-

y alteración de algunos para volver a empezar con la siguiente entrada, así hasta tener un modelo estable, fiable y calibrado. Este modelo se utiliza bastante para análisis y predicciones.

- También se consideran, entre otros métodos, los análisis de regresión. Técnicas que se pueden aplicar, como se puede ver en el siguiente apartado, al ML, ya que comparten un mismo objetivo.

2.1.3 Análisis de regresión

Las técnicas de regresión son todas aquellas técnicas que buscan la relación de una variable dependiente con una o más variables independientes mediante la estimación de su función de regresión. Para ello se consideran y ponderan todos los valores de la variable dependiente para unos valores fijos de las variables independientes. Además, en estos análisis, también se tiene en cuenta la varianza de la variable dependiente para estos mismos valores, pudiendo ser estudiada también mediante su distribución de probabilidad. Esta varianza indica la fiabilidad de nuestras estimaciones o el "ruido" en las medidas de la variable dependiente.

El caso más sencillo de regresión es en el que solo tenemos una variable dependiente y otra independiente, este caso se conoce como regresión lineal simple, ya que la función de regresión estimada se corresponde a una ecuación lineal de una recta. Los datos que obtenemos para la variable dependiente que vamos a relacionar tienen, aparte de las componentes lineales, una componente aleatoria de ruido que puede deberse a distintos fenómenos como la precisión mínima del instrumento de medida, el ruido que este mismo genera en la medida o contribuciones de fuentes externas, consideradas como ruido también. Esta función de regresión es frecuentemente estimada mediante el método de mínimos cuadrados (MMC). También existe la regresión lineal múltiple, que funciona de la misma manera pero con mayor número de variables independientes, por lo que en lugar de una recta, la función de regresión representa un plano en el que coinciden N dimensiones, siendo N el número de variables independientes total. Su expresión analítica se presenta en la ecuación (2.1), donde Y corresponde a la variable dependiente, X a las variables independientes, β parámetro de influencia de cada variable independiente, y ε el término aleatorio.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_N X_N + \varepsilon \quad (2.1)$$

Cuando la función de regresión no es una función lineal, la regresión es no lineal, ya que la respuesta de la variable dependiente puede ser exponencial, logarítmica o polinomial, entre otras, por lo que la función de regresión presentará mayor complejidad. Aquí también es común utilizar el MMC o la regresión segmentada, que ajusta como regresión lineal segmentos de la original no lineal.

Cualquier variable independiente que tenga relación con la dependiente es útil en mayor o menor medida pero siempre proporciona información aunque su varianza sea muy grande o su contribución relativamente pequeña. Cualquier tipo de información extra proporciona un ajuste a la estimación final positivo si esta se ha modelado correctamente.

Introducir aquí parte analítica regresión no lineal

A parte de las regresiones lineales y no lineales mencionados, también encontramos otros métodos de regresión como son los mínimos errores absoluto (bastante similar al MMC), la regresión no paramétrica o la regresión lineal bayesiana.

2.2 Teledetección

Conociendo de qué trata este sector de las telecomunicaciones de una manera general, en este apartado se van a explicar conceptos más concretos de cómo funciona esta tecnología, qué tipos existen y qué técnicas se emplean en teledetección.

Como ya se menciona en el capítulo 1, los instrumentos de teledetección se caracterizan por medir la radiación electromagnética emitida o reflejada por un objeto o superficie que se encuentra a distancia del mismo. Estos instrumentos se pueden clasificar en dos tipos: pasivos, miden la radiación natural emitida o reflejada por el objeto observado, o activos, emiten energía que posteriormente será reflejada y detectada.

Algunos de estos instrumentos son cámaras fotográficas, láseres o radares. Todos ellos trabajan en un determinado rango en el espectro electromagnético, dependiendo de lo que quieran captar, por ejemplo los sensores ópticos necesitan trabajar en frecuencias del espectro visible, mientras que los radares pueden trabajar a frecuencias de microondas.

2.2.1 Tecnología radar

Para este proyecto nos vamos a centrar en el instrumento llamado radar. Se trata de un instrumento activo, que trabaja en el espectro de las microondas, concretamente entre 1-40 GHz. Por ello, son sensores sensibles a objetos del tamaño de sus longitudes de onda, es decir entre 30-0.75 cm, mucho mayores que los sensores ópticos. Además, otras ventajas frente a estos es su penetración en nubosidades e incluso parcialmente en la superficie terrestre o la vegetación, por lo que, por ejemplo, el tiempo atmosférico, no supone un impedimento para la captación de información en la mayoría de los casos, como sucede en los sensores ópticos, y esto también se debe a la mayor longitud de onda.

Al tratarse de un instrumento activo, este también ilumina con pulsos electromagnéticos el área a observar, emitidos por una antena propia, por lo que no depende de fuentes externas de radiación, esto es que, incluso objetos que no emitan radiación ni reflejen de otras fuentes, se podrán detectar gracias a la reflexión de esta incidencia.

La información que se obtiene en una antena receptora (o la misma emisora con doble función) de esta reflexión es otra onda electromagnética de la cual se puede medir su potencia, fase y polarización para obtener información útil del área observada. Para todas ellas deben tenerse en cuenta parámetros adicionales que influyen durante el trayecto del pulso, como es el retardo de fase o las pérdidas de potencia.

La potencia recibida (P_R) se puede considerar como la contribución de los siguientes parámetros: potencia transmitida (P_T), longitud de onda (λ), ganancia de la antena (G), pérdidas en sistema (L_s) y en atmósfera (L_a), la longitud del trayecto (R), la superficie del área observada (S) y, por último, el coeficiente de backscattering (σ_0), teniendo en cuenta ambos trayectos de ida y vuelta y la propagación esférica de la onda, como se muestra en la fórmula 2.2.

$$P_R = \frac{P_T \lambda^2 G^2 \sigma_0 S}{(4\pi)^3 L_s L_a R^4} \quad (2.2)$$

Como podemos observar, el parámetro más interesante que nos va a dar información sobre el área observada es el coeficiente de backscattering. Este parámetro es un valor adimensional (dB) que representa la relación entre la proporción de área equivalente si el objeto observado fuera un blanco isótropo (reflexión total) (m_2) y su área o superficie observada real (m_2). Este parámetro va a depender de la frecuencia utilizada por el radar, la polarización de la onda, en ángulo de incidencia del pulso y del material y geometría de la superficie observada.

Con el objetivo de maximizar la resolución espacial del área observada por el radar, esto es, la distancia mínima distinguible, se necesita mejorar la resolución en rango y en azimuth. La resolución en rango depende del tamaño del pulso, ya que los objetos podrán ser diferenciados si están a una distancia mayor que un pulso, por lo que cuánto más pequeño sea este, mayor resolución de rango se obtendrá, aunque se debe mantener la duración del pulso para el rango de frecuencias asignado. Por otra parte, para mejorar la resolución en azimuth, se debe incrementar la resolución angular. Esta resolución es inversamente proporcional al ángulo de observación, ya que cuanto mayor es este, más objetos o áreas considera a la misma distancia y no es posible diferenciarlos. Para obtener ángulos pequeños se necesita un swath, o haz de área iluminada, muy directivo, y ello se consigue con una apertura o longitud de radar grande. Es aquí donde entran los sistemas radar de los que se va a extraer la información para este proyecto, los SAR. Estos sistemas consiguen aumentar la resolución en azimuth, con una longitud no muy grande, realizando un barrido en azimuth y posterior procesamiento para ampliar el área observada sin compensar empeorando la resolución en azimuth. Un ejemplo de este barrido se puede ver en la figura 2.1.

Además de la resolución espacial, también existen otros parámetros que determinan la calidad de la información adquirida por los sistemas radar. Uno de ellos que aparece, similar al ruido blanco, como puntos de máximas y mínimas contribuciones debido a distintos fenómenos puede dificultar la interpretación de la información. Este ruido se denomina speckle, y la técnica utilizada para atenuar este efecto es la reducción por multi-look. Como su nombre indica, esta técnica se basa en la toma de varias imágenes de información de la misma área y el posterior promediado todas ellas, obteniendo una información más plana, viéndose reducidos los píxeles de información aleatorios máximos y mínimos.

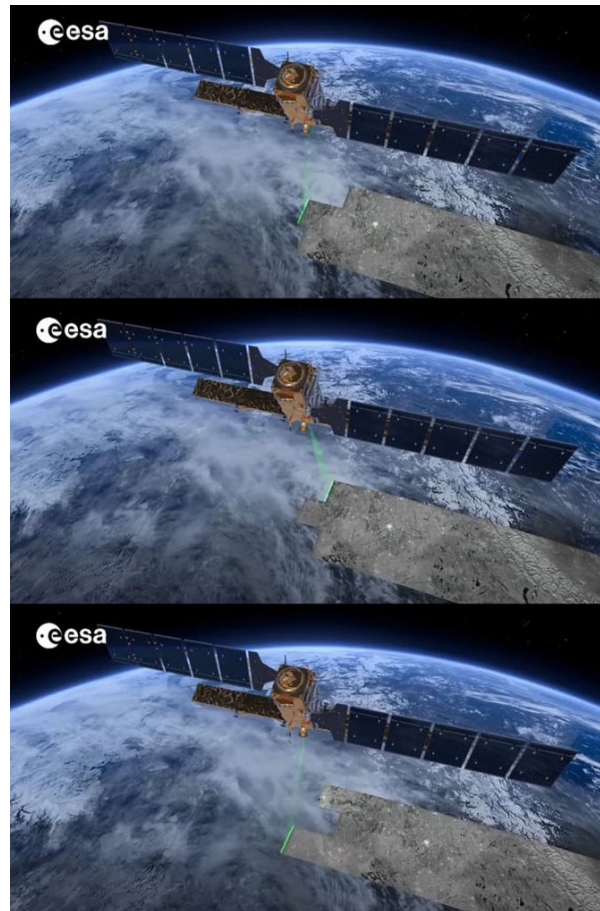


Figura 2.1: TOPS-SAR Sentinel-1 [1]

2.2.2 Satélites en teledetección

Los sistemas SAR van a ser utilizados en este proyecto para observar parcelas cultivadas de la Tierra, por lo que los sistemas en los que se van a emplazar estos son los satélites. Las misiones satelitales de las que se va a obtener información para este proyecto son Sentinel-1 y Sentinel-2, del Programa Copérnico de la European Space Agency (ESA). Son dos misiones de órbita polar que engloban cada uno de ellos 2 satélites, A y B, cuyo objetivo es la observación de la superficie de la Tierra tanto terrestre como oceánica. Sentinel-1 concluyó sus lanzamientos de satélites en abril de 2016 y Sentinel-2 lo hizo en marzo de 2017. La principal diferencia entre estos dos es el rango de frecuencias de trabajo de cada uno, mientras que Sentinel-1 proporciona información de la banda C, esto es entre 4-8 GHz, Sentinel-2 utiliza tecnología multispectral, por lo que trabaja en 13 bandas distintas, las cuales engloban la luz visible, el infrarrojo cercano y el infrarrojo de onda corta. Esto proporciona información más precisa y adecuada para cada fenómeno a observar [14].

La órbita se traza en el eje polar de la Tierra con una pequeña inclinación y sincrónica al Sol, un periodo de revista global de 6 y 5 días y una altitud de 693 km y 786 km para Sentinel-

1 y Sentinel-2, respectivamente y considerando ambos satélites, A y B, en ambos casos. En la figura 2.2 se puede observar la órbita trazada por Sentinel-1 en un periodo de un día. Además, el sistema SAR no trabaja desde una posición perpendicular a la superficie terrestre a medir, ya que algunas superficies serían consideradas a la misma distancia por simetría en el swath, por lo que la visión del radar es lateral derecha. Esto deberá ser considerado para el procesamiento de extracción de información.

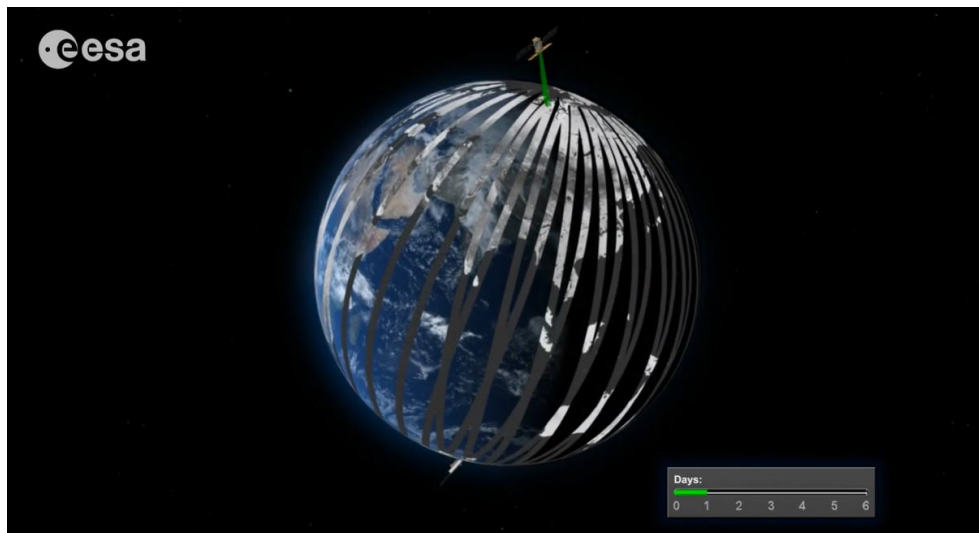


Figura 2.2: Swath a día 1 de 6 en Sentinel-1 [2]

Sentinel-1 tiene 4 modos de adquisición principales según el área que se pretende observar cuyos swath y resolución espacial varían. El primer modo, llamado Stripmap Mode, presenta un swath de 80 km y una resolución de 5x5 m. Este modo se utiliza para monitorización de islas pequeñas y emergencias puntuales. El segundo modo es Interferometric Wide Swath, de 250 km de swath y 5x20 m de resolución, es utilizado principalmente para todas las áreas de superficie terrestre, tanto áreas habitadas, como zonas montañosas o llanuras (donde se incluyen los cultivos). El tercer modo se conoce como Extra Wide Swath Mode, consta de un swath de 400 km y una resolución de 20x40 m, es utilizado para zonas marítimas, polares o cubiertas de hielo, donde se buscan grandes coberturas y un tiempo de revista corto, ya que, por el eje elegido para su órbita, las zonas polares se cubren en menor tiempo. Por último, cabe destacar el Wave Mode, cuyo swath se caracteriza por considerarse de superficie cuadrada de 20x20 km, y con una resolución de 20x5 m. Este es utilizado para la observación de los océanos [15].

Para que la utilización de estos modos sea posible, se necesita una tecnología SAR acorde con estas necesidades. El radar tiene unas dimensiones en Sentinel-1 de antena de 12.3 m x 0.821 m una vez desplegado. El rango del ángulo de incidencia con respecto a la Tierra es de 20°-46°. Los modos de adquisición también pueden trabajar con distintas polarizaciones. Las ofrecidas por los satélites de Sentinel-1 para la emisión son Horizontal (H) y Vertical (V). Para la recepción se pueden elegir la misma polarización utilizada en emisión, lo que sería HH

o VV, o recibir ambas polarizaciones independientemente de cuál haya sido enviada, HH+HV o VV+VH [15]. Una emisión con polarización doble entorpecería el procesamiento ya que no se podría reconocer en la recepción qué parte de la señal correspondía a cada una.

2.2.3 Técnicas de detección

2.3 Estimación de parámetros físicos de cultivos mediante regresión

Bibliografía

- [1] ESA. *Sentinel-1: Radar mission*, 2014. URL <https://www.youtube.com/watch?v=FJWzLxdSMYA>.
- [2] ESA. *Sentinel-1 constellation*, 2014. URL https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-1/Satellite_constellation.
- [3] DE INGENIERÍA, R.A. *Diccionario español de ingeniería*, 2014. URL <http://diccionario.raing.es/es>.
- [4] VICENTE-GUIJALBA, F., MARTINEZ-MARIN, T., and LOPEZ-SANCHEZ, J.M. *Dynamical approach for real-time monitoring of agricultural crops*, 2014.
- [5] BERNARDIS, C.D., VICENTE-GUIJALBA, F., MARTINEZ-MARIN, T., and LOPEZ-SANCHEZ, J.M. *Contribution to real-time estimation of crop phenological states in a dynamical framework based on ndvi time series: Data fusion with sar and temperature*, 2016.
- [6] WANGA, H., MAGAGIA, R., GOÏTAA, K., TRUDELA, M., MCNAIRNB, H., and POWERS, J. *Crop phenology retrieval via polarimetric sar decomposition and random forest algorithm*. Elsevier, 2019.
- [7] RUSSELL, S.J. and NORVIG, P. *Artificial Intelligence A Modern Approach*, 2010.
- [8] FLACH, P. *Machine Learning: The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data*, 2012.
- [9] FÜRNKRANZ, J. and HÜLLERMEIER, E. *Preference Learning: An Introduction*, 2011.
- [10] DECOSTE, D. and SCHOLKOPF, B. *Training invariant support vector machines*. Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [11] JOACHIMS, T. *Text categorization with support vector machines: Learning with many relevant features*. *Machine Learning: ECML-98. Lecture Notes in Computer Science*, 1998.
- [12] BARGHOUT, L. *Spatial-taxon information granules as used in iterative fuzzy-decision-making for image segmentation*. *Granular Computing and Decision-Making*, 2015.
- [13] MAITY, A. *Supervised classification of radarsat-2 polarimetric data for different land features*. *CoRR*, 2016. URL <https://dblp.org/rec/journals/corr/Maity16.bib>.
- [14] ESA. *Copernicus overview*, 2016. URL https://www.esa.int/Applications/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview4.

- [15] EARTH OBSERVING SYSTEM (EOS). *Sentinel 1*;, 2014. URL <https://eos.com/sentinel-1/>.
-