



Technische
Universität
Braunschweig



UNIVERSIDAD
DE LIMA



V CONGRESO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

Desafíos del aprendizaje profundo en la visión por computador
Introducción al aprendizaje profundo y aplicaciones en teledetección

Dr. Pedro Achanccaray Diaz

p.diaz@tu-braunschweig.de

Contenido

1. Introducción
2. Aplicaciones en agricultura
3. Aplicaciones en el mar
4. Aplicaciones en conservación de patrimonio cultural

Contenido

1. **Introducción**
2. Aplicaciones en agricultura
3. Aplicaciones en el mar
4. Aplicaciones en conservación de patrimonio cultural

1. Introducción – Deep Learning

1. Introducción – Deep Learning

Vehículos autónomos



1. Introducción – Deep Learning

Vehículos autónomos



Síntesis y Muestreo



1. Introducción – Deep Learning

Vehículos autónomos



Análisis de Sentimientos



Síntesis y Muestreo



1. Introducción – Deep Learning

Vehículos autónomos



Síntesis y Muestreo



Análisis de Sentimientos



Traducción Automática



1. Introducción – Deep Learning

Vehículos autónomos



Síntesis y Muestreo



Análisis de Sentimientos



Traducción Automática



Reconocimiento de Voz

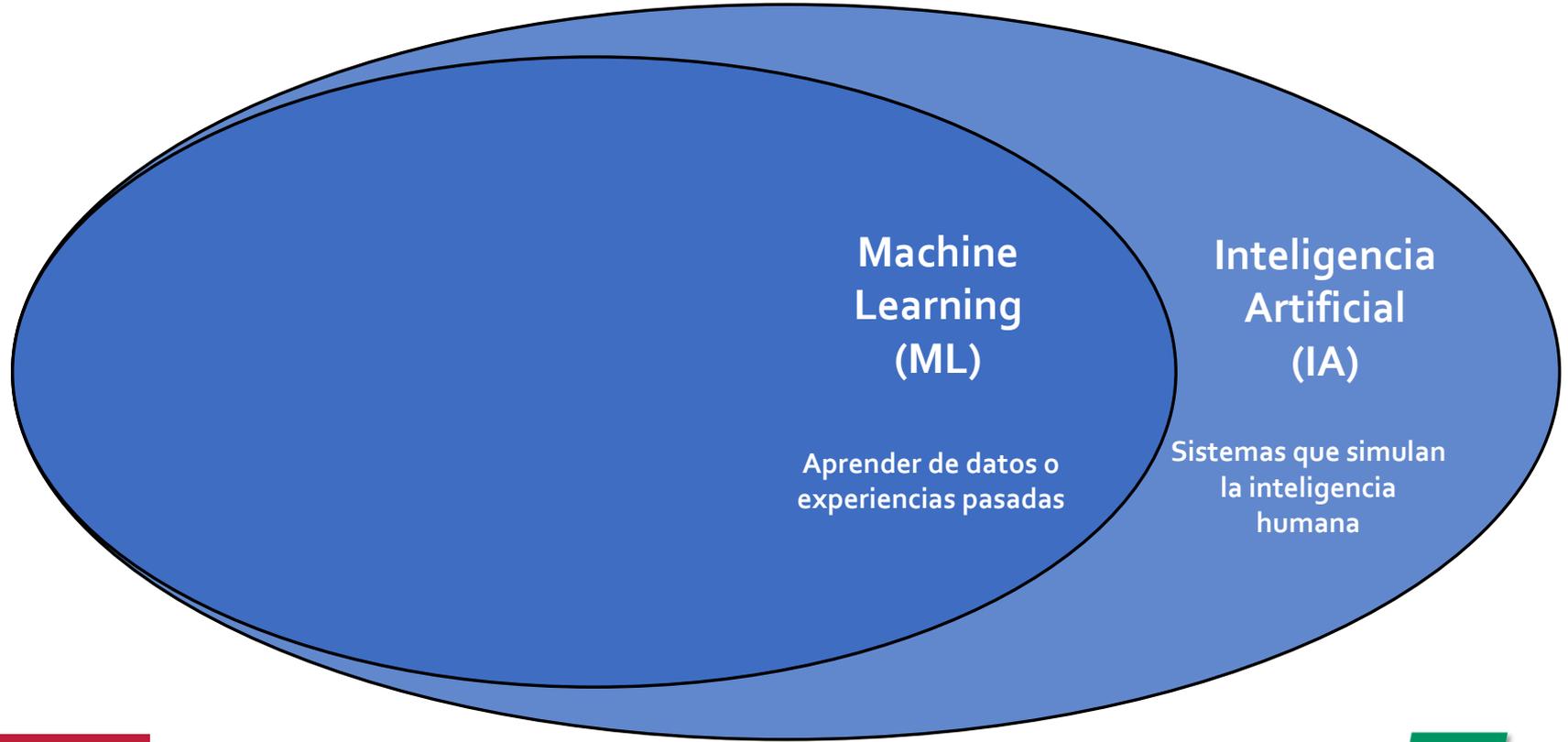


1. Introducción – Deep Learning

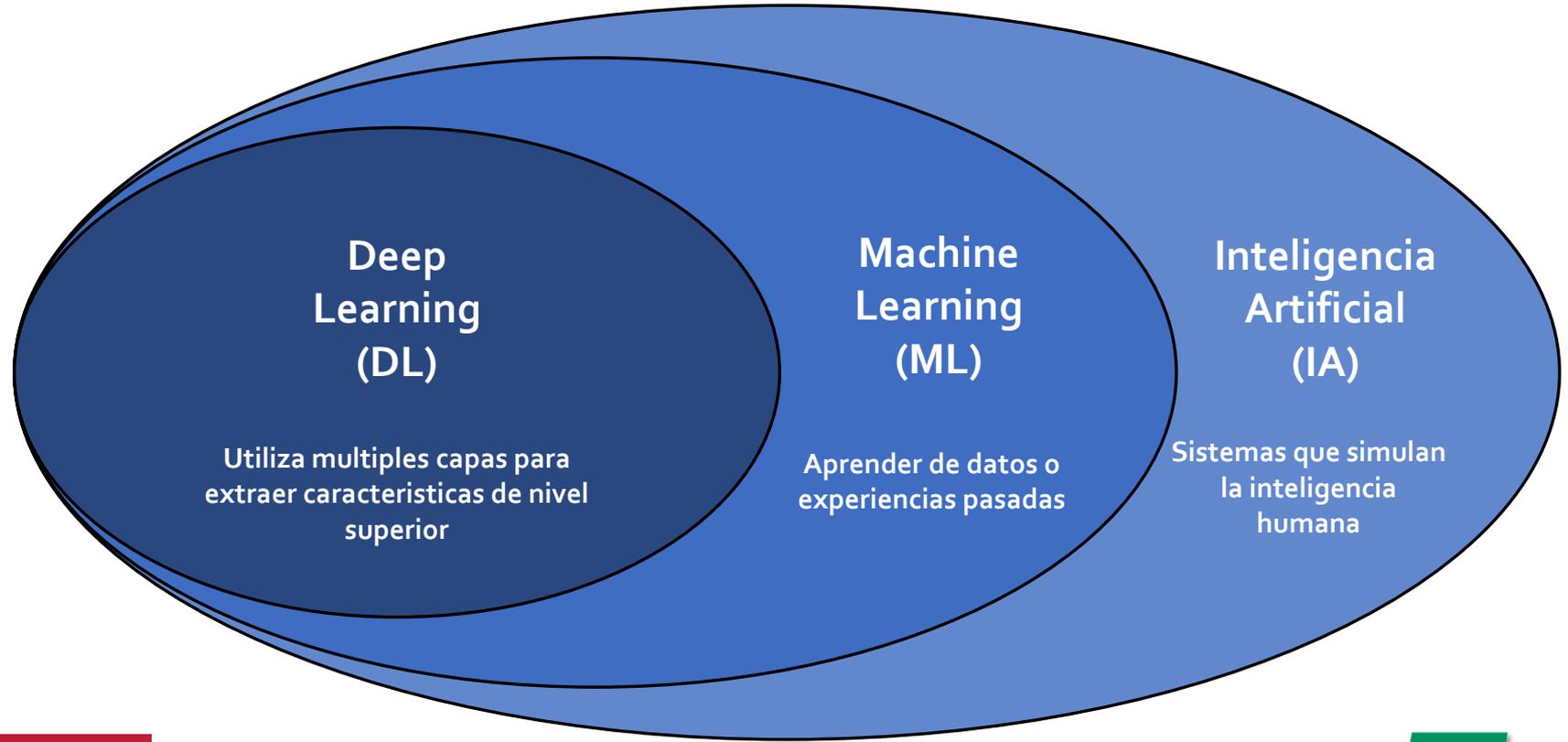
Inteligencia
Artificial
(IA)

Sistemas que simulan
la inteligencia
humana

1. Introducción – Deep Learning

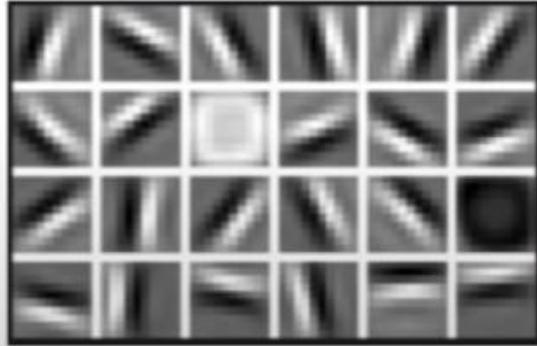


1. Introducción – Deep Learning



1. Introducción – Deep Learning

Low Level Features



Lines & Edges

Mid Level Features



Eyes & Nose & Ears

High Level Features



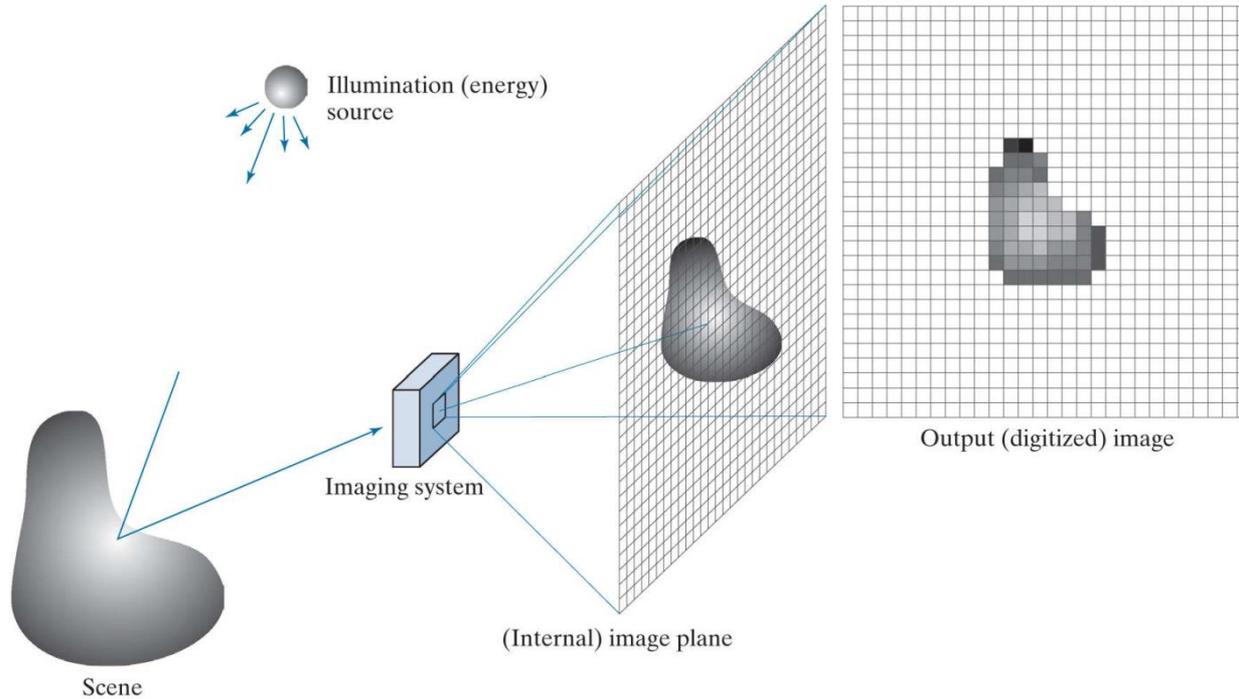
Facial Structure

Primeras Capas



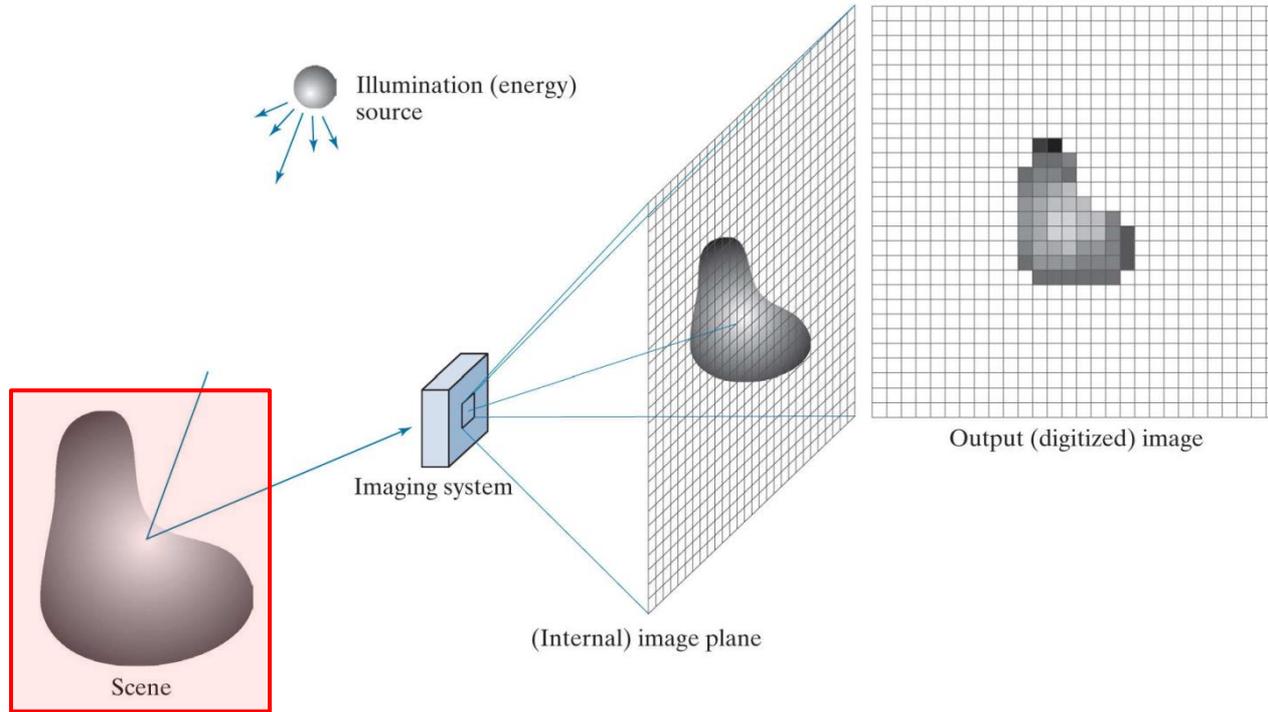
Ultimas Capas

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



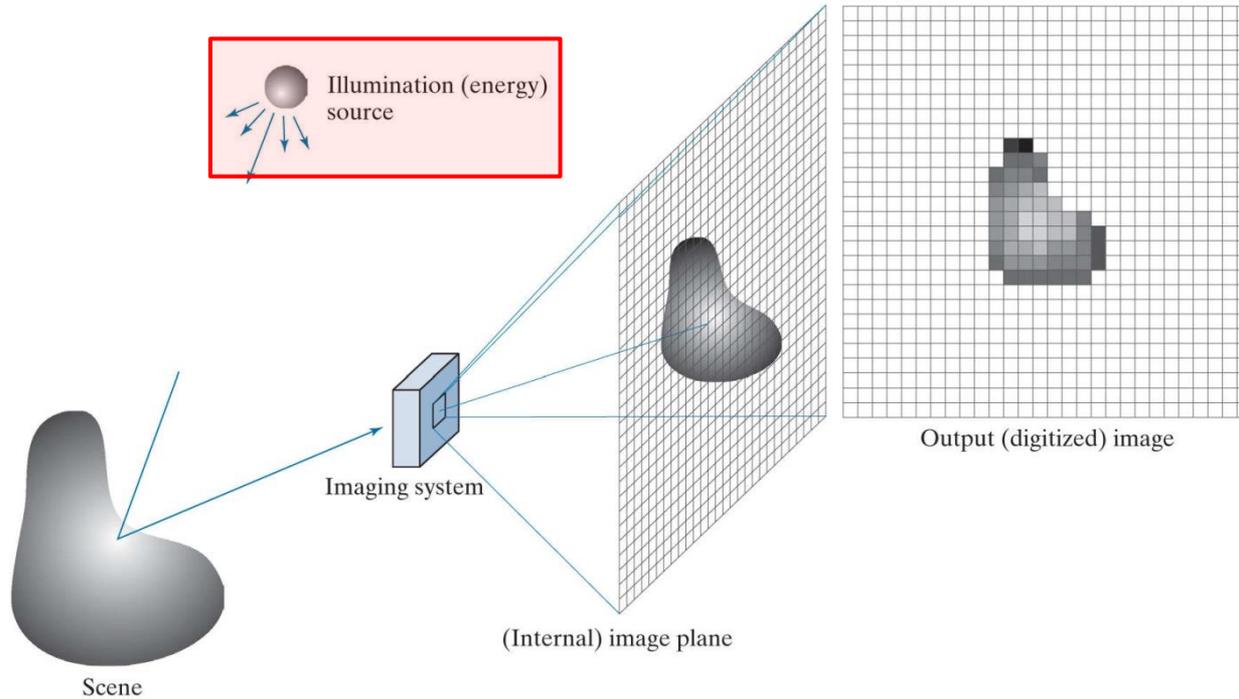
Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



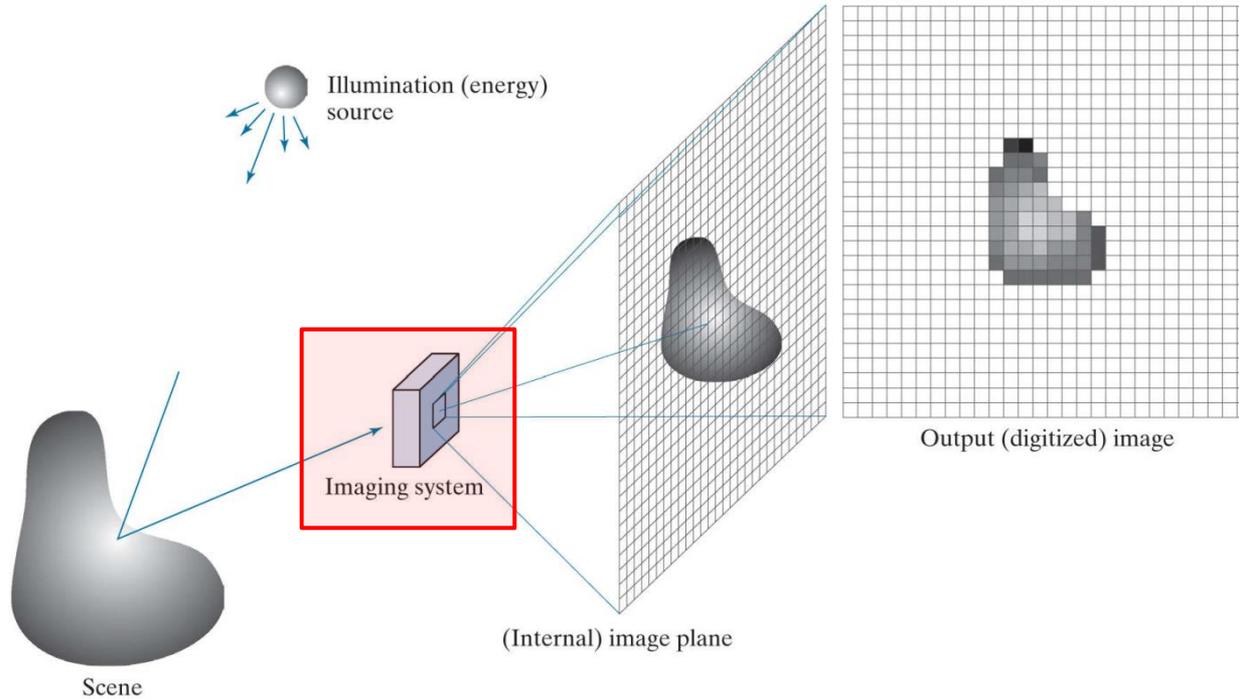
Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



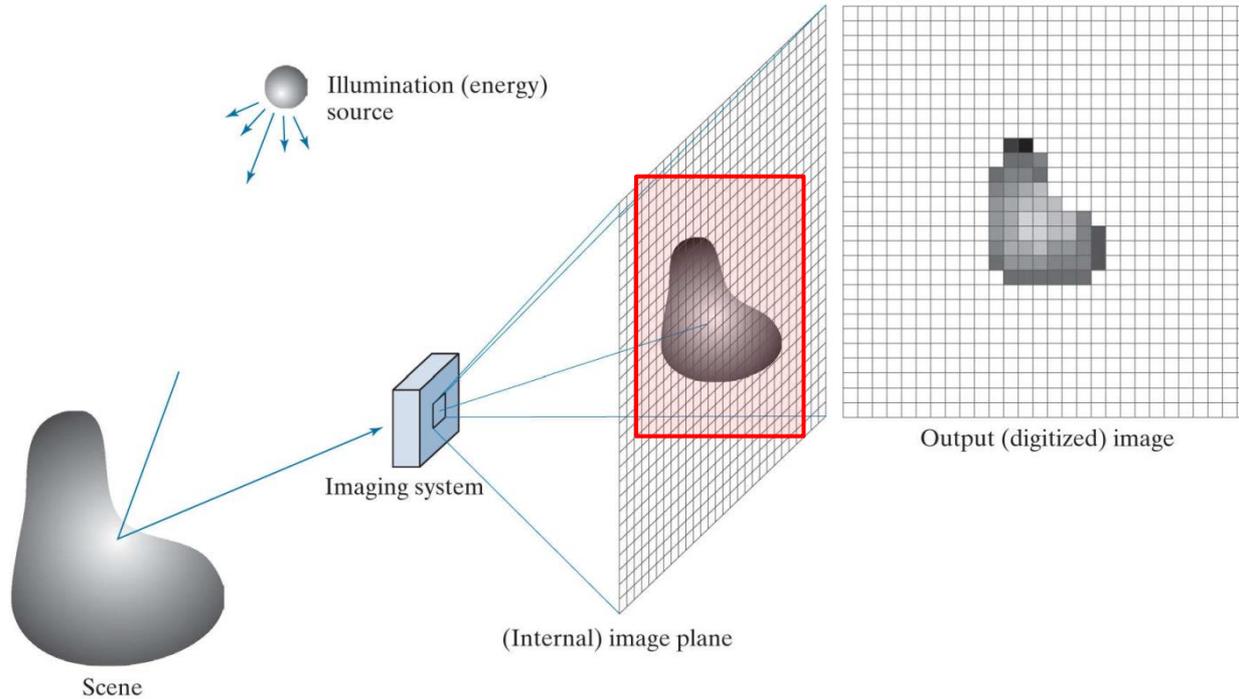
Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



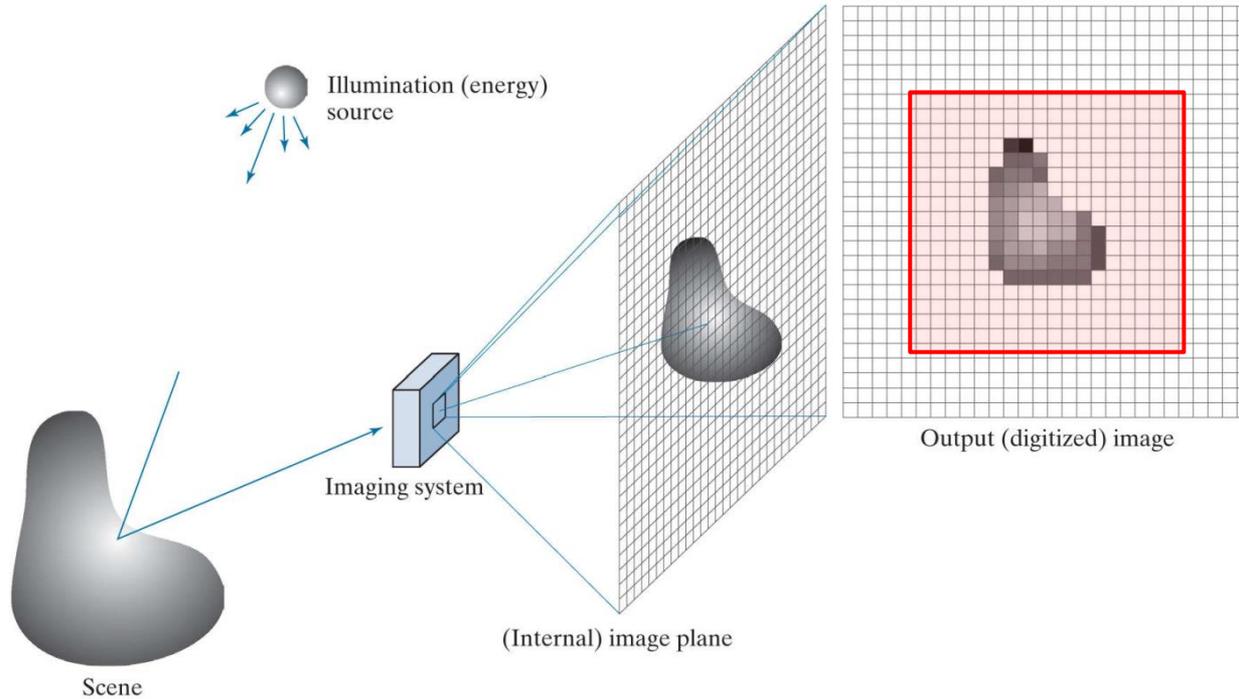
Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition*. Pearson Education 2018,

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



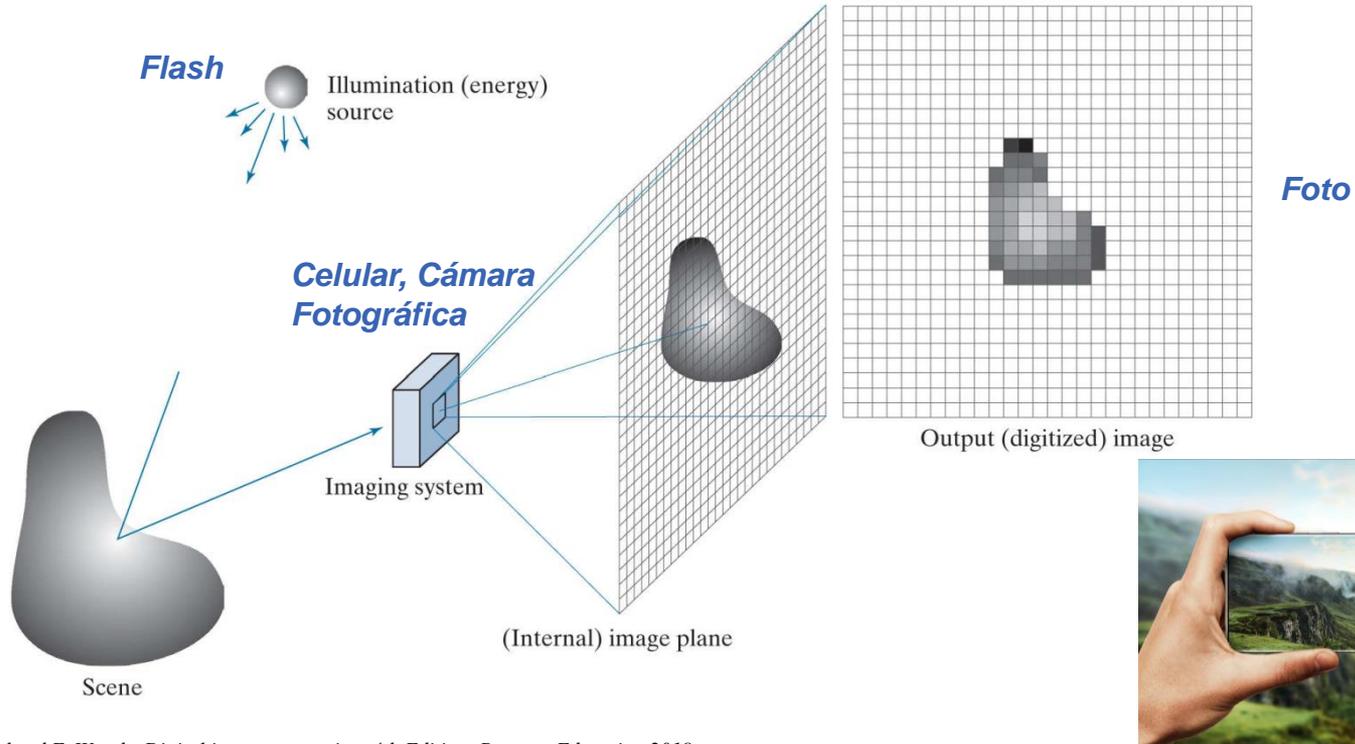
Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition*. Pearson Education 2018,

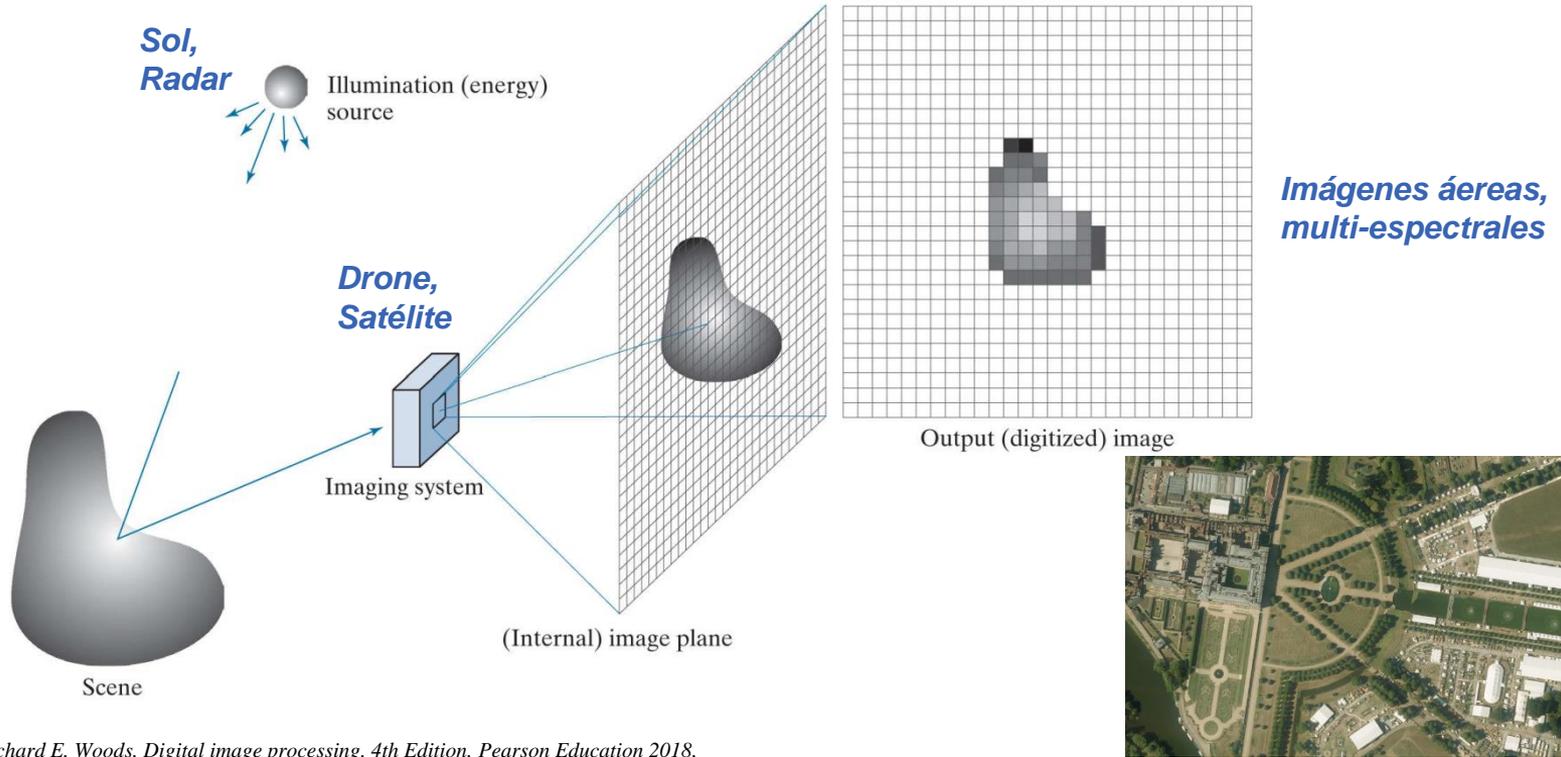
1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

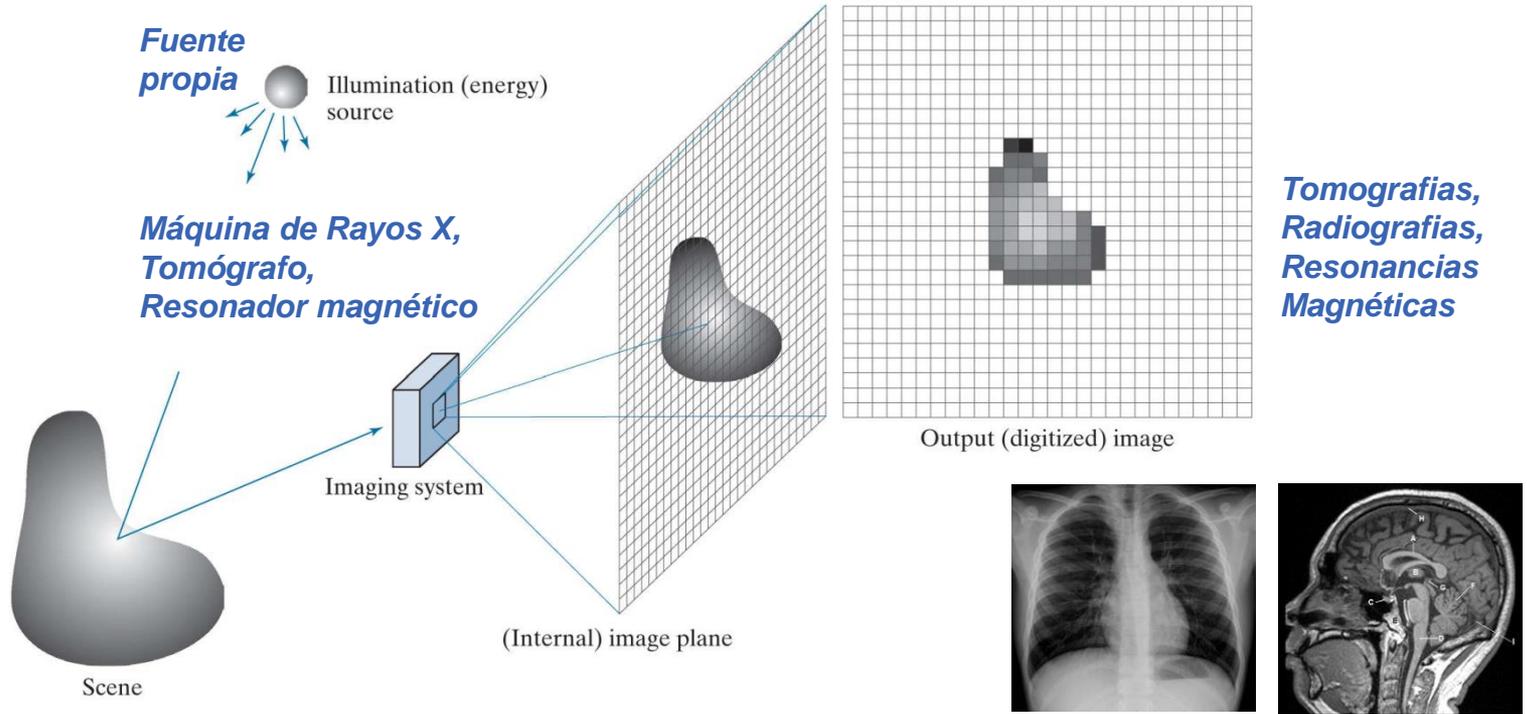


1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes



Fuente: Rafael C. González, Richard E. Woods. *Digital image processing, 4th Edition. Pearson Education 2018,*

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes

1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes

Clasificación de Imágenes



Asignar una clase a toda la imagen

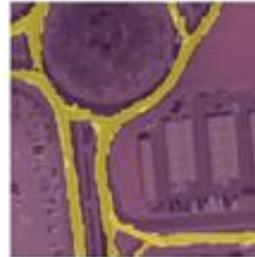
1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes

Clasificación de Imágenes



Asignar una clase a toda la imagen

Segmentación Semántica



Asignar una clase a cada pixel de la imagen

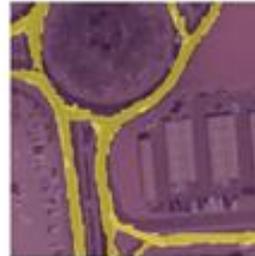
1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes

Clasificación de Imágenes



Asignar una clase a toda la imagen

Segmentación Semántica



Asignar una clase a cada pixel de la imagen

Detección de Objetos



Encontrar la ubicación de un objeto en la imagen

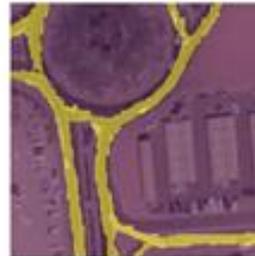
1. Introducción – Procesamiento Digital de Imágenes

Clasificación de Imágenes



Asignar una clase a toda la imagen

Segmentación Semántica



Asignar una clase a cada pixel de la imagen

Detección de Objetos



Encontrar la ubicación de un objeto en la imagen

Segmentación de Instancias



Detectar y delinear cada objeto distinto en la imagen

1. Introducción – Teledetección

“*adquisición de información* sobre un objeto o fenómeno *sin hacer contacto físico con él*”

1. Introducción – Teledetección

“*adquisición de información* sobre un objeto o fenómeno *sin hacer contacto físico* con él”

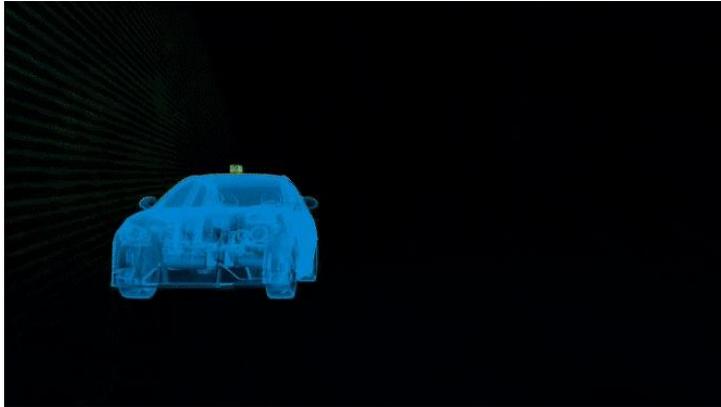
Cámaras Digitales [Source]



1. Introducción – Teledetección

“*adquisición de información* sobre un objeto o fenómeno *sin hacer contacto físico* con él”

LiDAR [Source]



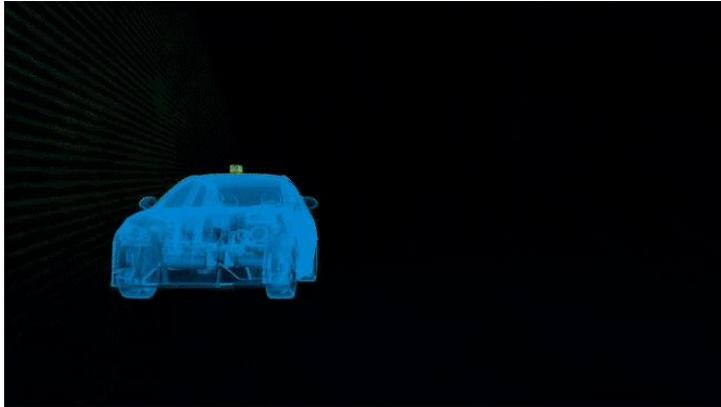
Cámaras Digitales [Source]



1. Introducción – Teledetección

“*adquisición de información* sobre un objeto o fenómeno *sin hacer contacto físico con él*”

LiDAR [Source]



Cámaras Digitales [Source]



Satélites [Source]

Contenido

1. Introducción
- 2. Aplicaciones en agricultura**
3. Aplicaciones en el mar
4. Aplicaciones en conservación de patrimonio cultural

2. Aplicaciones en Agricultura

Reconocimiento de cultivos agrícolas

- Registros de rotación de cultivos
- Mapear productividad del suelo
- Inventarios sobre tipos de cultivos
- Predicción de rendimiento
- Monitoreo de actividades agrícolas

2. Aplicaciones en Agricultura

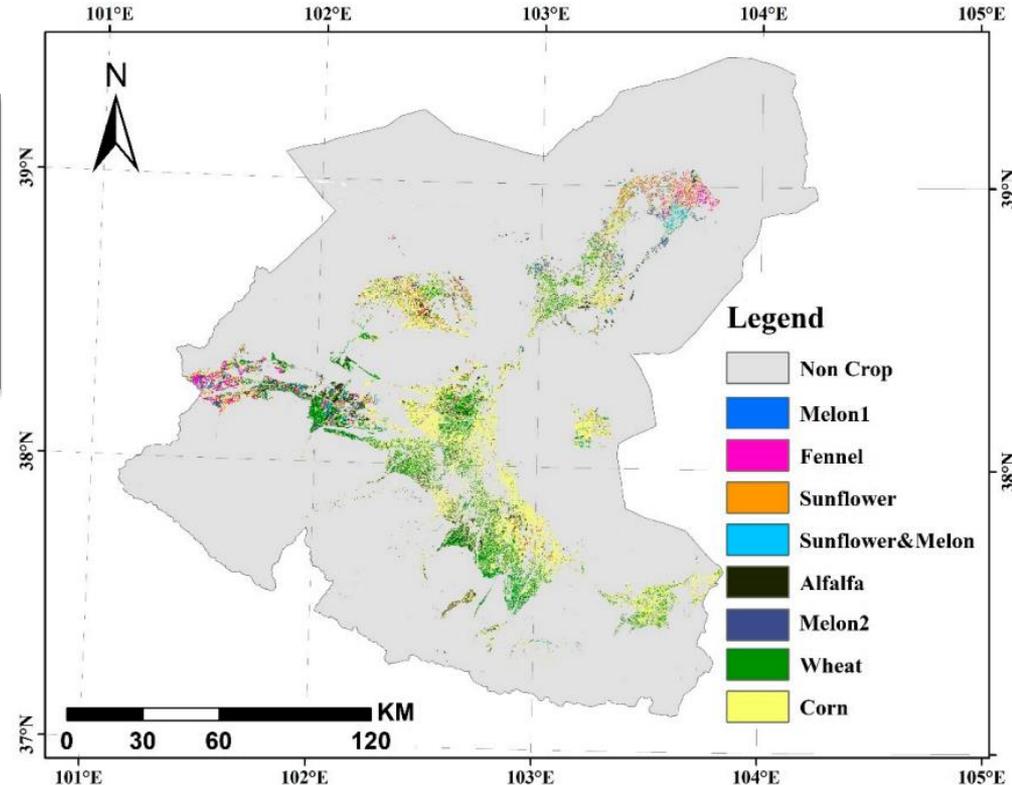
Fuente: Yi, Z., Jia, L., & Chen, Q. (2020). Crop classification using multi-temporal Sentinel-2 data in the Shiyang River Basin of China. Remote Sensing, 12(24), 4052.

Reconocimiento de cultivos agrícolas

- Registros de rotación de cultivos
- Mapear productividad del suelo
- Inventarios sobre tipos de cultivos
- Predicción de rendimiento
- Monitoreo de actividades agrícolas

Segmentación Semántica

Imágenes de satélite



2. Aplicaciones en Agricultura

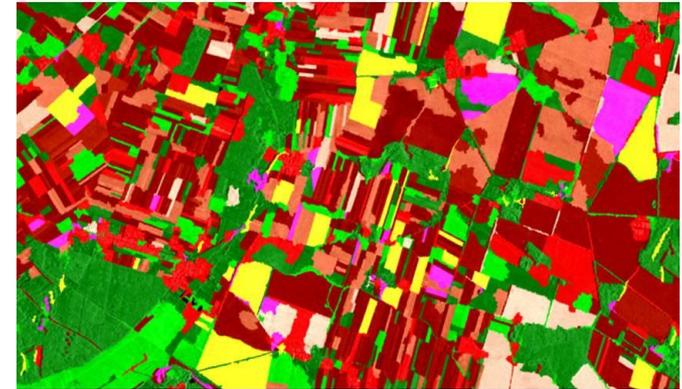
Fuente: Crops identification by using satellite images
<http://www.igik.edu.pl/en/remote-sensing-crop-recognition>

Reconocimiento de cultivos agrícolas

- Registros de rotación de cultivos
- Mapear productividad del suelo
- Inventarios sobre tipos de cultivos
- Predicción de rendimiento
- Monitoreo de actividades agrícolas

Segmentación Semántica

Imágenes áreas



LEGEND

■ BUILT-UP LAND / BARE	■ WINTER CEREALS	■ RAPE	■ SUGAR BEETS
■ WOODLAND	■ SPRING CEREALS	■ CORN	■ GRASS / ALFALFA

2. Aplicaciones en Agricultura

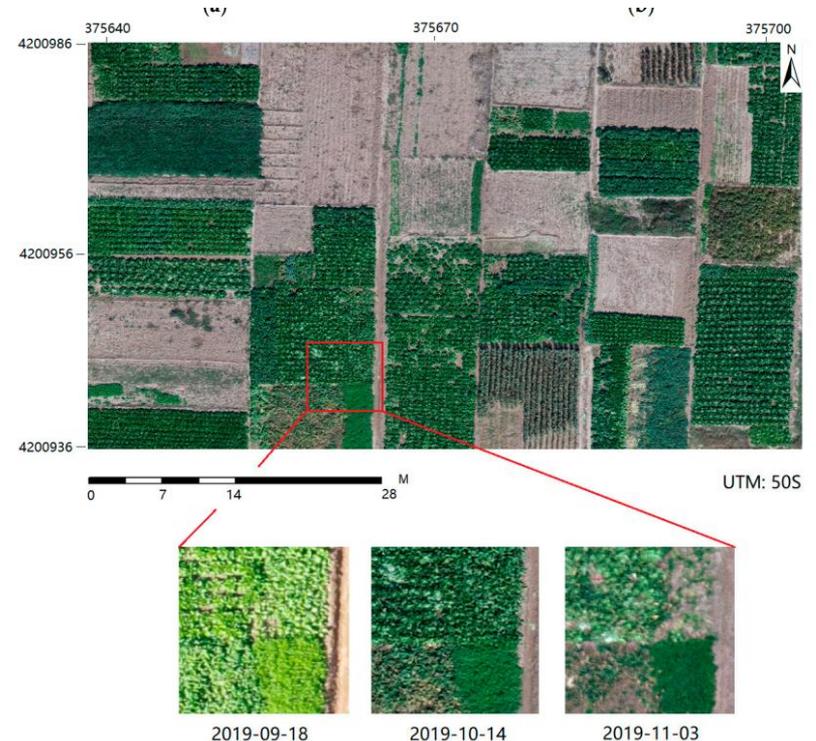
Fuente: Feng, Q., Yang, J., Liu, Y., Ou, C., Zhu, D., Niu, B., ... & Li, B. (2020). Multi-temporal unmanned aerial vehicle remote sensing for vegetable mapping using an attention-based recurrent convolutional neural network. *Remote Sensing*, 12(10), 1668.

Reconocimiento de cultivos agrícolas

- Registros de rotación de cultivos
- Mapear productividad del suelo
- Inventarios sobre tipos de cultivos
- Predicción de rendimiento
- Monitoreo de actividades agrícolas

Segmentación Semántica

Imágenes de drones



Contenido

1. Introducción
2. Aplicaciones en agricultura
- 3. Aplicaciones en el mar**
4. Aplicaciones en conservación de patrimonio cultural

3. Aplicaciones en el mar

- Industria Offshore de Petróleo y gas



Onshore

VS.



Offshore

3. Aplicaciones en el mar

- Industria Offshore de Petróleo y gas
- Actividades en el mar
 - **Exploración**
 - encontrar nuevas ubicaciones
 - mapeo de la vida marina
 - **Monitoreo**
 - estado de equipos
 - prevención
 - **Extracción**
 - perforación
 - estado de los reservorios
 - pozos de petróleo



3. Aplicaciones en el mar

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - Hechos por el hombre
- Datos
 - Radar
 - Ópticos

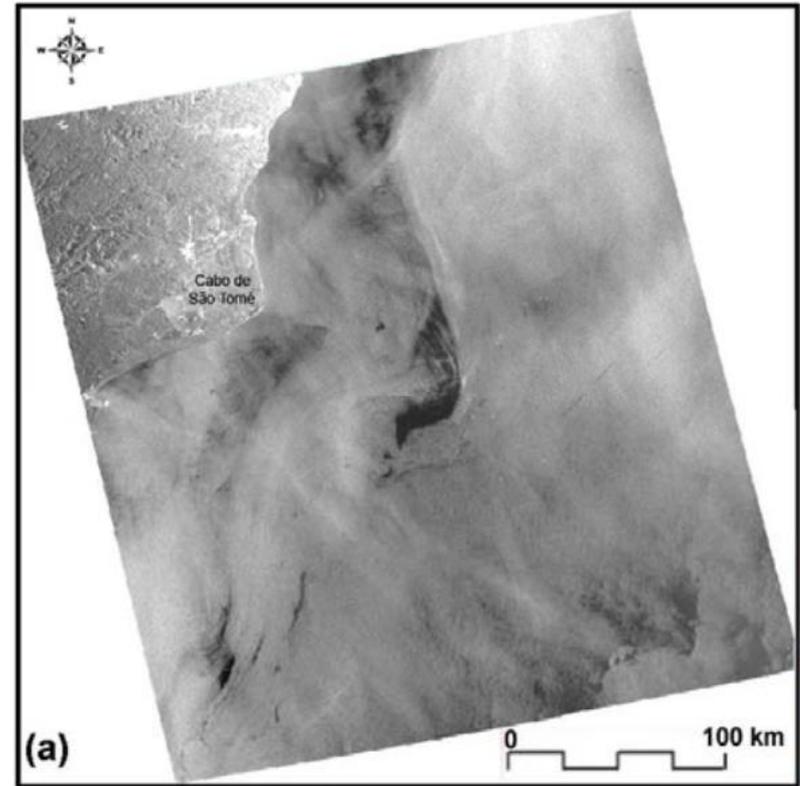
3. Aplicaciones en el mar

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - Hechos por el hombre
- Datos
 - Radar
 - Ópticos

C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros e oceânicos em imagens de radares orbitais

RADARSAT-1 03/04/02



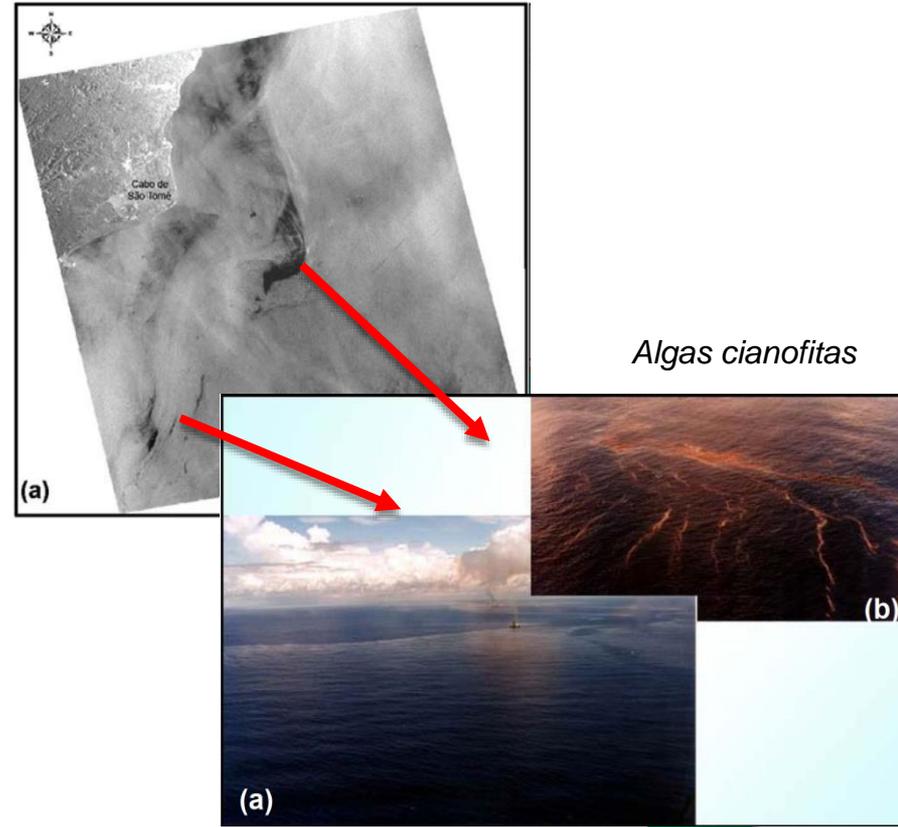
3. Aplicaciones en el mar

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - Hechos por el hombre
- Datos
 - Radar
 - Ópticos

C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros e oceânicos em imagens de radares orbitais

RADARSAT-1 03/04/02



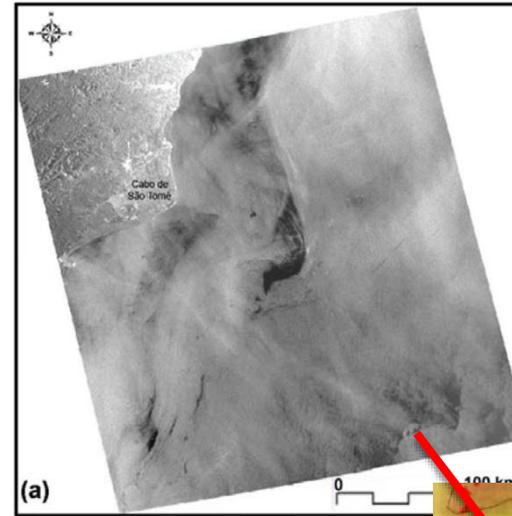
3. Aplicaciones en el mar

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

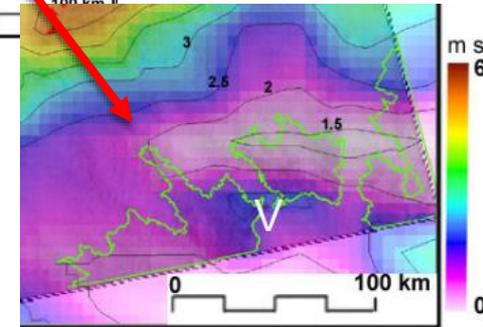
- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - Hechos por el hombre
- Datos
 - Radar
 - Ópticos

C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros e oceânicos em imagens de radares orbitais

RADARSAT-1 03/04/02



Zonas de poco viento

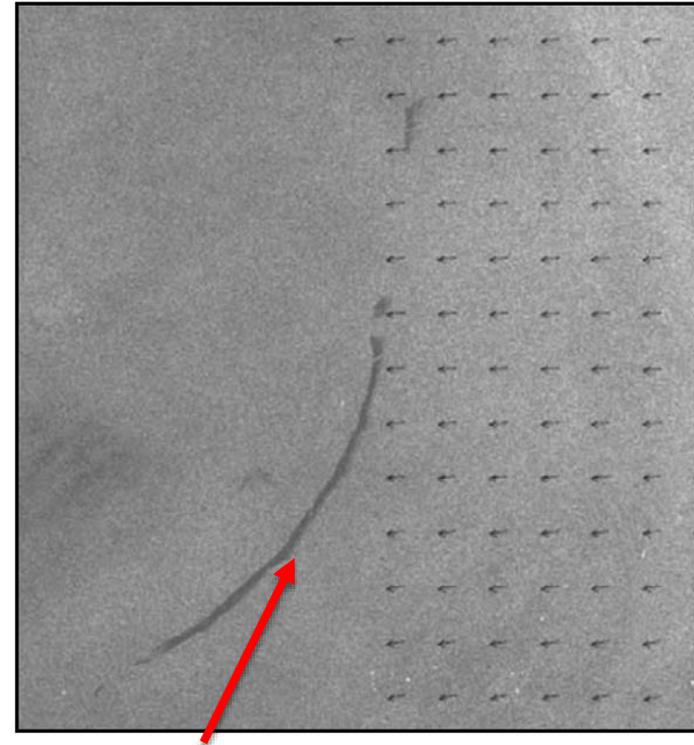


3. Aplicaciones en el mar

C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros e oceânicos em imagens de radares orbitais

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - **Hechos por el hombre**
- Datos
 - Radar
 - Ópticos



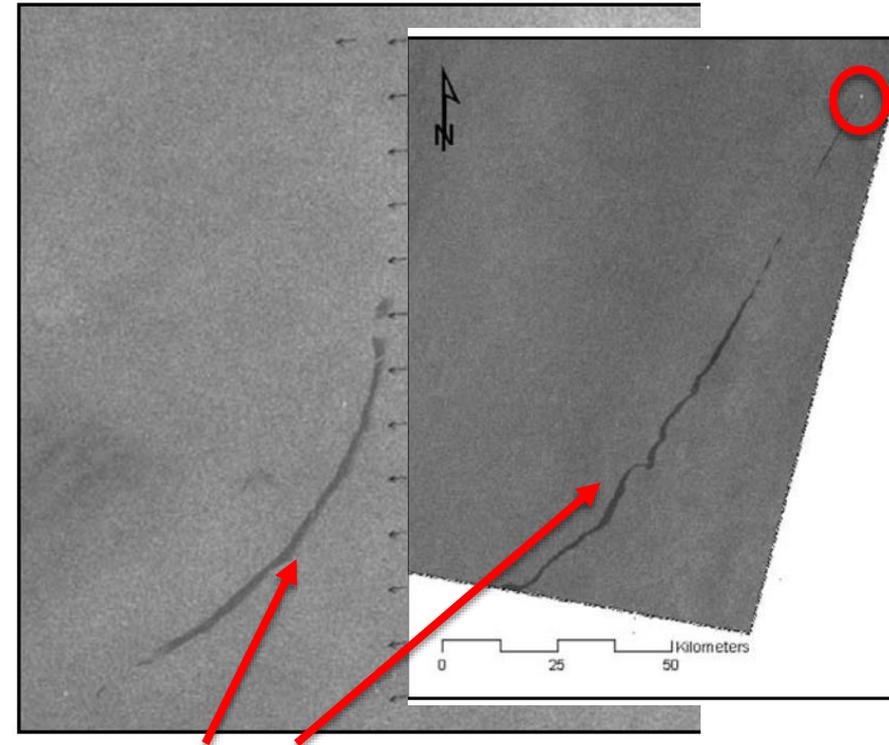
Descartes de embarcaciones en movimiento

3. Aplicaciones en el mar

C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros e oceânicos em imagens de radares orbitais

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - **Hechos por el hombre**
- Datos
 - Radar
 - Ópticos



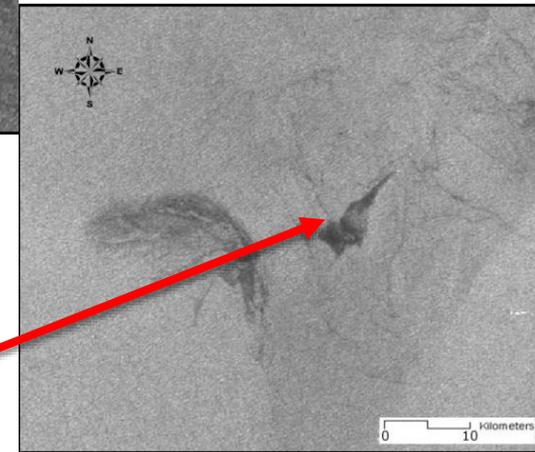
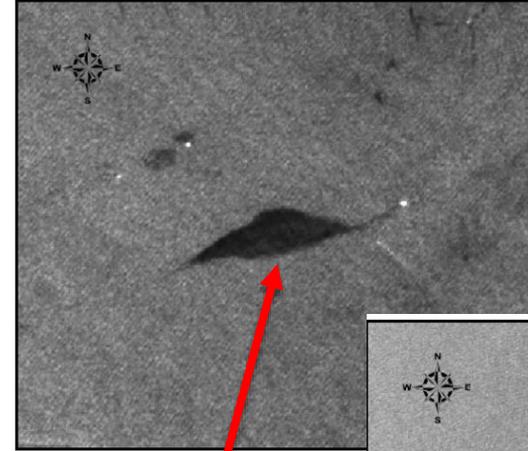
Descartes de embarcaciones en movimiento

3. Aplicaciones en el mar

C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros e oceânicos em imagens de radares orbitais

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - **Hechos por el hombre**
- Datos
 - Radar
 - Ópticos



- *Derrame de petróleo*
- *Agua de producción (oleosa)*
- *Fluidos de perforación*

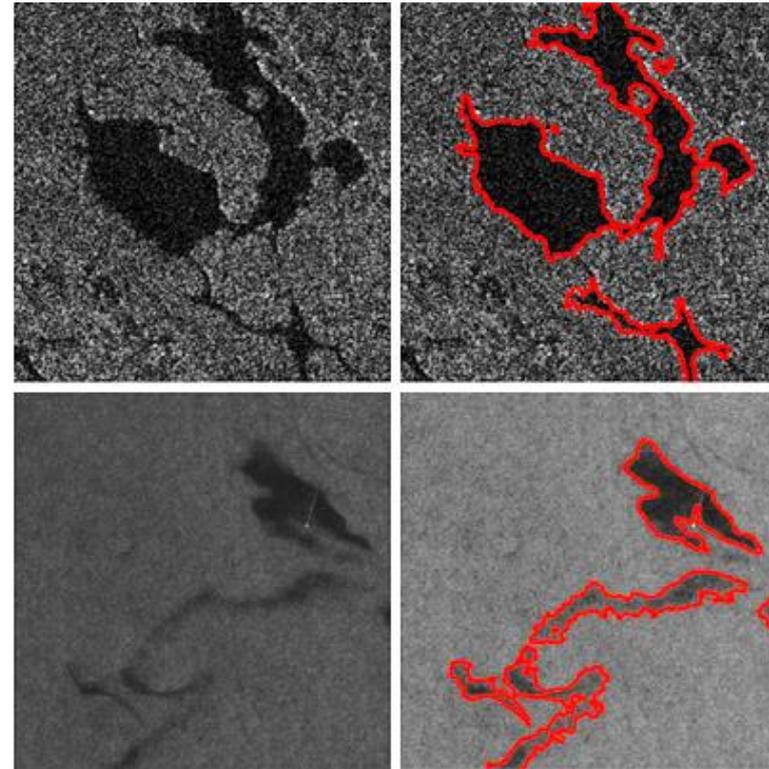
3. Aplicaciones en el mar

Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

- Reportes diarios
- Eventos
 - Naturales
 - **Hechos por el hombre**
- Datos
 - Radar
 - Ópticos

Segmentación Semántica

Liu, G., Xia, G. S., Yang, W., & Xue, N. (2014, July). SAR image segmentation via non-local active contours. In *2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 3730-3733).



Contenido

1. Introducción
2. Aplicaciones en agricultura
3. Aplicaciones en el mar
- 4. Aplicaciones en conservación de patrimonio cultural**

4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

- Descifrando lenguas antiguas
- Restauración de texto antiguo
- Identificación automática
- Detección del patrimonio cultural desconocido

4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

Fuente: *Translating lost languages using machine learning*
<https://news.mit.edu/2020/translating-lost-languages-using-machine-learning-1021>

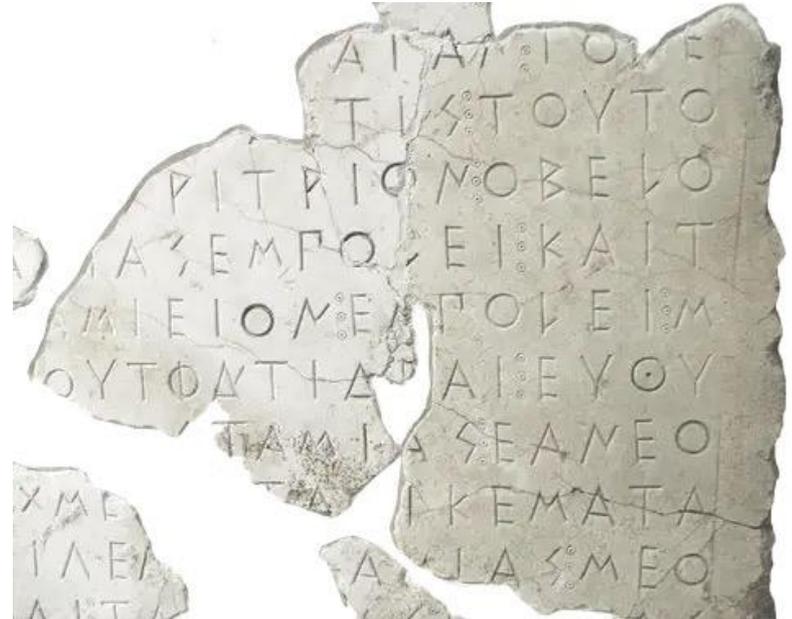
- **Descifrando lenguas antiguas**
- Restauración de texto antiguo
- Identificación automática
- Detección del patrimonio cultural desconocido



4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

Fuente: Assael, Y., Sommerschild, T., & Prag, J. (2019). Restoring ancient text using deep learning: a case study on Greek epigraphy. arXiv preprint arXiv:1910.06262.

- Descifrando lenguas antiguas
- **Restauración de texto antiguo**
- Identificación automática
- Detección del patrimonio cultural desconocido



4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

Fuente: Cooper, J., & Arandjelović, O. (2020). Learning to Describe: A New Approach to Computer Vision Based Ancient Coin Analysis. Sci, 2(2), 27.

- Descifrando lenguas antiguas
- Restauración de texto antiguo
- **Identificación automática**
- Detección del patrimonio cultural desconocido

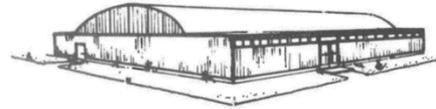


4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

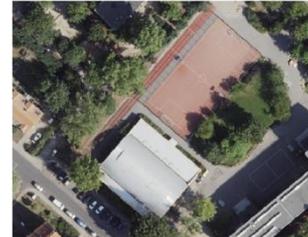
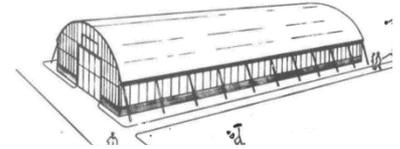
- Descifrando lenguas antiguas
- Restauración de texto antiguo
- Identificación automática
- **Detección del patrimonio cultural desconocido**

Detección automática de edificios del periodo de alto modernismo (1920-1970)

KT 60 L



Ruhland

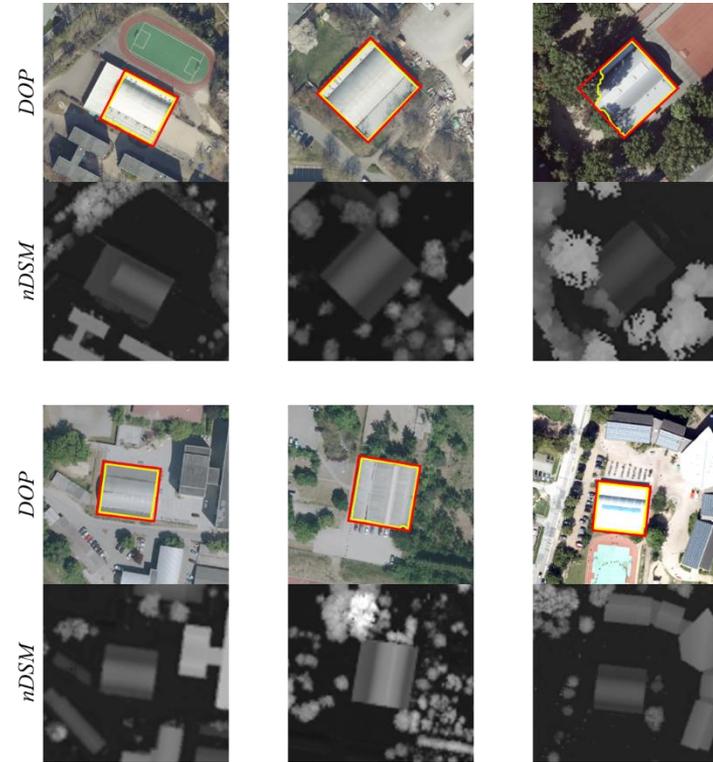


4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

- Descifrando lenguas antiguas
- Restauración de texto antiguo
- Identificación automática
- **Detección del patrimonio cultural desconocido**

Detección automática de edificios del periodo de alto modernismo (1920-1970)

*DOP: Digital Orthophoto
nDSM: Normalized Digital Surface Model*

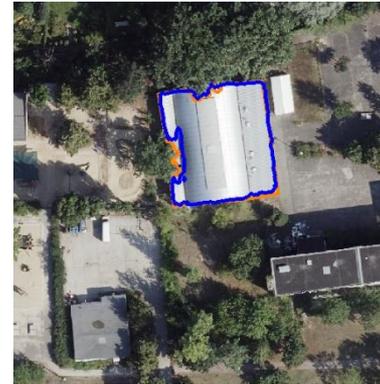


4. Aplicaciones en Conservación de Patrimonio Cultural

- Descifrando lenguas antiguas
- Restauración de texto antiguo
- Identificación automática
- **Detección del patrimonio cultural desconocido**

Detección automática de edificios del periodo de alto modernismo (1920-1970)

Manual (*naranja*)
Automático (*azul*)



Desafios

- Pocos datos para entrenamiento
- Ausencia de muestras para ciertas clases
- Pequeños detalles que diferencian clases

Desafios

- Pocos datos para entrenamiento
- Ausencia de muestras para ciertas clases
- Pequeños detalles que diferencian clases

Aumento de Datos

Original



Flips

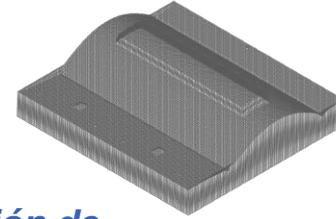
Rotaciones

Escala/Shift

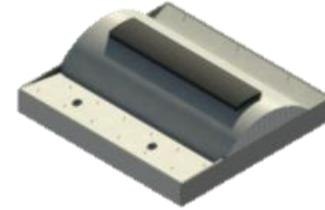
Desafíos

- Pocos datos para entrenamiento
- Ausencia de muestras para ciertas clases
- Pequeños detalles que diferencian clases

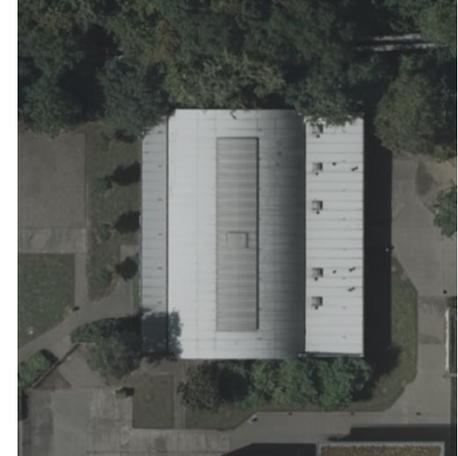
Modelo de Elevación



Modelo Renderizado



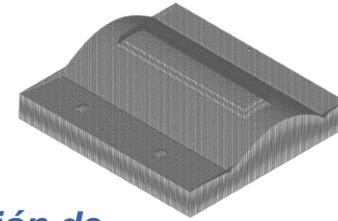
*Generación de
Datos
Sintéticos*



Desafíos

- Pocos datos para entrenamiento
- Ausencia de muestras para ciertas clases
- Pequeños detalles que diferencian clases

Modelo de Elevación



Modelo Renderizado



*Generación de
Datos
Sintéticos*



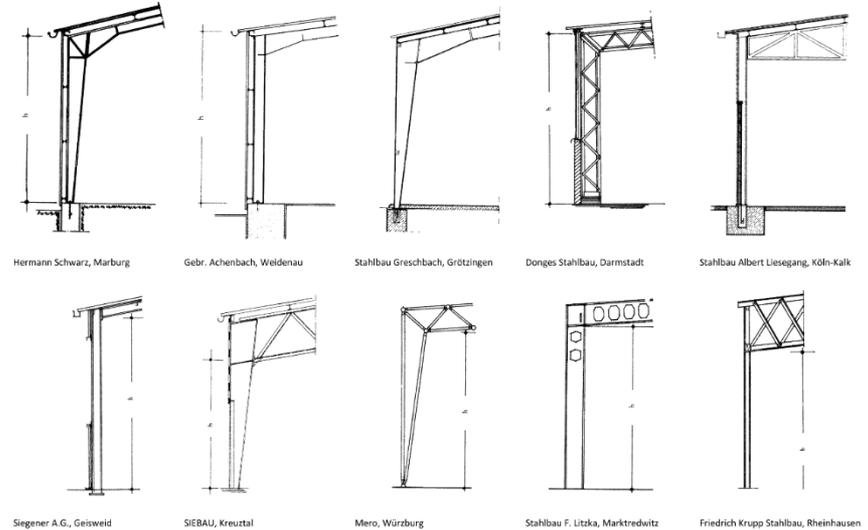
Desafios

- Pocos datos para entrenamiento

- Ausencia de muestras para ciertas clases

- Pequeños detalles que diferencian clases

Uso de Imágenes oblicuas de resolución especial muy alta

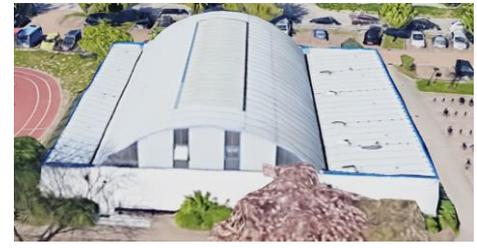


Desafios

- Pocos datos para entrenamiento

Uso de Imágenes oblicuas de resolución especial muy alta

- Aus



- Pequeños detalles que diferencian clases



Technische
Universität
Braunschweig



UNIVERSIDAD
DE LIMA



V CONGRESO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

Desafíos del aprendizaje profundo en la visión por computador
Introducción al aprendizaje profundo y aplicaciones en teledetección

Dr. Pedro Achanccaray Diaz

p.diaz@tu-braunschweig.de