

Aplicaciones de Deep Learning en Procesamiento Digital de Imágenes: desde el fondo del océano hasta el espacio exterior

Dr. Pedro Achanccaray Diaz

p.diaz@tu-braunschweig.de

### Contenido

- 1. Introducción
  - a) Deep Learning
  - b) Procesamiento Digital de Imágenes
- 2. Aplicaciones en agricultura
- 3. Aplicaciones en medicina
- 4. Aplicaciones en el mar
  - a) En la superficie
  - b) En las profundidades
  - c) En el fondo marino





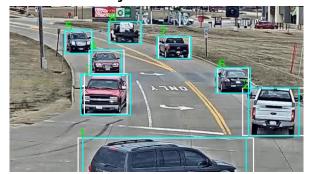
#### Contenido

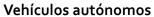
- 1. Introducción
  - a) Deep Learning
  - b) Procesamiento Digital de Imágenes
- 2. Aplicaciones en agricultura
- 3. Aplicaciones en medicina
- 4. Aplicaciones en el mar
  - a) En la superficie
  - b) En las profundidades
  - c) En el fondo marino





Detección de objetos









Traducción Automática Síntesis y Muestreo



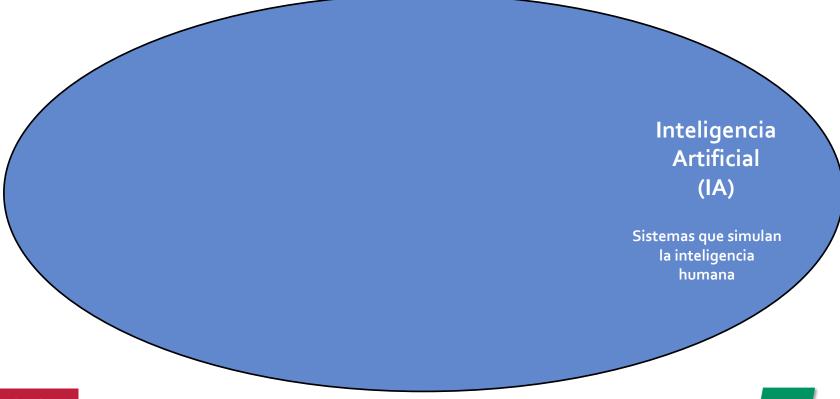
de Voz

**Analisis de Sentimientos** 



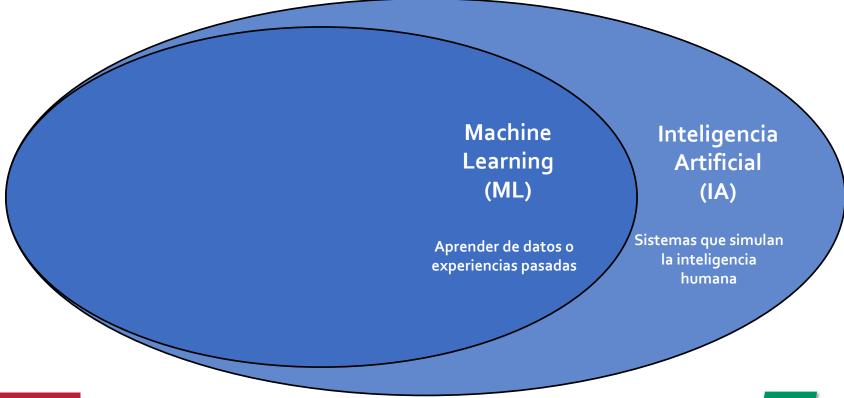






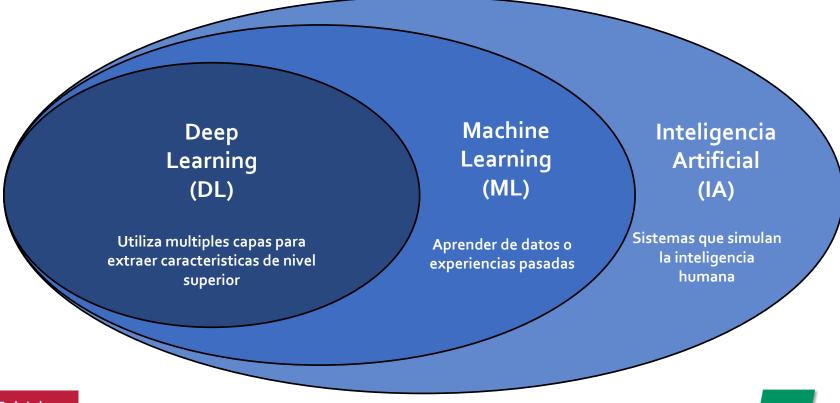






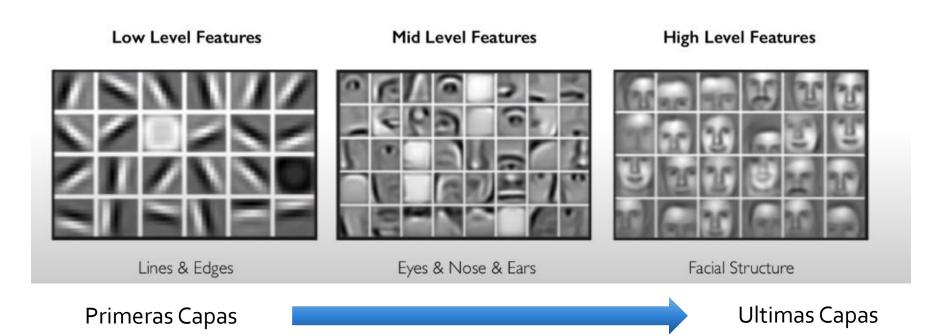






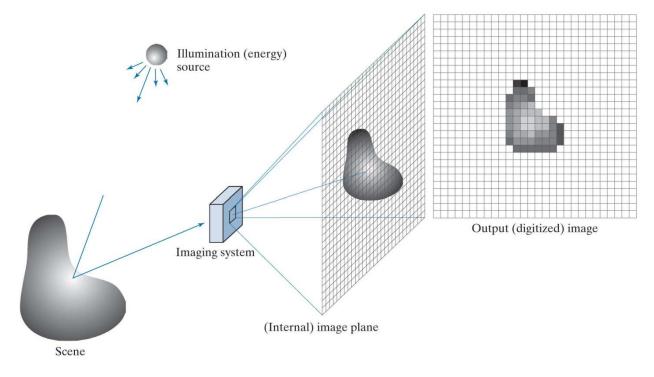






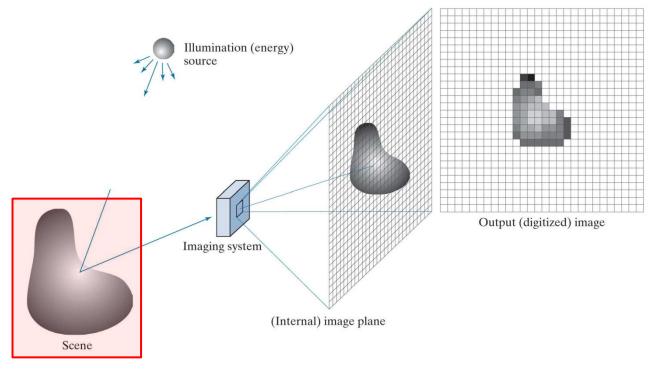






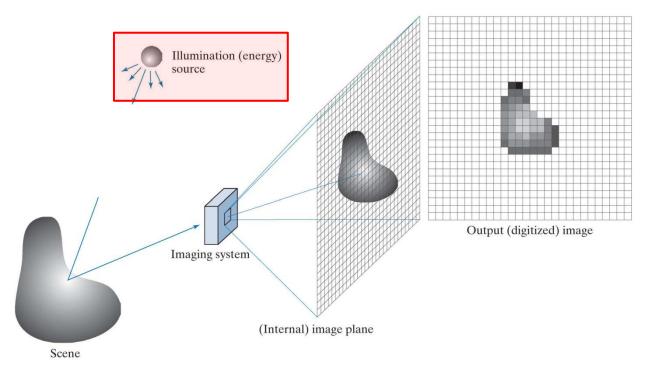






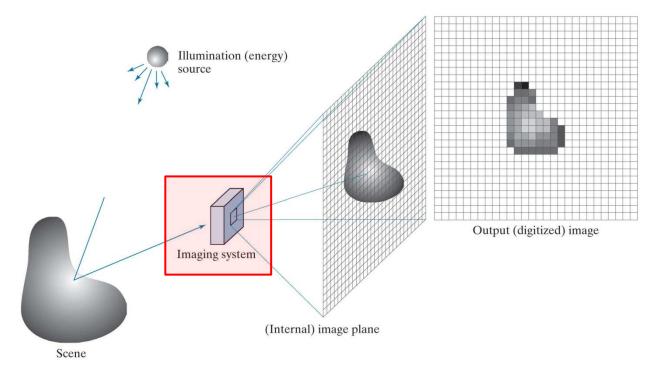






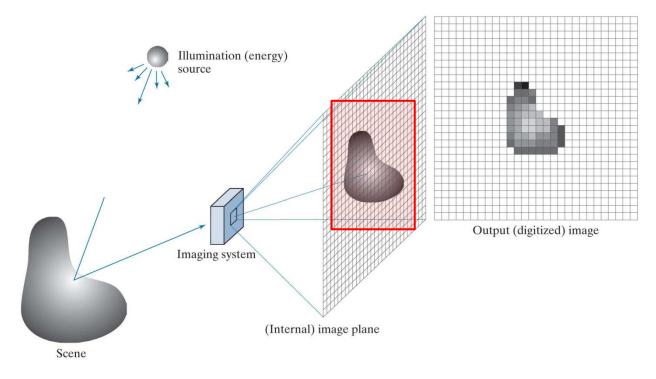






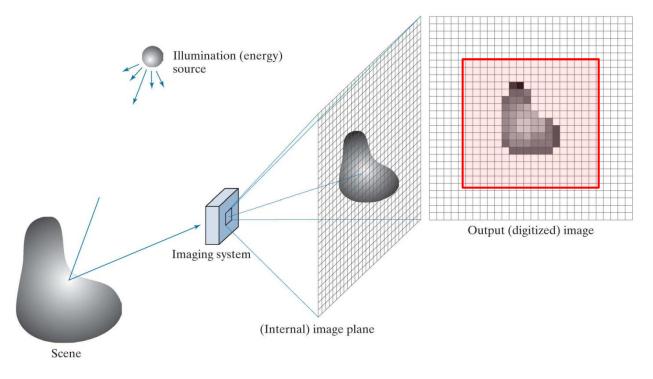




















#### Clasificación de Imágenes





Asignar una clase a toda la imagen





#### Clasificación de Imágenes

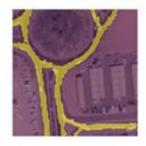




Asignar una clase a toda la imagen

#### Segmentación Semántica





Asignar una clase a cada pixel de la imagen





#### Clasificación de Imágenes

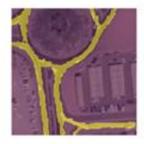




Asignar una clase a toda la imagen

#### Segmentación Semántica





Asignar una clase a cada pixel de la imagen

#### **Detección de Objetos**





Encontrar la ubicación de un objeto en la imagen





#### Clasificación de Imágenes

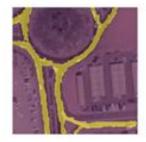




Asignar una clase a toda la imagen

#### 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





### Contenido

- 1. Introducción
  - a) Deep Learning
  - b) Procesamiento Digital de Imágenes
- 2. Aplicaciones en agricultura
- 3. Aplicaciones en medicina
- 4. Aplicaciones en el mar
  - a) En la superficie
  - b) En las profundidades
  - c) En el fondo marino





### 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





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





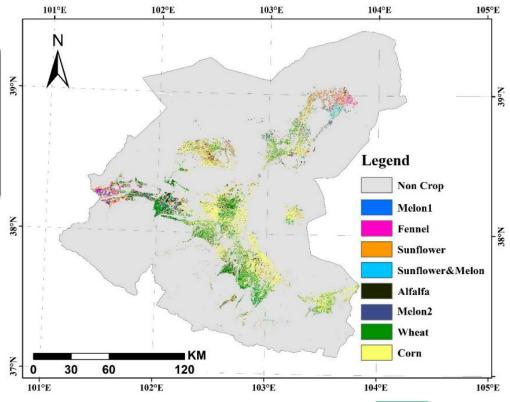


### 2. Aplicaciones en agricultura

#### 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

Segmentación Semántica Imágenes de satelite







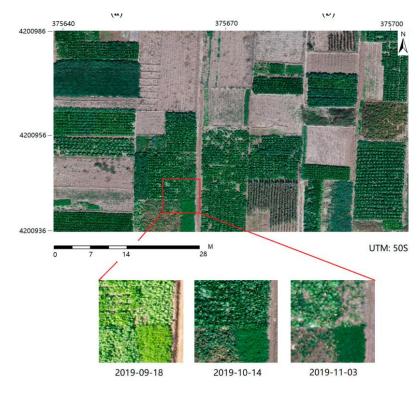
### 2. Aplicaciones en agricultura

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



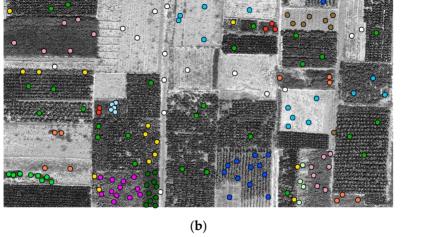




Fuente: Feng, Q., Yang, J., Liu, Y., Ou, C., Zhu, D., Niu, B., ... & Li, B. (2020). Multi-temporal unmanned aerial vehicle remote sensing for vegetable mapping using an attention-based recurrent convolutional neural network. Remote Sensing, 12(10), 1668.

#### 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

millet

Chinese cabbage sweet potato

leaf mustard bare soil

corn

potherb

scallion sovbean

Imágenes de drones





#### Contenido

- 1. Introducción
  - a) Deep Learning
  - b) Procesamiento Digital de Imágenes
- 2. Aplicaciones en agricultura
- 3. Aplicaciones en medicina
- 4. Aplicaciones en el mar
  - a) En la superficie
  - b) En las profundidades
  - c) En el fondo marino

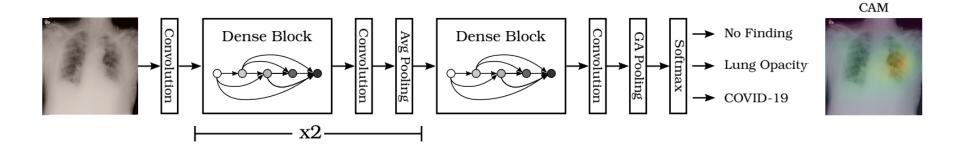




#### Apoyo al diagnostico de COVID-19

Rayos X

#### Clasificación de Imágenes







### 3. Aplicaciones en medicina

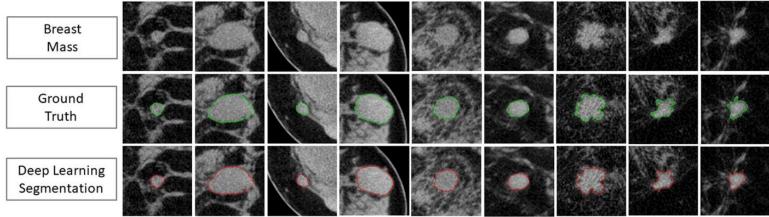
#### Apoyo al diagnostico de COVID-19

Rayos X

#### Detección de masas mamarias

Tomografía computarizada

#### Segmentación Semántica







### Contenido

- Introducción
  - a) Deep Learning
  - b) Procesamiento Digital de Imágenes
- Aplicaciones en agricultura
- 3. Aplicaciones en medicina
- 4. Aplicaciones en el mar
  - a) En la superficie
  - b) En las profundidades
  - c) En el fondo marino





Industria Offshore de Petróleo y gas







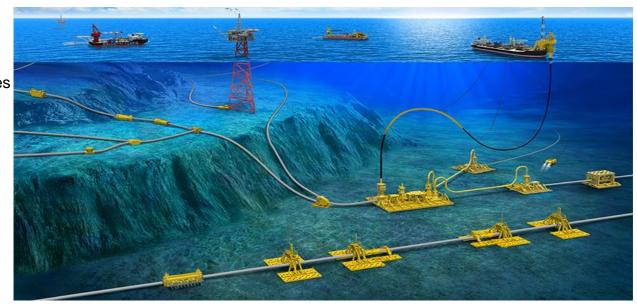


Offshore





- 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



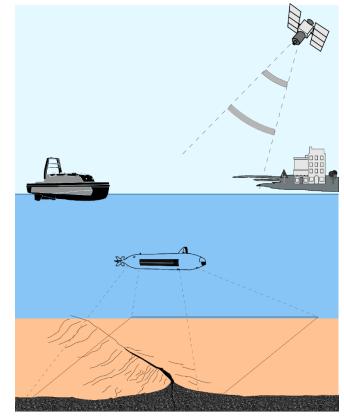




a) Superficie

b) Profundidades

c) Fondo marino







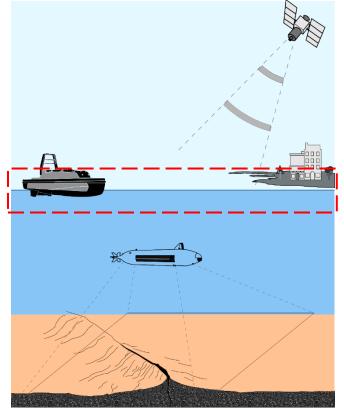
a) Superficie

# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

c) Fondo marino

Profundidade







C. Bentz, Reconhecimento automático de eventos ambientais costeiros RADARSAT-1 03/04/02 e oceânicos em imagens de radares orbitais

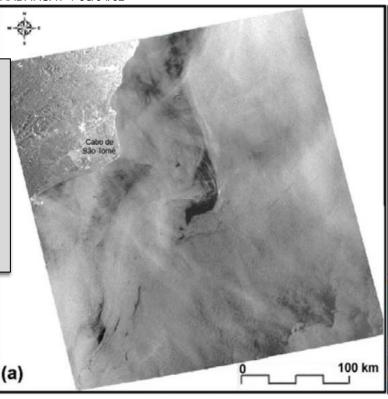
a) Superficie

# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

c) Fondo marino

Profundidade







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

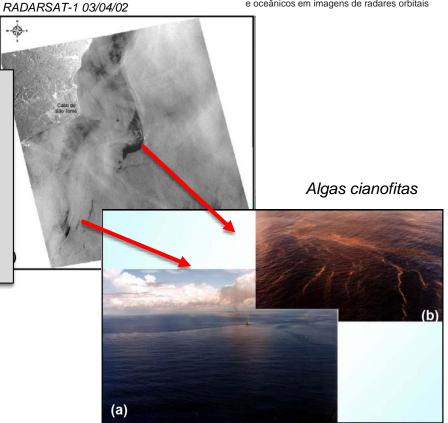
a) Superficie

# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

c) Fondo marino

Profundidade





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

a) Superficie

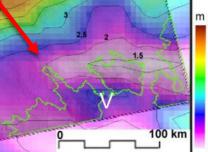
# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

Cabo de São Tomé.

RADARSAT-1 03/04/02

Zonas de poco viento



c) Fondo marino

Profundidade





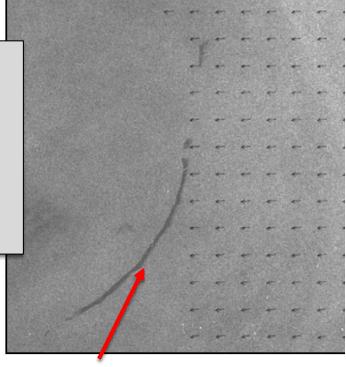
a) Superficie

# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

c) Fondo marino

Profundidade



Descartes de embarcaciones en movimiento





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

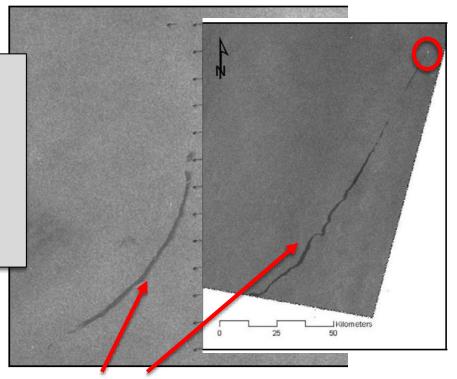
a) Superficie

# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

c) Fondo marino

Profundidade



Descartes de embarcaciones en movimiento





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

a) Superficie

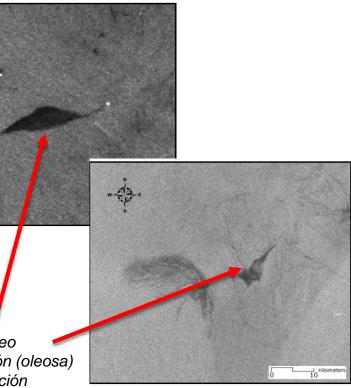
# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

c) Fondo marino

Profundidade

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







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).



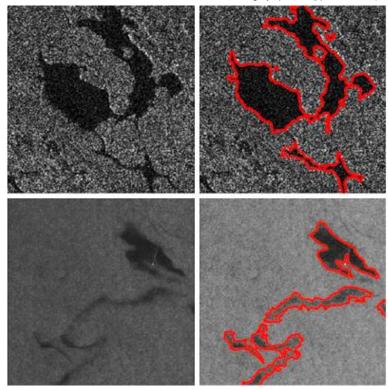
# Monitoreo de eventos marinos usando datos satelitales

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

Segmentación Semántica

c) Fondo marino

Profundidade

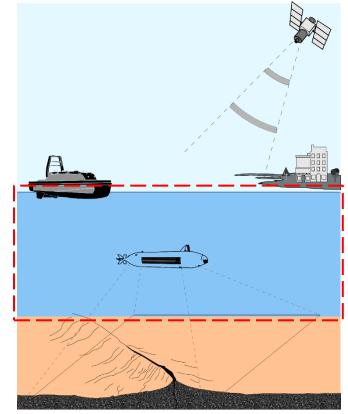






a) Superficie

b) Profundidades







a) Superficie

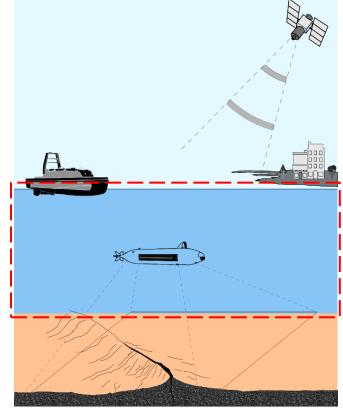
# Inspección de oleoductos usando ROVs\*

- Evaluación de danos
  - Corrosión, fugas, deterioro

b) Profundidad

#### Mapeo de la vida marina

Reconocimiento de corales



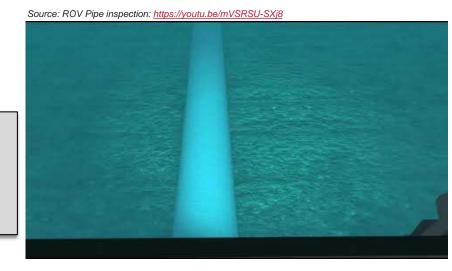




a) Superficie

# Inspección de oleoductos usando ROVs\*

- Evaluación de danos
  - Corrosión, fugas, deterioro
- b) Profundidades







a) Superficie

Clasificación de Imágenes

Detección de Objetos

# Inspección de oleoductos usando ROVs\*

- Evaluación de danos
  - Corrosión, fugas, deterioro
- b) Profundidades









a) Superficie

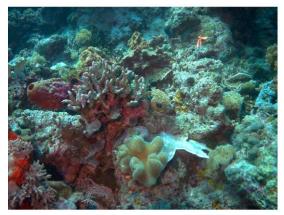
# Inspección de oleoductos usando ROVs\*

- Evaluación de danos
  - Corrosión, fugas, deterioro

b) Profundidad

#### Mapeo de la vida marina

Reconocimiento de corales









a) Superficie

# Inspección de oleoductos usando ROVs\*

- Evaluación de danos
  - Corrosión, fugas, deterioro

b) Profundidad

#### Mapeo de la vida marina

Reconocimiento de corales

Segmentación Semántica





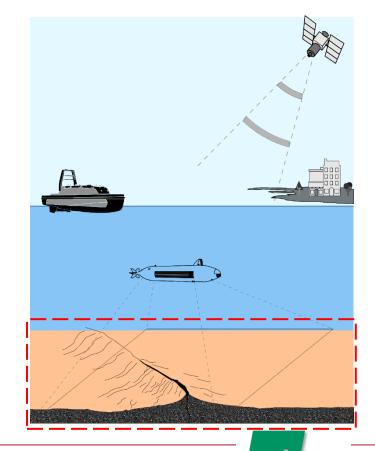




a) Superficie

Detección de fallas a partir de levantamientos sísmicos

b) Profundidades

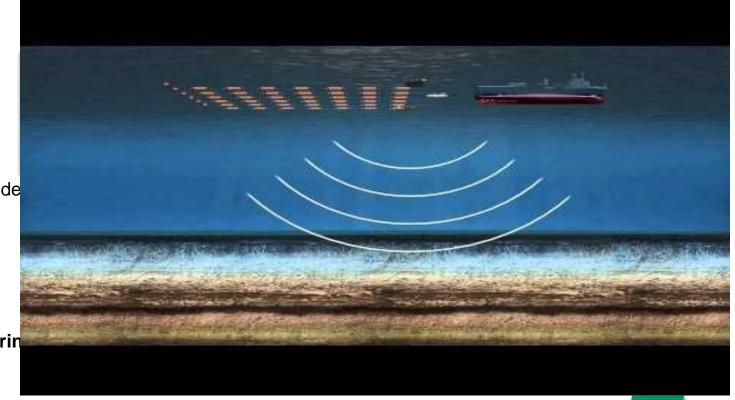




Source: Offshore Seismic Surveying: <a href="https://youtu.be/-09as6aooWk">https://youtu.be/-09as6aooWk</a> Start: 1:02

a) Superficie

b) Profundidade



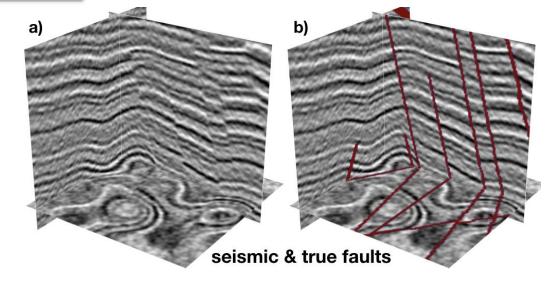




a) Superficie

Detección de fallas a partir de levantamientos sísmicos

b) Profundidades



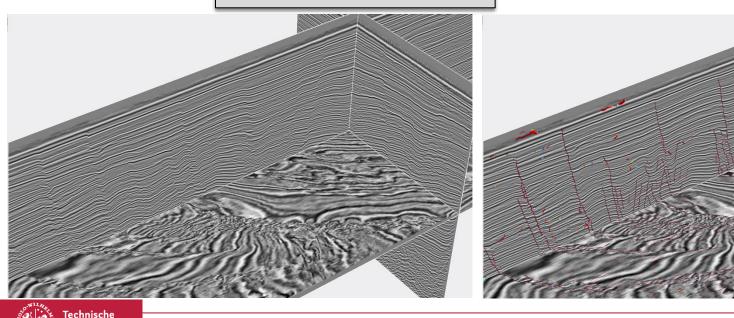




a) Superficie

Universität Braunschweig Detección de fallas a partir de levantamientos sísmicos

#### Segmentación Semántica Binaria

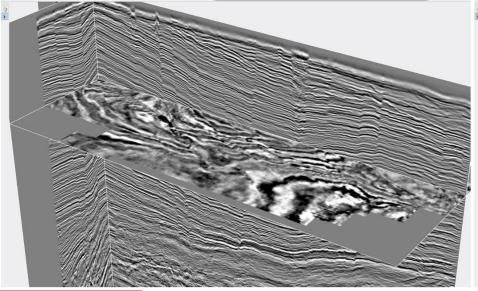


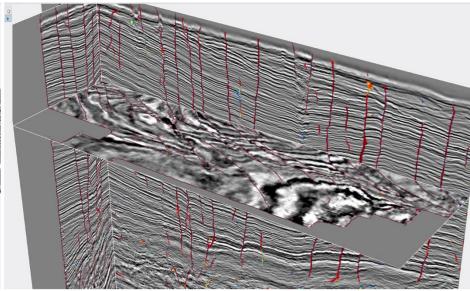


a) Superficie

Fault detection from seismic surveys

#### Segmentación Semántica Binaria









#### Contenido:

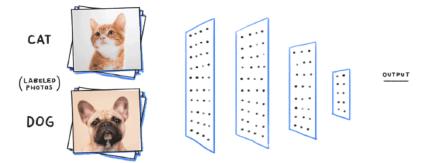
- 1. Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)
  - Imágenes, Videos
- 2. Redes Neuronales Generativas Adversarias (GANs)
  - Síntesis de datos
- 3. Redes Neuronales Recurrentes (RNNs)
  - Datos secuenciales





#### Contenido:

- 1. Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)
  - Imágenes, Videos
- 2. Redes Neuronales Generativas Adversarias (GANs)
  - Síntesis de datos
- 3. Redes Neuronales Recurrentes (RNNs)
  - Datos secuenciales







#### Contenido:

- Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)
  - Imágenes, Videos
- 2. Redes Neuronales Generativas Adversarias (GANs)
  - Síntesis de datos
- 3. Redes Neuronales Recurrentes (RNNs)
  - Datos secuenciales

#### Let's Play a Game (or the Principle of GANs)

Discriminator



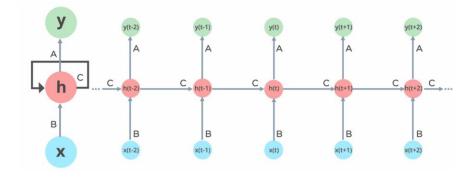
Generator





#### Contenido:

- 1. Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)
  - Imágenes, Videos
- 2. Redes Neuronales Generativas Adversarias (GANs)
  - Síntesis de datos
- 3. Redes Neuronales Recurrentes (RNNs)
  - Datos secuenciales







#### Contenido:

- 1. Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)
  - Imágenes, Videos
- 2. Redes Neuronales Generativas Adversarias (GANs)
  - Síntesis de datos
- 3. Redes Neuronales Recurrentes (RNNs)
  - Datos secuenciales

#### **Requisitos:**

- Algebra lineal
- Programación en Python

Inicio: Octubre, 2022







Aplicaciones de Deep Learning en Procesamiento Digital de Imágenes: desde el fondo del océano hasta el espacio exterior

Dr. Pedro Achanccaray Diaz p.diaz@tu-braunschweig.de

Gracias por su atención!