



OASIS – EDA de Cortes Coronales (V2)

Exploración estructural para detectar diferencias entre CN, MCI y AD

Este notebook analiza imágenes coronales procesadas del dataset OASIS, clasificadas por:

- **CN**: Cognitively Normal
- **MCI**: Mild Cognitive Impairment
- **AD**: Alzheimer



Objetivo general

Realizar un EDA profundo que permita observar:

1. **Patrones globales de intensidad** entre clases.
2. **Variaciones regionales** mediante una grilla espacial.
3. **Pérdida de volumen o masa cerebral** mediante perfiles estructurales.
4. **Diferencias anatómicas específicas** por voxel.
5. **Cambios en bordes estructurales** (indicadores de atrofia).
6. **Diferencias espacial (varianza)** que indiquen regiones inestables o degeneradas.

```
In [1]: import os
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from PIL import Image
from glob import glob
from sklearn.decomposition import PCA
from scipy import ndimage

BASE_DIR = r"C:\\Users\\mmerra\\OneDrive\\Escritorio\\ProyectoMineria\\proyectoMi
CORONAL_DIR = os.path.join(BASE_DIR, 'data', 'processed', 'OASIS_2D')

classes = ['CN', 'MCI', 'AD']
images_paths = {c: sorted(glob(os.path.join(CORONAL_DIR, c, '*.png')))) for c in

for c in classes:
    print(f"{c}: {len(images_paths[c])} imágenes")
```

CN: 350 imágenes
MCI: 198 imágenes
AD: 48 imágenes

1. Cargar imágenes (submuestra controlada)

Cargamos hasta 100 imágenes por clase para evitar sobrecargar memoria.

Qué buscamos aquí: verificar tamaños, distribución y consistencia del dataset.

```
In [2]: MAX_PER_CLASS = 200

def load_images(paths, max_n=None):
    imgs = []
    for p in paths[:max_n]:
        imgs.append(np.array(Image.open(p).convert('L'), dtype=np.float32))
    return np.stack(imgs, axis=0) if imgs else None

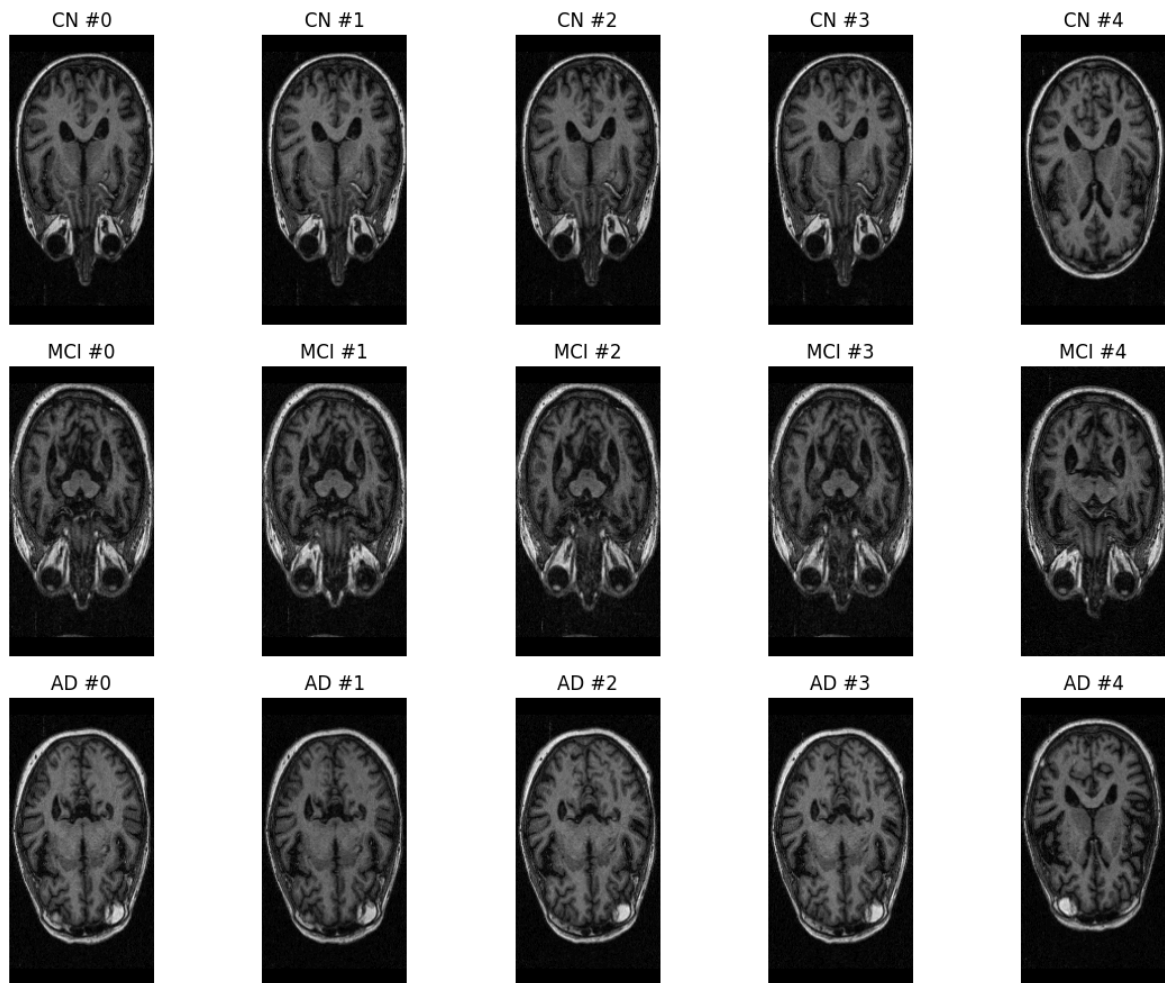
data = {c: load_images(images_paths[c], MAX_PER_CLASS) for c in classes}
for c in classes:
    print(c, None if data[c] is None else data[c].shape)

CN (200, 256, 128)
MCI (198, 256, 128)
AD (48, 256, 128)
```

2. Ejemplos visuales

Qué buscamos: diferencias visibles en estructura general, atrofia, tamaño de ventrículos.

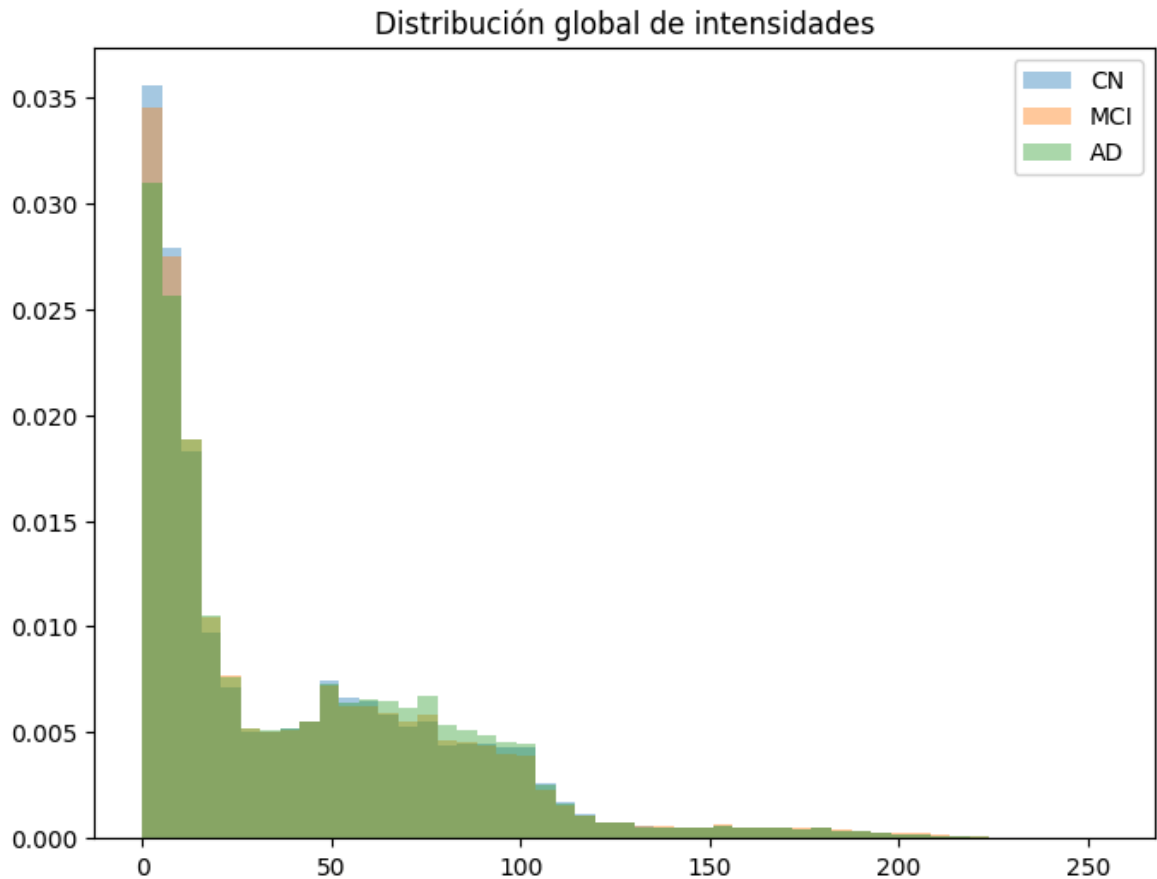
```
In [3]: fig, axes = plt.subplots(len(classes), 5, figsize=(12, 3*len(classes)))
for i, c in enumerate(classes):
    if data[c] is None: continue
    for j in range(5):
        axes[i, j].imshow(data[c][j], cmap='gray')
        axes[i, j].set_title(f"{c} #{j}")
        axes[i, j].axis('off')
plt.tight_layout(); plt.show()
```



3. Distribuciones globales de intensidad

Queremos ver si AD muestra perfiles más oscuros (atrofia → menor masa → menor intensidad promedio).

```
In [4]: plt.figure(figsize=(8,6))
bins = np.linspace(0, 255, 50)
for c in classes:
    if data[c] is None: continue
    plt.hist(data[c].ravel(), bins=bins, alpha=0.4, label=c, density=True)
plt.legend(); plt.title('Distribución global de intensidades'); plt.show()
```







4. Grilla por secciones (análisis regional)

Dividimos en una grilla 16×16 y analizamos el promedio por región. *Qué buscamos:* zonas donde AD tiene menor intensidad → regiones afectadas anatómicamente.

Leyenda de Colores (Mapa de Calor - Colormap 'magma')

El mapa de calor muestra la **intensidad promedio** de cada región de la grilla:

-  **Negro/Violeta oscuro:** Intensidades muy bajas (0-20)
 - Regiones con poco tejido cerebral
 - Espacios vacíos, bordes de la imagen
 - Posibles áreas de atrofia severa
-  **Rojo:** Intensidades medias-bajas (20-60)
 - Materia gris del cerebro
 - Regiones con tejido cerebral normal
-  **Amarillo:** Intensidades medias-altas (60-100)
 - Materia blanca del cerebro
 - Regiones con mayor densidad de tejido
-  **Blanco/Amarillo claro:** Intensidades muy altas (100-255)
 - Líquido cefalorraquídeo (LCR)

- Ventrículos expandidos
- Regiones con mucho líquido

Interpretación:

- Si AD muestra más regiones oscuras (negro/violeta) que CN → indica atrofia (pérdida de tejido)
- Si AD muestra más regiones claras (blanco) en el centro → indica expansión ventricular

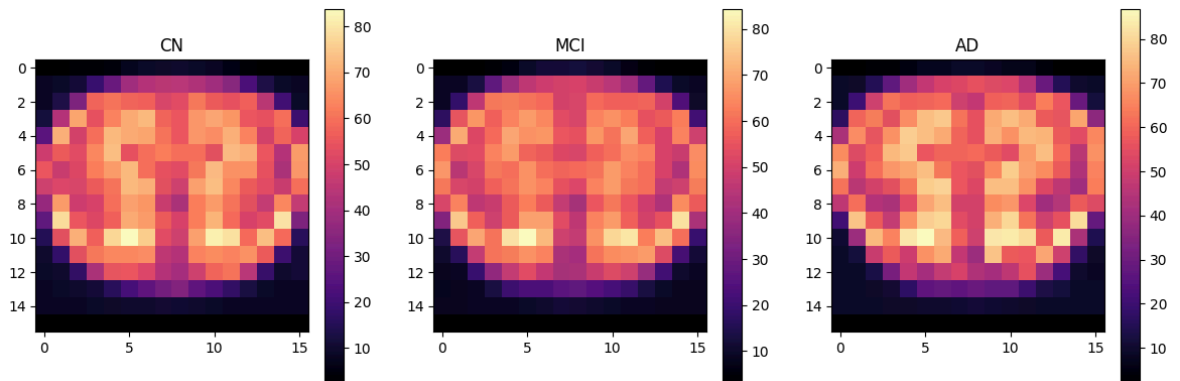
```
In [6]: GRID_X, GRID_Y = 16, 16

def grid_means(imgs):
    if imgs is None: return None
    N, H, W = imgs.shape
    hx, wx = H//GRID_X, W//GRID_Y
    grid = np.zeros((GRID_X, GRID_Y))
    for i in range(GRID_X):
        for j in range(GRID_Y):
            grid[i,j] = imgs[:, i*hx:(i+1)*hx, j*wx:(j+1)*wx].mean()
    return grid

grid_maps = {c: grid_means(data[c]) for c in classes}

fig, axes = plt.subplots(1, len(classes), figsize=(12,4))
for i, c in enumerate(classes):
    im = axes[i].imshow(grid_maps[c], cmap='magma')
    axes[i].set_title(f'{c}')
    plt.colorbar(im, ax=axes[i])

plt.tight_layout(); plt.show()
```







5. Diferencias regionales (MCI–CN, AD–CN)

Qué buscamos: evidencia espacial del deterioro tempranamente localizado.

🎨 Leyenda de Colores (Mapa de Diferencias - Colormap 'bwr' = Blue-White-Red)

El mapa muestra las **diferencias directas** entre clases (MCI - CN o AD - CN):

- ● **Azul intenso:** Valores muy negativos (diferencias grandes negativas)

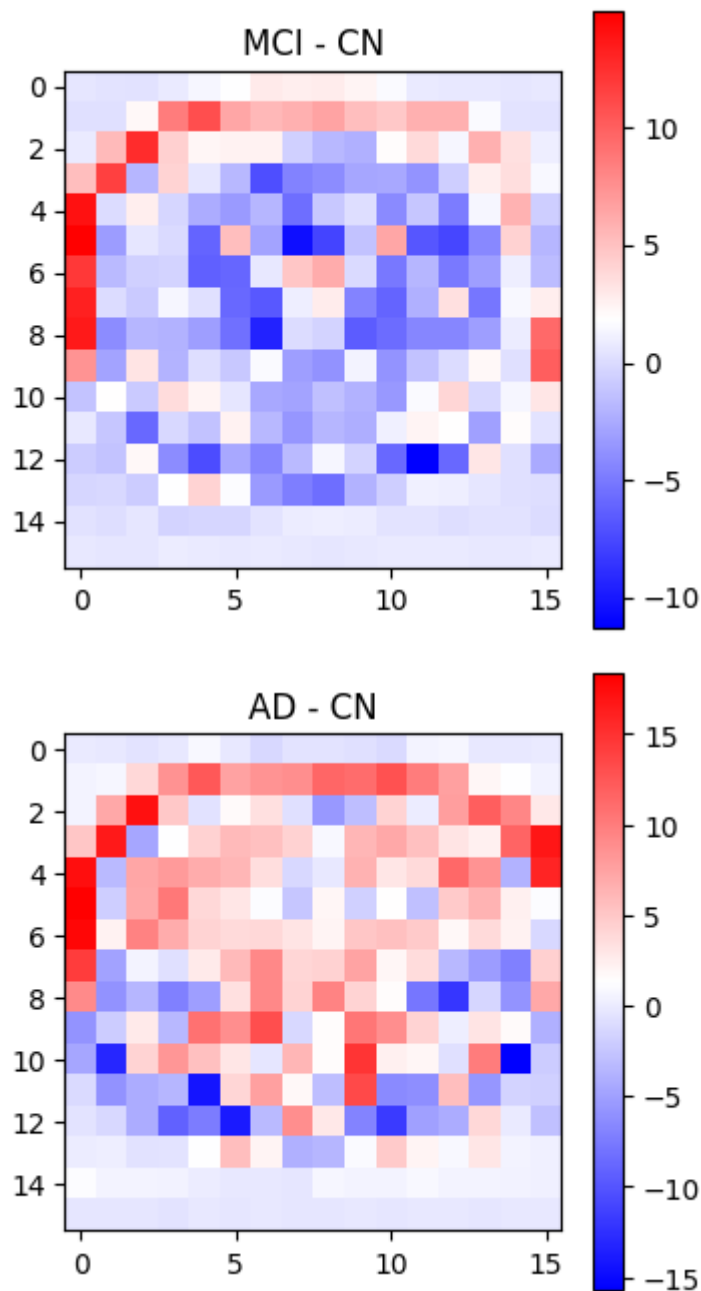
- La clase comparada (MCI/AD) tiene **menor intensidad** que CN
- **Interpretación:** Pérdida de tejido cerebral, atrofia, espacios vacíos
- **Ejemplo:** Si AD tiene más azul → AD tiene menos tejido que CN (atrofia)
-  **Azul claro:** Valores negativos moderados
 - Disminución moderada de intensidad
 - Ligera pérdida de tejido
-  **Blanco:** Valores cercanos a cero
 - **Sin diferencias significativas** entre las clases
 - Regiones preservadas, sin cambios aparentes
-  **Rojo claro:** Valores positivos moderados
 - Aumento moderado de intensidad
 - Ligera expansión de estructuras
-  **Rojo intenso:** Valores muy positivos (diferencias grandes positivas)
 - La clase comparada (MCI/AD) tiene **mayor intensidad** que CN
 - **Interpretación:** Más líquido cefalorraquídeo, ventrículos expandidos
 - **Ejemplo:** Si AD tiene más rojo en el centro → ventrículos más grandes que CN

Resumen visual:

- **Azul = Menos tejido** (atrofia, pérdida de masa cerebral)
- **Blanco = Sin cambios** (regiones preservadas)
- **Rojo = Más líquido** (expansión ventricular, más LCR)

```
In [7]: def plot_diff(a, b, title):
        diff = b - a
        plt.figure(figsize=(4,4))
        im = plt.imshow(diff, cmap='bwr')
        plt.title(title)
        plt.colorbar(im)
        plt.show()

        plot_diff(grid_maps['CN'], grid_maps['MCI'], 'MCI - CN')
        plot_diff(grid_maps['CN'], grid_maps['AD'], 'AD - CN')
```



6. Perfiles de intensidad por columnas y filas

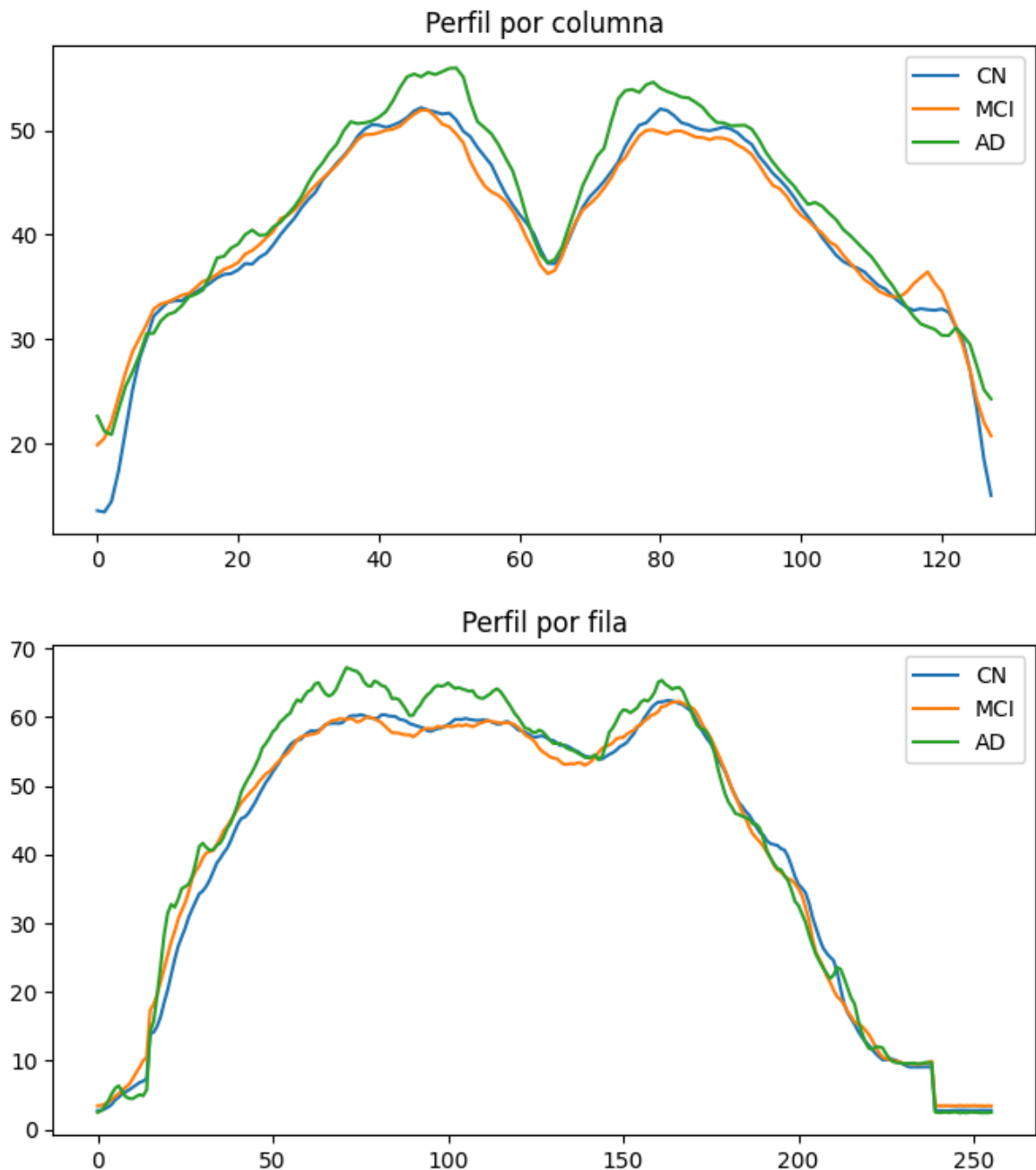
Qué buscamos: cambios en hemisferios o regiones inferiores (temporal medial, hipocampo).

```
In [8]: profiles_cols = {}
profiles_rows = {}

for c in classes:
    if data[c] is None: continue
    mean_img = data[c].mean(axis=0)
    profiles_cols[c] = mean_img.mean(axis=0)
    profiles_rows[c] = mean_img.mean(axis=1)

plt.figure(figsize=(8,4))
for c in classes:
    if c in profiles_cols: plt.plot(profiles_cols[c], label=c)
plt.legend(); plt.title('Perfil por columna'); plt.show()
```

```
plt.figure(figsize=(8,4))
for c in classes:
    if c in profiles_rows: plt.plot(profiles_rows[c], label=c)
plt.legend(); plt.title('Perfil por fila'); plt.show()
```






7. Imagen promedio por clase y diferencias voxel a voxel

Qué buscamos: patrones anatómicos medios → AD debería mostrar regiones con menor intensidad.




🎨 Leyenda de Colores

Imágenes Promedio (Colormap 'gray'):

- **Negro (0):** Ausencia de señal, espacios vacíos, fondo

-  **Gris oscuro (0-85):** Tejido denso, materia gris
-  **Gris medio (85-170):** Materia blanca, tejido cerebral normal
-  **Gris claro/Blanco (170-255):** Líquido cefalorraquídeo, ventrículos

Mapas de Diferencia Voxel a Voxel (Colormap 'bwr'):

-  **Azul:** AD/MCI tiene **menor intensidad** que CN en ese píxel
 - Indica **atrofia** o **pérdida de tejido** en esa ubicación exacta
 - Cuanto más azul = mayor pérdida de tejido
-  **Blanco:** Sin diferencias entre clases en ese píxel
 - Regiones donde las clases son similares
-  **Rojo:** AD/MCI tiene **mayor intensidad** que CN en ese píxel
 - Indica **expansión** de ventrículos o **más líquido** en esa ubicación
 - Cuanto más rojo = mayor expansión/expansión ventricular

Interpretación anatómica:

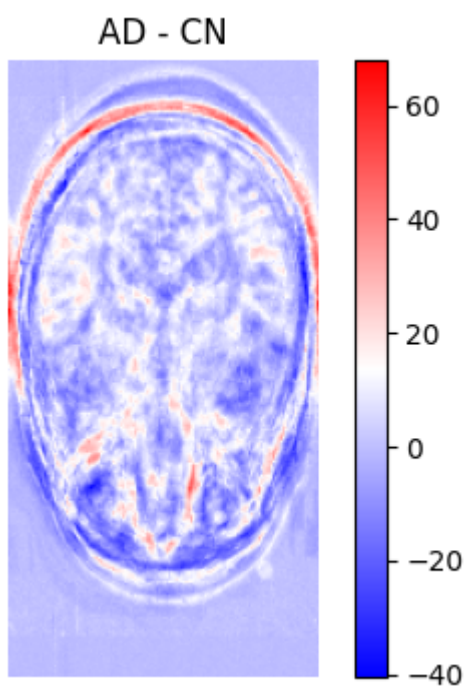
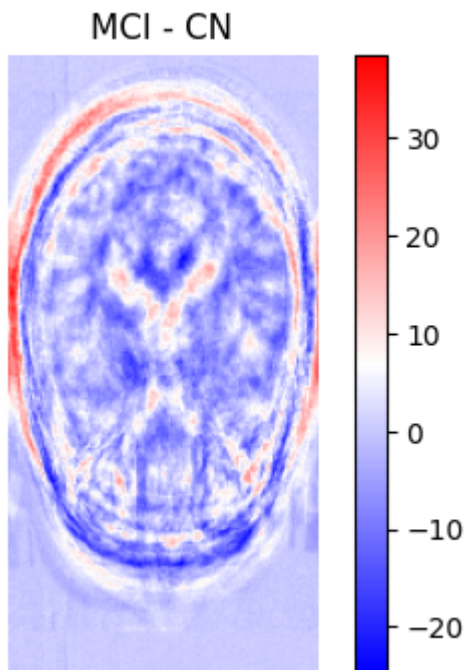
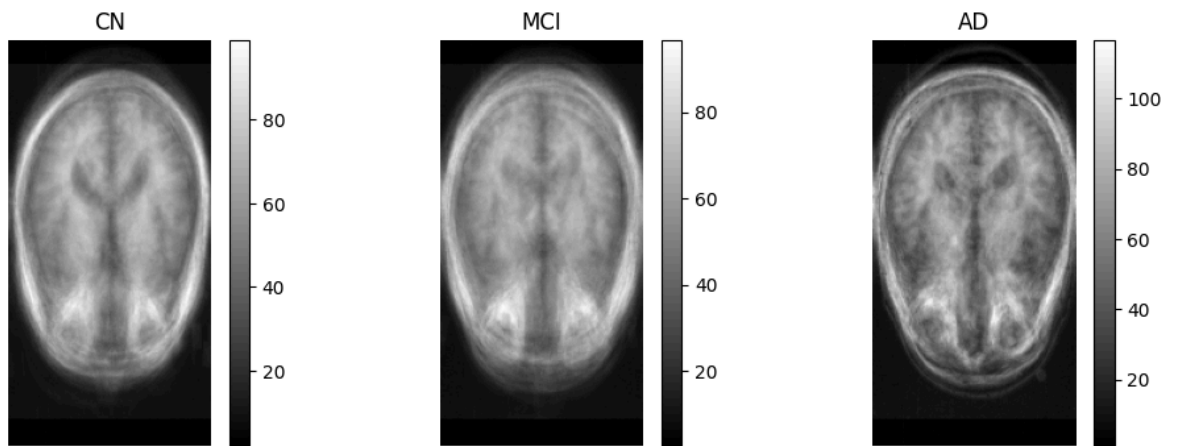
- **Patrones azules en corteza:** Atrofia cortical (pérdida de materia gris)
- **Patrones rojos en centro:** Expansión ventricular (más LCR)
- **Patrones coherentes:** Los cambios forman estructuras anatómicas reconocibles

```
In [9]: mean_imgs = {c: data[c].mean(axis=0) for c in classes}

fig, axes = plt.subplots(1, 3, figsize=(12,4))
for i,c in enumerate(classes):
    im = axes[i].imshow(mean_imgs[c], cmap='gray')
    axes[i].set_title(c)
    axes[i].axis('off')
    plt.colorbar(im, ax=axes[i])
plt.show()

def show_diff(a, b, title):
    diff = b - a
    plt.figure(figsize=(5,4))
    im = plt.imshow(diff, cmap='bwr')
    plt.title(title)
    plt.colorbar(im)
    plt.axis('off')
    plt.show()

show_diff(mean_imgs['CN'], mean_imgs['MCI'], 'MCI - CN')
show_diff(mean_imgs['CN'], mean_imgs['AD'], 'AD - CN')
```



8. Edge Detection (Sobel)

Objetivo: detectar pérdida de bordes estructurales, indicador de atrofia.

Leyenda de Colores (Detección de Bordes - Colormap 'inferno')

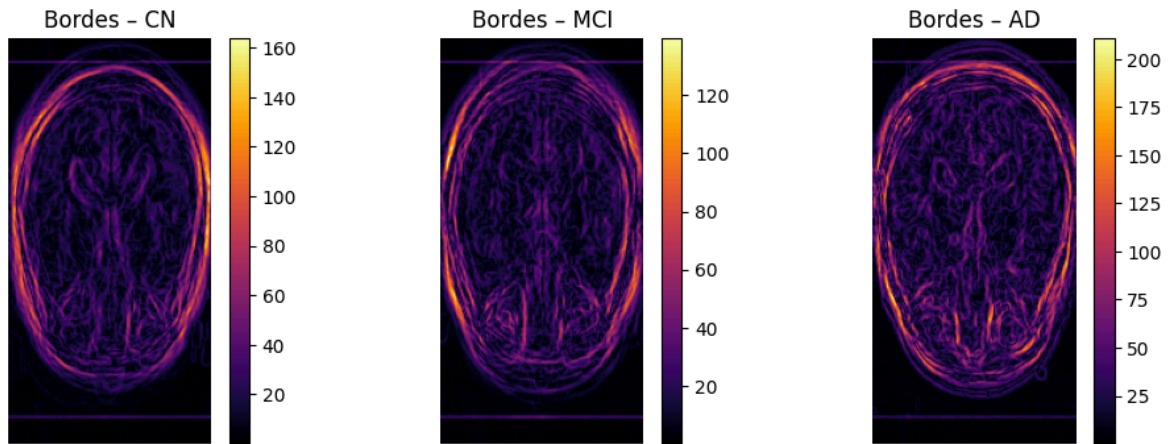
El mapa muestra la **magnitud de los bordes** detectados en las imágenes (cambios bruscos de intensidad):

- **Negro/Violeta oscuro:** Sin bordes detectados (0)
 - Regiones homogéneas, sin cambios bruscos
 - Espacios uniformes, sin estructuras definidas
- **Azul:** Bordes débiles
 - Transiciones suaves entre estructuras
 - Bordes poco definidos
- **Verde:** Bordes moderados
 - Transiciones moderadas entre tejidos
 - Estructuras con definición media
- **Amarillo:** Bordes fuertes
 - Cambios bruscos de intensidad
 - Límites bien definidos entre estructuras (ej: cerebro-LCR, materia gris-blanca)
- **Rojo/Blanco:** Bordes muy fuertes
 - Transiciones muy marcadas
 - Límites anatómicos muy definidos (ventrículos, superficie cerebral)

Interpretación clínica:

- **Menos bordes en AD:** Indica pérdida de definición estructural → **atrofia**
- **Bordes más difusos:** Los límites entre estructuras se vuelven menos claros
- **Pérdida de contraste:** La atrofia hace que las transiciones sean más suaves
- **Comparación entre clases:**
 - CN debería tener bordes más definidos (más amarillo/rojo)
 - AD debería tener menos bordes fuertes (más azul/negro) → atrofia

```
In [10]: def sobel_edges(img):  
    sx = ndimage.sobel(img, axis=0)  
    sy = ndimage.sobel(img, axis=1)  
    return np.hypot(sx, sy)  
  
edge_maps = {c: sobel_edges(mean_imgs[c]) for c in classes}  
  
fig, axes = plt.subplots(1,3, figsize=(12,4))  
for i,c in enumerate(classes):  
    im = axes[i].imshow(edge_maps[c], cmap='inferno')  
    axes[i].set_title(f'Bordes - {c}')  
    axes[i].axis('off')  
    plt.colorbar(im, ax=axes[i])  
plt.show()
```



9. Spatial Variance Map

Objetivo: detectar regiones con mayor variabilidad entre sujetos → zonas que cambian más en MCI/AD.

🎨 Leyenda de Colores (Mapa de Varianza Espacial - Colormap 'viridis')

El mapa muestra la **variabilidad** (varianza) de intensidades entre diferentes sujetos de la misma clase en cada posición espacial:

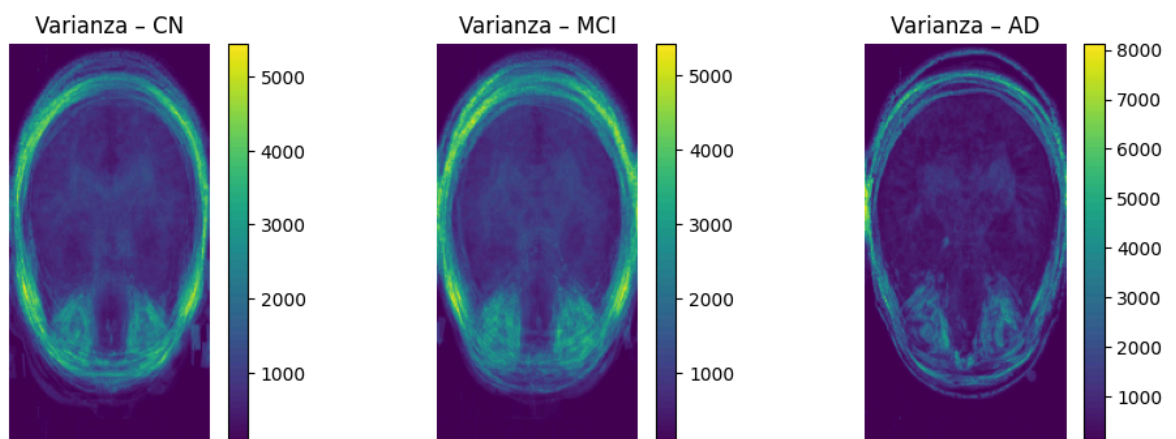
- ● **Negro/Violeta oscuro:** Varianza muy baja (0)
 - Regiones **muy consistentes** entre sujetos
 - Todas las imágenes tienen valores similares en esa posición
 - Estructuras anatómicas estables y predecibles
- ● **Azul:** Varianza baja
 - Regiones relativamente consistentes
 - Poca variación entre sujetos
- ● **Verde:** Varianza moderada
 - Variabilidad intermedia
 - Algunas diferencias entre sujetos, pero dentro de rangos normales
- ● **Amarillo:** Varianza alta
 - **Alta variabilidad** entre sujetos
 - Regiones donde diferentes pacientes tienen valores muy distintos
 - Puede indicar estructuras que varían mucho entre individuos
- ● **Amarillo claro/Blanco:** Varianza muy alta
 - **Variabilidad extrema** entre sujetos
 - Regiones muy inestables o inconsistentes
 - Puede indicar:
 - Zonas afectadas de manera diferente en cada paciente
 - Regiones donde la enfermedad progresa de forma variable
 - Áreas con artefactos o problemas de alineación

Interpretación clínica:

- **Mayor varianza en AD/MCI:** Indica que la enfermedad afecta a diferentes pacientes de manera distinta
- **Regiones con alta varianza:** Pueden ser zonas donde la enfermedad progresa de forma más variable
- **Regiones con baja varianza:** Estructuras preservadas o afectadas de manera consistente
- **Comparación entre clases:**
 - Si AD tiene más regiones amarillas/blancas → mayor heterogeneidad en cómo afecta la enfermedad
 - Si CN tiene más regiones oscuras → estructuras más consistentes en sujetos normales

```
In [11]: variance_maps = {c: np.var(data[c], axis=0) for c in classes}

fig, axes = plt.subplots(1,3, figsize=(12,4))
for i,c in enumerate(classes):
    im = axes[i].imshow(variance_maps[c], cmap='viridis')
    axes[i].set_title(f'Varianza - {c}')
    axes[i].axis('off')
    plt.colorbar(im, ax=axes[i])
plt.show()
```



10. PCA espacial

Objetivo: ver separabilidad entre clases en un espacio reducido.

```
In [12]: X = []; y = []
for c in classes:
    X.append(data[c].reshape(data[c].shape[0], -1))
    y += [c]*data[c].shape[0]

X = np.vstack(X)
pca = PCA(n_components=2).fit_transform(X)

plt.figure(figsize=(6,5))
for c,color in zip(classes,['b','orange','g']):
    idx = [i for i,v in enumerate(y) if v==c]
```

```
plt.scatter(pca[idx,0], pca[idx,1], s=10, label=c, alpha=0.6)  
plt.legend(); plt.title('PCA de imágenes coronales'); plt.show()
```

