

Universidad del Valle de Guatemala

Data Science

Laboratorio6

Integrantes:

- Christopher García 20541
- Andrea Lam 20102

```
In [ ]: # Importar las bibliotecas necesarias
%matplotlib inline
import argparse
import os
import random
import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.parallel
import torch.optim as optim
import torch.utils.data
import torchvision.datasets as dset
import torchvision.transforms as transforms
import torchvision.utils as vutils
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.animation as animation
from IPython.display import HTML
```

Se accede a Kaggle para obtener datos

```
In [ ]: !pip install kaggle
```

```
Requirement already satisfied: kaggle in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (1.5.16)
Requirement already satisfied: six>=1.10 in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (1.16.0)
Requirement already satisfied: certifi in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (2023.7.22)
Requirement already satisfied: python-dateutil in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (2.8.2)
Requirement already satisfied: requests in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (2.31.0)
Requirement already satisfied: tqdm in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (4.66.1)
Requirement already satisfied: python-slugify in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (8.0.1)
Requirement already satisfied: urllib3 in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (2.0.6)
Requirement already satisfied: bleach in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from kaggle) (6.1.0)
Requirement already satisfied: webencodings in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from bleach->kaggle) (0.5.1)
Requirement already satisfied: text-unidecode>=1.3 in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from python-slugify->kaggle) (1.3)
Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from requests->kaggle) (3.3.0)
Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from requests->kaggle) (3.4)
Requirement already satisfied: colorama in c:\users\andre\onedrive\documentos\github\uvg_ds_lab6\.venv\lib\site-packages (from tqdm->kaggle) (0.4.6)
```

```
In [ ]: import os

# Obtener el directorio actual donde se encuentra el archivo de Jupyter Notebook
current_directory = os.path.dirname(os.path.abspath('__file__'))

# Ruta completa al directorio .kaggle en el directorio actual
kaggle_directory = os.path.join(current_directory, ".kaggle")

# Crear el directorio .kaggle si no existe
if not os.path.exists(kaggle_directory):
    os.mkdir(kaggle_directory)
```

```
In [ ]: !copy .kaggle\kaggle.json %userprofile%\kaggle\
1 file(s) copied.
```

```
In [ ]: ! chmod 600 ~/.kaggle/kaggle.json
```

'chmod' is not recognized as an internal or external command,
operable program or batch file.

```
In [ ]: !kaggle datasets download -d jessicali9530/celeba-dataset
```

celeba-dataset.zip: Skipping, found more recently modified local copy (use --force to force download)

```
In [ ]: import os
import zipfile
```

```
# Obtener la ubicación actual de trabajo
current_directory = os.getcwd()

# Definir una ubicación para la extracción
extract_path = os.path.join(current_directory, "celeba-dataset")

# Crear la carpeta de extracción si no existe
if not os.path.exists(extract_path):
    os.makedirs(extract_path)

# Extraer el archivo ZIP
zip_ref = zipfile.ZipFile('celeba-dataset.zip', 'r')
zip_ref.extractall(extract_path)
zip_ref.close()
```

In []:

```
transform = transforms.Compose([
    transforms.Resize((128, 128)), # Redimensiona las imágenes a 128x128 píxeles
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize((0.5, 0.5, 0.5), (0.5, 0.5, 0.5))
])
```

Preparacion de datos

In []:

```
# Define las variables
ngpu = 1
ngf = 64
nc = 3
nz = 100
lr = 0.0002
beta1 = 0.5
batch_size = 128
num_epochs = 5
workers = 2
ndf = 64
image_size = 64
```

In []:

```
# Especifica la ruta al directorio de datos
data_dir = 'celeba-dataset/img_align_celeba/'

# Define la transformación para preprocesar las imágenes
dataset = dset.ImageFolder(root=data_dir,
                            transform=transforms.Compose([
                                transforms.Resize(image_size), # Redimensionar
                                transforms.CenterCrop(image_size), # Recortar
                                transforms.ToTensor(), # Convertir
                                transforms.Normalize((0.5, 0.5, 0.5), (0.5, 0.5, 0.5))
                            ]))

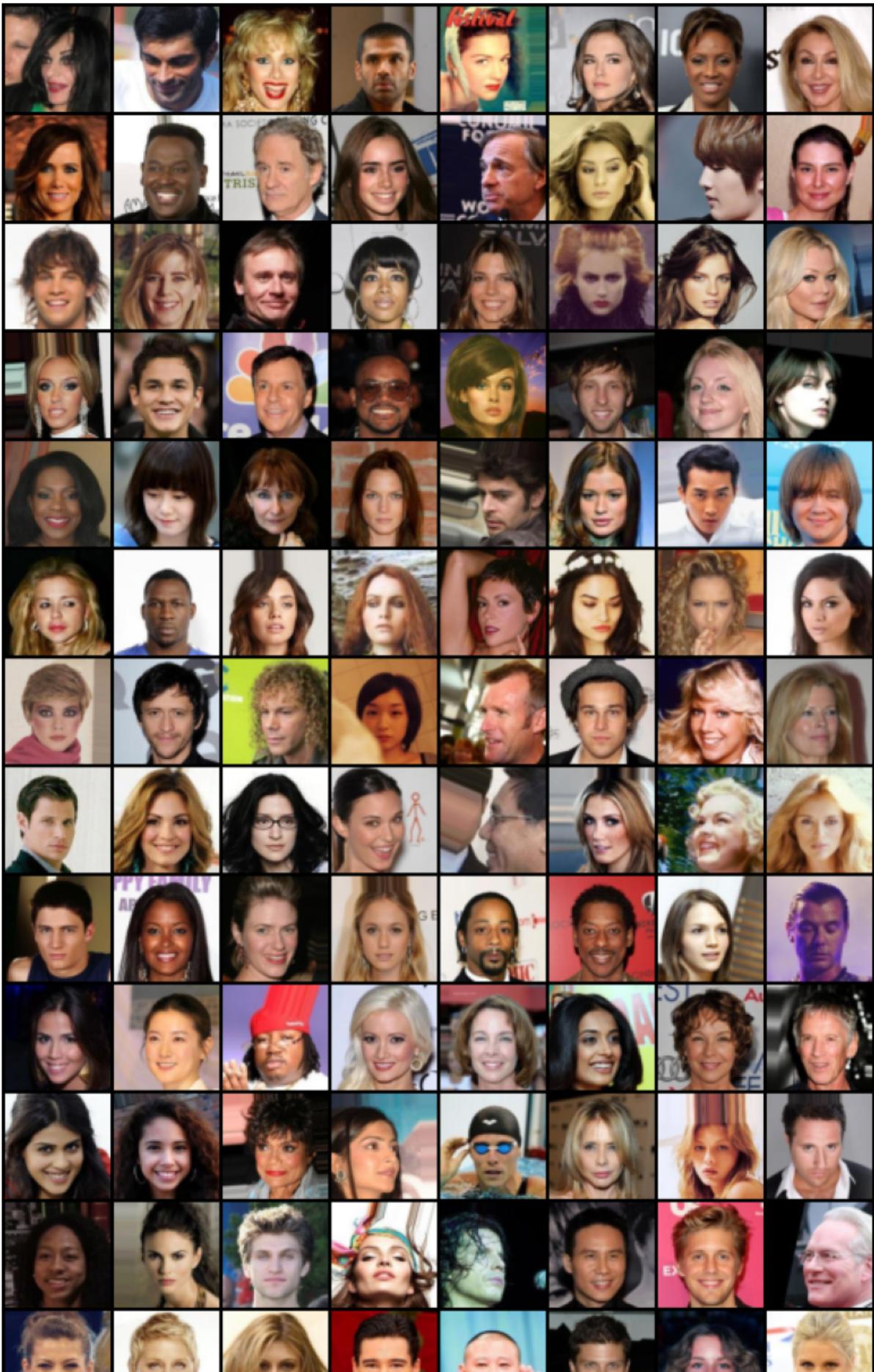
# Crea un DataLoader para facilitar el acceso a los datos en lotes
dataloader = torch.utils.data.DataLoader(dataset, batch_size=batch_size,
                                         shuffle=True, num_workers=workers)
```

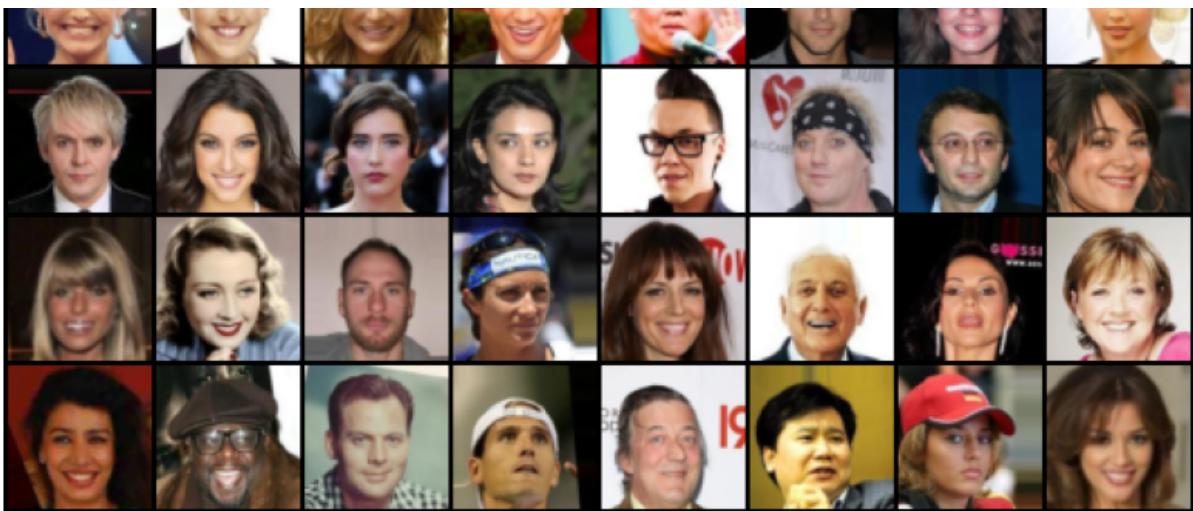
```
# Define el dispositivo (CPU o GPU)
device = torch.device("cuda:0" if (torch.cuda.is_available() and ngpu > 0) else "cp
```

```
In [ ]: import torchvision.utils as vutils
real_batch = next(iter(dataloader))
plt.figure(figsize=(20, 20))
plt.axis("off")
plt.title("Imágenes de Entrenamiento")
plt.imshow(np.transpose(vutils.make_grid(real_batch[0].to(device)[:, :128], padding=2,
```

```
Out[ ]: <matplotlib.image.AxesImage at 0x1f4624548b0>
```

Imágenes de Entrenamiento





Redimensionar imágenes

```
In [ ]: def weights_init(m):
    # Obtiene el nombre de la clase del módulo
    classname = m.__class__.__name__

    # Si el módulo es una capa convolucional
    if classname.find('Conv') != -1:
        # Inicializa los pesos de la capa convolucional con una distribución normal
        nn.init.normal_(m.weight.data, 0.0, 0.02)

    # Si el módulo es una capa de normalización por Lotes (Batch Normalization)
    elif classname.find('BatchNorm') != -1:
        # Inicializa los pesos de la capa de normalización por Lotes con una distri
        nn.init.normal_(m.weight.data, 1.0, 0.02)

        # Inicializa el sesgo (bias) de la capa de normalización por Lotes a 0
        nn.init.constant_(m.bias.data, 0)
```

Implementación de la GAN

```
In [ ]: # Código del Generador

# Definir la clase del Generador, que hereda de nn.Module (la clase base para todos
class Generator(nn.Module):
    # Constructor de la clase
    def __init__(self, ngpu):
        # Llamar al constructor de la clase padre (nn.Module)
        super(Generator, self).__init__()

        # Guardar el número de GPUs disponibles
        self.ngpu = ngpu

        # Definir la arquitectura del generador como una secuencia de capas
        self.main = nn.Sequential(
            # La entrada es el vector latente Z, que se transforma mediante una con
```

```

nn.ConvTranspose2d( nz, ngf * 8, 4, 1, 0, bias=False),
nn.BatchNorm2d(ngf * 8),
nn.ReLU(True),
# Tamaño del estado: (ngf*8) x 4 x 4

# Añadir más capas para aumentar la resolución y complejidad de la imagen
nn.ConvTranspose2d(ngf * 8, ngf * 4, 4, 2, 1, bias=False),
nn.BatchNorm2d(ngf * 4),
nn.ReLU(True),
# Tamaño del estado: (ngf*4) x 8 x 8

nn.ConvTranspose2d( ngf * 4, ngf * 2, 4, 2, 1, bias=False),
nn.BatchNorm2d(ngf * 2),
nn.ReLU(True),
# Tamaño del estado: (ngf*2) x 16 x 16

nn.ConvTranspose2d( ngf * 2, ngf, 4, 2, 1, bias=False),
nn.BatchNorm2d(ngf),
nn.ReLU(True),
# Tamaño del estado: (ngf) x 32 x 32

# La última capa produce una imagen a color (nc canales) con resolución
nn.ConvTranspose2d( ngf, nc, 4, 2, 1, bias=False),
nn.Tanh()
# Tamaño del estado: (nc) x 64 x 64
)

# Definir la operación de avance (forward) para el generador
def forward(self, input):
    return self.main(input)

```

In []:

```

# Definir la clase del Discriminador, que también hereda de nn.Module
class Discriminator(nn.Module):
    # Constructor de la clase
    def __init__(self, ngpu):
        # Llamar al constructor de la clase padre (nn.Module)
        super(Discriminator, self).__init__()

        # Guardar el número de GPUs disponibles
        self.ngpu = ngpu

        # Definir la arquitectura del discriminador como una secuencia de capas
        self.main = nn.Sequential(
            # La entrada es una imagen con canales nc y tamaño 64x64
            nn.Conv2d(nc, ndf, 4, 2, 1, bias=False),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace=True),
            # Tamaño del estado: (ndf) x 32 x 32

            # Añadir más capas para reducir progresivamente la resolución de la imagen
            nn.Conv2d(ndf, ndf * 2, 4, 2, 1, bias=False),
            nn.BatchNorm2d(ndf * 2),
            nn.LeakyReLU(0.2, inplace=True),
            # Tamaño del estado: (ndf*2) x 16 x 16

            nn.Conv2d(ndf * 2, ndf * 4, 4, 2, 1, bias=False),
            nn.BatchNorm2d(ndf * 4),

```

```

        nn.LeakyReLU(0.2, inplace=True),
        # Tamaño del estado: (ndf*4) x 8 x 8

        nn.Conv2d(ndf * 4, ndf * 8, 4, 2, 1, bias=False),
        nn.BatchNorm2d(ndf * 8),
        nn.LeakyReLU(0.2, inplace=True),
        # Tamaño del estado: (ndf*8) x 4 x 4

        # La última capa reduce todo a una única salida: La probabilidad de que
        nn.Conv2d(ndf * 8, 1, 4, 1, 0, bias=False),
        nn.Sigmoid()
    )

    # Definir la operación de avance (forward) para el discriminador
    def forward(self, input):
        return self.main(input)

```

Definicion perdida y optimizadores

```

In [ ]: # Define el generador y el discriminador

# Crear el generador
netG = Generator(ngpu).to(device)
if (device.type == 'cuda') and (ngpu > 1):
    netG = nn.DataParallel(netG, list(range(ngpu)))

netG.apply(weights_init)
print(netG)

# Crear el Discriminador
netD = Discriminator(ngpu).to(device)
if (device.type == 'cuda') and (ngpu > 1):
    netD = nn.DataParallel(netD, list(range(ngpu)))

netD.apply(weights_init)
print(netD)

```

```

Generator(
    (main): Sequential(
        (0): ConvTranspose2d(100, 512, kernel_size=(4, 4), stride=(1, 1), bias=False)
        (1): BatchNorm2d(512, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (2): ReLU(inplace=True)
        (3): ConvTranspose2d(512, 256, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (4): BatchNorm2d(256, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (5): ReLU(inplace=True)
        (6): ConvTranspose2d(256, 128, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (7): BatchNorm2d(128, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (8): ReLU(inplace=True)
        (9): ConvTranspose2d(128, 64, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (10): BatchNorm2d(64, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (11): ReLU(inplace=True)
        (12): ConvTranspose2d(64, 3, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (13): Tanh()
    )
)
Discriminator(
    (main): Sequential(
        (0): Conv2d(3, 64, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (1): LeakyReLU(negative_slope=0.2, inplace=True)
        (2): Conv2d(64, 128, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (3): BatchNorm2d(128, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (4): LeakyReLU(negative_slope=0.2, inplace=True)
        (5): Conv2d(128, 256, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (6): BatchNorm2d(256, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (7): LeakyReLU(negative_slope=0.2, inplace=True)
        (8): Conv2d(256, 512, kernel_size=(4, 4), stride=(2, 2), padding=(1, 1), bias=False)
        (9): BatchNorm2d(512, eps=1e-05, momentum=0.1, affine=True, track_running_stats=True)
        (10): LeakyReLU(negative_slope=0.2, inplace=True)
        (11): Conv2d(512, 1, kernel_size=(4, 4), stride=(1, 1), bias=False)
        (12): Sigmoid()
    )
)

```

Inicializar perdida

```
In [ ]: criterion = nn.BCELoss()
fixed_noise = torch.randn(64, nz, 1, 1, device=device)
real_label = 1
```

```
fake_label = 0
optimizerD = optim.Adam(netD.parameters(), lr=lr, betas=(beta1, 0.999))
optimizerG = optim.Adam(netG.parameters(), lr=lr, betas=(beta1, 0.999))
```

Entrenamiento de la GAN

```
In [ ]: real_labels = torch.ones((batch_size, 1, 1, 1), device=device)
fake_labels = torch.zeros((batch_size, 1, 1, 1), device=device)
```

```
In [ ]: # Bucle de entrenamiento

# Listas para hacer seguimiento del progreso
img_list = []
G_losses = []
D_losses = []
iters = 0

print("Iniciando bucle de entrenamiento...")
# Para cada época
for epoch in range(num_epochs):
    # Para cada lote en el dataloader
    for i, data in enumerate(dataloader, 0):

        #####
        # (1) Actualizar la red D: maximizar log(D(x)) + log(1 - D(G(z)))
        #####
        ## Entrenar con lote completamente real
        netD.zero_grad()
        # Formatear el lote
        real_cpu = data[0].to(device)
        b_size = real_cpu.size(0)
        label = torch.full((b_size,), real_label, dtype=torch.float, device=device)
        # Pasada hacia adelante del lote real a través de D
        output = netD(real_cpu).view(-1)
        # Calcular la pérdida en el lote completamente real
        errD_real = criterion(output, label)
        # Calcular los gradientes para D en la pasada hacia atrás
        errD_real.backward()
        D_x = output.mean().item()

        ##
        # Entrenar con lote completamente falso
        # Generar lote de vectores latentes
        noise = torch.randn(b_size, nz, 1, 1, device=device)
        # Generar lote de imágenes falsas con G
        fake = netG(noise)
        label.fill_(fake_label)
        # Clasificar todo el lote falso con D
        output = netD(fake.detach()).view(-1)
        # Calcular la pérdida de D en el lote completamente falso
        errD_fake = criterion(output, label)
        # Calcular los gradientes para este lote
        errD_fake.backward()
        D_G_z1 = output.mean().item()
        # Sumar Los gradientes de los lotes completamente reales y falsos
```

```
errD = errD_real + errD_fake
# Actualizar D
optimizerD.step()

#####
# (2) Actualizar la red G: maximizar Log(D(G(z)))
#####
netG.zero_grad()
label.fill_(real_label) # Las etiquetas falsas son reales para el costo de
# Como acabamos de actualizar D, realizamos otra pasada hacia adelante del
output = netD(fake).view(-1)
# Calcular la pérdida de G en base a esta salida
errG = criterion(output, label)
# Calcular los gradientes para G
errG.backward()
D_G_z2 = output.mean().item()
# Actualizar G
optimizerG.step()

# Mostrar estadísticas del entrenamiento
if i % 10 == 0: # Cambiado de 1000 a 10 para actualizaciones más frecuentes
    print('[%d/%d][%d/%d]\tPérdida_D: %.4f\tPérdida_G: %.4f\tD(x): %.4f\tD(fake): %.4f' % (epoch, num_epochs, i, len(dataloader),
        errD.item(), errG.item(), D_x, D_G_z1, D_G_z2))

# Guardar las pérdidas para graficar más tarde
G_losses.append(errG.item())
D_losses.append(errD.item())

# Verificar cómo va el generador guardando la salida de G en fixed_noise
if (iters % 250 == 0) or ((epoch == num_epochs-1) and (i == len(dataloader)))
    with torch.no_grad():
        fake = netG(fixed_noise).detach().cpu()
        img_list.append(vutils.make_grid(fake, padding=2, normalize=True))

iters += 1
```

Iniciando bucle de entrenamiento...

[0/5][0/1489]	Pérdida_D: 1.7270 (z)): 0.5010 / 0.0217	Pérdida_G: 4.2348	D(x): 0.4576	D(G)
[0/5][10/1489]	Pérdida_D: 0.2828 (z)): 0.0878 / 0.0004	Pérdida_G: 8.2982	D(x): 0.9242	D(G)
[0/5][20/1489]	Pérdida_D: 0.1092 (z)): 0.0003 / 0.0000	Pérdida_G: 14.8977	D(x): 0.9368	D(G)
[0/5][30/1489]	Pérdida_D: 2.1317 (z)): 0.7997 / 0.0000	Pérdida_G: 23.7632	D(x): 0.9394	D(G)
[0/5][40/1489]	Pérdida_D: 0.2229 (z)): 0.0001 / 0.0000	Pérdida_G: 12.7547	D(x): 0.9276	D(G)
[0/5][50/1489]	Pérdida_D: 0.0386 (z)): 0.0142 / 0.0085	Pérdida_G: 6.3795	D(x): 0.9832	D(G)
[0/5][60/1489]	Pérdida_D: 0.4058 (z)): 0.0000 / 0.0000	Pérdida_G: 22.4033	D(x): 0.8523	D(G)
[0/5][70/1489]	Pérdida_D: 0.4143 (z)): 0.0000 / 0.0000	Pérdida_G: 29.3707	D(x): 0.8260	D(G)
[0/5][80/1489]	Pérdida_D: 0.4018 (z)): 0.0000 / 0.0000	Pérdida_G: 21.4298	D(x): 0.7932	D(G)
[0/5][90/1489]	Pérdida_D: 0.1585 (z)): 0.0087 / 0.0139	Pérdida_G: 5.9774	D(x): 0.9230	D(G)
[0/5][100/1489]	Pérdida_D: 1.7462 (z)): 0.0000 / 0.0000	Pérdida_G: 17.4856	D(x): 0.4710	D(G)
[0/5][110/1489]	Pérdida_D: 0.1938 (z)): 0.0346 / 0.0057	Pérdida_G: 5.6327	D(x): 0.9314	D(G)
[0/5][120/1489]	Pérdida_D: 0.5148 (z)): 0.3136 / 0.0001	Pérdida_G: 11.4899	D(x): 0.9389	D(G)
[0/5][130/1489]	Pérdida_D: 0.4985 (z)): 0.0226 / 0.1015	Pérdida_G: 2.5749	D(x): 0.7427	D(G)
[0/5][140/1489]	Pérdida_D: 0.3124 (z)): 0.1051 / 0.0103	Pérdida_G: 5.1158	D(x): 0.8711	D(G)
[0/5][150/1489]	Pérdida_D: 1.0861 (z)): 0.0303 / 0.0915	Pérdida_G: 3.0360	D(x): 0.5788	D(G)
[0/5][160/1489]	Pérdida_D: 1.1675 (z)): 0.0046 / 0.0336	Pérdida_G: 4.5304	D(x): 0.4886	D(G)
[0/5][170/1489]	Pérdida_D: 0.9677 (z)): 0.4798 / 0.0036	Pérdida_G: 6.6681	D(x): 0.9488	D(G)
[0/5][180/1489]	Pérdida_D: 1.0391 (z)): 0.4703 / 0.0016	Pérdida_G: 7.4038	D(x): 0.8280	D(G)
[0/5][190/1489]	Pérdida_D: 0.6091 (z)): 0.0676 / 0.0186	Pérdida_G: 4.4612	D(x): 0.6935	D(G)
[0/5][200/1489]	Pérdida_D: 0.5327 (z)): 0.2063 / 0.0103	Pérdida_G: 5.1472	D(x): 0.8184	D(G)
[0/5][210/1489]	Pérdida_D: 1.4273 (z)): 0.6062 / 0.0000	Pérdida_G: 12.2410	D(x): 0.9284	D(G)
[0/5][220/1489]	Pérdida_D: 0.6854 (z)): 0.0181 / 0.0066	Pérdida_G: 6.5598	D(x): 0.6759	D(G)
[0/5][230/1489]	Pérdida_D: 1.3090 (z)): 0.6514 / 0.0001	Pérdida_G: 9.9542	D(x): 0.9386	D(G)
[0/5][240/1489]	Pérdida_D: 0.5201 (z)): 0.2255 / 0.0090	Pérdida_G: 5.2624	D(x): 0.8703	D(G)
[0/5][250/1489]	Pérdida_D: 0.4896 (z)): 0.1127 / 0.0463	Pérdida_G: 3.6005	D(x): 0.7835	D(G)
[0/5][260/1489]	Pérdida_D: 0.5339 (z)): 0.3067 / 0.0026	Pérdida_G: 6.9266	D(x): 0.9113	D(G)
[0/5][270/1489]	Pérdida_D: 0.6745	Pérdida_G: 5.5796	D(x): 0.8000	D(G)

(z)): 0.2565 / 0.0079					
[0/5][280/1489] Pérdida_D: 0.3944	Pérdida_G: 4.0182	D(x): 0.8542	D(G		
(z)): 0.1441 / 0.0355	Pérdida_G: 4.6041	D(x): 0.8426	D(G		
[0/5][290/1489] Pérdida_D: 0.3798	Pérdida_G: 4.6521	D(x): 0.7923	D(G		
(z)): 0.1380 / 0.0190	Pérdida_G: 4.0069	D(x): 0.7544	D(G		
[0/5][300/1489] Pérdida_D: 0.5110	Pérdida_G: 3.3584	D(x): 0.7750	D(G		
(z)): 0.1756 / 0.0175	Pérdida_G: 3.7468	D(x): 0.7180	D(G		
[0/5][310/1489] Pérdida_D: 0.4166	Pérdida_G: 3.8332	D(x): 0.7678	D(G		
(z)): 0.0631 / 0.0362	Pérdida_G: 5.5044	D(x): 0.9399	D(G		
[0/5][320/1489] Pérdida_D: 0.5484	Pérdida_G: 2.9308	D(x): 0.2150	D(G		
(z)): 0.1719 / 0.0599	Pérdida_G: 3.6105	D(x): 0.8926	D(G		
[0/5][330/1489] Pérdida_D: 0.4752	Pérdida_G: 5.7969	D(x): 0.8524	D(G		
(z)): 0.0375 / 0.0573	Pérdida_G: 4.0032	D(x): 0.9004	D(G		
[0/5][340/1489] Pérdida_D: 0.5322	Pérdida_G: 5.2547	D(x): 0.9574	D(G		
(z)): 0.1637 / 0.0349	Pérdida_G: 4.3836	D(x): 0.9196	D(G		
[0/5][350/1489] Pérdida_D: 0.3001	Pérdida_G: 3.8503	D(x): 0.7219	D(G		
(z)): 0.1844 / 0.0092	Pérdida_G: 0.6179	D(x): 0.8986	D(G		
[0/5][360/1489] Pérdida_D: 2.6765	Pérdida_G: 6.5502	D(x): 0.9336	D(G		
(z)): 0.0038 / 0.1087	Pérdida_G: 2.9103	D(x): 0.8402	D(G		
[0/5][370/1489] Pérdida_D: 0.2406	Pérdida_G: 3.9622	D(x): 0.8496	D(G		
(z)): 0.0949 / 0.0542	Pérdida_G: 2.4530	D(x): 0.7294	D(G		
[0/5][380/1489] Pérdida_D: 0.5170	Pérdida_G: 5.8292	D(x): 0.7713	D(G		
(z)): 0.2357 / 0.0071	Pérdida_G: 5.0923	D(x): 0.8356	D(G		
[0/5][390/1489] Pérdida_D: 0.5663	Pérdida_G: 4.6586	D(x): 0.8617	D(G		
(z)): 0.2774 / 0.0484	Pérdida_G: 5.1077	D(x): 0.8848	D(G		
[0/5][400/1489] Pérdida_D: 0.6179	Pérdida_G: 5.2775	D(x): 0.8205	D(G		
(z)): 0.3709 / 0.0146	Pérdida_G: 2.8786	D(x): 0.9196	D(G		
[0/5][410/1489] Pérdida_D: 0.2840	Pérdida_G: 0.4965	Pérdida_G: 0.4134	D(x): 0.8200	D(G	
(z)): 0.1529 / 0.0215	Pérdida_G: 0.1926	Pérdida_G: 0.5597	D(x): 0.7918	D(G	
[0/5][420/1489] Pérdida_D: 0.5376	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.1507	D(x): 0.7750	D(G	
(z)): 0.0312 / 0.0922	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.1909	D(x): 0.7544	D(G	
[0/5][430/1489] Pérdida_D: 0.2629	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.2912	D(x): 0.7180	D(G	
(z)): 0.1066 / 0.0085	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.4599	D(x): 0.7000	D(G	
[0/5][440/1489] Pérdida_D: 1.7685	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.4949	D(x): 0.6848	D(G	
(z)): 0.6161 / 0.0084	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.2290	D(x): 0.6678	D(G	
[0/5][450/1489] Pérdida_D: 0.4965	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.4333	D(x): 0.6500	D(G	
(z)): 0.1926 / 0.1196	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.4599	D(x): 0.6333	D(G	
[0/5][460/1489] Pérdida_D: 0.4134	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.1564	D(x): 0.6167	D(G	
(z)): 0.1624 / 0.0378	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.8176	D(x): 0.6000	D(G	
[0/5][470/1489] Pérdida_D: 0.5370	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.4333	D(x): 0.5833	D(G	
(z)): 0.1091 / 0.1271	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.4599	D(x): 0.5667	D(G	
[0/5][480/1489] Pérdida_D: 0.5597	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.1340	D(x): 0.5500	D(G	
(z)): 0.1507 / 0.0129	Pérdida_G: 0.1091	Pérdida_G: 0.3511	D(x): 0.5333	D(G	
[0/5][490/1489] Pérdida_D: 0.5512	Pérdida_G: 0.1091				
(z)): 0.1909 / 0.0230					
[0/5][500/1489] Pérdida_D: 0.2912					
(z)): 0.0972 / 0.0155					
[0/5][510/1489] Pérdida_D: 0.4949					
(z)): 0.2290 / 0.0130					
[0/5][520/1489] Pérdida_D: 0.4599					
(z)): 0.1564 / 0.1035					
[0/5][530/1489] Pérdida_D: 0.8176					
(z)): 0.4333 / 0.0054					
[0/5][540/1489] Pérdida_D: 0.4108					
(z)): 0.1340 / 0.0367					
[0/5][550/1489] Pérdida_D: 0.3511					

(z)): 0.0586 / 0.0950				
[0/5][560/1489] Pérdida_D: 0.5552	Pérdida_G: 5.5500	D(x): 0.8253	D(G	
(z)): 0.2186 / 0.0095	Pérdida_G: 10.2726	D(x): 0.8989	D(G	
[0/5][570/1489] Pérdida_D: 1.0313	Pérdida_G: 8.0268	D(x): 0.9219	D(G	
(z)): 0.5078 / 0.0001	Pérdida_G: 5.4334	D(x): 0.8768	D(G	
[0/5][580/1489] Pérdida_D: 0.7387	Pérdida_G: 3.1790	D(x): 0.6486	D(G	
(z)): 0.4111 / 0.0010	Pérdida_G: 4.4298	D(x): 0.3899	D(G	
[0/5][590/1489] Pérdida_D: 0.5046	Pérdida_G: 4.1614	D(x): 0.7925	D(G	
(z)): 0.2460 / 0.0083	Pérdida_G: 5.3958	D(x): 0.6446	D(G	
[0/5][600/1489] Pérdida_D: 0.6893	Pérdida_G: 3.3050	D(x): 0.8607	D(G	
(z)): 0.0759 / 0.0647	Pérdida_G: 5.0038	D(x): 0.8528	D(G	
[0/5][610/1489] Pérdida_D: 1.4577	Pérdida_G: 7.4751	D(x): 0.9547	D(G	
(z)): 0.0075 / 0.0247	Pérdida_G: 4.9912	D(x): 0.8874	D(G	
[0/5][620/1489] Pérdida_D: 0.4328	Pérdida_G: 2.7062	D(x): 0.7224	D(G	
(z)): 0.1113 / 0.0279	Pérdida_G: 2.5527	D(x): 0.6219	D(G	
[0/5][630/1489] Pérdida_D: 0.6015	Pérdida_G: 4.4966	D(x): 0.8622	D(G	
(z)): 0.0156 / 0.0116	Pérdida_G: 6.5557	D(x): 0.9751	D(G	
[0/5][640/1489] Pérdida_D: 0.5193	Pérdida_G: 5.7718	D(x): 0.9179	D(G	
(z)): 0.2117 / 0.0171	Pérdida_G: 5.6642	D(x): 0.8296	D(G	
[0/5][650/1489] Pérdida_D: 0.3561	Pérdida_G: 6.3201	D(x): 0.8816	D(G	
(z)): 0.1260 / 0.0655	Pérdida_G: 3.4947	D(x): 0.4573	D(G	
[0/5][660/1489] Pérdida_D: 0.3344	Pérdida_G: 4.6368	D(x): 0.8971	D(G	
(z)): 0.1272 / 0.0134	Pérdida_G: 4.9408	D(x): 0.8351	D(G	
[0/5][670/1489] Pérdida_D: 0.6551	Pérdida_G: 6.2828	D(x): 0.9065	D(G	
(z)): 0.3958 / 0.0014	Pérdida_G: 2.2288	D(x): 0.6722	D(G	
[0/5][680/1489] Pérdida_D: 0.2314	Pérdida_G: 2.7302	D(x): 0.5100	D(G	
(z)): 0.0817 / 0.0131	Pérdida_G: 4.0817	D(x): 0.7647	D(G	
[0/5][690/1489] Pérdida_D: 0.4403	Pérdida_G: 2.9189	D(x): 0.6997	D(G	
(z)): 0.0360 / 0.1089				
[0/5][700/1489] Pérdida_D: 0.7377				
(z)): 0.0913 / 0.1158				
[0/5][710/1489] Pérdida_D: 0.4217				
(z)): 0.1871 / 0.0210				
[0/5][720/1489] Pérdida_D: 0.4183				
(z)): 0.2830 / 0.0029				
[0/5][730/1489] Pérdida_D: 0.4252				
(z)): 0.2457 / 0.0072				
[0/5][740/1489] Pérdida_D: 0.3037				
(z)): 0.0494 / 0.0128				
[0/5][750/1489] Pérdida_D: 0.3938				
(z)): 0.1817 / 0.0039				
[0/5][760/1489] Pérdida_D: 1.1614				
(z)): 0.0072 / 0.0821				
[0/5][770/1489] Pérdida_D: 0.2315				
(z)): 0.0889 / 0.0178				
[0/5][780/1489] Pérdida_D: 0.6984				
(z)): 0.2787 / 0.0190				
[0/5][790/1489] Pérdida_D: 0.6283				
(z)): 0.3521 / 0.0035				
[0/5][800/1489] Pérdida_D: 0.5666				
(z)): 0.0502 / 0.1419				
[0/5][810/1489] Pérdida_D: 1.0254				
(z)): 0.0210 / 0.1105				
[0/5][820/1489] Pérdida_D: 0.4865				
(z)): 0.0960 / 0.0415				
[0/5][830/1489] Pérdida_D: 0.6915				

(z)): 0.1732 / 0.0767				
[0/5][840/1489] Pérdida_D: 0.3715	Pérdida_G: 4.1736	D(x): 0.8073	D(G	
(z)): 0.0957 / 0.0270				
[0/5][850/1489] Pérdida_D: 0.4608	Pérdida_G: 4.4027	D(x): 0.8110	D(G	
(z)): 0.1503 / 0.0200				
[0/5][860/1489] Pérdida_D: 0.3180	Pérdida_G: 4.6516	D(x): 0.8086	D(G	
(z)): 0.0610 / 0.0189				
[0/5][870/1489] Pérdida_D: 1.2129	Pérdida_G: 9.6694	D(x): 0.9786	D(G	
(z)): 0.6148 / 0.0002				
[0/5][880/1489] Pérdida_D: 0.4325	Pérdida_G: 4.6727	D(x): 0.8455	D(G	
(z)): 0.1818 / 0.0187				
[0/5][890/1489] Pérdida_D: 0.2760	Pérdida_G: 4.9456	D(x): 0.9058	D(G	
(z)): 0.1323 / 0.0108				
[0/5][900/1489] Pérdida_D: 2.2937	Pérdida_G: 12.9147	D(x): 0.9980	D(G	
(z)): 0.8181 / 0.0000				
[0/5][910/1489] Pérdida_D: 0.3677	Pérdida_G: 3.6572	D(x): 0.8367	D(G	
(z)): 0.1110 / 0.0894				
[0/5][920/1489] Pérdida_D: 0.4780	Pérdida_G: 2.1842	D(x): 0.8139	D(G	
(z)): 0.1584 / 0.1509				
[0/5][930/1489] Pérdida_D: 0.5586	Pérdida_G: 6.4586	D(x): 0.8943	D(G	
(z)): 0.3129 / 0.0037				
[0/5][940/1489] Pérdida_D: 0.4465	Pérdida_G: 3.8344	D(x): 0.7842	D(G	
(z)): 0.1276 / 0.0514				
[0/5][950/1489] Pérdida_D: 0.5546	Pérdida_G: 5.8070	D(x): 0.6560	D(G	
(z)): 0.0101 / 0.0088				
[0/5][960/1489] Pérdida_D: 0.4181	Pérdida_G: 3.5548	D(x): 0.8351	D(G	
(z)): 0.1622 / 0.0473				
[0/5][970/1489] Pérdida_D: 0.9702	Pérdida_G: 2.1618	D(x): 0.5191	D(G	
(z)): 0.0315 / 0.1669				
[0/5][980/1489] Pérdida_D: 0.7838	Pérdida_G: 3.6367	D(x): 0.5820	D(G	
(z)): 0.0107 / 0.0428				
[0/5][990/1489] Pérdida_D: 0.7614	Pérdida_G: 7.4715	D(x): 0.9364	D(G	
(z)): 0.4332 / 0.0022				
[0/5][1000/1489] Pérdida_D: 0.9471	Pérdida_G: 7.4190	D(x): 0.9757		
D(G(z)): 0.5094 / 0.0018				
[0/5][1010/1489] Pérdida_D: 0.4256	Pérdida_G: 6.4766	D(x): 0.9445		
D(G(z)): 0.2710 / 0.0037				
[0/5][1020/1489] Pérdida_D: 0.4419	Pérdida_G: 3.9410	D(x): 0.9019		
D(G(z)): 0.2374 / 0.0346				
[0/5][1030/1489] Pérdida_D: 0.3666	Pérdida_G: 5.0389	D(x): 0.7698		
D(G(z)): 0.0113 / 0.0146				
[0/5][1040/1489] Pérdida_D: 0.5356	Pérdida_G: 3.8743	D(x): 0.7394		
D(G(z)): 0.0964 / 0.0383				
[0/5][1050/1489] Pérdida_D: 0.6790	Pérdida_G: 3.8696	D(x): 0.6720		
D(G(z)): 0.0697 / 0.0314				
[0/5][1060/1489] Pérdida_D: 0.5564	Pérdida_G: 4.7033	D(x): 0.7447		
D(G(z)): 0.1133 / 0.0237				
[0/5][1070/1489] Pérdida_D: 0.9246	Pérdida_G: 3.9148	D(x): 0.5512		
D(G(z)): 0.0079 / 0.0328				
[0/5][1080/1489] Pérdida_D: 0.3984	Pérdida_G: 4.4193	D(x): 0.7455		
D(G(z)): 0.0338 / 0.0216				
[0/5][1090/1489] Pérdida_D: 0.2220	Pérdida_G: 5.1751	D(x): 0.8688		
D(G(z)): 0.0556 / 0.0122				
[0/5][1100/1489] Pérdida_D: 0.2724	Pérdida_G: 3.2997	D(x): 0.8442		
D(G(z)): 0.0361 / 0.0733				
[0/5][1110/1489] Pérdida_D: 0.4561	Pérdida_G: 3.6649	D(x): 0.8411		

D(G(z)): 0.1834 / 0.0457	Pérdida_D: 1.2947	Pérdida_G: 2.1013	D(x): 0.4430
D(G(z)): 0.0693 / 0.2132	Pérdida_D: 0.8953	Pérdida_G: 6.6883	D(x): 0.9489
D(G(z)): 0.5025 / 0.0029	Pérdida_D: 0.3232	Pérdida_G: 5.2891	D(x): 0.9073
D(G(z)): 0.1716 / 0.0112	Pérdida_D: 0.5415	Pérdida_G: 6.1644	D(x): 0.9181
D(G(z)): 0.3105 / 0.0040	Pérdida_D: 0.1948	Pérdida_G: 6.0805	D(x): 0.8729
D(G(z)): 0.0346 / 0.0062	Pérdida_D: 0.5947	Pérdida_G: 6.8504	D(x): 0.9597
D(G(z)): 0.3716 / 0.0029	Pérdida_D: 0.4370	Pérdida_G: 2.9612	D(x): 0.7488
[0/5][1180/1489] D(G(z)): 0.0522 / 0.0772	Pérdida_D: 0.4300	Pérdida_G: 4.0534	D(x): 0.7348
D(G(z)): 0.0374 / 0.0342	Pérdida_D: 0.2930	Pérdida_G: 4.7685	D(x): 0.8596
[0/5][1200/1489] D(G(z)): 0.0905 / 0.0149	Pérdida_D: 0.3247	Pérdida_G: 4.0895	D(x): 0.9751
[0/5][1210/1489] D(G(z)): 0.2220 / 0.0359	Pérdida_D: 0.7998	Pérdida_G: 3.6849	D(x): 0.5798
D(G(z)): 0.0366 / 0.0533	Pérdida_D: 1.2206	Pérdida_G: 2.0377	D(x): 0.4823
[0/5][1230/1489] D(G(z)): 0.0241 / 0.2593	Pérdida_D: 0.5754	Pérdida_G: 5.7266	D(x): 0.9148
[0/5][1240/1489] D(G(z)): 0.3227 / 0.0071	Pérdida_D: 0.3525	Pérdida_G: 3.6543	D(x): 0.8511
[0/5][1250/1489] D(G(z)): 0.1326 / 0.0481	Pérdida_D: 0.6042	Pérdida_G: 3.6356	D(x): 0.6724
D(G(z)): 0.0477 / 0.0655	Pérdida_D: 1.1778	Pérdida_G: 2.4925	D(x): 0.4561
[0/5][1270/1489] D(G(z)): 0.0296 / 0.1742	Pérdida_D: 0.7871	Pérdida_G: 6.3537	D(x): 0.8432
[0/5][1280/1489] D(G(z)): 0.3770 / 0.0035	Pérdida_D: 0.4488	Pérdida_G: 2.8697	D(x): 0.7869
[0/5][1290/1489] D(G(z)): 0.1119 / 0.0979	Pérdida_D: 0.6118	Pérdida_G: 4.2177	D(x): 0.8737
[0/5][1300/1489] D(G(z)): 0.3126 / 0.0269	Pérdida_D: 0.7940	Pérdida_G: 4.9694	D(x): 0.8388
[0/5][1310/1489] D(G(z)): 0.3649 / 0.0137	Pérdida_D: 0.4602	Pérdida_G: 4.6587	D(x): 0.8406
[0/5][1320/1489] D(G(z)): 0.1917 / 0.0157	Pérdida_D: 0.3486	Pérdida_G: 4.7501	D(x): 0.9293
[0/5][1330/1489] D(G(z)): 0.2020 / 0.0163	Pérdida_D: 0.5709	Pérdida_G: 2.9994	D(x): 0.8273
[0/5][1340/1489] D(G(z)): 0.2333 / 0.0856	Pérdida_D: 0.6725	Pérdida_G: 5.0581	D(x): 0.8198
[0/5][1350/1489] D(G(z)): 0.2789 / 0.0138	Pérdida_D: 0.5736	Pérdida_G: 5.3750	D(x): 0.8593
[0/5][1360/1489] D(G(z)): 0.2847 / 0.0095	Pérdida_D: 0.9176	Pérdida_G: 2.1269	D(x): 0.5759
[0/5][1370/1489] D(G(z)): 0.0714 / 0.1816	Pérdida_D: 0.5649	Pérdida_G: 3.9022	D(x): 0.7998
[0/5][1380/1489] D(G(z)): 0.2198 / 0.0357	Pérdida_D: 0.4888	Pérdida_G: 3.8074	D(x): 0.8587

D(G(z)):	0.2281 / 0.0360		
[0/5][1400/1489]	Pérdida_D: 0.8888	Pérdida_G: 5.3434	D(x): 0.8497
D(G(z)):	0.4515 / 0.0076		
[0/5][1410/1489]	Pérdida_D: 0.9410	Pérdida_G: 3.6073	D(x): 0.5348
D(G(z)):	0.0060 / 0.0614		
[0/5][1420/1489]	Pérdida_D: 0.5834	Pérdida_G: 2.1160	D(x): 0.6688
D(G(z)):	0.0572 / 0.1745		
[0/5][1430/1489]	Pérdida_D: 0.6512	Pérdida_G: 4.2320	D(x): 0.7912
D(G(z)):	0.2703 / 0.0261		
[0/5][1440/1489]	Pérdida_D: 0.4592	Pérdida_G: 5.6288	D(x): 0.9457
D(G(z)):	0.2843 / 0.0063		
[0/5][1450/1489]	Pérdida_D: 0.4662	Pérdida_G: 3.6192	D(x): 0.8005
D(G(z)):	0.1516 / 0.0422		
[0/5][1460/1489]	Pérdida_D: 0.8293	Pérdida_G: 1.9958	D(x): 0.5561
D(G(z)):	0.0212 / 0.1930		
[0/5][1470/1489]	Pérdida_D: 0.7288	Pérdida_G: 3.9173	D(x): 0.5914
D(G(z)):	0.0033 / 0.0517		
[0/5][1480/1489]	Pérdida_D: 0.4302	Pérdida_G: 3.7081	D(x): 0.8683
D(G(z)):	0.2061 / 0.0451		
[1/5][0/1489]	Pérdida_D: 0.7905	Pérdida_G: 5.2999	D(x): 0.9330 D(G(z)):
0.4322 / 0.0126			
[1/5][10/1489]	Pérdida_D: 0.4272	Pérdida_G: 3.8250	D(x): 0.7754 D(G(z)):
0.0998 / 0.0367			
[1/5][20/1489]	Pérdida_D: 0.4794	Pérdida_G: 3.7127	D(x): 0.7472 D(G(z)):
0.1028 / 0.0454			
[1/5][30/1489]	Pérdida_D: 0.6074	Pérdida_G: 2.3945	D(x): 0.6863 D(G(z)):
0.0944 / 0.1341			
[1/5][40/1489]	Pérdida_D: 0.3481	Pérdida_G: 5.2301	D(x): 0.9233 D(G(z)):
0.2008 / 0.0120			
[1/5][50/1489]	Pérdida_D: 0.5421	Pérdida_G: 3.5496	D(x): 0.7603 D(G(z)):
0.1424 / 0.0558			
[1/5][60/1489]	Pérdida_D: 0.2437	Pérdida_G: 4.6285	D(x): 0.8728 D(G(z)):
0.0614 / 0.0195			
[1/5][70/1489]	Pérdida_D: 0.4055	Pérdida_G: 4.0928	D(x): 0.7699 D(G(z)):
0.0732 / 0.0337			
[1/5][80/1489]	Pérdida_D: 0.5256	Pérdida_G: 4.6819	D(x): 0.9198 D(G(z)):
0.3049 / 0.0160			
[1/5][90/1489]	Pérdida_D: 0.9738	Pérdida_G: 2.8570	D(x): 0.5336 D(G(z)):
0.0220 / 0.1054			
[1/5][100/1489]	Pérdida_D: 0.4032	Pérdida_G: 4.0121	D(x): 0.8594 D(G(z)):
0.1854 / 0.0287			
[1/5][110/1489]	Pérdida_D: 0.2336	Pérdida_G: 3.5082	D(x): 0.9274 D(G(z)):
0.1189 / 0.0590			
[1/5][120/1489]	Pérdida_D: 0.5092	Pérdida_G: 3.8388	D(x): 0.8305 D(G(z)):
0.2191 / 0.0343			
[1/5][130/1489]	Pérdida_D: 1.1055	Pérdida_G: 2.5179	D(x): 0.4678 D(G(z)):
0.0116 / 0.1510			
[1/5][140/1489]	Pérdida_D: 0.3132	Pérdida_G: 4.3973	D(x): 0.8841 D(G(z)):
0.1457 / 0.0214			
[1/5][150/1489]	Pérdida_D: 0.9314	Pérdida_G: 3.0470	D(x): 0.5035 D(G(z)):
0.0090 / 0.0864			
[1/5][160/1489]	Pérdida_D: 0.3652	Pérdida_G: 3.9948	D(x): 0.8808 D(G(z)):
0.1757 / 0.0296			
[1/5][170/1489]	Pérdida_D: 0.1928	Pérdida_G: 3.2305	D(x): 0.9362 D(G(z)):
0.1092 / 0.0593			
[1/5][180/1489]	Pérdida_D: 0.5171	Pérdida_G: 5.2552	D(x): 0.9718 D(G(z)):

(z)): 0.3347 / 0.0106				
[1/5][190/1489] Pérdida_D: 0.4493	Pérdida_G: 3.7856	D(x): 0.7982	D(G	
(z)): 0.1391 / 0.0371	Pérdida_G: 3.0717	D(x): 0.7315	D(G	
[1/5][200/1489] Pérdida_D: 0.4459	Pérdida_G: 4.0398	D(x): 0.8746	D(G	
(z)): 0.0513 / 0.0772	Pérdida_G: 1.7231	D(x): 0.5938	D(G	
[1/5][210/1489] Pérdida_D: 0.2431	Pérdida_G: 11.5254	D(x): 0.9786	D(G	
(z)): 0.0805 / 0.0294	Pérdida_G: 1.8986	D(x): 0.2963	D(G	
[1/5][220/1489] Pérdida_D: 0.7134	Pérdida_G: 3.9451	D(x): 0.8573	D(G	
(z)): 0.0262 / 0.2517	Pérdida_G: 2.2310	D(x): 0.6655	D(G	
[1/5][230/1489] Pérdida_D: 3.6405	Pérdida_G: 1.7612	D(x): 0.6425	D(G	
(z)): 0.9227 / 0.0002	Pérdida_G: 3.3415	D(x): 0.7450	D(G	
[1/5][240/1489] Pérdida_D: 1.7269	Pérdida_G: 4.0214	D(x): 0.8457	D(G	
(z)): 0.0130 / 0.2291	Pérdida_G: 3.4911	D(x): 0.7740	D(G	
[1/5][250/1489] Pérdida_D: 0.3467	Pérdida_G: 4.4770	D(x): 0.8597	D(G	
(z)): 0.1403 / 0.0348	Pérdida_G: 9.2129	D(x): 0.9486	D(G	
[1/5][260/1489] Pérdida_D: 0.6026	Pérdida_G: 2.1997	D(x): 0.6296	D(G	
(z)): 0.0796 / 0.1536	Pérdida_G: 4.1962	D(x): 0.8758	D(G	
[1/5][270/1489] Pérdida_D: 0.5859	Pérdida_G: 4.7992	D(x): 0.9013	D(G	
(z)): 0.0502 / 0.2312	Pérdida_G: 3.6855	D(x): 0.8171	D(G	
[1/5][280/1489] Pérdida_D: 0.4523	Pérdida_G: 5.7822	D(x): 0.8827	D(G	
(z)): 0.0569 / 0.0619	Pérdida_G: 0.2130	D(x): 0.3997	D(G	
[1/5][290/1489] Pérdida_D: 0.3640	Pérdida_G: 7.1988	D(x): 0.9516	D(G	
(z)): 0.1431 / 0.0278	Pérdida_G: 3.8727	D(x): 0.8884	D(G	
[1/5][300/1489] Pérdida_D: 0.3748	Pérdida_G: 2.8926	D(x): 0.6726	D(G	
(z)): 0.0526 / 0.0459	Pérdida_G: 3.1736	D(x): 0.8017	D(G	
[1/5][310/1489] Pérdida_D: 0.5284	Pérdida_G: 4.3351	D(x): 0.8248	D(G	
(z)): 0.2618 / 0.0184	Pérdida_G: 5.1920	D(x): 0.9322	D(G	
[1/5][320/1489] Pérdida_D: 0.9363	Pérdida_G: 4.3680	D(x): 0.8863	D(G	
(z)): 0.5307 / 0.0002	Pérdida_G: 3.3329	D(x): 0.8298	D(G	
[1/5][330/1489] Pérdida_D: 0.7154				
(z)): 0.0840 / 0.1697				
[1/5][340/1489] Pérdida_D: 0.4436				
(z)): 0.2229 / 0.0238				
[1/5][350/1489] Pérdida_D: 0.3547				
(z)): 0.1911 / 0.0163				
[1/5][360/1489] Pérdida_D: 0.3903				
(z)): 0.1112 / 0.0356				
[1/5][370/1489] Pérdida_D: 0.4843				
(z)): 0.2566 / 0.0051				
[1/5][380/1489] Pérdida_D: 1.4248				
(z)): 0.0267 / 0.8311				
[1/5][390/1489] Pérdida_D: 1.9929				
(z)): 0.7300 / 0.0028				
[1/5][400/1489] Pérdida_D: 0.4832				
(z)): 0.2660 / 0.0334				
[1/5][410/1489] Pérdida_D: 0.5898				
(z)): 0.0868 / 0.0930				
[1/5][420/1489] Pérdida_D: 0.4371				
(z)): 0.1333 / 0.0639				
[1/5][430/1489] Pérdida_D: 0.2650				
(z)): 0.0385 / 0.0234				
[1/5][440/1489] Pérdida_D: 0.5823				
(z)): 0.3399 / 0.0112				
[1/5][450/1489] Pérdida_D: 0.4319				
(z)): 0.2290 / 0.0197				
[1/5][460/1489] Pérdida_D: 0.3151				

(z)): 0.0866 / 0.0554				
[1/5][470/1489] Pérdida_D: 0.5748	Pérdida_G: 2.5553	D(x): 0.6613	D(G	
(z)): 0.0346 / 0.1169	Pérdida_G: 4.3750	D(x): 0.9399	D(G	
[1/5][480/1489] Pérdida_D: 0.3437	Pérdida_G: 4.3115	D(x): 0.8064	D(G	
(z)): 0.2203 / 0.0191	Pérdida_G: 0.9276	D(x): 0.4989	D(G	
[1/5][490/1489] Pérdida_D: 0.3387	Pérdida_G: 1.2092	D(x): 0.5204	D(G	
(z)): 0.0696 / 0.0308	Pérdida_G: 5.9175	D(x): 0.8761	D(G	
[1/5][500/1489] Pérdida_D: 0.9462	Pérdida_G: 2.5975	D(x): 0.6643	D(G	
(z)): 0.0190 / 0.4712	Pérdida_G: 3.6526	D(x): 0.8298	D(G	
[1/5][510/1489] Pérdida_D: 0.9327	Pérdida_G: 4.2051	D(x): 0.8743	D(G	
(z)): 0.0522 / 0.3723	Pérdida_G: 3.6288	D(x): 0.8240	D(G	
[1/5][520/1489] Pérdida_D: 1.0620	Pérdida_G: 4.0833	D(x): 0.8765	D(G	
(z)): 0.5137 / 0.0071	Pérdida_G: 2.0094	D(x): 0.6431	D(G	
[1/5][530/1489] Pérdida_D: 0.6621	Pérdida_G: 2.4316	D(x): 0.7038	D(G	
(z)): 0.1133 / 0.1115	Pérdida_G: 2.5858	D(x): 0.7600	D(G	
[1/5][540/1489] Pérdida_D: 0.3865	Pérdida_G: 3.3298	D(x): 0.7397	D(G	
(z)): 0.1346 / 0.0391	Pérdida_G: 4.4142	D(x): 0.8857	D(G	
[1/5][550/1489] Pérdida_D: 0.4452	Pérdida_G: 3.6100	D(x): 0.8012	D(G	
(z)): 0.2294 / 0.0259	Pérdida_G: 2.3969	D(x): 0.6835	D(G	
[1/5][560/1489] Pérdida_D: 0.3332	Pérdida_G: 2.9438	D(x): 0.6934	D(G	
(z)): 0.0942 / 0.0462	Pérdida_G: 3.0451	D(x): 0.7598	D(G	
[1/5][570/1489] Pérdida_D: 0.4007	Pérdida_G: 3.3981	D(x): 0.8230	D(G	
(z)): 0.1955 / 0.0294	Pérdida_G: 4.6971	D(x): 0.9034	D(G	
[1/5][580/1489] Pérdida_D: 0.3287	Pérdida_G: 5.0985	D(x): 0.8930	D(G	
(z)): 0.1753 / 0.0177	Pérdida_G: 2.9732	D(x): 0.7692	D(G	
[1/5][590/1489] Pérdida_D: 0.5805	Pérdida_G: 6.4005	D(x): 0.9186	D(G	
(z)): 0.0262 / 0.1704	Pérdida_G: 3.4696	D(x): 0.8037	D(G	
[1/5][600/1489] Pérdida_D: 0.3932				
(z)): 0.0524 / 0.1069				
[1/5][610/1489] Pérdida_D: 0.5280				
(z)): 0.0790 / 0.1353				
[1/5][620/1489] Pérdida_D: 0.5781				
(z)): 0.1684 / 0.0479				
[1/5][630/1489] Pérdida_D: 0.5029				
(z)): 0.0987 / 0.0688				
[1/5][640/1489] Pérdida_D: 0.5022				
(z)): 0.2582 / 0.0205				
[1/5][650/1489] Pérdida_D: 0.4218				
(z)): 0.1350 / 0.0428				
[1/5][660/1489] Pérdida_D: 0.5904				
(z)): 0.0654 / 0.1350				
[1/5][670/1489] Pérdida_D: 0.5067				
(z)): 0.0552 / 0.0909				
[1/5][680/1489] Pérdida_D: 0.4365				
(z)): 0.0776 / 0.0798				
[1/5][690/1489] Pérdida_D: 0.4391				
(z)): 0.1625 / 0.0553				
[1/5][700/1489] Pérdida_D: 0.4712				
(z)): 0.2712 / 0.0148				
[1/5][710/1489] Pérdida_D: 0.4808				
(z)): 0.2749 / 0.0107				
[1/5][720/1489] Pérdida_D: 0.5042				
(z)): 0.1569 / 0.0777				
[1/5][730/1489] Pérdida_D: 0.6606				
(z)): 0.3762 / 0.0037				
[1/5][740/1489] Pérdida_D: 0.5180				

(z)): 0.1706 / 0.0647				
[1/5][750/1489] Pérdida_D: 0.6178	Pérdida_G: 3.3524	D(x): 0.9334	D(G	
(z)): 0.3428 / 0.0762	Pérdida_G: 2.8110	D(x): 0.6891	D(G	
[1/5][760/1489] Pérdida_D: 0.5441	Pérdida_G: 3.4450	D(x): 0.8522	D(G	
(z)): 0.0626 / 0.0950	Pérdida_G: 3.5647	D(x): 0.8312	D(G	
[1/5][770/1489] Pérdida_D: 0.3082	Pérdida_G: 2.8610	D(x): 0.7672	D(G	
(z)): 0.1138 / 0.0484	Pérdida_G: 2.8157	D(x): 0.8488	D(G	
[1/5][780/1489] Pérdida_D: 0.5125	Pérdida_G: 4.0069	D(x): 0.8490	D(G	
(z)): 0.2336 / 0.0428	Pérdida_G: 3.1837	D(x): 0.6316	D(G	
[1/5][790/1489] Pérdida_D: 0.4746	Pérdida_G: 3.6814	D(x): 0.8660	D(G	
(z)): 0.1309 / 0.0895	Pérdida_G: 3.2780	D(x): 0.6924	D(G	
[1/5][800/1489] Pérdida_D: 0.3169	Pérdida_G: 1.8727	D(x): 0.3769	D(G	
(z)): 0.0979 / 0.1102	Pérdida_G: 7.4059	D(x): 0.9817	D(G	
[1/5][810/1489] Pérdida_D: 0.5140	Pérdida_G: 3.5157	D(x): 0.6916	D(G	
(z)): 0.2494 / 0.0274	Pérdida_G: 6.0989	D(x): 0.8632	D(G	
[1/5][820/1489] Pérdida_D: 0.5488	Pérdida_G: 4.7703	D(x): 0.9406	D(G	
(z)): 0.0118 / 0.0651	Pérdida_G: 2.3749	D(x): 0.5883	D(G	
[1/5][830/1489] Pérdida_D: 0.6040	Pérdida_G: 7.3932	D(x): 0.9419	D(G	
(z)): 0.3775 / 0.0026	Pérdida_G: 5.4456	D(x): 0.9525	D(G	
[1/5][840/1489] Pérdida_D: 0.3812	Pérdida_G: 5.1254	D(x): 0.9281	D(G	
(z)): 0.1761 / 0.0418	Pérdida_G: 5.1254	D(x): 0.7040	D(G	
[1/5][850/1489] Pérdida_D: 0.4758	Pérdida_G: 1.5122	D(x): 0.4180	D(G	
(z)): 0.0278 / 0.0735	Pérdida_G: 3.3008	D(x): 0.8331	D(G	
[1/5][860/1489] Pérdida_D: 1.3174	Pérdida_G: 1.4403	D(x): 0.4953	D(G	
(z)): 0.0043 / 0.2377	Pérdida_G: 4.4097	D(x): 0.8719	D(G	
[1/5][870/1489] Pérdida_D: 1.2736	Pérdida_G: 2.2929	D(x): 0.6333	D(G	
(z)): 0.5971 / 0.0013	D(G(z)): 0.0222 / 0.1695	Pérdida_G: 3.0274	D(x): 0.8149	
[1/5][880/1489] Pérdida_D: 0.6159	[1/5][880/1489] Pérdida_D: 0.6159	Pérdida_G: 3.1251	D(x): 0.8025	
(z)): 0.0838 / 0.0515	[1/5][890/1489] Pérdida_D: 1.0813			
[1/5][890/1489] Pérdida_D: 1.0813	(z)): 0.5059 / 0.0081			
(z)): 0.4956 / 0.0015	[1/5][900/1489] Pérdida_D: 0.7797			
[1/5][900/1489] Pérdida_D: 0.7797	(z)): 0.2339 / 0.0125			
(z)): 0.0666 / 0.1352	[1/5][910/1489] Pérdida_D: 0.8575			
[1/5][910/1489] Pérdida_D: 0.8575	(z)): 0.4266 / 0.0071			
(z)): 0.2339 / 0.0125	[1/5][920/1489] Pérdida_D: 0.3506			
[1/5][920/1489] Pérdida_D: 0.3506	(z)): 0.3337 / 0.0102			
(z)): 0.3337 / 0.0102	[1/5][930/1489] Pérdida_D: 0.6939			
[1/5][930/1489] Pérdida_D: 0.6939	(z)): 0.0238 / 0.1043			
(z)): 0.0238 / 0.1043	[1/5][940/1489] Pérdida_D: 0.5500			
[1/5][940/1489] Pérdida_D: 0.5500	(z)): 0.0106 / 0.3045			
(z)): 0.0106 / 0.3045	[1/5][950/1489] Pérdida_D: 0.4402			
[1/5][950/1489] Pérdida_D: 0.4402	(z)): 0.1725 / 0.0542			
(z)): 0.1725 / 0.0542	[1/5][960/1489] Pérdida_D: 1.1625			
[1/5][960/1489] Pérdida_D: 1.1625	(z)): 0.0210 / 0.3130			
(z)): 0.0210 / 0.3130	[1/5][970/1489] Pérdida_D: 0.4175			
[1/5][970/1489] Pérdida_D: 0.4175	(z)): 0.2148 / 0.0202			
(z)): 0.2148 / 0.0202	[1/5][980/1489] Pérdida_D: 0.9458			
[1/5][980/1489] Pérdida_D: 0.9458	(z)): 0.0222 / 0.1695			
(z)): 0.0222 / 0.1695	[1/5][990/1489] Pérdida_D: 0.4467			
[1/5][990/1489] Pérdida_D: 0.4467	(z)): 0.1577 / 0.0658			
(z)): 0.1577 / 0.0658	[1/5][1000/1489] Pérdida_D: 0.5826			
[1/5][1000/1489] Pérdida_D: 0.5826	(z)): 0.4758			
(z)): 0.4758	D(G(z)): 0.1577 / 0.0658			

D(G(z)): 0.1801 / 0.0685			
[1/5][1030/1489]	Pérdida_D: 0.3816	Pérdida_G: 4.2887	D(x): 0.9363
D(G(z)): 0.2457 / 0.0214			
[1/5][1040/1489]	Pérdida_D: 0.3401	Pérdida_G: 2.8237	D(x): 0.7937
D(G(z)): 0.0697 / 0.0771			
[1/5][1050/1489]	Pérdida_D: 0.4335	Pérdida_G: 4.3117	D(x): 0.8987
D(G(z)): 0.2472 / 0.0200			
[1/5][1060/1489]	Pérdida_D: 3.9947	Pérdida_G: 1.4738	D(x): 0.0664
D(G(z)): 0.0011 / 0.3498			
[1/5][1070/1489]	Pérdida_D: 1.0110	Pérdida_G: 5.3190	D(x): 0.9382
D(G(z)): 0.5287 / 0.0084			
[1/5][1080/1489]	Pérdida_D: 0.7331	Pérdida_G: 2.2693	D(x): 0.6457
D(G(z)): 0.1296 / 0.1566			
[1/5][1090/1489]	Pérdida_D: 0.5217	Pérdida_G: 4.7475	D(x): 0.8964
D(G(z)): 0.2971 / 0.0131			
[1/5][1100/1489]	Pérdida_D: 0.4661	Pérdida_G: 3.4573	D(x): 0.8214
D(G(z)): 0.1949 / 0.0454			
[1/5][1110/1489]	Pérdida_D: 0.5319	Pérdida_G: 4.8237	D(x): 0.8890
D(G(z)): 0.2889 / 0.0160			
[1/5][1120/1489]	Pérdida_D: 0.4432	Pérdida_G: 2.4412	D(x): 0.7518
D(G(z)): 0.0952 / 0.1324			
[1/5][1130/1489]	Pérdida_D: 0.3522	Pérdida_G: 3.5573	D(x): 0.9024
D(G(z)): 0.1979 / 0.0399			
[1/5][1140/1489]	Pérdida_D: 0.3116	Pérdida_G: 3.4212	D(x): 0.8894
D(G(z)): 0.1565 / 0.0477			
[1/5][1150/1489]	Pérdida_D: 0.7332	Pérdida_G: 5.9431	D(x): 0.9666
D(G(z)): 0.4485 / 0.0052			
[1/5][1160/1489]	Pérdida_D: 1.2852	Pérdida_G: 0.4177	D(x): 0.3549
D(G(z)): 0.0080 / 0.6957			
[1/5][1170/1489]	Pérdida_D: 1.3960	Pérdida_G: 5.5455	D(x): 0.9387
D(G(z)): 0.6246 / 0.0101			
[1/5][1180/1489]	Pérdida_D: 1.2651	Pérdida_G: 1.3324	D(x): 0.3800
D(G(z)): 0.0274 / 0.3524			
[1/5][1190/1489]	Pérdida_D: 0.4039	Pérdida_G: 4.2196	D(x): 0.8792
D(G(z)): 0.2083 / 0.0229			
[1/5][1200/1489]	Pérdida_D: 0.6351	Pérdida_G: 2.2720	D(x): 0.6412
D(G(z)): 0.0688 / 0.1591			
[1/5][1210/1489]	Pérdida_D: 0.5511	Pérdida_G: 4.9477	D(x): 0.9182
D(G(z)): 0.3334 / 0.0111			
[1/5][1220/1489]	Pérdida_D: 0.4948	Pérdida_G: 2.6586	D(x): 0.7323
D(G(z)): 0.1050 / 0.1033			
[1/5][1230/1489]	Pérdida_D: 0.4733	Pérdida_G: 2.5122	D(x): 0.7277
D(G(z)): 0.0924 / 0.1100			
[1/5][1240/1489]	Pérdida_D: 0.4181	Pérdida_G: 2.9138	D(x): 0.8333
D(G(z)): 0.1731 / 0.0717			
[1/5][1250/1489]	Pérdida_D: 0.4562	Pérdida_G: 3.5646	D(x): 0.9136
D(G(z)): 0.2761 / 0.0399			
[1/5][1260/1489]	Pérdida_D: 0.6778	Pérdida_G: 1.2450	D(x): 0.5967
D(G(z)): 0.0404 / 0.3554			
[1/5][1270/1489]	Pérdida_D: 1.5070	Pérdida_G: 0.6756	D(x): 0.3148
D(G(z)): 0.0208 / 0.5992			
[1/5][1280/1489]	Pérdida_D: 0.8737	Pérdida_G: 4.9827	D(x): 0.9360
D(G(z)): 0.4983 / 0.0103			
[1/5][1290/1489]	Pérdida_D: 0.5948	Pérdida_G: 3.0828	D(x): 0.8022
D(G(z)): 0.2622 / 0.0655			
[1/5][1300/1489]	Pérdida_D: 0.6131	Pérdida_G: 3.7876	D(x): 0.9022

D(G(z)):	0.3547 / 0.0355		
[1/5][1310/1489]	Pérdida_D: 0.4472	Pérdida_G: 4.0832	D(x): 0.9248
D(G(z)):	0.2782 / 0.0252		
[1/5][1320/1489]	Pérdida_D: 0.4083	Pérdida_G: 2.6953	D(x): 0.8223
D(G(z)):	0.1546 / 0.0912		
[1/5][1330/1489]	Pérdida_D: 0.3483	Pérdida_G: 3.2691	D(x): 0.8783
D(G(z)):	0.1772 / 0.0553		
[1/5][1340/1489]	Pérdida_D: 1.7126	Pérdida_G: 5.0767	D(x): 0.9811
D(G(z)):	0.7127 / 0.0209		
[1/5][1350/1489]	Pérdida_D: 1.8112	Pérdida_G: 0.8289	D(x): 0.2480
D(G(z)):	0.0239 / 0.4881		
[1/5][1360/1489]	Pérdida_D: 0.4772	Pérdida_G: 2.5184	D(x): 0.7634
D(G(z)):	0.1392 / 0.1093		
[1/5][1370/1489]	Pérdida_D: 0.4233	Pérdida_G: 2.8214	D(x): 0.8234
D(G(z)):	0.1630 / 0.0826		
[1/5][1380/1489]	Pérdida_D: 0.4628	Pérdida_G: 3.5610	D(x): 0.8595
D(G(z)):	0.2262 / 0.0457		
[1/5][1390/1489]	Pérdida_D: 0.4157	Pérdida_G: 3.4342	D(x): 0.7627
D(G(z)):	0.0804 / 0.0613		
[1/5][1400/1489]	Pérdida_D: 0.3546	Pérdida_G: 3.0759	D(x): 0.8230
D(G(z)):	0.1178 / 0.0655		
[1/5][1410/1489]	Pérdida_D: 0.3445	Pérdida_G: 2.9788	D(x): 0.9036
D(G(z)):	0.1880 / 0.0755		
[1/5][1420/1489]	Pérdida_D: 0.5438	Pérdida_G: 2.2672	D(x): 0.7611
D(G(z)):	0.1674 / 0.1431		
[1/5][1430/1489]	Pérdida_D: 0.5736	Pérdida_G: 2.5415	D(x): 0.7367
D(G(z)):	0.1853 / 0.1032		
[1/5][1440/1489]	Pérdida_D: 1.0527	Pérdida_G: 4.9703	D(x): 0.9428
D(G(z)):	0.5645 / 0.0113		
[1/5][1450/1489]	Pérdida_D: 0.7338	Pérdida_G: 4.5365	D(x): 0.9389
D(G(z)):	0.4254 / 0.0197		
[1/5][1460/1489]	Pérdida_D: 0.5267	Pérdida_G: 3.8360	D(x): 0.8665
D(G(z)):	0.2733 / 0.0349		
[1/5][1470/1489]	Pérdida_D: 1.1744	Pérdida_G: 5.3107	D(x): 0.9621
D(G(z)):	0.6195 / 0.0087		
[1/5][1480/1489]	Pérdida_D: 0.5221	Pérdida_G: 2.2468	D(x): 0.6998
D(G(z)):	0.0859 / 0.1502		
[2/5][0/1489]	Pérdida_D: 0.4202	Pérdida_G: 2.5870	D(x): 0.7610
(z)):	0.0954 / 0.1080	D(G	G
[2/5][10/1489]	Pérdida_D: 0.4486	Pérdida_G: 3.6073	D(x): 0.8994
(z)):	0.2534 / 0.0444	D(G	G
[2/5][20/1489]	Pérdida_D: 0.4933	Pérdida_G: 3.9342	D(x): 0.8626
(z)):	0.2556 / 0.0280	D(G	G
[2/5][30/1489]	Pérdida_D: 0.4677	Pérdida_G: 2.8724	D(x): 0.8226
(z)):	0.1939 / 0.0817	D(G	G
[2/5][40/1489]	Pérdida_D: 1.3071	Pérdida_G: 7.0132	D(x): 0.9759
(z)):	0.6416 / 0.0017	D(G	G
[2/5][50/1489]	Pérdida_D: 0.3893	Pérdida_G: 3.1209	D(x): 0.8367
(z)):	0.1535 / 0.0664	D(G	G
[2/5][60/1489]	Pérdida_D: 0.4375	Pérdida_G: 3.4801	D(x): 0.8593
(z)):	0.2134 / 0.0478	D(G	G
[2/5][70/1489]	Pérdida_D: 0.5412	Pérdida_G: 1.8935	D(x): 0.6766
(z)):	0.0534 / 0.2000	D(G	G
[2/5][80/1489]	Pérdida_D: 0.6238	Pérdida_G: 4.9587	D(x): 0.9503
(z)):	0.3798 / 0.0120	D(G	G
[2/5][90/1489]	Pérdida_D: 0.7673	Pérdida_G: 0.9294	D(x): 0.5572

(z)): 0.0166 / 0.4783				
[2/5][100/1489] Pérdida_D: 0.4249	Pérdida_G: 3.6398	D(x): 0.8777	D(G	
(z)): 0.2140 / 0.0417	Pérdida_G: 1.8145	D(x): 0.5481	D(G	
[2/5][110/1489] Pérdida_D: 0.8326	Pérdida_G: 2.9459	D(x): 0.7740	D(G	
(z)): 0.0631 / 0.2231	Pérdida_G: 2.0319	D(x): 0.7507	D(G	
[2/5][120/1489] Pérdida_D: 0.4499	Pérdida_G: 3.0874	D(x): 0.8895	D(G	
(z)): 0.1255 / 0.0728	Pérdida_G: 7.7506	D(x): 0.9897	D(G	
[2/5][130/1489] Pérdida_D: 0.4927	Pérdida_G: 2.2610	D(x): 0.7382	D(G	
(z)): 0.1397 / 0.1744	Pérdida_G: 1.3427	D(x): 0.6298	D(G	
[2/5][140/1489] Pérdida_D: 0.3776	Pérdida_G: 2.4897	D(x): 0.6944	D(G	
(z)): 0.2021 / 0.0649	Pérdida_G: 1.5417	D(x): 0.5910	D(G	
[2/5][150/1489] Pérdida_D: 2.5378	Pérdida_G: 2.4647	D(x): 0.7873	D(G	
(z)): 0.8786 / 0.0016	Pérdida_G: 2.9699	D(x): 0.8588	D(G	
[2/5][160/1489] Pérdida_D: 0.6592	Pérdida_G: 3.5005	D(x): 0.8695	D(G	
(z)): 0.2182 / 0.1641	Pérdida_G: 3.0354	D(x): 0.8212	D(G	
[2/5][170/1489] Pérdida_D: 0.7694	Pérdida_G: 2.2565	D(x): 0.7486	D(G	
(z)): 0.1814 / 0.3292	Pérdida_G: 3.1699	D(x): 0.8314	D(G	
[2/5][180/1489] Pérdida_D: 0.5367	Pérdida_G: 0.9800	D(x): 0.3550	D(G	
(z)): 0.0956 / 0.1206	Pérdida_G: 3.2890	D(x): 0.8304	D(G	
[2/5][190/1489] Pérdida_D: 0.7040	Pérdida_G: 2.7055	D(x): 0.8091	D(G	
(z)): 0.0571 / 0.2775	Pérdida_G: 4.7337	D(x): 0.9772	D(G	
[2/5][200/1489] Pérdida_D: 0.4409	Pérdida_G: 4.5991	D(x): 0.9260	D(G	
(z)): 0.1453 / 0.1109	Pérdida_G: 3.7103	D(x): 0.8984	D(G	
[2/5][210/1489] Pérdida_D: 0.3381	Pérdida_G: 2.2673	D(x): 0.7062	D(G	
(z)): 0.1494 / 0.0711	Pérdida_G: 2.5366	D(x): 0.8525	D(G	
[2/5][220/1489] Pérdida_D: 0.4680	Pérdida_G: 3.0160	D(x): 0.8769	D(G	
(z)): 0.2566 / 0.0403	Pérdida_G: 3.1626	D(x): 0.8752	D(G	
[2/5][230/1489] Pérdida_D: 0.4769	Pérdida_G: 3.1626	D(x): 0.8752	D(G	
(z)): 0.2061 / 0.0720	Pérdida_G: 0.3285	D(x): 0.2694	D(G	
[2/5][240/1489] Pérdida_D: 0.5017	Pérdida_G: 1.7239	D(x): 0.6852	D(G	
(z)): 0.1447 / 0.1458				
[2/5][250/1489] Pérdida_D: 1.3365				
(z)): 0.0325 / 0.4556				
[2/5][260/1489] Pérdida_D: 0.4212				
(z)): 0.1790 / 0.0539				
[2/5][270/1489] Pérdida_D: 0.4370				
(z)): 0.1850 / 0.0598				
[2/5][280/1489] Pérdida_D: 0.4201				
(z)): 0.1536 / 0.0870				
[2/5][290/1489] Pérdida_D: 1.0944				
(z)): 0.5652 / 0.0176				
[2/5][300/1489] Pérdida_D: 0.6228				
(z)): 0.3676 / 0.0157				
[2/5][310/1489] Pérdida_D: 0.4908				
(z)): 0.2812 / 0.0358				
[2/5][320/1489] Pérdida_D: 0.4766				
(z)): 0.0670 / 0.1460				
[2/5][330/1489] Pérdida_D: 0.4400				
(z)): 0.2048 / 0.1037				
[2/5][340/1489] Pérdida_D: 0.3181				
(z)): 0.1525 / 0.0685				
[2/5][350/1489] Pérdida_D: 0.3919				
(z)): 0.2032 / 0.0601				
[2/5][360/1489] Pérdida_D: 1.6742				
(z)): 0.0409 / 0.7530				
[2/5][370/1489] Pérdida_D: 0.7065				

(z)): 0.2155 / 0.2285				
[2/5][380/1489] Pérdida_D: 0.7990	Pérdida_G: 3.2485	D(x): 0.7960	D(G	
(z)): 0.3693 / 0.0569	Pérdida_G: 2.4331	D(x): 0.8024	D(G	
[2/5][390/1489] Pérdida_D: 0.4529	Pérdida_G: 2.4609	D(x): 0.8423	D(G	
(z)): 0.1694 / 0.1149	Pérdida_G: 4.1230	D(x): 0.8631	D(G	
[2/5][400/1489] Pérdida_D: 0.3161	Pérdida_G: 1.6579	D(x): 0.5247	D(G	
(z)): 0.1157 / 0.1111	Pérdida_G: 4.7397	D(x): 0.9384	D(G	
[2/5][410/1489] Pérdida_D: 0.5777	Pérdida_G: 2.1270	D(x): 0.7344	D(G	
(z)): 0.3079 / 0.0291	Pérdida_G: 3.0733	D(x): 0.9026	D(G	
[2/5][420/1489] Pérdida_D: 0.7874	Pérdida_G: 6.0713	D(x): 0.9790	D(G	
(z)): 0.0239 / 0.2501	Pérdida_G: 1.1031	D(x): 0.5914	D(G	
[2/5][430/1489] Pérdida_D: 0.7757	Pérdida_G: 2.2945	D(x): 0.7172	D(G	
(z)): 0.4584 / 0.0144	Pérdida_G: 2.7622	D(x): 0.8202	D(G	
[2/5][440/1489] Pérdida_D: 0.4276	Pérdida_G: 3.7621	D(x): 0.7986	D(G	
(z)): 0.0736 / 0.1608	Pérdida_G: 6.0449	D(x): 0.9649	D(G	
[2/5][450/1489] Pérdida_D: 0.3113	Pérdida_G: 3.4309	D(x): 0.8214	D(G	
(z)): 0.1713 / 0.0674	Pérdida_G: 0.5388	D(x): 0.4074	D(G	
[2/5][460/1489] Pérdida_D: 2.1184	Pérdida_G: 3.3294	D(x): 0.7917	D(G	
(z)): 0.8024 / 0.0056	Pérdida_G: 3.0158	D(x): 0.8631	D(G	
[2/5][470/1489] Pérdida_D: 0.7462	Pérdida_G: 4.0702	D(x): 0.9042	D(G	
(z)): 0.0997 / 0.3874	Pérdida_G: 3.9529	D(x): 0.9056	D(G	
[2/5][480/1489] Pérdida_D: 0.6355	Pérdida_G: 2.6516	D(x): 0.7674	D(G	
(z)): 0.1917 / 0.1351	Pérdida_G: 2.7347	D(x): 0.8223	D(G	
[2/5][490/1489] Pérdida_D: 0.4882	Pérdida_G: 1.5159	D(x): 0.5150	D(G	
(z)): 0.2153 / 0.0846	Pérdida_G: 0.1049	D(x): 0.3148	D(G	
[2/5][500/1489] Pérdida_D: 0.6395	Pérdida_G: 2.1167	D(x): 0.7144	D(G	
(z)): 0.2964 / 0.0322	Pérdida_G: 4.7247	D(x): 0.9018	D(G	
[2/5][510/1489] Pérdida_D: 1.5616	Pérdida_G: 2.4886	D(x): 0.8368	D(G	
(z)): 0.7164 / 0.0043	Pérdida_G: 4.1173	D(x): 0.8770	D(G	
[2/5][520/1489] Pérdida_D: 0.6807				
(z)): 0.3263 / 0.0577				
[2/5][530/1489] Pérdida_D: 1.1649				
(z)): 0.0685 / 0.6202				
[2/5][540/1489] Pérdida_D: 0.3752				
(z)): 0.1009 / 0.0533				
[2/5][550/1489] Pérdida_D: 0.3550				
(z)): 0.1669 / 0.0661				
[2/5][560/1489] Pérdida_D: 0.7364				
(z)): 0.3995 / 0.0306				
[2/5][570/1489] Pérdida_D: 0.5689				
(z)): 0.3343 / 0.0299				
[2/5][580/1489] Pérdida_D: 0.5452				
(z)): 0.2046 / 0.0918				
[2/5][590/1489] Pérdida_D: 0.3355				
(z)): 0.1070 / 0.0841				
[2/5][600/1489] Pérdida_D: 0.8053				
(z)): 0.0328 / 0.2751				
[2/5][610/1489] Pérdida_D: 1.4684				
(z)): 0.0097 / 0.9055				
[2/5][620/1489] Pérdida_D: 0.6747				
(z)): 0.2339 / 0.1624				
[2/5][630/1489] Pérdida_D: 0.7459				
(z)): 0.4262 / 0.0134				
[2/5][640/1489] Pérdida_D: 0.4924				
(z)): 0.2380 / 0.1058				
[2/5][650/1489] Pérdida_D: 0.6173				

(z)): 0.3454 / 0.0238				
[2/5][660/1489] Pérdida_D: 0.4412	Pérdida_G: 2.7524	D(x): 0.8068	D(G	
(z)): 0.1727 / 0.0844	Pérdida_G: 1.3052	D(x): 0.5707	D(G	
[2/5][670/1489] Pérdida_D: 0.7241	Pérdida_G: 2.6072	D(x): 0.8189	D(G	
(z)): 0.0529 / 0.3345	Pérdida_G: 2.6040	D(x): 0.8129	D(G	
[2/5][680/1489] Pérdida_D: 0.4668	Pérdida_G: 5.3578	D(x): 0.9612	D(G	
(z)): 0.1953 / 0.1027	Pérdida_G: 3.0062	D(x): 0.7432	D(G	
[2/5][690/1489] Pérdida_D: 0.3648	Pérdida_G: 1.5082	D(x): 0.5771	D(G	
(z)): 0.1247 / 0.0952	Pérdida_G: 5.3764	D(x): 0.9756	D(G	
[2/5][700/1489] Pérdida_D: 2.4079	Pérdida_G: 3.3234	D(x): 0.9090	D(G	
(z)): 0.8467 / 0.0094	Pérdida_G: 3.3777	D(x): 0.8573	D(G	
[2/5][710/1489] Pérdida_D: 0.5803	Pérdida_G: 3.7242	D(x): 0.9268	D(G	
(z)): 0.1944 / 0.0735	Pérdida_G: 3.3658	D(x): 0.8557	D(G	
[2/5][720/1489] Pérdida_D: 0.7814	Pérdida_G: 2.8661	D(x): 0.7848	D(G	
(z)): 0.1286 / 0.2810	Pérdida_G: 2.8906	D(x): 0.8550	D(G	
[2/5][730/1489] Pérdida_D: 2.2368	Pérdida_G: 1.9137	D(x): 0.5913	D(G	
(z)): 0.8363 / 0.0085	Pérdida_G: 5.0278	D(x): 0.9423	D(G	
[2/5][740/1489] Pérdida_D: 0.5845	Pérdida_G: 2.3340	D(x): 0.7566	D(G	
(z)): 0.3428 / 0.0500	Pérdida_G: 3.3573	D(x): 0.8795	D(G	
[2/5][750/1489] Pérdida_D: 0.5179	Pérdida_G: 2.8880	D(x): 0.8496	D(G	
(z)): 0.2692 / 0.0483	Pérdida_G: 3.0925	D(x): 0.8251	D(G	
[2/5][760/1489] Pérdida_D: 0.4696	Pérdida_G: 2.4997	D(x): 0.7503	D(G	
(z)): 0.3058 / 0.0311	Pérdida_G: 3.2362	D(x): 0.8908	D(G	
[2/5][770/1489] Pérdida_D: 0.4418	Pérdida_G: 2.2016	D(x): 0.8059	D(G	
(z)): 0.2207 / 0.0489	Pérdida_G: 3.9349	D(x): 0.9345	D(G	
[2/5][780/1489] Pérdida_D: 0.6046	Pérdida_G: 0.6173	D(x): 0.4461	D(G	
(z)): 0.2366 / 0.0869	Pérdida_G: 2.9669	D(x): 0.8259	D(G	
[2/5][790/1489] Pérdida_D: 0.4086	Pérdida_G: 1.5425	D(x): 0.5798	D(G	
(z)): 0.1971 / 0.0773	Pérdida_G: 3.3367	D(x): 0.9143	D(G	
[2/5][800/1489] Pérdida_D: 0.7059				
(z)): 0.0661 / 0.1962				
[2/5][810/1489] Pérdida_D: 0.9575				
(z)): 0.5418 / 0.0101				
[2/5][820/1489] Pérdida_D: 0.7796				
(z)): 0.3299 / 0.1330				
[2/5][830/1489] Pérdida_D: 0.5524				
(z)): 0.3096 / 0.0509				
[2/5][840/1489] Pérdida_D: 0.4525				
(z)): 0.2261 / 0.0716				
[2/5][850/1489] Pérdida_D: 0.5083				
(z)): 0.2419 / 0.0617				
[2/5][860/1489] Pérdida_D: 0.5259				
(z)): 0.1595 / 0.1076				
[2/5][870/1489] Pérdida_D: 0.4603				
(z)): 0.2565 / 0.0678				
[2/5][880/1489] Pérdida_D: 0.4345				
(z)): 0.1628 / 0.1518				
[2/5][890/1489] Pérdida_D: 0.8644				
(z)): 0.4909 / 0.0311				
[2/5][900/1489] Pérdida_D: 0.9914				
(z)): 0.0366 / 0.5911				
[2/5][910/1489] Pérdida_D: 0.6631				
(z)): 0.3320 / 0.0698				
[2/5][920/1489] Pérdida_D: 0.7134				
(z)): 0.0640 / 0.2660				
[2/5][930/1489] Pérdida_D: 0.4309				

(z)): 0.2691 / 0.0460				
[2/5][940/1489] Pérdida_D: 0.4472	Pérdida_G: 2.2246	D(x): 0.7562	D(G	
(z)): 0.1165 / 0.1408				
[2/5][950/1489] Pérdida_D: 0.5919	Pérdida_G: 1.9221	D(x): 0.7132	D(G	
(z)): 0.1820 / 0.1882				
[2/5][960/1489] Pérdida_D: 1.2025	Pérdida_G: 1.7678	D(x): 0.3842	D(G	
(z)): 0.0190 / 0.2388				
[2/5][970/1489] Pérdida_D: 0.4132	Pérdida_G: 2.8923	D(x): 0.8609	D(G	
(z)): 0.1997 / 0.0816				
[2/5][980/1489] Pérdida_D: 0.5613	Pérdida_G: 2.3725	D(x): 0.6569	D(G	
(z)): 0.0642 / 0.1366				
[2/5][990/1489] Pérdida_D: 0.4112	Pérdida_G: 3.2529	D(x): 0.9038	D(G	
(z)): 0.2389 / 0.0515				
[2/5][1000/1489] Pérdida_D: 0.5880	Pérdida_G: 3.4820	D(x): 0.8910		
D(G(z)): 0.3413 / 0.0401				
[2/5][1010/1489] Pérdida_D: 1.4570	Pérdida_G: 0.7432	D(x): 0.3268		
D(G(z)): 0.0624 / 0.5408				
[2/5][1020/1489] Pérdida_D: 0.5528	Pérdida_G: 2.9453	D(x): 0.7183		
D(G(z)): 0.1492 / 0.0744				
[2/5][1030/1489] Pérdida_D: 0.5425	Pérdida_G: 2.1530	D(x): 0.7235		
D(G(z)): 0.1650 / 0.1615				
[2/5][1040/1489] Pérdida_D: 0.4812	Pérdida_G: 2.3535	D(x): 0.7621		
D(G(z)): 0.1528 / 0.1212				
[2/5][1050/1489] Pérdida_D: 1.3456	Pérdida_G: 0.4843	D(x): 0.3753		
D(G(z)): 0.0892 / 0.6568				
[2/5][1060/1489] Pérdida_D: 0.8095	Pérdida_G: 4.6355	D(x): 0.8973		
D(G(z)): 0.4504 / 0.0156				
[2/5][1070/1489] Pérdida_D: 0.5379	Pérdida_G: 2.5380	D(x): 0.7888		
D(G(z)): 0.2194 / 0.1115				
[2/5][1080/1489] Pérdida_D: 0.5749	Pérdida_G: 1.4668	D(x): 0.7182		
D(G(z)): 0.1582 / 0.2768				
[2/5][1090/1489] Pérdida_D: 0.4532	Pérdida_G: 2.5397	D(x): 0.7801		
D(G(z)): 0.1527 / 0.1030				
[2/5][1100/1489] Pérdida_D: 1.0631	Pérdida_G: 1.8146	D(x): 0.4133		
D(G(z)): 0.0243 / 0.2187				
[2/5][1110/1489] Pérdida_D: 0.9966	Pérdida_G: 5.6197	D(x): 0.9203		
D(G(z)): 0.5526 / 0.0072				
[2/5][1120/1489] Pérdida_D: 0.5697	Pérdida_G: 2.7291	D(x): 0.8810		
D(G(z)): 0.3240 / 0.0849				
[2/5][1130/1489] Pérdida_D: 0.9270	Pérdida_G: 3.8081	D(x): 0.8655		
D(G(z)): 0.4888 / 0.0334				
[2/5][1140/1489] Pérdida_D: 0.4509	Pérdida_G: 2.5005	D(x): 0.7555		
D(G(z)): 0.1207 / 0.1105				
[2/5][1150/1489] Pérdida_D: 0.6333	Pérdida_G: 1.5012	D(x): 0.6467		
D(G(z)): 0.0951 / 0.2758				
[2/5][1160/1489] Pérdida_D: 0.6309	Pérdida_G: 1.6265	D(x): 0.6060		
D(G(z)): 0.0470 / 0.2488				
[2/5][1170/1489] Pérdida_D: 1.0479	Pérdida_G: 4.8203	D(x): 0.9396		
D(G(z)): 0.5775 / 0.0122				
[2/5][1180/1489] Pérdida_D: 1.0870	Pérdida_G: 1.0169	D(x): 0.4499		
D(G(z)): 0.1182 / 0.4333				
[2/5][1190/1489] Pérdida_D: 0.5671	Pérdida_G: 3.0472	D(x): 0.8461		
D(G(z)): 0.2885 / 0.0630				
[2/5][1200/1489] Pérdida_D: 0.5874	Pérdida_G: 2.3653	D(x): 0.7025		
D(G(z)): 0.1500 / 0.1290				
[2/5][1210/1489] Pérdida_D: 0.4423	Pérdida_G: 2.7241	D(x): 0.7759		

D(G(z)): 0.1359 / 0.0871			
[2/5][1220/1489]	Pérdida_D: 0.6342	Pérdida_G: 4.1222	D(x): 0.9102
D(G(z)): 0.3728 / 0.0239			
[2/5][1230/1489]	Pérdida_D: 1.4836	Pérdida_G: 5.0578	D(x): 0.9714
D(G(z)): 0.6958 / 0.0103			
[2/5][1240/1489]	Pérdida_D: 0.5636	Pérdida_G: 3.2919	D(x): 0.8907
D(G(z)): 0.3188 / 0.0533			
[2/5][1250/1489]	Pérdida_D: 0.3436	Pérdida_G: 2.9465	D(x): 0.8503
D(G(z)): 0.1430 / 0.0735			
[2/5][1260/1489]	Pérdida_D: 0.8260	Pérdida_G: 4.0556	D(x): 0.8638
D(G(z)): 0.4302 / 0.0287			
[2/5][1270/1489]	Pérdida_D: 0.5395	Pérdida_G: 2.3674	D(x): 0.8007
D(G(z)): 0.2334 / 0.1218			
[2/5][1280/1489]	Pérdida_D: 0.8426	Pérdida_G: 4.9458	D(x): 0.9144
D(G(z)): 0.4777 / 0.0120			
[2/5][1290/1489]	Pérdida_D: 0.4600	Pérdida_G: 2.9775	D(x): 0.8391
D(G(z)): 0.2153 / 0.0678			
[2/5][1300/1489]	Pérdida_D: 1.0352	Pérdida_G: 5.2744	D(x): 0.9347
D(G(z)): 0.5625 / 0.0090			
[2/5][1310/1489]	Pérdida_D: 1.0904	Pérdida_G: 0.6806	D(x): 0.4326
D(G(z)): 0.0731 / 0.5497			
[2/5][1320/1489]	Pérdida_D: 0.6021	Pérdida_G: 2.8614	D(x): 0.7982
D(G(z)): 0.2760 / 0.0759			
[2/5][1330/1489]	Pérdida_D: 1.0062	Pérdida_G: 4.3022	D(x): 0.9064
D(G(z)): 0.5498 / 0.0216			
[2/5][1340/1489]	Pérdida_D: 0.5464	Pérdida_G: 2.2787	D(x): 0.7783
D(G(z)): 0.2236 / 0.1411			
[2/5][1350/1489]	Pérdida_D: 1.3654	Pérdida_G: 5.3319	D(x): 0.9497
D(G(z)): 0.6674 / 0.0078			
[2/5][1360/1489]	Pérdida_D: 0.4791	Pérdida_G: 2.9558	D(x): 0.8286
D(G(z)): 0.2240 / 0.0689			
[2/5][1370/1489]	Pérdida_D: 0.7926	Pérdida_G: 4.2225	D(x): 0.9184
D(G(z)): 0.4616 / 0.0207			
[2/5][1380/1489]	Pérdida_D: 0.6654	Pérdida_G: 2.0901	D(x): 0.5784
D(G(z)): 0.0378 / 0.1730			
[2/5][1390/1489]	Pérdida_D: 0.8016	Pérdida_G: 1.2302	D(x): 0.5508
D(G(z)): 0.0859 / 0.3460			
[2/5][1400/1489]	Pérdida_D: 0.4885	Pérdida_G: 2.6742	D(x): 0.7629
D(G(z)): 0.1481 / 0.0983			
[2/5][1410/1489]	Pérdida_D: 0.5320	Pérdida_G: 2.6864	D(x): 0.7081
D(G(z)): 0.1267 / 0.0896			
[2/5][1420/1489]	Pérdida_D: 1.4730	Pérdida_G: 6.0846	D(x): 0.9335
D(G(z)): 0.7099 / 0.0044			
[2/5][1430/1489]	Pérdida_D: 0.6640	Pérdida_G: 2.4710	D(x): 0.8462
D(G(z)): 0.3535 / 0.1079			
[2/5][1440/1489]	Pérdida_D: 0.5073	Pérdida_G: 3.1291	D(x): 0.8440
D(G(z)): 0.2508 / 0.0633			
[2/5][1450/1489]	Pérdida_D: 0.5826	Pérdida_G: 2.4116	D(x): 0.7409
D(G(z)): 0.2043 / 0.1174			
[2/5][1460/1489]	Pérdida_D: 0.5873	Pérdida_G: 1.5345	D(x): 0.7061
D(G(z)): 0.1768 / 0.2514			
[2/5][1470/1489]	Pérdida_D: 0.7029	Pérdida_G: 1.8275	D(x): 0.5859
D(G(z)): 0.0582 / 0.2154			
[2/5][1480/1489]	Pérdida_D: 1.0237	Pérdida_G: 4.9024	D(x): 0.9320
D(G(z)): 0.5507 / 0.0130			
[3/5][0/1489]	Pérdida_D: 0.8723	Pérdida_G: 4.1131	D(x): 0.9059 D(G

(z)): 0.4863 / 0.0240				
[3/5][10/1489] Pérdida_D: 0.3599	Pérdida_G: 3.0641	D(x): 0.8629	D(G	
(z)): 0.1709 / 0.0590	Pérdida_G: 2.3897	D(x): 0.7755	D(G	
[3/5][20/1489] Pérdida_D: 0.5557	Pérdida_G: 2.9473	D(x): 0.7995	D(G	
(z)): 0.2281 / 0.1128	Pérdida_G: 4.4017	D(x): 0.9480	D(G	
[3/5][30/1489] Pérdida_D: 0.3777	Pérdida_G: 1.9772	D(x): 0.6946	D(G	
(z)): 0.1126 / 0.0703	Pérdida_G: 2.3824	D(x): 0.6876	D(G	
[3/5][40/1489] Pérdida_D: 0.6702	Pérdida_G: 6.2630	D(x): 0.9427	D(G	
(z)): 0.4173 / 0.0180	Pérdida_G: 0.7505	D(x): 0.3592	D(G	
[3/5][50/1489] Pérdida_D: 0.5226	Pérdida_G: 2.1722	D(x): 0.7364	D(G	
(z)): 0.1071 / 0.1731	Pérdida_G: 1.8329	D(x): 0.6920	D(G	
[3/5][60/1489] Pérdida_D: 0.5344	Pérdida_G: 3.1076	D(x): 0.8941	D(G	
(z)): 0.0888 / 0.1246	Pérdida_G: 0.7924	D(x): 0.5139	D(G	
[3/5][70/1489] Pérdida_D: 1.3466	Pérdida_G: 1.6566	D(x): 0.6043	D(G	
(z)): 0.6747 / 0.0034	Pérdida_G: 3.7017	D(x): 0.9169	D(G	
[3/5][80/1489] Pérdida_D: 1.3814	Pérdida_G: 2.2959	D(x): 0.7775	D(G	
(z)): 0.1035 / 0.5153	Pérdida_G: 3.3305	D(x): 0.8662	D(G	
[3/5][90/1489] Pérdida_D: 0.7188	Pérdida_G: 3.4173	D(x): 0.8744	D(G	
(z)): 0.4195 / 0.0275	Pérdida_G: 2.6376	D(x): 0.8118	D(G	
[3/5][100/1489] Pérdida_D: 0.4892	Pérdida_G: 3.6962	D(x): 0.9194	D(G	
(z)): 0.1230 / 0.1478	Pérdida_G: 2.4424	D(x): 0.7648	D(G	
[3/5][110/1489] Pérdida_D: 0.5260	Pérdida_G: 5.9201	D(x): 0.9702	D(G	
(z)): 0.0965 / 0.2023	Pérdida_G: 3.6839	D(x): 0.9178	D(G	
[3/5][120/1489] Pérdida_D: 0.4355	Pérdida_G: 1.7932	D(x): 0.6712	D(G	
(z)): 0.2495 / 0.0607	Pérdida_G: 2.8853	D(x): 0.8303	D(G	
[3/5][130/1489] Pérdida_D: 0.8506	Pérdida_G: 3.5457	D(x): 0.9161	D(G	
(z)): 0.0725 / 0.4958	Pérdida_G: 3.6632	D(x): 0.8947	D(G	
[3/5][140/1489] Pérdida_D: 0.6811	Pérdida_G: 3.6632	D(x): 0.9710	D(G	
(z)): 0.0919 / 0.2483	Pérdida_G: 3.6632			
[3/5][150/1489] Pérdida_D: 0.6453				
(z)): 0.3779 / 0.0375				
[3/5][160/1489] Pérdida_D: 0.6880				
(z)): 0.4096 / 0.0381				
[3/5][170/1489] Pérdida_D: 0.4803				
(z)): 0.1742 / 0.1273				
[3/5][180/1489] Pérdida_D: 0.4790				
(z)): 0.2571 / 0.0502				
[3/5][190/1489] Pérdida_D: 0.5852				
(z)): 0.3216 / 0.0414				
[3/5][200/1489] Pérdida_D: 0.3729				
(z)): 0.1300 / 0.0962				
[3/5][210/1489] Pérdida_D: 1.3864				
(z)): 0.6865 / 0.0038				
[3/5][220/1489] Pérdida_D: 0.6677				
(z)): 0.3966 / 0.0362				
[3/5][230/1489] Pérdida_D: 0.5350				
(z)): 0.1962 / 0.1163				
[3/5][240/1489] Pérdida_D: 0.5378				
(z)): 0.0889 / 0.2086				
[3/5][250/1489] Pérdida_D: 0.3369				
(z)): 0.1153 / 0.0734				
[3/5][260/1489] Pérdida_D: 0.6048				
(z)): 0.3632 / 0.0406				
[3/5][270/1489] Pérdida_D: 0.4774				
(z)): 0.2773 / 0.0328				
[3/5][280/1489] Pérdida_D: 1.5912				

(z)): 0.7028 / 0.0199				
[3/5][290/1489] Pérdida_D: 1.1712	Pérdida_G: 1.5459	D(x): 0.4195	D(G	
(z)): 0.0807 / 0.2767	Pérdida_G: 2.3322	D(x): 0.7963	D(G	
[3/5][300/1489] Pérdida_D: 0.5990	Pérdida_G: 3.6442	D(x): 0.8617	D(G	
(z)): 0.2597 / 0.1301	Pérdida_G: 2.7069	D(x): 0.8052	D(G	
[3/5][310/1489] Pérdida_D: 0.6560	Pérdida_G: 2.9174	D(x): 0.8531	D(G	
(z)): 0.3615 / 0.0349	Pérdida_G: 4.4895	D(x): 0.9487	D(G	
[3/5][320/1489] Pérdida_D: 0.5650	Pérdida_G: 1.1726	D(x): 0.4266	D(G	
(z)): 0.2614 / 0.0872	Pérdida_G: 2.5580	D(x): 0.8001	D(G	
[3/5][330/1489] Pérdida_D: 0.5606	Pérdida_G: 2.2048	D(x): 0.8088	D(G	
(z)): 0.3045 / 0.0708	Pérdida_G: 2.9063	D(x): 0.8175	D(G	
[3/5][340/1489] Pérdida_D: 0.7120	Pérdida_G: 2.8933	D(x): 0.8444	D(G	
(z)): 0.4419 / 0.0156	Pérdida_G: 3.9452	D(x): 0.9545	D(G	
[3/5][350/1489] Pérdida_D: 1.0599	Pérdida_G: 7.6843	D(x): 0.9900	D(G	
(z)): 0.0292 / 0.3903	Pérdida_G: 1.9129	D(x): 0.6220	D(G	
[3/5][360/1489] Pérdida_D: 0.5378	Pérdida_G: 2.0185	D(x): 0.5963	D(G	
(z)): 0.2342 / 0.0986	Pérdida_G: 2.3331	D(x): 0.8830	D(G	
[3/5][370/1489] Pérdida_D: 0.4600	Pérdida_G: 1.8879	D(x): 0.7046	D(G	
(z)): 0.1922 / 0.1401	Pérdida_G: 3.0228	D(x): 0.8471	D(G	
[3/5][380/1489] Pérdida_D: 0.6916	Pérdida_G: 2.6472	D(x): 0.7290	D(G	
(z)): 0.3457 / 0.0715	Pérdida_G: 1.2085	D(x): 0.3205	D(G	
[3/5][390/1489] Pérdida_D: 0.4825	Pérdida_G: 2.7448	D(x): 0.8395	D(G	
(z)): 0.2381 / 0.0770	Pérdida_G: 3.2045	D(x): 0.8744	D(G	
[3/5][400/1489] Pérdida_D: 0.5019	Pérdida_G: 6.1701	D(x): 0.9547	D(G	
(z)): 0.3329 / 0.0260	Pérdida_G: 2.8137	D(x): 0.7915	D(G	
[3/5][410/1489] Pérdida_D: 3.5116				
(z)): 0.9312 / 0.0010				
[3/5][420/1489] Pérdida_D: 0.7902				
(z)): 0.2095 / 0.1940				
[3/5][430/1489] Pérdida_D: 0.7239				
(z)): 0.0896 / 0.1821				
[3/5][440/1489] Pérdida_D: 0.3953				
(z)): 0.1774 / 0.0826				
[3/5][450/1489] Pérdida_D: 0.5391				
(z)): 0.3323 / 0.0277				
[3/5][460/1489] Pérdida_D: 0.6463				
(z)): 0.3664 / 0.0504				
[3/5][470/1489] Pérdida_D: 0.5219				
(z)): 0.1151 / 0.1889				
[3/5][480/1489] Pérdida_D: 1.1586				
(z)): 0.6158 / 0.0125				
[3/5][490/1489] Pérdida_D: 1.2937				
(z)): 0.0373 / 0.3961				
[3/5][500/1489] Pérdida_D: 0.5062				
(z)): 0.2552 / 0.0697				
[3/5][510/1489] Pérdida_D: 0.5140				
(z)): 0.1340 / 0.0939				
[3/5][520/1489] Pérdida_D: 1.4022				
(z)): 0.0177 / 0.3592				
[3/5][530/1489] Pérdida_D: 0.4563				
(z)): 0.2171 / 0.0789				
[3/5][540/1489] Pérdida_D: 0.5829				
(z)): 0.3239 / 0.0521				
[3/5][550/1489] Pérdida_D: 2.2631				
(z)): 0.8417 / 0.0034				
[3/5][560/1489] Pérdida_D: 0.6795				

(z)): 0.2974 / 0.0855				
[3/5][570/1489] Pérdida_D: 0.4956	Pérdida_G: 2.6455	D(x): 0.8636	D(G	
(z)): 0.2654 / 0.0985	Pérdida_G: 3.5680	D(x): 0.8364	D(G	
[3/5][580/1489] Pérdida_D: 0.6937	Pérdida_G: 4.2397	D(x): 0.8898	D(G	
(z)): 0.3616 / 0.0388	Pérdida_G: 2.3642	D(x): 0.7353	D(G	
[3/5][590/1489] Pérdida_D: 0.6393	Pérdida_G: 1.7115	D(x): 0.7290	D(G	
(z)): 0.3753 / 0.0205	Pérdida_G: 2.7954	D(x): 0.7972	D(G	
[3/5][600/1489] Pérdida_D: 0.4632	Pérdida_G: 2.7672	D(x): 0.7888	D(G	
(z)): 0.1036 / 0.1294	Pérdida_G: 2.1354	D(x): 0.7393	D(G	
[3/5][610/1489] Pérdida_D: 0.5201	Pérdida_G: 1.4988	D(x): 0.5252	D(G	
(z)): 0.1409 / 0.2180	Pérdida_G: 3.5112	D(x): 0.9084	D(G	
[3/5][620/1489] Pérdida_D: 0.5724	Pérdida_G: 3.0907	D(x): 0.8403	D(G	
(z)): 0.2579 / 0.0807	Pérdida_G: 2.2013	D(x): 0.7656	D(G	
[3/5][630/1489] Pérdida_D: 0.6023	Pérdida_G: 1.6899	D(x): 0.7569	D(G	
(z)): 0.2620 / 0.0834	Pérdida_G: 1.1799	D(x): 0.5042	D(G	
[3/5][640/1489] Pérdida_D: 0.4695	Pérdida_G: 4.8420	D(x): 0.9192	D(G	
(z)): 0.1197 / 0.1555	Pérdida_G: 3.5306	D(x): 0.9263	D(G	
[3/5][650/1489] Pérdida_D: 0.8082	Pérdida_G: 3.5379	D(x): 0.8067	D(G	
(z)): 0.0432 / 0.2786	Pérdida_G: 2.5944	D(x): 0.7917	D(G	
[3/5][660/1489] Pérdida_D: 0.5020	Pérdida_G: 3.0189	D(x): 0.8269	D(G	
(z)): 0.3012 / 0.0432	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][670/1489] Pérdida_D: 0.4885	Pérdida_G: 2.2486	D(x): 0.7602	D(G	
(z)): 0.2321 / 0.0620	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
[3/5][680/1489] Pérdida_D: 0.6197	Pérdida_G: 1.6586	D(x): 0.5451	D(G	
(z)): 0.2659 / 0.1402	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][690/1489] Pérdida_D: 0.5137	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1825 / 0.2170	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][700/1489] Pérdida_D: 0.8874	Pérdida_G: 1.6586	D(x): 0.5451	D(G	
(z)): 0.0684 / 0.3633	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][710/1489] Pérdida_D: 0.7434	Pérdida_G: 2.2486	D(x): 0.7602	D(G	
(z)): 0.4338 / 0.0116	Pérdida_G: 1.6586	D(x): 0.5451	D(G	
[3/5][720/1489] Pérdida_D: 0.5096	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.3159 / 0.0439	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][730/1489] Pérdida_D: 0.4931	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1983 / 0.0476	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][740/1489] Pérdida_D: 0.4481	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1630 / 0.0954	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][750/1489] Pérdida_D: 0.4528	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1932 / 0.0768	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][760/1489] Pérdida_D: 0.7820	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.0682 / 0.2410	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][770/1489] Pérdida_D: 0.4657	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.2465 / 0.1060	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][780/1489] Pérdida_D: 0.5341	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1813 / 0.2246	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][790/1489] Pérdida_D: 0.5278	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1882 / 0.1294	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][800/1489] Pérdida_D: 0.5895	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1493 / 0.2304	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][810/1489] Pérdida_D: 0.5360	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.1723 / 0.2731	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][820/1489] Pérdida_D: 1.3720	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.0176 / 0.3856	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][830/1489] Pérdida_D: 0.5405	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	
(z)): 0.3042 / 0.0391	Pérdida_G: 1.6474	D(x): 0.7457	D(G	
[3/5][840/1489] Pérdida_D: 0.5405	Pérdida_G: 2.4718	D(x): 0.8593	D(G	

(z)): 0.2458 / 0.1028				
[3/5][850/1489] Pérdida_D: 0.3525	Pérdida_G: 2.6236	D(x): 0.8474	D(G)	
(z)): 0.1563 / 0.0922				
[3/5][860/1489] Pérdida_D: 0.5632	Pérdida_G: 2.4758	D(x): 0.6792	D(G)	
(z)): 0.1214 / 0.1157				
[3/5][870/1489] Pérdida_D: 0.4284	Pérdida_G: 2.2073	D(x): 0.7844	D(G)	
(z)): 0.1410 / 0.1364				
[3/5][880/1489] Pérdida_D: 0.5617	Pérdida_G: 3.1232	D(x): 0.8538	D(G)	
(z)): 0.3001 / 0.0577				
[3/5][890/1489] Pérdida_D: 1.7278	Pérdida_G: 0.4817	D(x): 0.2344	D(G)	
(z)): 0.0128 / 0.6590				
[3/5][900/1489] Pérdida_D: 0.5825	Pérdida_G: 2.3491	D(x): 0.7040	D(G)	
(z)): 0.1559 / 0.1358				
[3/5][910/1489] Pérdida_D: 0.7715	Pérdida_G: 1.4428	D(x): 0.5464	D(G)	
(z)): 0.0676 / 0.2859				
[3/5][920/1489] Pérdida_D: 0.6249	Pérdida_G: 2.4960	D(x): 0.7538	D(G)	
(z)): 0.2451 / 0.1125				
[3/5][930/1489] Pérdida_D: 0.5629	Pérdida_G: 1.8194	D(x): 0.7010	D(G)	
(z)): 0.1378 / 0.1963				
[3/5][940/1489] Pérdida_D: 0.7371	Pérdida_G: 1.5046	D(x): 0.5761	D(G)	
(z)): 0.0988 / 0.2776				
[3/5][950/1489] Pérdida_D: 0.5364	Pérdida_G: 2.1206	D(x): 0.7739	D(G)	
(z)): 0.2034 / 0.1520				
[3/5][960/1489] Pérdida_D: 2.6379	Pérdida_G: 1.2854	D(x): 0.1155	D(G)	
(z)): 0.0093 / 0.3562				
[3/5][970/1489] Pérdida_D: 0.5208	Pérdida_G: 1.7510	D(x): 0.7384	D(G)	
(z)): 0.1623 / 0.2087				
[3/5][980/1489] Pérdida_D: 1.5543	Pérdida_G: 5.0090	D(x): 0.8940	D(G)	
(z)): 0.6921 / 0.0130				
[3/5][990/1489] Pérdida_D: 0.5154	Pérdida_G: 2.9848	D(x): 0.7938	D(G)	
(z)): 0.2008 / 0.0709				
[3/5][1000/1489] Pérdida_D: 0.5887	Pérdida_G: 1.7409	D(x): 0.6871		
D(G(z)): 0.1497 / 0.2171				
[3/5][1010/1489] Pérdida_D: 0.6563	Pérdida_G: 3.7693	D(x): 0.8972		
D(G(z)): 0.3865 / 0.0322				
[3/5][1020/1489] Pérdida_D: 0.6696	Pérdida_G: 2.0397	D(x): 0.7520		
D(G(z)): 0.2687 / 0.1662				
[3/5][1030/1489] Pérdida_D: 0.7441	Pérdida_G: 3.4950	D(x): 0.8626		
D(G(z)): 0.3923 / 0.0448				
[3/5][1040/1489] Pérdida_D: 0.9648	Pérdida_G: 1.2528	D(x): 0.4565		
D(G(z)): 0.0364 / 0.3416				
[3/5][1050/1489] Pérdida_D: 0.8587	Pérdida_G: 3.9872	D(x): 0.9168		
D(G(z)): 0.4949 / 0.0286				
[3/5][1060/1489] Pérdida_D: 0.4282	Pérdida_G: 2.1219	D(x): 0.8321		
D(G(z)): 0.1877 / 0.1533				
[3/5][1070/1489] Pérdida_D: 0.4919	Pérdida_G: 2.3716	D(x): 0.8191		
D(G(z)): 0.2230 / 0.1230				
[3/5][1080/1489] Pérdida_D: 0.5279	Pérdida_G: 3.6066	D(x): 0.9072		
D(G(z)): 0.3208 / 0.0349				
[3/5][1090/1489] Pérdida_D: 0.3536	Pérdida_G: 2.5903	D(x): 0.7944		
D(G(z)): 0.0919 / 0.0986				
[3/5][1100/1489] Pérdida_D: 0.5501	Pérdida_G: 1.9023	D(x): 0.7641		
D(G(z)): 0.2116 / 0.1785				
[3/5][1110/1489] Pérdida_D: 2.6944	Pérdida_G: 0.3737	D(x): 0.1163		
D(G(z)): 0.0088 / 0.7373				
[3/5][1120/1489] Pérdida_D: 0.7403	Pérdida_G: 2.4218	D(x): 0.6274		

D(G(z)): 0.1528 / 0.1238			
[3/5][1130/1489]	Pérdida_D: 0.6930	Pérdida_G: 1.9856	D(x): 0.5894
D(G(z)): 0.0762 / 0.1765			
[3/5][1140/1489]	Pérdida_D: 0.4539	Pérdida_G: 2.6614	D(x): 0.8204
D(G(z)): 0.2014 / 0.0877			
[3/5][1150/1489]	Pérdida_D: 1.2586	Pérdida_G: 4.2133	D(x): 0.8935
D(G(z)): 0.6163 / 0.0261			
[3/5][1160/1489]	Pérdida_D: 0.4826	Pérdida_G: 3.1822	D(x): 0.8386
D(G(z)): 0.2322 / 0.0564			
[3/5][1170/1489]	Pérdida_D: 0.6253	Pérdida_G: 2.8711	D(x): 0.7564
D(G(z)): 0.2486 / 0.0737			
[3/5][1180/1489]	Pérdida_D: 0.4774	Pérdida_G: 3.4441	D(x): 0.8676
D(G(z)): 0.2526 / 0.0447			
[3/5][1190/1489]	Pérdida_D: 1.2240	Pérdida_G: 5.5190	D(x): 0.9351
D(G(z)): 0.6285 / 0.0068			
[3/5][1200/1489]	Pérdida_D: 0.6298	Pérdida_G: 2.0858	D(x): 0.6407
D(G(z)): 0.0855 / 0.1807			
[3/5][1210/1489]	Pérdida_D: 0.5106	Pérdida_G: 3.3617	D(x): 0.8976
D(G(z)): 0.2987 / 0.0466			
[3/5][1220/1489]	Pérdida_D: 0.6273	Pérdida_G: 3.8426	D(x): 0.8713
D(G(z)): 0.3534 / 0.0291			
[3/5][1230/1489]	Pérdida_D: 0.7241	Pérdida_G: 3.6515	D(x): 0.9191
D(G(z)): 0.4292 / 0.0388			
[3/5][1240/1489]	Pérdida_D: 0.6204	Pérdida_G: 1.7835	D(x): 0.7120
D(G(z)): 0.2062 / 0.1995			
[3/5][1250/1489]	Pérdida_D: 0.6274	Pérdida_G: 1.4600	D(x): 0.6030
D(G(z)): 0.0520 / 0.2727			
[3/5][1260/1489]	Pérdida_D: 0.6935	Pérdida_G: 4.1363	D(x): 0.9366
D(G(z)): 0.4146 / 0.0255			
[3/5][1270/1489]	Pérdida_D: 1.1128	Pérdida_G: 4.1300	D(x): 0.9387
D(G(z)): 0.5741 / 0.0296			
[3/5][1280/1489]	Pérdida_D: 0.9552	Pérdida_G: 5.4633	D(x): 0.9386
D(G(z)): 0.5195 / 0.0076			
[3/5][1290/1489]	Pérdida_D: 0.7076	Pérdida_G: 2.7546	D(x): 0.8122
D(G(z)): 0.3401 / 0.0951			
[3/5][1300/1489]	Pérdida_D: 0.5754	Pérdida_G: 2.4226	D(x): 0.8166
D(G(z)): 0.2793 / 0.1135			
[3/5][1310/1489]	Pérdida_D: 0.3947	Pérdida_G: 3.1650	D(x): 0.8375
D(G(z)): 0.1657 / 0.0586			
[3/5][1320/1489]	Pérdida_D: 0.8286	Pérdida_G: 1.0449	D(x): 0.5653
D(G(z)): 0.1210 / 0.4062			
[3/5][1330/1489]	Pérdida_D: 0.7577	Pérdida_G: 2.0436	D(x): 0.6558
D(G(z)): 0.2090 / 0.1749			
[3/5][1340/1489]	Pérdida_D: 0.8625	Pérdida_G: 4.1550	D(x): 0.9403
D(G(z)): 0.4951 / 0.0237			
[3/5][1350/1489]	Pérdida_D: 0.4890	Pérdida_G: 2.4340	D(x): 0.7977
D(G(z)): 0.2070 / 0.1125			
[3/5][1360/1489]	Pérdida_D: 0.6719	Pérdida_G: 1.1027	D(x): 0.6227
D(G(z)): 0.1092 / 0.3773			
[3/5][1370/1489]	Pérdida_D: 0.5758	Pérdida_G: 2.0353	D(x): 0.6507
D(G(z)): 0.0775 / 0.1772			
[3/5][1380/1489]	Pérdida_D: 0.5854	Pérdida_G: 1.4970	D(x): 0.6360
D(G(z)): 0.0549 / 0.2590			
[3/5][1390/1489]	Pérdida_D: 0.4214	Pérdida_G: 2.1245	D(x): 0.7897
D(G(z)): 0.1371 / 0.1527			
[3/5][1400/1489]	Pérdida_D: 1.3841	Pérdida_G: 5.3159	D(x): 0.9607

D(G(z)): 0.6685 / 0.0096			
[3/5][1410/1489]	Pérdida_D: 0.7533	Pérdida_G: 3.8843	D(x): 0.8589
D(G(z)): 0.4043 / 0.0320			
[3/5][1420/1489]	Pérdida_D: 1.0530	Pérdida_G: 1.0793	D(x): 0.4280
D(G(z)): 0.0526 / 0.4037			
[3/5][1430/1489]	Pérdida_D: 0.6314	Pérdida_G: 2.2028	D(x): 0.6124
D(G(z)): 0.0727 / 0.1511			
[3/5][1440/1489]	Pérdida_D: 0.6848	Pérdida_G: 3.5591	D(x): 0.8839
D(G(z)): 0.3831 / 0.0419			
[3/5][1450/1489]	Pérdida_D: 0.5633	Pérdida_G: 3.4176	D(x): 0.9049
D(G(z)): 0.3358 / 0.0429			
[3/5][1460/1489]	Pérdida_D: 0.4907	Pérdida_G: 2.5125	D(x): 0.8171
D(G(z)): 0.2226 / 0.1049			
[3/5][1470/1489]	Pérdida_D: 0.4925	Pérdida_G: 2.3037	D(x): 0.7909
D(G(z)): 0.1998 / 0.1251			
[3/5][1480/1489]	Pérdida_D: 0.8821	Pérdida_G: 4.1958	D(x): 0.9465
D(G(z)): 0.5181 / 0.0210			
[4/5][0/1489]	Pérdida_D: 0.8125	Pérdida_G: 1.6529	D(x): 0.5455 D(G
(z)): 0.0744 / 0.2557			
[4/5][10/1489]	Pérdida_D: 0.4771	Pérdida_G: 2.6023	D(x): 0.8340 D(G
(z)): 0.2336 / 0.0942			
[4/5][20/1489]	Pérdida_D: 0.3041	Pérdida_G: 3.1074	D(x): 0.8796 D(G
(z)): 0.1472 / 0.0612			
[4/5][30/1489]	Pérdida_D: 0.5381	Pérdida_G: 1.9628	D(x): 0.7652 D(G
(z)): 0.1981 / 0.1778			
[4/5][40/1489]	Pérdida_D: 0.3454	Pérdida_G: 2.3188	D(x): 0.8191 D(G
(z)): 0.1129 / 0.1227			
[4/5][50/1489]	Pérdida_D: 0.3674	Pérdida_G: 2.3112	D(x): 0.8033 D(G
(z)): 0.1185 / 0.1276			
[4/5][60/1489]	Pérdida_D: 1.6682	Pérdida_G: 0.4086	D(x): 0.2561 D(G
(z)): 0.0180 / 0.7003			
[4/5][70/1489]	Pérdida_D: 1.0086	Pérdida_G: 4.3162	D(x): 0.9458 D(G
(z)): 0.5583 / 0.0189			
[4/5][80/1489]	Pérdida_D: 0.5739	Pérdida_G: 2.5199	D(x): 0.7579 D(G
(z)): 0.2133 / 0.1121			
[4/5][90/1489]	Pérdida_D: 0.4955	Pérdida_G: 2.2739	D(x): 0.7996 D(G
(z)): 0.2033 / 0.1336			
[4/5][100/1489]	Pérdida_D: 0.4672	Pérdida_G: 2.7862	D(x): 0.8112 D(G
(z)): 0.1932 / 0.0808			
[4/5][110/1489]	Pérdida_D: 0.5071	Pérdida_G: 2.9978	D(x): 0.9048 D(G
(z)): 0.3040 / 0.0696			
[4/5][120/1489]	Pérdida_D: 0.2976	Pérdida_G: 2.5914	D(x): 0.8501 D(G
(z)): 0.1068 / 0.0985			
[4/5][130/1489]	Pérdida_D: 0.6449	Pérdida_G: 3.8885	D(x): 0.9361 D(G
(z)): 0.3960 / 0.0308			
[4/5][140/1489]	Pérdida_D: 0.5491	Pérdida_G: 1.9303	D(x): 0.7333 D(G
(z)): 0.1763 / 0.1864			
[4/5][150/1489]	Pérdida_D: 0.5006	Pérdida_G: 3.6348	D(x): 0.8602 D(G
(z)): 0.2703 / 0.0350			
[4/5][160/1489]	Pérdida_D: 0.4663	Pérdida_G: 2.2957	D(x): 0.7202 D(G
(z)): 0.0905 / 0.1293			
[4/5][170/1489]	Pérdida_D: 0.6430	Pérdida_G: 2.9344	D(x): 0.8465 D(G
(z)): 0.3287 / 0.0707			
[4/5][180/1489]	Pérdida_D: 0.5531	Pérdida_G: 1.3586	D(x): 0.6782 D(G
(z)): 0.1004 / 0.3037			
[4/5][190/1489]	Pérdida_D: 0.5422	Pérdida_G: 1.6266	D(x): 0.7122 D(G

(z)): 0.1421 / 0.2352					
[4/5][200/1489] Pérdida_D: 0.4924	Pérdida_G: 2.4429	D(x): 0.7794	D(G		
(z)): 0.1800 / 0.1144	Pérdida_G: 3.2032	D(x): 0.8922	D(G		
[4/5][210/1489] Pérdida_D: 0.5928	Pérdida_G: 0.3628	D(x): 0.0879	D(G		
(z)): 0.3383 / 0.0595	Pérdida_G: 4.2068	D(x): 0.9003	D(G		
[4/5][220/1489] Pérdida_D: 3.3529	Pérdida_G: 2.9193	D(x): 0.7339	D(G		
(z)): 0.0192 / 0.7793	Pérdida_G: 1.9136	D(x): 0.6706	D(G		
[4/5][230/1489] Pérdida_D: 1.1000	Pérdida_G: 2.6314	D(x): 0.7497	D(G		
(z)): 0.5655 / 0.0239	Pérdida_G: 3.1351	D(x): 0.8907	D(G		
[4/5][240/1489] Pérdida_D: 0.6886	Pérdida_G: 2.4473	D(x): 0.8056	D(G		
(z)): 0.2571 / 0.0746	Pérdida_G: 3.1437	D(x): 0.8330	D(G		
[4/5][250/1489] Pérdida_D: 0.5896	Pérdida_G: 2.5905	D(x): 0.8230	D(G		
(z)): 0.1159 / 0.1901	Pérdida_G: 4.6685	D(x): 0.9266	D(G		
[4/5][260/1489] Pérdida_D: 0.4438	Pérdida_G: 5.0097	D(x): 0.9547	D(G		
(z)): 0.1113 / 0.1017	Pérdida_G: 0.5373	D(x): 0.3261	D(G		
[4/5][270/1489] Pérdida_D: 0.4346	Pérdida_G: 4.7270	D(x): 0.8943	D(G		
(z)): 0.2465 / 0.0596	Pérdida_G: 0.8872	D(x): 0.5051	D(G		
[4/5][280/1489] Pérdida_D: 0.4450	Pérdida_G: 2.4593	D(x): 0.8139	D(G		
(z)): 0.1798 / 0.1024	Pérdida_G: 1.8330	D(x): 0.4998	D(G		
[4/5][290/1489] Pérdida_D: 0.3045	Pérdida_G: 1.5843	D(x): 0.6602	D(G		
(z)): 0.1020 / 0.0603	Pérdida_G: 2.9870	D(x): 0.8136	D(G		
[4/5][300/1489] Pérdida_D: 0.5196	Pérdida_G: 0.2109	Pérdida_G: 0.4625	D(x): 0.7478	D(G	
(z)): 0.2493 / 0.0942	Pérdida_G: 2.5896	D(x): 0.8208	D(G		
[4/5][310/1489] Pérdida_D: 0.9090	Pérdida_G: 3.0330	D(x): 0.8538	D(G		
(z)): 0.5167 / 0.0150	Pérdida_G: 3.1868	D(x): 0.8863	D(G		
[4/5][320/1489] Pérdida_D: 1.0363	Pérdida_G: 3.1742	D(x): 0.9051	D(G		
(z)): 0.5643 / 0.0110	Pérdida_G: 0.6460	D(x): 0.4654	D(G		
[4/5][330/1489] Pérdida_D: 1.3182	Pérdida_G: 3.4688	D(x): 0.8310	D(G		
(z)): 0.0319 / 0.6324	Pérdida_G: 1.9764	D(x): 0.6196	D(G		
[4/5][340/1489] Pérdida_D: 1.0806					
(z)): 0.5685 / 0.0135					
[4/5][350/1489] Pérdida_D: 0.8719					
(z)): 0.0659 / 0.4567					
[4/5][360/1489] Pérdida_D: 0.5283					
(z)): 0.2452 / 0.1088					
[4/5][370/1489] Pérdida_D: 0.9492					
(z)): 0.1048 / 0.2173					
[4/5][380/1489] Pérdida_D: 0.6808					
(z)): 0.1734 / 0.2520					
[4/5][390/1489] Pérdida_D: 0.5808					
(z)): 0.2746 / 0.0695					
[4/5][400/1489] Pérdida_D: 0.4625					
(z)): 0.1190 / 0.2199					
[4/5][410/1489] Pérdida_D: 0.4630					
(z)): 0.2109 / 0.0936					
[4/5][420/1489] Pérdida_D: 0.3728					
(z)): 0.1723 / 0.0650					
[4/5][430/1489] Pérdida_D: 0.3732					
(z)): 0.2035 / 0.0568					
[4/5][440/1489] Pérdida_D: 0.4630					
(z)): 0.2866 / 0.0529					
[4/5][450/1489] Pérdida_D: 0.9238					
(z)): 0.0382 / 0.5651					
[4/5][460/1489] Pérdida_D: 0.6515					
(z)): 0.3291 / 0.0472					
[4/5][470/1489] Pérdida_D: 0.7822					

(z)): 0.1707 / 0.1794					
[4/5][480/1489] Pérdida_D: 0.6210	Pérdida_G: 3.9002	D(x): 0.8968	D(G		
(z)): 0.3615 / 0.0283	Pérdida_G: 3.1679	D(x): 0.8692	D(G		
[4/5][490/1489] Pérdida_D: 0.4822	Pérdida_G: 3.1883	D(x): 0.9113	D(G		
(z)): 0.2602 / 0.0621					
[4/5][500/1489] Pérdida_D: 1.1077	Pérdida_G: 3.4593	D(x): 0.8847	D(G		
(z)): 0.5466 / 0.0669	Pérdida_G: 2.3061	D(x): 0.8049	D(G		
[4/5][510/1489] Pérdida_D: 0.9239	Pérdida_G: 2.4230	D(x): 0.8162	D(G		
(z)): 0.4797 / 0.0498	Pérdida_G: 3.0742	D(x): 0.8882	D(G		
[4/5][520/1489] Pérdida_D: 0.5196	Pérdida_G: 3.6680	D(x): 0.8949	D(G		
(z)): 0.2335 / 0.1200	Pérdida_G: 2.4354	D(x): 0.7704	D(G		
[4/5][530/1489] Pérdida_D: 0.5255	Pérdida_G: 3.5729	D(x): 0.8687	D(G		
(z)): 0.2423 / 0.1127	Pérdida_G: 0.6619	D(x): 0.9483	D(G		
[4/5][540/1489] Pérdida_D: 0.4473	Pérdida_G: 3.6419	D(x): 0.8429	D(G		
(z)): 0.2592 / 0.0604	Pérdida_G: 1.9656	Pérdida_G: 4.9960	D(x): 0.9758	D(G	
[4/5][550/1489] Pérdida_D: 0.6619	Pérdida_G: 0.8185 / 0.0119	Pérdida_G: 2.9289	D(x): 0.8445	D(G	
(z)): 0.3913 / 0.0323	[4/5][560/1489] Pérdida_D: 0.5002	Pérdida_G: 3.6003	D(x): 0.8671	D(G	
(z)): 0.1804 / 0.1129	(z)): 0.1804 / 0.1129	Pérdida_G: 0.3432 / 0.0390	D(x): 0.7900	D(G	
[4/5][570/1489] Pérdida_D: 0.4198	[4/5][580/1489] Pérdida_D: 1.2344	Pérdida_G: 0.3894 / 0.0317	Pérdida_G: 2.0687	D(x): 0.7041	D(G
(z)): 0.2165 / 0.0377	[4/5][590/1489] Pérdida_D: 0.7544	[4/5][600/1489] Pérdida_D: 0.6674	Pérdida_G: 2.4476	D(x): 0.8853	D(G
[4/5][590/1489] Pérdida_D: 0.7544	(z)): 0.3855 / 0.0429	[4/5][610/1489] Pérdida_D: 0.3716	Pérdida_G: 2.0066	D(x): 0.6636	D(G
(z)): 0.8185 / 0.0119	(z)): 0.2955 / 0.0681	(z)): 0.0997 / 0.1147	Pérdida_G: 1.7099	D(x): 0.4265	D(G
[4/5][600/1489] Pérdida_D: 1.9656	[4/5][620/1489] Pérdida_D: 0.6356	[4/5][620/1489] Pérdida_D: 0.5141	Pérdida_G: 2.6759	D(x): 0.7202	D(G
(z)): 0.8185 / 0.0119	(z)): 0.3432 / 0.0390	(z)): 0.1101 / 0.1633	Pérdida_G: 4.1910	D(x): 0.9373	D(G
[4/5][610/1489] Pérdida_D: 0.5587	[4/5][630/1489] Pérdida_D: 0.6236	[4/5][630/1489] Pérdida_D: 0.6236	Pérdida_G: 2.0687	D(x): 0.8280	D(G
(z)): 0.2955 / 0.0681	(z)): 0.3894 / 0.0317	(z)): 0.1358 / 0.2227	Pérdida_G: 0.3026	D(x): 0.8867	D(G
[4/5][620/1489] Pérdida_D: 0.6356	[4/5][640/1489] Pérdida_D: 0.3716	[4/5][640/1489] Pérdida_D: 0.5887	Pérdida_G: 0.3248	D(x): 0.8848	D(G
(z)): 0.3432 / 0.0390	(z)): 0.0997 / 0.1147	(z)): 0.2285 / 0.1597	Pérdida_G: 0.3475	D(x): 0.8368	D(G
[4/5][630/1489] Pérdida_D: 0.6674	[4/5][650/1489] Pérdida_D: 0.5141	[4/5][650/1489] Pérdida_D: 0.5887	Pérdida_G: 0.3735	D(x): 0.2773	D(G
(z)): 0.3894 / 0.0317	[4/5][660/1489] Pérdida_D: 0.6236	(z)): 0.1101 / 0.1633	Pérdida_G: 0.5200		
[4/5][640/1489] Pérdida_D: 0.3716	(z)): 0.1358 / 0.2227	[4/5][660/1489] Pérdida_D: 0.6236			
(z)): 0.0997 / 0.1147	[4/5][650/1489] Pérdida_D: 0.5141	(z)): 0.2285 / 0.1597			
[4/5][650/1489] Pérdida_D: 0.5141	(z)): 0.1101 / 0.1633	[4/5][670/1489] Pérdida_D: 0.5887			
(z)): 0.1101 / 0.1633	[4/5][660/1489] Pérdida_D: 0.6236	(z)): 0.2285 / 0.1597			
[4/5][660/1489] Pérdida_D: 0.6236	(z)): 0.1358 / 0.2227	[4/5][670/1489] Pérdida_D: 0.5887			
(z)): 0.1358 / 0.2227	[4/5][670/1489] Pérdida_D: 0.5887	(z)): 0.2285 / 0.1597			
[4/5][670/1489] Pérdida_D: 0.5887	(z)): 0.2285 / 0.1597	[4/5][680/1489] Pérdida_D: 1.0628			
(z)): 0.2285 / 0.1597	[4/5][680/1489] Pérdida_D: 1.0628	(z)): 0.0435 / 0.7593			
[4/5][680/1489] Pérdida_D: 1.0628	(z)): 0.0435 / 0.7593	[4/5][690/1489] Pérdida_D: 0.8974			
(z)): 0.0435 / 0.7593	[4/5][690/1489] Pérdida_D: 0.8974	(z)): 0.3384 / 0.1112			
[4/5][690/1489] Pérdida_D: 0.8974	(z)): 0.3384 / 0.1112	[4/5][700/1489] Pérdida_D: 1.1340			
(z)): 0.3384 / 0.1112	[4/5][700/1489] Pérdida_D: 1.1340	(z)): 0.6011 / 0.0230			
[4/5][700/1489] Pérdida_D: 1.1340	(z)): 0.6011 / 0.0230	[4/5][710/1489] Pérdida_D: 0.5863			
(z)): 0.6011 / 0.0230	[4/5][710/1489] Pérdida_D: 0.5863	(z)): 0.2875 / 0.0563			
[4/5][710/1489] Pérdida_D: 0.5863	(z)): 0.2875 / 0.0563	[4/5][720/1489] Pérdida_D: 0.6160			
(z)): 0.2875 / 0.0563	[4/5][720/1489] Pérdida_D: 0.6160	(z)): 0.3474 / 0.0540			
[4/5][720/1489] Pérdida_D: 0.6160	(z)): 0.3474 / 0.0540	[4/5][730/1489] Pérdida_D: 0.4921			
(z)): 0.3474 / 0.0540	[4/5][730/1489] Pérdida_D: 0.4921	(z)): 0.2852 / 0.0470			
[4/5][730/1489] Pérdida_D: 0.4921	(z)): 0.2852 / 0.0470	[4/5][740/1489] Pérdida_D: 0.4704			
(z)): 0.2852 / 0.0470	[4/5][740/1489] Pérdida_D: 0.4704	(z)): 0.2236 / 0.0518			
[4/5][740/1489] Pérdida_D: 0.4704	(z)): 0.2236 / 0.0518	[4/5][750/1489] Pérdida_D: 1.5660			
(z)): 0.2236 / 0.0518	[4/5][750/1489] Pérdida_D: 1.5660				

(z)): 0.0308 / 0.6452				
[4/5][760/1489] Pérdida_D: 0.7721	Pérdida_G: 3.1450	D(x): 0.8138	D(G)	
(z)): 0.3804 / 0.0595				
[4/5][770/1489] Pérdida_D: 0.4647	Pérdida_G: 2.2480	D(x): 0.8525	D(G)	
(z)): 0.2350 / 0.1299				
[4/5][780/1489] Pérdida_D: 0.8492	Pérdida_G: 4.6062	D(x): 0.9461	D(G)	
(z)): 0.5002 / 0.0142				
[4/5][790/1489] Pérdida_D: 1.4306	Pérdida_G: 0.7711	D(x): 0.3051	D(G)	
(z)): 0.0310 / 0.5179				
[4/5][800/1489] Pérdida_D: 0.5655	Pérdida_G: 2.2122	D(x): 0.7652	D(G)	
(z)): 0.2162 / 0.1406				
[4/5][810/1489] Pérdida_D: 0.6064	Pérdida_G: 1.6603	D(x): 0.6857	D(G)	
(z)): 0.1403 / 0.2242				
[4/5][820/1489] Pérdida_D: 0.7955	Pérdida_G: 1.7794	D(x): 0.5295	D(G)	
(z)): 0.0624 / 0.2209				
[4/5][830/1489] Pérdida_D: 0.3957	Pérdida_G: 3.1324	D(x): 0.8867	D(G)	
(z)): 0.2150 / 0.0581				
[4/5][840/1489] Pérdida_D: 0.5104	Pérdida_G: 1.9729	D(x): 0.7424	D(G)	
(z)): 0.1549 / 0.1741				
[4/5][850/1489] Pérdida_D: 0.4227	Pérdida_G: 2.4881	D(x): 0.7950	D(G)	
(z)): 0.1539 / 0.1117				
[4/5][860/1489] Pérdida_D: 0.7786	Pérdida_G: 2.5121	D(x): 0.8115	D(G)	
(z)): 0.3797 / 0.1080				
[4/5][870/1489] Pérdida_D: 0.9702	Pérdida_G: 1.6651	D(x): 0.4557	D(G)	
(z)): 0.0549 / 0.2301				
[4/5][880/1489] Pérdida_D: 1.2473	Pérdida_G: 0.6910	D(x): 0.3557	D(G)	
(z)): 0.0397 / 0.5597				
[4/5][890/1489] Pérdida_D: 0.5459	Pérdida_G: 2.7923	D(x): 0.8628	D(G)	
(z)): 0.2926 / 0.0793				
[4/5][900/1489] Pérdida_D: 1.1426	Pérdida_G: 5.8073	D(x): 0.9336	D(G)	
(z)): 0.6017 / 0.0050				
[4/5][910/1489] Pérdida_D: 0.5498	Pérdida_G: 3.1920	D(x): 0.8625	D(G)	
(z)): 0.2993 / 0.0551				
[4/5][920/1489] Pérdida_D: 0.6504	Pérdida_G: 1.9969	D(x): 0.7146	D(G)	
(z)): 0.2075 / 0.1808				
[4/5][930/1489] Pérdida_D: 0.8490	Pérdida_G: 3.7006	D(x): 0.7829	D(G)	
(z)): 0.3896 / 0.0354				
[4/5][940/1489] Pérdida_D: 0.9228	Pérdida_G: 5.0060	D(x): 0.9328	D(G)	
(z)): 0.5214 / 0.0097				
[4/5][950/1489] Pérdida_D: 0.8598	Pérdida_G: 4.6000	D(x): 0.8712	D(G)	
(z)): 0.4647 / 0.0160				
[4/5][960/1489] Pérdida_D: 0.9922	Pérdida_G: 1.1531	D(x): 0.4559	D(G)	
(z)): 0.0490 / 0.3774				
[4/5][970/1489] Pérdida_D: 0.6934	Pérdida_G: 1.5992	D(x): 0.5885	D(G)	
(z)): 0.0658 / 0.2618				
[4/5][980/1489] Pérdida_D: 0.5411	Pérdida_G: 3.3415	D(x): 0.9237	D(G)	
(z)): 0.3339 / 0.0485				
[4/5][990/1489] Pérdida_D: 0.5609	Pérdida_G: 2.1884	D(x): 0.7442	D(G)	
(z)): 0.1981 / 0.1374				
[4/5][1000/1489] Pérdida_D: 0.4478	Pérdida_G: 1.4529	D(x): 0.7214		
D(G(z)): 0.0827 / 0.2881				
[4/5][1010/1489] Pérdida_D: 0.5838	Pérdida_G: 1.8709	D(x): 0.6397		
D(G(z)): 0.0821 / 0.2101				
[4/5][1020/1489] Pérdida_D: 0.5505	Pérdida_G: 2.1065	D(x): 0.7497		
D(G(z)): 0.1965 / 0.1487				
[4/5][1030/1489] Pérdida_D: 0.6042	Pérdida_G: 2.1313	D(x): 0.6494		

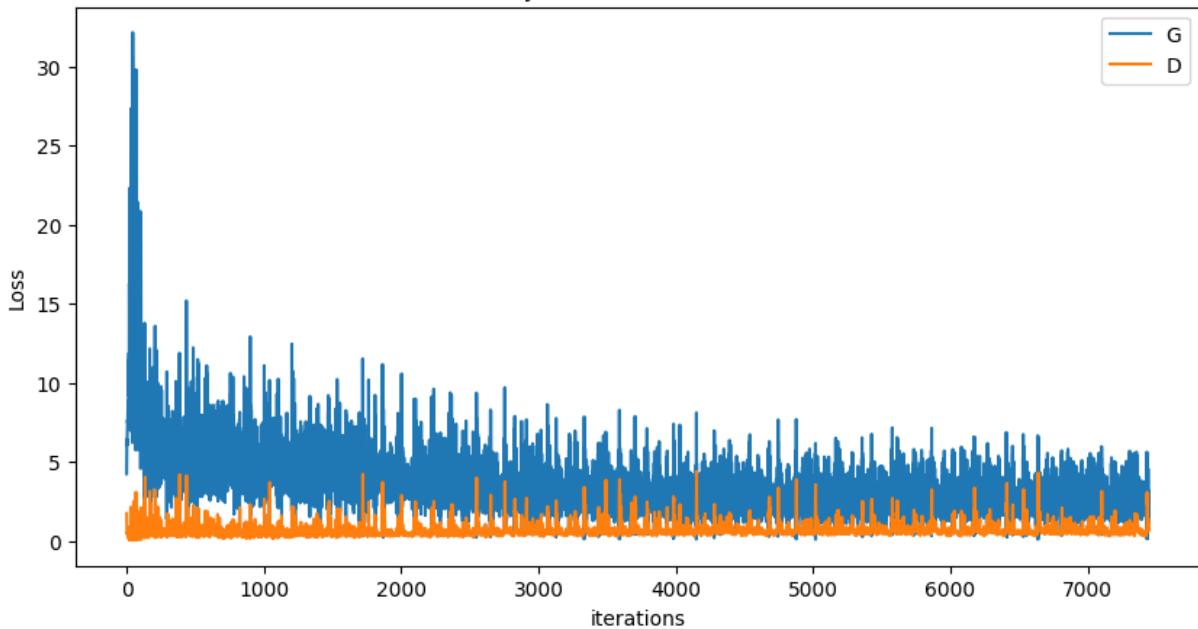
D(G(z)): 0.1073 / 0.1580			
[4/5][1040/1489]	Pérdida_D: 0.9189	Pérdida_G: 1.3755	D(x): 0.4755
D(G(z)): 0.0395 / 0.3251			
[4/5][1050/1489]	Pérdida_D: 1.1785	Pérdida_G: 5.2536	D(x): 0.9735
D(G(z)): 0.6258 / 0.0093			
[4/5][1060/1489]	Pérdida_D: 0.4900	Pérdida_G: 3.8772	D(x): 0.8834
D(G(z)): 0.2778 / 0.0297			
[4/5][1070/1489]	Pérdida_D: 0.7262	Pérdida_G: 1.5113	D(x): 0.6616
D(G(z)): 0.2020 / 0.2685			
[4/5][1080/1489]	Pérdida_D: 0.6194	Pérdida_G: 2.1346	D(x): 0.7831
D(G(z)): 0.2649 / 0.1517			
[4/5][1090/1489]	Pérdida_D: 0.7191	Pérdida_G: 4.7895	D(x): 0.9095
D(G(z)): 0.4338 / 0.0120			
[4/5][1100/1489]	Pérdida_D: 0.6628	Pérdida_G: 3.4166	D(x): 0.9052
D(G(z)): 0.3784 / 0.0479			
[4/5][1110/1489]	Pérdida_D: 0.4595	Pérdida_G: 2.8046	D(x): 0.8261
D(G(z)): 0.2121 / 0.0776			
[4/5][1120/1489]	Pérdida_D: 0.6785	Pérdida_G: 3.1751	D(x): 0.9119
D(G(z)): 0.3988 / 0.0569			
[4/5][1130/1489]	Pérdida_D: 0.7296	Pérdida_G: 2.0348	D(x): 0.6549
D(G(z)): 0.1883 / 0.1753			
[4/5][1140/1489]	Pérdida_D: 0.6380	Pérdida_G: 1.5841	D(x): 0.6923
D(G(z)): 0.1846 / 0.2516			
[4/5][1150/1489]	Pérdida_D: 1.2976	Pérdida_G: 0.9061	D(x): 0.3648
D(G(z)): 0.0663 / 0.4699			
[4/5][1160/1489]	Pérdida_D: 0.5855	Pérdida_G: 2.7872	D(x): 0.8174
D(G(z)): 0.2799 / 0.0788			
[4/5][1170/1489]	Pérdida_D: 0.5448	Pérdida_G: 2.5194	D(x): 0.7976
D(G(z)): 0.2380 / 0.0983			
[4/5][1180/1489]	Pérdida_D: 0.5687	Pérdida_G: 2.7912	D(x): 0.8036
D(G(z)): 0.2614 / 0.0831			
[4/5][1190/1489]	Pérdida_D: 0.4412	Pérdida_G: 2.4539	D(x): 0.8007
D(G(z)): 0.1714 / 0.1069			
[4/5][1200/1489]	Pérdida_D: 0.4350	Pérdida_G: 2.0654	D(x): 0.7749
D(G(z)): 0.1340 / 0.1603			
[4/5][1210/1489]	Pérdida_D: 0.5110	Pérdida_G: 3.2938	D(x): 0.8852
D(G(z)): 0.2980 / 0.0487			
[4/5][1220/1489]	Pérdida_D: 1.3838	Pérdida_G: 1.3293	D(x): 0.3308
D(G(z)): 0.0501 / 0.3299			
[4/5][1230/1489]	Pérdida_D: 0.4621	Pérdida_G: 2.3504	D(x): 0.7356
D(G(z)): 0.1127 / 0.1225			
[4/5][1240/1489]	Pérdida_D: 1.6013	Pérdida_G: 4.9929	D(x): 0.9813
D(G(z)): 0.7333 / 0.0113			
[4/5][1250/1489]	Pérdida_D: 0.7662	Pérdida_G: 2.9805	D(x): 0.8609
D(G(z)): 0.4159 / 0.0709			
[4/5][1260/1489]	Pérdida_D: 0.3800	Pérdida_G: 3.0947	D(x): 0.8621
D(G(z)): 0.1874 / 0.0622			
[4/5][1270/1489]	Pérdida_D: 0.4853	Pérdida_G: 2.2806	D(x): 0.7850
D(G(z)): 0.1893 / 0.1257			
[4/5][1280/1489]	Pérdida_D: 0.5968	Pérdida_G: 1.5569	D(x): 0.6669
D(G(z)): 0.1287 / 0.2513			
[4/5][1290/1489]	Pérdida_D: 0.4685	Pérdida_G: 2.2222	D(x): 0.7736
D(G(z)): 0.1610 / 0.1359			
[4/5][1300/1489]	Pérdida_D: 0.5016	Pérdida_G: 2.4653	D(x): 0.7058
D(G(z)): 0.1055 / 0.1154			
[4/5][1310/1489]	Pérdida_D: 0.5674	Pérdida_G: 4.3078	D(x): 0.9382

$D(G(z)):$ 0.3650 / 0.0184	Pérdida_D: 0.6157	Pérdida_G: 3.2888	$D(x):$ 0.8934
$[4/5][1320/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.3587 / 0.0497	Pérdida_D: 0.4058	Pérdida_G: 2.6845	$D(x):$ 0.8629
$[4/5][1330/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.2006 / 0.0913	Pérdida_D: 0.6409	Pérdida_G: 4.4736	$D(x):$ 0.9232
$[4/5][1340/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.3867 / 0.0173	Pérdida_D: 1.3069	Pérdida_G: 0.9154	$D(x):$ 0.3427
$[4/5][1350/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.0284 / 0.4622	Pérdida_D: 0.6405	Pérdida_G: 4.0635	$D(x):$ 0.9126
$[4/5][1360/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.3851 / 0.0219	Pérdida_D: 0.9730	Pérdida_G: 5.4949	$D(x):$ 0.9543
$[4/5][1370/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.5502 / 0.0061	Pérdida_D: 0.5479	Pérdida_G: 2.0948	$D(x):$ 0.6692
$[4/5][1380/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.0880 / 0.1614	Pérdida_D: 0.9175	Pérdida_G: 1.4706	$D(x):$ 0.4979
$[4/5][1390/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.0646 / 0.2951	Pérdida_D: 1.6685	Pérdida_G: 0.9781	$D(x):$ 0.2587
$[4/5][1400/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.0172 / 0.4533	Pérdida_D: 0.6457	Pérdida_G: 2.8663	$D(x):$ 0.8111
$[4/5][1410/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.3012 / 0.0799	Pérdida_D: 0.6854	Pérdida_G: 3.7713	$D(x):$ 0.9341
$[4/5][1420/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.4054 / 0.0333	Pérdida_D: 0.6349	Pérdida_G: 1.5016	$D(x):$ 0.6579
$[4/5][1430/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.1237 / 0.2712	Pérdida_D: 0.5471	Pérdida_G: 3.1624	$D(x):$ 0.8894
$[4/5][1440/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.3191 / 0.0560	Pérdida_D: 0.4115	Pérdida_G: 2.3175	$D(x):$ 0.7858
$[4/5][1450/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.1298 / 0.1258	Pérdida_D: 0.4634	Pérdida_G: 2.0843	$D(x):$ 0.7898
$[4/5][1460/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.1779 / 0.1489	Pérdida_D: 0.4104	Pérdida_G: 2.6379	$D(x):$ 0.8237
$[4/5][1470/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.1626 / 0.1017	Pérdida_D: 2.2358	Pérdida_G: 0.8832	$D(x):$ 0.1570
$[4/5][1480/1489]$			
$D(G(z)):$ 0.0398 / 0.5129			

Graficas

```
In [ ]: plt.figure(figsize=(10,5))
plt.title("Perdida del Generador y Discriminador durante el entrenamiento")
plt.plot(G_losses,label="G")
plt.plot(D_losses,label="D")
plt.xlabel("iterations")
plt.ylabel("Loss")
plt.legend()
plt.show()
```

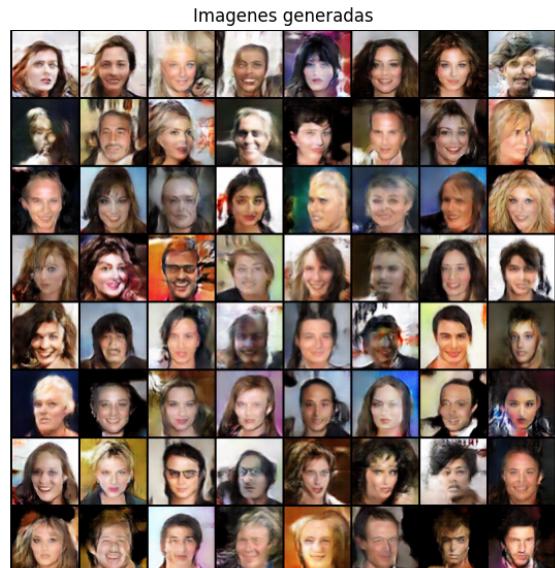
Perdida del Generador y Discriminador durante el entrenamiento



```
In [ ]: # Grab a batch of real images from the dataloader
real_batch = next(iter(dataloader))

# Plot the real images
plt.figure(figsize=(15,15))
plt.subplot(1,2,1)
plt.axis("off")
plt.title("Imagenes reales")
plt.imshow(np.transpose(vutils.make_grid(real_batch[0].to(device)[:, :64], padding=5,)

# Plot the fake images from the last epoch
plt.subplot(1,2,2)
plt.axis("off")
plt.title("Imagenes generadas")
plt.imshow(np.transpose(img_list[-1], (1,2,0)))
plt.show()
```



Reflexion

1. ¿Qué conceptos de la teoría encontraron más desafiantes y por qué?

- Generadores y discriminadores: Comprender el funcionamiento de dos redes neurales adversarias, el generador y el discriminador, y cómo interactúan entre sí puede ser un desafío inicial.
- Pérdida adversaria: Entender cómo funciona la pérdida adversaria y cómo se utiliza para entrenar a ambas redes de manera competitiva.
- Problemas de convergencia: GANs pueden ser difíciles de entrenar y pueden no converger fácilmente.

2. ¿Cómo les ayudó el laboratorio a consolidar o entender mejor estos conceptos?

- A través de la implementación práctica de una GAN, se puede ver en la práctica cómo funcionan los generadores y discriminadores, cómo se definen las pérdidas y cómo se entrena el modelo.
- Experimentar con diferentes hiperparámetros y ajustar el modelo puede ayudar a comprender cómo afectan estos cambios al rendimiento de la GAN.

3. ¿Qué aplicaciones potenciales ven para las GANs en la industria o en la investigación?

- Generación de imágenes realistas.
- Mejora y restauración de imágenes.
- Transferencia de estilo y generación de arte.
- Generación de texto y lenguaje natural.
- Simulación y generación de datos sintéticos.
- Anonimización de datos y privacidad.
- Mejora de la realidad virtual y aumentada.

4. ¿Qué limitaciones o preocupaciones éticas pueden identificar en el uso de GANs?

- Generación de contenido falso: Las GANs pueden utilizarse para crear imágenes y videos falsos, lo que plantea preocupaciones sobre la desinformación y la manipulación.
- Privacidad: Las GANs pueden utilizarse para crear imágenes realistas de personas inexistentes, lo que plantea preocupaciones éticas en términos de privacidad y consentimiento.
- Sesgos: Si los datos de entrenamiento contienen sesgos, las GANs pueden aprender y amplificar esos sesgos en las generaciones.

5. ¿Cómo se sienten con respecto a la implementación y entrenamiento de GANs después de la experiencia práctica?

Primeramente no se esperaba que fuera tan pesado el entrenamiento, pero al tener en cuenta aspectos como aprender de rostros y crearlos, tiene sentido. Seguidamente esta practica ayudo mucho en el entendimiento de la importancia de redimensionar y los pesos de las imagenes, al mismo tiempo que buscar minimizar el sobre ajuste.