

L U M B R E



Redes generativas antagónicas (GAN)

Grado: 8

Materia: Inteligencia Artificial Generativa · Inteligencia Artificial

11/10/2026

Antes de empezar

Una GAN enfrenta dos redes: un generador que fabrica falsos y un discriminador que intenta detectarlos. Su competencia eterna empuja al generador a producir muestras cada vez más reales.

QUÉ APRENDERÁS

- Describir el juego adversario entre generador y discriminador de una GAN y sus retos de entrenamiento.

Redes generativas antagónicas

Un pulso entre falsificador y perito

La GAN es un falsificador y un perito en un pulso sin tregua. El falsificador mejora imitando, el perito afinando su ojo. El equilibrio del juego produce imágenes que engañarían al discriminador.

VIDEO

Redes adversarias generativas

Vídeo en español de Serrano Academy que explica el pulso entre generador y discriminador con ejemplos claros.



Escanea para verlo en Lumbre

https://www.youtube.com/watch?v=HACn60U_y5I

Dos redes, un juego

- El generador transforma ruido en una muestra sintética.
- El discriminador decide si una muestra es real o falsa.
- Ambas se entrenan a la vez, compitiendo.

El generador

Recibe un vector latente de ruido y lo mapea a una muestra que imite la distribución real. Su meta: engañar al discriminador haciendo sus falsos indistinguibles.

El discriminador

Es un clasificador que recibe muestras reales y falsas y aprende a separarlas. Cuanto mejor sea, más presión ejerce sobre el generador para mejorar.

El objetivo adversario

Se formula como un minimax: el generador minimiza la probabilidad de ser detectado, el discriminador la maximiza. Ninguna gana del todo; el juego es continuo.

Equilibrio y óptimo de Nash

El ideal es que el generador reproduzca tan bien la distribución que el discriminador no pueda hacer mejor que acertar al azar. Ese punto es el óptimo del juego.

Entrenamiento inestable

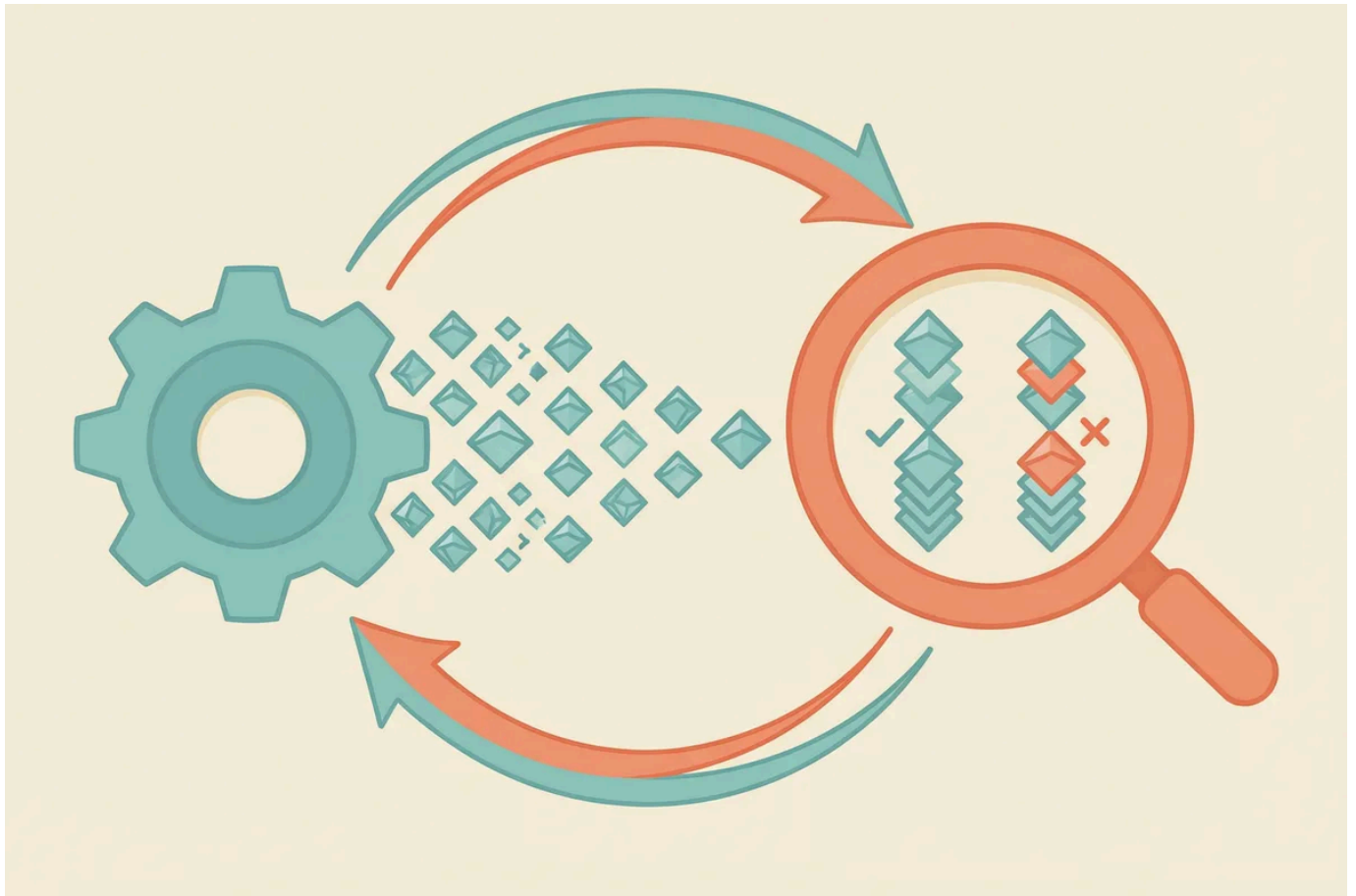
El pulso es delicado: si una red aprende más rápido que la otra, el entrenamiento colapsa. Equilibrar ambas tasas es un arte con muchas heurísticas.

Colapso de modo

El generador puede descubrir que producir unas pocas variedades de muestras basta para engañar al discriminador, y pierde diversidad. Genera siempre variaciones del mismo ejemplo.

Vanos gradientes

- Si el discriminador domina demasiado, el generador recibe gradientes casi nulos.
- No hay señal de cómo mejorar y el aprendizaje se estanca.
- Las variantes de pérdida buscan restaurar una señal útil.



El generador fabrica falsos y el discriminador los audita: cada error recibido empuja al falsificador a afinar.

Variantes famosas

DCGAN fijó una arquitectura estable para imágenes; StyleGAN llevó las caras a un nivel fotográfico; WGAN reformuló la pérdida para suavizar el entrenamiento.

Condición y control

Se puede condicionar el generador por etiquetas o clases, y pasar de vector latente fijo a entradas estructuradas, para dirigir qué se produce.

GAN frente a difusión

Las GAN generan en una sola pasada, rapidísimo, pero costaban de entrenar y de cubrir diversidad. La difusión las ha desplazado en calidad al precio de más pasos.

Errores frecuentes

- Entrenar las redes con tasas muy distintas: si el discriminador se dispara, el generador se queda sin gradiente útil.

- Declarar éxito solo por pérdida baja sin mirar las muestras: el colapso de modo puede convivir con números bonitos.
- Usar la métrica de equilibrio (minimax) como si fuera una pérdida a reportar: en la práctica no es comparable entre arquitecturas.

Ejemplo resuelto: detectar tarjetas fraudulentas con datos sintéticos

Un banco no puede compartir suficientes ejemplos reales de fraude, así que una GAN los sintetiza a partir de transacciones legítimas.

1. Entrenas el discriminador a separar transacciones reales de generadas.
2. El generador aprende a producir falsos que imiten patrones de fraude raros.
3. Equilibras las dos tasas de aprendizaje con lotes alternados y normalización.
4. Verificas diversidad: las tarjetas sintéticas deben cubrir los modos del fraude real, no uno solo.
5. Validas entrenando el detector de fraude solo con datos sintéticos y probándolo con casos reales.

¿Para qué sirve en la realidad?

Faceswap y retoque fotográfico nacieron de StyleGAN; la generación de datos sintéticos alimenta sistemas de visión y detección de fraude donde las muestras reales escasean o son sensibles.

1. El entrenamiento de una GAN es inestable principalmente porque:

- ☐ el discriminador siempre gana
- ☐ dos redes compiten y desequilibrarse rompe la señal de gradiente
- ☐ no usa gradientes
- ☐ necesita etiquetas para cada muestra

2. El colapso de modo ocurre cuando el generador produce solo una variedad estrecha de muestras.

- ☐ Verdadero
- ☐ Falso

ACTIVIDAD INTERACTIVA DISPONIBLE EN LUMBRE

3. GAN



4. Ordena un ciclo de entrenamiento de una GAN:

Elementos:

- el generador produce muestras falsas
- se forman lotes de reales y falsos
- el discriminador clasifica cada lote
- se actualizan ambas redes según el resultado

Generar	. . .
Mezclar	. . .
Discriminar	. . .
Actualizar	. . .

Red generativa antagónica https://en.wikipedia.org/wiki/Generative_adversarial_network
Marco de generación por competencia entre dos redes.

5. Une cada término del mundo GAN con su definición.

5.	red que transforma ruido en una muestra sintética	-----
5.	clasificador que decide si una muestra es real o falsa	-----
5.	formulación del pulso como juego de suma cero	-----
5.	generar solo unas pocas variedades perdiendo diversidad	-----

Opciones: generador · discriminador · minimax · colapso de modo

Aprender compitiendo

Redes generativas antagónicas

Juego

generador contra discriminador

minimax

Riesgos

colapso de modo

gradientes vanos

Estabilizar

tasas equilibradas

variantes de pérdida

Linaje

dcgan

stylegan

wgan

El mapa mental interactivo es interactivo en la versión online.



StyleGAN <https://en.wikipedia.org/wiki/StyleGAN> La familia de GAN que llevó la generación de rostros a nivel fotográfico.

6. Tu GAN sufre colapso de modo y genera siempre caras parecidas. Nombra dos remedios posibles y explica cuál atacaría mejor la pérdida de diversidad.

Referencia curricular

Grado:	8
Materia:	Inteligencia Artificial Generativa · Inteligencia Artificial

Versión interactiva completa (con actividades, videos y autoevaluación):



<https://univ.lumbre.lat/object/cdia-gen-002-redes-generativas-antagonicas-gan>

Material educativo generado desde Lumbre · lumbre.lat