

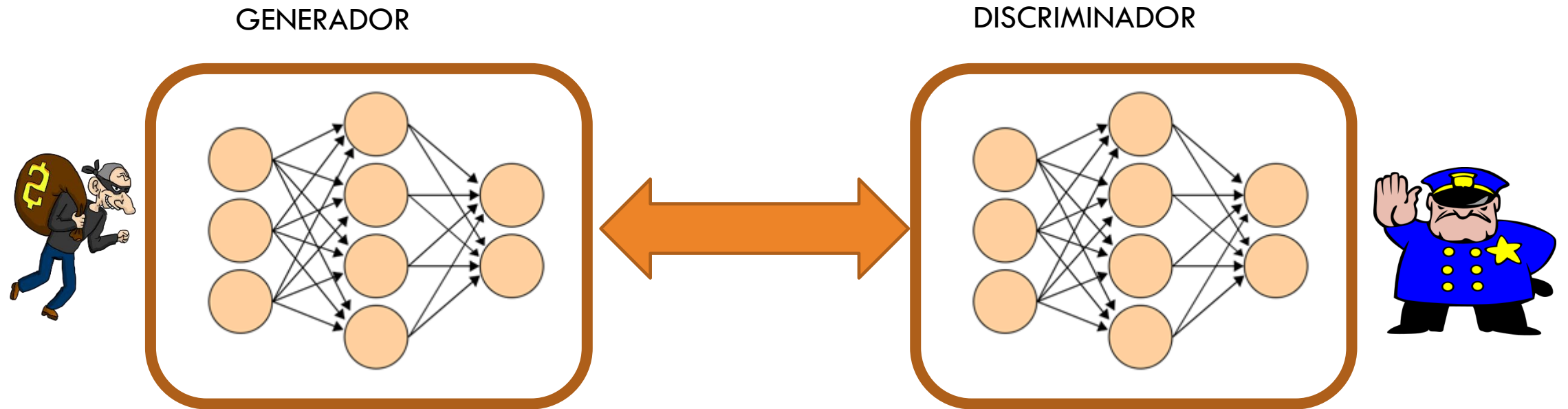
REDES GENERATIVAS ADVERSARIALES

INTELIGENCIA ARTIFICIAL –
EJERCICIOS AVANZADOS

[HTTPS://DATADOSIS.COM](https://datadosis.com)

REDES GENERATIVAS ADVERSARIALES (GANS) - TEORIA

- "Las GAN son la idea más interesante de los últimos 10 años en el aprendizaje automático", Yann LeCun
- Los GAN fueron desarrollados por Ian GoodFellow en 2014.
- Las GAN están formadas por dos redes que compiten entre sí, conocidas como el generador y el discriminador.



REDES GENERATIVAS ADVERSARIALES (GANS) - TEORIA

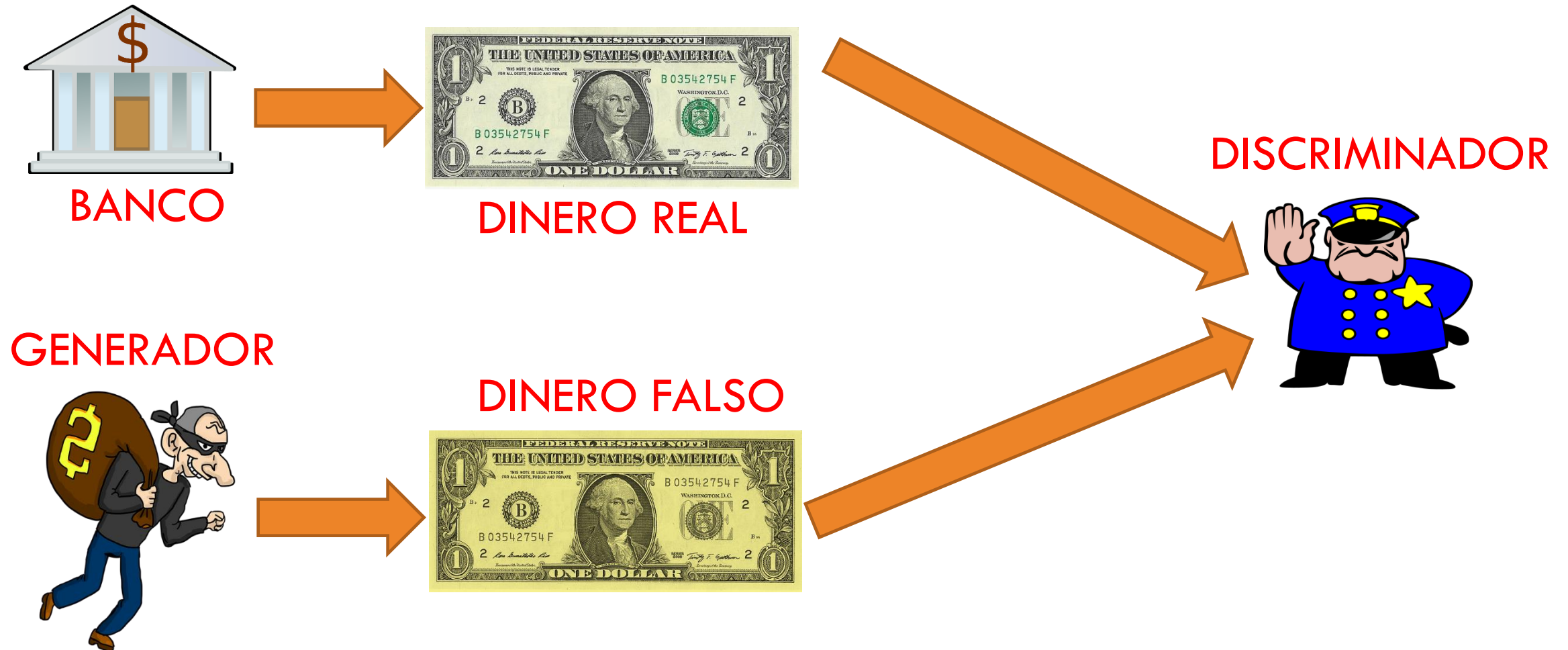


Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Police_man_ganson.svg

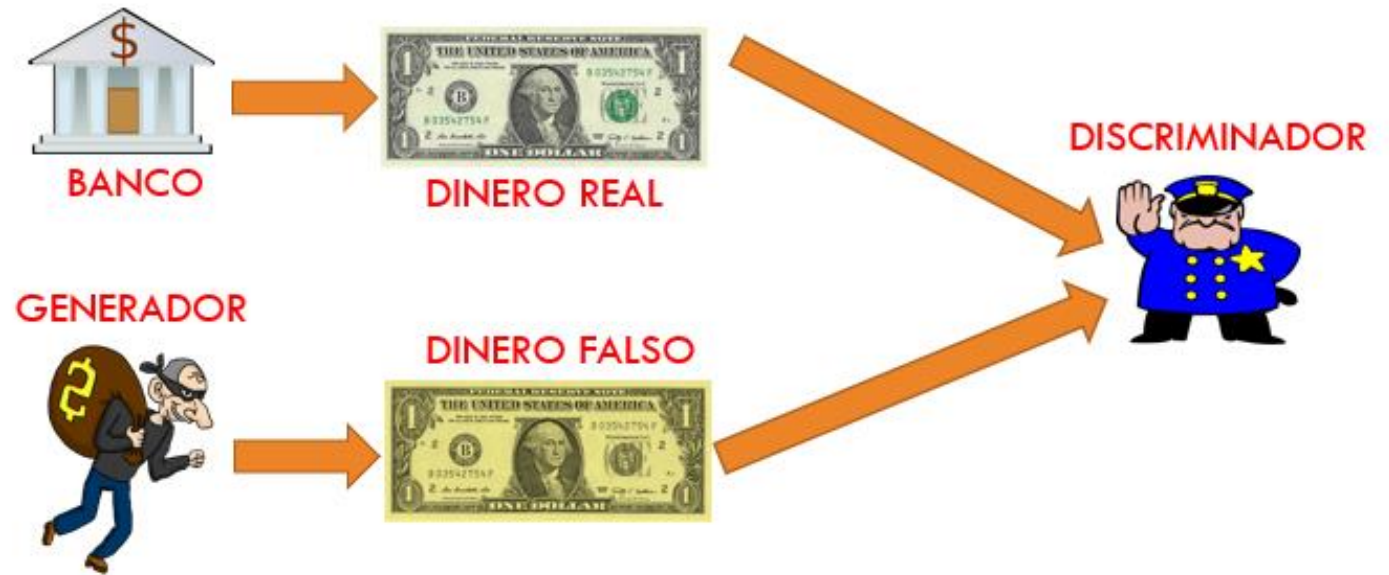
Photo Credit: <https://pixabay.com/vectors/bank-money-finance-988164/>

Photo Credit: <https://pixabay.com/illustrations/thief-steal-thieve-criminal-crook-3306100/>

Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:US_one_dollar_bill_obverse_series_2009.jpg

REDES GENERATIVAS ADVERSARIALES (GANS) - TEORIA

- Las GAN trabajan teniendo una red de generación (falsificador) que está siendo entrenado para crear dólares falsos que son indistinguibles de los reales (generados por el banco).
- La red discriminadora (policía) está siendo entrenada para determinar si el dinero es real o falso.
- El falsificador está tratando de engañar a la policía pretendiendo que ha generado un billete de dólar real.
- Pero, el discriminador detectará el dinero falso y proporcionará información al generador sobre por qué cree que el dinero es falso.
- Con el tiempo, el generador se convertirá en un experto en la generación de nuevos billetes que no se distinguen de los reales y el discriminador no notará la diferencia.



REDES GENERATIVAS ADVERSARIALES (GANS) - TEORIA

- Los GAN son capaces de generar nuevas imágenes que nunca han existido antes.
- Los GAN aprenden sobre las características de los objetos y crean sus propias imágenes.
- Las GANs consisten en un generador y un discriminador.
- **Tanto el generador como el discriminador empiezan desde cero y aprenden juntos.**
- El generador generará imágenes y el discriminador comparará estas nuevas imágenes generadas (falsas) con las verdaderas (reales) que están contenidas en el conjunto de datos de entrenamiento.
- El generador trabaja tratando de engañar al discriminador convenciéndolo de que las nuevas imágenes generadas son reales.
- Ambas redes aprenden juntas hasta que el generador se convierte en un maestro en la generación de nuevas imágenes que son indistinguibles de las reales.



GENERADOR VS DISCRIMINADOR

GENERADOR

- El generador toma una señal de ruido aleatorio y emite imágenes.
- El generador trata de generar imágenes falsas que son similares a las reales (las que provienen de los datos de entrenamiento)
- El objetivo del generador es engañar al discriminador.
- Las etiquetas están marcadas de la siguiente manera:
 - La etiqueta = 1.0 indica imágenes reales
 - La etiqueta = 0.0 indica imágenes falsas

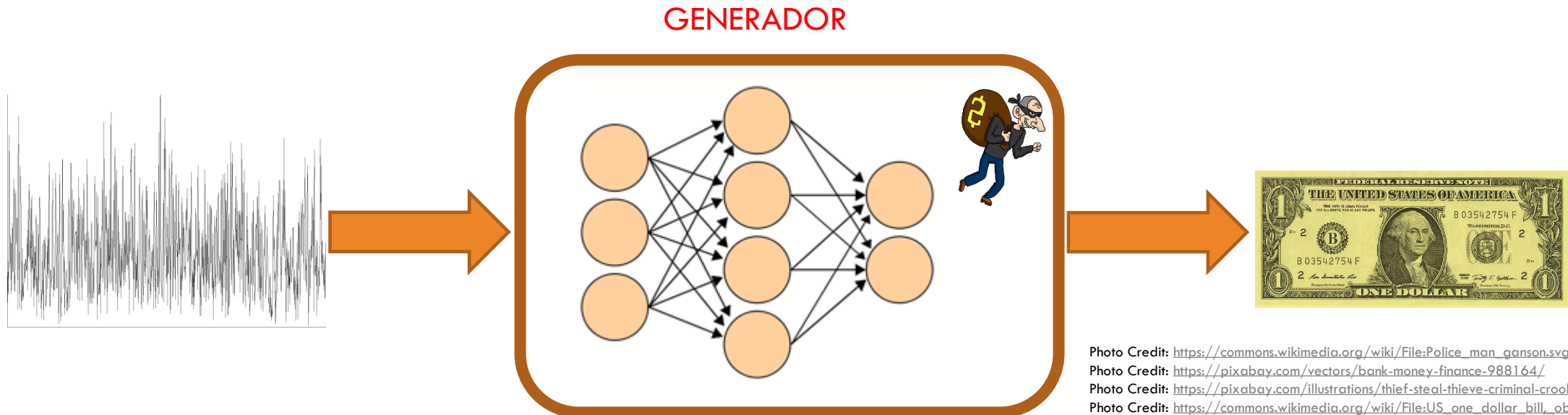


Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Police_man_ganson.svg

Photo Credit: <https://pixabay.com/vectors/bank-money-finance-988164/>

Photo Credit: <https://pixabay.com/illustrations/thief-steal-thieve-criminal-crook-3306100/>

Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:US_one_dollar_bill_obverse_series_2009.jpg

DISCRIMINADOR

- El discriminador es una Red Neural básica que está entrenada para realizar tareas de clasificación
- El discriminador está entrenado para hacer lo siguiente:
 - Salida 0 (probabilidad = 0%) cuando la imagen de entrada es falsa
 - La salida 1 (probabilidad = 100%) cuando la imagen de entrada es real

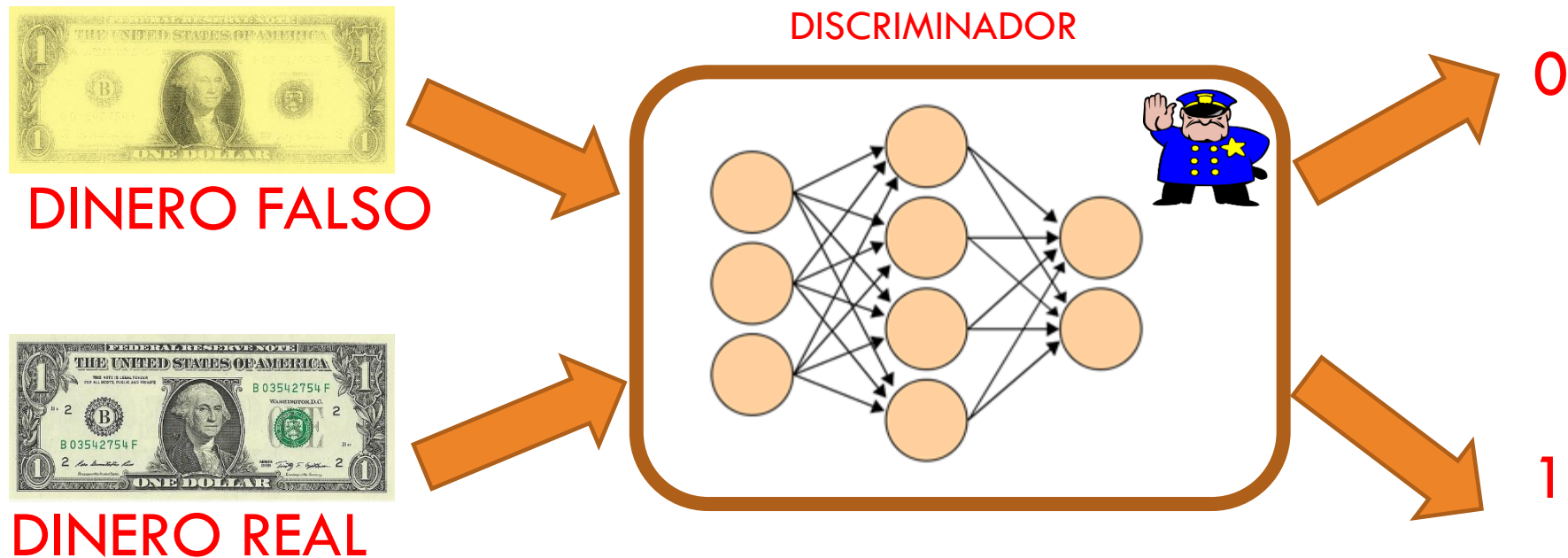
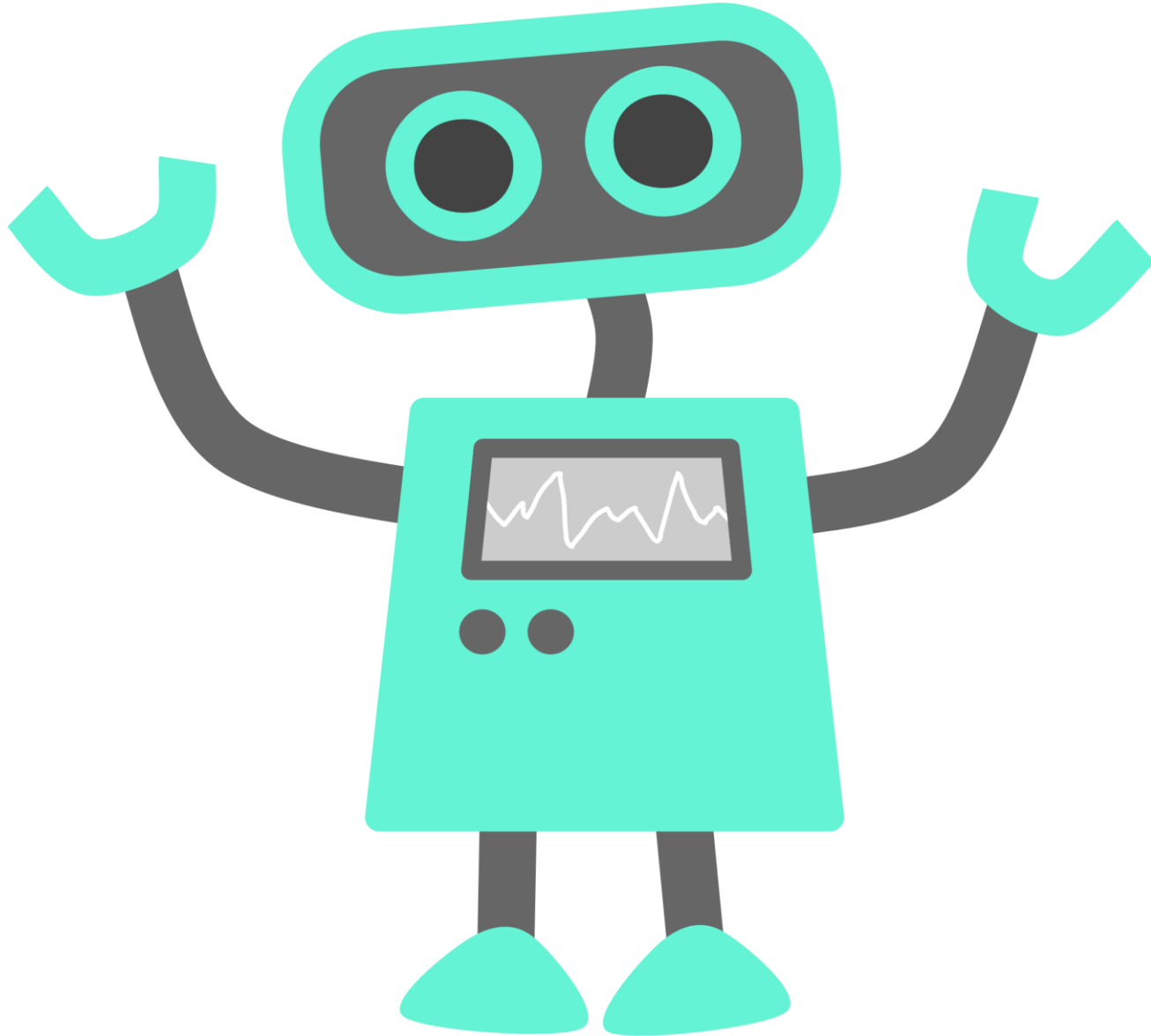


Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Police_man_ganson.svg

Photo Credit: <https://pixabay.com/vectors/bank-money-finance-988164/>

Photo Credit: <https://pixabay.com/illustrations/thief-steal-thieve-criminal-crook-3306100/>

Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:US_one_dollar_bill_obverse_series_2009.jpg



ENTRENAMIENTO DE DISCRIMINADOR Y GENERADOR

PONGAMOS EL GENERADOR Y EL DISCRIMINADOR JUNTOS (GRAN IMAGEN) - ENTRENAMIENTO DEL DISCRIMINADOR

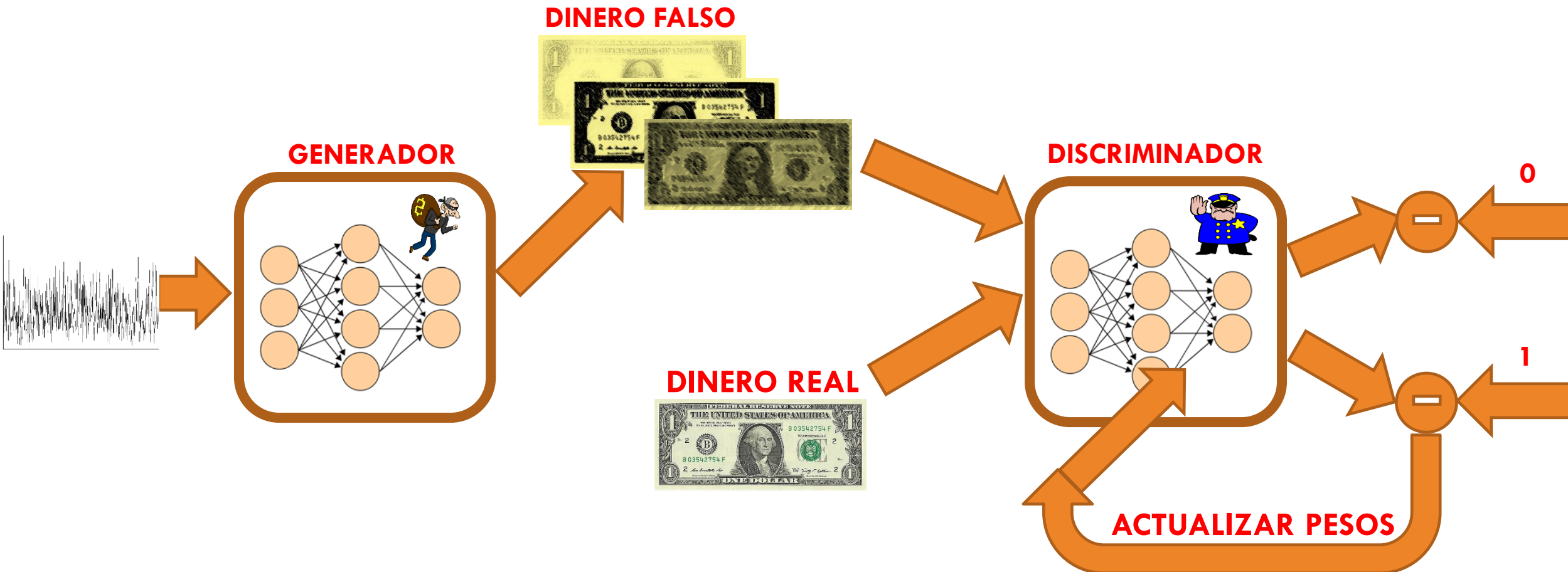


Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Police_man_ganson.svg

Photo Credit: <https://pixabay.com/vectors/bank-money-finance-988164/>

Photo Credit: <https://pixabay.com/illustrations/thief-steal-thieve-criminal-crook-3306100/>

Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:US_one_dollar_bill_obverse_series_2009.jpg

PONGAMOS EL GENERADOR Y EL DISCRIMINADOR JUNTOS (GRAN IMAGEN) - ENTRENAMIENTO DEL DISCRIMINADOR

- El entrenamiento del discriminador se realiza de la siguiente manera:
 - El generador tomará ruido aleatorio y generará imágenes falsas
 - Tanto las imágenes falsas como las reales se alimentan a la red discriminadora (Feedforward path)
 - El discriminador generará predicciones basadas en las imágenes de entrada (tanto reales como falsas)
 - Las predicciones del discriminador se comparan con las etiquetas verdaderas para calcular el error
 - El problema es un entrenamiento básico de clasificación binaria RNA, el discriminador está entrenado para predecir 1 para imágenes reales y 0 para las falsas.
 - El error se propaga a través de la red para actualizar los pesos del discriminador (Backpropagation) Los pesos del generador no están actualizados en esta etapa

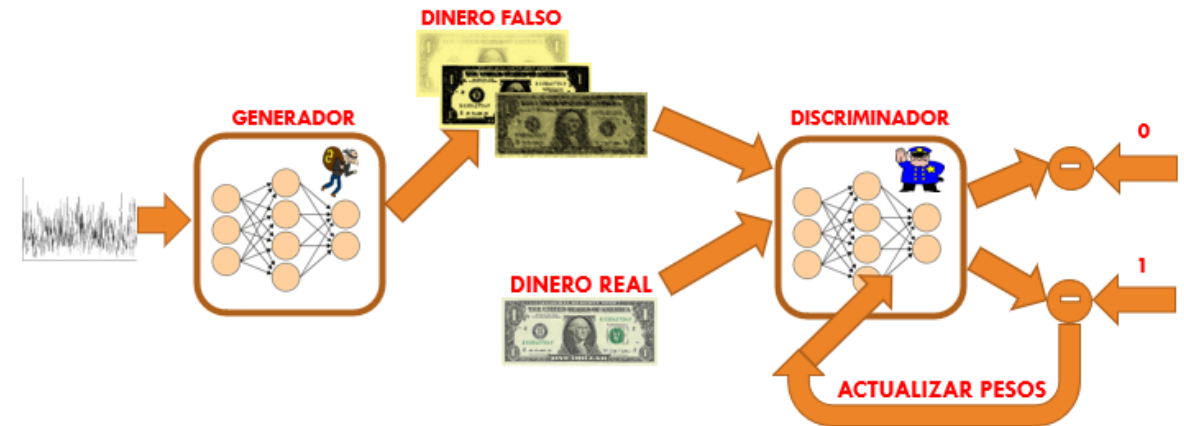


Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Police_man_ganson.svg

Photo Credit: <https://pixabay.com/vectors/bank-money-finance-988164/>

Photo Credit: <https://pixabay.com/illustrations/thief-steal-thieve-criminal-crook-3306100/>

Photo Credit: https://commons.wikimedia.org/wiki/File:US_one_dollar_bill_obverse_series_2009.jpg

PONGAMOS EL GENERADOR Y EL DISCRIMINADOR JUNTOS (GRAN IMAGEN) - ENTRENAMIENTO DEL GENERADOR



PONGAMOS EL GENERADOR Y EL DISCRIMINADOR JUNTOS (GRAN IMAGEN) - ENTRENAMIENTO DEL GENERADOR

- El entrenamiento del generador se realiza de la siguiente manera:
 - El generador generará imágenes falsas (¡como siempre!)
 - Las imágenes falsas son alimentadas al discriminador y éste generará predicciones (probablemente clasificadas como falsas ~0)
 - La salida del discriminador se comparará con las (1) porque está tratando de engañar al discriminador para que piense que esta es una imagen real!
 - Otra forma de visualizar esto, es que las predicciones del discriminador se comparan con una para que el error represente la retroalimentación que responde a la siguiente pregunta:
 - ¿Qué tan lejos estoy de generar imágenes reales?
 - ¿Qué debería hacer mejor para generar imágenes más realistas?
 - Los pesos del generador se actualizan mientras que los pesos del discriminador se congelan.

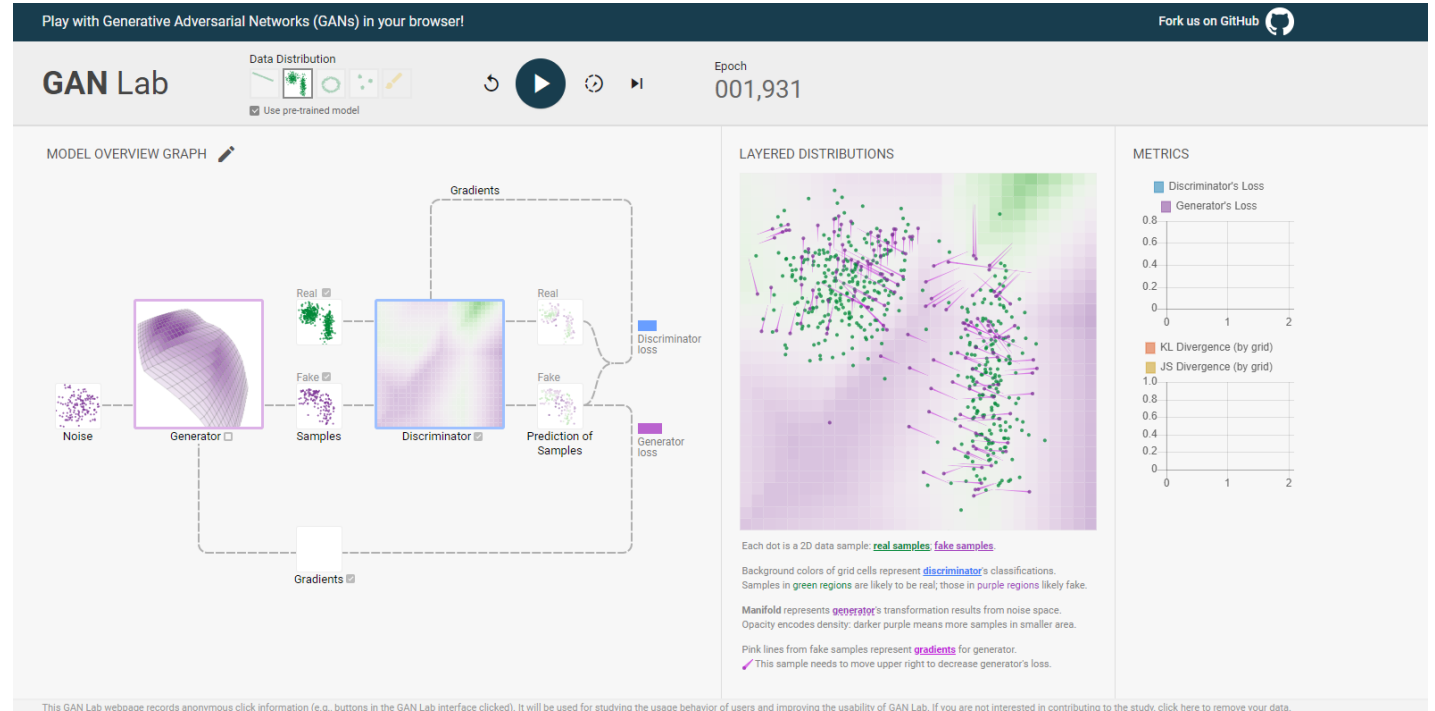


REDES GENERATIVAS ADVERSARIALES (GANS) -CONDICIÓN DE PARADA

- Tanto el generador como el discriminador están trabajando en contra del otro para mejorar su tarea asignada
- Al mismo tiempo, comparten información asistiéndose mutuamente también.
- Después de múltiples épocas, el generador se convierte en experto en la generación de imágenes reales que son indistinguibles de las reales.
- El discriminador alcanzará un estado en el que no podrá distinguir las reales de las falsas.

LABORATORIO DE GANS

- GAN en Accion:
<https://poloclub.github.io/ganlab/>



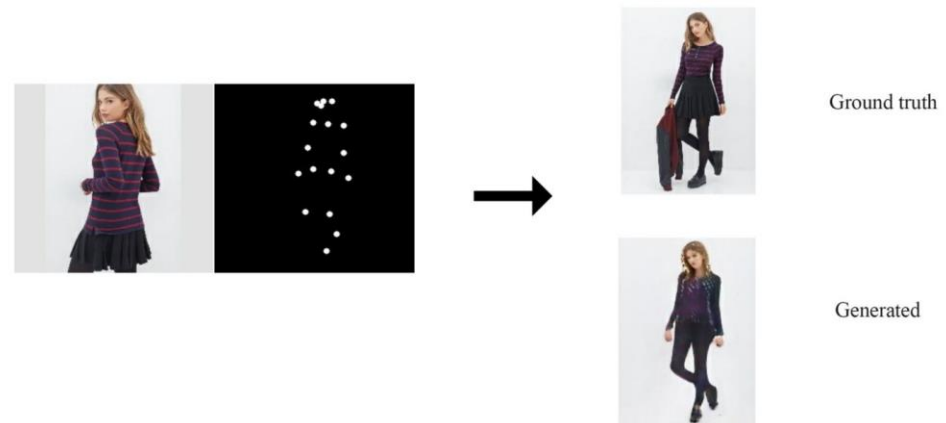
APLICACIONES CON GAN

- Crea Personajes de Anime

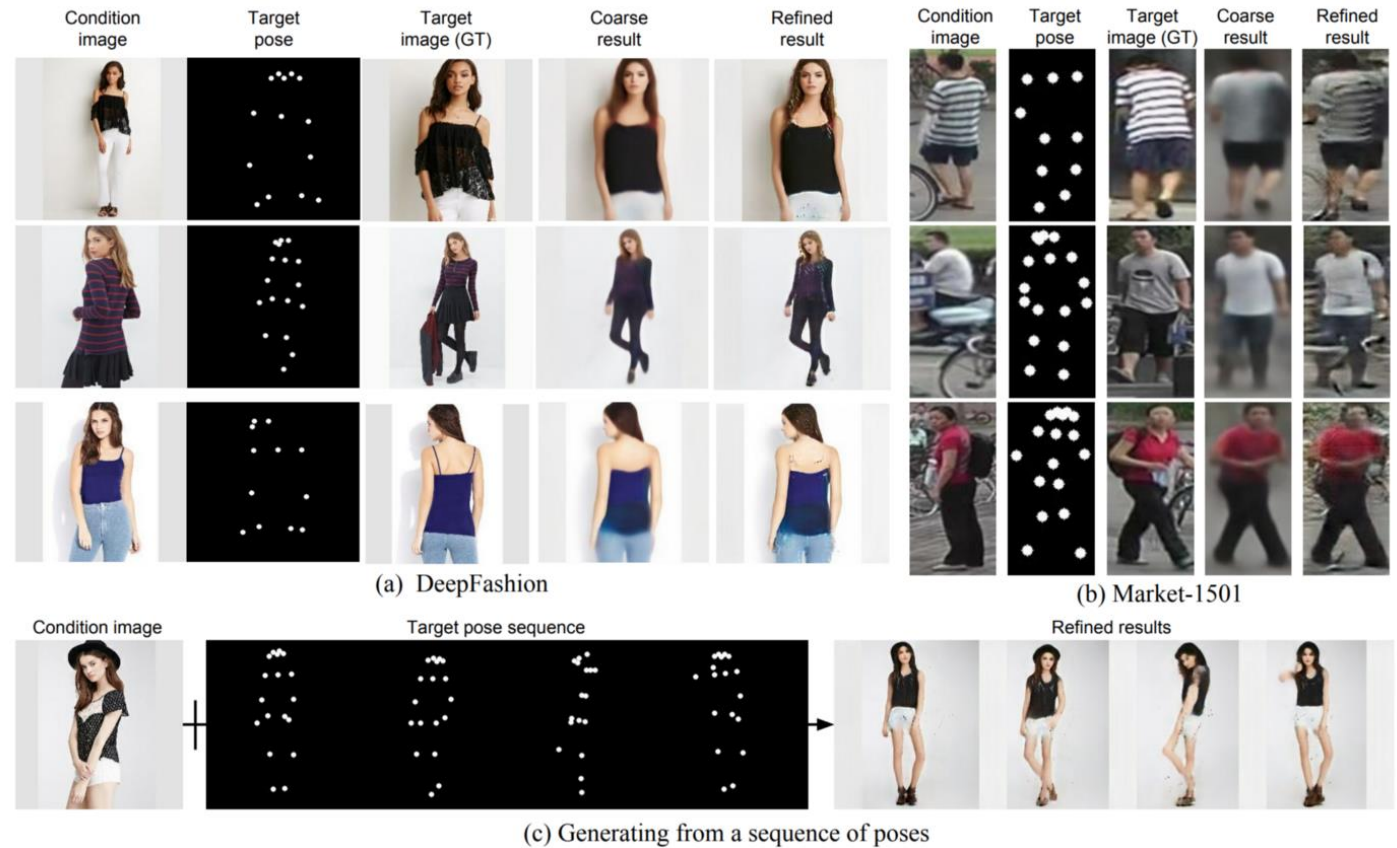
El desarrollo de juegos y la producción de animaciones son costosos y contratan a muchos artistas de producción para tareas relativamente rutinarias. GAN puede autogenerar y colorear los personajes de Anime.

- Poseer la generación de la imagen de una persona guiada

Con una entrada adicional de la pose, podemos transformar una imagen en diferentes poses. Por ejemplo, la imagen de arriba a la derecha es la verdad del suelo mientras que la de abajo a la derecha es la imagen generada.

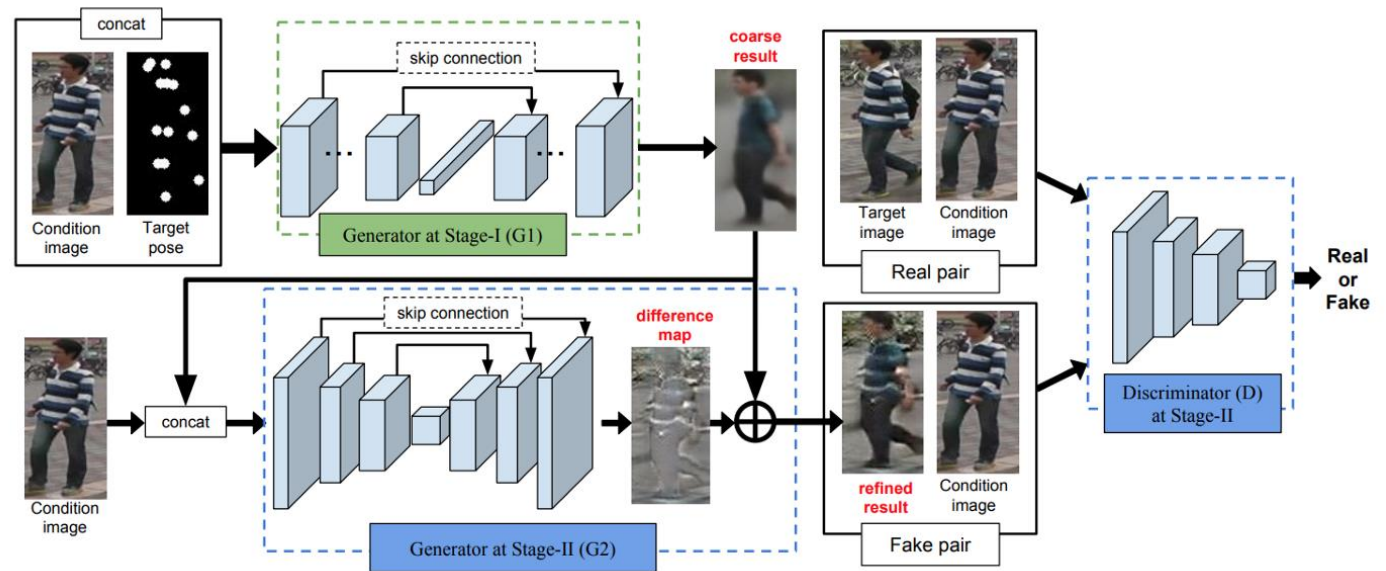


EL RESULTADO REFINADO POR UN GAN



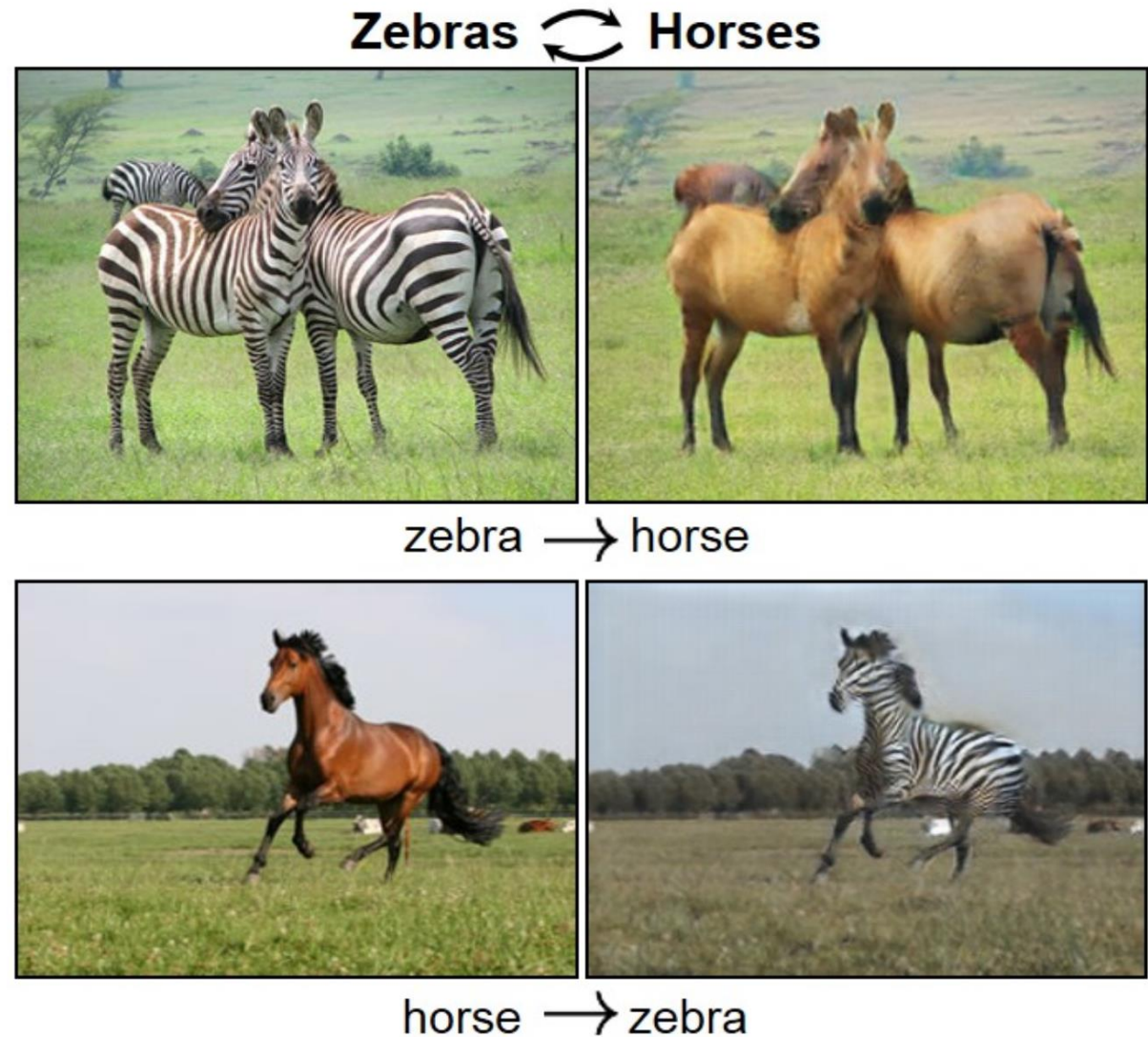
COMO FUNCIONA

- El diseño se compone de un generador de imágenes de dos etapas y un discriminador. El generador reconstruye una imagen usando los metadatos (pose) y la imagen original. El discriminador utiliza la imagen original como parte de la entrada de la etiqueta de un diseño CGAN.



CICLOGAN

- Las GAN de transferencia entre dominios serán probablemente el primer lote de aplicaciones comerciales. Estas GAN transforman imágenes de un dominio (digamos un escenario real) a otro dominio (pinturas de Monet o Van Gogh).
- Por ejemplo, puede transformar imágenes entre cebras y caballos.



COMO FUNCIONA - CICLOGAN

- CycleGAN construye 2 redes G y F para construir imágenes de un dominio a otro y en sentido inverso. Utiliza los discriminadores D para criticar lo bien que están las imágenes generadas. Por ejemplo, G convierte las imágenes reales en pintura al estilo de Van Gogh y Dy se usa para distinguir si la imagen es real o generada.



APRENDE MAS SOBRE GANS

- https://medium.com/@jonathan_hui/gan-some-cool-applications-of-gans-4c9ecca35900