

Esteganografía de códigos QR embebidos por medio de un modelo neuronal generativo adversario

Rodrigo Hernández Moncayo, José Martín Flores Albino,
Víctor Manuel Landassuri Moreno, Saturnino Job Morales Escobar

Universidad Autónoma del Estado del México,
Centro Universitario UAEM Valle de México,
México

`rhernandezm403@alumno.uaemex.mx,`
`{jmfloresa,vmlandassurim,sjmoralese}@uaemex.mx`

Resumen. La esteganografía a través de técnicas de aprendizaje profundo se ha visto ampliamente impulsada a través de la Redes Neuronales Generativas-Adversarias. Este trabajo presenta la implementación del modelo ISGAN para embeber (ocultar) un código QR en otro código QR, utilizarlo como una marca de agua para validación de la autoría del código original. Se presentan los resultados de las imágenes estego evaluadas por medio de las métricas de calidad de imagen: SSIM, PSNR, UQI y VIF de las imágenes estego y la recuperación y decodificación de las imágenes QR ocultas.

Palabras clave: Esteganografía, código QR embebido, red neuronal generativa antagonica.

Steganography of Embedded QR Codes based on a Generative Adversarial Neural Model

Abstract. Steganography through deep learning techniques has been widely driven through Generative-Adversarial Neural Networks. This paper presents the implementation of the ISGAN model to embed (hide) a QR code in another QR code, use it as a watermark for validation of the authorship of the original code. The results of the stego images evaluated by means of the image quality metrics: SSIM, PSNR, UQI and VIF of the stego images and the recovery and decoding of the hidden QR images are presented.

Keywords: Steganography, embedding QR code, generative-adversarial neural networks.

1. Introducción

La *esteganografía* ha sido utilizada en las últimas décadas para poder ocultar información en medios digitales públicos. Usado, por ejemplo, para la prevención del robo de información y la protección de la propiedad intelectual. Se ha utilizado para identificación de documentos de identidad, licencias y propiedad de información en formato de video o imágenes [1]. En la esteganografía se definen tres cualidades de la información que compiten entre sí, la Capacidad, Robustez y la Imperceptibilidad que deben permanecer en equilibrio. Los elementos en la esteganografía de imágenes digitales son: *imagen cubierta*, es donde se oculta la información; la *imagen secreta*, es la imagen que se quiere ocultarse; y como resultado del proceso estenográfico se produce *imagen estego*, es la imagen cubierta con la información de la *imagen secreta* imperceptible; la *imagen recuperada* que la imagen resultante de aplicar el proceso esteganográfico en sentido inverso [2].

El *estegoanálisis* tiene como objetivo es comprobar si existe un mensaje secreto y de ser posible extraerlo. Hipotéticamente, el estegoanálisis, implementa métodos para lograr vulnerar la esteganografía, las cuales pueden reducir o eliminar la capacidad de imperceptibilidad [3].

Los *códigos QR* (Quick Response Code) son imágenes que codifican y almacena información en una matriz de puntos bidimensional en módulos sobre un fondo claro, que puede ser recuperada por medio del sensor de la cámara fotográfica y la capacidad de procesamiento de los dispositivos móviles.

Una de las características principales de los códigos QR, es el nivel del factor de corrección de errores (ECC) la cual usa una codificación tipo *Reed-Solomon*, en cuatro niveles: L (7%), M (15%), Q (20%) y H (30%), que define la capacidad de robustez para recuperar la información por deterioro de la imagen, pero reduce la capacidad de los datos que pueden ser codificados. Los caracteres que acepta la codificación QR son: numéricos, alfanuméricos, binarios y kanji y su capacidad depende del número de módulos que tenga considerando la versión del código QR [4].

Los códigos QR han sido empleados en la mercadotecnia para acceso a anuncios publicitarios en las redes sociales y páginas web. Se han usado para acceder a enlaces para descarga de catálogos alojados en la nube. En pagos de servicios por medio de aplicaciones bancarias. Para transmitir mensajes de texto. Para facilitar la descarga del menú en restaurantes. [5].

En la literatura se pueden encontrar diversos documentos que implementan esteganografía en códigos QR para aumentar su seguridad o como marcas de agua. En [6] se presenta la implementación de un proceso estenográfico por algoritmo LSB para embeber un código QR en otro, por medio de un algoritmo estenográfico heurístico se estableció la relación entre la información de imagen de los códigos QR cubierta y el QR secreto para ser embebido.

En [7] se implementa una aplicación para comunicación militar vía código QR el cual se utiliza para codificar el mensaje estenográfico por medio de la compuerta XOR y aplican técnicas de hashing para aprovechar las características de robustez en la codificación y facilidad de lectura que tiene el código QR y aprovechar la capacidad que tiene como imagen para incrustar información sin modificar la codificación.

En el trabajo de [8] se presenta una técnica para mejorar la capacidad, la seguridad y la solidez del proceso de incrustación de datos, el esquema propuesto utiliza una técnica de codificación criptográfica base 64 para transformar los datos secretos mediante una técnica de reemplazo dinámico en los bits de los canales RGB la cual mostró buenos resultados ante ataques de estegoanálisis basados en fuerza bruta, estadísticos y diferenciales.

Por los avances en la Inteligencia Artificial, así como el incremento del poder de cómputo, se han implementado nuevas técnicas basadas en redes neuronales artificiales aplicadas al aprendizaje profundo. Una de esas técnicas son las llamadas *Redes Generativas Adversarias* (GAN por sus siglas en inglés) propuestas en el año 2014 por Goodfellow y colegas [9].

Esta técnica basada en la teoría de juegos combinada con el aprendizaje profundo tiene dos elementos principales: un *discriminador* (D) y un *generador* (G); los cuales compiten durante la fase de entrenamiento para alcanzar un equilibrio en sus *funciones de pérdida* como dos adversarios.

El uso de Inteligencia Artificial, y en particular de Redes Neuronales Adversarias, ha mostrado beneficiar el proceso estenográfico en sus características de Capacidad, Perceptibilidad y Seguridad.

La arquitectura HIGAN [10], se construye la red de codificación compuesta por bloques residuales para ocultar la imagen secreta de color en otra imagen de color del mismo tamaño, los resultados al crear la *imagen estego* son buenos y con baja distorsión, y en la imagen recuperada no presenta cambios significativos.

Zhu utiliza la arquitectura DGANS [11] y propone un doble modelo GAN conectado de manera consecutiva para fortalecer el entrenamiento utilizando el algoritmo XuNet para estegoanálisis como discriminador, las imágenes utilizadas son del mismo tamaño en escala de grises.

Dentro del estegoanálisis existen varios problemas de falsos positivos por lo que en el trabajo de [12], se propone usar una GAN para etiquetar imágenes como imágenes estego, se logre eliminar el mensaje oculto y, preservar la imagen estego sin destruirla, evitando así un posible ataque por medio de mensajes maliciosos.

En el presente trabajo se propone el uso de un modelo de Red Neuronal Generativa Adversaria llamado ISGAN para implementar la tarea de embeber una imagen de código QR en otra.

ISGAN fue propuesto por [13]. Se elige debido a que muestra la capacidad de ocultar una imagen dentro de otra del mismo tamaño utilizando la descomposición en el espacio de color YCbCr y ocultando la imagen secreta en escala de grises en el canal Y de luminancia de la imagen portadora.

De acuerdo a esta característica principal al utilizar imágenes con código QR que están compuesta por dos colores blanco y negro principalmente, cuando se realiza la conversión de este tipo de imágenes a tonos de grises no sufre cambios visuales y tampoco se pierde su capacidad de codificación es por ello que el modelo ISGAN puede ser idóneo para realizar esteganografía en imágenes con código QR. ISGAN puede lograr niveles de alta calidad visual de la imagen estego y de la imagen secreta lo que hace posible decodificar la información de contenido en ellos.

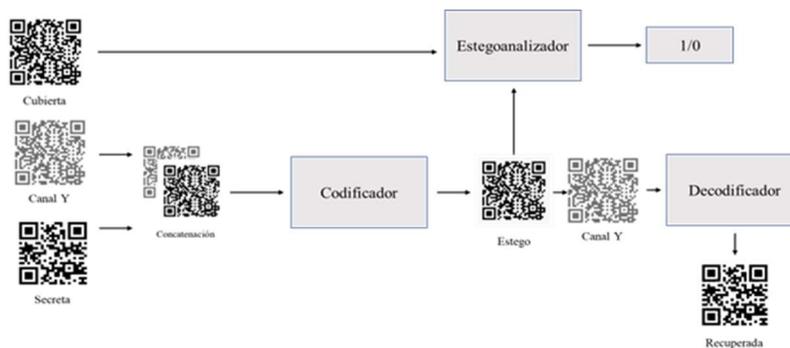


Fig. 1. Gráfico de bloques de la arquitectura de ISGAN.

1.1. Organización del trabajo

En la sección 2. *Desarrollo* se trata con profundidad la estructura del modelo base y el discriminador que forman la ISGAN, así como de la función de pérdida basada en índices de calidad de imagen, además de observar la tendencia en función de épocas de entrenamiento de la ISGAN. En la Sección 3, *Resultados Experimentales*, se presentan los resultados del modelo para embeber un código QR secreto en otro QR de cubierta. Se realiza la evaluación de imágenes cubierta vs imágenes estego e imágenes ocultas vs imágenes recuperadas, a través de las métricas SSIM, PSNR, VIF y UQI. En la Sección 4. *Conclusiones* se muestra la capacidad que tuvo el modelo basado en ISGAN, además de valorarse visualmente los resultados. Los índices de calidad de imagen determinarán que no existen cambios importantes de estructura, contraste o textura en las imágenes estego y recuperadas.

2. Desarrollo

En esta sección se presenta la arquitectura del modelo de ISGAN, mostrando sus componentes y función de pérdida para la red de Generación y Discriminante. El modelo de la GAN se divide en una Red Neuronal Generadora compuesto por una estructura *Codificador-Decodificador*, y una Red Discriminadora que tienen como rol ser el *estegoanalizador*. También se presenta la implementación para su aplicación experimental de embeber una imagen de un código QR en otro, el desempeño durante el entrenamiento y los requerimientos de software y hardware para su implementación.

La principal característica de este modelo de GAN es que usa el canal de luminancia en una *imagen de portada* para ocultar una imagen en escala de grises del mismo tamaño. Se describe a continuación el modelo ISGAN, compuesto por un modelo básico y un estegoanalizador representado en la Figura 1.

2.1. Modelo ISGAN (Esteganografía invisible con redes generativas adversarias)

El modelo ISGAN fue propuesto por [13]. y está inspirado en el trabajo de [14] y [15]; esta arquitectura ataca los principales problemas de distorsión que tiene la esteganografía por medio de CNN (Redes Convolucionales Profundas, por sus siglas en inglés) para crear las imágenes estego. Este modelo reporta mejoría en la calidad de la imagen resultante del proceso estenográfico, por medio de la propuesta de una función de pérdida con base en índices de calidad de imagen, favoreciendo las características de robustez, seguridad y capacidad del proceso.

Modelo Básico: El modelo básico está compuesto de dos redes convolucionales. Al principio está el *Codificador*, que tendrá la tarea de generar la imagen estego. En serie a éste se encuentra la red convolucional del *Decodificador* que es la que recibe la imagen estego y genera la imagen recuperada, la cual debe ser similar a la imagen secreta.

Codificador: El modelo básico este compuesto por un codificador, que tiene como entrada la imagen de cubierta, que previamente se descompone de formato **RGB** al espacio color compuesto por un canal de luminancia y dos de croma (**YCbCr**). En el canal de Luminancia (Y) la imagen de cubierta se concatena con la imagen secreta (en escala de gris) para formar la entrada del decodificador.

Esta conversión del espacio de color tiene como objetivo evitar alterar la información de color de la imagen de cubierta reduciendo la percepción de cambios en los tonos de color de la imagen estego resultante. El codificador utiliza un *módulo de Inception* [16], con el objetivo de mezclar los mapas de características de la imagen cubierta y la imagen secreta, realizado en el mismo nivel de la red de la arquitectura del codificador, teniendo el efecto de ensanchar el filtrado de la imagen en paralelo y de esta forma apoyando para que la red convolucional no sea tan profunda, dando el mismo rendimiento y compactando el codificador. La salida del codificador es la imagen estego en canal Y. Para completar la imagen estego en color, se agregan los canales Cr y Cb de la imagen cubierta original.

Decodificador: El decodificador es una red CNN que se emplea para extraer la *imagen secreta* y utiliza normalización por lotes. Como la entrada del decodificador ingresa la imagen estego que a través de su propagación y filtrado recupera la imagen secreta, a esta imagen se denomina *imagen recuperada* debido que habrá algún grado de pérdida de detalles de la imagen secreta original.

Así con el *Codificador-Decodificador* se integra el *modelo básico*. Como se observa en la Fig. 1. La ISGAN es un modelo basado en Redes Generativas Adversarias, el modelo base corresponde al Generador.

Por otro lado, el Discriminador es una red convolucional que opera como Estegoanalizador. Durante el entrenamiento se busca un equilibrio del desempeño de estos componentes.

Estegoanalizador: Este módulo, tiene como base a la red CNN XuNet [17], ha sido utilizado en la computación forense para estegoanálisis en los algoritmos de *esteganografía espacial*. Esta red incorpora una capa *Activación Absoluta* (ABS layer) a la salida de la primera capa convolucional cuyos valores absolutos permiten mejorar

el modelado estadístico del ruido residual en las capas siguientes, para las dos primeras capas también se aplica la activación de tangente hiperbólica (*Tanh*) para evitar el sobreajuste en la red.

En las capas siguientes se agrega una capa con el módulo de agrupación de *pirámides espaciales* (SPP) [18], donde se requiere que este módulo se alimente de otro clasificador para favorecer su entrenamiento, por lo que se coloca posterior a las capas basadas en XuNet. El módulo SSP permite el entrenamiento con imágenes de distintos tamaños facilitando utilizar también filtros más anchos o más largos dependiendo de las imágenes que se clasificará. En este proceso, SSP añade características que permiten mejorar el entrenamiento entre cada época del ajuste de pesos.

2.2 Implementación de la red generativa adversaria

El entrenamiento de una GAN se realiza buscando un equilibrio entre la Red Generadora y la Red Discriminante. La Red generadora debe producir ejemplares que progresivamente sean similares a las imágenes del conjunto de entrenamiento, y por otro lado la Red Discriminante debe competir con el Generador al criticar los ejemplares del Generador, clasificándolos como falsificaciones de las imágenes del conjunto de entrenamiento.

Por lo que el índice de desempeño (función objetivo) de la GAN muestra una dinámica competitiva entre el Generador y el Discriminante. Para la implementación de la GAN se toma como Generador (G) el modelo básico y para el Discriminador (D) el estegonalizador. El modelo ISGAN incluirá estos elementos y tendrá como función objetivo la siguiente ecuación:

$$\min_G \max_D = E_{x \sim P(x)} [\log D(x)] + E_{x \sim P(x), s \sim P(s)} \left[\log D(1 - D(G(x, s))) \right], \quad (1)$$

donde: x es la imagen de portada, s es la imagen secreta, $G(x, s)$ es la imagen estego generada y P es la base de datos que contiene las imágenes.

Para poder calcular los índices de pérdida que existen en el modelo, los autores de ISGAN proponen una función llamada mixta, basada en el Modelo Visual Humano (HSV), el cual básicamente evalúa los cambios en el color, contraste y textura. Las métricas implementadas en la función son: Índice de Similitud Estructural (SSIM) [19] y su variante el Índice de Similitud Multi Escalar (MS-SSIM) [20].

Además del Error Cuadrático Medio (MSE) que permite conocer la diferencia cuadrada entre los datos de los píxeles de dos imágenes.

Dentro de la función mixta se utilizan diferentes hiper parámetros $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.3$, $\gamma = 0.85$ los cuales permiten cambiar la calidad de las imágenes estego e imágenes secretas; esta función mixta está representada en la siguiente ecuación:

Tabla 1. Características principales de los códigos QR implementados.

Versión	# Módulos	Nivel de corrección	Capacidad
1	21 x 21	M	34
2	25 x 25	M	63
3	29 x 29	M	101
4	33 x 33	M	111

$$F_{mix} = \alpha * (1 - SSIM(x, y)) + (1 - \alpha) * (1 - MSSIM(x, y)) + \beta * MSE(x, y), \quad (2)$$

donde: x es la imagen cubierta o la imagen oculta, y es la imagen estego o la imagen recuperada de acuerdo con el momento del entrenamiento que se encuentre.

Para medir los resultados en las imágenes esteganográficas se ocupan dos métricas importantes SSIM y PSNR. El índice SSIM permite modelar las semejanzas que hay entre dos imágenes en este caso la imagen de portada y estego, en base al color, contraste y textura, la evaluación se realiza de 0 a 1 entre más cercano este a 1 tendrá mejor exactitud la imagen que va a ser comparada.

El PSNR toma como base el MSE para conocer la potencia máxima de una imagen cubierta. El objetivo es conocer la distorsión en la señal de una imagen, en este caso después de haber pasado por un proceso compresión o modificación, por lo regular para imágenes deben representar los pixeles usando 8 bits (0 a 255) esto es indispensable para evitar problemas en el formato de la imagen. Las unidades de PSNR son decibelios (dB) y ante la ausencia de ruido el valor será igual a 0.

La clasificación PSNR para una imagen se realiza con el siguiente criterio: $PSNR < 30$ dB es no aceptable, $PSNR$ entre 30 a 40 dB es aceptable y $PSNR > 40$ dB es muy buena. Para el proceso esteganográfico en la métrica SSIM un valor mayor a 0.90 es excelente y para el PSNR se mantiene el valor mayor a 30 dB.

2.3. Propuesta de implementación

Los autores del modelo ISGAN utiliza tres diferentes bases de datos para su implementación y pruebas: *Lfw people*, *ImageNet* y *Pascal VOC12*, con estos elementos mostró resultados importantes medidos por las métricas SSIM y PSNR. En la implementación para la propuesta de este proyecto se utiliza una base de datos retomada de [21], la cual se amplió a 12,000, de imágenes RGB de 256 x 256 de códigos QR con información contenida de un número elegido pseudoaleatoriamente entre 1 al 10,000, con un nivel de corrección medio (M) y versiones de la 1 a la 4.

Para el entrenamiento se usaron 10,000 imágenes y otras 2,000 imágenes como conjunto de prueba, en la Tabla 1, se muestra las principales características del código QR implementado según su versión.

El código del modelo ISGAN fue tomado del repositorio de *GitHub* [22] el cual está preparado para trabajar en un ambiente desarrollado con las bibliotecas *Tensorflow 1.15*

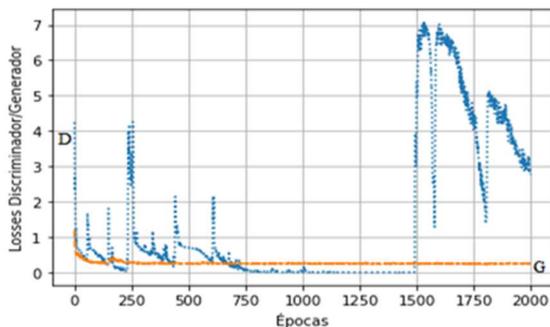


Fig. 2. Grafica de los índices de pérdida del Generador (G) y del Discriminador (D) para el modelo ISGAN en el entrenamiento.

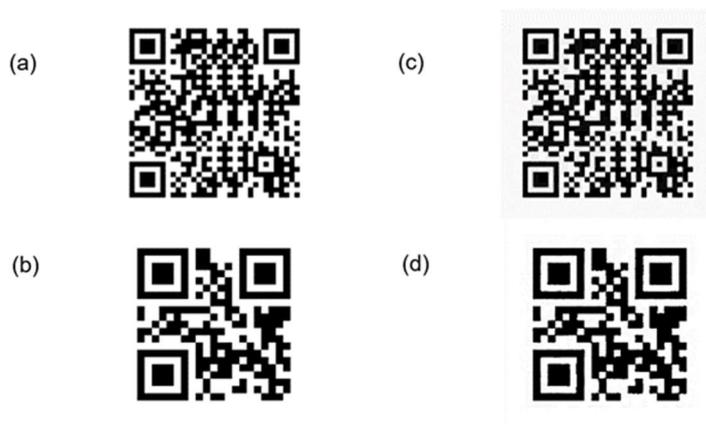


Fig. 3. Esteganografía de códigos QR Embebidos: a) QR de cubierta b) QR Estego c) QR Oculto (Secreto), d) QR Recuperado.

y *Keras 2.2.3* las cuales son de código abierto y permiten el desarrollo y entrenamiento de modelos para aprendizaje profundo.

El entrenamiento se realizó por 1,500 épocas utilizando lotes de 4 imágenes por época como se muestra en la Fig. 2. Los cambios en los *valores de pérdida* del Generador y Discriminador durante las épocas 0 a 700, muestran pérdidas en el Discriminador altas no manteniendo un ritmo constante de descenso; en la época 750 se puede observar un descenso en los índices de pérdida y este se mantiene constante.

En el caso del Generador, la pérdida se mantiene constante desde la época 100, después de cruzar el umbral de 1,500 épocas muestra sobre entrenamiento parando en ese momento el entrenamiento de la GAN

Para evaluar el desempeño del discriminador se utilizó la prueba por medio del método `predict` implementado en la librería *Keras*. Al realizar el estegoanálisis las imágenes si no presentan esteganografía tendrán un valor de -1 del caso contrario un valor cercano a 1.

Al realizar las pruebas con imágenes estego obtenidas al finalizar el entrenamiento se obtuvieron valores en el estegoanálisis en el rango de 0.4 a 0.6 demostrando que el generador pudo confundir al estegoanalizador tal como debe funcionar una GAN.3

3. Resultados experimentales

En la Fig. 2, se muestran los resultados de la esteganografía realizada por el Modelo ISGAN cabe resaltar que el método esteganográfico utilizado en la red es el método de modificación de cubierta.

La primera impresión al analizar las imágenes de la Fig. 3, solo visualmente, se observa que la imagen estego sufrió una leve decoloración grisácea en el fondo, el cual debería de ser blanco, característico en la codificación QR, pero se alcanza a observar como la codificación no sufrió cambios importantes; la prueba de lectura se realizó sin ningún problema en una escala de 1:10. En el fondo no se alcanza a observar ningún tipo de sobre exposición que pueda hacer pensar que existe algún elemento oculto en ella.

En la comparación entre la imagen estego y la imagen recuperada se pueden ver cambios en la definición de los patrones de codificación a pesar de ello la lectura se puede realizar satisfactoriamente en la escala promedio de 1:10.

Para evaluar los resultados de las imágenes estego y las imágenes recuperadas se ocuparon las métricas propuestas por los autores de ISGAN que son el índice SSIM y PSNR, para enriquecer la evaluación se propone utilizar también el Índice de Calidad de Imagen Universal (UIQI) [23] y Fidelidad de la información Visual (VIF) [24] ya que es importante en los códigos QR conocer la calidad de la imagen para poder realizar una lectura y decodificación eficiente de la información.

La métrica UIQI tiene la capacidad para medir la pérdida de información ocurrida durante los procesos que impliquen la degradación de la imagen tomando como base tres índices: *pérdida de correlación*, *distorsión de luminancia* y *distorsión de contraste*. El rango de evaluación en la calidad de imagen es dinámico, va de -1 a 1, así entre más cercano es a 1, mejor será la calidad de la imagen evaluada.

La métrica VIF toma algunos conceptos de la teoría de la información como el modelado de escenas naturales (NSS) y el sistema visual humano (HVS) permite realizar una predicción de la calidad de una imagen dependiendo de la cantidad de información que compartan una imagen denominada perfecta y otra distorsionada, la evaluación de la imagen será de 0 a 1 entre más cercana sea a uno más características han podido ser extraídas de la imagen con distorsión

El valor idóneo en al evaluar imágenes esteganográficas es que los índices para las métricas VIF y UIQI superen el 0.90.

En la Tabla 2, se muestra los resultados para las métricas antes mencionadas la evaluación se llevó a cabo con los resultados de ISGAN en la época 1500 de donde se realizó la predicción para 10 imágenes de cubierta y 10 imágenes secretas tomadas de forma pseudoaleatoria de la base de datos para evaluación, los resultados se muestran en base al promedio de los resultados de los índices para cada imagen cubierta vs imágenes estego e imágenes ocultas vs imágenes recuperada.

Tabla 2. Índices para la evaluación de imágenes recuperadas y estego.

Imagen Secreta vs Imagen Recuperada			
SSIM	UIQI	PSNR (db)	VIF
0.9696	0.9521	22.3126	0.6182
Imagen Cubierta vs Imagen Estego			
SSIM	UQI	PSNR	VIF
0.9716	0.9687	30.4258	0.6205

De acuerdo con la Tabla 2, al comparar la imagen secreta vs la imagen recuperada el índice SSIM muestra resultados satisfactorios al presentar un valor muy cercano a 1 por lo que se puede inferir que no sufrió cambios muy relevantes en la luminancia ni tampoco presenta distorsión en la textura de la imagen.

El índice UIQI muestra un valor muy alto en la calidad de la imagen recuperada no mostrando degradación de la información en ella. Las métricas antes mencionadas son importantes ya que al tener la información completa con índices bajos de distorsión permite una precisa lectura y decodificación del código QR recuperado, puesto que esta información es la que podría fungir como una marca de agua invisible, es importante recuperar la información completa.

La métrica PSNR muestra en valor inferior a los 30db por lo que entonces se puede inferir que las distorsiones en la señal de la imagen recuperada fueron muy altas y estas muestran degradación a pesar de que visualmente no se observan cambios substanciales, sin embargo, este índice muestra una ventana de oportunidad para mejorar la red decodificadora y evitar estos problemas en cuanto a la señal para la recuperación de la imagen secreta.

El índice VIF muestra resultados malos y estos concuerdan con lo observado a simple vista en la imagen recuperada donde a pesar de recuperar la información completa los bloques de codificación QR muestran pequeños cambios. Esto demuestra que el nivel de corrección medio empleado en el código QR es suficiente para lograr una lectura y decodificación de la imagen recuperada no necesitando escalar a un nivel de corrección mayor.

De acuerdo con la Tabla 2 en los índices para la comparación de la Imagen Cubierta vs Imagen Estego, se puede observar que el índice SSIM muestra un valor alto muy cercano a 1, en aspectos estenográficos, indica que la imagen estego muestra gran semejanza con la imagen de portada a pesar de la modificación que se realizó en el canal de luminancia evitando problemas en el contraste y textura de la imagen estego.

La métrica UQI muestra un alto nivel de calidad ya que el índice es muy cercano al valor máximo 1, esto indica que no hay pérdida de información substancial en la imagen estego. Como la imagen estego es la cara que se muestra a nivel público, es importante mantener una calidad alta para evitar las sospechas de modificación.

El índice PSNR muestra un valor apenas superior a 30dB por lo que se puede considerar aceptable, esto indica que a pesar de las modificaciones en las señales se pudo conservar varias características esenciales en la imagen estego, se puede señalar

que la seguridad de la imagen no está comprometida, sin embargo, es importante mejorar este aspecto para elevar los índices a valores superiores a 40dB para evitar la detección de información por modelos de estegoanálisis basados en aprendizaje profundo.

El índice VIF muestra resultados malos debido a la pequeña decoloración del fondo de la imagen estego, que, si bien no es substancial, si es perceptible.

4. Conclusiones

La esteganografía en las últimas décadas ha tenido un desarrollo importante y gracias a su implementación en las redes de generativas adversarias ha mejorado substancialmente.

Los códigos QR ya son parte de nuestra vida cotidiana, se encuentran en todo tipo de publicidad, se pueden realizar pagos por medio de distintas aplicaciones bancarias, pueden contener información personal como tarjetas de presentación entre otras, por lo que se puede utilizar elementos estenográficos que permitan aumentar su nivel de seguridad.

Con base en los resultados presentados en el modelo ISGAN, se puede observar que la técnica es eficiente para ocultar un QR en otro, porque a pesar de las modificaciones que se realizaron en la imagen QR de portada, los datos codificados no muestran alteraciones en el contraste y textura, permitiendo su lectura y decodificación. Además, la recuperación de la imagen secreta se logró sin cambios considerables en su estructura por lo que la codificación de esta información es recuperable.

La imagen estego sufre una pequeña decoloración, sin embargo, no influye en el proceso de lectura de la información del código QR.

Este modelo implementado muestra una gran capacidad para poder almacenar una imagen del mismo tamaño en tonos de grises porque la información no necesita ningún proceso de compresión.

De acuerdo con las métricas SSIM, UQI y VIF sus valores máximos que se pueden obtener al comparar dos imágenes es 1, lo cual significa que al comparar dos imágenes se alcanzó la igualdad, sin embargo, en esteganografía se puede alcanzar solo similitud en un porcentaje que puede variar de acuerdo con la técnica utilizada. Los valores obtenidos en la Tabla 2 para el modelo ISGAN demuestra que los índices SSIM y UQI son cercanos a uno acercándose al máximo superado el valor idóneo de 0.90 sin embargo el valor de la métrica VIF no alcanzo el umbral antes mencionado llegando solo a un valor de 0.60.

Por lo anterior, el modelo de ISGAN logro altos niveles de similitud entre las imágenes cubierta y estego lo que significa alto grado de imperceptibilidad; así como al comparar la imagen secreta con la recuperada, indicando alta robustez, al embeber una imagen con código QR en otra. Lo cual permite elevar la seguridad si se tiene información que pudiera ser susceptible y no quisiera ser vista por terceros o para verificación de donde proviene la información y validar la su autoría.

Referencias

1. Byrnes, O., La, W., Wang, H., Ma, C., Xue, M., Wu, Q.: Data hiding with deep learning: a survey unifying digital watermarking and steganography. (2021) arXiv preprint arXiv:2107.09287
2. Yahya, A.: *Steganography techniques for digital images*. Palapye, Botswana: Springer (2019)
3. Zhang, C., Benz, P., Karjauv, A.: UDH: Universal deep hiding for steganography, watermarking, and light field messaging. In: 34th Conference on Neural Information Processing Systems, vol. 33, pp. 1–12 (2020)
4. Luque, J.: Códigos QR. Manual formativo de ACTA, vol. 63, pp. 9–28 (2012)
5. Denso Wave Incorporated. QRCode®. Essentials.: [En línea]. Available: <https://www.qrcode.com/en/about/version.html>. [Último acceso: 1 abril 2021] (2021)
6. Hernandez, R., Flores, J., Landassuri, V., Morales, S., Rodriguez, I.: Análisis de calidad en imágenes esteganográficas aplicando el algoritmo LSB en códigos QR embebidos. *Research in Computing Science*, vol. 150, no. 5 (2021)
7. Bhoskar, N., Ithape, P.: A Survey on secrete communication through QR code steganography for military application. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET)*, vol. 10 (2022)
8. Mathivanan, P.: QR code based color image stego-crypto technique using dynamic bit replacement and logistic map. *Optik*, vol. 225 (2021)
9. Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., B, X. B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y.: Generative adversarial nets. In: *Advances in neural information processing systems*, pp. 2672–2680 (2014)
10. Fu, Z., Wang, F., Cheng, X.: The secure steganography for hiding images via GAN. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, no. 1, pp. 1–18 (2020)
11. Zhu, L., Yu, G., Mo, L., Zhang, D.: DGANS: Robustness image steganography model based on double GAN. *Journal on Communications*, vol. 41, no. 1, pp. 125–133 (2020)
12. Corley, I., Lwowskiy, J., Hoffmanz, J.: Destruction of image steganography using generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1912.10070 (2019)
13. Zhang, R., Dong, S., Liu, J.: Invisible steganography via generative adversarial networks. *Multimedia tools and applications*, vol. 7, pp. 8559–8575 (2018)
14. Baluja, S.: Hiding images in plain sight: Deep steganography. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 30, pp. 2069–2079 (2017)
15. Atique, R., Rafia, R., Shahroz, N., Sibit, H.: End-to-end trained CNN encoder-decoder. In: *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops* (2018)
16. Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Rabinovich, A.: Going deeper with convolutions. In: *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 1–15 (2015)
17. Xu, G.: Deep convolutional neural network to detect J-UNIWARD. In: *Proceedings of the 5th ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*, pp. 67–73 (2017)
18. He, K., Zhang, X., Ren, S., Sun, J.: Spatial pyramid pooling in deep convolutional. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 37, no. 9, pp. 1904–1916 (2015)

19. Wang, Z., Bovik, A., Sheikh, H., Simoncelli, E.: Image quality assessment: From error visibility to structural similarity. *Image quality assessment: from error visibility to structural similarity*. *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612 (2004)
20. Wang, Z., Simoncelli, E., Bovik, A.: Multiscale structural similarity for image quality assessment. In: *The Thrity-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*, vol. 2, pp. 1398–1402 (2003)
21. Dieckhaus, C.: Kaggle [En línea]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/coledie/qr-codes>. [Último acceso: 21 abril 2022] (2022)
22. Lefranc, M.: GitHub [En línea]. Available: <https://github.com/Neykah/isgan>. [Último acceso: 21 abril 2022] (2022)
23. Wang, Z., Bovik, A.: A universal image quality index. *IEEE signal processing letters*, vol. 9, no. 3, pp. 81–84 (2002)
24. Sheikh, H. R., Bovik, A.: Image information and visual quality. *IEEE Transactions on image processing*, vol. 15, no. 2, pp. 430–444 (2006)