

Algoritmo de Recocido Simulado para Mejorar el Rendimiento de Codificación de los Signos Wavelet

Pedro Moreno-Bernal¹, Marco Antonio Cruz –Chávez², Alina Martínez-Oropeza¹,
Abelardo Rodríguez-León³

¹Posgrado en Ingeniería y Ciencias Aplicadas, ²CIICAp-UAEM, ³ITVer
Av. Universidad 1001 Col. Chamilpa, C.P. 62209. Cuernavaca, Morelos, México.

{pmoreno, mcruz, alinam}@uaem.mx ³{arleon}@itver.edu.mx

Resumen. La compresión de los signos de los coeficientes wavelet ha sido considerada por mucho tiempo como ineficiente. En los últimos años distintas propuestas como el estándar JPEG2000 incluyen la capacidad de codificar el signo. En este artículo presentamos una aproximación de codificación del signo utilizando un algoritmo de Recocido Simulado para predecir de manera eficiente el signo de los coeficientes wavelet. Se ha comparado la predicción obtenida con el resultado de un algoritmo genético reportado en la literatura, el cual fue introducido en un codificador aritmético con el objetivo de validar la calidad de la solución. Los resultados preliminares muestran que las capacidades de incluir la predicción del signo en un codificador aritmético, tiene una ganancia de compresión arriba de 17% mejorando el rendimiento global del codificador.

1 Introducción

En la actualidad existen numerosas herramientas y algoritmos matemáticos empleados para el tratamiento digital de imágenes. La gran mayoría de estas herramientas están basadas en el análisis de las texturas y en el empleo de métodos estadísticos, filtrados, transformaciones, etcétera, para realizar cálculos que permitan obtener índices cuantitativos que describan la distribución de niveles de gris o niveles digitales en una imagen [1], proporcionando así, información útil para tareas posteriores de clasificación, segmentación, recuperación de imágenes en bases de datos, compresión, etcétera. Una de estas herramientas matemáticas, es la conocida con el nombre de transformada wavelet discreta (TWD), la cual presenta un buen comportamiento a la hora de realizar un estudio de la relación espacio-frecuencia en el análisis de imágenes, donde funciones matemáticas segmentan los datos o señales en diferentes componentes de frecuencia y proceden a estudiar cada una de ellas, con una resolución ajustada a su escala [2]. La transformada wavelet es una poderosa herramienta para

compresión de imágenes. Algunos de los codificadores de imágenes incluyendo el estándar JPEG2000 [3], emplean transformada wavelet en sus algoritmos. La aplicación de la transformada wavelet sobre una imagen provee una matriz de coeficientes donde cada coeficiente estará formado por un valor de cierta magnitud y un signo (positivo o negativo).

La mayoría de los codificadores, codifican el signo en crudo, es decir, emplean un bit por signo, ya que se sabe que el signo de los coeficientes wavelet es equiprobable [4], por lo que no es necesario emplear ningún método de compresión para el signo de los coeficientes. Sin embargo se han realizado distintos estudios al respecto, aplicando técnicas basadas en contextos que al parecer pueden compactar la información del signo, con lo que mejoraría el rendimiento global del codificador.

Autores como Wu [5] han realizado análisis basados en diferentes modelos de contexto para codificar el signo. Este tipo de modelos basan su análisis en los diferentes coeficientes vecinos en función del tipo de subbanda wavelet a analizar.

Dada la gran variedad de posibles combinaciones a analizar para predecir el signo de cada coeficiente wavelet, el producto conjunto de los vecinos, los distintos tipos de subbandas, etcétera, se hace necesario emplear herramientas de optimización.

Una metaheurística capaz de encontrar una solución óptima o subóptima a la predicción de signo dentro de un conjunto de coeficientes wavelet ayudaría a codificar (enviar información al codificador aritmético) un símbolo indicando si la predicción es correcta o no. El obtener altos índices de acierto, envía al codificador mucho más símbolos de acierto que de fallo, haciendo que la cantidad de información necesaria en el codificador disminuya y por tanto aumente la tasa de compresión.

Se encuentra reportado en la literatura un algoritmo genético [6] con el cual se compararon los resultados obtenidos en esta investigación.

2 Predicción de los signos

El contexto es determinado por un conjunto de vecinos, donde para codificar el signo del coeficiente wavelet se utiliza información de los signos de los coeficientes de los vecinos horizontales y verticales (direcciones Norte, Este, Oeste y Sur).

El codificador LTW [7] emplea el llamado recorrido Morton [8] para recorrer las subbandas de menor a mayor frecuencia (zig-zag), esto hace que al recorrer el mapa de signos de una imagen no tengamos información disponible para los vecinos Este y Sur. Esto es una restricción para muchos codificadores no progresivos (non-embedded) cuando buscamos correlación del signo entre los vecinos compartidos. Debemos encontrar los vecinos con alta correlación del signo, por lo que definimos un conjunto de vecinos con una distancia máxima de dos a partir del coeficiente a evaluar (X), estos son los vecinos al Oeste, Norte, Oeste-Oeste, Norte-Norte, Norte-Oeste y NorteNorte-Oeste, (ver figura 1).

	NN-O	N-N	
	N-O	N	
O-O	O	X	X
		X	

Fig. 1. Mapa de signos de los vecinos

Todos los vecinos tendrán tres posibles valores para el signo, positivo (+), negativo (-) o no significativo (*), mientras que el coeficiente a evaluar tendrá dos posibles valores para el signo, positivo (+) o negativo (-), ya que los no significativos no son evaluados, esto hace que tengamos un total de $2 \cdot 6^3$ combinaciones de signos vecinos (Neighbor Sign Patterns, NSP), donde el número dos representa los posibles valores para el signo (positivo o negativo) del coeficiente a evaluar, la base representa seis vecinos y la potencia representa los posibles valores para el signo (positivo, negativo o no significativo) para cada vecino. Hemos obtenido la probabilidad de distribución de las combinaciones del signo y disminuido severamente los vecinos intentando agrupar el mayor número de posibilidades para encontrar el mayor número de aciertos entre comparar el signo del NSP con el signo del coeficiente a evaluar (función objetivo del problema). De esta forma para la subbanda HL, los vecinos cuyos signos están más correlacionados con el signo del coeficiente a evaluar son Norte, Norte-Norte y Oeste. Teniendo en cuenta la simetría para la subbanda LH los vecinos serán Oeste, Oeste-Oeste y Norte, mientras que para la subbanda HH serán Norte, Norte-Oeste y Oeste (ver figura 2). Así para cada tipo de subbanda somos capaces de reducir el patrón de signos vecinos (NSP) a un máximo de 3^3 posibles combinaciones.

		N-N
	N-O	N
O-O	O	X

a) Subbanda HL

		N-N
	N-O	N
O-O	O	X

b) Subbanda LH

		N-N
	N-O	N
O-O	O	X

c) Subbanda HH

Fig. 2. Distribución de vecinos a analizar por tipo de subbanda.

La probabilidad del signo de los vecinos para la subbanda HL de 6 niveles de descomposición wavelet para la imagen de Lena de 8 x 8 píxeles se muestra en la tabla 1. Podemos observar que, con una probabilidad superior al 20%, el signo del coeficiente será positivo cuando lo sean sus vecinos N, N-N, y O. También podemos observar que cuando los vecinos N y N-N tienen el mismo signo y el vecino O tiene signo opuesto, el coeficiente también tendrá el mismo signo que el vecino O con una probabilidad de 25%.

Tabla 1. Probabilidad de distribución del mapa de signos para la subbanda HL6 de la imagen Lena.

Coefficiente	N	N-N	O	Ocurrencias	Probabilidad (%)
+	+	+	+	13	20.31
+	+	+	-	8	12.5
-	-	-	+	8	12.5
-	+	+	+	6	9.38
-	-	+	+	6	9.38
Otras combinaciones				23	35.93

Después de que se analizan todas las posibles combinaciones de los vecinos para cada tipo de subbanda y para cada nivel de descomposición wavelet, podemos hacer una predicción de signo del coeficiente actual. Partimos de un vector formado por el producto conjunto de los signos de los vecinos como una solución al problema, consideremos tres posibles valores para el signo negativo (-), positivo (+) y nulo (*), para cada tipo de subbanda (HL, LH y HH). Se consideran 3 vecinos a analizar para realizar la predicción, ya que para la predicción de signo de los coeficientes wavelet es adecuada. Por lo tanto la solución será representada por un vector de 3^3 elementos donde la base representa el número de vecinos y la potencia representa los signos, (ver tabla 2).

Tabla 2. Elementos del vector producto conjunto para 3 vecinos.

Combinación	Vecino1	Vecino2	Vecino3
0	*	*	*
1	*	*	+
2	*	*	-
3	*	+	*
4	*	+	+
5	*	+	-
6	*	-	*
7	*	-	+
8	*	-	-
9	+	*	*
10	+	*	+
11	+	*	-
12	+	+	*
13	+	+	+
14	+	+	-
15	+	-	*
16	+	-	+
17	+	-	-
18	-	*	*
19	-	*	+
20	-	*	-
21	-	+	*
22	-	+	+
23	-	+	-
24	-	-	*
25	-	-	+
26	-	-	-

Una vez definido el vector (solución inicial) del producto conjunto y el contexto para cada tipo de subbanda, lo inicializamos de forma aleatoria almacenando valores que serán 0 para predicción de signo positiva y 1 para predicción de signo negativa.

3 Algoritmo de Recocido Simulado para la predicción de los signos

Recocido Simulado (RS) conocido en inglés como Simulated Annealing, es una metaheurística basada en el recocido de sólidos y fue propuesta por primera vez por Kirkpatrick [9]. RS es una técnica de búsqueda local iterativa a través de un proceso estocástico donde el estado j es aceptado con una probabilidad dada por la función de distribución de Boltzmann.

La simulación de enfriamiento físico en la transición de líquido a sólido se apoya en el algoritmo de metrópolis[10] de la siguiente manera: dado un estado actual i con su temperatura T , generar un estado j mediante una perturbación, si la diferencia de energías (ΔE) entre el estado actual y el perturbado es menor o igual que cero, el estado j es aceptado como actual, si $\Delta E > 0$ el estado es aceptado con probabilidad dada por la función de distribución de Boltzmann con un número α aleatorio generado uniformemente distribuido entre (0,1), si $\alpha < P_{acceptar}$ el estado j se acepta como el actual, si $\alpha \geq P_{acceptar}$ el estado j se rechaza, hasta alcanzar el equilibrio térmico, para lo cual es necesario que la distribución de probabilidad de las configuraciones alcance el equilibrio estocástico para la distribución de Boltzmann[11].

El algoritmo de Recocido Simulado originalmente está diseñado para minimizar el costo de una función objetivo. Para este trabajo de investigación se requiere maximizar el costo de la función objetivo. Por lo que se realizaron dos modificaciones sobre el criterio de aceptación del Recocido Simulado (ver figura 3). La primera modificación acepta como soluciones buenas valores que maximicen la función de costos y la segunda modificación valida soluciones con alto número de aciertos omitiendo el signo negativo de la función de Boltzmann. La función objetivo como ya se explico anteriormente, plantea encontrar el mayor número de aciertos entre la comparación de cada NSP y el signo del coeficiente a evaluar.

El objetivo del RS, aplicado al problema de la predicción de los signos de los coeficientes wavelet, es encontrar una tabla donde para cada NSP (V_k) hay una predicción de signo ($S_{i,j}$) para cada coeficiente $C_{i,j}$, de forma que no existe una relación unívoca entre combinar los signos de los vecinos, por ejemplo, para el mismo patrón V_k , no siempre la predicción $S_{i,j}$ es positiva o negativa. Es posible que para el mismo patrón V_k , la predicción de signo $S_{i,j}$ tenga mayor tendencia a ser positiva que negativa.

Por lo tanto, la idea es encontrar predicciones subóptimas de NSP que mejor correspondan para un conjunto representativo de imágenes.

```

Inicializar ( $T_0, S, T_f$ )
Repetir
Repetir
   $S' = S$ 
  Perturbar( $S'$ )
  EvaluaSignoVecinosMatriz(subbanda, imagen,  $S'$ , nivelW)
  Si  $f(S') \geq f(S)$  entonces
     $S = S'$ 
  Fin-si
  Sino
    
$$P_{\text{aceptar}} = e^{\frac{f(S') - f(S)}{T_0}}$$

     $\alpha = \text{Aleatorio de } [0,1)$ 
    Si  $\alpha < P_{\text{aceptar}}$  entonces
       $S = S'$ 
    Fin si.
  Hasta alcanzar el equilibrio (Cadena de Markov)
 $T_0 *= \beta$ 
Hasta  $T_0 \leq T_f$ 

```

Fig. 3. Algoritmo Recocido Simulado para la predicción de los signos de los coeficientes wavelet.

El RS para un conjunto de vecinos ya identificados como buenos predictores de signo, obtiene para cada tipo de subbanda (HL, LH y HH), la distribución del mapa de signos con el objetivo de que se minimice la entropía (ver figura 6).

Inicializamos los parámetros del RS, T_0 representa la temperatura inicial, T_f representa la temperatura final y S representa la configuración de la solución inicial.

Mientras la T_0 sea menor o igual que la T_f , generamos un estado S' por medio de una perturbación del estado S , evaluamos la función objetivo de S' y si es mayor o igual que la función objetivo de S , el estado se acepta como estado actual, en caso contrario, se acepta o rechaza de acuerdo al criterio de aceptación de la función de probabilidad de Boltzmann (ver figura 4).

Para el criterio de aceptación generamos una variable α con la siguiente restricción $0 \leq \alpha < 1$, comparamos con la función de probabilidad de Boltzmann donde si $\alpha < P_{\text{aceptar}}$, aceptamos el estado S' como una solución posible del problema hasta alcanzar el equilibrio, esto es, si T_0 es muy grande, la probabilidad de aceptación será mayor, en caso contrario, la probabilidad de aceptación será muy cercana a cero y estaremos alcanzando el equilibrio.

$$P_{aceptar} = e^{\left(\frac{f(S')-f(S)}{T}\right)}$$

Fig. 4. Criterio de aceptación para la función de Boltzmann.

El vector resultante de la ejecución del algoritmo del RS es almacenado en un fichero de texto plano en el que indicamos la subbanda analizada y cual es la mejor predicción encontrada así como información relativa al número de ocurrencias¹ totales, números de ocurrencias por combinación, número de aciertos y fallos por combinación, etcétera.

4 Resultados experimentales

En esta sección analizamos el comportamiento de la codificación del signo implementando el predictor en un codificador de imágenes LTW. El algoritmo ha sido probado en un equipo de cómputo con las siguientes características: Procesador Intel Celeron Dual Core a 3.0 Ghz y 1 GB en memoria RAM.

Para estimar la correlación de los signos en un camino práctico, hemos descompuesto la transformada wavelet en 6 niveles. En los siguientes puntos realizamos una serie de análisis del algoritmo sobre un par de imágenes para la investigación científica.

Todos los datos resultantes del algoritmo de Recocido Simulado como entropía, número de ocurrencias, aciertos, fallos, etcétera, son idénticos con los resultados obtenidos por el algoritmo genético reportado en la literatura [6].

4.1 Análisis imagen Lena

El primer estudio del comportamiento del RS se realizó sobre una imagen estándar de prueba ampliamente utilizada para todo tipo de algoritmos de procesamiento de imágenes (compresión y eliminación de ruido) y relacionada con muchas publicaciones científicas, figura 5, se trata de una imagen con un alto nivel de detalle en tonos grises, cuyo tamaño es de 512 x 512 píxeles y con muy poca textura.

Hemos analizado cada una de las tres subbandas (HL, LH y HH), en un total de 87,360 coeficientes wavelet a analizar, del total de 262,144 coeficientes wavelet que tiene la imagen.

¹ Número de veces que ocurre un evento sobre un NSP.



Fig. 5. Imagen de Lena.

Uno de los principales objetivos a conseguir del algoritmo es la correcta predicción del signo por cada coeficiente analizado.

En la tabla 3 se muestra para cada tipo de subbanda HL, LH y HH, los resultados obtenidos en la predicción de signo por NSP utilizando tres vecinos. Los datos se han obtenido aplicando el RS con los siguientes parámetros: $T_0 = 1000$, $T_f = 0.98$, cadena de Markov = 3^3 , la configuración de la solución inicial es de forma aleatoria.

Tabla 3. Predicción de signo para la imagen de Lena.

Combinación	Vecino 1	Vecino 2	Vecino 3	Subbanda HL	Subbanda LH	Subbanda HH
				Predicción: N,N-N,O	Predicción: O,O-O,N	Predicción N,O,N-O
0	*	*	*	+	+	+
1	*	*	+	-	-	+
2	*	*	+	+	+	-
3	*	+	*	+	+	-
4	*	+	+	-	-	-
5	*	+	-	+	+	-
6	*	-	*	-	-	+
7	*	-	+	-	-	+
8	*	-	-	+	+	+
9	+	*	*	+	-	-
10	+	*	+	-	-	-
11	+	*	-	+	+	-
12	+	+	*	+	+	-
13	+	+	+	-	-	-
14	+	+	-	+	-	-
15	+	-	*	-	-	-
16	+	-	+	-	-	-
17	+	-	-	+	+	+
18	-	*	*	-	+	+
19	-	*	+	-	-	+
20	-	*	-	+	+	+
21	-	+	*	-	+	+
22	-	+	+	-	-	+
23	-	+	-	+	+	+
24	-	-	*	-	-	+
25	-	-	+	-	-	+
26	-	-	-	+	+	+

Para poder tener una medida comparativa de lo buena o mala que puede llegar a ser la predicción, desde un punto de vista probabilística, hacemos uso de la medida de la entropía.

En términos generales, podemos definir la entropía de un mensaje (datos del mensaje, suceso, predicción, etcétera), como el límite máximo al que se puede comprimir un mensaje, usando un enfoque símbolo a símbolo sin ninguna pérdida de información [12], el límite de compresión (en bits) es igual a la entropía multiplicada por la longitud del mensaje.

$$\begin{aligned}
 H(X) = E(I(X)) &= \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_a \left(\frac{1}{p(x_i)} \right) \\
 &= - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log_a p(x_i)
 \end{aligned}$$

Fig. 6. Definición formal de entropía.

Algunas técnicas de compresión como LZW² no usan probabilidades de los símbolos aislados, sino que usan las probabilidades conjuntas de pequeñas secuencias de símbolos para codificar el mensaje, por lo que pueden lograr un nivel de compresión mayor.

Hemos utilizado la técnica LZW sobre un codificador LTW agrupando los aciertos frente a las ocurrencias totales en una subbanda dada para el análisis. En la tabla 4 se muestran los resultados obtenidos para la imagen de Lena con la configuración antes mencionada. Como se puede observar, el mayor ahorro de compresión se obtiene en la subbanda HL con un ahorro de 1626.01 bits, mientras que los peores resultados se obtienen en la subbanda HH, con apenas un ahorro de 283.35 bits.

Tabla 4. Estudio de la entropía y ahorro en bps para la imagen Lena.

	SUBBANDA		
	HL	LH	HH
OCURRENCIAS	43131	36198	29685
ACIERTOS	26474	21953	16548
FALLOS	16657	14245	13137
PROBABILIDAD (%)	61.38044562	60.64699707	55.74532592
ENTROPIA(bits)	0.96230046	0.967039857	0.990454612
RATIO(bps)	41504.98116	35004.90875	29401.64515
AHORRO(bits)	1626.018844	1193.091249	283.3548515
GANANCIA(%)	3.769953963	3.29601428	0.954538829

² LZW. (Lempel-Ziv-Welch) es un algoritmo de compresión sin pérdida desarrollado por Terry Welch en 1984.

4.2. Análisis imagen Bárbara.

El segundo análisis es aplicado sobre otra imagen estándar de prueba ampliamente utilizada y mostrada en la figura 7, se trata de una imagen en tonos grises, cuyo tamaño es de 512 x 512 píxeles. En este caso, a diferencia de la imagen de Lena mostrada en la figura 5, ésta contiene mucha textura.



Fig. 7. Imagen de Bárbara.

Del mismo modo que ocurre para la imagen de Lena, en este caso también tendremos que analizar un total de 87,360 coeficientes distribuidos en las tres subbandas HL, LH y HH. En la tabla 5 se muestran, para cada tipo de subbanda, los resultados obtenidos en la predicción de signo por NSP utilizando tres vecinos. Los datos se obtuvieron aplicando el RS con los mismos parámetros que para la imagen de Lena. A diferencia de la tabla 3, hemos añadido los valores de la probabilidad de acierto y de fallo por NSP, como se puede observar hay NSP's en dos de las tres subbandas con una probabilidad de acierto superior al 80%.

Tabla 5. Predicción de signo para la imagen de Bárbara.

Combinación	Vecino 1	Vecino 2	Vecino 3	Subbanda HL		Subbanda LH		Subbanda HH				
				Predicción: N,N-N,O		Predicción: O,O-O,N		Predicción N,O,N-O				
				Acierto(%)	Fallo(%)	Acierto(%)	Fallo(%)	Acierto(%)	Fallo(%)			
0	*	*	*	+	51,27	48,73	+	50,16	49,84	-	50,19	49,81
1	*	*	+	-	68,37	31,63	-	66,06	33,94	+	51,67	48,33
2	*	*	-	+	72,48	27,52	+	66,58	33,42	-	51,08	48,92
3	*	+	*	+	50,34	49,66	+	56,68	43,32	-	63,69	36,31
4	*	+	+	-	75,87	24,13	-	71,31	28,69	-	61,49	38,51
5	*	+	-	+	64,16	35,84	+	60,05	39,95	-	61,32	38,68
6	*	-	*	+	52,59	47,41	-	52,89	47,11	+	63,43	36,57
7	*	-	+	-	64,20	35,80	-	56,12	43,88	+	66,20	33,80
8	*	-	-	+	78,77	21,23	+	71,84	28,16	+	61,65	38,35
9	+	*	*	-	52,16	47,84	+	56,34	43,66	-	60,29	39,71
10	+	*	+	-	77,90	22,10	-	62,21	37,79	-	63,12	36,88
11	+	*	-	+	68,93	31,07	+	68,64	31,36	-	62,32	37,68
12	+	+	*	+	59,21	40,79	+	60,96	39,04	-	77,11	22,89
13	+	+	+	-	71,37	28,63	-	63,78	36,22	-	59,97	40,03
14	+	+	-	+	74,28	25,72	+	69,33	30,67	-	78,05	21,95
15	+	-	*	-	63,53	36,47	-	56,31	43,69	+	53,81	49,19
16	+	-	+	+	81,55	18,45	-	70,02	29,98	-	63,37	36,63
17	+	-	-	+	55,80	44,20	+	65,21	34,79	+	57,13	42,87
18	-	*	*	+	56,38	43,62	-	56,05	43,95	+	58,41	41,59
19	-	*	+	-	64,00	36,00	-	70,19	29,81	+	65,06	34,94
20	-	*	-	+	80,17	19,83	+	62,29	37,71	+	61,47	38,53
21	-	+	*	+	67,46	32,54	+	55,58	44,42	-	50,33	49,67
22	-	+	+	-	52,61	47,39	-	64,05	35,95	-	54,59	45,41
23	-	+	-	+	82,09	17,91	+	71,83	28,17	+	65,77	34,23
24	-	-	*	-	53,68	46,32	-	65,91	34,09	+	74,61	25,39
25	-	-	+	-	73,92	26,08	-	68,16	31,84	+	80,00	20,00
26	-	-	-	+	73,80	26,20	+	65,20	34,80	+	52,30	47,70

En la tabla 6 se presentan los resultados obtenidos en cuanto al nivel de compresión para la imagen Bárbara. Del mismo modo como ocurre para la imagen Lena, se puede observar que el mayor ahorro de compresión se obtiene en la subbanda HL con un ahorro de 3439.72 bits, mientras que los peores resultados se obtienen en la subbanda HH con un ahorro de 1767.01 bits

Tabla 6. Estudio de la entropía y ahorro en bps para la imagen Bárbara

	SUBBANDA		
	HL	LH	HH
OCURRENCIAS	40808	53391	37876
ACIERTOS	27310	34351	23728
FALLOS	13498	19040	14148
PROBABILIDAD (%)	66.92315232	64.33855893	62.64653078
ENTROPÍA(bits)	0.915709596	0.93983696	0.95334751
RATIO(bps)	37368.27718	50178.83514	36108.99028
AHORRO(bits)	3439.722817	3212.164862	1767.009723
GANANCIA(%)	8.429040425	6.016303988	4.665249032

En el figura 8 se muestra una comparativa de los datos obtenidos de la imagen Lena frente a los obtenidos con la imagen Bárbara. En ella podemos observar cómo para las tres subbandas el porcentaje de ganancia en bits obtenida para el caso de Bárbara es

bastante superior a Lena. En cuanto a los valores para la entropía y la probabilidad de acierto, en ambos casos los valores obtenidos son similares.

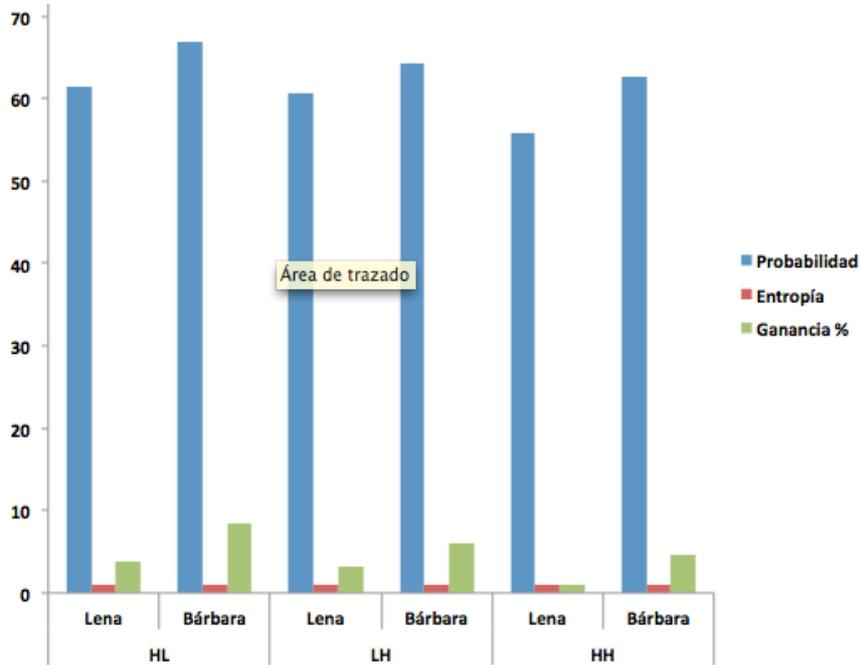


Fig. 8. Comparativa Lena y Bárbara

Trabajo futuro.

Realizar un estudio más exhaustivo tomando como base de predicción extender el número de vecinos para analizar la predicción de signo de los coeficientes wavelet a un número mayor a tres. En este caso aumentaríamos el espacio de soluciones y conseguiríamos realizar mejores predicciones para reducir la codificación del signo.

Optimizar el RS sintonizando las variables en busca de mejorar la eficiencia del mismo y la eficacia en base a la extensión del número de vecinos dentro de la predicción de signo de los coeficientes wavelet a un número mayor a tres.

Conclusiones

Se comprueba de forma experimental que el algoritmo RS es eficaz en la predicción de signos para maximizar la función objetivo obteniendo buenos resultados al comparar estos con un algoritmo genético reportado en la literatura.

Referencias.

- [1] A. Fernandez Sarría. Estudio de Técnicas Basadas en la Transformada Wavelet y Optimización de sus Parámetros para la Clasificación por Texturas de Imágenes Digitales. Tesis Doctoral. Universidad Politécnica de Valencia. (2007)
- [2] J. Colom Palero. Estudio e Implementación de la Transformada Wavelet para la Compresión de Imágenes y Video. Tesis doctoral. Universidad Politécnica de Valencia. (2001)
- [3] ISO/IEC 15444-1: JPEG2000 Image Coding System (2000)
- [4] J. Shapiro. A Fast Technique for Identifying Zero Trees in the EZW Algorithm. (1996)
- [5] X.Wu, High-Order Context Modeling and Embedded Conditional Entropy Coding of Wavelet Coefficients for Image Compression. (1997)
- [6] R. García, O. López. On the Use of Genetic Algorithms to Improve Wavelet Sign Coding Performance. (2011)
- [7] J. Oliver, M. P. Malumbres, Low-Complexity Multiresolution Image Compression using Wavelet Lower Trees. (2006)
- [8] G. M. Morton, A Computer Orients Geodetic Data Base and New Technique in File Sequencing. (1996)
- [9] Kirkpatrick S. Optimization by Simulated Annealing. (1983)
- [10] N. Metropolis, Equation of State Calculations by Fast Computing Machines. The Journal of Chemical Physics. (1953)
- [11] Laarhoven V. Simulated Annealing: Theory and Application. (1992)
- [12] Shannon. A mathematical Theory of Communication. (1948)