KWANTYZACJA WEKTOROWA

Karol Działowski Wojciech Olejnik Paweł Kalicki

Zachodniopomorski Uniwersytet Technologiczny

31 stycznia 2021

Streszczenie

Problem kompresji plików multimedialnych jest kluczowy w akwizycji, przechowywaniu i przesyłaniu takiego rodzaju danych. Większośc multimediów z jakimi mamy do czynienia jest poddawana kompresji.

W ramach zajęć Zespołowy projekt badawczy 2 zaimplementowano algorytm kompresji bazujący na kwantyzacji wektorowej oraz stworzono raport opisujący podstawy teoretyczne zaproponowanego rozwiązania.

W procesie kompresji wykorzystywana jest kwantyzacja wektorowa z usuniętymi średnimi. Słownik służący kwantyzacji zbudowany jest za pomocą algorytmu LBG. Usunięte średnie z kwantyzacji wektorowej zostały poddane kompresji przy użyciu kodowania różnicowego i koderu Golomba.

Podczas realizacji projektu przeprowadzono badania dotyczące pojedynczych elementów zaproponowanej kompresji. Zaproponowany algorytm jest gorszy od standardu JPEG pod względem podobieństwa do obrazu oryginalnego porównanego zgodnie z metryka PSNR dla takich samych współczynników kompresji.

Spis treści

1	Wst	5ęp	3
2	Opi	s projektu	3
	2.1	Metodologia pracy	3
3	Wst	sęp teoretyczny	4
	3.1	Kwantyzacja wektorowa	4
	3.2	Ogólny przebieg etapów pracy kwantyzatora wektorowego	4
		3.2.1 Kwantyzacja wektorowa z usuniętą średnią	6
	3.3	Inicjalizacja książki kodowej	7
	3.4	Algorytmy budowy słownika	9
		3.4.1 Algorytm popularności	9
		3.4.2 Algorytm Lindego-Buza-Graya	9
	3.5	Miary podobieństwa obrazów	10
		3.5.1 PSNR	10
		3.5.2 SSIM	11
		3.5.3 FSIM	11
		3.5.4 RMSE	13
		3.5.5 NRMSE	13
	3.6	Miary kompresji	13
		3.6.1 CR	13
		3.6.2 BPP	14
	3.7	Kodowanie rożnicowe	14
	3.8	Kodowanie Golomba	15
4		perymenty w zakresie zaimplementowanych algorytmów oraz całego procesu npresji	16
	4.1	Jaki procent stanowi dana rozdzielczość obrazu względem wielkości zdefiniowanego słownika?	16
	4.2	Algorytm LBG z losową inicjalizacją słownika	17
		4.2.1 Wyznaczenie optymalnej liczby iteracji w algorytmie budowy słownika LBG .	19
	4.3	Algorytm MRVQ z losową inicjalizacją słownika	20
	4.4	Kodowanie różnicowe	22
	4.5	Kompresja z koderem Golomba	25
	4.6	Porównanie z JPEG	27
5	Pod	Isumowanie	28

1. Wstęp

Kompresja danych multimedialnych ma ogromne znaczenia w dobie internetu. Rozwój algorytmów kompresji nie jest jednak zakończony. Tymi zagadnieniami zajmują się nie tylko naukowcy ale także inżynierowie z światowych marek technologicznych z branż takich jak streaming wideo, produkcji sprzętu czy twórcy systemów operacyjnych [1].

W tej pracy zajmować się będziemy kompresją obrazów w odcieni szarości. Istnieje wiele metod kompresji, które mają ugruntowaną pozycję na rynku. Są to między innymi standard JPEG, PNG czy WebP [2]. Nasze podejście polegać będzie na wykorzystaniu kwantyzacji i innych pomocniczych algorytmów które będą połączone w cały proces kompresji stratnej.

Kwantyzacja polega na przyporządkowaniu wartościom sygnału ciągłego wartości dyskretnych należących do skończonego zbioru. Przedział wartości sygnału dzielony jest na zbiór przedziałów. Zazwyczaj przedziały mają taką samą wielkość (kwantyzacja liniowa). Stosuje się też kwantyzację nieliniową, gdzie przedziały nie są równomiernie podzielone.

Z każdym przedziałem powiązany jest określony poziom kwantyzacji. Gdy wartość sygnału wejściowego należy do danego przedziału przyporządkowuje mu się odpowiednią wartość kwantyzacji.

Podczas procesu kwantyzacji powstają błędy kwantyzacji wynikające z różnicy rzeczywistej wartości od wartości kwantyzacji. Błędy te objawiają się w postaci tak zwanego szumu kwantyzacji. Im większe przedziały kwantyzacji tym mniejsza jej dokładność i tym większy jest szum kwantyzacji. W przetwarzaniu analogowo-cyfrowym dokładność liniowej kwantyzacji jest określona przez liczbę bitów wykorzystywanych do zapisu skwantyzowanej wartości. Zwiększenie liczby bitów prowadzi do zwiększenia liczby przedziałów, co w rezultacie prowadzi do dokładniejszego odwzorowania sygnału [3].

2. Opis projektu

Celem projektu było stworzenie aplikacji umożliwiającej przeprowadzanie kwantyzacji wektorowej oraz przeprowadzenie badań zaimplementowanych metod.

Podczas zajęć stworzono rozwiązanie end-to-end, które realizuje kompresję obrazów w skali szarości wykorzystując kwantyzację wektorową z usuniętymi średnimi [4], algorytm budowy słownika LBG [5] oraz kodowanie różnicowe [6] i koder Golomba [7]. Oprócz kompresji do pliku zaimplementowano etap rekonstrukcji obrazu z kodu binarnego udowadniając poprawność działania procesu kompresji.

W rozdziale trzecim wyłożono teorię potrzebną do implementacji wykorzystanych metod. Rozdział czwarty przedstawia badania empiryczne na zaimplementowanych metodach i algorytmach.

Praca została wykonana na kursie Zespołowy projekt badawczy 2 w semestrze zimowym 2020/21. Kod źródłowy tego raportu oraz zaimplementowanych metod i przeprowadzonych badań dostępny jest pod adresem https://github.com/karlosos/image_vector_quantization.

2.1. Metodologia pracy

W ramach zespołu dokonaliśmy podziału pracy zgodnie z trzema rolami. Pierwszą z nich była rola dokumentalisty, która polegała na zbieraniu i opracowywaniu materiałów w postaci tego dokumentu. Druga rola to "zdobywacz wiedzy", która w założeniu miała za zadania akwizycję wiedzy i jej przekazywanie pozostałym członkom zespołu. Trzecia rola to klasyczny programista mający za zadanie implementację opracowanych algorytmów.

Podział ról wyglądał następująco:

- Karol Działowski programista i dokumentalista,
- Wojciech Olejnik dokumentalista i zdobywacz wiedzy,
- Paweł Kalicji programista i zdobywacz wiedzy.

W przypadku naszego zespołu taki podział ról się nie sprawdził i nie był ściśle przestrzegany. Do podziału pracy w ramach zespołu wykorzystano podejście elastyczne. Opierało się na transparentnym spisie zadań na współdzielonej tablicy, gdzie po każdych zajęciach dodawano nowe zadania. Ponadto jeden z członków zespołu był odpowiedzialny za integrację całego projektu, kontakt z prowadzącym oraz kontrolę nad współdzieloną tablicą.

Rola "zdobywacza wiedzy" w praktyce nie była realizowana. Materiały niezbędne do implementacji w większości były dostarczane nam przez prowadzącego. Dodatkowo próbowaliśmy pomijać wymianę wiedzy pomiędzy członkami zespołu, co mogło przełożyć się na mniejszą produktywność zespołu.

3. Wstęp teoretyczny

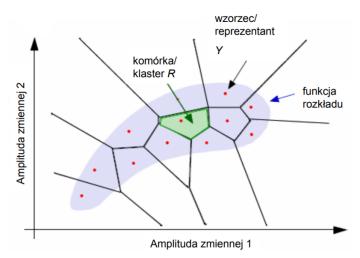
W tym rozdziale przedstawione zostały opisy teoretyczne wykorzystanych metod w procesie kompresji. Głównym elementem naszej pracy jest kwantyzacja wektorowa.

3.1. Kwantyzacja wektorowa

Kwantyzacja wektorowa (ang. vector quantization) polega na podziale wielowymiarowych przestrzeni na obszary i przyporządkowanie każdemu obszarowi odpowiedniego poziomu kwantyzacji. Obszary reprezentowanego są w formie wektorów. Jednym z zastosowań kwantyzacji wektorowej jest kompresja obrazów.

W celu kwantyzacji obraz dzielony jest na obszary o zadanym rozmiarze, np. 4×4 pikseli, co tworzy wektory o długości 16. Budowana jest książka kodowa reprezentująca poziomy kwantyzacji na podstawie wyznacznych wektorów. Dla każdego obszaru detekcyjnego przyporządkowuje się indeks wyznaczonego najbliższego poziomu kwantyzacji. Przykład podziału dwuwymiarowej przestrzeni danych na klastry przedstawiono na rysunku (1).

Jakość kwantyzacji zależy od długości wektorów i doboru książki kodowej. Na jakość książki kodowej wpływa proces jej budowy oraz liczba elementów w książce kodowej.



Rysunek 1: Przykład podziału dwuwymiarowej przestrzeni danych na klastry grupujące według słownika. Źródło [8].

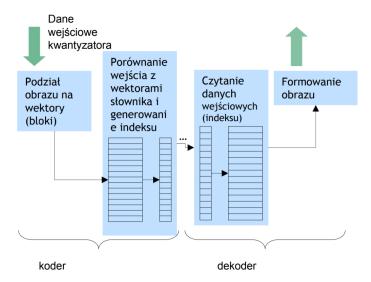
3.2. Ogólny przebieg etapów pracy kwantyzatora wektorowego

- 1. Formowanie danych wejściowych do postaci K wektorów v wymiarowych (etap wstępny).
- 2. Faza klasteryzacji: podział wszystkich wektorów wejściowych i konstrukcja książki kodowej (słownika) zawierającej p najbardziej reprezentatywnych wektorów całego zbioru danych,

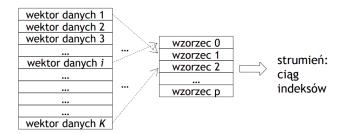
tzw. wektorów kodowych. Konstrukcja książki kodowej może być wykonana w fazie wstępnej na podstawie zbioru treningowego lub dynamicznie we właściwej fazie kwantyzacji. Faza klasteryzacji jest kluczowym etapem kwantyzacji wektorowej.

3. Faza indeksowania: przyporządkowanie każdemu wektorowi wejściowemu jednego wektora ze słownika i reprezentowanie wektora wejściowego indeksem słownika. Etap przedstawiono na rysunku (3).

Ogólny schemat kwantyzacji przedstawiono na rysunku (2).



Rysunek 2: Ogólny schemat pracy kwantyzatora. Źródło [8].



Rysunek 3: Porównywanie wektorów danych z wektorami ze słownika. Źródło [8].

Problemy jakie możemy napotkać podczas kwantyzacji wektorowej:

- 1. Wybór odpowiedniej funkcji odległości w przestrzeni wektorowej.
- 2. Struktura książki kodowej (prosta struktura w postaci tablicy jest nieefektywna do przeglądania).

Sparametryzowany wzór pliku wynikowego Plik wynikowy kwantyzacji wektorowej składa się ze słownika o określonej długości K oraz wartości przyporządkowanych indeksów do każdego bloku. Każdy element słownika reprezentowany jest przez wektor o długości v, który zapisywany jest na $v \cdot 8$ bitach.

Każdy blok jest opisywany przez indeks, który można zapisać na $\log_2(K)$ bitach. Przykładowo dla słownika 512 elementowego każdy wektor będzie reprezentowany przez indeks zapisany na 9 bitach.

Dla rozmiaru o wielkości $m \times n$, długości słownika K i wielkości wektora wyrażanej przez v otrzymujemy słownik o rozmiarze

$$dict_size = K \cdot v \cdot 8 \quad [bit\acute{o}w]. \tag{1}$$

Każdy blok przechowujący indeks ma rozmiar:

$$block_size = log_2(K)$$
 [bitów]. (2)

Dla obrazie o wielkości $m \times n$ otrzymujemy $\frac{mn}{n}$ bloków. Cały obraz zapisany na:

$$file_size = dict_size + \frac{mn}{v} \cdot block_size \quad [bit\'ow]. \tag{3}$$

3.2.1. Kwantyzacja wektorowa z usuniętą średnią

Kwantyzacja wektorowa z usuniętą średnią (ang. mean-removed vector quantization (MRVQ)) jest zmodyfikowaną wersją schematu kwantyzacji wektorowej [4].

Celem MRVQ jest zapewnienie lepszej jakości obrazu od klasycznej kwantyzacji. Jest to osiągane za pomocą dodatkowej informacji jaką jest wartość średnia piksela dla każdego bloku. Ceną takiego podejścia jest spadek stopnia kompresji ze względu na konieczność przechowywania dodatkowych 8 bitów przechowujących wartość średnia dla każdego bloku.

Schemat kwantyzacji wektorowej z usuniętą średnią jest analogiczny do klasycznej kwantyzacji wektorowej. Algorytm kodowania składa się z następujących kroków:

- 1. Stworzenie bloków (wektorów) z obrazu wejściowego.
- 2. Wyliczenie wartości średniej każdego bloku.
- 3. Stworzenie bloków resztkowych poprzez usunięcie średniej od każdej wartości bloku.
- 4. Budowa książki kodów resztkowych (ang. $residual\ codebook\ (RCB))$ na przykład korzystając z algorytmu LBG.
- 5. Skojarzenie z każdym blokiem resztkowym pary indeksu najbliższego wektora resztkowego z książki kodowej oraz średniej danego bloku.

Wartość średnia bloku bm dla każdego bloku obrazu x i wektorów o długości k jest obliczana za pomocą wyrażenia:

$$bm = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^{k-1} x_i, \tag{4}$$

Źródło: [4]

Algorytm dekodowania składa się z następujących kroków:

- 1. Przyporządkowanie każdemu blokowi obrazu opisanego przez parę (indeks, średnia) odpowiedniego bloku resztkowego przechowywanego w ksiażce kodów resztkowych.
- 2. Dodanie do każdego elementu odczytanego bloku przechowywaną wartość średnią.

Sparametryzowany wzór na długość pliku wynikowego Plik wynikowy budowany jest analogicznie do pliku wynikowego przedstawionego w sekcji 3.2 z tą różnicą, że dla każdego bloku przechowującego indeks musimy przechowywać też usuniętą średnią, która zapisana jest na 8 bitach.

Każdy blok przechowujący indeks ma rozmiar:

block size =
$$log_2(K) + 8$$
 [bitów]. (5)

W związku z odejmowaniem wartości średniej od każdego piksela w bloku musimy brać pod uwagę przechowywanie liczb ujemnych. Z tego względu pojedynczy element wektora resztkowego zapisywany jest na 9 bitach względem 8 bitów w podejściu klasycznym. Zdefiniujmy nowy wzór na rozmiar słownika:

$$dict size = K \cdot v \cdot 9 \quad [bitów]. \tag{6}$$

Łącząc wzór na wielkość słownika w bitach (6) oraz wzór na reprezentację pojedynczego wektora w bitach (5) otrzymujemy:

$$file_size = dict_size + \frac{mn}{v} \cdot block_size \quad [bit\'ow], \tag{7}$$

dla rozmiaru o wielkości $m \times n$, długości słownika K i wielkości wektora wyrażanej przez v.

3.3. Inicjalizacja książki kodowej

W procesie kwantyzacji wektorowej ważną rolę odgrywa proces inicjalizacji książki kodowej. Ma to znaczenie w procesie budowy książki kodowej, gdzie efektywność zależy od początkowych wartości [9]. Źle dobrane wartości inicjalizacyjne mogą przeszkadzać w zbieżności algorytmu.

Podstawowymi metodami inicjalizacji książki kodowej są:

- 1. metoda losowania,
- 2. metoda grupowania najbliższych sąsiadów (ang. PNN pairwise nearest neighbour),
- 3. metoda rozdzielania (ang. splitting).

Metoda losowa polega na wylosowaniu N wektorów, gdzie N jest liczba całkowitą. Rozwiązanie jest wykorzystywane gdy posiada się mało informacji na temat danych wektorowych lub liczy się szybkość inicjalizaci.

Druga metoda tworzenie słownika, czyli metoda grupowania najbliższych sąsiadów pozwala osiągnąć lepsze wyniki niż metoda losowa, ale za to jest dużo bardziej czasochłonna. Polega ona na tworzeniu coraz liczniejszych grup zaczynając od jednoelementowej, związanej z każdym wektorem sekwencji. W następnych iteracjach wyznaczamy najbliższe grupy, czyli liczymy odległości pomiędzy środkami poszczególnych grup. Następnie dwie najbliższe sobie grupy zostają połączone tak aby zmniejszać liczbę grup.

Algorytm metody PNN:

1. Rozważamy zestaw N wektorów treningowych w przestrzeni euklidesowej K-wymiarowej. Zadaniem konstrukcji książki kodowej jest odnalezienie zestawu wektorów kodowych M poprzez minimalizację średniej kwadratowej odległości M pomiędzy wektorami treningowymi T_i a ich reprezentatywnymi wektorami z książki kodowej C_i :

$$D = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{M} \sum_{T_i \in \mathbb{S}_1} ||T_i - C_j||^2$$
(8)

2. $S = S_1,...,S_m$ definiuje grupowanie zestawu treningowego T. Dla danego kodeksu C. Optymalne grupowanie może być zbudowane poprzez przypisanie każdego wektora T_i do klastra j_0 dla którego:

$$||T_i - C_{j0}||^2 = \min_{j_1, \dots, M} ||T_i - C_j||^2$$
(9)

3. Metoda ta rozpoczyna się od zainicjowania każdego wektora szkoleniowego T_i jako własny klaster S_i . Na każdym etapie algorytmu, dwa najbliższe klastry (S_a i S_b) są przeszukiwane

i łączone. Odległość (koszt połączenia) d pomiędzy dwoma klastrami jest definiowany jako wzrost zniekształcenia książki kodowej w przypadku połączenia klastrów:

$$d(S_a, S_b) = \frac{n_a n_b}{n_a + n_b} ||C_a - C_b||^2$$
(10)

4. Wybrane klastry S_a i S_b są następnie łączone. Wielkość połączonego klastra $S_a + S_b$ wynosi $n_{a+b} = n_a + n_b$, a odpowiednim wektorem kodu jest centroid wektorów szkoleniowych w klaster. Można go obliczyć jako średnią ważoną C_a i C_b :

$$C_{a+b} = \frac{n_a C_a + n_b C_b}{n_a + n_b} \tag{11}$$

5. Wystarczy zatem utrzymać tylko centroidy klastra C_i i rozmiary klastrów n_i w realizacji algorytmu. Proces łączenia jest powtarzany do momentu aż książka kodowa osiągnie rozmiar M.

gdzie:

T - Zestaw N wektorów treningowych $T = [T_1, T_2, \dots, T_N]$

C - Książka kodowa wektorów $C = [C_1, C_2, \dots, C_m]$

M - Rozmiar książki kodowej

K - Wymiar wektorów

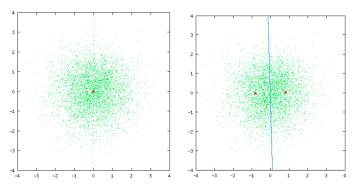
 S_i - Klaster (zestaw) wektorów treningowych n_i

 NN_i - Indeksy najbliższego sąsiada klastra S_i

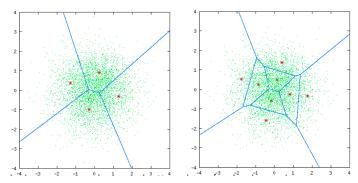
 d_i - Zwiększenie zniekształcenia w przypadku połączenia klastrów S_i i NN_i

 R_i - Wskaźnik ważności. R_i = true jeśli d_i jest poprawne. [10]

Ostatnia wymieniona metoda jaką jest metoda rozdzielania polega na szukaniu optymalnej książki. Konstrukcja rozpoczyna się od pojedynczego wektora – centroidu zbioru uczącego. W i-tym kroku dokonywany jest (w drodze dodawania zaburzenia) podział każdego z wektorów kodowych na dwa wektory. Po takim rozdzieleniu uzyskana konfiguracja regionów decyzyjnych jest optymalizowana przez algorytm LBG, po czym dokonywany jest kolejny rozdział, etc.



Rysunek 4: Konstrukcja słownika metodą rozdzielania. Kolejne etapy konstrukcji wektorów kodowych (zaznaczone czerwonymi punktami) na zbiorze uczącym (zaznaczony kolorem zielonym). Źródło [8].



Rysunek 5: Konstrukcja słownika metodą rozdzielania. Kolejne etapy konstrukcji wektorów kodowych (zaznaczone czerwonymi punktami) na zbiorze uczącym (zaznaczony kolorem zielonym). Źródło [8].

3.4. Algorytmy budowy słownika

3.4.1. Algorytm popularności

Algorytm popularności jest prostym algorytmem generacji książki kodowej. Opisuje się go w sposób następujący:

- wektorami kodowymi staje się ustalona liczba wektorów danych najczęściej występujących w obrazie (konieczne jest ustalenie progu liczby wystąpień),
- algorytm wyróżnia się stosunkowo małą złożonością obliczeniową i prostotą implementacji,
- wadą podstawowej wersji algorytmu popularności jest wprowadzanie do książki kodowej
 podobnych wartości (dominujących). Redukcję rozmiaru książki uzyskać można przez
 usunięcie bliskich (w sensie przyjętej metryki) wektorów i wprowadzenie kolejnych wektorów
 pod wzgledem liczby wystąpień.



Rysunek 6: Przykład kwantyzacji wektorowej przeprowadzonej z książką kodową skonstruowaną zgodnie z algorytmem popularności. Efekt kwantyzacji wektorowej z książkami kodowymi rozmiaru odpowiednio: 16, 32 oraz 64. Źródło [11].

3.4.2. Algorytm Lindego-Buza-Graya

Algorytm Lindego-Buza-Graya (LBG), powstał 1980, służy on do generowania książki kodowej [5]. W celu wyznaczenia książki kodowej należy:

- \bullet określić wektory danych zbioru uczącego. Spośród wszystkich N wektorów wejściowych wybrać losowo K wektorów stanowiących wstępną wersję słownika,
- \bullet korzystając z metryki euklidesowej, d(X,Y), dokonać klasteryzacji wektorów danych wokół słów kodowych bieżącej wersji słownika

– wybrać każdy kwadrat z obrazu o rozmiarze (4×4) i sprawdzić, któremu reprezentantowi ze słownika jest najbliżej do aktualnego kwadratu. Każdy piksel wewnątrz tego kwadratu należy porównać ze sobą i wyliczyć ich różnice w kwadracie.

$$d(B_m, C_i) < d(B_m, C_i) \tag{12}$$

gdzie:

 B_m - blok obrazu,

 C_i - słowo kodowe ze słownika

 C_i - kolejne słowo kodowe ze słownika

- następnie należy obliczyć sumę różnic 16 kwadratów
- sprawdzić kwadrat obrazu z każdym reprezentantem słownika
- przypisać wybrany kwadrat do reprezentanta słownika
- wyznaczyć globalny błąd kwantyzacji popełniony w bieżącej iteracji czyli wykonujemy sumowanie wszystkich znalezionych odległości miedzy poszczególnymi kwadratami a centroidami z słownika

$$e = \sum_{i=1}^{K} \sum_{X \in \mathbb{R}} d(X, Y_i)$$

$$\tag{13}$$

- sprawdzić czy popełniany błąd zmienił się względem poprzedniej iteracji jeśli nie ma to kończymy algorytm (dla uproszczenia ustaliliśmy, że liczbę iteracji będzie podawana z ręki)
- wyznaczyć centroidy każdego regionu decyzyjnego i uczynić je wektorami kodowymi kolejnej iteracji słownika. Przejść do kroku 2.

Problemy tego algorytmu:

- wrażliwość na inicjalną postać książki kodowej
- problem pustych przedziałów

3.5. Miary podobieństwa obrazów

3.5.1. PSNR

Szczytowy stosunek sygnału do szumu, (ang. peak signal-to-noise ratio (PSNR)) – stosunek maksymalnej mocy sygnału do mocy szumu zakłócającego ten sygnał.

Najczęściej PSNR stosowany jest do oceny jakości kodeków wykorzystujących stratną kompresję obrazków. W takim przypadku sygnałem są nieskompresowane dane źródłowe, a szumem – artefakty (zniekształcenia) spowodowane zastosowaniem kompresji stratnej.

W celu wyznaczenie PSNR, należy najpierw obliczyć współczynnik MSE (błąd średniokwadratowy) bazując na obu porównywanych obrazkach za pomocą wzoru:

$$MSE = \frac{1}{N \cdot M} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} ([f(i,j) - f'(i,j)]^{2}$$
(14)

gdzie:

N, M - wymiary obrazu w pikselach,

f(i,j) - wartość piksela o współrzędnych i(i,j) obrazu oryginalnego

 $\boldsymbol{f}'(i,j)$ - wartość piksela o współrzędnych i(i,j)obrazu skompresowanego

Następnie wyliczoną wartość MSE należy podstawić do końcowego wzoru:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \frac{[\max(f(i,j))]^2}{MSE}$$
(15)

gdzie:

 $\max(f(i,j))$ - wartość maksymalna danego sygnału; w przypadku obrazów zwykle jest to wartość stała, np. dla obrazów monochromatycznych o reprezentacji 8-bitowej wynosi 255.

3.5.2. SSIM

Podobieństwo strukturalne miarą indeksu (ang. structural similarity index measure) jest to metoda, która służy do pomiaru podobieństwa między dwoma obrazami. Indeks SSIM to pomiar jakości obrazu bazowego (nieskompresowanego) do obrazu po przekształceniach. SSIM to model oparty na percepcji, który traktuje degradację obrazu jako postrzeganą zmianę w informacjach strukturalnych, przy jednoczesnym uwzględnieniu ważnych zjawisk percepcyjnych, w tym zarówno terminów maskowania luminancji, jak i maskowania kontrastu. Różnica w stosunku do innych technik, takich jak MSE lub PSNR, polega na tym, że te podejścia szacują błędy bezwzględne. Idea informacji strukturalnych polega na tym, że piksele mają silne współzależności, zwłaszcza gdy są znajdują się blisko siebie w przestrzenni. Zależności te niosą ważne informacje o strukturze obiektów na scenie wizualnej [12].

Algorytm SSIM:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + c_1) \cdot (2\delta_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1) \cdot (\delta_x^2 + \delta_x^2 + c_2)}$$
(16)

gdzie:

 μ_x - średnia x

 μ_y - średnia y

 δ_x^2 - odchylenie od x

 δ_y^2 - odchylenie od y

 δ_{xy} - kowariancja x i y

3.5.3. FSIM

Zastosowanie wskaźnika podobieństwa funkcji (ang. A Feature Similarity Index) do oceny jakości obrazu, jest zagadnieniem skoncentrowanym wokół pomiaru podobieństwa między dwoma obrazami. W celu interpretacji danego wskaźnika wymagane jest wyjaśnienie dwóch pojęć: zgodności fazowej (PC) oraz wielkości gradientu (GM) [13].

Zgodność fazowa (ang. *Phase Congruency)* (PC): Nową metodą wykrywania cech obrazu jest zgodność fazowa. Ważną cechą charakterystyczną zgodności fazowej jest to, że jest stała dla zmiennych wartości światła na obrazie. Wskaźnik ten podkreśla cechy obrazu w częstotliwości fazowej. Jest to wartość niezmienna dla kontrastu. Na podstawie metody opisanej przez P. Kovesi, szeroko stosowanej w literaturze, można wyznaczyć wzór na obliczanie mapy zgodności fazowej dla obrazu [14]:

$$PC(x) = \frac{|E(x)|}{(\varepsilon + \sum_{n} A_n(x))}$$
(17)

Wielkość gradientu (ang. *Gradient Magnitude*) (GM): Obliczanie gradientu obrazu jest bardzo tradycyjnym tematem w cyfrowym przetwarzaniu obrazu. Maski splotu są używane do wyrażania operatorów gradientu. Istnieje wiele masek konwolucyjnych do pomiaru gradientów. Jeśli

f(x) jest obrazem, a Gx oraz Gy to odpowiednio jego gradient poziomy i pionowy. Wtedy wielkośc gradientu f(x) można zdefiniować następująco [15]:

$$\sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{18}$$

Algorytm FSIM [16]: Obliczanie indeksu FSIM składa się z dwóch etapów. W pierwszym etapie obliczana jest lokalna mapa wartości, a następnie w drugim etapie łączy się lokalne mapy podobieństwa w jeden wynik. Wyliczany jest następnie oddzielny pomiar podobieństwa cech pomiędzy $f_1(x)$ i $f_2(x)$ obliczając wartości po dwie składowe na pomiar dla PC lub GM. Najpierw, miara podobieństwa dla $PC_1(x)$ i $PC_2(x)$ jest zdefiniowana jako:

$$S_{PC}(x) = \frac{2PC_1(x) \cdot PC_2(x) + T_1}{PC_1^2(x) + PC_2^2(x) + T_1}$$
(19)

gdzie:

 T_1 - dodatnia stała zwiększająca stabilność S_PC

Podobnie porównuje się wartości GM $G_1(x)$ i $G_2(x)$, a miarę podobieństwa definiuje się jako:

$$S_G(x) = \frac{2G_1(x) \cdot G_2(x) + T_2}{G_1^2(x) + G_2^2(x) + T_2}$$
(20)

gdzie:

 T_2 - dodatnia stała zależna od dynamicznego zakresu wartości GM

Następnie $S_{PC}(x)$ i $S_{G}(x)$ są łączone, aby uzyskać podobieństwo $S_{L}(x)$ z $f_{1}(x)$ i $f_{2}(x)$. $S_{L}(x)$ jest definiowane jako:

$$S_L(x) = [S_{PC}(x)]^{\alpha} \cdot [S_G(x)]^{\beta}$$
(21)

gdzie:

 α , β - parametry używane do dostosowania względnego znaczenia cech PC i GM

Po uzyskaniu podobieństwa $S_L(x)$ w każdym miejscu x można obliczyć całkowite podobieństwo między f_1 i f_2 . Jednak różne lokalizacje mają różny wpływ na postrzeganie obrazu przez HVS (ludzki system widzenia). Na przykład lokalizacje krawędzi przekazują ważniejsze informacje wizualne niż lokalizacje na gładkim obszarze. Ponieważ ludzka kora wzrokowa jest wrażliwa na struktury zgodne fazowo [17], wartość PC w danej lokalizacji może odzwierciedlać prawdopodobieństwo, że jest to dostrzegalnie istotny punkt obrazu. Intuicyjnie, dla danej lokalizacji x, jeśli którykolwiek wartość z $f_1(x)$ i $f_2(x)$ ma znaczącą wartość PC, oznacza to, że ta pozycja x będzie miała duży wpływ na HVS w ocenie podobieństwa między f_1 i f_2 . Dlatego używa się wartości maksymalnych $PC_m(x) = max(PC_1(x), PC_2(x))$, aby nadać wagę parametrowi $S_L(x)$ w ogólnym podobieństwie między f_1 i f_2 , i odpowiednio zdefiniowano indeks FSIM między f_1 i f_2 w sposób przedstawiony poniżej:

$$FSIM = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega} S_L(\mathbf{x}) \cdot PC_m(\mathbf{x})}{\sum_{\mathbf{x} \in \Omega} PC_m(\mathbf{x})}$$
(22)

gdzie:

 Ω - dziedzina przestrzeni obrazu

3.5.4. RMSE

Podstawowy błąd średniokwadratowy (RMSE) - jest to reguła, która mierzy średnią wielkość błędu. Jest to pierwiastek kwadratowy każdej różnicy między prognozowaną a odpowiadającą jej wartościom, podniesiona do kwadratu, a następnie uśredniona w próbie. Ponieważ błędy są podnoszone do kwadratu, zanim zostaną uśrednione, sprawia to, że RMSE nadaje stosunkowo dużą wagę dużym błędom. Oznacza to, że RMSE jest najbardziej przydatny, gdy duże błędy są szczególnie niepożądane [18].

Wzór RMSE:

RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n} (y_j - \hat{y}_j)^2}$$
 (23)

gdzie:

n - liczba prób,

 y_j - prognozowana wartość błędu,

 $\hat{y_i}$ - rzeczywista wartość błędu [18].

3.5.5. NRMSE

Znormalizowany błąd średniokwadratowy (NRMSE) - ułatwiający porównywanie zestawów danych lub modeli o różnych skalach. Często wykorzystywanymi środkami normalizacji jest średnia lub zakres (zdefiniowany jako wartość maksymalna minus wartość minimalna mierzonych danych). NRMSE jest zazwyczaj wyrażana w procentach.

Wzór NRMSE:

$$NRMSE = \frac{RMSE}{y_{max} - y_{min}}$$
 (24)

gdzie:

RMSE - Podstawowy bład średniokwadratowy

 y_{max} - wartość maksymalna

 y_{min} - wartość minimalna

3.6. Miary kompresji

3.6.1. CR

Współczynnik kompresji danych (ang. data compression ratio), znany również jako moc kompresji, jest miarą względnego zmniejszenia rozmiaru reprezentacji danych, który otrzymywany jest w procesie kompresji danych. Zwykle definiowany jest jako stosunek między rozmiarem nieskompresowanym a rozmiarem po kompresji:

$$CR = \frac{\text{rozmiar przed kompresją}}{\text{rozmiar po kompresji}}$$
(25)

Zatem w wyniku kompresji pliku o rozmiarze 10 MB do 2 MB, otrzymujemy współczynnik kompresji 10/2 = 5, często zapisywany jako wyraźny współczynnik, 5:1 [19].

3.6.2. BPP

Średnia bitowa (ang. Bits Per Pixel) (BPP) określa liczbę bitów przypadającą na 1 piksel zakodowanego obrazu. Początkowo każdy nasz plik miał 8 bitów na piksel. Stąd wzór ten dotyczy danego typu obrazów, które w naszym przypadku są 8-mio bitowe. Na przykład, jeśli stopień kompresji, który możemy obliczyć ze wzoru (25) wynosi 4, daje nam średnią bitową wynoszącą 2 bity na piksel.

$$BPP = \frac{8}{CR} \tag{26}$$

3.7. Kodowanie rożnicowe

Kodowanie różnicowe (ang. differential coding) polega na porównaniu każdej ramki z ramką poprzednią oraz kodowaniu tylko tych pikseli, których wartość zmienia się. W wyniku zmniejszenia wartości, otrzymujemy mniej informacji do zakodowania. Jeśli kompresja ma być bezstratna, to wówczas każda zmiana wartości piksela musi być uwzględniona. Algorytm może stać się wtedy nie efektywny pod względem czasu przetwarzania, jak również objętość sygnału po kompresji może przewyższać objętość tego samego sygnału przed kompresja. Weźmy pod uwagę sygnały dwuwymiarowe, którymi są obrazy, możemy zaobserwować podobieństwo między sąsiednimi pikselami. Modelowanie danych wykonuje się w takim przypadku przez usunięcie jak największej ilości informacji wzajemnej, które występują między sąsiadującymi pikselami, jest to zatem pewien proces dekompozycji danych. Po tym etapie możemy uznać, iż przekształcony sygnał cyfrowy stanowi w przybliżeniu zbiór symboli wzajemnie niezależnych. Wówczas dla danych tego typu, entropię bezwarunkową może być wyznaczona ze wzoru:

$$H = -\sum_{i=\varepsilon_{\min}}^{e_{\max}} p_i \cdot \log_2 p_i \tag{27}$$

gdzie:

 p_i – prawdopodobieństwo wystąpienia symbolu z alfabetu o indeksie i

Wynikiem jest entropia, która daje informacje o minimalnej średniej liczbie bitów potrzebnej do zakodowania jednego symbolu przy użyciu jednej z metod statycznego kodowania entropijnego (np. kodu Huffmana lub Golomba).

Algorytm kodowania różnicowego polega na kodowaniu różnic pomiędzy elementami. Ma to taką zaletę, że sygnał rzadko zmienia się gwałtownie, więc różnice pomiędzy sąsiednimi elementami są małe. Implementacja algorytmu działa w następujący sposób:

- 1. Lewy górny piksel obrazu jest zapisywany do pliku wynikowego bez zmian, ponieważ nie posiada sąsiadów.
- 2. Pozostałe piksele w każdym wierszu kodowane są różnicowo z wy-korzystaniem lewego sąsiada e = P(0) P(1), a pozostałe piksele w pierwszej kolumnie z wykorzystaniem górnego sasiada e = P(0) P(2).

To bardzo prosty algorytm do realizacji sprzętowego przetwarzania danych oraz w kodowaniu audio. Algorytmy metod medianowych kodują różnice na podstawie średniej sąsiadów. Przebieg algorytmu możemy opisać w następujący sposób:

- 1. pierwszy wiersz i pierwszą kolumnę kodujemy różnicowo,
- 2. każdy piksel począwszy od drugiego wiersza i drugiej kolumny kodujemy medianowo (wymagana jest dostępność w dekoderze lewego sąsiada i dwóch sąsiednich pikseli z wiersza powyżej [6].

Algorytmy metod adaptacyjnych są to zestaw trzech prostych predyktorów z przełączaniem kontekstowym. Konteksty wyznaczane są na podstawie trzech sąsiednich pikseli P(1), P(2), P(3). Wartość przewidywana obliczana jest zgodnie z następująca zasada:

$$\hat{x}_{\text{MED}} = \begin{cases} \min(P(1), P(2)) \text{ dla } P(3) \ge \max(P(1), P(2)) \\ \max(P(1), P(2)) \text{ dla } P(3) \le \min(P(1), P(2)) \end{cases}$$
(28)

oraz w pozostałych przypadkach:

$$\hat{x}_{\text{MED}} = \max(P(1) + P(2) - P(3)) \tag{29}$$

3.8. Kodowanie Golomba

Kodowanie Golomba (ang. Golomb coding) jest bezstratną metodą kompresji danych wykorzystująca rodzinę kodów kompresji danych wynalezionych przez Solomona W. Golomb w latach 60. Alfabety zgodne z rozkładem geometrycznym będą miały kod Golomba jako optymalny kod prefiksu, dzięki czemu kodowanie Golomba będzie wysoce odpowiednie w sytuacjach, w których wystąpienie małych wartości w strumieniu wejściowym jest znacznie bardziej prawdopodobne niż duże wartości.

Przed wykorzystaniem kodera Golomba zwrócono uwagę, na fakty związane z błędami predykcji powstałymi w etapie modelowania. Po pierwsze zakres wartości błędów predykcji e(n) podwaja się w stosunku do zakresu próbek x(n) kodowanego sygnału (np. dla próbek 8-bitowych błędy predykcji przyjmują wartości z przedziału od -255 do 255). Jest ot zatem zakres 9-bitowy.

Ponadto, aby można było kodować te błędy predykcji przy użyciu kodu Golomba, niezbędna jest odpowiednia transformacja wartości e(0) na liczby nieujemne.

Najprostszym podejściem jest algorytm zapisu wartości absolutnej błędu e(0) = |e(0)|, a następnie zapis bitu znaku, np. 1 odpowiada liczbie nieujemnej), o ile e(0) > 0, w przypadku zera nie ma potrzeby zapisywać bit znaku do pliku wynikowego (dekoder zauważy, że nie ma zer ujemnych, więc nie wczyta bitu znaku).

Wynikowy zakres liczb e(0) (nazywanych dalej zmodyfikowanymi błędami predykcji) jest przedział od 0 do $2^8 - 1$, dzięki czemu możliwe jest ich kodowanie przy użyciu kodu Golomba.

Algorytm działania kodera Golomba

W pierwszym kroku wykonujemy konwersje liczby całkowitej e(n) na parę liczb u_G oraz v_G :

$$u_G = \left\lfloor \frac{\bar{e}(0)}{m} \right\rfloor \tag{30}$$

dla m > 1:

$$v_G = \bar{e}(0) - u_G \cdot m \tag{31}$$

Dla m=1, wartość v_G nie istnieje. Każda kodowana wartość e(0) wymaga indywidualnej wartości parametru m, który wyliczamy ze wzoru:

$$m = \left[-\frac{\log_{10}(1+p)}{\log_{10}p} \right] \tag{32}$$

gdzie:

p - obliczamy wcześniej S jako średnią zrzutowanych błędów predykcji w najbliższym otoczeniu:

$$S = \frac{1}{x} \sum_{i=1}^{3} \bar{e}(j) \tag{33}$$

gdzie:

x - liczba ilości sąsiednich pikseli, które możliwe jest od drugiego wiersza i drugiej kolumny. W przypadku pierwszego wiersza i pierwszej kolumny:

$$p = \frac{S-1}{S}$$
, dla $S \ge 2$
 $p = 0.5$ dla $S < 2$ (34)

Dopiero mając p podstawiamy do wzoru na m. Liczba m powinna być od 1 do 2^8 .

Mając wyznaczoną wartość e(0) oraz m, wyliczamy u_G oraz v_G . Następnie wysyłamy liczbę u_G w postaci kodu unarnego (u_G zer zakończonych jedynką), a potem liczbę v_G jako kod dwufazowy z parametrem m:

Liczba v_G kodowana jest za pomocą kodu dwufazowego z parametrem m (to wersja kodu Huffmana dla źródła o m równo prawdopodobnych symbolach). Przyjęcie pomocniczego parametru $k = \log_2 m$ oznacza, że w każdej grupie pierwszych $l = 2_k - m$ wartości kodowanych jest za pomocą k-1 bitów, a pozostałych m-l jest kodowanych w postaci liczby $v+k^2-m$ za pomocą k bitów [7].

Algorytm kodera liczby v_G

Wejście: Liczba v_G (k bitów):

- 1. Jeśli $v_G < 1$ to wyślij liczbę v_G (k-1 najmłodszych bitów) na wyjście,
- 2. W przeciwnym wypadku wysłać $v_G = v_G + 1$ (k bitów zapis pozycyjny liczby binarnej) na wyjście,

Algorytm dekodera liczby v_G

Wejście: Wczytać k-1 bitów do liczby v_G :

- 1. Jeśli $v_G < 1$ to liczbę v_G jest już zdekodowana,
- 2. W przeciwnym wypadku wczytać z wyjścia jeden bit do liczby q, a następnie policzyć

$$v_G := 2 \cdot v_G + q - l; \text{ (liczba } k \text{ bitowa)}$$
 (35)

Algorytm działania dekodera Golomba

- 1. Wczytujemy i zliczamy (jako wartość u) zera aż trafimy na jedynkę
- 2. Następnie zastosować algorytm dekodera liczby v_G
- 3. Odtwarzamy z pary liczb u_G i v_G wartość:

$$\bar{e}(0) = u_G \cdot m + v_G \tag{36}$$

a po zakończonych obliczeniach jeśli e(0) > 0 wczytujemy jeszcze bit znaku, żeby odtworzyć pierwotną liczbę e(0).

4. Eksperymenty w zakresie zaimplementowanych algorytmów oraz całego procesu kompresji

4.1. Jaki procent stanowi dana rozdzielczość obrazu względem wielkości zdefiniowanego słownika?

Przeprowadzono statyczną analizę stosunku części książki kodowej do rozmiaru zakodowanego przy użyciu kwantyzacji wektorowej. Wyniki przedstawiono w tabeli (1).

Oznaczenia wykorzystane w tabeli:

 C_S - codebook size - rozmiar książki kodowej w bitach. Obliczany ze wzoru (1).

Tabela 1: Procentowa analiza zależności części nagłówkowej względem wielkości obrazu oryginalnego oraz względem obrazu zakodowanego

Rozdzielczość	C_S	$=2^{8}$	C_S :	$=2^{9}$		= 2 ¹⁰
obrazu	$rac{C_S}{I_S}$	$rac{C_S}{Q_S}$	$rac{C_S}{I_S}$	$rac{C_S}{Q_S}$	$rac{C_S}{I_S}$	$rac{C_S}{Q_S}$
$256 \times 256 \text{ px}$	6.25%	50.00%	12.50%	64.00%	25.00%	76.19%
$512 \times 512 \text{ px}$	1.56%	20.00%	3.13%	30.77%	6.25%	44.44%
$720 \times 576 \text{ px}$	0.99%	13.65%	1.98%	21.93%	3.95%	33.58%
$1920 \times 1080 \text{ px}$	0.20%	3.06%	0.40%	5.32%	0.79%	9.18%
$3840 \times 2160 \text{ px}$	0.05%	0.78%	0.10%	1.39%	0.20%	2.47%

 ${\cal I}_S$ - image size - rozmiar obrazu oryginalnego.

 Q_S - quantized size - rozmiar obrazu po kwantyzacji (wielkość słownika + kodowanie poszczególnych bloków). Obliczany ze wzoru (3).

Tabela 1 została sporządzona dla stałej wielkości bloku o rozmiarze 4 x 4 px.

4.2. Algorytm LBG z losową inicjalizacją słownika

W kolejnym eksperymencie przebadano algorytm budowy słownika LBG. Przeprowadzono kwantyzację wektorową na blokach o rozmiarach 4×4 oraz dla książki kodowej o długości 512 elementów. Dane zebrano w tabeli 2 i podsumowano w tabeli 3.

Tabela 3: Przedstawienie wartości minimalnej, maksymalnej oraz uśrednienie wyników dla poszczególnych metryk dla algorytmu LBG.

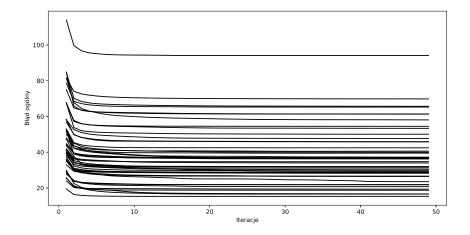
	PSNR [dB]	SSIM	MSE	NRMSE
Minimum	28.794700	0.528005	19.705395	0.034543
Maksimum	35.929998	0.923327	706.925873	0.194422
Średnia	31.789057	0.760407	156.117538	0.096147

Tabela 2: Porównanie jakości kwantyzacji algorytmu budowy słownika LBG z losową inicjalizacją słownika dla bloku 4×4 oraz długości słownika 512.

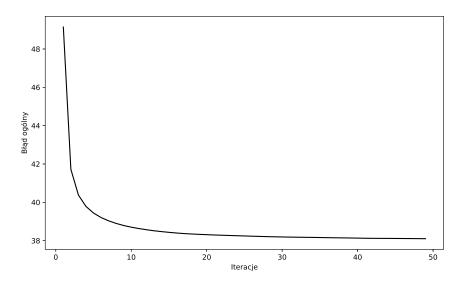
Obraz	PSNR [dB]	SSIM	MSE	NRMSE
Aerial.bmp	30.308975	0.738150	269.074234	0.088749
airfield.bmp	29.847609	0.621790	305.594254	0.112432
airplane.bmp	32.766159	0.835739	112.650368	0.057495
baboonTMW.bmp	29.225130	0.619144	388.316032	0.145004
balloon.bmp	35.504876	0.879501	31.181279	0.050065
balloon_noise.bmp	35.510646	0.879980	31.957593	0.050894
BARB.bmp	30.544723	0.719523	220.033929	0.123536
BARB2.bmp	30.739427	0.753790	199.587676	0.112621
barb512.bmp	30.336805	0.699047	237.749905	0.119092
BOARD.bmp	33.838988	0.850642	74.120845	0.073532
boat512.bmp	31.022867	0.725675	150.630928	0.089032
boats.bmp	32.266624	0.809828	99.350383	0.076842
bridge.bmp	29.309403	0.638427	294.446346	0.135884
bridge256.bmp	29.204719	0.638050	320.350159	0.142547
camera256.bmp	32.096795	0.775423	238.143219	0.115080
couple.bmp	30.728604	0.709376	164.932125	0.099725
couple 256.bmp	32.855874	0.824001	78.755783	0.194422
crowd512.bmp	31.652136	0.815185	144.212181	0.121814
EARTH.bmp	31.889207	0.813266	180.529541	0.139229
elaine.bmp	31.524373	0.705601	79.712097	0.062034
ELIF.bmp	34.798653	0.888926	47.819733	0.092001
finger.bmp	28.976954	0.782924	287.981743	0.136837
FROG512.BMP	29.215023	0.528005	277.108448	0.129976
GIRL.bmp	32.154535	0.801970	75.534510	0.061551
GOLD.bmp	31.309143	0.729300	101.270226	0.088009
GOLDHILL.BMP	31.057375	0.728247	108.036793	0.084831
harbour512.bmp	31.093608	0.714235	240.901379	0.117528
HOTEL.bmp	31.435559	0.783956	165.572328	0.118273
lax512.bmp	30.189473	0.618931	270.259842	0.184256
lenaTMW.bmp	31.481890	0.747129	118.296848	0.096867
lennagrey.bmp	32.377624	0.794924	91.050716	0.071973
man512.bmp	31.392019	0.740788	131.757545	0.094573
noisesquare.bmp	30.757530	0.629793	65.570068	0.042190
OMAHA.bmp	28.794700	0.652411	706.925873	0.153396
peppersTMW.bmp	31.985593	0.760791	98.846947	0.075693
SAILBOAT.bmp	31.483250	0.767148	134.057770	0.085355
seismic.bmp	35.929998	0.923327	19.705395	0.034543
SENA.bmp	33.949226	0.857894	52.210876	0.080610
SENSIN.bmp	31.768706	0.832904	82.924622	0.084624
shapes.bmp	34.324357	0.861644	71.168495	0.095598
SINAN.bmp	32.519610	0.829939	66.397598	0.062148
Tank512.bmp	32.088375	0.738335	66.664444	0.060426
Truck512.bmp	32.243722	0.779603	65.496967	0.073253
woman1.bmp	31.658150	0.741796	130.824505	0.080795
woman2.bmp	34.390173	0.863615	38.900913	0.050211
ZELDA.bmp	33.747423	0.828049	44.793265	0.057213

4.2.1. Wyznaczenie optymalnej liczby iteracji w algorytmie budowy słownika LBG

Przeprowadzono kwantyzację dla każdego obrazu wymuszając wykonanie wszystkich 50 iteracji. Dla każdej iteracji raportowano błąd obliczany zgodnie ze wzorem (13). Wyniki zbiorcze przedstawiono na rysunku 7. Średni błąd dla każdej iteracji przedstawiono na rysunku 8.



Rysunek 7: Błędy w poszczególnych iteracjach algorytmu LGB dla wektorów 16 elementowych i słownikiem o długości 512.



Rysunek 8: Średni błąd w poszczególnych iteracjach algorytm LGB dla wektorów 16 elementowych i słownikiem o długości 512.

4.3. Algorytm MRVQ z losową inicjalizacją słownika

Przeprowadzono badanie algorytmu MRVQ z losowym słownikiem. Kwantyzację przeprowadzono na blokach o rozmiarach 4×4 oraz dla książki kodowej o długości 512 elementów. Dane zebrano w tabeli 5 i podsumowano w tabeli 4.

Uzyskane wyniki są podobieństwa obrazów są lepsze w porównaniu do wyników klasycznej kwantyzacji wektorowej zebranych w sekcji 4.2. Średni poziom PSNR dla MRVQ wynosi 33.664910 [dB] a dla klasycznej kwantyzacji wektorowej wynosi 31.789057 [dB]. Oczywiście zysk jakości uzyskano dzięki stracie współczynnika kompresji wynikające z potrzeby przechowywania wartości średnich dla każdego bloku.

Tabela 4: Przedstawienie wartości minimalnej, maksymalnej oraz uśrednienie wyników dla poszczególnych metryk dla algorytmu MRVQ.

	PSNR [dB]	SSIM	MSE	NRMSE
Minimum Maksimum Średnia	29.379325 39.609384 33.664910	$\begin{array}{c} 0.661741 \\ 0.967245 \\ 0.859542 \end{array}$	8.685005 673.800110 142.266146	0.022933 0.388628 0.090000

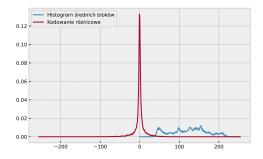
Tabela 5: Porównanie jakości kwantyzacji algorytmu MRVQ z losową inicjalizacją słownika dla bloku 4×4 oraz długości słownika 512.

Obraz	PSNR [dB]	SSIM	MSE	NRMSE
Aerial.bmp	31.325414	0.838639	206.558186	0.077759
airfield.bmp	30.840608	0.733311	616.739300	0.159723
airplane.bmp	34.493424	0.916806	59.944592	0.041941
baboonTMW.bmp	29.837549	0.740805	302.010212	0.127878
balloon.bmp	39.502431	0.959524	31.986904	0.050708
balloon_noise.bmp	39.609384	0.958425	12.200263	0.031446
BARB.bmp	31.996066	0.858178	123.859623	0.092686
BARB2.bmp	31.954561	0.864515	120.047174	0.087343
barb512.bmp	31.859472	0.850585	129.981781	0.088057
BOARD.bmp	36.170801	0.920150	83.243762	0.077926
boat512.bmp	32.681597	0.848437	88.513115	0.068249
boats.bmp	34.282138	0.907079	53.116669	0.056186
bridge.bmp	30.424395	0.780987	289.719372	0.134789
bridge 256.bmp	30.044354	0.773070	352.649445	0.149561
camera 256.bmp	33.169167	0.841805	302.633728	0.129730
couple.bmp	32.546104	0.854006	116.577576	0.083842
couple256.bmp	34.703286	0.845815	314.672928	0.388628
crowd512.bmp	33.385017	0.899106	136.984058	0.118722
EARTH.bmp	32.826552	0.864470	296.390259	0.178397
elaine.bmp	33.287508	0.833254	45.968887	0.047108
ELIF.bmp	37.148792	0.949756	21.990341	0.062389
finger.bmp	29.726525	0.878141	157.704418	0.101261
FROG512.BMP	29.711200	0.661741	412.729481	0.158624
GIRL.bmp	35.259907	0.916269	32.797847	0.040559
GOLD.bmp	33.433986	0.864741	51.049732	0.062486
GOLDHILL.BMP	32.902191	0.854297	59.053673	0.062718
harbour512.bmp	32.128791	0.829542	158.326237	0.095280
HOTEL.bmp	33.205348	0.884421	103.708697	0.093605
lax512.bmp	30.733882	0.720240	199.029411	0.158121
lenaTMW.bmp	33.640265	0.860569	86.785583	0.082969
lennagrey.bmp	34.630062	0.898839	46.313889	0.051331
man512.bmp	33.057586	0.863485	75.862572	0.071762
noisesquare.bmp	31.067677	0.671197	58.469727	0.039840
OMAHA.bmp	29.379325	0.723564	673.800110	0.149759
peppersTMW.bmp	34.265375	0.867596	93.769455	0.073723
SAILBOAT.bmp	32.748110	0.858763	106.028950	0.075909
seismic.bmp	39.325434	0.967245	8.685005	0.022933
SENA.bmp	36.786062	0.941536	27.621506	0.058632
SENSIN.bmp	34.983614	0.941753	32.745911	0.053178
shapes.bmp	37.768621	0.936599	81.161709	0.102089
SINAN.bmp	36.004230	0.943409	30.180923	0.041901
Tank512.bmp	33.414859	0.832489	41.127480	0.047462
Truck512.bmp	33.791077	0.870388	37.876549	0.055706
woman1.bmp	33.235523	0.839538	212.144783	0.102886
woman2.bmp	38.422679	0.948926	22.523846	0.038207
ZELDA.bmp	36.874902	0.924915	28.957053	0.046001

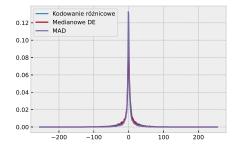
4.4. Kodowanie różnicowe

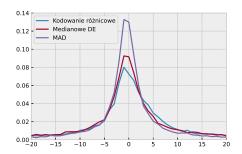
Zaimplementowano trzy metody kodowania różnicowego, których opisy przedstawiono w sekcji 3.7. Sporządzono wykres częstości występowania wartości (histogram) dla wartości wejściowych oraz wartości wyjściowych z różnych metod kodowania różnicowego.

Na rvsunku (9) porównanie rozkładów dla obrazu Lennagrev (linia niebieska) oraz różnicowego (linia czerwona). Na podstawie rozkładów można wywnioskować, że wartości po kodowaniu różnicowym lepiej będą podlegać kompresji. Przyjmuje się bowiem, że im bardziej niezrównoważone są wartości poszczególnych prawdopodobieństw (duża dysproporcja między prawdopodobieństwami najczęściej i najrzadziej występującymi), tym lepszą efektywność kodowania można uzyskać [20].



Rysunek 9: Porównanie histogramu wartości średnich bloków 4×4 obrazu lennagrey i histogramu po kodowaniu różnicowym





(a) Porównanie histogramów dla metod kodowania (b) Porównanie histogramów dla metod kodowania adaptacyjny predyktor medianowy.

różnicowego dla średnich z bloków 4×4 obrazu len-różnicowego dla średnich z bloków 4×4 obrazu lennagrey. Kolorem niebieskim oznaczono klasyczne ko-nagrey. Kolorem niebieskim oznaczono klasyczne kodowanie różnicowe, kolorem czerwonym oznaczono dowanie różnicowe, kolorem czerwonym oznaczono medianowe kodowanie różnicowe, kolorem fioletowym medianowe kodowanie różnicowe, kolorem fioletowym adaptacyjny predyktor medianowy.

Przeprowadzono kodowanie wartości średnich z bloków uzyskiwanych w procesie kwantyzacji wektorowej z usunieta średnia (MRVQ). Przeprowadzono porównanie trzech metod kodowania na podstawie pomiaru entropii według wzoru (27) w celu wybrania docelowej metody kodowania w całym procesie kompresji obrazów.

Do kodowania użyto trzech metod: kodowania różnicowego, medianowego kodowania różnicowego i adaptacyjnego predyktora medianowego, które zostały opisane w sekcji 3.7.

Uzyskane wyniki przedstawiono w tabeli (6) oraz podsumowanie w tabeli (7). Najmniejsze wartości entropii uzyskuje adaptacyjny predyktor medianowy. Z tego powodu używamy tej metody w procesie kompresji.

Tabela 6: Obliczenie entropii dla średnich uzyskanych w procesie MRVQ i kodowania tych średnich za pomocą kodowania różnicowego

			Entropia	
Obraz	Wartości wejściowych	Kodowania różnicowego	Medianowego kodowania różnicowego	Adaptacyjnego predyktora medianowego
Aerial.bmp	6.799397	6.370003	6.346111	6.281835
airfield.bmp	7.600676	6.335829	6.200263	6.115437
airplane.bmp	6.725235	5.192151	5.384822	4.951908
baboonTMW.bmp	7.133698	6.231330	6.065259	6.049762
balloon.bmp	7.305988	4.676627	4.567023	3.750564
balloon_noise.bmp	7.312372	4.684539	4.569674	3.760032
BARB.bmp	7.460040	6.003715	5.863538	5.321274
BARB2.bmp	7.389961	5.914602	5.700214	5.371247
barb512.bmp	7.551742	5.994919	5.846057	5.308187
BOARD.bmp	6.751369	4.478934	4.893147	3.820169
boat512.bmp	7.105094	5.628897	5.799380	5.270987
boats.bmp	7.039440	5.171864	5.334069	4.660202
bridge.bmp	7.612662	6.195047	6.272714	5.950704
bridge256.bmp	7.512977	6.214165	6.392970	5.996127
camera256.bmp	6.973989	5.151811	5.224229	4.781324
couple.bmp	7.337503	5.876122	5.893505	5.109491
couple256.bmp	6.343808	5.386308	5.370506	4.615757
crowd512.bmp	6.968875	6.200433	6.134625	5.794663
EARTH.bmp	5.252131	4.741143	4.695157	4.578020
elaine.bmp	7.455792	5.606359	5.410394	5.033493
ELIF.bmp	6.102673	4.744612	4.947915	4.425198
finger.bmp	7.167870	6.845691	6.611423	6.784109
FROG512.BMP	6.948923	5.869151	5.806952	5.749067
GIRL.bmp	7.211853	5.725185	5.554541	5.203274
GOLD.bmp	7.502927	5.421554	5.520399	4.952832
GOLDHILL.BMP	7.407802	5.566452	5.656368	5.139234
harbour512.bmp	6.539697	5.021141	5.401220	4.843480
HOTEL.bmp	7.492570	5.644325	5.707400	5.085551
lax512.bmp	6.638618	5.944674	5.753942	5.462067
lenaTMW.bmp	7.530290	5.973761	5.695504	5.131158
lennagrey.bmp	7.391431	5.813837	5.541977	4.937865
man512.bmp	7.248159	5.948017	5.806439	5.491626
noisesquare.bmp	4.114868	3.967057	3.874582	3.818463
OMAHA.bmp	7.438018	7.141744	6.895302	6.848980
peppersTMW.bmp	7.550972	5.663923	5.557934	4.959506
SAILBOAT.bmp	7.239532	5.780576	5.727559	5.380788
seismic.bmp	5.182019	3.784849	5.208382	4.175657
SENA.bmp	6.750098	4.797344	5.042326	4.371430
SENSIN.bmp	7.233915	5.917481	5.998098	5.571654
shapes.bmp	6.922706	4.406802	4.872293	3.495424
SINAN.bmp	7.265768	5.716536	5.684344	5.104367
Tank512.bmp	6.230584	5.141670	5.115095	4.908838
Truck512.bmp	6.475817	5.150306	5.380798	5.125280
woman1.bmp	7.109770	5.742285	5.512279	5.142361
woman2.bmp	7.263913	4.999391	4.933760	4.321375
ZELDA.bmp	7.299168	5.363629	5.193768	4.345018

Tabela 7: Przedstawienie wartości minimalnej, maksymalnej oraz uśrednienie entropii po kodowaniu różnicowym dla średnich uzyskanych w procesie MRVQ

	Entropia								
	Wartości	Kodowania	Medianowego kodowania	Adaptacyjnego					
	wejściowych	różnicowego	różnicowego	predyktora medianowego					
minimum	4.114868	3.784849	3.874582	3.495424					
maksimum	7.612662	7.141744	6.895302	6.848980					
średnia	6.975929	5.524930	5.542701	5.071648					

4.5. Kompresja z koderem Golomba

Ostatni eksperyment polegał na integracji wszystkich zaimplementowanych komponentów składowych. Cały proces, opisany w sekcji 2, składa się z:

- 1. kwantyzacji wektorowej z usunięciem średnich (MRVQ),
- 2. tworzenia książki kodowej algorytmem LBG dla wybranej długości słownika,
- 3. kodowania średnich z MRVQ za pomocą adaptacyjnego predyktora medianowego,
- 4. kompresji koderem Golomba wartości z adaptacyjnego predyktora medianowego.

Pogrupowane wyniki względem rozmiaru obrazu przedstawiono w tabeli 8 oraz wyniki zbiorcze w tabeli 9. Wraz z wzrostem długości słownika wzrasta PSNR oraz maleje współczynnik kompresji. Wybór odpowiedniej długości słownika zależy od oczekiwań użytkownika. Musi on wybrać pomiędzy współczynnikiem kompresji a jakością obrazu. Należy wtedy zadać pytanie czy ważniejszy jest dla niego mały rozmiar pliku, np. dla projektanta stron WWW, czy może ważniejsza jest jakość obrazu, czyli najlepsza wartość PSNR względem obrazu oryginalnego.

Tabela 8: Rozmiary obrazów po kompresji z wykorzystaniem MRVQ z książką kodową z LBG z średnimi zakodowanymi adaptacyjnym predyktorem medianowym i po kompresji koderem Golomba pogrupowane po rozmiarze obrazu wejściowego.

	Długość słownika 256 – Długość słownika 512				Długość sł	łownika 1024
Rozmiar	CR	PSNR [dB]	CR	PSNR [dB]	CR	PSNR [dB]
(256, 256) (512, 512)	2.705329 3.767819	32.591843 31.554161	1.901402 3.162515	33.792097 32.315816	1.215311 2.486568	35.417871 33.195739
(576, 720)	4.054608	34.733730	3.515051	35.517362	2.480308 2.902147	36.471608

Tabela 9: Rozmiary obrazów po kompresji z wykorzystaniem MRVQ z książką kodową z LBG z średnimi zakodowanymi adaptacyjnym predyktorem medianowym i po kompresji koderem Golomba.

			71 (1					
	NT 1	ъ :		łownika 256		łownika 512		łownika 1024
	Nazwa obrazu	Rozmiar	CR	PSNR [dB]	CR	PSNR [dB]	CR	PSNR [dB]
0	Aerial.bmp	(512, 512)	3.651425	28.033440	3.080269	28.898943	2.435553	29.724969
1	airfield.bmp	(512, 512)	3.671748	27.259572	3.094719	28.030180	2.444578	28.861860
2	airplane.bmp	(512, 512)	3.822762	32.675332	3.201309	33.491808	2.510609	34.315266
3	${\it baboon}{\it TMW.bmp}$	(512, 512)	3.681720	25.509193	3.101800	26.175168	2.448994	26.847260
4	balloon.bmp	(576, 720)	4.157927	40.115287	3.592578	41.089293	2.954898	42.216421
5	balloon_noise.bmp	(576, 720)	4.156672	40.284601	3.591641	40.924318	2.954264	42.016861
6	BARB.bmp	(576, 720)	3.977409	30.106219	3.457012	31.028137	2.862569	32.164662
7	BARB2.bmp	(576, 720)	3.981457	29.841878	3.460069	30.671264	2.864665	31.592431
8	barb512.bmp	(512, 512)	3.776135	29.826089	3.168545	30.650716	2.490413	31.754176
9	BOARD.bmp	(576, 720)	4.146262	35.722109	3.583866	36.553631	2.949002	37.476986
10	boat512.bmp	(512, 512)	3.773173	31.235988	3.166459	31.874105	2.489124	32.799236
11	boats.bmp	(576, 720)	4.052825	33.604730	3.513843	34.259175	2.901426	35.115118
12	bridge.bmp	(512, 512)	3.677208	27.495569	3.098597	28.127132	2.446997	28.941370
13	bridge256.bmp	(256, 256)	2.639614	27.384530	1.868833	28.561009	1.201969	30.117209
14	camera256.bmp	(256, 256)	2.714521	28.582168	1.906072	29.733280	1.217265	31.285017
15	couple.bmp	(512, 512)	3.789509	31.033773	3.177956	31.877768	2.496223	32.651038
16	couple256.bmp	(256, 256)	2.728691	34.562344	1.913048	36.067695	1.220106	37.737656
17	crowd512.bmp	(512, 512)	3.705248	31.923645	3.118483	32.741695	2.459382	33.782670
18	EARTH.bmp	(256, 256)	2.735097	30.600233	1.916194	31.905499	1.221385	34.346241
19	elaine.bmp	(512, 512)	3.790358	33.511823	3.178553	34.219840	2.496592	34.923477
20	ELIF.bmp	(256, 256)	2.746329	37.495704	1.921701	38.684447	1.223620	40.313390
$\frac{1}{21}$	finger.bmp	(512, 512)	3.590571	28.594022	3.036851	29.448710	2.408327	30.334885
$\frac{1}{22}$	FROG512.BMP	(512, 512)	3.701351	26.839034	3.115722	27.443072	2.457664	28.190987
23	GIRL.bmp	(576, 720)	3.978859	35.945866	3.458107	36.753425	2.863320	37.721278
$\frac{23}{24}$	GOLD.bmp	(576, 720)	4.001544	33.144497	3.475230	33.830094	2.875049	34.597831
$\frac{25}{25}$	GOLDHILL.BMP	(512, 512)	3.778067	32.506867	3.169905	33.143271	2.491253	34.061842
$\frac{26}{26}$	harbour512.bmp	(512, 512)	3.828443	28.016837	3.205292	28.810971	2.513058	29.700472
27	HOTEL.bmp	(576, 720)	4.001027	31.316313	3.474840	32.067590	2.874782	33.133220
28	lax512.bmp	(512, 512)	3.741887	27.003499	3.144396	27.700486	2.475471	28.511008
29	lenaTMW.bmp	(512, 512)	3.793965	32.252639	3.181089	32.966392	2.498156	33.985236
30	lennagrey.bmp	(512, 512)	3.819692	33.761834	3.199155	34.390410	2.509284	35.303219
31	man512.bmp	(512, 512)	3.739152	31.424136	3.142465	32.316614	2.474273	33.066419
32	noisesquare.bmp	(256, 256)	2.757654	32.333993	1.927239	33.278290	1.225863	34.623665
33	OMAHA.bmp	(256, 256)	2.597903	23.366010	1.847828	24.386709	1.193245	25.941986
34	peppersTMW.bmp	(512, 512)	3.812310	33.330907	3.193976	33.840486	2.506097	34.913554
35	SAILBOAT.bmp	(512, 512) $(512, 512)$	3.768684	31.336563	3.163297	31.991843	2.487170	32.827823
36	seismic.bmp	(512, 512) $(512, 512)$	3.876773	41.800298	3.239100	42.712508	2.533793	43.694806
$\frac{30}{37}$	SENA.bmp	(256, 256)	2.750017	37.271201	1.923506	38.868501	1.224351	40.260024
38	SENSIN.bmp	(256, 256) $(256, 256)$	2.750017 2.678328	36.450078	1.888156	37.573510	1.224331 1.209933	39.070358
39	shapes.bmp	(512, 512)	3.931352	36.515501	3.277112	37.993151	2.556994	39.577411
40	SINAN.bmp	(256, 256)	2.705137	37.872170	1.901441	38.862026	1.215374	40.483163
$\frac{40}{41}$	Tank512.bmp	(250, 250) $(512, 512)$		33.638789		34.255103		
	Truck512.bmp		3.784872 3.766646		3.174694		2.494210	35.006857
42		(512, 512)		34.251745	3.161861	34.927303	2.486283	35.705240
43	woman1.bmp	(512, 512)	3.794651	31.325796	3.181572	32.147454	2.498454	32.899419
44	woman2.bmp ZELDA.bmp	(512, 512)	3.895590	39.305295	3.252225	40.036084	2.541818	40.708724
45	депратошь	(576, 720)	4.092095	37.255800	3.543324	37.996692	2.921497	38.681272

4.6. Porównanie z JPEG

Tabela 10: Porównanie współczynnika PSNR kompresji naszą metodą dla 3 różnych długości słownika z metodą JPEG o zbliżonym rozmiarze pliku wynikowego.

		Długość słownika 256 Długość słownika 512		!]	Oługość sł	ownika 102	1					
		Rozmia	ır [kB]	PSNF	R [dB]	Rozmia	Rozmiar [kB]		R [dB]	Rozmia	r [kB]	PSNF	R [dB]
Nazwa obrazu	Rozmiar	Golomb	JPEG	Golomb	JPEG	Golomb	JPEG	Golomb	JPEG	Golomb	JPEG	Golomb	JPEC
Aerial.bmp	(512, 512)	34.4162	33.711	28.0334	32.5383	34.4162	33.711	28.8989	33.1456	34.4162	33.711	29.7250	34.1329
airfield.bmp	(512, 512)	34.0189	32.781	27.2596	31.4220	34.0189	32.781	28.0302	31.7726	34.0189	32.781	28.8619	32.378
airplane.bmp	(512, 512)	31.1985	30.423	32.6753	37.9808	31.1985	30.423	33.4918	38.8627	31.1985	30.423	34.3153	40.592
baboonTMW.bmp	(512, 512)	33.8255	32.080	25.5092	30.4432	33.8255	32.080	26.1752	30.8150	33.8255	32.080	26.8473	31.365
balloon.bmp	(576, 720)	43.2940	39.893	40.1153	44.6200	43.2940	39.893	41.0893	45.5254	43.2940	39.893	42.2164	46.471
balloon_noise.bmp	(576, 720)	43.3241	40.472	40.2846	44.2803	43.3241	40.472	40.9243	44.7617	43.3241	40.472	42.0169	46.029
BARB.bmp	(576, 720)	47.8209	46.953	30.1062	34.5656	47.8209	46.953	31.0281	35.2651	47.8209	46.953	32.1647	36.635
BARB2.bmp	(576, 720)	47.7149	46.863	29.8419	33.6837	47.7149	46.863	30.6713	34.2495	47.7149	46.863	31.5924	35.225
barb512.bmp	(512, 512)	32.0452	31.418	29.8261	34.2914	32.0452	31.418	30.6507	35.2355	32.0452	31.418	31.7542	36.825
BOARD.bmp	(576, 720)	43.5746	40.873	35.7221	40.3695	43.5746	40.873	36.5536	41.2419	43.5746	40.873	37.4770	41.914
boat512.bmp	(512, 512)	32.0998	31.632	31.2360	34.7576	32.0998	31.632	31.8741	35.4121	32.0998	31.632	32.7992	36.288
boats.bmp	(576, 720)	45.8806	43.956	33.6047	37.7882	45.8806	43.956	34.2592	38.8097	45.8806	43.956	35.1151	40.080
bridge.bmp	(512, 512)	33.9129	32.992	27.4956	31.2898	33.9129	32.992	28.1271	31.6453	33.9129	32.992	28.9414	32.344
bridge256.bmp	(256, 256)	12.0279	11.909	27.3845	31.4732	12.0279	11.909	28.5610	32.5382	12.0279	11.909	30.1172	35.451
camera256.bmp	(256, 256)	11.3428	10.800	28.5822	35.6744	11.3428	10.800	29.7333	38.2916	11.3428	10.800	31.2850	44.136
couple.bmp	(512, 512)	31.8002	30.784	31.0338	34.5318	31.8002	30.784	31.8778	35.3827	31.8002	30.784	32.6510	36.647
couple256.bmp	(256, 256)	11.2174	10.961	34.5623	39.9855	11.2174	10.961	36.0677	42.9445	11.2174	10.961	37.7377	46.529
crowd512.bmp	(512, 512)	33.3734	32.920	31.9236	36.3526	33.3734	32.920	32.7417	37.2457	33.3734	32.920	33.7827	38.723
EARTH.bmp	(256, 256)	11.1611	10.523	30.6002	35.6603	11.1611	10.523	31.9055	39.0474	11.1611	10.523	34.3462	46.790
elaine.bmp	(512, 512)	31.7848	29.896	33.5118	34.0715	31.7848	29.896	34.2198	34.4668	31.7848	29.896	34.9235	34.940
ELIF.bmp	(256, 256)	11.0631	10.654	37.4957	45.0617	11.0631	10.654	38.6844	47.4601	11.0631	10.654	40.3134	51.274
finger.bmp	(512, 512)	35.6330	33.731	28.5940	31.2669	35.6330	33.731	29.4487	32.1603	35.6330	33.731	30.3349	33.28
FROG512.BMP	(512, 512)	33.4479	31.972	26.8390	30.0100	33.4479	31.972	27.4431	30.2246	33.4479	31.972	28.1910	30.560
GIRL.bmp	(576, 720)	47.7829	46.546	35.9459	38.9900	47.7829	46.546	36.7534	39.8366	47.7829	46.546	37.7213	40.927
GOLD.bmp	(576, 720)	47.1920	46.516	33.1445	35.4906	47.1920	46.516	33.8301	36.0945	47.1920	46.516	34.5978	36.81
GOLDHILL.BMP	(512, 512)	32.0097	31.573	32.5069	34.7873	32.0097	31.573	33.1433	35.4317	32.0097	31.573	34.0618	36.402
harbour512.bmp	(512, 512)	31.0968	30.927	28.0168	33.0602	31.0968	30.927	28.8110	33.5153	31.0968	30.927	29.7005	34.82
HOTEL.bmp	(576, 720)	47.2054	46.297	31.3163	35.8090	47.2054	46.297	32.0676	36.4854	47.2054	46.297	33.1332	37.35
lax512.bmp	(512, 512)	32.6806	31.197	27.0035	30.9771	32.6806	31.197	27.7005	31.2686	32.6806	31.197	28.5110	31.704
lenaTMW.bmp	(512, 512) (512, 512)	31.7190	30.388	32.2526	35.8756	31.7190	30.388	32.9664	36.6187	31.7190	30.388	33.9852	37.543
lennagrev.bmp	(512, 512)	31.2536	30.735	33.7618	37.7113	31.7190	30.735	34.3904	38.4112	31.7190	30.735	35.3032	39.63
man512.bmp		32.7319	31.436	31.4241	34.8599	32.7319	31.436	32.3166	35.6405	32.7319	31.436	33.0664	36.706
	(512, 512) (256, 256)	10.9651	9.951	32.3340		10.9651	9.951	32.3100 33.2783	33.1160	10.9651	9.951	33.0664 34.6237	38.298
noisesquare.bmp					31.7693								
OMAHA.bmp	(256, 256)	12.4265 31.3865	11.476	23.3660	29.7893	12.4265 31.3865	11.476 30.310	24.3867	30.4198 36.7279	12.4265	11.476 30.310	25.9420	32.407 37.305
peppersTMW.bmp	(512, 512)		30.310	33.3309	36.1815			33.8405		31.3865		34.9136	
SAILBOAT.bmp	(512, 512)	32.1825	31.792	31.3366	34.5480	32.1825	31.792	31.9918	35.0836	32.1825	31.792	32.8278	36.048
seismic.bmp	(512, 512)	30.2431	29.190	41.8003	45.2439	30.2431	29.190	42.7125	46.4856	30.2431	29.190	43.6948	48.266
SENA.bmp	(256, 256)	11.0311	10.824	37.2712	43.3898	11.0311	10.824	38.8685	45.3245	11.0311	10.824	40.2600	51.20
SENSIN.bmp	(256, 256)	11.6690	10.857	36.4501	42.1659	11.6690	10.857	37.5735	44.5099	11.6690	10.857	39.0704	47.458
shapes.bmp	(512, 512)	29.3044	28.415	36.5155	40.7606	29.3044	28.415	37.9932	41.8120	29.3044	28.415	39.5774	45.480
SINAN.bmp	(256, 256)	11.4265	10.698	37.8722	43.7106	11.4265	10.698	38.8620	45.8253	11.4265	10.698	40.4832	51.276
Tank512.bmp	(512, 512)	31.8850	30.601	33.6388	34.6563	31.8850	30.601	34.2551	35.2721	31.8850	30.601	35.0069	36.18
Truck512.bmp	(512, 512)	32.2201	31.825	34.2517	35.5862	32.2201	31.825	34.9273	36.1671	32.2201	31.825	35.7052	37.149
woman1.bmp	(512, 512)	31.7065	30.122	31.3258	34.6832	31.7065	30.122	32.1475	35.3117	31.7065	30.122	32.8994	36.51
woman2.bmp	(512, 512)	29.9165	28.946	39.3053	42.8195	29.9165	28.946	40.0361	43.4190	29.9165	28.946	40.7087	44.76
ZELDA.bmp	(576, 720)	44.8986	43.806	37.2558	40.1375	44.8986	43.806	37.9967	40.6282	44.8986	43.806	38.6813	41.18

Tabela 11: Porównanie średniego współczynnika PSNR kompresji naszą metodą dla 3 różnych długości słownika z metodą JPEG o zbliżonym rozmiarze pliku wynikowego pogrupowane względem rozmiaru obrazu wejściowego.

		R [dB]				
	Długość sło	ownika 256	Długość sł	ownika 512	Długość sło	wnika 1024
Rozmiar	Golomb JPEG		Golomb	JPEG	Golomb	JPEG
(256, 256)	32.591843	37.868005	33.792097	39.947736	35.417871	44.483146
(512, 512)	31.554161	35.027174	32.315816	35.674378	33.195739	36.792489
(576, 720)	34.733730 38.573444		35.517362	39.289808	36.471608	40.264184

Ostatnim eksperymentem było porównanie naszej metody z metodą JPEG [21]. W tym celu przeprowadzono kompresję z obrazu wejściowego do obrazu JPEG tak aby uzyskać zbliżony rozmiar pliku do pliku po kompresji opisanej na łamach tej pracy. W tym celu wykorzystano oprogramowanie ImageMagick [22].

Wyniki zbiorcze przedstawiono w tabeli 10 oraz pogrupowane po rozmiarach obrazu wejściowego w tabeli 11. Na podstawie zebranych danych stwierdzamy że nasze podejście znacząco odbiega od standardu JPEG, gdzie różnice wynoszą średnio ponad 4 dB na korzyść standardu JPEG dla najmniejszego rozmiaru słownika. Zwiększając rozmiar słownika różnice te się powiększają.

5. Podsumowanie

W ramach zespołowego projektu badawczego udało nam się zrealizować postawione cele. Opisano i zaimplementowano kompleksowy algorytm do kompresji obrazów w odcieniach szarości korzystając z kwantyzacji wektorowej. Przebadano poszczególne składowe zaimplementowanej metody. Były to: kwantyzacja wektorowa z usuniętymi średnimi, budowa słownika algorytmem LBG, metody kodowania różnicowego oraz koder i dekoder Golomba.

Zaproponowane rozwiązanie porównano z standardem JPEG uzyskując słabsze wyniki metryki PSNR dla takich samych współczynników kompresji. Porównanie przeprowadzono na obrazach o małych rozdzielczościach $(512 \times 512, 256 \times 256 \text{ oraz } 576 \times 720)$.

Kod źródłowy tego raportu oraz zaimplementowanych metod i przeprowadzonych badań udostępniono pod adresem https://github.com/karlosos/image_vector_quantization.

Przedstawiony algorytm można rozwinąć implementując dodatkowe sposoby inicjalizacji słownika.

Literatura

- [1] Intel. Intel® isa-l: Semi-dynamic compression algorithms. https://software.intel.com/content/www/us/en/develop/articles/intel-isa-l-semi-dynamic-compression-algorithms.html, Data odczytu: 27.10.2020.
- [2] Giaime Ginesu, Maurizio Pintus, and Daniele D Giusto. Objective assessment of the webp image coding algorithm. Signal Processing: Image Communication, 27(8):867–874, 2012.
- [3] A. Drozdek. Wprowadzenie do kompresji danych. Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 2007.
- [4] Jun-Chou Chuang, Yu-Chen Hu, Chun-Chi Lo, Wu-Lin Chen, and C. Wen. Improved mean-removed vector quantization scheme for grayscale image coding. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 6:315–332, 10 2013.
- [5] Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray. An algorithm for vector quantizer design. *IEEE Transactions on Communications*, 28(1):84–95, 1980.
- [6] P. Chitra. Differential coding-based medical image compression. SpringerLink, 2019.
- [7] Salomon D. Data compression. the complete reference, ed. 3. New York, Springer-Verlag, 2004.
- [8] M. Wilczewski. Algorytmy graficzne. Kwantyzacja wektorowa obrazów cyfrowych.
- [9] David Arthur and Sergei Vassilvitskii. k-means++: The advantages of careful seeding. Technical report, Stanford, 2006.
- [10] Kaukoranta T. Vector quantization by lazy pairwise nearest neighbor method.
- [11] A. Przelaskowski. Kompresja stratna obrazów. Podstawy technik multimedialnych.
- [12] Sumohana S Channappayya, Alan Conrad Bovik, and Robert W Heath Jr. Rate bounds on ssim index of quantized images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(9):1624–1639, 2008.
- [13] Morium Akter Umme Sara and Mohammad Shorif Uddin. Image quality as- sessment through fsim, ssim, mse and psnr—a comparative study. *Journal of Computer and Communications*, (7):8–18, 2019.

- [14] P. Kovesi. Image features from phase congruency. J. Comp. Vis. Res., 1(3):1–26, 1999.
- [15] R. Kumar and V. Moyal. Visual image quality assessment technique using fsim. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*, (2):250–254, 2013.
- [16] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou, and D. Zhang. Fsim: A feature similarity index for image quality assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(8):2378–2386, 2011.
- [17] A. Hyvarinen L. Henriksson and S. Vanni. Representation of cross-frequency spatial phase relationships in human visual cortex. *J. Neuroscience*, 29(45):14342–14351, Nov. 2009.
- [18] JJ. Mae and rmse which metric is better?, 2016. https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d, Data odczytu: 27.10.2020.
- [19] Charles Poynton. Digital video and hd: Algorithms and interfaces" (2nd ed.). Morgan Kaufmann Publishers, 2012. https://www.wikiwand.com/en/Data_compression_ratio, Data odczytu: 21.11.2020.
- [20] Grzegorz Ulacha. Kodowanie różnicowe opis laboratorium przedmiotu naukowy projekt badawczy 2, 2020. Nazwa dokumentu: Entropia_2.docx.
- [21] Kompresja transformacyjna. opis standardu jpeg. http://home.agh.edu.pl/ tur-cza/sum1/jpeg.pdf: 26.01.2021.
- [22] Imagemagick. https://imagemagick.org/index.php: 26.01.2021.