

УДК 004.932

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.2/23>

Терещенко Т.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Ямненко Ю.С.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Кущинський Є.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Ємець О.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ПОРІВНЯННЯ АЛГОРИТМІВ СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА БАЗІ ВЕЙВЛЕТІВ

У статті розглядаються сучасні вимоги до систем обробки відеозображень, що використовуються у безпілотних літальних апаратах (БПЛА). Показано перспективи застосування алгоритмів стиснення зображень у БПЛА, де велике значення має ефективне використання ресурсів і каналів передачі даних. З розвитком мікроелектронних та інформаційно-комунікаційних технологій БПЛА стали важливим інструментом у різних галузях, зокрема військовій справі, аграрному секторі, дослідницькій діяльності, і навіть у сфері розваг. Тому алгоритми стиснення, що дозволяють зберегти важливі деталі зображень при мінімальному розмірі файлів, відіграють важливу роль у підвищенні ефективності таких систем.

У статті проаналізовано різні алгоритми стиснення зображень і відео на основі вейвлетів, зокрема неперервні вейвлети Добеші 4-го та 8-го порядків, дискретні вейвлети Хаара та перетворення в орієнтованому базисі (ОБ). Кожен із цих алгоритмів має свої переваги та недоліки, що робить їх оптимальними для різних типів зображень і умов застосування. Наприклад, вейвлети Добеші мають високу ефективність для складних сигналів із високочастотними змінами, що дозволяє зберегти більш точну картину при стисненні складних зображень або відео.

Стиснення зображень за допомогою вейвлет-перетворень є ефективним методом, що зменшує розмір файлів при збереженні важливих деталей. Вейвлети Добеші належать до класу неперервних вейвлетів. У статті розглянуто два типи з родини вейвлетів Добеші – вейвлети 4-го і 8-го порядків, які мають відповідно чотири та вісім нульових моментів. Вейвлет 4-го порядку дозволяє краще аналізувати сигнали з незначними змінами, тоді як вейвлет 8-го порядку є ефективнішим для аналізу складних сигналів із високою частотою змін, що особливо важливо для аналізу динамічних сцен у відеозаписах.

Дискретні вейвлети на основі перетворення Хаара та ОБ-методів також мають свої переваги при обробці зображень із локальними деталями, такими як краї та текстури. Хоча метод Хаара є простим у реалізації та швидким, його використання може призвести до деякої втрати якості зображень. ОБ-метод дозволяє глибше аналізувати структуру зображень, однак вимагає більшої обчислювальної потужності. Моделювання, проведене в рамках статті, показує, що методи Хаара та ОБ зменшують розмір файлів, але це відбувається за рахунок втрати частини якості зображення.

З огляду на всі переваги та недоліки, вибір методу стиснення залежить від конкретної задачі та вимог до якості результату.

Ключові слова: обробка відео, безпілотні літальні апарати, алгоритми стиснення зображень, дискретні та неперервні вейвлет-перетворення, вейвлети Добеші, перетворення Хаара, перетворення в орієнтованому базисі.

Постановка проблеми. На сьогодні безпілотні літальні апарати (БПЛА) застосовується в багатьох сферах діяльності, зокрема, у дронах на полі бою [1, с. 34–39]. Однією з ключових функцій БПЛА є збір та обробка даних з бортових камер [2, с. 1–41]. Сучасні розробки в цій області дозволяють збирати більше інформації та передавати її в режимі реального часу, що покращує безпеку польоту та інформованість про поточну ситуацію. Нові алгоритми дозволяють зменшити час обробки та підвищити якість інформації. Так, стиснення зображень дозволяє ефективно зменшувати розмір файлів, зберігаючи при цьому значущі деталі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні аспекти обробки зображень та відео були досліджені вітчизняними та зарубіжними науковцями, серед яких Йосип Білинський (Україна) [3, с. 1–5], Бернад Скляр (США), Інgrid Добеші (Бельгія) [4, с. 1–5], Стефан Жорж Малла (Франція) [5, с. 674–693]. Порівняльна характеристика відомих методів стиснення наведена у табл. 1. У першій колонці табл. 1 показано, наскільки зменшується розмір даних. Друга колонка описує симетричність за часом. Значення 1 в цій колонці означає симетричність, тобто однаковий час стиснення та розпакування, або відновлення даних; >1 – стиснення відбувається швидше, ніж розпакування; <1 – розпакування відбувається швидше, ніж стиснення. Третя колонка вказує, на що орієнтований алгоритм (наприклад, обробка текстів, зображень, аудіо). У четвертій колонці зазначено, чи відбувається втрати інформації при стисненні (методи із втратами видаляють частину інформації для зменшення розміру зображення, що призводить до зниження якості; методи без втрат забезпечують відновлення зображення ідентично оригіналу, однак зазвичай забезпечують менший ступінь стиснення). П'ята колонка вказує, чи підходить алгоритм для одновимірних

даних (1D – текст, часові ряди) або двовимірних (2D – зображення) даних.

Серед існуючих методів, які працюють із зображеннями та відео, вейвлет-перетворення мають переваги: вони здатні ефективно обробляти зображення, що містить такі локальні деталі, як краї та текстури, і можуть адаптуватися до різних типів даних. Тому в даній статті буде зосереджено увагу на використанні саме вейвлет-перетворень для розв'язання задачі аналізу та стиснення медіаданих.

Постановка завдання. Метою статті є порівняння методів стиснення зображень і відео з безпілотних літальних апаратів на базі різних типів вейвлет-перетворень та вибір кращого та ефективного з них з точки зору якості стиснення, точності відновлення оригінальних даних та швидкодії [6, с. 23–27; 7 с. 26–38], що є важливим для передачі по каналам зв'язку з відносно низькою пропускну здатністю без суттєвих втрат якості інформації.

Виклад основного матеріалу. Вейвлет-аналіз заснований на розкладанні досліджуваної функції в ряд вейвлет-функцій, які локалізовані в часі та мають різний спектральний склад. Завдяки зміні масштабів вейвлети здатні виявити відмінності на різних частотах, а завдяки зсувам масштабованих версій сигналу вздовж часової вісі проаналізувати властивості сигналу в різних точках по всьому інтервалі, що вивчається. Тому вейвлети широко застосовують для аналізу нестационарних процесів.

У даній роботі будуть розглянуті вейвлет-перетворення, які оперують з дійсними числами. Різні модифікації вейвлет-аналізу використовуються в цифровій обробці сигналів та зображень, наприклад, для стиснення даних, адаптивної фільтрації, кодування, розпізнавання образів.

Вейвлети Добеші належать до класу неперервних вейвлетів, але мають свої дискретні модифікації [4, с. 1–5].

Таблиця 1

Порівняльна характеристика методів стиснення даних

Алгоритм	Коефіцієнт стиснення	Симетричність за часом	На що орієнтований	Втрати	Розмірність
RLE	32, 2, 0,5	1	3,4-х бітні	Немає	1D
LZW	1000, 4, 5/7	1.2-3	1-8 бітні	Немає	1D
Хаффмана	8, 1.5, 1	1-1.5	8 бітними	Немає	1D
CCITT-3	213(3), 5, 0.25	~1	1-бітні	Немає	1D
JBIG	2-30 разів	~1	1-бітні	Немає	2D
Lossless JPEG	2 рази	~1	24-бітові, сірі	Немає	2D
JPEG	2-20 разів	~1	24-бітові, сірі	Є	2D
Вейвлет-перетворення	2-200 разів	1.5	24-бітові, сірі	Є	2D
Фрактальний	2-2000 разів	1000-10000	24-бітові, сірі	Є	2.5D

В основі побудови вейвлетів Добеші лежать рівняння масштабування та материнський вейвлет:

$$\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h_k \varphi(2t - k) \quad (1)$$

$$\psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g_k \varphi(2t - k) \quad (2)$$

Рівняння (1) описує застосування фільтрації низьких частот (ФНЧ) сигналу $f(x)$, рівняння (2) – фільтрацію високих частот (ФВЧ).

Вейвлети будуються таким чином, щоби забезпечити максимальну кількість зникаючих моментів. Значення моменту M визначає кількість коефіцієнтів h_k в рівнянні (1) і довжину області завдання вейвлетів.

Розглянемо побудову вейвлетів Добеші 4 порядку. Із властивості ортогональності функцій $\varphi(x)$ отримаємо рівняння, що пов'язує коефіцієнти

$$h_1 h_2 + h_1 h_3 = 0, \quad (3)$$

Із властивості ортогональності вейвлета поліномам отримуємо два рівняння

$$\begin{aligned} h_0 - h_1 + h_2 - h_3 &= 0, \\ -h_1 + 2h_2 - 3h_3 &= 0, \end{aligned} \quad (4)$$

І, нарешті з умови нормування отримаємо

$$h_0 + h_1 + h_2 + h_3 = \sqrt{2}. \quad (5)$$

Вирішення рівнянь (3)–(5) визначає коефіцієнти фільтру низьких частот. Знаючи коефіцієнти низьких частот фільтра, можна визначити коефіцієнти високих частот фільтра за формулою:

$$g[n] = (-1)^n h[3-n], \quad (6)$$

Аналогічно знаходять коефіцієнти фільтрів для вейвлетів Добеші 8-го порядку. Коефіцієнти фільтрів вейвлетів Добеші наведено в табл. 2. Вони мають різні базисні функції, які визначають їх ефективність у різних задачах обробки зображень.

Вейвлет Добеші четвертого порядку має чотири нульові моменти, що дозволяє йому ефективно аналізувати відеосигнал, де присутні незначні зміни деталей, таких, як плавні переходи або однорідні текстури. Вейвлет Добеші восьмого

порядку має вісім нульових моментів і підходить краще для обробки відеосигналу зі складними деталями або високочастотними змінами, такими як різка зміна текстури або кадру, або велика кількість дрібних деталей.

Стиснення методом Хаара.

Вейвлет Хаара – один із перших та найпростіших вейвлетів. Він заснований на ортогональній системі функцій, запропонованій угорським математиком Альфредом Хааром в 1909 р.

Як і будь-яке інше дискретне вейвлет-перетворення, вейвлет Хаара є ітераційним методом та оперує з фільтрами високої та низької частоти на кожному рівні розкладання, що позначаються через j і приймають значення від j_{\max} до 0. Значення j_{\max} залежить від того, якою кількістю дискретних значень N представлено оригінальний сигнал. Для кількості значень застосовується обмеження у вигляді $N=2^{j_{\max}}$, що має виконуватися для подальшого розкладання сигналу та одержання набору вейвлет-коефіцієнтів кожного рівня j .

Процес декомпозиції – розкладання початкового сигналу на окремі складові та обчислення відповідних коефіцієнтів – відбувається за допомогою двох базисних функцій. Перша з них називається скейлінг-функцією, позначається через $\varphi(x)$ та приймає одиничне значення на одиничному часовому інтервалі. Друга функція – це материнський вейвлет $\psi(x)$, вигляд якого відрізняє один вейвлет від іншого, наприклад, вейвлет Хаара від вейвлету Добеші. На кожному рівні розкладання j до функцій $\varphi(x)$ та $\psi(x)$ застосовуються дві основні операції – масштабування і зсув, в результаті чого утворюються декілька версій цих функцій різних масштабів. Ці масштабовані версії зсуваються вздовж часової вісі, перекриваючи весь одиничний інтервал. Через можливість аналізу сигналу на різних масштабах вейвлет-аналіз отримав альтернативну назву – кратномасштабний аналіз.

Розрізняють два види коефіцієнтів:

– коефіцієнти апроксимації, або *s-коефіцієнти*, які отримуються в результаті застосування фільтру низької частоти і описують низькочастотну

Таблиця 2

Коефіцієнти фільтрів Добеші

Порядок вейвлету	Коефіцієнти фільтру низьких частот	Коефіцієнти фільтру високих частот
4	$h[0] = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h[1] = \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h[2] = \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h[3] = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$	$g[n] = (-1)^n h[3 - n]$
8	$h[4] = -0.1870, h[5] = 0.0308, h[6] = 0.0329, h[7] = -0.0106$	$g[n] = (-1)^n h[7 - n]$

складову (тренд) сигналу на кожному рівні розкладання;

– коефіцієнти деталізації, або *d-коефіцієнти*, які отримуються в результаті застосування фільтру високої частоти і описують високочастотну складову (шуми, флуктуації навколо тренду) на кожному рівні розкладання.

Кількість вейвлет-коефіцієнтів на кожному рівні різна. Процес обчислення коефіцієнтів починається з максимального рівня j_{\max} до мінімального $j=0$. На максимальному рівні присутні лише *s-коефіцієнти*, тоді як на всіх інших – *s-* та *d-коефіцієнти*. На останньому, нульовому рівні розкладання присутній лише один *s-коефіцієнт* та один *d-коефіцієнт*. У позначеннях обох видів коефіцієнтів використовуються два нижніх індекси ($s_{j,k}$ та $d_{j,k}$), де індекс j вказує на поточний рівень вейвлет-розкладання, а індекс k – на внутрішній лічильник всередині одного рівня, що позначає позицію масштабованої версії скейлінг-функції $\varphi(x)$ та материнського вейвлету $\psi(x)$ на часовій вісі. Коефіцієнти нульового рівня позначаються як $s_{0,0}$ та $d_{0,0}$.

Обчислення коефіцієнтів можна припинити на будь-якому рівні, наприклад, якщо вейвлет-аналіз використовується для згладження сигналу, що актуально, наприклад, в задачах прогнозування часових рядів, коли важливо передбачити загальний характер зміни сигналу, а не детальні короткотермінові флуктуації. Тоді для прогнозування використовується тренд, що являє собою згладжену в більшому або меншому степені версію оригінального сигналу і обчислюється на базі *s-коефіцієнтів* певного рівня розкладання.

На кожному з рівнів розкладання можна реконструювати оригінальний сигнал, «зібравши» *s-коефіцієнти* поточного рівня та *d-коефіцієнти* поточного та всіх попередніх рівнів розкладання. Реконструйований сигнал не відрізняється від оригіналу, якщо використовується метод вейвлет-аналізу без втрат (див. табл. 1), наприклад, вейвлет Хаара.

ДВП одержують застосуванням набору фільтрів. Сигнал пропускається через низькочастотний (low-pass) фільтр з імпульсним відгуком g , і виходить згортка:

$$y[n] = (x \cdot g)[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] g[n-k]$$

Одночасно сигнал розкладається за допомогою високочастотного (high-pass) фільтра h . В результаті виходять деталізуючі коефіцієнти (після ВЧ-фільтра) та коефіцієнти апроксимації (після НЧ-фільтра).

$$y_{low}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] g[2n-k]$$

$$y_{high}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] g[2n-k]$$

Материнський вейвлет Хаара приймає одиничне значення в інтервалі $[0;0.5]$, значення “-1” в інтервалі $[0.5;1]$, та нульове значення в усіх інших точках. Скейлінг-функція, як і для інших вейвлетів, приймає одиничне значення в інтервалі $[0;1]$ та нуль за його межами. Хоча вейвлети Хаара є досить добре локалізованими в просторі (що є необхідною умовою для материнських вейвлетів всіх видів), вони, однак, не ідеально локалізовані в частотному діапазоні через широкий спектр частот меандра [5, с. 674–693].

Критерієм вибору кількості рівнів розкладання служить ступінь близькості оригінального сигналу та тренду відповідного рівня. Цей параметр обчислюють як похибку наближення за різними алгоритмами.

При обробці двовимірних даних, як, наприклад, зображення, обчислення вейвлет-коефіцієнтів відбувається аналогічно з тією різницею, що вони також є двовимірними.

На рис. 1 наведено фотографію головного корпусу КПШ ім. Ігоря Сікорського, до якої будуть застосовані вейвлет-перетворення Хаара та перетворення в орієнтованому базисі (ОБ).



Рис. 1. Фото головного корпусу КПШ імені Ігоря Сікорського, що використовувалося для порівняння алгоритмів стиснення методом Хаара та вейвлету в орієнтованому базисі

В табл. 3 наведено значення параметрів близькості оригінального та стисненого за допомогою вейвлету Хаара зображення.

В таблиці прийняті наступні позначення: **MSE** – середньоквадратична похибка (Mean Squared Error); **Max. Error** – максимальна похибка; **BPP** – розмірність, бітів на піксель (Bits Per Pixel) [6, с. 1–18].

Таблиця 3

Параметри близькості згладженої функції та оригінального зображення на різних рівнях розкладання для вейвлету Хаара

Рівень розкладання	MSE	Max. Error	BPP	Коефіцієнт стиснення %	Розмір, кбайт
1	10.29	138	7.233	92.09	205
2	10.43	138	4.8026	58.07	158
3	11.22	138	3.122	38.9	79.1
4	12.43	143	1.644	13.78	30.7
5	15.40	143	1.5	7.7	15.2
6	27.13	146	1.1	3.56	7.4
7	62.33	164	1.02	1.82	3.5

Таблиця 4

Формули для обчислення коефіцієнтів ОБ-вейвлет перетворення

Пряме ОБ-вейвлет перетворення	Зворотне ОБ-вейвлет перетворення
$s_{j-1,k} = \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} + s_{j,3k+1} + s_{j,3k+2}];$ $d_{j-1,k}^{(1)} = \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} - s_{j,3k+1}];$ $d_{j-1,k}^{(2)} = \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j,3k} - s_{j,3k+2}].$	$s_{j,3k} = \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} + d_{j-1,k}^{(1)} + d_{j-1,k}^{(2)}];$ $s_{j,3k+1} = \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} - 2d_{j-1,k}^{(1)} + d_{j-1,k}^{(2)}];$ $s_{j,3k+2} = \frac{1}{\sqrt{3}} [s_{j-1,k} + d_{j-1,k}^{(1)} - 2d_{j-1,k}^{(2)}].$

Таблиця 5

Порівняння результатів стиснення зображення

	Розмір зображення	MSE	Max. Error	BPP	Коефіцієнт стиснення, %
Оригінал	152 кбайт	0	0	1	100
Хаара	80.7 кбайт	9.18	49	1	54
ОБ	93.7 кбайт	433.31	199	1	61.3

Таблиця 3 ілюструє вплив рівня розкладання на якість стиснення зображення (MSE, Max. Error), розмір стисненого зображення (BPP) та розмір вихідного зображення. Таким чином, в залежності від практичної задачі обробки можна обирати параметри перетворення.

Стиснення зображень за допомогою вейвлетів в орієнтованому базисі.

На відміну від перетворення Хаара, яке оперує з двома фільтрами, вейвлет-перетворення в орієнтованому базисі оперує з m фільтрами розкладання, з яких один – низькочастотний, а $(m-1)$ – високочастотні. Величина m визначається з довжини інтервалу оригінального сигналу – кількості його дискретних значень, на яку накладається обмеження у вигляді $N=m^n$. В цьому виразі m має бути простим позитивним числом, а n – цілим позитивним числом.

В табл. 4 наведено формули для обчислення коефіцієнтів прямого та зворотного перетворення при $m=3$ [8, с. 14–18]. Пряме перетворення визна-

чає коефіцієнти апроксимації та деталізації функції, зворотне – дозволяє отримати функцію – оригінал по вейвлет коефіцієнтам.

В таблиці прийнято наступні позначення: коефіцієнти апроксимації $s_{j,k}$ являють собою середнє значення оригінального сигналу на інтервалі розгляду k , кратному m , а коефіцієнти деталізації $d_{j,k}^{(1)}, d_{j,k}^{(2)}, \dots, d_{j,k}^{(m-1)}$ містять інформацію про високочастотні флуктуації оригінального сигналу.

Порівняння вейвлетів Хаара та ОБ

Стиснення зображення (рис. 1) було проведено в середовищі програмування Python. Результати роботи методів наведені в табл. 5.

При порівнянні методів встановлено, що середньоквадратична помилка фільтрації MSE є значно більшою для перетворення ОБ, що свідчить про вищий рівень помилок відновлення порівняно з перетворенням Хаара. Коефіцієнт стиснення на 7% більший для ОБ, ніж для вейвлету Хаара. Розмір зображення для ОБ на 13 кбайт більше порівняно з вейвлетом Хаара.

Стиснення відео

Порівнюємо результати стиснення відеоданих із застосуванням вейвлет-перетворень Хаара, Добеші 4-го та 8-го порядку. Для порівняння використаємо відео з БПЛА, де чітко видно рухомий об'єкт (автомобіль), рис. 2.



Рис. 2. Скріншот відео з БПЛА

Порівнювати будемо за такими параметрами: розмір файлу, частота кадрів, MSE, PSNR та SSIM. MSE показує відхилення стиснутого відео від оригіналу, чим вище значення PSNR, тим краще стиснене відео за якістю, SSIM вказує на структурну схожість з оригіналом. Параметри MSE, PSNR та SSIM будуть вказані середні (Average) Вони усе-реднюють характеристики кадрів відео.

Стиснені зображення наведено на рис. 3.

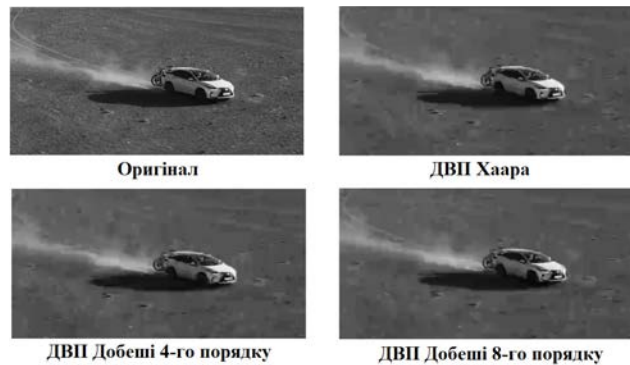


Рис. 3. Скріншоти відео, стисненого різними вейвлет-перетвореннями

Висновки. Порівняльний аналіз різних вейвлет-перетворень показав значну перевагу вейвлету Хаара перед ОБ-вейвлет. Ця перевага стає більш суттєвою зі збільшенням рівня розкладання. Отже, для задач стиснення зображень найбільш ефективним є вейвлет Хаара, що пояснюється простим виглядом материнської функції, яка приймає значення +1 та -1, та відповідно високою швидкістю обчислень.

При обробці відео з БПЛА вибір методу залежить від конкретної практичної задачі. Вейвлет Хаара доцільно використовувати, коли пріоритетною є якість зображення, а вейвлети Добеші 8-го порядку мають перевагу у ступені стиснення.

Таблиця 6

Порівняння результатів стиснення відео

	Розмір відео	Частота кадрів	Average MSE	Average PSNR	Average SSIM
Оригінал	5637 кбайт	30	0	∞	1
Хаара	667 кбайт	30	55.01	30.75	0.7982
Добеші 4-го порядку	668 кбайт	30	57.82	30.53	0.7986
Добеші 8-го порядку	663 кбайт	30	58.63	30.47	0.7975

Список літератури:

1. Knysh B. The classification of the certain types of the unmanned aerial vehicles. Knysh B., Brovko P., Popil D.. International periodic scientific journal. Modern engineering and innovative technologies. Heutiges ingenieurwesen und innovative technologien. – 2017. – №2. – С. 34–39. <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/23161>
2. Arafat M. Y., Alam M. M., Moh S. Vision-Based Navigation Techniques for Unmanned Aerial Vehicles: Review and Challenges. Drones. 2023. Т. 7, № 2. С. 89. URL: <https://doi.org/10.3390/drones7020089>.
3. Білинський Й. Й. Методи стиснення зображень [Електронний ресурс]. Й. Й. Білинський, К. В. Огородник, М. Й. Юкиш [Електронний ресурс]: – Електрон. дані (1 файл). – Режим доступу: https://web.posibnyky.vntu.edu.ua/firen/6bilynskij_elektronni_systemy/57.htm
4. Contributors to Wikimedia projects. Daubechies wavelet – Wikipedia. Wikipedia, the free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Daubechies_wavelet (дата звернення: 04.06.2024).
5. Mallat, S.G. (1989). "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation" (PDF). IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 11 (7): 674–693. doi:10.1109/34.192463
6. Image Quality Assessment through FSIM, SSIM, MSE and PSNR—A Comparative Study. SCIRP. URL: <https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=90911>.
7. Негода А. М. Аналіз сучасних алгоритмів стиснення відео. ISSN 1990-5548 Електроніка та системи управління / ІАЕУ НАУ. – 2010 – С. 23-27. <https://jrnl.nau.edu.ua/index.php/ESU/article/view/822/800>.

8. Терещенко Т. О. Вейвлет-перетворення для фільтрації зображень із відеокамер спостереження Т. О. Терещенко, Ю. С. Ямненко, О. Л. Мельниченко, М. В. Панченко. Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: технічні науки. – 2018. – Том 29(68) Ч. 2 № 3 – С. 14–18. https://www.tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2018/3_2018/part_2/5.pdf

9. Патласенко М. О. Підвищення ступеня стиснення тв-зображень за допомогою рекурентних перетворень і хвильових алгоритмів : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.12.17. – Одеса, 2020.. – С. 22. 0421U100088.pdf

Tereshchenko T.O., Yamnenko Yu.S., Kushchynsky E.O., Yemets O.O. COMPARISON OF IMAGE COMPRESSION ALGORITHMS BASED ON WAVELETS

The article discusses modern requirements for video image processing systems used in unmanned aerial vehicles (UAVs). UAV technology has rapidly evolved, becoming an essential tool in military operations, agriculture, research, and even entertainment. Therefore, image compression algorithms that help reduce file sizes while retaining crucial image details are vital in enhancing the efficiency of such systems. The promising application of image compression algorithms in UAVs is evident, especially where efficient data transmission and storage are critical.

The article analyzes image and video compression algorithms based on wavelets, focusing on continuous Daubechies wavelets of the 4th and 8th orders, discrete Haar wavelets, and transformation in the oriented basis (OB). Each of these algorithms presents specific strengths and weaknesses, making them optimal for different types of images and application contexts. For example, Daubechies wavelets are particularly effective in handling complex signals with high-frequency variations, which ensures that significant details are preserved even when compressing complex video footage.

Image compression using wavelet transform is an effective method that reduces file size while preserving important details. Daubechies wavelets belong to the class of continuous wavelets. The article considers two types from the Daubechies wavelet family: wavelets of 4th and 8th orders, with four and eight zero moments, respectively. The 4th-order Daubechies wavelet allows for better analysis of signals with small changes, while the 8th-order wavelet is more effective for complex signals with high-frequency variations. This characteristic makes the latter ideal for analyzing dynamic scenes in video, where rapid changes in texture or frame content occur.

Discrete wavelets, particularly those based on the Haar transform and the OB method, offer additional benefits when processing images with local details, such as edges and textures. The Haar wavelet method is computationally efficient and simple to implement but may result in some loss of image quality. On the other hand, the OB method enables a more detailed analysis of image structures, though it demands greater computational resources. Simulation results show that while both Haar and OB methods reduce file size, some image quality is sacrificed in the process.

The choice of the best compression algorithm ultimately depends on the specific requirements of the task at hand, balancing file size reduction and the preservation of image quality.

Key words: video processing, unmanned aerial vehicles, image compression algorithms, discrete and continuous wavelet transforms, Daubechies wavelets, Haar transform, oriented basis transform.