

ВИКОРИСТАННЯ ІНДЕКСУ СТРУКТУРНОЇ ПОДІБНОСТІ ТА М'ЯКОГО ПОРОГУВАННЯ ДЛЯ ЗНАХОДЖЕННЯ КОЕФІЦІЄНТІВ ІНТЕРПОЛЯЦІЙНОГО ФІЛЬТРА З АДАПТИВНИМ КОДУВАННЯМ

©, А.Й. Наконечний, З.Є. Верес 2015

The paper presents the modified model for video upscaling based on the preservation of structural information from the input sequence in the adaptive trained filters. Additionally, it is proposed to make soft truncation of the result pixel value during the interpolation process. Also, it is proposed to split the learning process into two steps to improve its performance and reliability.

Keywords - image interpolation, image upscaling

В статті представлено модифіковану модель розширення зображення з використанням інтерполяційного фільтра на основі адаптивного кодування з динамічними границями. Такий підхід дозволяє врахувати структурну інформацію під час процесу масштабування. Запропоновано здійснювати «м'яке» пороговування результуючого значення пікселя. Також запропонований поділ навчального процесу обчислення коефіцієнтів фільтра на два етапи для підвищення його швидкодії та надійності

Ключові слова - розширення зображення, інтерполяція

Вступ

На сучасному етапі розвитку перетворення і опрацювання сигналів зображень їх масштабування широко використовується в космічних системах, в системах аерофото і відеознімання. Дана операція є актуальною і при розв'язуванні задач керування різними рухомими об'єктами.

Масштабування сигналів зображень і відео відіграє важливу роль в таких галузях як телебачення, в процесі проведення медичних консультацій та відеоконференцій. Штучні супутники Землі висилають неперервні потоки погодних карт та знімків природних ресурсів через телевізійні канали, які також необхідно піддавати операції масштабування.

Зрозуміло, що при масштабуванні якість збільшеного зображення суттєво погіршується і залежить вона від величини самого масштабу. Для покращення якості зображень використовуються різні методи, які дозволяють прогнозувати значення додаткових пікселів. Зокрема для цього використовуються методи, що базуються на апроксимації або інтерполяції значень новоутворених пікселів

Традиційні методи інтерполяції (білініна, бікубічна, сплайнова) характеризуються високою швидкістю, але при цьому вносять ряд спотворень у результуюче зображення, а саме: відбувається розмивання зображення, розкид пікселів вздовж границь зображення.

Сучасні методи намагаються внести в інтерпольоване зображення високочастотні спектральні складові. Класифікаційні просторові методи проводять інтерпольовання з врахуванням вмісту локального блоку та вимагають проведення додаткового процесу навчання. Протягом навчання обчислюються значення інтерполяційних фільтрів для різних блоків зображень.

В останній час праці багатьох вчених присвячені розгляду низки методів та алгоритмів для просторового розширення зображень на основі адаптивного кодування блоку зображення з

динамічними границями [2,10]. Дані методи у процесі навчання характеризуються високою швидкістю та простотою обчислення їх інтерполяційних коефіцієнтів. Згадані коефіцієнти оптимізуються відносно метрики оцінювання якості зображення. В переважній більшості в ролі такої метрики виступає найменша середньоквадратична помилка (НСП, англ. Mean Square Error – MSE). Проте використання даної метрики слабо корелюється із існуючими суб'єктивними оцінками якості [8, 12]. Заміна метрики MSE на метрику, результати якої мають кращу кореляцію із суб'єктивними оцінками, дозволяє отримати вихідні інтерпольовані зображення суттєво вищої якості

Інтерполяційний фільтр на основі адаптивного кодування з динамічними границями

Одним з найбільш відомих інтерполяційних фільтрів є фільтр побудований на основі адаптивного кодування з динамічними границями – АКДГ (англ. Adaptive Dynamic Range Coding – ADRC) нерекурсивного типу [1, 6, 10-12], вихідний сигнал якого залежить від вхідних даних. Моментні коефіцієнти фільтра протягом інтерполяції залежать від вмісту локального блоку зображення.

На рис. 1. наведена узагальнена блок-схема інтерполювання зображення з використанням фільтра на основі АДКГ. На вхід схеми подається зображення формату стандартної роздільної здатності (англ. Standard-definition SD). Інтерполяція проводиться в межах блоку 3×3 пікселів. У кожному блоці виконується адаптивне кодування і знаходиться бітова маска блоку. На основі отриманої маски з пошукової таблиці вибираються коефіцієнти інтерполяційного фільтра і обчислюється результуюче значення.

Нехай F_{HD} – яскравість оригінальних пікселів формату високої роздільної здатності (англ. High-definition– HD), тоді F_{HI} – значення яскравості отримане в результаті інтерполювання, яке є зваженою сумою 9-ти пікселів формату SD інтерполяційного вікна і обчислюється згідно виразу:

$$F_{HI} = \sum_{l=0}^8 w_c(k) \cdot F_{SD}(k), \quad (1)$$

де $w_c(k)$ – вагові коефіцієнти класу с.



Рис. 1. Схема алгоритму адаптивного кодування з динамічними границями

Для обчислення коефіцієнтів фільтра проводиться процес навчання.

Адаптивне кодування з динамічними границями

При адаптивному кодуванні з динамічними границями кожен піксел кодується одним бітом [1]:

$$Q = \left\lfloor \frac{F_{IN} - F_{MIN}}{F_{MAX} - F_{MIN}} + 0.5 \right\rfloor, \quad (2)$$

де F_{IN} – значення яскравості пікселя вхідного зображення.

F_{MAX} та F_{MIN} – максимальне та мінімальне значення яскравості пікселів у ковзаючому вікні відповідно.

На рис. 2. показано принцип адаптивного кодування. Кодування відбувається у вікні 3×3 пікселі. Визначається середнє значення блоку, яке виступає в ролі порогового. Пікселі, значення яких є більшими від порогового значення, кодуються 1, інші – 0. Таким чином, отримується бітова послідовність, яка є маскою блоку. Дана процедура називається класифікуванням блоку.

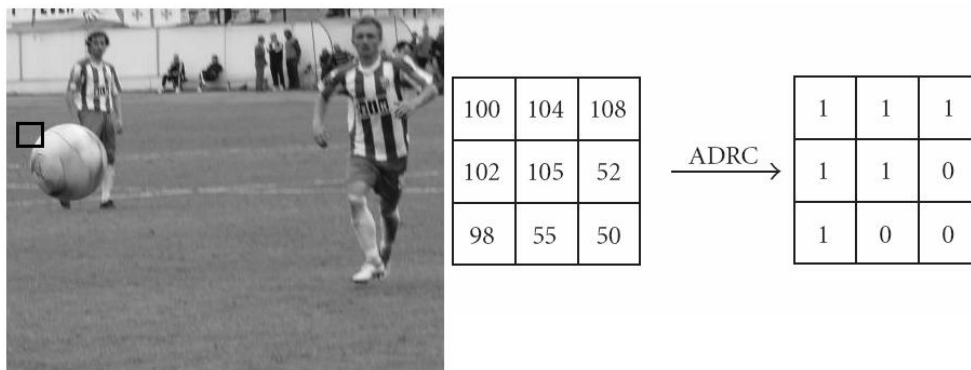


Рис. 2. Адаптивне кодування з динамічними границями

Основною перевагою адаптивного кодування є проста реалізація. Використання рівняння 1.15 зменшує число класів з 256^9 до 2^9 для вікна 3×3 пікселі. У випадку інвертування зображення коефіцієнти в LUT таблиці залишаються незмінними [1]. Використання двох спряжених класів дозволяє зменшити кількість класів вдвічі без втрат якості зображення (до 2^8).

Індекс структурної подібності зображення

В процесі знаходження коефіцієнтів фільтра на основі АКДГ здійснюється мінімізація сумарної квадратичної помилки між блоками оригінального та інтерпольованого зображення. При такому підході не враховується структурна інформація блоку. У випадку врахування такої інформації інтерпольовані зображення матимуть кращу суб'єктивну оцінку якості.

У працях [3,5] розглядається новий підхід до оцінки якості зображень. При цьому показано, що людська зорова система (ЛЗС) є надзвичайно заплутаною, високонелінійною системою і її основною функцією є виділення структурної інформації із поля спостереження. Вимірювання структурних спотворень дозволяє проводити оцінку спотворення зображення, яке сприймає спостерігачем. В результаті цього здійснюється перехід від вимірювання абсолютного значення помилок до обчислення структурних спотворень. Саме спотворення зображення розглядається як структурна інформаційна втрата.

Нехай x і y два додатні сигнали, які були зрівноважені один з одним (наприклад, два фрагменти витягнуті з одного просторового розташування з порівнюваних зображень). Для даних сигналів μ_x – середнє значення x , μ_y – середнє значення y , σ_x – дисперсія x , σ_y – дисперсія y , σ_{xy} – коваріація x і y відповідно. Середнє і стандартне відхилення (квадратний корінь з дисперсії) сигналу вважаються наближеними оцінками яскравості і контрасту сигналу.

Коваріація (нормалізована дисперсією) може вважатися показником, наскільки один сигнал нелінійно змінений відносно іншого.

Порівняльні вимірювання яскравості, контрасту і структурної інформації визначаються відповідно наступними характеристиками [5]:

$$\begin{aligned}
l(x, y) &= \frac{2\mu_x\mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2} \\
c(x, y) &= \frac{2\sigma_x\sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \\
s(x, y) &= \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x\sigma_y}
\end{aligned} \tag{3}$$

Вищенаведені умови - концептуально незалежні у розумінні, що перші дві залежать лише від сигналів яскравості і контрасту двох порівнюваних зображень. Зміни сигналів яскравості або контрасту будь-якого зображення не впливають на третю умову. Характеристика $s(x, y)$ не використовує пряме описове представлення структур зображення, проте вона відображає схожість між структурами двох зображень. Вона рівна одиниці лише при умові рівності структур порівнюваних зображень (структурна інформація розглядається як така, що відмінна від інформації про яскравість і контраст).

Структурна подібність $S(x, y)$ між сигналами x і y визначається згідно [5]:

$$S(x, y) = l(x, y) \cdot c(x, y) \cdot s(x, y) = \frac{4\mu_x\mu_y\sigma_{xy}}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}, \tag{4}$$

Якщо два сигнали представлені дискретно, статичні характеристики можуть бути оцінені наступним чином:

$$\mu_x = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad \mu_y = \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \tag{5}$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2, \quad \sigma_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2, \tag{6}$$

$$S(x, y) = l(x, y) \cdot c(x, y) \cdot s(x, y) = \frac{4\mu_x\mu_y\sigma_{xy}}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)}, \tag{7}$$

де N – кількість пікселів, для яких проводиться оцінка даних параметрів.

При обчисленні індекса згідно виразу (3), коли $(\mu_x^2 + \mu_y^2)$ або $(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)$ близькі до нуля, результуюче вимірювання є нестійким. Даний ефект часто спостерігається при роботі з плоскими областями зображення. Для уникнення даної ситуації вираз (3) на практиці не використовується. При цьому використовують новий підхід, який отримав назву індекса структурної подібності (StructuralSIMilarity (SSIM)) між сигналами x і y [5]:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \tag{8}$$

Дві константи C_1 і C_2 обчислюються згідно наступних виразів[5]:

$$C_1 = (K_1 L)^2, \quad C_2 = (K_2 L)^2, \tag{9}$$

де L – динамічний діапазон зміни значень пікселя (для 8-ми бітного зображення у тонах сірого $L = 255$); K_1 та K_2 дві константи. Значення констант пропонується наступним [5]: $K_1 = 0,01$ і $K_2 = 0,03$.

Алгоритм отримання коефіцієнтів інтерполяційного фільтра з використанням індексу структурної подібності

Як вже згадувалось вище, врахування структурної інформації під час знаходження коефіцієнтів інтерполяційного фільтра дозволяє отримати інтерпольоване зображення вищої якості.

На рис. 3. наведено блок-схему алгоритму обчислення коефіцієнтів інтерполяційного фільтра з використанням індексу структурної подібності. Оригінальна послідовність зображень з високим розширенням проріджується вдвічі. Отримані зображення використовуються в ролі навчального матеріалу. Протягом етапу класифікації обчислюються класи всіх пікселів проріджених зображень та проводиться групування пікселів на основі належності до певного класу c

Оптимальні коефіцієнти отримуються внаслідок статичної оптимізації індексу структурної подібності для кожного класу окремо.



Рис. 3. Схема роботи алгоритму обчислення коефіцієнтів фільтра з використанням індексу структурної подібності

Розглянемо задачу отримання інтерпольованого значення $P(y)$, що представляє піксел зображення з високим розширенням з допомогою лінійного перетворення першого порядку. Інтерпольоване значення $P(y)$ отримується на основі перемноження пікселів $x_1, x_2, \dots$, що належать зображенню з низьким розширенням, із попередньо визначеними інтерполяційними коефіцієнтами $w_1, w_2, \dots$

Інтерпольовані значення обчислюються згідно виразу:

$$P(y) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots, \quad (10)$$

Нехай вхідні тестові послідовності містять N блоків, кожен з яких містить n пікселів, які належать до класу c . В такому випадку вектор $\vec{W}$, що представляє масив інтерполяційних коефіцієнтів, матриця X – масив навчальних даних (масив пікселів з низьким розширенням) та Y_{INT} – інтерпольовані (передбачені) значення пікселів можна представити наступним чином:

$$W = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \dots \\ w_n \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & \dots & \dots & x_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{Nn} \end{pmatrix}, \quad Y_{INT} = \begin{pmatrix} P_1(y) \\ P_2(y) \\ \dots \\ P_N(y) \end{pmatrix}, \quad (11)$$

Вираз (11) матиме наступний вигляд у матричному представленні:

$$X \cdot W = Y_{INT}, \quad (12)$$

Нехай F_{HD} – представляє оригінальний блок пікселів формату HD, а F_{HI} – відповідні інтерпольовані значення масштабованого зображення. Значення індексу структурної подібності для всіх пікселів, що належать даному класу, обчислюється згідно виразу[5]:

$$SSIM_c = \frac{(2\mu_{F_{HI}}\mu_{F_{HD}} + C_1)(2\sigma_{F_{HI}F_{HD}} + C_2)}{(\mu_{F_{HI}}^2 + \mu_{F_{HD}}^2 + C_1)(\sigma_{F_{HI}}^2 + \sigma_{F_{HD}}^2 + C_2)}, \quad (13)$$

де:

$$\mu_{F_{HI}} = \overline{F_{HI}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_{HIi}, \quad \mu_{F_{HD}} = \overline{F_{HD}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F_{HDi}, \quad (14)$$

$$\sigma_{F_{HI}}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (F_{HIi} - \overline{F_{HI}})^2, \quad \sigma_{F_{HD}}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (F_{HDi} - \overline{F_{HD}})^2, \quad (15)$$

$$\sigma_{F_{HI}F_{HD}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (F_{HIi} - \overline{F_{HI}})(F_{HDi} - \overline{F_{HD}}), \quad (16)$$

Підставляючи у (14 – 16) вираз для обчислення F_{HI} отримаємо:

$$\mu_{F_{HI}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{k=1}^n w_c(k) F_{SD}(k, i) \right], \quad (17)$$

$$\sigma_{F_{HI}}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\sum_{k=0}^n w_c(k) F_{SD}(k, i) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left[\sum_{k=1}^n w_c(k) F_{SD}(k, j) \right] \right)^2, \quad (18)$$

$$\sigma_{F_{HI}F_{HD}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (F_{HIi} - \overline{F_{HI}}) \left(\sum_{k=0}^n w_c(k) F_{SD}(k, i) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \left[\sum_{k=1}^n w_c(k) F_{SD}(k, j) \right] \right), \quad (19)$$

Знаходження значення метрики $SSIM_c$ та обчислення оптимальних коефіцієнтів при яких значення даної метрики буде максимальним відбувається для всіх пікселів, що належать певному класу C . Дані обчислення повторюються для всіх класів протягом процесу навчання.

Значення метрики $SSIM_c$ є функцією від n коефіцієнтів $w_c(k)$ – $SSIM_c(w_c(1), w_c(2), \dots, w_c(n))$. Для знаходження оптимальних коефіцієнтів $w_c(k)$ необхідно знайти максимум даної функції. Для цього обчислюються частинні похідні першого порядку відносно кожного коефіцієнта $\frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(k)}$ і отримані вирази прирівнюються до нуля (необхідна умова екстремуму):

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(1)} = 0; \\ \frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(2)} = 0; \\ \dots \\ \frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(n)} = 0; \end{array} \right. , \quad (20)$$

Введемо змінні $A_1, A_2, A_3, A_4, B_{1,k}, B_{2,k}$ та $B_{3,k}$, які відповідно дорівнюють:

$$A_1 = \frac{1}{(\mu_{F_{HI}}^2 + \mu_{F_{FD}}^2 + C_1)}, \quad (21)$$

$$A_2 = \frac{1}{(\sigma_{F_{HI}}^2 + \sigma_{F_{FD}}^2 + C_2)}, \quad (22)$$

$$A_3 = (2\mu_{F_{HI}} \mu_{F_{HD}} + C_1), \quad (23)$$

$$A_4 = (2\sigma_{F_{HI}F_{HD}} + C_2), \quad (24)$$

$$B_{1,k} = \frac{\partial(\sigma_{F_{HI}F_{HD}})}{\partial w_c(n)}, \quad (25)$$

$$B_{2,k} = \frac{\partial(\sigma_{F_{HI}}^2)}{\partial w_c(k)}, \quad (26)$$

$$B_{3,k} = \frac{\partial(\mu_{F_{HI}})}{\partial w_c(n)}, \quad (27)$$

Враховуючи (21-27) рівняння (20) представимо наступним чином

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(1)} = B_{3,1} \cdot 2\mu_{F_{HD}} A_4 A_1 A_2 + 2B_{1,1} A_3 A_1 A_2 - 2\mu_{F_{HI}} B_{3,1} A_3 A_4 A_1^2 A_2 - \\ \quad - B_{2,1} A_3 A_4 A_1 A_2^2 \\ \frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(2)} = B_{3,2} \cdot 2\mu_{F_{HD}} A_4 A_1 A_2 + 2B_{1,2} A_3 A_1 A_2 - 2\mu_{F_{HI}} B_{3,2} A_3 A_4 A_1^2 A_2 - \\ \quad - B_{2,2} A_3 A_4 A_1 A_2^2 \\ \dots \\ \frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(n)} = B_{3,n} \cdot 2\mu_{F_{HD}} A_4 A_1 A_2 + 2B_{1,n} A_3 A_1 A_2 - 2\mu_{F_{HI}} B_{3,n} A_3 A_4 A_1^2 A_2 - \\ \quad - B_{2,n} A_3 A_4 A_1 A_2^2 \end{array} \right. , \quad (28)$$

Для знаходження коефіцієнтів $w_c(k)$ необхідно застосовувати чисельні методи вирішення систем нелінійних рівнянь. Одним із найпростіших та найпоширеніших алгоритмів розв'язування даної задачі є метод Ньютона [9].

Даний метод забезпечує швидку збіжність і не вимагає значної кількості ітерацій для знаходження коренів рівняння

Обмеження результуючого значення пікселя

Результуюче значення пікселя F_{HI} в точці (i, j) під час інтерполяції обчислюється згідно рівняння (1). При цьому є можливою ситуація, коли значення інтерпольованого пікселя F_{HI} буде більшим від максимального значення F_{SDMAX} :

$$F_{HI}(i, j) > F_{SDMAX}, \quad (29)$$

Дана ситуація може виникати при інтерполюванні гладких областей зображень низької якості. При використанні індексу структурної подібності дані спотворення можуть помилково сприйматися як границі і підсилюватися у результуючому зображенні. Для уникнення такої ситуації пропонується ввести здійснювати «м'яке» пороговання результуючого значення пікселя: значення пікселя F_{HI} може бути більшим від максимального значення F_{SDMAX} лиш на 1%:

$$F_{HI}(i, j)_{trunk} = \begin{cases} F_{HI}(i, j), & F_{HI}(i, j) < 1.01 \cdot F_{SDMAX} \\ F_{SDMAX}, & F_{SDMAX} \geq 1.01 \cdot F_{SDMAX} \end{cases}, \quad (30)$$

Для знаходження вагових коефіцієнтів інтерполяційного фільтра $w_c(k)$ з виразу (28), використаний метод Ньютона. Даний метод є ітераційним - розв'язання виконується доти поки абсолютні значення координат вектору приростів не стануть меншими від заданої похибки ε . На кожній ітерації використовуються пікселі формату SD, що належать певному класу.

Використання вагових коефіцієнтів для інтерполяції зображень різних типів можливе лише за умови використання зображень із аналогічною структурою під час навчання. Це зумовлює необхідність використання значної кількості тестових відеопослідовностей, що представляють різні сцени. При цьому процес навчання проводиться одноразово, під час якого відбувається обчислення всіх вагових коефіцієнтів.

Такий підхід має ряд недоліків, серед яких варто відзначити наступні:

- зростання об'єму пам'яті, яка необхідна для збереження пікселів зменшеного зображення для кожного класу при збільшенні кількості тестових відеопослідовностей;
- обчислення коефіцієнтів відбувається протягом одного запуску і триває протягом тривалого часу. При виникненні критичної помилки під час навчання необхідно проводити класифікацію і обчислення інтерполяційних коефіцієнтів повторно для всіх класів;

Для усунення наведених недоліків та підвищення надійності процесу обчислення коефіцієнтів, пропонується існуючий алгоритм розділити на два етапи (Рис. 4.)

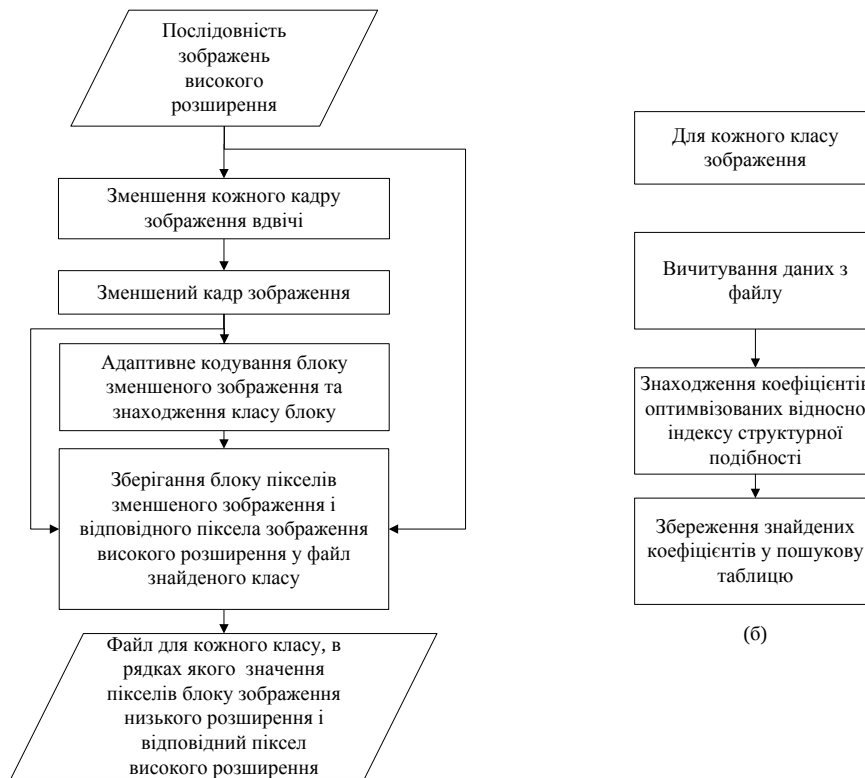


Рис. 4. Блок-схема алгоритму обчислення коефіцієнтів інтерполяційного фільтра а) перший етап – підготовка тестових наборів даних; б) знаходження коефіцієнтів фільтра для кожного класу

На першому етапі (Рис. 4.а.) тестові відеопослідовності зменшуються вдвічі. Для кадрів зменшеного зображення відбувається адаптивне кодування та класифікація кожного блоку, а також знаходження значення відповідного пікселя із оригінальної послідовності. Отримані дані для кожного класу зберігаються у відповідних файлах на файловій системі. Кількість таких файлів рівна $2^{n-1} - 1$, де n - число пікселів, що входить у блок. Дані що відповідають нульовому класу ігноруються. Отримані набори файлів використовуються як база тестових даних. Знаходження вагових коефіцієнтів відбувається послідовно на другому етапі (Рис. 4.б.). Дані для кожного класу вичитуються з відповідного файлу і відбувається ітеративне знаходження вагових коефіцієнтів. Обчисленні значення коефіцієнтів зберігаються у пошуковій таблиці.

Наведений алгоритм дозволяє провести обчислення необхідні для знаходження вагових коефіцієнтів конкретного класу; при цьому будь-які помилки при обчисленнях є ізольованими для кожного класу окремо і не впливають на обчислення коефіцієнтів інших класів. Обчислення коефіцієнтів може проходити паралельно на декількох ЕОМ.

Результати проведених досліджень

Для об'єктивного оцінювання пропонованого алгоритму обчислювались значення MSE та SSIM. Необхідні «ідеальне» та масштабоване зображення одного зразку в HD форматі отримувалось наступним чином: відеопослідовність HD формату зменшувалась вдвічі в кожному напрямку. Отримане зображення подавалось на вхід пропонованого методу. «Ідеальне» та отримане інтерпольоване зображення використовуються для обчислення метрик MSE і SSIM. Для тестування пропонованого методу були вибрано 5 відеопослідовностей з різними степеннями стиснення та величинами руху. Всі відеопослідовності взяті з бази експертної групи якості відеозображень (Video Quality Experts Group – VQEG). Під час проведення експериментів використовувались перші 60 кадрів кожної відеопослідовності.

Таблиця 1.

Тестові послідовності та їх характеристики

Відеопослідовність	Характеристика	Бітрейт
New York 2	Рух усього зображення	1.5 Mb/s
Mobile & Calendar	Незначна кількість рухомих елементів	768 Kb/s
Football	Велика кількість рухомих елементів	3 Mb/s
Sailboat	Практично нерухоме	4.5 Mb/s
Suzie	Незначний рух	—

В таблиці 2 наведено значення метрик MSE та SSIM для інтерпольованих тестових відеопослідовностей з використанням коефіцієнтів: оптимізованих відносно метрики MSE та SSIM.

Таблиця 2.

Значення метрик MSE та SSIM

Відеопослідовність	Коефіцієнти обчислені з використанням метрики MSE		Коефіцієнти обчислені з використанням метрики SSIM	
	SSIM	MSE	SSIM	MSE
New York 2	0.912	174.54	0.924	179.50
Mobile & Calendar	0.293	819.15	0.293	846.78
Football	0.287	1415.31	0.293	1414.33
Sailboat	0.892	191.23	0.884	234.43
Suzie	0.946	13.79	0.958	14.07

Згідно з результатами наведеними в Таблиці 2, використання пропонованого методу негативно впливає на значення метрики MSE. Даний результат є очікуваним, оскільки існуючий підхід використовує оптимізацію метрики MSE під час обчислення коефіцієнтів.

Проте, при використанні пропонованого підходу обчислені значення метрики SSIM є кращим для 3 відеопослідовностей (New York 2, Football, Suzie). Для одної відеопослідовності воно залишилося незмінним (Mobile & Calendar), і ще у одному випадку значення метрики стало меншим (Sailboat). Аналіз цих результатів вказує, що заміна метрики MSE на метрику SSIM позитивно впливає на відеозображення з наявністю значних рухів сцени і є невиправданим для малорухомих послідовностей. Враховуючи, що більшість відеопослідовностей у природі містять рухомі сцени, пропонований підхід є виправданим.

Висновки

Наведений фільтр інтерполяції зображень на основі методу адаптивного кодування з динамічними границями забезпечує непогану швидкість. Однак, його якісні характеристики при цьому є недостатніми, оскільки інтерполяційні коефіцієнти є оптимізованими відносно метрики MSE. Даний підхід враховує лише абсолютні значення пікселів протягом навчання, ігноруючи структурну інформацію. Враховуючи, що методи оцінки якості, що базуються на використанні структурної інформації, краще корелюються із суб'єктивними оцінюваннями якості [11], в статті запропоновано новий метод отримання коефіцієнтів інтерполяційного фільтра з використанням метрики структурної подібності зображення (SSIM) та обмеженням результуючого значення пікселя. На жаль, даний підхід вимагає значно більшого числа обчислень в процесі навчання, а також збереження значень усіх пікселів навчальних відеозображень у оперативній пам'яті. Враховуючи це запропоновано алгоритм розділеного обчислення коефіцієнтів фільтра, що дозволяє проводити обчислення паралельно на декількох ЕОМ. При цьому характеристики процесу інтерполяції в режимі «реального часу» залишаються незмінними.

1. T. Kondo et al., Picture conversion apparatus, picture conversion method, learning apparatus and learning method, US-patent 6,323,905, 2001.2. M. Zhao, et al., Content adaptive image de-

blocking, *Proc. IEEE International Symposium on Consumer Electronics*, 2004.3. Zhou Wang, Alan C. Bovik, Hamid R. Sheikh and Eero P. Simoncelli *Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity*, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, Apr. 2004.4. Alan C. Bovik, *The Essential Guide to Image Processing*, Academic Press, 2009.5. Zhou Wang, Ligang Lu and Alan C. Bovik *Video quality assessment based on structural distortion measurement*, *Signal processing: Image communication*, vol. 19, no. 2, pp. 121-132, Feb. 2004.6. L. Shao, *An Overview and Performance Evaluation of Least Mean Square Trained Filters*, Technical Note PR-TN 2007/00230 Philips Research Europe.7. Z. Wang and A. C. Bovik. *A universal image quality index*, *IEEE Signal Process. Lett.*, 9(3):81–84, 2002.8. Thomas M. Lehmann, Claudia Gonner, and Klaus Spitzer, *Survey: Interpolation Methods in Medical Image Processing*, *IEEE Transactions On Medical Imaging*, Vol. 18, No. 11, November 1999.9. M. Ortega, W. C. Rheinboldt, *Iterative Solution of Nonlinear Equations in Several Variables*, *Classics in Applied Mathematics*, ISBN 0-89871-461-3, SIAM, 2000.10. Верес З.Є., Наконечний А.Й. *Класифікація методів просторового розширення зображення, Методи та прилади контролю якості*, №22, І-Ф., 2009. 11. Верес З.Є., Наконечний А.Й. *Методи оцінки якості зображень та шляхи їх вдосконалення. Комп'ютерні технології друкарства*, № 20, Л., 2008.12. Veres Z., Nakonechnyy A., *Adaptive Trained Filters With SSIM Optimization and Pixel Value Truncation for Video Upscaling*, *7th International Conference Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems*, Berlin, 12-14 September 2013, 404-407.