

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

© Наконечний А. Й., Верес З. Є., 2014

Подано модифіковану модель розширення зображення з використанням інтерполяційного фільтра на основі адаптивного кодування з динамічними границями. Такий підхід дає змогу врахувати структурну інформацію під час процесу масштабування. Запропоновано здійснювати “м’яке” порогування 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.

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.

Key words: image interpolation, image upscaling.

Вступ

На сучасному етапі розвитку перетворення і опрацювання сигналів зображень їх масштабування широко використовується в космічних системах, в системах аерофото- і відеознімання. Ця операція актуальна і під час розв’язування 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 під час масштабування якість збільшеного зображення суттєво погіршується і залежить від величини самого масштабу. Для покращення якості зображень використовуються різні методи, які дозволяють прогнозувати значення додаткових пікселів. Зокрема, для цього використовують методи, що базуються на апроксимації або інтерполяції значень новоутворених пікселів.

Традиційні методи інтерполяції (білінійна, бікубічна, сплайнова) характеризуються високою швидкістю, але при цьому вносять певні спотворення 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 урахуванням вмісту локального блока та вимагають проведення додаткового процесу навчання. Протягом навчання обчислюють значення інтерполяційних фільтрів для різних блоків зображень.

Останнім часом у працях багатьох вчених розглянуто низку методів та алгоритмів для просторового розширення зображень на основі адаптивного кодування блока зображення з динамічними границями [2, 10]. Ці методи у процесі навчання характеризуються високою швидкістю та простотою обчислення їх інтерполяційних коефіцієнтів. Згадані коефіцієнти

оптимізуються відносно метрики оцінювання якості зображення. Переважно такою метрикою виступає найменша середньоквадратична помилка (НСП, англ. Mean Square Error – MSE). Проте використання цієї метрики слабо корелює із суб'єктивними оцінками якості [8, 12]. Заміна метрики MSE на метрику, результати якої мають кращу кореляцію із суб'єктивними оцінками, дає змогу отримати вихідні інтерпольовані зображення суттєво вищої якості.

Інтерполяційний фільтр на основі адаптивного кодування з динамічними границями

Одним з найвідоміших 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 блока зображення.

На рис. 1 наведено узагальнену блок-схему інтерполювання зображення з використанням фільтра на основі АДКГ. На вхід схеми подається зображення формату стандартної роздільної здатності (англ. Standard-definition SD). Інтерполяція проводиться у межах блока 3×3 пікселів. У кожному блоці виконується адаптивне кодування і знаходиться бітова маска блока. На основі отриманої маски з пошукової таблиці вибирають коефіцієнти інтерполяційного фільтра і обчислюють 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 пікселів формату SD інтерполяційного вікна й обчислюється згідно з виразом:

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

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

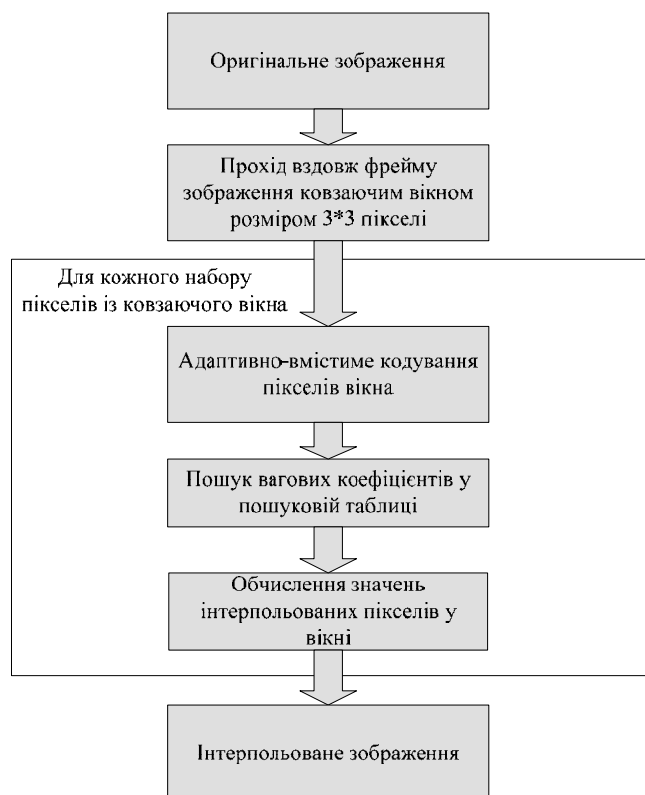


Рис. 1. Схема алгоритму адаптивного кодування з динамічними границями

Для обчислення коефіцієнтів фільтра проводиться процес навчання.

Адаптивне кодування з динамічними границями

У разі адаптивного кодування 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 піксела 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 блока, яке виступає пороговим. Пікселі, значення яких є більшими від порогового значення, кодуються 1, інші – 0. Так отримується бітова послідовність, яка є маскою блока. Ця процедура називається класифікуванням блока.

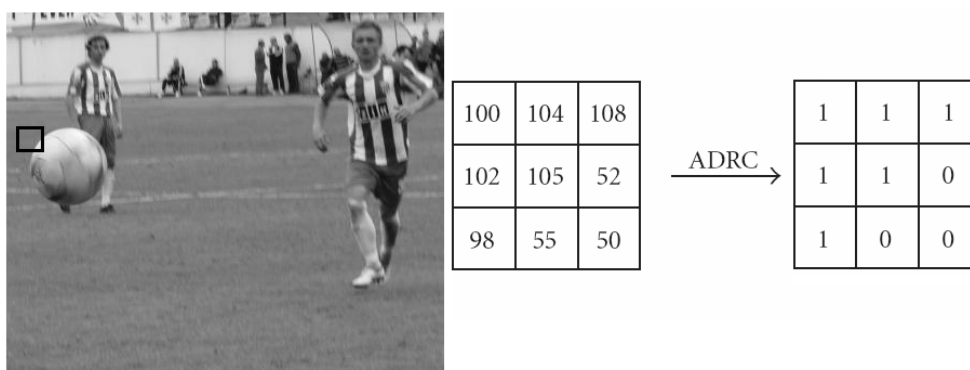


Рис. 2. Адаптивне кодування з динамічними границями

Основною перевагою адаптивного кодування є проста реалізація. Використання рівняння (2) зменшує кількість 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 дає змогу зменшити кількість класів вдвічі без втрат якості зображення (до 2^8)

Індекс структурної подібності зображення

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

У працях [3, 5] розглянуто новий підхід до оцінки якості зображень, 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 уможливує оцінку спотворення зображення, яке сприйняте 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, зрівноважені один з одним (наприклад, два фрагменти витягнуті з одного просторового розташування з порівнюваних зображень). Для цих 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 та контрасту сигналу.

Коваріацію (нормалізовану дисперсією) можна вважати показником того, наскільки один сигнал нелінійно змінений відносно іншого.

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

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

Вищенаведені умови концептуально незалежні у розумінні, що перші дві залежать лише від сигналів яскравості та 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 дорівнює одиниці лише за умови 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 з [5]:

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

Якщо два сигнали представлені дискретно, статичні характеристики можна оцінити так:

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

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

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

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

Якщо індекс обчислюється згідно з виразом (3), коли $(\mu_x^2 + \mu_y^2)$ або $(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)$ близькі до нуля, результуюче вимірювання є нестійким. Цей ефект часто спостерігається у разі роботи з плоскими областями зображення. Для уникнення цієї ситуації вираз (3) на практиці не використовується. Для цього використовують новий підхід, який отримав назву індексу структурної подібності (StructuralSIMilarity (SSIM)) між сигналами x і y [5]:

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

Дві константи C_1 і C_2 обчислюються згідно з такими виразами [5]:

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

де L – динамічний діапазон зміни значень пікселя (для 8-бітного зображення у тонах сірого $L = 255$); K_1 та K_2 дві константи. Значення констант пропонується таким [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 дає змогу 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 використовують як навчальний матеріал. Протягом етапу класифікації обчислюють класи всіх пікселів проріджених зображень та проводиться групування пікселів на основі належності до певного класу c .

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

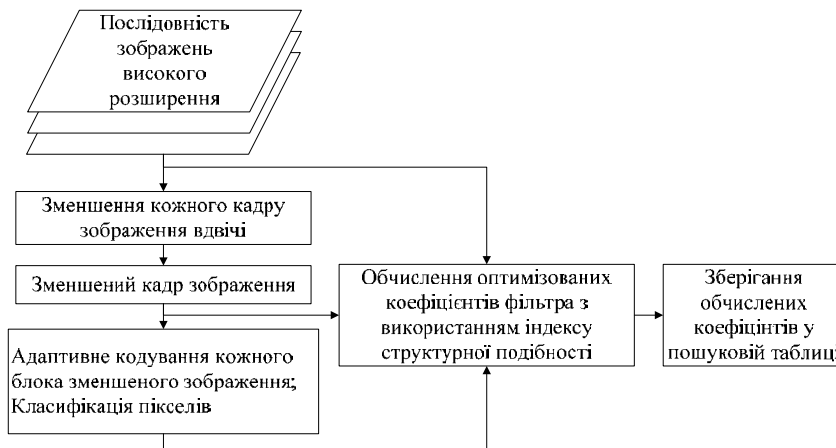


Рис. 3. Схема роботи алгоритму обчислення коефіцієнтів фільтра з використанням індексу структурної подібності

Розглянемо задачу отримання інтерпольованого значення $P(y)$, що представляє піксел зображення з високим розширенням за допомогою лінійного перетворення першого порядку. Інтерпольоване значення $P(y)$ отримують 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 обчислюють згідно з виразом:

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

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 подати так:

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

Вираз (11) матиме такий 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 усіх пікселів, що належать цьому класу, обчислюється згідно з виразом [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:

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

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

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

Знаходження значення метрики $SSIM_c$ та обчислення оптимальних коефіцієнтів, за яких значення цієї метрики буде максимальним, здійснюється для всіх пікселів, що належать певному класу c . Ці 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 визначити максимум цієї функції. Для цього обчислюють частинні похідні першого порядку відносно кожного коефіцієнта $\frac{\partial(SSIM)}{\partial w_c(k)}$ й отримані вирази прирівнюють до нуля (необхідна умова екстремуму):

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

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

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

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

$$A_3 = (2\mu_{FH}\mu_{FD} + C_1), \quad (23)$$

$$A_4 = (2\sigma_{FH}\sigma_{FD} + C_2), \quad (24)$$

$$B_{1,k} = \frac{\partial(\sigma_{FH}\sigma_{FD})}{\partial w_c(n)}, \quad (25)$$

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

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

Враховуючи (21)–(27), рівняння (20) подамо так

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

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

Цей 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 з рівнянням (1). При цьому можлива ситуація, коли значення інтерпольованого пікселя F_{HI} буде більшим від максимального значення F_{SDMAX} :

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

Ця ситуація може виникати під час інтерполювання гладких областей зображень низької якості. У разі використання індексу структурної подібності ці спотворення можуть помилково сприйматися як границі й підсилюватися у результуючому зображенні. Для уникнення такої

ситуації пропонується ввести “м’яке” пороговання результуючого значення пікселя: значення пікселя F_{HI} може бути більшим від максимального значення F_{SDMAX} лише 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) використано метод Ньютона. Цей метод є ітераційним – розв’язання виконується доти, доки абсолютні значення координат вектора приростів не стануть меншими від заданої похибки \mathcal{E} . 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 нього відбувається обчислення всіх вагових коефіцієнтів.

Такий підхід має недоліки, серед яких варто відзначити такі:

- зростання об’єму пам’яті, яка необхідна для збереження пікселів зменшеного зображення для кожного класу зі збільшенням кількості тестових відеопослідовностей;
- обчислення коефіцієнтів відбувається протягом одного запуску і триває протягом тривалого часу. В разі виникнення 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 наявний 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 блока, а також знаходження значення відповідного пікселя із оригінальної послідовності. Отримані дані для кожного класу зберігаються у відповідних файлах на файловій системі. Кількість таких файлів дорівнює $2^{n-1} - 1$, де n – кількість 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 вчитуються з відповідного файла і відбувається ітеративне знаходження вагових коефіцієнтів. Обчислені значення коефіцієнтів зберігаються у пошуковій таблиці.

Наведений алгоритм дозволяє проводити обчислення, необхідні для знаходження вагових коефіцієнтів конкретного класу; при цьому будь-які помилки під час обчислень 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 обчислювали значення MSE та SSIM. Необхідні “ідеальне” та масштабоване зображення одного зразка в HD форматі отримували так: відеопослідовність HD формату зменшувалась вдвічі в кожному напрямку. Отримане зображення подавалось на вхід пропонованого методу. “Ідеальне” та отримане інтерпольоване зображення використовують для обчислення метрик MSE і SSIM. Для тестування пропонованого методу вибрано п'ять відеопослідовностей з різними ступенями стиснення та величинами руху. Всі відеопослідовності взято 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	–

У табл. 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
NewYork 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 табл. 2, використання пропонованого методу негативно впливає на значення метрики MSE. Цей результат є очікуваним, оскільки існуючий підхід використовує оптимізацію метрики MSE під час обчислення коефіцієнтів.

Проте за використання пропонованого підходу обчислені значення метрики SSIM є кращим для трьох відеопослідовностей (NewYork 2, Football, Suzie). Для однієї 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 невинуватим для малорухомих послідовностей. Оскільки більшість відеопослідовностей у природі містять рухомі сцени, пропонований підхід виправданий.

Висновки

Наведений фільтр інтерполяції зображень на основі методу адаптивного кодування з динамічними границями забезпечує непогану швидкість. Однак його якісні характеристики недостатні, оскільки інтерполяційні коефіцієнти оптимізовані відносно метрики MSE. Цей підхід враховує лише абсолютні значення пікселів протягом навчання, ігноруючи структурну інформацію. Оскільки методи оцінки якості, що базуються на використанні структурної інформації, краще корелюють 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, цей підхід потребує значно більшої кількості обчислень у процесі навчання, а також збереження значень усіх пікселів навчальних відеозображень у оперативній пам'яті. Враховуючи це, запропоновано алгоритм розділеного обчислення коефіцієнтів фільтра, що дає змогу проводити обчислення паралельно на декількох ЕОМ. А характеристики процесу інтерполяції в режимі "реального часу" залишаються незмінними.

1. Kondo T. et al. *Picture conversion apparatus, picture conversion method, learning apparatus and learning method* // US-patent 6,323,905, 2001. 2. Zhao M. 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. Shao L. *An Overview and Performance Evaluation of Least Mean Square Trained Filters* // Technical Note PR-TN 2007/00230 Philips Research Europe. 7. Wang Z. and Bovik A. C. *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. Ortega M., Rheinboldt W. C. *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, I-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.