УДК 681.3

А.О. Ігнатович, Я. С. Парамуд, О.В. Капшій*
Національний університет ”Львівська політехніка”,
кафедра електронних обчислювальних машин,
*Фізико-механічний інститут ім. Г.В. Карпенка НАН України

ПІДХОДИ ДО ФІЛЬТРАЦІЇ СПОТВОРЕНИХ ГАУССІВСЬКИМ ШУМОМ ЗОБРАЖЕНЬ

Проаналізовано методи фільтрації зображень, спотворених білим гауссівським шумом. Показано, що для покращення ефективності фільтрації доцільно проводити удосконалення пошуку та виділення регулярних структур, надлишковості на зображення.

In this article methods of filtration of images disfigured by white gaussian noise are analysed. It demonstrates that search and selection of regular structures and surplus of the image are necessary for the improvement of efficiency of filtration.

Вступ. Візуальне представлення даних є набагато інформативнішим за інші методи отримання та сприйняття інформації. З поширенням засобів формування візуальної інформації дуже актуальними стали задачі обробки та покращання якості зображень. Серед цих задач однією з базових, класичних є проблема знешумлення зображень. Шуми на цифровому зображенні з’являються насамперед внаслідок недосконалості пристроїв формування цифрового зображення. Скажімо, матриці ПЗС, які зараз найчастіше використовуються для таких цілей, мають власні теплові шуми. Під час роботи з динамічними сценами виникає потреба формувати вихідне зображення достатньо швидко і, відповідно, на процес формування значення яскравості кожного пікселя зображення починає впливати обмеженість та дискретність кількості фотонів, що потрапляють на світлочутливі комірки матриці, особливо під час формування зображень малими матрицями з великою роздільною здатністю. Окрім цього, можуть бути забрудненими середовище навколо сцени, яка досліджується, чи оптичні канали передавання світла системи отримання зображення. У будь-якому випадку виникає задача пошуку та усунення шумових компонент зі збереженням та мінімальним спотворенням корисної інформації зображення.

Огляд літературних джерел. Існує багато підходів до фільтрації, які вирішують проблеми подолання того чи іншого типу шумів – адитивного, мультиплікативного, типу “сіль та перець” тощо. У цій роботі розглядається проблема фільтрації зображення спотвореного адитивним гауссівським білим шумом з нульовим середнім значенням та потужністю σ_n^2. Відліки шуму вважаються незалежними, однаково розподіленими і незалежними від вхідного зображення. Тоді вхідне для системи зображення можна описати виразом:

$$y_{i,k} = x_{i,k} + n_{i,k}, \tag{1}$$

де $x_{i,k}$ – відліки неспотвореного зображення, $y_{i,k}$ – відліки зашумленого вхідного зображення, $n_{i,k}$ – відліки незалежного від зображення шуму, i,k – координати відповідного відліку в просторі зображення.

Метод фільтрації повинен виділити на вхідному зображенні шумові компоненти та компенсувати їх, що математично запишеться як

$$\hat{x}_{i,k} = y_{i,k} - \hat{n}_{i,k},$$

де $\hat{x}_{i,k}$ – результат обробки зображення, $\hat{n}_{i,k}$ – оцінка рівня шумових складових.

Постановка задачі дослідження. Ціллю дослідження є огляд та аналіз методів фільтрації зображень, пошкоджених білим гауссівським шумом, пошук шляхів підвищення ефективності фільтрації.

Методи фільтрації. Існує велика кількість методів фільтрації та їх модифікацій, різних за ефективністю, швидкодією, базовим підходом. Найпростішим методом, який дозволяє швидко подолати шуми, є звичайна згортка зображення зі згладжувальною функцією, як правило, з гауссівським вікном $N(0,\sigma^2)$: $\hat{x} = y * N(0,\sigma^2)$ [1]. Змінюючи параметри згладжувального фільтра, можна регулювати його вплив на вхідне зображення. Фактично це низькочастотна фільтрація зашумленого зображення, яка враховує факт рівномірного розподілу в частотній області шумових компонентів, при тому, що зображення є більш регулярним і низькочастотним. Ефективнішою, порівняно зі звичайним згладженням, є Вінерівська фільтрація [1], коли частотну характеристику фільтра підлаштовують під характеристики вхідних даних, враховуючи апріорні відомості про відношення сигнал-шум на різних частотах: $\hat{X}(\omega) = Y(\omega)/(1+1/SNR(\omega))$, де $SNR(\omega)$ – відношення сигнал-шум. Недоліком цих методів є те, що вони працюють з усередненими характеристиками цілого зображення і не враховують особливості локальних областей, параметри яких можуть значно вирізнятися на фоні зображення. У результаті такі фільтри значною мірою спотворюють інформацію самого зображення, насамперед високочастотних його компонентів, що призводить до втрати інформації про дрібні деталі. Тим не менше, ці методи і надалі використовуються як складові складніших алгоритмів, для обробки невеликих фрагментів чи формування проміжної початкової оцінки структури зображення для використання як припущень про неспотворені дані.

Подальші дослідження показали, що добрих результатів під час обробки зображень загалом і знешумлення зокрема можна досягти, якщо працювати не безпосередньо з вхідними даними, а з даними після попереднього перетворення в інший простір. Це пояснюється припущенням про можливість доброї апроксимації вхідного зображення та концентрації основної енергії вхідних даних у обмеженій кількості сильно виражених складових у просторі перетворення. Зокрема, надзвичайно поширеними є представлення та обробка зображень у просторі вейвлет-перетворення. Коротко зупинимося на структурі та особливостях вейвлет-представлення даних.

Дискретне вейвлет-перетворення формує простір даних за допомогою базисних функцій – смугопропускної вейвлет-функції $\psi^B(x,y)$, $B \in \mathrm{B}$, $\mathrm{B} = \{LH, HL, HH\}$ та низькочастотної масштабуючої функції $\phi^{LL}(x,y)$. Вхідне зображення $s(x,y)$ розміром $N \times N$ точок розкладають в базис вейвлет-простору, сформований копіями функції $\phi^{LL}_{i,k,j}(x,y)$, зміщеними на різні відстані, та копіями зміщеної і масштабованої $\psi^B(x,y)$ [2, 3]:

$$s(x,y) = \sum_{i,k=0}^{N_{J_0}-1} u_{i,k,J_0} \cdot \phi^{LL}_{i,k,J_0}(x,y) + \sum_{B\in\mathrm{B}} \sum_{j=1}^{J_0} \sum_{i,k=0}^{N_j-1} w^B_{i,k,j} \cdot \psi^B_{i,k,j}(x,y),$$

де LH, HL, HH – відповідно вертикальна, горизонтальна та діагональна вейвлет-підсмуги; j – масштаб аналізу даних (рівень вейвлет розкладу), менші значення відповідають детальнішим рівням представлення даних; i,k – поточне зміщення аналізу по осях x та y відповідно; J_0 – максимальний, найгрубший масштаб аналізу; $\phi^{LL}_{i,k,J_0}(x,y)$ – масштабуюча функція останнього рівня розкладу J_0; $\psi^B_{i,k,j}(x,y)$ – вейвлет-функція поточного рівня розкладу j; $N_j = N/2^j$;

N_j^2 – кількість коефіцієнтів вейвлет-підсмуги на j-му масштабі; $u_{i,k,j}$ – згладжені вхідні дані на масштабі J_0, що характеризують локальне середнє в околі точки аналізу і, фактично, є грубою копією вхідного зображення; $u_{i,k,j} = \sum_{n,m} u_{i+n,k+m,j-1} c_{n,m}$, $u_{i,k,0} = s(i,k)$ – для дискретного випадку, $c_{n,m}$ визначаються з виразу $\varphi_{i,n,j}^{LL}(x,y) = \sum_{n,m} c_{n,m} \varphi_{i+n,k+m,j-1}^{LL}(x,y)$; $w_{i,k,j}^B = \int s(x,y) \psi_{i,k,j}^B(x,y) dxdy$ – вейвлет-коефіцієнти, що характеризують локальну дисперсію даних – відмінність точки даних з координатами ($2^j i$, $2^j k$) для поточного рівня аналізу від грубого представлення вхідних даних на вищому масштабі; $w_{i,k,j}^B = \sum_{n,m} u_{i+n,k+m,j} d_{n,m}^B$, $d_{n,m}^B$ – з виразу $\psi_{i,n,j}^B(x,y) = \sum_{n,m} d_{n,m}^B \varphi_{i+n,k+m,j}^B(x,y)$ – для дискретного випадку.

Вейвлет-перетворення має такі властивості [3], які вирізняють його серед інших існуючих типів перетворень та роблять дуже популярним:

– локальність: кожен вейвлет-коефіцієнт представляє вхідні дані локалізованими як у просторі даних, так і у частотному просторі, що недоступно для класичного перетворення Фур'є, локалізованого лише у частотній області. Властивість локальності дає змогу визначати положення особливостей даних у їхньому просторі і застосовувати орієнтовані на певні типи даних методи лише в тих місцях простору, де такі типи присутні;
– багатомасштабність: вейвлет-перетворення представляє та дає змогу аналізувати дані з різною роздільною здатністю на різних масштабах. Це враховує багатоманітність розмірів об'єктів, які можуть бути присутні на зображеннях і дає змогу аналізувати різні за величиною об'єкти та особливості зображення;
– концентрація енергії: зображення та сигнали у вейвлет-просторі мають тенденцію до розрідженого представлення, тобто енергія даних розподілена за великими областями простору даних, перерозподіляється так, що, переважно, лише відносно невелика кількість відліків вейвлет-простору містить основну енергію;
– декореляція: вейвлет-перетворення значною мірою декорелює дані, що є важливим з погляду спрощення побудови математичних моделей, які враховують взаємозв'язки між сусідніми точками простору. На зображеннях сусідні елементи часто дуже схожі, тому під час побудови математичних моделей виникає проблема врахування великої кількості зв'язків між даними для кожної точки зображення, що надзвичайно ускладнює модель і не дає можливість нею користуватися. Після декореляції сформувати модель, яка описує незалежні дані, набагато простіше і, відповідно, простіше нею оперувати.

Властивості локальності та багатомасштабності дають змогу за допомогою вейвлет-перетворення ефективно описувати широкий спектр особливостей даних, починаючи від плавнозмінних гармонік і закінчуючи високочастотними неоднорідностями потоків даних чи їх різкими змінами.

Властивість концентрації енергії випливає з того факту, що вейвлет-коефіцієнти є великими лише у точках, що містять різкі зміни значень даних у своєму околі, а оскільки типові зображення та сигнали лише у відносно невеликій своїй частині містять різкі переходи рівня, то лише невелика кількість вейвлет-коефіцієнтів матиме великі значення, тобто міститиме основну енергію сигналу.

Властивості концентрації та декореляції дають змогу значно спростити статистичне моделювання вхідних даних у вейвлет-просторі порівняно з описом у просторі даних, оскільки спрощуються зв'язки між коефіцієнтами та зменшується їхня кількість, важлива для відтворення даних.

Оскільки ортогональне вейвлет-перетворення білого гауссівського шуму з нульовим математичним сподіванням є білим гауссівським шумом з нульовим математичним сподіванням та тією самою потужністю, то вираз (1) у вейвлет-просторі матиме вигляд:

$$w_{y_{i,k}} = w_{x_{i,k}} + w_{n_{i,k}} ,$$

де $w_{y_{i,k}}$, $w_{x_{i,k}}$, $w_{n_{i,k}}$ – відповідно вейвлет-коефіцієнти зашумлених вхідних даних, неспотворених даних та шуму.

Одним з перших та надзвичайно ефективних підходів до розв'язання задачі фільтрації у вейвлет-підпросторі став метод, який ґрунтується на властивості концентрації енергії. На основі результатів вейвлет-перетворення обчислюється поріг Thr, і у вейвлет-просторі залишаються лише коефіцієнти, більші за нього. Оскільки енергія шуму, як правило, зосереджена у малих коефіцієнтах, після зворотного перетворення отримуємо зображення з придушеними шумовими компонентами. Недоліком такого підходу є поява на зображенні спотворень в області різких змін інтенсивності у вигляді загасаючих осциляцій. Для того, щоб їх зменшити, було запропоновано використовувати так званий м'який поріг $Thr(w)$ [4]. У цьому випадку дуже малі коефіцієнти взагалі відкидаються, великі залишаються незмінними, а проміжні пропорційно зменшуються, щоб певною мірою усунути з них енергію шумових складових. Основною задачею таких методів є пошук оптимальних значень порогів, які й визначають коефіцієнти, що модифікуються. Їх покращанням могли б стати методи, які змінюють величину порогу з врахуванням локальних особливостей даних.

Методи обробки даних у вейвлет-просторі ґрунтується на статистичному моделюванні розподілу значень вейвлет-коефіцієнтів, який характеризується великим піком близько нуля, що відповідає великій кількості низькоенергетичних коефіцієнтів та довгими спадними негауссівськими хвостами, що відповідають коефіцієнтам, які містять основну енергію корисного сигналу. Маючи математичну модель та відповідність їй коефіцієнта, можна змінювати рівень впливу на значення цього коефіцієнта. Основними математичними моделями, які використовуються при статистичному описі значень вейвлет-коефіцієнтів, є моделі, що оперують сумісним гауссівським законом розподілу [5] та моделі, що описують дані негауссівськими законами у разі припущення про незалежність окремих коефіцієнтів [6]. Сумісні гауссівські закони розподілу можуть ефективно описувати та враховувати лінійні кореляційні залежності між вейвлет-коефіцієнтами. Але гауссівські моделі не відповідають властивості вейвлет-перетворення концентрувати енергію, в результаті чого густина розподілу значень вейвлет-коефіцієнтів сильно відрізняється від гауссівського закону розподілу, що, відповідно, впливає на якість роботи методів, які оперують такими моделями.

Трохи краща ситуація у моделях, які, ґрунтуючись на припущені про гауссівський закон розподілу значень вейвлет-коефіцієнтів, використовують нефіксоване значення дисперсії закону розподілу. Фактично формується поле плавнозмінної дисперсії, що визначається за значеннями вейвлет-коефіцієнтів певного околу. Такі методи [7] показали добрі результати в задачах фільтрації.

Для негауссівських моделей в основному застосовують лапласівський [8] або узагальнений гауссівський [9] закони розподілу. Як правило, в таких випадках приймається припущення про незалежність коефіцієнтів. Правомірність припущення обґрунтовується властивістю декореляції вейвлет-перетворення. Але насправді вейвлет-перетворення не може повністю декорелювати дані, в результаті чого проявляються залишкові кореляційні зв'язки між коефіцієнтами, що, в насамперед, виникають через властивість локальності вейвлет-перетворення та те, що реальні зображення, як правило, мають певні подібні геометричні структури, які при формуванні образу даних у вейвлет-просторі обробляються незалежно і дають схожі результати. Іншими словами, великі значення вейвлет-коефіцієнтів мають тенденцію до розміщення в тих місцях вейвлет-підсмуг, що відповідають положенням різких змін значень простору даних, а малі значення розміщуватимуться у місцях плавних змін [10, 11]. Тому з достатньо великою імовірністю можна стверджувати, що поточний коефіцієнт буде великим чи малим, якщо сусідні вейвлет-коефіцієнти будуть, відповідно, великими чи малими. Також великі та малі значення коефіцієнтів для різних масштабів вейвлет-перетворення з великою імовірністю розміщуватимуться в тих самих місцях, тобто вейвлет-підсмуги різних масштабів будуть схожими в сенсі розміщення великих і малих значень коефіцієнтів. Ці особливості призвели до розвитку методів, за якими намагалися врахувати такі залишкові взаємозв'язки. Зокрема існує підхід, який ґрунтується на методах передбачення значення коефіцієнта при відомих значеннях коефіцієнтів, які відповідають цьому самому положенню, але розміщені на інших масштабах. Отримане значення використовується для накладання додаткових обмежень на параметри моделі коефіцієнта, який аналізується. Проблематичним тут є те, що значення вейвлет-коефіцієнта слабо корелює з сусідніми, кореляція проявляється лише в тенденції розміщення, що складно кількісно передбачити і врахувати.

Багато методів побудовано на формуванні математичних моделей на базі прихованих марковських залежностей [12], де кореляційні взаємозв'язки між коефіцієнтами закладаються у зв'язки між прихованими змінними. Зокрема цікавими представниками таких методів є методи, які ґрунтуються на описі вейвлет-піраміди зображення за допомогою так званого прихованого марковського дерева [10]. Кожному вейвлет-коефіцієнту відповідають дві змінні – прихована та вейвлет-змінна. Прихована змінна може набувати двох значень, які визначають, великий чи малий має бути коефіцієнт, а вейвлет-змінна характеризує закон розподілу значень вейвлет-коефіцієнта за допомогою гауссівського закону розподілу з дисперсією, значення якої залежить від значення прихованої змінної. У результаті закон розподілу значень вейвлет-коефіцієнта визначається сумою двох гауссіан і достатньо добре описує реальні дані. Для відомих значень прихованих змінних моделі розподіли вейвлет-коефіцієнтів неспотвореного сигналу будуть гауссівськими і незалежними від сусідніх коефіцієнтів. Зв'язки між прихованими змінними враховують властивості групування малих/великих коефіцієнтів у межах локальних областей. Різні варіанти моделі дають змогу враховувати різні конфігурації зв'язків між коефіцієнтами. Основним недоліком моделі є складна і часозатратна процедура оцінки її параметрів. Оскільки, як правило, на вхід системи подається лише одне зображення, яке потрібно обробити, то система не отримує достатньої кількості статистичної інформації для оцінки індивідуальних параметрів моделі для кожного коефіцієнта. Відповідно вноситься спрощення і при моделюванні використовуються однакові параметри моделі для всіх вейвлет-коефіцієнтів у межах підсмуги.

Надзвичайно цікавими є методи, які ґрунтуються на варіаційних підходах [13]. У таких методах існує припущення про те, що вхідне зображення має просту геометричну структуру і може бути чітко розбите на окремі області – об'єкти, в межах яких відбувається згладження. Розв'язком задачі має бути найбільш регулярне зображення. В результаті застосування таких методів вдається значною мірою усунути шуми на зображенні, представляючи його у спрощеному вигляді як кусково-неперервну поверхню. Значними недоліками таких підходів є складність опису та втрата дрібних деталей зображення. Окрім цього, такі підходи вимагають значних обчислювальних ресурсів.

Можна сказати, що ідеї, закладені у варіаційних підходах, працюють і у методі [14], основною ідеєю якого є попередня сегментація вхідного зображення на однорідні області, в кожній з яких визначаються характеристики у вейвлет-просторі, і ці дані використовуються для обробки відповідних вейвлет-коефіцієнтів. Недоліком методу є погана робота методу на сильно зашумлених зображеннях та за наявності неоднорідних текстурних областей.

Серед нових методів, які показують хороші результати під час розв'язання задачі фільтрації, треба виділити методи нелокального сусідства [15]. Ці методи ґрунтуються на надлишковості візуальної інформації, присутньої на зображеннях і фактично є певною мірою пов'язані з ідеями [14], працюють на пошуку регулярностей на зображеннях. Основою методів є оцінка істинного значення яскравості в точці шляхом зваженого усереднення всіх точок зображення. При цьому вагою є подібність фрагмента околу точки, яка аналізується, і всіх інших фрагментів зображення. На зображенні завжди знайдуться невеликі подібні фрагменти (наприклад, протяжна лінія розділу двох областей міститиме центри таких подібних фрагментів), але шумові спотворення на кожному з таких фрагментів будуть іншими, оскільки шум не залежить від наповнення зображення. Тому, виконуючи зважене усереднення центральних точок фрагментів, зменшуємо шумову складову.

Запропоновані у [15] ідеї можна використати у методах прихованого марковського дерева [10] для усунення вищезгаданого недоліку відсутності достатньої статистики під час визначення параметрів прихованого марковського дерева, індивідуальних для кожного вейвлет-коефіцієнта. Встановивши поріг на подібність фрагментів, для кожної точки зображення можна вибрати лише найбільш схожі і використати їх для тренування параметрів моделі прихованого марковського дерева. Така модифікація покращить роботу методів [10].

Значним удосконаленням методу [15] став алгоритм [16]. У цьому алгоритмі відмовилися від зваженого усереднення всіх точок зображення. Натомість, вхідні дані діляться на базові фрагменти, і для кожного з них виконується пошук обмеженої кількості фрагментів, подібних до базового. Сформований для кожного базового стек подібних фрагментів перетворюється лінійним 3D перетворенням у частотну область, що дає змогу виділити у просторі перетворення найбільш енергетично вагомі компоненти. Всі решта коефіцієнтів перетворення придушуються до нуля. В результаті формується перша оцінка згладженого відфільтрованого зображення, за якою точніше формуються стеки подібних фрагментів. Повторно виконуючи над ними описану процедуру, але використавши замість фільтра жорсткого порогу вінерівський фільтр, формується відфільтроване зображення. Як вхідна для фільтра інформація про оригінальні незашумлені дані використовується перша оцінка відфільтрованого зображення попереднього кроку.

Цей метод, як і у [15], ґрунтується на пошуку регулярності даних і врахуванні факту незалежного накладання шумових компонент на майже однакові фрагменти, що дає змогу компенсувати шум.

Висновки. За наведеним оглядом можна зробити висновок, що сьогодні покращення методів фільтрації йде шляхом удосконалення пошуку та виділення регулярних структур, надлишковості на зображеннях, що дає змогу краще підлаштовувати параметри фільтрів під локальні особливості даних.

1. Pratt W.K. Digital image processing: Third edition. – New York: John Wiley & Sons, Inc, 2001. – 735 p. 2. Добеши И. Десять лекций по вейвлетам. – Ижевск: НИЦ "Регулярная и хаотическая динамика". – 2001. – 464 с. 3. Новиков Л.В. Основы вейвлет-анализа сигналов: Учеб. пособие. – СПб.: Модус+, 1999. – 152 с. 4. Luisier F., Blu Th., Unser M. A new SURE approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding // IEEE Trans Image Processing. – 2007. – Vol. 16, № 3. – P. 593–606. 5. Lee N., Huynh Q., Schwarz S. New methods of linear time-frequency analysis for signal detection // IEEE Int. Symp. Time-frequency and time-scale analysis. – 1996. 6. Коваль О.І., Русин Б.П. Алгоритм контекстного стиску зображень на основі вейвлетного перетворення, побудованого з використанням елементів теорії полюсів // Вісн. Нац. ун-ту "Львівська політехніка". – 2001. – № 437. – С. 78–82. 7. Mihcak M.K., Kozintsev I., Ramchandran K. Low-complexity image denoising basing on statistical modelling of wavelet coefficients // IEEE Signal Processing Letters. – 1999. – Vol.6, № 12. – P. 300–303. 8. Donoho D.L. Denoising by soft-thresholding // IEEE Trans. Information theory. – 1995. – Vol. 41, № 3. – P. 613–627. 9. LoPresto S.M., Ramchandran K., Orchard M.T. Image coding based on mixture modeling of wavelet coefficients and a fast estimation-quantization framework // Proc. IEEE Data compression conference. – Snowbird, Utah. – 1997. – P. 221–230. 10. Crouse M.S., Nowak R.D., Baraniuk R.G. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models // IEEE Trans. Signal Processing. – 1998. – Vol. 46, № 4. – P. 886–902. 11. Mallat S., Zhong S. Characterization of signals from multiscale edges // IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence. – 1992. – Vol. 14. – P. 710–732. 12. German S., German D. Stochastic relaxation, gibbs distribution, and the bayesian restoration of images // IEEE Trans. on pattern analysis and machine intelligence. – 1984. – Vol. PAMI-6, № 6. – P. 721–741. 13. Rudin L., Osher S., Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms // Phys. D. – 1992. – № 60. – P. 259–268. 14. Voloshynovskiy S., Koval O., Pun Th. Wavelet-based image denoising using non-stationary stochastic geometrical image priors // SPIE Photonics West, Electronic Imaging 2003, Image and Video Communications and Processing V. – Santa Clara, CA, USA. – 2003. 15. Buades A., Coll B., Morel J.M. A review of image denoising algorithms, with a new one //

Multiscale model simul. – 2005. – Vol. 4, № 2. – P. 490–530. 16. Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering // IEEE Trans. Image Processing. – 2007. – Vol. 16, № 8.

УДК 004.31, 004.23

Г.В. Кицун
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра електронних обчислюваних машин

ВИБІР МЕТОДІВ АДРЕСАЦІЇ ПАМ’ЯТІ УНІВЕРСАЛЬНОГО КОМП’ЮТЕРА

Розглядаються методи адресації універсальних комп’ютерів архітектур CISC, RISC та проводиться їх аналіз. На основі існуючих методів розробляються методи адресації пам’яті універсального комп’ютера, який проектується сьогодні.

The universal CISC, RISC computer architectures modes of adressing are examined and their analysis is conducted in this article. On the basis of existent methods, the methods of adressing for the perfected universal computer, which is designed presently are developed.

Вступ. Методи адресації пам’яті – це комплекс стандартизованих для певної архітектури системи команд комп’ютера способів для визначення (обчислення) місця розташування операндів в пам’яті комп’ютера або адреси наступної команди при виконанні команд переходу [10].

Для того, щоб отримати можливість використовувати дані з пам’яті в обчислювальних операціях, необхідно однозначно вказати процесору їхнє місцезнаходження. В фон-нейманівських машинах кожна комірка пам’яті має власну адресу й проблема визначення місця розташування потрібних даних зводиться до визначення цієї адреси. В перших комп’ютерах адресу або номер комірки необхідно було вказувати явно, і такий метод адресації виявився дуже незручним. Труднощі в алгоритмізації різних задач, де була потрібна автоматизація процесу визначення адреси, стали причиною введення згодом широкого спектра методів адресації. Кожний з них фактично пропонує певну формулу для обчислення ефективної (тобто фактичної) адреси, зручну в тій або іншій ситуації. Пік винахідництва у цій галузі припав на час панування архітектур типу CISC [5], які давали змогу безпосередньо використовувати як один з операндів комірку пам’яті. Архітектури RISC [12] типу “регістр-регістр”, в яких доступ до пам’яті регламентується значно більш жорстко, мають, у порівнянні з CISC, дуже скромний набір методів адресації.

Постановка задачі. Проаналізувати існуючі методи адресації та запропонувати методи адресації пам’яті універсального комп’ютера, які б давали змогу спростити декодування команд.

Методи адресації пам’яті в комп’ютерах з архітектурою CISC. Як приклад CISC-моделі адресації пам’яті розглянемо різноманітну палітру методів популярної колись архітектури VAX-11 на прикладі двооперандної команди додавання ADD a,b (a:=a+b), яка зображена на рис. 1, де кожний операнд може бути як в регістрі, так і в пам’яті. Поля “режим” визначають режим адресації, поля “регістр” – номери задіяних регістрів (рис. 1).

0	7		15	23
Код операції	Режим (1)	Регістр (1)	Режим (2)	Регістр (2)

Рис. 1. Формат двооперандної команди архітектури VAX [6]