

О.М. БЕРЕЗЬКИЙ, О.Й. ПІЦУН, С.О. ВЕРБОВИЙ
Тернопільський національний економічний університет

СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ МІКРОСКОПІЇ: СТАН ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ

В роботі проаналізовано сучасний стан систем автоматизованої мікроскопії та розглянуто сучасні методи та алгоритми, що використовуються у системах комп'ютерного зору. Виділено переваги та недоліки систем автоматизованої мікроскопії на трьох основних рівнях опрацювання зображень та виділено основні напрямки розвитку цих систем, зокрема – проектування гібридних інтелектуальних систем автоматизованої мікроскопії. Показано, що більшість систем володіють стандартним набором методів для першого та другого рівня опрацювання зображень і відмічено, що в них практично відсутній високий рівень розпізнавання зображень з компонентами підтримки прийняття рішень при постановці діагнозу.

Ключові слова: система автоматизованої мікроскопії, комп'ютерний зір, опрацювання зображень, гібридні інтелектуальні системи.

O. M. BEREZSKY, O. Y. PITSUN, S. O. VERBOVYY
Ternopil National Economic University

AUTOMATED MICROSCOPY SYSTEMS: STATE AND PERSPECTIVES

Current state of automated microscopy is analyzed, considered modern methods and algorithms, which are used in computer vision systems. Advantages and disadvantages of automated microscopy are pointed out on three main levels of processing images and highlighted the main directions of development of these systems, in particular – the design of hybrid intelligent systems automated microscopy. It is shown that vast majority of systems have a standard set of methods for first and second level of processing images and observed that there is almost no high level of image recognition of components of decision support diagnosis.

Keywords: automated microscopy systems, computer vision, image processing, hybrid intelligent systems.

Вступ

У клінічній практиці на даний час, як правило, при постановці діагнозу в онкології використовується світлова мікроскопія, яка є областю лабораторної діагностики, де домінує трудомісткий суб'єктивний якісний аналіз. Для автоматизації мікроскопічних досліджень застосовуються системи автоматизованої мікроскопії (САМ). САМ – це програмно-апаратні комплекси для цифрового опрацювання мікроскопічних зображень [1]. Основними проблемами подібних систем є якість опрацювання зображень і складність інтерфейсу.

САМ дозволяють проводити дослідження мікроскопічних зображень, виділяти мікрооб'єкти в ручному або автоматизованому режимах, здійснювати підрахунок певних характеристик та дозволять лікарю-діагносту ставити на основі отриманих даних діагноз. Прикладами таких системи є AxioVision, BioImageXD, ImageJ, MicroManager, МЕКОС - ЦГ та інші. Деякі із цих систем мають власне апаратне забезпечення (мікроскопи, фото-, відеокамери) для проведення досліджень, однак більшість є універсальними і підлаштовуються під різні типи мікроскопів.

Актуальним напрямом у розробці САМ є створення гібридних інтелектуальних систем, що дозволяють в автоматизованому режимі проводити опрацювання зображень та ставити попередній діагноз.

Поняття САМ та області застосування

1.1 Застосування САМ

Сучасні САМ характеризується високою ціною, складністю та жорстким інтерфейсом користувача. До того ж, такі системи дозволяють проводити лише опрацювання зображень в ручному або автоматизованому режимах, однак не дозволяють проводити постановку діагнозу в автоматизованому режимі, що значно спростило б та підвищило якість роботи лікарів-діагностів. Ще однією значною проблемою є зниження трудомісткості опрацювання зображень, використовуючи при цьому сучасні методи та алгоритми комп'ютерного зору.

На даний момент все більшої популярності набувають САМ для опрацювання біомедичних зображень різного типу, зокрема цитологічних та гістологічних зображень. Більшість САМ складаються з апаратної (мікроскоп, відеокамера) та програмної частин. Основне завдання програмної частини полягає у опрацюванні вхідного зображення та визначенні мікрооб'єктів та ознак для подальшої постановки діагнозу лікарем-фахівцем. До найпопулярніших систем відносять такі: МЕКОС-ЦГ, TissueFAXS, AnalySISFive, BioVision, ВидеоТесТМорфо 5.2, BioImageXD, Ariol, ImageJ, AnalySIS FIVE, MoticImagesAdvanced 3.2, ДиаМорф, MoticВидеоТесТМорфо 5.2, Cell D. Більшість САМ є універсальними, тобто вони не зосереджені на опрацюванні зображень одного типу, однак деякі комерційні засоби дозволяють встановити окремі модулі для опрацювання тих чи інших типів зображень, наприклад гістологічних.

САМ застосовуються у медицині, судовій медицині та в дослідницьких цілях.

1.2 Постановка проблеми

Основною проблемою у мікроскопії є автоматизація лікувально-діагностичного процесу. Вона полягає у правильному проектуванні систем опрацювання біомедичних зображень і сигналів, медичних

експертних систем, інформаційно-аналітичних систем та систем підтримки прийняття рішень. В області гістології і цитології для опрацювання біомедичних зображень застосовуються САМ.

1.3 Дослідження та публікації в області опрацювання біомедичних зображень

Проблема розробки САМ є актуальною і основний внесок у її розв'язання роблять розробники з США, Франції, Німеччини, Великої Британії, Китаю, Японії. Наприклад, Мітко V. (Велика Британія) розробив методику сегментації клітин та ядер на забарвлених гістологічних зображеннях [2]. ChenJia-Mei (Китай) застосував метод опорних векторів та метод сегментації водоподілу для сегментації клітин гістологічних зображень [3]. Т. Vrekoussis досліджував імуногістохімічні зразки раку молочної залози за допомогою САМ ImageJ [4]. Недзведь А. М. (Білорусь) описав теоретичні основи і методи опрацювання зображень, необхідні для обчислення характеристик, які лягли в основу ознак медичних мікрооб'єктів не тільки в задачах їх аналізу, а й в задачах розпізнавання [5].

1.4 Постановка завдання

Метою статті є порівняльний аналіз сучасних САМ за критеріями наявності методів та алгоритмів трьох рівнів опрацювання зображень та проектування структури САМ з використанням сучасних алгоритмів комп'ютерного зору та інтелектуального аналізу даних.

Стан розвитку САМ

2.1 Алгоритми низького рівня обробки зображень

Важливим етапом у аналізі зображення є попередня обробка. Адже, від цього залежить якість зображення та точність результатів на виході. Кожна САМ має свої набори алгоритмів та методів попередньої обробки зображення. Складність обробки біомедичних мікроскопічних зображень полягає у виявленні контурів та потрібних мікрооб'єктів і зменшенні шумів. У таблиці 1 (+ наявність, - відсутність, +/- наявність додаткового модулю) наведено порівняння САМ за певними критеріями, що відносяться до низького рівня обробки зображень. Саме тому, етап попередньої обробки є невід'ємною частиною САМ.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика САМ на низькому рівні обробки зображень

Критерії	Imagej	Axio Visison	BioImage XD	Motic	QCapture PRO	Icy	Image Pro Plus	Micro Manager	AnalySIS FIVE
Контрастування	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Зміна рівня яскравості	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Фільтр низьких / високих частот	+	+	+	+	-	-	+	+	+
Алгоритми виділення порогів:									
Лапласа,	-	+	-	+	+	-	+	+	+
Кріша,	+	-	-	-	-	-	-	+	+
Собеля	+	+	+	-	+	+	+	+/-	+
Фільтри:									
Гаусів	+	+	+	+	+	+	+	+	+/-
Медіанний	+	+	+	+	+	-	+	+/-	+/-
Усереднюючий	+	+	-	-	-	-	-	+/-	+/-
Швидке перетворення Фур'є	+	+	+	+	+	-	+	+	+
Морфологічні операції	+	+	+	+	+	+	+	+	+
Вейвлет аналіз									
алгоритм Хаара	-	+	-	-	-	-	+/-	-	-
алгоритм Добеші	-	-	-	-	-	-	-	-	-
алгоритм «М hat»	+	-	-	-	-	-	-	-	-

Практично усі САМ володіють стандартним набором методів попередньої обробки зображень, наприклад, зміна контрасту зображення, маніпулювання яскравістю, каналами зображення, застосування швидкого перетворення Фур'є. Для вибору найкращого або найкращих алгоритмів фільтрації для цитологічних та гістологічних зображень необхідно провести дослідження, використовуючи їх реалізацію у відомих САМ. Перевагою таких систем як ImageJ, AxioVisison, MoticImageAdvance є наявність декількох алгоритмів виділення порогів на зображенні. Недоліком більшості систем є обмежений набір алгоритмів

фільтрації та вейвлет-аналізу. Декотрі системи надають такий функціонал у формі додаткових комерційних або некомерційних модулів.

Цифрове зображення піддається впливу різних типів шумів, які утворюються на етапі отримання зображення чи його передачі [6]. Зазвичай, шуми появляються через низьку якість фото - та відеотехніки, а також при передачі зображення по каналах зв'язку. Низька якість зображення може бути спричинена також людським фактором.

Виділяють такі поширені алгоритми фільтрації: гаусів, медіанний, усереднюючий, адаптивний. Приклад фільтрації зображення за допомогою різних алгоритмів наведено на рис.1. За основу було взято оригінальне зашумлене зображення.

Одним з найбільш простих і природних способів виявлення мікрооб'єктів є вибір порогу за яскравістю (порогова класифікація (thresholding)) [7]. Виділяють такі поширені алгоритми визначення порогів: алгоритм Кенні, Собеля, диференціальне виділення порогів, уточнення кордонів.

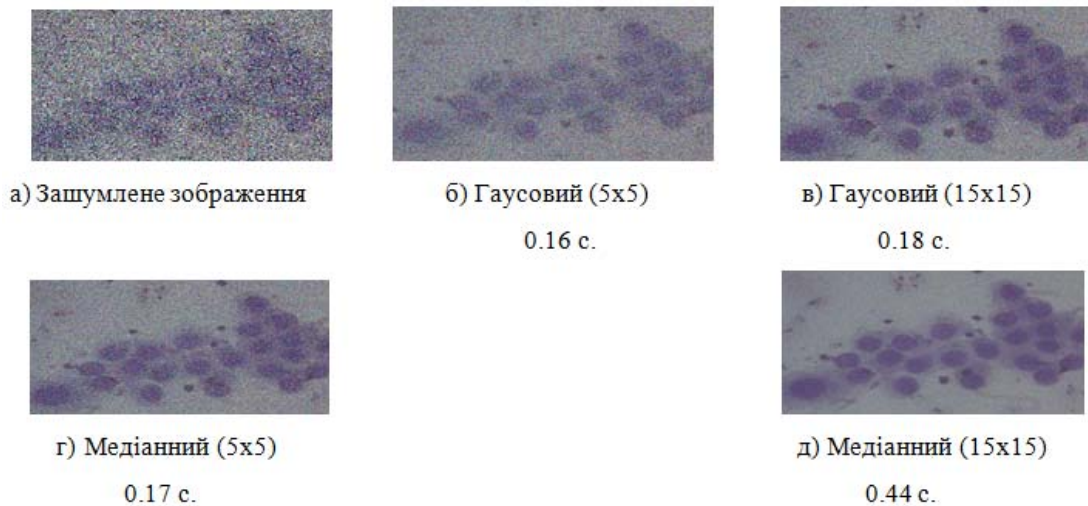


Рис. 1. Порівняльний аналіз алгоритмів фільтрації зображень

У результаті порівняння алгоритмів фільтрації зображень досліджено, що медіанний фільтр показав дещо гірші результати у швидкості обробки, однак, що важливіше, кращі у якості кінцевого зображення. Тому при виборі САМ потрібно віддавати перевагу тим, що мають у своєму складі даний фільтр. Приклад виділення порогів на зображенні наведено на рис. 2.

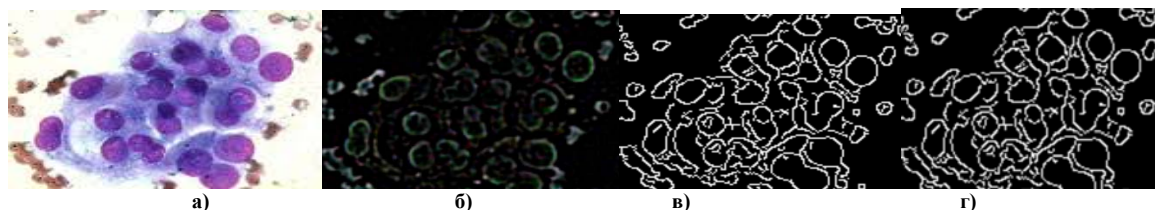


Рис. 2. Алгоритми виділення порогів (а – оригінальне зображення, б – Лапласіан, в – Кенні, г – Собеля)

У результаті порівняння алгоритмів виділення порогів алгоритми Кенні та Собеля продемонстрували найкращі результати за якістю обробки вхідного зображення. Дані алгоритми реалізовані у більшості САМ.

Значною перевагою САМ є наявність вейвлет-перетворення зображень. Вейвлет локалізує сигнал і в просторі і в частотній області [8]. Вхідний сигнал можна представити набором хвильових пакетів – вейвлетів, утворених на основі деякої базової функції [9]. Цей набір є відмінним в різних частинах часового інтервалу визначення сигналу і корегується множниками, що мають вигляд складних часових функцій [10].

За допомогою перетворення Фур'є відбувається отримання частотної області (спектра) вхідного зображення [11]. Швидке перетворення Фур'є (ШПФ) є швидким алгоритмом обчислення дискретного перетворення Фур'є [12]. Для прямого обчислення дискретного перетворення Фур'є з N точок даних потрібно $O(N^2)$ арифметичних операцій, а ШПФ дозволяє обчислити такий самий результат використовуючи $O(N \log N)$ операцій.

2.2 Алгоритми середнього рівня опрацювання зображень

У системах комп'ютерного зору сегментація зображення є одним із найскладніших етапів. Етап сегментації передбачає поділ зображення на області, для яких виконується певний критерій однорідності, наприклад, виділення на зображенні областей приблизно однакової яскравості. Порівняльну характеристику алгоритмів сегментації наведено у таблиці 2 (+ наявність, - відсутність, +/- наявність додаткового модуля).

Порівняльна характеристика алгоритмів середнього рівня опрацювання зображень

CAM	Метод K – means	Розумні ножиці	Snakes	Метод водорозподілу	Алгоритм Крускала	Grab Cut	Mean shift	Кодування контурів	RAN SAC	Перетворення Хафа
ImageJ	+	+/-	+	+	+/-	+/-	+	-	+	+/-
AxioVision	+	-	+	+	+	+	-	+/-	-	+
BioImage	+	+	+	+	+	-	-	+/-	+	+/-
Motic	+	-	+	-	+	-	-	-	+	-
QCapture	+	+	-	+	-	-	-	+/-	+	+
Image Pro	+	-	+	-	+	+	-	-	-	+
Icy	+	-	-	+	-	-	+	-	-	-
Micro Manager	+	+/-	+	+/-	-	+/-	-	-	+	+

Отже, більшість систем мають у своєму складі такий приблизно однаковий перелік алгоритмів сегментації. Такі CAM як BioImageXD та AxioVisison, мають у своєму складі найбільший набір реалізованих алгоритмів сегментації. Програмний комплекс ImageJ у своєму складі має лише декілька алгоритмів сегментації, однак є можливість інсталяції додаткових модулів.

Перевага методу активних контурів полягає в тому, що вони ділять зображення на підобласті з неперервними контурами. Моделі контуру базуються на граничних детекторах, зазвичай на основі градієнта зображення, знаходять кордони підобластей і притягують контури до виявлених кордонів [13].

Алгоритм «Snakes» широко використовуються в сегментації біомедичних зображень. Основний його недолік полягає в тому, що вплив внутрішньої енергії має тенденцію надмірно витягувати область, вироджуючи її в пряму [14].

Основними перевагами алгоритму «Snakes» є відносна простота реалізації і стійкість до змін вхідних даних. Приклад використання алгоритму «Snakes» зображено на рис.3.

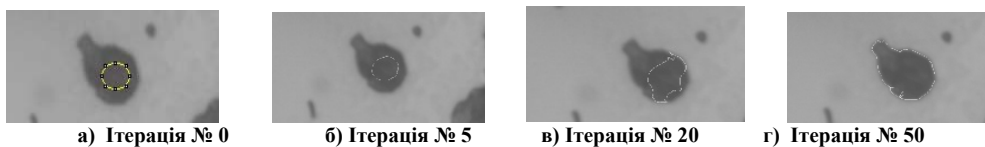


Рис. 3. Сегментація зображення алгоритмом «Snakes»

Одним з перших алгоритмів інтерактивної сегментації був алгоритм «Magic wand» («Чарівна паличка»). Алгоритм працює так: користувач вказує деяку точку об'єкта і алгоритм виділяє навколишні пікселі із подібним кольором [15]. Алгоритм «Розумні ножиці» розглядає все зображення як зважений неорієнтований граф, кожна вершина якого відповідає пікселю зображення [16]. Основне обмеження алгоритму полягає в тому, що в сильно текстурованих областях є багато альтернативних шляхів. Піксель або група пікселів вважаються вершиною, а ваги ребер визначають подібність або неподібність сусідніх пікселів. Потім граф (зображення) розрізається згідно критерію, створеному для отримання «хороших» кластерів [17].

Метод *k*-середніх – це ітеративний метод, який використовується щоб розділити зображення на *K* кластерів. Результати сегментації цитологічного зображення методом *k*-середніх наведено на рис. 4. На даному рисунку зображено цитологічне зображення після етапу сегментації методом *k*-середніх з різним параметром *n*. Зі збільшенням параметру *n* збільшується деталізація окремих мікрооб'єктів на зображенні, однак і зростають при цьому затрати на його опрацювання.

Принцип дії алгоритму «Meanshift» базується на пошуку максимуму густини ймовірності деякої функції, яка описує дискретні дані зображення. Ядро визначає вагу різних точок зображення при оцінці середнього значення [18]. Основна перевага алгоритму – це швидкість опрацювання.

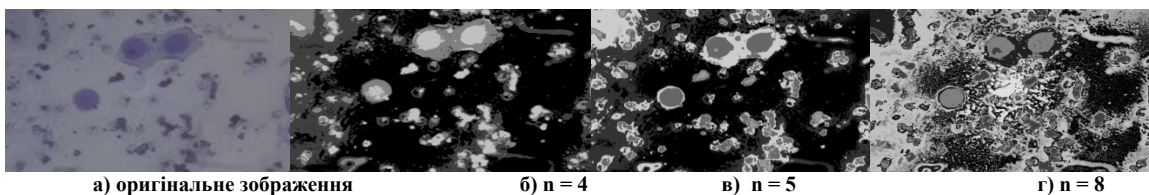


Рис. 4. Сегментація методом *k*-середніх

Контурний аналіз (КА) застосовують для опису, зберігання, порівняння і пошуку мікрооб'єктів, представлених у вигляді контурів [19]. Він дозволяє ефективно маніпулювати об'єктами в евклідовому і в афінному просторах. У системах комп'ютерного зору найпопулярнішими видами кодування контурів є код Фрімена, двовимірне кодування та полігональне кодування.

Перетворення Хафа – це перетворення, яке застосовують для пошуку об'єктів, що належать визначеному класу фігур з використанням процедури голосування [20]. Класичний алгоритм перетворення Хафа пов'язаний з ідентифікацією прямих на зображенні, але пізніше алгоритм був розширений можливістю ідентифікації довільної фігури, найчастіше еліпсів і кіл [21]. Алгоритм «RANSAC» – альтернатива алгоритму перетворення Хафа [22]. Перевагою алгоритму «RANSAC» є надійна оцінка параметрів моделі. Недоліком багатьох САМ є відсутність у своєму складі багатьох методів кодування контурів та алгоритмів виділення певних елементів, наприклад, ліній, кіл чи еліпсів, що ускладнює опрацювання зображення на високому рівні. Найбільш повним набором елементів володіють такі системи як BioImageXD, AxioVision та AnalySIS FIVE.

2.3. Алгоритми високого рівня опрацювання зображень

Ключовим етапом систем автоматизованої мікроскопії є етап виділення та розпізнання мікрооб'єктів на зображенні, наприклад ядра, цитоплазми і т.п. Порівняльну характеристику САМ на високому рівні опрацювання зображень представлено у таблиці 3 (+ наявність, - відсутність, +/- наявність додаткового модулю).

Таблиця 3

Порівняльна характеристика САМ на високому рівні опрацювання зображень

Критерії	ImageJ	Axio Vision	BioImage XD	motic	QCapture PRO	Icy	Image Pro Plus	Micro Manager	AnalySIS FIVE
Автоматична адаптація до зображення	-	-	+	-	-	-	+	-	-
Детектування об'єктів	+/-	+/-	-	-	-	-	+/-	+/-	-
Порівняння зображень	-	+	+	+	+	+	+	-	-
Класифікатори нейронні мережі	-	+	-	-	-	-	-	-	-
SVM	+/-	-	-	-	+/-	-	+	+/-	-
Байєсівський	+/-	+/-	+/-	-	-	-	+/-	-	+/-

Під класифікацією об'єктів зображення розуміють присвоєння певному об'єкту відповідного номеру чи назви класу.

Метод опорних векторів (SVM) – набір подібних алгоритмів навчання з учителем, що використовуються для задач класифікації та регресійного аналізу [23]. Особливою властивістю методу опорних векторів є постійне зменшення емпіричної помилки класифікації.

Згорткова нейронна мережа поєднує в собі виділення елементарних ознак зображення, формування більш складних ознак та власне розпізнавання [24]. Ідея згорткових нейронних мереж полягає в чергуванні згорткових шарів, субдискретизуючих шарів і наявності повнозв'язних шарів на виході.

Алгоритм «AdaBoost» – це алгоритм посилення класифікаторів, шляхом об'єднання їх в комітет. Даний алгоритм є адаптивним в тому сенсі, що кожен наступний комітет класифікаторів будується на об'єктах, невірно класифікованих попередніми комітетами [25].

Байєсівський класифікатор — це класифікатор, що використовує теорему Байєса для визначення ймовірності належності елемента до одного з класів. Якщо можна визначити, якому класу належить об'єкт, то класифікатор повідомить, що ймовірність належності до цього класу дорівнює 1. В інших випадках класифікатор побудує вектор, компоненти якого є ймовірностями належності до того чи іншого класу [26].

3 Узагальнена структура САМ

В результаті аналізу відомих САМ синтезуємо узагальнену структуру програмної системи.

САМ складається з двох базових частин: модуля опрацювання зображень та модуля постановки діагнозу. Ці модулі ще поділяються на підмодулі. Наприклад, модуль опрацювання зображень складається з трьох рівнів опрацювання. Підмодулі низького, середнього та високого рівнів опрацювання зображень зв'язані між собою та складаються із власних підсистем. Опис базових елементів даних підмодулів наведено у попередніх розділах. Особливої уваги заслуговує підмодуль інтелектуального аналізу даних. Використання інтелектуальних систем в галузі медичного діагностування дає можливість зберігати, накопичувати та в подальшому використовувати досвід експертів [27]. Основним компонентом таких систем є бази знань (БЗ).

Роботою лікаря-діагноста є візуальна інтерпретація зображень, виділення якісних ознак мікрооб'єктів, формування діагностичних правил на основі експертних знань та постановка діагнозу [28]. У режимі набуття знань діалог із системою здійснює лікар-діагност та інженер із знань [29]. У цьому режимі лікар-діагност (цитолог або гістолог), використовуючи компоненту набуття знань, наповнює систему

знаннями, які дозволяють інтелектуальній системі в автоматичному режимі ставити попередній діагноз [30].

Для представлення знань використано нечітку продукційну модель, в якій знання представлені у формі правил «if-then». Машина логічного висновку – це модуль, що призначений для логічного виводу з БЗ фактів та правил на основі законів формальної логіки [31].

На рис. 5 зображено структуру САМ з використанням набору сучасних методів та алгоритмів опрацювання зображень на низькому, середньому рівнях, а на рис. 6 на високому рівні.

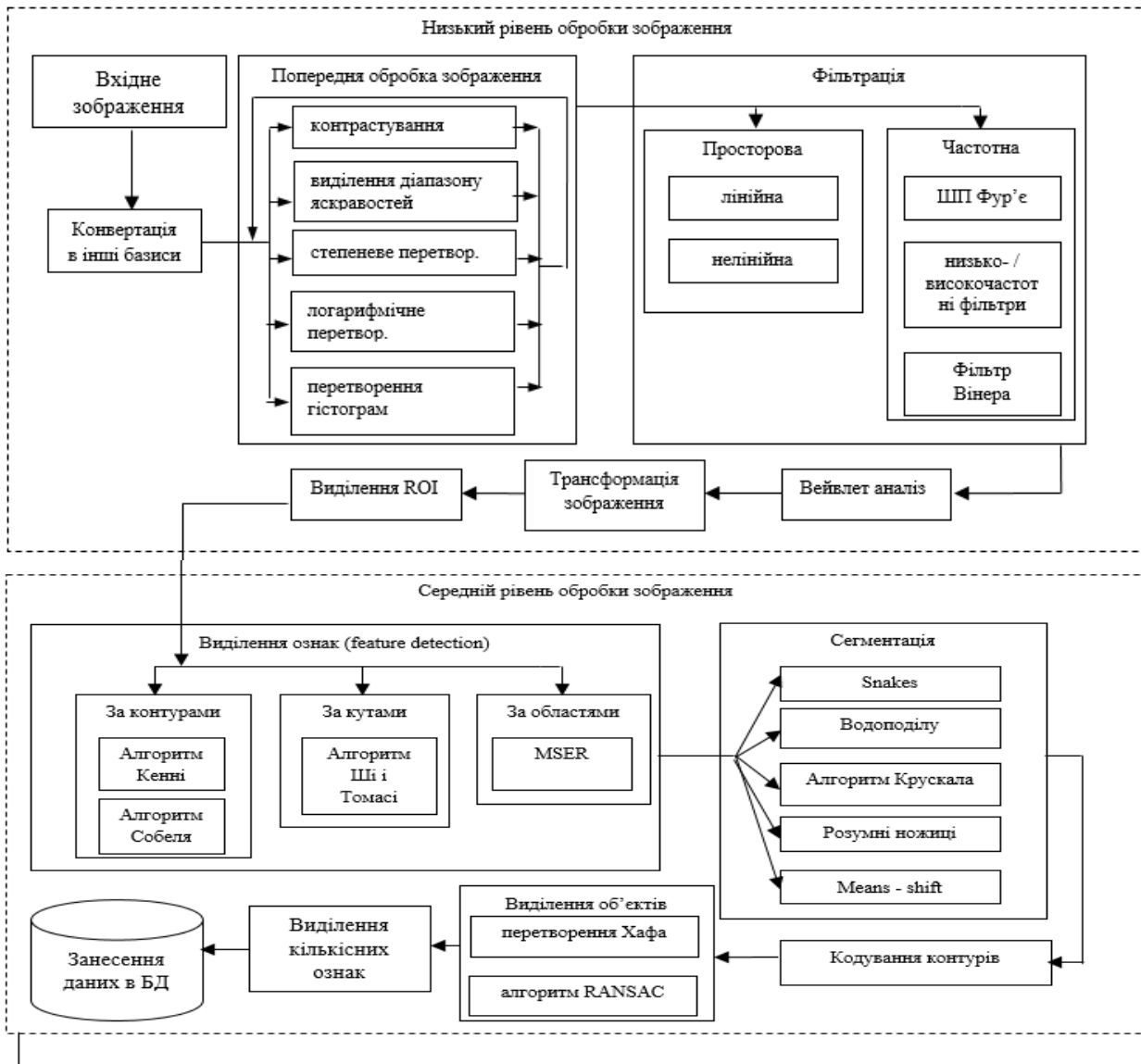


Рис. 5. Структура САМ низькому, середньому рівнях

Розпізнавання зображень використано для отримання інформації про тип мікрооб’єктів, описуючи множину атрибутів для ідентифікації певного класу [32].

На відміну від низького та середнього рівнів опрацювання зображень рівень розпізнавання слабо представлений у САМ, тому він потребує особливої уваги при проектуванні нових систем. Запропонована узагальнена структура передбачає використання методів та алгоритмів, котрі до цього застосовувались у САМ та сучасних алгоритмів опрацювання зображень.

Подяки

Робота виконана в рамках держбюджетної теми «Гібридна інтелектуальна інформаційна технологія діагностування передракових станів молочної залози на основі аналізу зображень» № ДР 116U002500.

Висновки

Базуючись на сучасних методах та алгоритмах комп’ютерного зору проведено порівняльну характеристику САМ на нижньому, середньому та високому рівнях опрацювання зображень, що дозволило виділити базові методи та алгоритми: для низького рівня – гаусів, адаптивний, низько-, височастотні фільтри, швидке перетворення Фур’є, вейвлет-аналіз; для середнього рівня – виділення ознак (за контурами, областями, кутами), сегментація (алгоритми «Розумні ножиці», «Snakes», «Mean-shift», водоподілу),

виділення мікрооб'єктів (алгоритми Хафа, «RANSAC»); для високого рівня – методи розпізнавання (статистичний, морфологічний, структурний), на базі нейронних мереж і метод опорних векторів.

На даний час основним трендом розвитку інтелектуальних систем є напрям гібридизації, який для розв'язання задач використовує різні підходи та засоби штучного інтелекту.

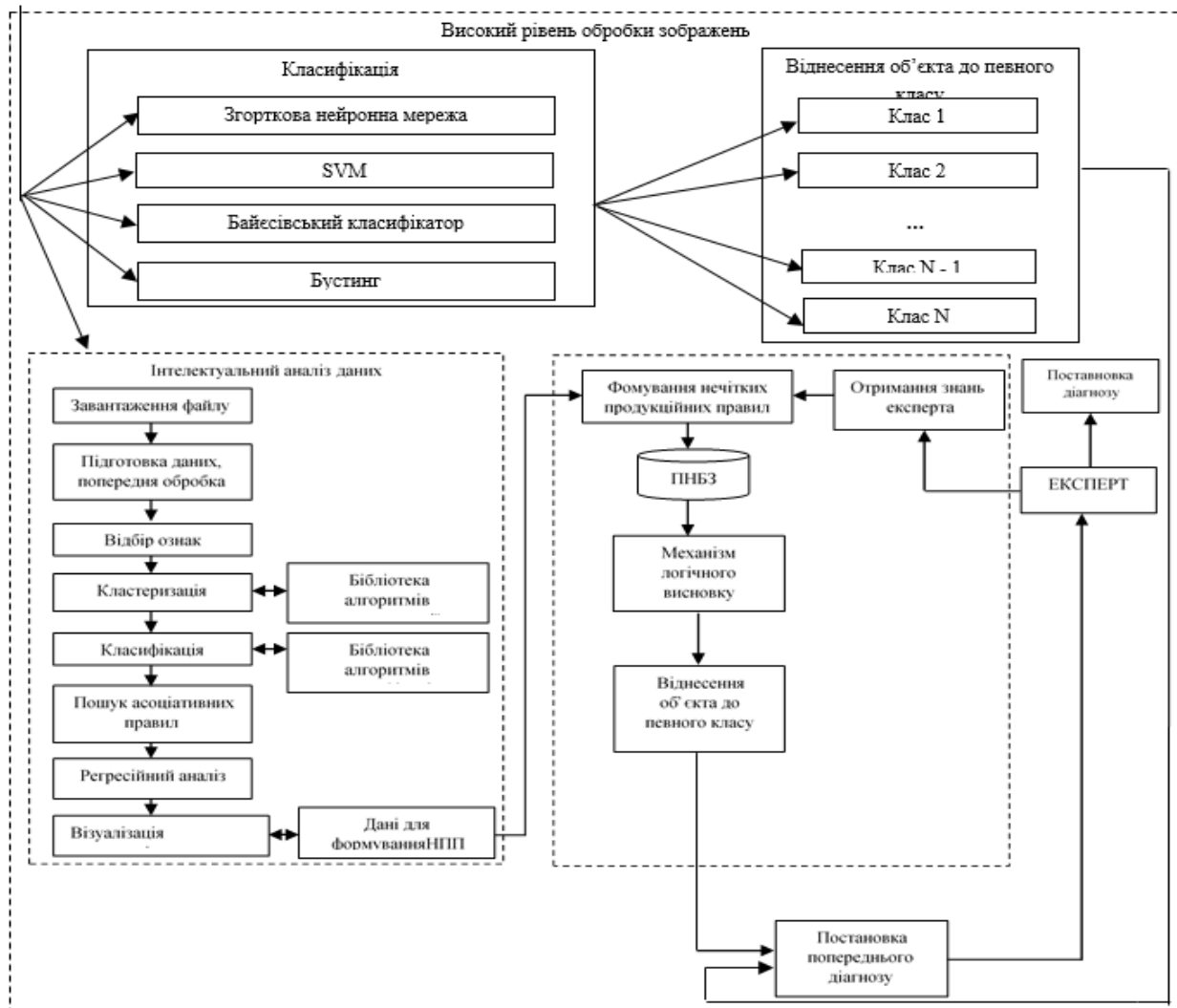


Рис. 6. Структура САМ на високому рівні

Література

1. Березький О. М. Інформаційно-аналітична система дослідження та діагностування пухлинних клітин на основі аналізу їх зображень / О. М. Березький, Ю.М. Батько, Г.М.Мельник // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. – 2008. – № 4. – С. 33–41.
2. Veta Mitko Breast cancer histopathology image analysis: A review / Mitko Veta, JPW Plum, PJ van Diest, M Viergever // Biomedical Engineering, IEEE Transactions. – 2014, № 61(5). – pp. 1400–1411.
3. Chen Jia-Mei New breast cancer prognostic factors identified by computer-aided image analysis of HE stained histopathology images / Chen, Jia-Mei; Qu, Ai-Ping // Nature Scientific Reports. – 2015, № 5.
4. Vrekoussis T. Image analysis of breast cancer immunohistochemistry-stained sections using ImageJ: an RGB-based model / Vrekoussis T1, Chaniotis V, Navrozoglou I // Anticancer Res. – 2009. – № 29(12). – pp. 4995–8.
5. Недзьведь А.М. Гибкая система обработки изображений на базе скрипт-ядра с использованием интеллектуального агента / А.М. Недзьведь, П.В. Лукашевич, А.М. Белоцерковский // Искусственный интеллект. — 2013. – № 3. — С. 200–208.
6. Sezgin Mehmet. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation / Mehmet Sezgin, Tubitak Marmara // Journal of Electronic Imaging. – 2009. – № 13(1). – pp. 146–165.
7. Цифрова обробка аудіо- та відеоінформації у мультимедійних системах : навчальний посібник / [О.В. Дробик, В.В. Кідалов, В.В. Коваль та ін]. – К. : Наукова думка, 2008. – 144 с.
8. Portilla, J. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain / V. Strela, M. Wainwright, E. P. Simoncelli // IEEE Transactions on Image Processing – 2003. – № 12(11). – pp. 1338–1351.
9. Блаттер К. Вейвлет-анализ. Основы теории : учебное пособие для вузов / К. Блаттер ; пер. с нем. Т. Э. Кренкель, ред. пер. А. Г. Кюркчан. – М. : Техносфера, 2006. – 2711 с.

10. Малла С. Вейвлет в обробці сигналів : навчальний посібник для вузів / Малла С. ; пер. Я. М. Жилейкин. – М. : Мир, 2005. – 671 с.
11. Ng, R. Fourier slice photography / Ren Ng // ACM Transactions on Graphics – 2005, № 24(3). – pp. 735–744.
12. De Castro E. Registration of translated and rotated images using finite Fourier transforms // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI—1987, № 9(5). – pp. 700–703.
13. Arbelleaz P. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation. // EECS Department, University of California, Berkeley. Submitted to PAMI – 2010. – № 17.
14. Amini, A. A. Using dynamic programming for solving variational problems in vision // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, № 12(9). – pp. 855–867.
15. Березький О. М. Методи сегментації біомедичних зображень / О. М. Березький, Ю.М. Батько, Г.М.Мельник // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. – 2010. – № 1. – С. 189–197.
16. Грибков И.В. Исследование методов сегментации изображений / И.В. Грибков, П.П. Кольцов, А.А. Кравченко // Программные продукты и системы. – 2008. № 4.
17. Алгоритмические основы растровой графики: Алгоритм "Умные ножницы" [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <http://www.intuit.ru/studies/courses/993/163/lecture/4509?page=2>
18. Felzenszwalb, P. F. Efficient graph-based image segmentation / P. F. Felzenszwalb, D. P. Huttenlocher // International Journal of Computer Vision, – 2004, № 59(2). – pp. 167–181.
19. Comaniciu D. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis / D. Comaniciu, P. Meer // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, № 24(5). – pp. 603–619
20. Millasseau S.C. Determination of age-related increases in large artery stiffness by digital pulse contour analysis / S.C. Millasseau, R.P. Kelly // Clinical Science – 2002, № 103(4). – pp. 371–277.
21. Duda, R. O., Hart, P. E. Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures // Communications of the ACM. – 1972, № 15(1). – pp. 11–15.
22. Yuen H.K., Illingworth J., Kittler J. Detecting partially occluded ellipses using the Hough transform // Image and Vision Computing. – 1989, №7(1). – pp. 31–37.
23. Schnabel R., Wahl R., Klein R. Efficient RANSAC for Point-Cloud Shape Detection // Computer Graphics Forum. – 2007, № 26(2). – pp. 214–226.
24. Lampert C. H. Kernel methods in computer vision. // Foundations and Trends in Computer Graphics and Computer Vision. – 2008, № 4(3). – pp. 193–285.
25. Горелик А.Л. Методы распознавания : учебное пособие / Горелик, А.Л., Скрипкин, В. А. – М. : Высшая Школа, 2004. – 261 с.
26. Файнзильберг Л.С. Гарантированная оценка эффективности исследовательских тестов на базе усиленного ROC-анализа / Л.С. Файнзильберг, Т.Н. Жук // Управляющие системы и машины. – 2009. – № 5. – С. 3–13.
27. Wan E.A. Neural network classification: a Bayesian interpretation // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1990, № 1(4). – pp. 303–305.
28. Jacobsen H.A. A generic architecture for hybrid intelligent systems // IEEE Fuzzy Systems. Anchorage, Alaska. – 1998, pp. 709–714.
29. Fenton B. Diagnosis of electronic systems // IEEE Instrumentation&Measurement Magazine. – 2002, № 9. – pp. 16–20.
30. El Fergany A.A. “Diagnosis in power systems – substation level – through hybrid artificial neural networks and expert system” in Conference: Transmission and Distribution Conference and Exposition, 2001 IEEE/PES, Vol. 1, – pp. 207–211.
31. Q. Zhang "Fault Location of Two-parallel Transmission Line for Non-earth Fault Using One-terminal Data" in IEEE PWRD-14, 1999, № 3. – pp.863 –867.
32. Гаврилова Т.А. Базы знаний интеллектуальных систем / Т. А. Гаврилова, В.Ф.Хорошевский // СПб : Питер, 2000. – 384 с.
33. Симанков В.С., Генетические алгоритмы и поиск оптимальных решений / В.С., Симанков В.А. Частикова // Автоматизация и современные технологии. – 2003. – № 6. – С. 36–45.

Рецензія/Peer review : 29.2.2016 р.

Надрукована/Printed : 18.4.2016 р.

Рецензент : д.т.н., проф. Николайчук Ярослав Миколайович