

Одеський національний медичний університет
Міністерство охорони здоров'я України

Вінницький національний технічний університет
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ЛЯШЕНКО АРТЕМ ВОЛОДИМИРОВИЧ

УДК 004.932.72:617-089

ДИСЕРТАЦІЯ
СИСТЕМА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ
ЗА ВІДЕОЛАПАРОСКОПІЧНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ

05.11.17 – біологічні та медичні прилади і системи
технічні науки

Подається на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ А. В. Ляшенко

Науковий керівник: Баязітов Микола Рашитович, доктор медичних наук, професор

Вінниця — 2019

АНОТАЦІЯ

Ляшенко А. В. Система автоматизованої синдромальної діагностики за відеолапароскопічними зображеннями. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.11.17 – Біологічні та медичні прилади і системи. – Одеський національний медичний університет, МОН України, Одеса. – Вінницький національний технічний університет, МОН України, Вінниця, 2019.

У дисертаційній роботі викладені результати досліджень щодо підвищення ефективності та якості оброблення лапароскопічних зображень шляхом побудови моделей, методів і системи автоматизованої синдромальної діагностики.

Розвиток комп'ютерних технологій зумовив включення до порядку денного питання, яке полягає в отриманні якісних зображень тканин в зоні оперативного хірургічного втручання лапароскопічним методом. Це, в свою чергу, буде сприяти підвищенню точності та ефективності діагностики, технічному удосконаленню оптичних систем лапароскопів, подальшому розвитку програмних методів і засобів покращення якості цифрових лапароскопічних зображень та всієї малоінвазивної хірургії в цілому.

Такий підхід суттєво зменшує кількість помилок, зумовлених оптичними властивостями систем – дисторсія, астигматизм, хроматична і сферична аберація. Також обґрунтовується медико-технічний аспект задачі, яку вирішено в дисертаційній роботі. Результати аналізу літературного контенту також підтвердили актуальність проблеми класифікації структур черевної порожнини і малої миски у жінок при проведенні лапароскопічного діагностичного дослідження або хірургічного втручання і довели, що на сьогодні методи ендоскопії не завжди забезпечують необхідну специфічність і чутливість діагностики при автоматизованому виявленні підозрілих з точки зору наявності патологічних змін тканин та їх цілеспрямованому дослідженню.

Визначення основних недоліків існуючих автоматизованих систем і технологій для розпізнавання та комп'ютерного аналізу отриманих з різних джерел біомедичних зображень, акцентувало особливу увагу на усуненні таких: застосування методів і підходів, заснованих на обробленні бінарних зображень, що суттєво ускладнює роботу з кольоровими; використання несертифікованого і некаліброваного обладнання; застосування здебільшого offline оброблення відеозображень, хоча число ситуацій, які потребують online режиму, з кожним роком зростає.

У сконцентрованому вигляді все вищезазначене знайшло своє відображення в меті дисертаційного дослідження, яка полягає у підвищенні ефективності діагностики при лапароскопічному дослідженні органів черевної порожнини і малої миски у жінок шляхом розроблення моделей, методів і системи автоматизованої синдромальної діагностики за характеристиками відеолапароскопічних зображень.

Досягнення поставленої мети було забезпечено шляхом реалізації науково і логічно обґрунтованої сукупності розроблених та удосконалених методів, моделей, критеріїв, алгоритмів і технічних засобів, методологічно відображених і сконцентрованих в системі автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями.

Об'єктом дослідження є процес діагностики і прийняття рішення хірургом-лапароскопістом при проведенні лапароскопічної діагностики; предметом дослідження – моделі, методи та система автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями.

В процесі досліджень виявлено, що автоматизована діагностика захворювань за результатами аналізу відеозображень вимагає введення процедури ідентифікації комплексу дескрипторів, характерних для певних патологічних синдромів і розроблення діагностичних алгоритмів їх застосування для підвищення ефективності роботи системи автоматизованої синдромальної діагностики, що дозволило ідентифікувати на основі достовірних структур класів, окремі, раніше не виявлені, патологічні синдроми.

Основною задачею виявлення патологічного об'єкта є створення локальної ознаки на основі кольорових показників, коли при розробленні відповідного алгоритму до уваги береться кадр лапароскопічного зображення, параметри якого можна відобразити за допомогою набору гістограм кольорів відповідних каналів. Це зумовило застосування в дисертаційному дослідженні стандарту відеопослідовності MPEG-7, представленого стандартною кольоровою RGB-комбінацією. Водночас, зважаючи на особливості лапароскопічного зображення, а саме – переважання каналу червоного кольору, за наявності артефактів освітлення для розпізнавання зображення, більш гнучкою та адаптивною виявилась кольорова палітра HSV, в якій основними інформативними ознаками є яскравість і насиченість кольору.

Застосування палітри HSV суттєво посприяло розв'язанню задачі ідентифікації об'єктів за диференційними критеріями та ознаками, за умови використання каліброваного лапароскопічного обладнання з можливістю розрахунку передачі кольору, деформації об'єктів та чутливості до світла і забезпечило якісний аналіз патологічних об'єктів.

Створення системи автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними відеозображеннями ініціювало розроблення відповідної діагностичної інформаційної технології, висока ефективність якої була доведена при діагностиці уражень печінки та яєчників. Більше того, зазначена ефективність і функціональні можливості були підтверджені при діагнозах, які не входили у вибірки навчання класифікаторів, але були охарактеризовані в рамках ознак відповідного патологічного синдрому.

В дисертаційній роботі розв'язано науково-технічну задачу підвищення ефективності діагностики при лапароскопічному дослідженні органів черевної порожнини і малої миски у жінок шляхом розроблення моделей, методів і системи автоматизованої синдромальної діагностики за характеристиками відеолапароскопічних зображень.

В дисертаційній роботі одержані такі нові наукові результати.

1. Вперше розроблено математичну модель виявлення патологічних синдромів при лапароскопічній діагностиці, яка представлена логічною послідовністю етапів: визначення на відеопослідовності потенційних об'єктів захворювання; розпізнавання та ідентифікації патологічних об'єктів; класифікації їх приналежності до відповідного класу; оброблення та формування діагнозу із застосуванням критеріїв яскравості, кольору, текстури, контуру, що дозволило ідентифікувати на основі достовірних структур класів окремі патологічні синдроми.

2. Удосконалено метод калібрування лапароскопічного обладнання для виявлення патологічних змін на лапароскопічних зображеннях шляхом введення процедури препроцесингу та урахування його оптичних характеристик, що дозволило знизити вплив шуму на якість зображення, підвищити його контраст і насиченість елементів та забезпечити, тим самим, високу якість сегментації відеозображень.

3. Удосконалено структуру процесу аналізу лапароскопічних зображень шляхом введення процедури моніторингу появи синдромальної ділянки на кадровій відеопослідовності в полі зору об'єктиву лапароскопічної камери, що забезпечує виявлення і детекцію патологічних змін в режимі реального часу.

4. Отримав подальшого розвитку метод автоматизованої діагностики захворювань за результатами аналізу лапароскопічних відео-зображень шляхом введення етапу ідентифікації комплексу дескрипторів, характерних для певних патологічних синдромів і розроблення діагностичного алгоритму, які забезпечують підвищення ефективності роботи системи автоматизованої синдромальної діагностики шляхом сегментації зображень за кольором і текстурою з загальною організацією обчислень у вигляді класифікатору.

Результати теоретичних та практичних досліджень, проведених в роботі, мають виразну практичну спрямованість та застосовуються для розроблення системи автоматизованої синдромальної діагностики захворювань черевної порожнини і малої миски, яка забезпечує своєчасне виявлення синдромальної патології на ранніх стадіях захворювання.

Основні практичні результати дисертаційного дослідження такі.

1. Удосконалено алгоритм виявлення патологічних змін за кольоровими ознаками, представленими діапазонами кольорів, які властиві певному класу патологічних змін і характеризуються діапазоном значень, в якому найвищий показник ідентифікації отримано при визначенні кіст печінки (84,0%), а найменший – при діагностиці гепатиту (51,4%).

2. Удосконалено алгоритм локальних бінарних шаблонів для визначення текстурних особливостей зображення шляхом порівняння шаблонних лапароскопічних зображень з досліджуваними та подальшим обчисленням вектора відмінності і застосуванням локального дескриптора, що забезпечило визначення текстурних ознак в режимі реального часу на рівні 79% – для цирозу печінки і 62% – для гепатиту.

3. Застосування розробленої системи автоматизованої класифікації лапароскопічних зображень дозволило своєчасно виявляти та оцінювати патологічний процес, що забезпечило зменшення хибно-позитивних результатів і дозволило попередити оперативні втручання у 64 із 91 обстежених пацієнтів (70,3%) та зниження хибно-негативних діагнозів, що дозволило запобігти прогресивному розвитку захворювання у 45 із 140 (32,1%) пацієнтів. Крім того, зменшення післяопераційних ускладнень спостерігалось у 65,1%, скорочення періоду післяопераційної реабілітації – у 30,5%, а попередження конверсії оперативного втручання – у 34,6% обстежених пацієнтів.

Отримані в дисертаційній роботі результати в подальшому можуть бути використані в лапароскопічній та абдомінальній хірургії для проведення відповідних операцій та визначення рівня оснащення лапароскопічними системами і технологіями різних клінік України.

Результати дисертаційної роботи впроваджено в практичну діяльність Одеського обласного центру телемедицини на базі Одеської обласної клінічної лікарні та забезпечили найвищу чутливість (88,99%) і специфічність (88,6%) при діагностиці захворювань печінки. Результати роботи також використовується в навчальному процесі кафедри біомедичної інженерії

Вінницького національного технічного університету, що забезпечило високу якість читання лекцій з дисциплін, які пов'язані з обробленням відеозображень і покращило сприйняття матеріалу студентами.

За результатами роботи розроблено систему автоматизованої синдромальної діагностики захворювань органів черевної порожнини і малої миски, яка дозволяє проводити системний аналіз і діагностику стану досліджуваних органів, створювати бази даних, виявляти синдромальну патологію на ранніх стадіях захворювання.

Введення до структури системи автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями модуля перевірки рішень і тактик лікування на адекватність стану здоров'я пацієнта і підсистеми підтримки прийняття рішення, яка побудована за принципами нечіткої логіки і включає в себе блоки настроювання і зберігання функцій приналежності, базу еталонних лапароскопічних зображень, блок введення інформації та її попереднього оброблення, блок нечіткого виводу, блоки формування і поповнення бази знань, забезпечило виявлення синдромальної патології на ранніх стадіях захворювання з точністю до 90% від всіх діагностованих випадків.

Практичне застосування розробленої системи і технології підтвердило ефективність синдромальної діагностики при нозоформах, які раніше не входили до бази даних навчання класифікатора (ехінококоз, ангіоматоз печінки). Апробація системи показала, що для захворювань печінки найвища специфічність і чутливість відзначаються при діагностиці ангіоматозних запальних змін (88,6% та 88,9% відповідно), а найнижчі значення зазначених показників були отримані при діагностиці цирозу печінки (відповідно 52,8% і 58,0%).

Ключові слова: синдромальна діагностика, лапароскопічне зображення, автоматизована система, оброблення зображень, дескриптор, ідентифікація, критерій оцінювання, алгоритм, модель, метод, класифікація, ефективність.

ABSTRACT

Lyashenko A. V. System of automated syndromic diagnostics by video-laparoscopic images. – Qualification research paper, manuscript copyright.

Dissertation thesis for the degree of a candidate of technical sciences in specialty 05.11.17 – Biological and medical devices and systems. – Odessa National Medical University, MES of Ukraine, Odessa. – Vinnytsia National Technical University, MES of Ukraine, Vinnytsya, 2019.

The dissertation presents the results of research on improving the efficiency and quality of processing laparoscopic images by constructing models, methods and systems for automated syndromic diagnosis.

The global development of computer technology has stated the question, which is to obtain high-quality images of tissues in the area of surgical intervention by laparoscopic method. This, in turn, will help to improve the accuracy and efficiency of diagnosis, to technical improvement of optical systems of laparoscopes, to the further development of software methods and means of improving the quality of digital laparoscopic images and the entire minimally invasive surgery.

This approach significantly reduces the number of errors caused by the optical properties of the system – distortion, astigmatism, chromatic and spherical aberration. The medical-technical aspect of the problem, which is solved in the thesis, is also substantiated. The results of the analysis of the literary content also confirmed the relevance of the problem of classification of structures of the abdominal cavity and small pelvis in women during laparoscopic diagnostic examination or surgery and proved that nowadays endoscopy methods do not always provide the necessary specificity and sensitivity of diagnosis at the automated detection of points in tissues suspected for pathological changes and their purposeful study.

Identifying the main disadvantages of existing automated systems and technologies for the recognition and computer analysis of biomedical images obtained from different sources has focused on addressing the following: the application of

methods and approaches based on binary image processing, which significantly complicates the processing color ones; use of non-certified and non-calibrated equipment; the use of mostly offline video processing, although the number of situations requiring online mode is increasing every year.

Thus, the aim of the dissertation research is to increase the efficiency of diagnostics in laparoscopic examination of abdominal and small pelvis organs in women by developing models, methods and systems of automated syndromic diagnostics according to the characteristics of video laparoscopic images.

Achieving this goal was ensured by the implementation of scientifically and logically valid set of developed and improved methods, models, criteria, algorithms and technical means, methodologically displayed and concentrated in the system of automated syndromic diagnostics by laparoscopic images.

The object of the study is the process of diagnosis and decision making by a laparoscopic surgeon when performing a laparoscopic diagnostics; the subject of research are the models, methods and system of automated syndromic diagnostics by laparoscopic images.

In the course of research it is revealed that automated diagnosis of diseases according to the results of video analysis requires the implementation of a procedure for the identification of a complex of characteristic descriptors of certain pathological syndromes and the development of diagnostic algorithms for their use to improve the efficiency of the automated syndromic diagnosis system, which allows to identify and detect structures, local previously unspecified pathological syndromes.

The main task of detecting any pathological object is to create a local trait based on color indicators, when developing the appropriate algorithm takes into account the frame of laparoscopic image, the parameters of which can be displayed using a set of color histograms of the corresponding channels. This led to the use of the standard video sequence MPEG-7, represented by the standard RGB color combination. At the same time, due to the features of the laparoscopic image, namely the predominance of the red channel in the presence of lighting artifacts, the HSV

color palette was found to be more flexible and adaptive, because its main informative features are the brightness and saturation of the color.

The use of the HSV palette significantly helped to solve the problem of identification of objects by differential criteria and features, provided the use of calibrated laparoscopic equipment with the ability to calculate color transfer, deformation of objects and sensitivity to light and provided a qualitative analysis of pathological objects.

The development of a system for automated syndromic diagnosis by laparoscopic video images initiated the creation of appropriate diagnostic information technology that was also held. Its high efficiency was proven in the diagnosis of liver and ovarian lesions. Moreover, the indicated efficiency and functionality were confirmed in diagnoses that were not included into the training sample of the classifiers, but were characterized within the features of the relevant pathological syndrome.

The dissertation research solves the scientific and technical issue of increasing the efficiency of diagnostics by laparoscopic examination of abdominal and small pelvis organs in women by developing models, methods and system for automated syndromic diagnostics according to the characteristics of video laparoscopic images.

The thesis contains the following new scientific results.

1. A mathematical model for the detection of pathological syndromes in laparoscopic diagnosis has been developed, which is represented by a logical sequence of stages: identification of video objects of potential disease objects in the video sequence; recognition and identification of pathological objects; classification of their belonging to the corresponding class; the processing and diagnosis using the criteria of brightness, color, texture, contour, which allowed us to identify separate, previously undetected pathological syndromes on the basis of reliable class structures.

2. The method of calibration of laparoscopic equipment for the detection of pathological changes in laparoscopic images was improved by introducing a preprocessing procedure and taking into account its optical characteristics, which

allowed to reduce the noise impact on image quality, to increase its contrast and saturation of elements, and thus to provide high quality of image segmentation.

3. The structure of the process of analysis of laparoscopic images has been improved by introducing a procedure for monitoring the occurrence of a syndromic area on a personnel video sequence in the field of view of a lens of a laparoscopic camera, which provides detection and identification of pathology in real time mode.

4. The process of automated diagnostics of diseases by the results of analysis of laparoscopic video images was further developed by introducing the stage of identification of a complex of characteristic descriptors of certain pathological syndromes and development of a diagnostic algorithm, which ensure the efficiency of the system of automated syndromic diagnostics by color and texture image segmentation with the general structure of calculations as a classifier.

The results of theoretical and practical studies performed in the paper have a clear practical orientation and were used to develop a system of automated syndromic diagnosis of diseases of the abdominal cavity and small pelvis, which provides timely detection of syndromic pathology in the early stages of the disease.

The main practical results of the dissertation are as follows.

1. The algorithm for detecting pathological changes by color features was improved, that is represented by color ranges, which are characteristic for a specific class of pathological changes and are characterized by a range of values, in which the highest index of identification was obtained in the determination of liver cysts (84.0%) and the lowest – in the diagnosis of hepatitis (51.4%).

2. The algorithm of local binary templates for the definition of textural features of the image was improved by comparing the template laparoscopic images with the examined ones, and subsequent calculations of the difference vector and the application of the local descriptor, which provided the definition of textural features in the real time mode on the level of 79% for liver cirrhosis and 62% for hepatitis.

3. The use of the developed system for automated classification of laparoscopic images allowed to detect and evaluate the pathological process in a timely manner, which provided reduction of false-positive results and allowed to prevent surgical

interventions in 64 of 91 examined patients (70.3%) and decrease the number of false-negative diagnoses that prevented the progressive development of the disease in 45 of 140 (32.1%) patients. In addition, the reduction of postoperative complications was observed in 65.1%, the reduction of the postoperative rehabilitation period – in 30.5%, and the prevention of conversion of surgical intervention – in 34.6% of the examined patients.

The results obtained in the dissertation can later be used in laparoscopic and abdominal surgery to perform appropriate operations and to determine the level of equipment of laparoscopic systems and technologies in different clinics of Ukraine.

The results of the dissertation were implemented in the practical activity of the Odesa Regional Center of Telemedicine at the Odesa Regional Clinical Hospital and provided the highest sensitivity (88.99%) and specificity (88.6%) in the diagnosis of liver diseases. The results of the work are also used in the educational process at the Department of Biomedical Engineering, Vinnytsia National Technical University, which provided high quality lectures on the subjects related to video processing and improved the perception of material by students.

According to the results of the work, a system of automated syndromic diagnostics of diseases of the abdominal cavity and small pelvis was developed. It allows to carry out systematic analysis and diagnostics of the condition of the investigated organs, to create databases, to detect syndromic pathology in the early stages of the disease.

The structure of the system of automated syndromic diagnostics by laparoscopic images was supplemented with the module of decision checking and treatment tactics for the adequacy of the patient's health and decision support subsystem, which is built on the principles of fuzzy logic and includes blocks of tuning and storage of membership functions, databases of reference frames, the block of input information and its pre-processing, the block of fuzzy output, blocks of formation and updating of the knowledge base. That ensured the detection of syndromic pathology in the early stages of the disease with an accuracy of up to 90% in all diagnosed cases.

The practical application of the developed system and technology confirmed the effectiveness of syndromic diagnosis in nosoforms that were not previously included in the training database of the classifier (echinococcosis, liver angiomas). Testing of the system showed that for liver diseases the highest specificity and sensitivity were observed in the diagnosis of angiomatous inflammatory changes (88.6% and 88.9%, respectively), and the lowest values of these indicators were obtained in the diagnosis of cirrhosis (52.8% and 58%, respectively).

Keywords: syndromic diagnosis, laparoscopic imaging, automated system, image processing, descriptor, identification, evaluation criterion, algorithm, model, method, classification, efficiency.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

[1] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Інформаційно-технічна система автоматизованої лапароскопічної діагностики”, *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 4, с. 90-96, 2016.

[2] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Застосування алгоритма на основі дескриптора текстури в розпізнаванні відеолапароскопічних зображень”, *Вісник Херсонського національного технічного університету*, № 2 (61), с. 212-217, 2017.

[3] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Застосування алгоритму на основі дескриптора кольору в розпізнаванні лапароскопічних відео зображень”, *Вісник Житомирського державного технологічного університету. Серія: Технічні науки*, № 1 (79), с. 128-133, 2017.

[4] D. N. Bayazitov, A. V. Lyashenko, and A. V. Buzinovsky, “Computer automatic diagnostics (cad) of appendicitis based on classification of laparoscopic images”. *Вестник Южно-Казахстанской фармацевтической академии. Республиканский научный журн*, № 3 (76), с. 17-21, 2016.

[5] А. В. Ляшенко, “Система автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними захворюваннями”, *Вісник Хмельницького національного університету, Серія Технічні науки*, № 3 (273), с. 151-158, 2019.

[6] K. V. Selivanova, O. G. Avrunin, O. V. Kobylanski, M. I. Palamarchuk, and A. V. Lyashenko, “Biometric Hand tremor identification on graphics tablet”, *Proceeding of SPIE*, p. 7, 2019.

[7] D. N. Bayazitov et al., “The effectiveness of automatic laparoscopic diagnostics of liver pathology using different methods of digital images classification”, *Pathologia*, vol. 14, no. 2, pp. 182-187, 2017.

[8] Д. Н. Баязітов, А. В. Ляшенко та А. Б. Бузиновський, “Лапароскопическая синдромальная диагностика патологии яичников по

характеристикам цифрових зображень”, на *XV–е читення В.В. Подвысоцкого: Бюллетень матеріалів наукової конференції, УкрНІІІ медицини транспорту, Одеса, 2016, с. 22-23.*

[9] А. Б. Бузиновський, О. С. Коваленко, Д. М. Баязітов, А. В. Ляшенко та О.М. Ненова “Ефективність лапароскопічних хірургічних втручань із застосуванням системи підтримки прийняття рішень”, на *XV–е читення В.В. Подвысоцкого: Бюллетень матеріалів наукової конференції, УкрНІІІ медицини транспорту, Одеса, 2016, с. 38-39.*

[10] А. В. Ляшенко, Д. Н. Баязітов, А. Б. Бузиновський, О.Н. Ненова та К. А. Биднюк, “Аналіз цвітності цифрових зображень біологічної поверхності в дистанційній діагностиці захворювань”, на *XV–е читення В.В. Подвысоцкого: Бюллетень матеріалів наукової конференції, УкрНІІІ медицини транспорту, Одеса, 2016, с. 123-124.*

[11] А. В. Ляшенко, Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський та Л. С. Годлевський, “Автоматизована діагностика стану печінки за відеолапароскопічними зображеннями”, на *Всеукраїнської наук.-метод. відеоконф. з міжнарод. участю В зб: Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини, Запоріжжя, 2016, с. 28-31.*

[12] А. В. Ляшенко, Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський, Г. Заровна та А. Єрін, “Технологія автоматизованої лапароскопічної діагностики стану печінки”, на *Наук. конф. з міжнарод. участю, Конф. молодих вчених Одеського національного медичного університету «Сучасні теоретичні та практичні аспекти клінічної медицини (для студентів та молодих вчених), присвячена 100-річчю з дня народження І. Г. Герцена», Одеса, 2017, с. 32-33.*

[13] Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський, А. В. Ляшенко та Л. С. Годлевський, “Ретроспективна порівняльна ефективність хірургічного та медикаментозного лікування пацієнтів за методом побудови дерева рішень”, на *Всеукраїнської наук.-метод. відеоконф. з міжнарод. участю Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини 2018, Запоріжжя, 2018, с. 97-98*

[14] Д. Р. Баязітов, А. В. Ляшенко та К. О. Приболовець, “Застосування системи розпізнавання лапароскопічних зображень при наданні хірургічної допомоги при апендициті”, на *Наук.-практ. конф. молодих вчених ОНМедУ з міжнародною участю, присвяченої 100-річчю з дня народження С.І.Корхова*, В зб.: «Сучасні теоретичні та практичні аспекти клінічної медицини». Одеса, 2018, с. 29-30.

[15] А. В. Ляшенко, М. Р. Баязітов, С. М. Злепко, Л. Г. Коваль та Я. І. Ярославський, “Особливості сегментації лапароскопічних відео зображень”, на *Наук.-практ. конф. Медицинская наука и практика в условиях современных трансформационных процессов*, Львів, 2019, с. 33-37.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	20
ВСТУП.....	21
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ, ЗАСОБІВ І СИСТЕМ	
АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ ЗА	
ЛАПАРОСКОПІЧНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ.....	
	29
1.1 Аналіз візуальних методів лапароскопічної діагностики	30
1.2 Основні критерії і методи виявлення об'єктів на зображенні	37
1.2.1 Технології сегментації зображень	42
1.3 Методи і технології підвищення інформативності	
лапароскопічних зображень	50
1.4 Методи ідентифікації об'єктів.....	59
Висновки до 1 розділу	63
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛІ І МЕТОДИ АНАЛІЗУ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ	
ЛАПАРОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	
	5
2.1 Розроблення методу сегментації кольорового зображення	
для виділення патологічних ознак	67
2.2 Розроблення методу виявлення сукупності ознак захворювання за	
розподілом лапароскопічних зображень на класи	70
2.3 Побудова математичної моделі виявлення патологічних	
синдромів при лапароскопічній діагностиці	73
Висновки до 2 розділу	83
РОЗДІЛ 3. АЛГОРИТМІЧНА ІНТЕРПРЕТАЦІЯ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ	
ДЛЯ ОБРОБЛЕННЯ ЛАПАРОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ.....	
	84
3.1 Розроблення алгоритмів локалізації та виявлення	
дескрипторів за кольором.....	84
3.1.1 Дослідження процедури виявлення патологічних змін за	
допомогою алгоритму локалізації за кольором	91

3.2 Розроблення алгоритмів локалізації та виявлення дескрипторів за контуром.....	95
3.2.1 Дослідження процедури виявлення патологічних змін за допомогою алгоритму локалізації за контуром.....	103
3.3 Розроблення модифікованого алгоритму локалізації дескриптора за текстурними ознаками на основі локальних бінарних шаблонів.....	107
3.3.1 Дослідження процедури виявлення патологічних змін за текстурними ознаками	113
Висновки до3 розділу	115
РОЗДІЛ 4. РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ ЗА ВІДЕОЛАПАРОСКОПІЧНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ	117
4.1 Структурно-функціональна організація системи автоматизованої синдромальної діагностики (САСД). Розроблення структурної схеми системи	117
4.2 Апаратні засоби системи автоматизованої лапароскопічної діагностики.....	128
4.2.1 Тестування лапароскопічної камери	130
4.2.2 Оцінювання розподільчої здатності лапароскопічних камер	132
4.2.3 Аналіз характеристик передачі кольору в лапароскопічних камерах	134
4.3 Програмна підтримка системи автоматизованої синдромальної діагностики за відеолапароскопічними зображеннями	141
4.4 Створення технології автоматизованої синдромальної діагностики з підсистемою підтримки прийняття рішень (ППР)	146
Висновки до 4 розділу	149
РОЗДІЛ 5. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ І СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ.....	151

5.1 Критерії визначення ефективності методу класифікації патологічних синдромальних захворювань	151
5.2 Оцінювання ефективності роботи системи автоматизованої діагностики за лапароскопічними зображеннями	159
5.3 Аналіз результатів клінічної діагностики за допомогою бустинга в режимі реального часу	160
Висновки до 5 розділу	163
ВИСНОВКИ	164
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	166
ДОДАТКИ	195
Додаток А Список публікацій здобувача за темою дисертації	196
Додаток Б Акти впровадження.....	198
Додаток В. Методи навчання класифікатора	201
Додаток Г. Дескриптори виділення ознак	209
Додаток Д. Препроцесинг зображення	213
Додаток Е. Метод виділення характерних ознак за головними компонентами.....	216
Додаток Ж. Текст програмного забезпечення системи.....	218
Додаток К. Методи калібрування лапароскопічного обладнання	229

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- ВХЗ – вибір характеристик зображення;
- ЛЗ – лапароскопічне зображення
- ЛХ – лапароскопічна хірургія
- ПЗЗ – матриця, виконана за технологією приладів із зарядним зв'язком;
- ЗНМ – згорткові нейроні мережі;
- ІТ – інформаційна технологія
- МОВ – метод опорних векторів
- ЛБШ – локальні бінарні шаблони
- МЛБЗ – модифіковані локальні бінарні зразки
- ТВЛ – телевізійні лінії
- ТБ – телебачення
- ПК – персональний комп'ютер
- ЛС – лапароскопічна система
- ППР – підтримка прийняття рішень
- ПЗ – програмне забезпечення
- Ann's – англ, штучні нейроні мережі
- HSV – англ, кольорова модель
- НОГ – англ, гістограми орієнтованих градієнтів;
- ICC – англ, стандарт кольору Міжнародного Консорціуму
- LED – англ, технологія світлодіодного підсвічування екрану монітора;
- KNN – англ, метод ближніх сусідів
- RGB – англ, кольорова модель

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження.

Лапароскопічна хірургія (ЛХ) сьогодні є успішною альтернативою відкритим хірургічним втручанням [Dray X., 2011; Sodergren M.H. et al., 2010; Kano N., 2009; Yan S.L., 2009;]. Переваги ЛХ полягають в малій травматичності, що забезпечує скорочення реабілітації пацієнтів в післяопераційному періоді [Баязітов М. Р. 2007-2012; Грубнік В.В. 1995-2015; Kano N. 2009; Sodergren. 2009]. Водночас основною технічною умовою успіху ЛХ є отримання якісного зображення операційного поля, та можливість збільшення зображення, що зменшує ризик травматичності і число помилок під час виконання операції [Blum T., 2008; Kati D. et al, 2014].

Підвищення ефективності ЛХ відбувається в напрямку мініатюризації лапароскопів, удосконалення оптичних систем та розвитку інформаційних технологій процесингу та аналізу лапароскопічних зображень (ЛЗ) [N. Padoy et al., 2012; R.Stauder et al., 2014; Winsberg F et al., 2006]. Значний прогрес ЛХ сьогодні пов'язано з подальшим розвитком методів виділення необхідної інформації з відповідних зображень [Шлезінгер М. І., 2004, 2013; Xu Y., 2006; Довбиш А. С., 2009-2014; Гольцев А. Д., 2013; Girshick R.V., 2014]. Діагностика за цифровими відеозображеннями здійснюється за кількісними характеристиками пікселів та інтенсивності градієнтів [Т. Blum., 2010], просторово-часовими властивостями [L.Zappella et al., 2013], та комбінаціями окремих характеристик контуру, форми, текстури [Гольцев А. Д., Гриценко В. І., 2013; Bier G.et al., 2018; Lalys F.et al., 2012; Miura S.et al., 2019; Sato M.et al., 2019].

Слід зазначити, що відповідно до завдання автоматизованої лапароскопічної діагностики – online визначення характеру патологічних змін – використовують обмежене число інформативних критеріїв, яке спрямоване на швидке визначення типових синдромальних патологічних змін, спочатку, в полі зору хірурга лапароскопіста [Daniel O'Neill, 2009], а потім на фіксованому

лапароскопічному зображенні. За подібних умов також важливою проблемою залишається коректний вибір інформативних критеріїв – характеристик лапароскопічних зображень, які можуть бути застосовані для ідентифікації типових змін візуалізованої поверхні тканин, а також алгоритмів їх використання [Neofytou M.S. et al., 2008; Nwoye C.I. et al., 2019], що потребує удосконалення всього процесу лапароскопічної діагностики.

Водночас, існує низка факторів, що стримують розвиток лапароскопічних технологій і систем, до яких слід віднести: обмежений рівень інвестицій в лапароскопічне обладнання і технології; дефіцит лікарів, які володіють відповідними лапароскопічними техніками і методиками; недостатній початковий рівень оснащення відеоендоскопічними і телекомунікаційними технологіями обласних і регіональних закладів охорони здоров'я (ЗОЗ); високий відсоток традиційних травматичних методик хірургічного втручання.

На інформаційному рівні існує достатньо питань, пов'язаних з обробленням біомедичних, в т.ч. і лапароскопічних відеозображень, серед яких слід відзначити: неоднозначність виділення інформаційних діагностичних ознак та їх надлишковість; неможливість встановлення точного діагнозу, що зумовлено застосуванням ненормованих характеристик і критеріїв; недостатню ефективність оброблення великих обсягів даних з заданою достовірністю.

Не завжди на відповідному апаратно-програмному рівні здійснюється структурно-функціональна організація оптичних обчислювально-вимірювальних каналів систем автоматичної діагностики; оптимізація технічних рішень базових функціональних елементів комплексів і систем; адекватне оцінювання розроблених моделей і методів.

Таким чином, підвищення ефективності та якості оброблення лапароскопічних зображень шляхом побудови моделей, розроблення методів і систем автоматизованої діагностики найбільш поширених в хірургічній практиці синдромів є важливим та актуальним науково-практичним завданням.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Робота виконувалась в рамках держбюджетних тем «Аналіз, розробка і впровадження

комплексних інформаційних систем в закладах системи охорони здоров'я» (№ держ. реєстрації 0112u008306, термін виконання 01.2013-12.2017; та 0117u007489, термін виконання 2017-2021 р.р.), які виконувались в Одеському національному медичному університеті МОЗ України, де автор був співвиконавцем.

Мета і завдання дослідження полягає в підвищенні ефективності діагностики при лапароскопічному дослідженні органів черевної порожнини і малої миски у жінок шляхом розроблення моделей, методів і системи автоматизованої синдромальної діагностики за характеристиками відеолапароскопічних зображень.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Провести аналіз сучасних методів визначення характеристик лапароскопічних зображень з використанням автоматизованих систем і технологій діагностики за лапароскопічними зображеннями органів черевної порожнини та малої миски у жінок.

2. Визначити комплекс інформативних критеріїв для захвату та класифікації лапароскопічних зображень органів черевної порожнини та малої миски у жінок при запальних і пухлинних ураженнях.

3. Удосконалити метод калібрування лапароскопічного обладнання з урахуванням його оптичних характеристик при ендоскопічному хірургічному втручанні.

4. Розробити модель виявлення за лапароскопічними зображеннями синдромальної патології органів черевної порожнини і малої миски у жінок.

5. Розробити метод визначення за лапароскопічними інформативними ознаками синдромів осередкових і дифузних змін тканин шляхом аналізу кольору, текстури і контуру органів черевної порожнини і малої миски.

6. Запропонувати алгоритмічно-програмну інтерпретацію розроблених методів і моделей.

7. Розробити систему автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями органів черевної порожнини і малої миски.

8. Впровадити систему синдромальної діагностики, провести її апробацію і визначити ефективність за клінічними показниками.

Об'єктом дослідження є процес діагностики і прийняття рішення хірургом-лапароскопістом при проведенні лапароскопічної діагностики.

Предмет дослідження – моделі, методи та система автоматизованої синдромальної діагностики за ЛЗ.

Методи дослідження: для оброблення даних застосовували методи дискретного оброблення інформації, методи математичної статистики, визначення інформативності показників, методи комп'ютерного зору; для розроблення вирішальних правил - алгоритми ідентифікації патологічних станів за текстурними, контурними, кольоровими характеристиками; для навчання класифікаторів – метод опорних векторів і каскадний метод; для розроблення системи і технології – методи системного аналізу та об'єктно-орієнтованого проектування; для розроблення програмного забезпечення – середовище MS Visual Studio Express і мову програмування C#; для розроблення системи ідентифікації та класифікації – бібліотеку OpenCV; систему управління базами даних (СУБД) і середовище Microsoft SQL SERVER 2008 R2.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що:

1. Вперше розроблено математичну модель виявлення патологічних синдромів при лапароскопічній діагностиці, яка представлена логічною послідовністю етапів: визначення на відеопослідовності потенційних об'єктів захворювання; розпізнавання та ідентифікації патологічних об'єктів; класифікації їх приналежності до відповідного класу; оброблення та формування діагнозу із застосуванням критеріїв яскравості, кольору, текстури, контуру, що дозволило ідентифікувати на основі достовірних структур класів, окремі-патологічні синдроми.

2. Удосконалено метод калібрування лапароскопічного обладнання для виявлення патологічних змін на ЛЗ шляхом введення процедури препроцесингу та урахування його оптичних характеристик, що дозволило знизити вплив

шуму на якість зображення, підвищити його контраст і насиченість елементів та забезпечити, тим самим, високу якість сегментації відеозображень.

3. Удосконалено структуру процесу аналізу лапароскопічних зображень шляхом введення процедури моніторингу появи синдромальної ділянки на кадровій відеопослідовності в полі зору об'єктиву лапароскопічної камери забезпечує виявлення і детекцію патологічних змін в режимі реального часу.

4. Отримав подальшого розвитку метод автоматизованої діагностики захворювань за результатами аналізу лапароскопічних відео-зображень шляхом введення етапу ідентифікації комплексу дескрипторів, характерних для певних патологічних синдромів і розроблення діагностичного алгоритму, які забезпечують підвищення ефективності роботи системи автоматизованої синдромальної діагностики шляхом сегментації зображень за кольором і текстурою з загальною організацією обчислень у вигляді класифікатору.

Практичне значення отриманих результатів.

Розроблено систему автоматизованої синдромальної діагностики захворювань органів черевної порожнини і малої миски, яка дозволяє проводити діагностику стану досліджуваних органів, створювати бази даних, виявляти синдромальну патологію на ранніх стадіях захворювання з точністю до 90% від всіх діагностованих випадків.

Удосконалено алгоритм виявлення патологічних змін за кольоровими ознаками, представленими діапазонами кольорів, які властиві певному класу патологічних змін і характеризуються діапазоном значень, в якому найвищий показник ідентифікації отримано при визначенні кіст печінки (84,0%), а найменший – при діагностиці гепатиту (51,4%). Удосконалено алгоритм локальних бінарних шаблонів для визначення текстурних особливостей зображення шляхом порівняння шаблонних ЛЗ з досліджуваними та подальшим обчисленням вектора відмінності і застосуванням локального дескриптора, що забезпечило визначення текстурних ознак в режимі реального часу на рівні 79% – для цирозу печінки і 62% – для гепатиту.

Застосування розробленої системи автоматизованої класифікації лапароскопічних зображень дозволило своєчасно виявляти та оцінювати патологічний процес, що забезпечило зменшення хибно-позитивних результатів і дозволило попередити оперативні втручання у 64 із 91 обстежених пацієнтів (70,3%) та зниження хибно-негативних діагнозів, що дозволило запобігти прогресивному розвитку захворювання у 45 із 140 (32,1%) пацієнтів. Крім того, зменшення післяопераційних ускладнень спостерігалось у 65,1%, скорочення періоду післяопераційної реабілітації – у 30,5%, а попередження конверсії оперативного втручання у – 34,6% обстежених пацієнтів.

Отримані в дисертаційній роботі результати в подальшому можуть бути використані в лапароскопічній та абдомінальній хірургії для проведення відповідних операцій та визначення рівня оснащення лапароскопічними системами і технологіями різних клінік України.

Результати дисертаційної роботи впроваджено в практичну діяльність Одеського обласного центру телемедицини на базі Одеської обласної клінічної лікарні (акт впровадження від 17.12.2018), забезпечити найвищу чутливість (88,99%) і специфічність (88,6%) при діагностиці захворювань печінки. Результати роботи також використовується в навчальному процесі кафедри біомедичної інженерії Вінницького національного технічного університету (акт впровадження від 20.06.2019), що забезпечило високу якість читання лекцій по дисциплінах, що пов'язані з обробленням відео зображень і покращило сприйняття матеріалу студентами.

Особистий внесок дисертанта. Основні результати дисертації отримані автором особисто. У роботах, написаних у співавторстві, особистий внесок здобувача полягає в наступному: в [1] розробив структурну схему системи автоматизованої лапароскопічної діагностики; в [2] визначив умови застосування і розробив структуру алгоритму на основі дескриптору кольору; в [3] запропонував структуру алгоритму на основі дескриптору текстур, визначив його предметну область та можливі обмеження; в [4] розробив комп'ютерну систему розпізнавання і діагностики лапароскопічних зображень,

отриманих при операції апендициту; в [5] запропонував підхід до оцінки ефективності комп'ютерної діагностики на основі двох класифікаторів – ознак Хаара та AdaBoost; в [6] дослідив вплив тремору рук хірурга на якість лапароскопічних хірургічних втручань за критерієм визначення контуру лапароскопічних зображень; у [7] розробив метод класифікації захворювання органів черевної порожнини; в [8] визначив перелік характеристик цифрових лапароскопічних зображень для діагностики патології яєчників; в [9] запропонував застосовувати систему підтримки прийняття рішень для підвищення ефективності лапароскопічних зображень; в [10] визначив особливості аналізу кольору цифрових лапароскопічних зображень в режимі дистанційної діагностики; в [11], [12] розробив технологію автоматизованої лапароскопічної діагностики стану печінки; в [13] обґрунтував можливість застосування методу побудови дерева рішень для ретроспективного порівняння результатів хірургічного і медикаментозного лікування; в [14] обґрунтував необхідність застосування системи розпізнавання лапароскопічних зображень; у [15] визначив і сформулював особливості сегментації лапароскопічних відеозображень.

Апробація результатів дисертації.

Матеріали дисертаційної роботи були представлені та обговорені на наукових конференціях: II міжнародному конгресі «Впровадження сучасних досягнень медичної науки в практику охорони здоров'я України» (м. Київ, 2013 р.); науково-практичної конференції з міжнародною участю «Сучасні досягнення медичної інформатики» (м. Київ, 2013 р.); міжнародній конференції «Інформаційні технології в неврології, психіатрії, епілептології і медичній статистиці» (м. Київ, 2013 р.); Всеукраїнській науково-методичній відеоконференції з міжнародною участю «Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини» (м. Запоріжжя, 2014 р.); наукових конференціях «XV-е читання В.В. Підвисоцького» (Одеса, 2016 р.); «XVI-х читання В.В. Підвисоцького» (Одеса, 2017р.); МНПК «Медична наука і практика в умовах сучасних трансформаційних процесів» (м. Львів, 2019 р.).

Публікації. Матеріали дисертаційної роботи опубліковані в 15 наукових працях, в тому числі 4 статті у наукових виданнях, що входять до переліку наукових фахових видань України з технічних наук, 1 – в закордонному виданні, 1 стаття у виданні, яке індексується наукометричною базою даних Scopus, 1 стаття у виданні, яке індексується наукометричною базою даних Web of Sciences, 8 матеріалів і тез доповідей на наукових конференціях.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота викладена на 244 сторінках машинописного тексту, складається з вступу, 5 розділів, загальних висновків, переліку використаних джерел та 8 додатків. Основна частина дисертації викладена на 140 сторінках. Дисертаційна робота містить 26 таблиць та 45 рисунків. Список використаних джерел включає 257 найменування, з них 95 кирилицею та 162 латиницею.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ МЕТОДІВ, ЗАСОБІВ І СИСТЕМ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ ЗА ЛАПАРОСКОПІЧНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ

З розвитком комп'ютерних технологій на порядку денному стоїть питання, яке полягає в отриманні якісного зображення тканин в зоні оперативного втручання лапароскопічним методом, що в свою чергу забезпечить точність діагностики і виконання хірургічних маніпуляцій [37], [38], [43], [52], [72], [96], [109], [114], [123], [131], [140], [157], [168], [197], [228]. Відповідь пов'язана як з технічним вдосконаленням оптичних систем лапароскопів, так і з застосуванням програмних методів покращення якості цифрових лапароскопічних зображень [50], [23], [68], [103], [114], [118], [134], [148], [153], [168], [172], [186], [200], [213], [226], [234].

З огляду на новітні тенденції до мініатюризації лапароскопів та оптичних систем, особливо при використанні лапароскопів дециміліметрового діаметру в однопортовій хірургії, зазначені напрями покращення якості лапароскопічних зображень (ЛЗ) є взаємообумовленими. Серед програмних можливостей покращення якості та підвищення інформативності ЛЗ слід відзначити технологію отримання зображень у різних діапазонах випромінювання видимого та інфрачервоного спектру, [21], [30], [44], [95], [102], [139], [165], [176], що зменшує число помилок оптичних систем – дисторсію, хроматичну і сферичну аберації, а також астигматизм [21].

Якість ЛЗ має важливе значення в своєчасному виявленні патологічного процесу під час діагностики, аналізу топографії тканин/органів, а також ідентифікації лапароскопічного інструментарію і навігації під час втручання [160], [198], [201], [209], [215]. При цьому можливі помилки, що призводять до конверсії, або викликають порушення реабілітаційного періоду [167]. Спосіб, що забезпечить один із варіантів вирішення проблеми, полягає в застосуванні систем автоматизованого виявлення патології на ЛЗ [36], [35], [52], [101], [112],

[116], [173], [179]. На сьогодні даний напрямок в лапароскопічній хірургії представлено рядом досліджень [18], [99], [117], [137], [144], [170], [192], [219], [236]. Крім того, у практичному використанні ЛЗ важливим є аспект набуття навичок лапароскопічної хірургії хірургами початківцями. Встановлено, що ваговим чинником розвитку системи виявлення патологій в хірургічній практиці є досвід лапароскопічних хірургів в проведенні відповідних втручань [85], [175], [199], [208].

Отже, семантична інформація, що одержана при аналізі лапароскопічних зображень, є вельми важливою для вирішення завдань діагностики і прийняття рішень як на етапі лапароскопічної діагностики, так і в проведенні хірургічного втручання [74], [75], [86]. Діагностична цінність візуальної інформації ЛЗ наразі прирівнюється до сучасних високотехнологічних методів дослідження, таких як – комп'ютерна томографія, магнітно-резонансна візуалізація, тощо.

1.1 Аналіз візуальних методів лапароскопічної діагностики

Перше використання лапароскопа для огляду органів черевної порожнини було проведено в 1986 році із застосуванням лінзи Хопкінса в комплексі з телекамерою. Стрімкий розвиток цифрових відеотехнологій, а саме: застосування спеціалізованих інтегральних мікросхем – ПЗЗ-матриць при відеозахопленні; світлодіодного підсвічування – LED технологій при відеображенні на екрані дозволило суттєво збільшити інформаційну цінність відеозображень. За умови використання високоякісних форматів HD та FullHD, зображення піддається більш глибокому аналізу за рахунок деталізації [51], [111], [122], [128], [141], [146], [185], [238].

Сучасні вимоги до якості відеозображення визначаються рівнем завдань, які підлягають рішенню із застосуванням даної інформації і необхідністю архівування даних та їх використання в подальшому, як навчально-методичного матеріалу.

Одним з напрямків, що розвиваються на основі аналізу високоякісного лапароскопічного зображення, є розвиток роботизованої лапароскопічної хірургії [118], [132], [135].

Технологія 3D-моделювання застосовується для точного визначення розмірів зони хірургічного інтересу або новоутворення органу в різних площинах. З'ясовуються зв'язок між новоутворенням і органами, чітко ідентифікуються судинні структури самого органу і новоутворення, виявляються ознаки зсуву або проростання новоутворення. Дані положення особливо важливі для ендоскопічних хірургів, які впроваджують ці технології в онкохірургію [122].

При виконанні 3D-моделювання виділяють чотири етапи.

1. Комп'ютерна томографія, верифікація діагнозу.
2. Побудова віртуальної моделі.

Для тривимірної реконструкції проводиться комп'ютерна томографія на мультиспіральному (4-зрізовому) комп'ютерному томографі з контрастною речовиною.

Для тривимірної реконструкції - «віртуальної лапароскопії» - використовується спеціальне програмне забезпечення, при цьому огляд тривимірних моделей проводиться з початкового положення, відповідного лапароскопа в ході операції.

3. Планування оперативного втручання з урахуванням заздалегідь створеної моделі області передбачуваної операції.

4. Інтраопераційна навігація.

Тривимірні зображення в складних топографічних умовах не тільки забезпечують умови для планування хірургічного лікування, а й можуть використовуватися для ефективною інтраопераційною навігації.

Присутність на екрані хірургічного монітора тривимірного зображення новоутворення і основних судинних структур може в значній мірі поліпшити інтраопераційне орієнтування. Якщо при цьому вдається точно зіставити видимі частини анатомічних структур з такими ж частинами тривимірних

діагностичних комплексів, то хірург отримує уявлення про розташування фрагментів цих структур, прихованих за іншими тканинами [143], [193].

Численні дані про застосування 3D-моделювання для передопераційного планування та інтраопераційної навігації свідчать про доцільність використання даної методики, яка найчастіше обґрунтована одержуваними результатами. Так, частота інтраопераційних ускладнень знижується в 1,5-2 рази, тобто підвищується ступінь безпеки операції для пацієнта. Підвищується ефективність оперативних посібників, так як з'являється можливість видалення новоутворень великих розмірів або їх резекції. Зменшується час лапароскопічного втручання, що знижує ризик анестезіологічних ускладнень і ускладнень, пов'язаних з напруженим пневмоперитонеума [233].

Впровадження високотехнологічних способів операцій і відповідного апаратного і інструментального оснащення вимагає необхідну технічну підготовку фахівців, які повинні вміти виконувати відповідні стандартні, уніфіковані маніпуляції. Рішення даної проблеми було знайдено шляхом навчання на спеціальних хірургічних симуляторах - віртуальному ендохірургічному тренажері LapSim (Surgical Science Inc.) [135], [143].

Досвід використання симулятора LapSim® для навчання хірургів свідчить про значне, в 2-4 рази, зниження частоти інтраопераційних помилок при самостійному виконанні операцій і скорочення в 4-5 разів тривалості оперативних посібників [135].

У 1999 р американська компанія Intuitive Surgical почала виробництво роботизованої системи da Vinci для виконання відеоендоскопічних операцій. Використання роботів-асистентів в хірургії почалося в 2001 році в США.

Роботизована система складається з трьох основних частин: операційної консолі з чотирма робочими маніпуляторами, приладової дошки і керуючої панелі, звідки оператор управляє рухом робота [132].

Основні робочі приналежності складаються з інструментів і стереоскопічної оптики зі світловим кабелем. Кабельний маніпулятор міцно з'єднаний з троакаром, який вводиться разом з оптикою. Необхідним елементом

є потужне джерело холодного світла. Використовуються спеціальні троакари, які жорстко з'єднані з інструментальним маніпулятором. Кріплення інструментів в роботизованій системі є досить простим завданням навіть для операційної сестри. Правильна фіксація інструменту в маніпуляторі підтверджується звуковим сигналом. Маніпулятори з інструментами розташовуються в операційному полі [135].

Принциповою відмінністю при роботі з роботом є той факт, що оператор працює в нестерильній зоні з керуючої консолі.

Рухи рук оператора акуратно переносяться в дуже точні рухи операційних інструментів. Інструменти, якими маніпулює хірург, відрізняються від стандартних, що застосовуються в лапароскопії. Вони можуть рухатися в різні боки, вони менше розміром, більш тонкі: чотири роботизовані руки дозволяють оперувати в моно режимі (Solo Surgery), управління здійснюється кінчиками пальців, інструменти повністю шарнірних (EndoWrist®) - 7 ступенів свободи і вигин на 90°, руху хірурга масштабуються і автоматично пригнічується тремор.

Все це дозволяє оператору більш точно і скрупульозно виконувати втручання. У режимі реального часу робот копіює кожен рух хірурга, який сидить за пультом управління. Робот не запрограмований на виконання будь-яких дій, не може прийняти самостійних рішень по ходу операції.

Іншим цікавим і перспективним напрямком розвитку ендохірургії є NOTES (Natural Orifice Transluminal Endoscopic Surgery) - ендоскопічна транслюмінальна хірургія. Відмінною особливістю подібних втручань є використання в якості оперативного доступу природних отворів організму з подальшим виконанням вісцеротомії для здійснення підходу до органів черевної порожнини.

В даний час для проведення втручання використовується гнучкі операційні відеоендоскопи, маніпуляції виконуються інструментами, проведеними через канали ендоскопів або паралельно апарату. Більшість операцій носить характер гібридних, що поєднують в собі елементи NOTES і лапароскопічної техніки. Залежно від характеру доступу, що використовується

для проведення основного етапу втручання, слід виділяти транслюмінальну лапароскопічне ексистенційне втручання і лапароскопічні втручання з транслюмінальної асистенцією.

Транслюмінальне лапароскопічне втручання – це тип операцій, де основний етап (видалення органу, стороннього тіла, створення анастомозу і т.д.) виконується з використанням інструментів і ендоскопів, проведених через природні отвори організму. Технології лапароскопічної асистенції можуть використовуватися для доступу лапароскопічним інструментом через передню черевну стінку черевини.

Лапароскопічні операції з транслюмінальною асистенцією є лапароскопічні втручання, при яких основні етапи операції (видалення органу, кліпування, виділення, диссекція і т.д.) виконуються інструментами, проведеними через передню черевну стінку. Природні отвори використовуються або для введення ендоскопа з метою візуалізації операційного поля (зони оперативного втручання), інструментів для асистенції, або для видалення віддаленого органу (резецированного препарату).

В даний час дана хірургічна технологія знаходиться в стадії розвитку, формування концептуальних позицій, накопичення первинного досвіду, визначення спектру можливого клінічного використання.

Водночас, на сьогодні в лікувальних закладах широко застосовують 3-х чіпові 2D відеокамери, що забезпечують площинне двомірне зображення HD якості і саме на цих відеокамерах проводяться дослідження якості і інформативності лапароскопічних зображень в практичній хірургії [135], [143], [235], [242], [251].

Необхідність системи підтримки прийняття рішення за результатами лапароскопічного зображення під час проведення діагностичного дослідження органів черевної порожнини, а також малої миски концептуально зумовлено залежністю успішного результату втручання від його тривалості. Крім того, застосування подібних систем може бути важливим інструментом запобігання помилок при виконанні оперативних втручань [80].

Це підтверджено, на жаль, лише незначною кількістю публікацій, присвячених даній проблемі [25], [34], [56], [57], [80].

Так, у роботі Гуревича Н.А. (2007) [34] встановлено, що для обґрунтування діагнозу гострого апендициту за допомогою методів комп'ютерної формалізації специфічними є п'ять кількісних ознак, серед яких – коефіцієнт кольорового співвідношення щодо сумніву на предмет наявності патологічних змін, а також для його навколишніх тканин; максимальна дисперсія компонентів кольору, відносна площа судин, а також еластичність досліджуваної поверхні. Практично всі показники, за винятком еластичності, що застосовувалися з метою автоматизованої діагностики запалення червоподібного відростка (апендикса), були отримані при аналізі цифрового лапароскопічного зображення. Автор також вказує, що з перерахованих найбільш інформативним показником була відносна площа судин:

$$S_{\text{відносна}} = \frac{S_c}{S_{\text{чО}}},$$

де S_c - площа судин, $S_{\text{чО}}$ – площа червоподібного відростка сліпої кишки.

Важливо підкреслити, що оцінка ефективності діагностики при різних захворюваннях органів черевної порожнини була досить значною і становила понад 57,8% при гострому холециститі, 53,7% при гострому панкреатиті і 65,5% при травмі живота. Гострий апендицит у режимі реального часу був діагностований практично у 83% пацієнтів [34].

На підставі отриманих результатів [34], застосування автоматизованої системи діагностики стало можливим: покращити інтраопераційну діагностику; уникнути помилок в прийнятті рішень щодо діагнозу; зменшити число ускладнень в післяопераційному періоді; уникнути діагностичної лапаротомії при пошкодженні живота (з 12% до 0), а також знизити летальність при тяжкій поєднаній травмі з 22% до 15%.

В контексті застосування семантичної інформації зображень для ендоскопічної діагностики найбільш важливий інтерес представляють дані

Neofytou M.S. et al., (2008) [188], які розробили комп'ютерну систему класифікації гістероскопічних зображень ендометрія, що включають ділянки з підозрою на розвиток злякисних новоутворень. Основою класифікації склали дві процедури збору даних – алгоритми C4.5 і дерево гібридного рішення (ДГР). Для отримання інформаційних критеріїв пошкодження, проводили текстурний аналіз зображень на предмет підозрілих змін за такими алгоритмами:

- 1) Статистичних характеристик (SF).
- 2) Матриці просторової залежності рівня сірого (SGLDM).
- 3) Статистичних відмінностей рівня сірого (GLDS) [188].

За допомогою розрахунків авторами було отримано 26 інформативних критеріїв для ідентифікації патологічних змін тканин. Для перевірки ефективності розробленої діагностичної системи автори використовували 202 цифрових RGB зображень – ендометрія в нормі і 202 – при розвитку пухлинного ураження, які були отримані у 40 пацієнтів. Зображення піддавали гамма-корекції і конвертували в шкалу сірого HSV і YCrCb шкали. Отримані результати показали, що при патологічних змінах медіана шкали сірого також знижується, як і показники гомогенності, в той час як ентропія і показники контрасту в порівнянні з нормою, зростають.

Отже, система класифікації гістероскопічних зображень ендометрія, являє собою за умови подальшого збільшення числа відповідних зображень, дієвий інструмент автоматизованої діагностики пухлинних захворювань ендометрія.

Для класифікації ендоскопічних зображень широко застосовується аналіз об'єктів на основі таких їх властивостей, як колір і текстура [[97],[206],[229],[249]]. При цьому препроцесинг зображень та їх аналіз часто проводиться з конвертацією в шкалу сірого [188]. Також встановлено високу інформативність кольорової текстури [138], [214]. При аналізі ларингоскопічних зображень [138] підозрілі ділянки досліджувались автоматично, одночасно паралельно формувались матриці оцінки відмінностей

кольору між сусідніми пікселями. Новою є технологія діагностики колоректальних поліпів на підставі аналізу кольорових характеристик відповідних ділянок тканин [214]. При цьому автори застосовували коваріантні вторинні статистичні процедури до результатів вейвлет-трансформації різних спектрів кольорової шкали. Hiremath et.al. [149] запропонував спосіб для виявлення захворювань слизової стінки кишківника методом кольорової сегментації, алгоритм якого спроможний працювати тільки на статичних зображеннях. Метод мікроавтоматизованої ендоскопії [183], [201], [206], [231] заснований на ідентифікації межі яскравості або насиченості успішно застосовується при аналізі DICOM файлів.

1.2 Основні критерії і методи виявлення об'єктів на зображенні

Аналіз зображення для подальшого виявлення об'єктів в загальному вигляді включає такі кроки:

1. Препроцесинг зображення (усунення шуму, збільшення структури і контрасту елементів зображення).
2. Сегментацію.
3. Отримання характеристик (ознак) зображення, селекцію ознак.
4. Класифікацію на предмет відповідності певному патологічному синдрому або захворювання [250].

Для аналізу ендоскопічних та лапароскопічних зображень застосовують різноманітні алгоритми та інструменти. Так, метод, запропонований P. Wang et.al. [244] класифікує ендоскопічні зображення за допомогою нейронної мережі, в навчанні якої застосовують характеристики країв зображення. В роботі Chan P., et al [114] використаний N-рівень сегмента структури піраміди, щоб знайти найбільш однорідну і найбільшу за розмірами темну або світлу область, для подальшого аналізу з використанням статичного набору зображень. Метод запропонований Kumar A., et al. [149], полягає в аналізу порогових властивостей сегмента досліджуваної області з використанням

програмного комплексу IRISH, який переводить кольорові значення пікселів у бінарне зображення.

Однією з ключових задач аналізу відеозображень є порядок визначення однорідного змісту кадру. Складність вирішення даної задачі полягає в ідентифікації однакових відрізків відеокadrів з одним і тим же об'єктом, так як в цьому випадку мають значення незначні переміщення об'єкта, камери, зміна кутів розташування по відношенню один до одного [121]. Для подолання цього недоліку було запропоновано алгоритм Truong and Venkatesh [227], який представляє собою комплексну перевірку кадрів методом абстракції. Автори пропонують розглянути ключові кадри під різними критеріями: розмір ключового кадру, тимчасові характеристики кадру.

У переважній більшості випадків ключовий об'єкт кадру ідентифікують шляхом послідовного порівняння фреймів із еталоном [230], [248]. Так званий метод аналізу кадрів на основі фреймового порівняння з еталоном кадром має високий показник розпізнавання, але при цьому витрачається багато часу на його роботу [163], [164].

У роботі Lalys F et al. [179], для аналізу артроскопічних зображень запропоновано використовувати загальні особливості зображення у вигляді кластерного аналізу методом k-means. При цьому описуються критерії кольору і текстури на предмет ступеня подібності центрів віддалених точок кластерів.

Зазначені методи схожі між собою в тому, що використовують низький рівень загальних візуальних ознак (контур, руху і т. д.) та утворюють базу порівняльних ключових кадрів.

Останнім часом для виділення ключового кадру використовують аналіз семантичної (контекстної) відеоінформації. В якості такої автори використовували характеристики текстури і контуру кадру, нехтуючи при цьому глобальними характеристиками [181]. Mendietal et al [159] запропонував порівняно простий алгоритм вилучення ключових кадрів, який працює на основі порівняння параметрів гістограми сусідніх кадрів шляхом їх вилучення і зберігання в буфері обміну.

На основі інформативних особливостей структури, притаманних поверхні тканин, були запропоновані підходи для автоматичного встановлення діагнозу захворювань жовчного міхура, діагностики кісти і чужорідних утворень [98], [115]. Визначення кольору поверхні тканини за допомогою колориметра має ряд особливостей у вигляді схеми алгоритму послідовних дій [147]. Методи виявлення кісти печінки за результатами аналізу спектру поверхні на основі класифікатору нейронної мережі були запропоновані у дослідженні [152]. Сегментація ендоскопічних зображень (фіброгастроскопія) у [177] здійснювалась на основі формування кольорової шкали значень RGB. У дослідженні [224] для оброблення зображень використовували кольорову систему RGB, використовували три матриці однакових розмірів, які в процесі роботи змінювали значення від 0 до 255. В ході обчислення кольорової відмінності визначали різницю чи подібність зображення з зразками.

В дослідженнях [105], [113], [241] підтверджено високу ефективність даного підходу, навіть при аналізі зображень магнітно-резонансних томограм. Kumar A. et al [149] запропонував техніку диференціальних порогів для розрахунку границь в сегменті, а Guo C-e et al [150] – APT-Iris технологію для розрахунку головних критеріїв розпізнавання об'єкта на зображенні, яка використовує показники лише темної області кадру [154].

Програмно-аналітичний підхід аналізу відеокадрів був розроблений на основі кольорової форми Wavelet, яка формує набір з 72 текстурних ознак [196].

Ефективне виділення об'єкта на зображенні може здійснюватися за рахунок навмисного ігнорування неінформативних критеріїв певного виду. Так, у дослідженні [156] при сегментації зображень для ігнорування неінформативних ділянок кадру не брали до уваги всі темні пікселі нижче певного порогу. При цьому аналізували тільки центральну частину зображення, яку виділяли, відсікаючи темні ділянки на периферії [58].

Найбільш ефективний підхід для аналізу і розпізнавання зображень такої – система повинна вміти аналізувати значення кожного пікселя, що дасть повну характеристику об'єкта.

В роботах авторів [106], [107] представлено синтаксичне розпізнавання зображень у вигляді застосування математичних методів розпізнавання об'єктів за допомогою множин підструктур класів. При цьому підструктури класів задають пропозицію віднести об'єкт до класу чи ні.

Даний метод дозволяє описати структуру зображення з застосуванням параметрів індексування і порівняння зображень. Колір зображення розбивається на ряд підмножин. У процесі роботи формується гістограма, яка містить результати підмножин загального кольорового простору і на останньому етапі проводиться порівняння сум модулів елементів гістограм [[16]]. Подібний метод дозволяє встановити ідентичність (унікальність) зображення, а не його відмінні особливості, тому його слід застосовувати в сукупності з іншими методами розпізнавання.

Як правило, більшість систем ідентифікації зображень будувалися на методі скануючого вікна [67], [125], коли класифікатором присвоюється значення, яке відображає клас об'єкту. При цьому інші значення ігноруються. Вікна сканування можуть бути різного розміру, масштабу і форми.

Слід підкреслити, що метод ідентифікації об'єкта за допомогою обчислення позиції і положення його на зображенні вимагає значних ресурсів. Як альтернативу обчислень положення, можна провести оптимізацію зображення, використовуючи функцію обчислення фону, функцію оброблення границь і контурів, побудову класів згідно сегментації [210].

У процесі дослідження та ідентифікації патологічних змін можна використовувати ознаки класів класифікатора, заснованих на показниках кольору, текстури і градієнтів [112]. Найбільш інформативними є ознаки форми та контуру об'єкта [112]. Інформація про направлення градієнтів при виявленні об'єктів за допомогою методу гістограм орієнтованих градієнтів (HOG) показала позитивний результат ідентифікації об'єктів простої форми [211].

Методи розпізнавання, які засновані не на градієнтах, а використовують, як правило, ознаки Хаара, також є ефективним для розпізнавання кольору та форми тканин у реальному часі [211]. Натомість локальні бінарні зразки (ЛБЗ) мають властивість отримувати корисну інформацію у вигляді бінарного коду, який описує довкілля пікселя.

Застосування комбінованих методів і ознак демонструє кращий показник розпізнавання, ніж окремо [223].

Таким чином, при вирішенні задач класифікації ЛЗ при захворюваннях органів черевної порожнини і малої миски принципове значення має розгляд зони характерних ознак. При цьому можливо використовувати два принципових підходи [205]:

- моделювання об'єкта;
- побудова експертного набору характеристик.

Перший підхід на основі набору семантичних (структурних) значень, побудованих за алгоритмом навчання, моделює об'єкти ідентифікації гістограм, орієнтованих на положення певного типу. Друга модель визначає експертну оцінку груп об'єктів, щодо їх положення і кута огляду.

Слід підкреслити, що провідна роль у роботі інтелектуальної системи розпізнавання об'єктів належить навчанню класифікатора, коли найчастіше використовують МОВ і нейронні мережі [27], [20], [237].

У ряді робіт застосовують спеціальні ознаки, орієнтовані на виявлення лапароскопічного інструменту, в полі зору при виконанні лапароскопії, та наявність відблисків джерела світла [202]. Встановлена можливість застосування більш простих ідентифікаторів, які використовуються для оброблення контуру, в свою чергу спростовує інформацію щодо неінформативного зображення [166]. Також встановлено ефективність виявлення об'єктів із застосуванням інфрачервоних фільтрів з перетворенням в градації сірого кольору [166].

Процес визначення положення об'єкта патології на відеозображенні вимагає застосування алгоритму супроводу об'єкту, що забезпечує розрахунок

його положення і детектування. Трекінг проводиться паралельно ідентифікації, що передбачає вплив всіх значущих факторів ідентифікації на ефективність виявлення об'єкту. Зі зміною кольору, кута, розміру та освітленості алгоритм слід модифікувати.

Модель локалізації об'єкта на відеоряді може відрізнитися, в залежності від позиції об'єкта, градієнта, контуру, текстури. При деяких методах локалізації формується завдання порівняння об'єктів у відеоряді. Зважаючи на зміни виду об'єкта проводиться адаптація ознак до змін, додаючи характеристики об'єкта з описом фону [110].

Таким чином, розроблення комплексу критеріїв та методів для класифікації патологічних синдромів для аналізу ЛЗ дасть змогу виявити захворювання органів черевної порожнини та малої миски у пацієнтів за допомогою програмних інструментів.

1.2.1 Технології сегментації медичних зображень

Розподіл зображення на ділянки за відносно гомогенними властивостями, такими як яскравість, колір, текстура, що відокремлюються спорідненими групами і т. п. являє собою метод сегментації [28], [29], [33],[41], [161]. В практиці аналізу зображень знайшли поширення деякі різновидності даного методу, такі як сегментація границі зображення, регіональна (локальна) сегментація, кластеризація, класифікаційна сегментація та сегментація за формою моделі. Повномасштабна сегментація дозволяє вибрати робочий діапазон для виявлення окремих структур, що підлягають діагностиці, наприклад, мікроаневризми [130].

До основних факторів, що стримують розвиток лапароскопічних технологій і систем слід віднести: недостатній рівень інвестицій в лапароскопічне обладнання і технології; дефіцит лікарів, які володіють відповідними лапароскопічними техніками і методиками; нестандартний початковий рівень оснащення відеоендоскопічними і телекому-нікаційними

технологіями обласних і регіональних закладів охорони здоров'я (ЗОЗ); великий відсоток традиційних травматичних методик хірургічного втручання [15].

На інформаційному рівні також існує достатньо питань, пов'язаних з обробленням біомедичних, в т.ч. і лапароскопічних відеозображень, серед яких слід відзначити: неоднозначність виділення інформаційних діагностичних ознак та їх надлишковість; неможливість встановлення точного діагнозу, що зумовлено застосуванням ненормованих характеристик і критеріїв; низьку ефективність оброблення великих обсягів даних з заданою достовірністю, неадекватний вибір програмного та інформаційного забезпечень для аналізу лапароскопічних зображень тощо.

Алгоритм оброблення зображень включає в себе, як правило, три основних блоки, пов'язаних між собою логічною послідовністю процедур: попереднє оброблення або предпроцесинг, сегментація зображень і виділення ознак (Sklansy, 1978). Найбільш складною як за сутністю, так і за реалізацією є сегментація зображень, результатом якої є бінарне або ієрархічне зображення, в якому кожний його рівень відповідає конкретному класу виділених об'єктів [21].

За ознакою «математичний апарат, який є основою методу сегментації» процедури класифікуються на три види: порогова сегментація; морфологічна сегментація; об'єднання (нарощування) областей [21].

Порогова сегментація передбачає обчислення порога, який визначає поділ функції яскравості на два і більше рівнів. Математичні вирази для сегментації зображень за двома порогоми мають вигляд [21]:

а) для загальних порогів

$$B(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } T_1 < S(x, y) < T_2; \\ 0 & \text{– всі інші випадки;} \end{cases}$$

б) для локальних порогів

$$B(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } S_1(x, y) < S(x, y) < S_2(x, y); \\ 0 & \text{– всі інші випадки;} \end{cases}$$

де T_1 ; T_2 ; $S_1(x,y)$ і $S_2(x,y)$ – загальні і локальні значення порогів;

$B(x, y)$ – значення пікселя результуючого зображення; $S(x, y)$ – піксель вихідного зображення.

За інформаційною ознакою порогову сегментацію можна представити інформаційною моделлю, до складу якої, з одного боку виходять: глобальна, локальна та адаптивна порогова сегментації і методи перебору порогів, а з іншого, детектори краю зображень у складі операторів Гауса, Prewitt, Canny, Лапласа, Roberts, Sobel, методів екстракції краю зображень: градієнта і ватершету.

Морфологічна сегментація використовує математичний апарат, який оперує геометричними образами і застосовується до об'єктів, для яких характерні такі просторові особливості, як розміри, форма, контраст [21].

Операції бінарної і математичної морфології розглядають об'єкт на зображенні як множину і передбачають такі основні операції з множинами [1]: трансляція – X_t ; доповнення – X^C ; перехрещення – $X \cap Y$; об'єднання – $X \cup Y$; відбиття – $!X$; відмінність – $X \setminus Y$; масштабування – $a \cdot X$; ділатація – $A \oplus B$; ерозія – $A - B$; відмикання – $A \circ B$; замикання – $A \bullet B$.

До найбільш застосованих методів математичної морфології слід віднести: видалення окремих гілок, заповнення порожнин, уточнення, ідентифікацію та узагальнену подвійну морфологічну операцію, яка використовується для пошуку специфічних об'єктів або елементів на зображенні [21]:

$$\text{НМТ}(A, B_1, B_2) = (A - B_1) \cap (A^C - B_2),$$

де A – вихідне зображення; A^C – інвертоване зображення; B_1, B_2 – елементи структуризації.

Сутність методу нарощування областей полягає в тому, що сусідні елементи зображення, характеристики яких відповідають деякій умові, групуються та утворюють області [1]. За аналогією з пороговою сегментацією, представимо метод нарощування областей узагальненою інформаційною

моделлю у складі: функції, енергії і Байеса; аналізу фрактального і кластерного та перетворення вейвлет і штучними нейронними мережами.

Отже, в процесі експериментальних досліджень виявлено, що автоматизована діагностика захворювань за результатами аналізу лапароскопічних зображень вимагає введення процедури ідентифікації комплексу дескрипторів, характерних для певних патологічних синдромів і розроблення діагностичних алгоритмів їх застосування з метою підвищення ефективності роботи системи автоматизованої синдромальної діагностики. Обчислення параметрів дескрипторів шляхом сегментації зображень за кольором, текстурою і контурними характеристиками у сукупності з загальною організацією обчислень, дозволяє ідентифікувати на основі достовірних структур класів окремі, раніше не виявлені, патологічні синдроми.

Порогова сегментація зображення. На цифрових зображеннях сусідні пікселі можуть мати виражені зміни досліджуваних характеристик (інтенсивність кольору) або різку зміна яскравості, що дозволяє виділити точки подібних перепадів, які в подальшому можливо з'єднати разом і сформувані край зображення (бінарні зображення) на підставі застосування відповідних алгоритмів [171]. Основними різновидами такого методу екстракції краю зображення є сіра гістограма і метод градієнта [165]. Детектори краю зображення використовують різні оператори, такі як оператор Собеля, Лапласа, детектор границь Канні, логарифмічний оператор (Гауса) та ін. Так, в роботі Гольцева А. Д., використовувався алгоритм виділення характерних ознак однорідної текстурної області за умови відсутності еталону або якої-небудь інформації про модель об'єкта пошуку [28], [33]. Розроблену програму було випробувано на чорно-білих зображеннях ландшафтного типу.

Методика «порогової» сегментації являє собою просту і поширену технологію сегментації зображень [217], [247], [251]. Глобальна порогова сегментація [112] також являє собою традиційну технологію, яка оснований на використанні інформації, що одержана при побудові гістограм. Принцип згаданого методу полягає у констатації факту наявності більшої інтенсивності

кольорових характеристик в центральній, як найбільш інформативній частині зображення, ніж в периферичних відділах. При розгляді зображення у вигляді гістограми, джерело патологічних змін визначається наявністю додаткових піків, в той час, як в навколишніх здорових тканинах частіше проявляється суцільний одиночний пік [116]. При локальному пороговому методі сегментації, значення межі визначаються для кожного пікселя, на підставі вивчення інтенсивності яскравості сусідніх пікселів. Множина пікселів схожих характеристик (периферичних пікселів і центральних пікселів розглянутої структури/ патологічного осередку) які не завжди є гомогенними і можуть бути представлені у вигляді значень різних властивостей пікселів.

Li et al., (1998) [94] застосували локальний адаптивний пороговий метод для сегментування зображень мамограм, з метою первинної сегментації підозрілої зони знімка і подальшим використанням множинного методу Маркова. Слід зауважити, що застосування «порогового» методу на практиці дуже чутливе до артефактів і ускладнює структурний поділ зображення, що у підсумку приводить до ускладнення побудови еталонних гістограм. При цьому, застосування методу не може бути використано для аналізу багатоканальних зображень і він є нечутливим до просторових характеристик зображення [165].

Сегментація на основі властивостей окремих регіонів зображення. Регіоном зображення можна вважати групу пов'язаних між собою і близьких за своїми характеристиками пікселів. З іншого боку, при використанні даної технології допускається приналежність кожного пікселя до певної зони, виділеної на основі визначених критеріїв [209]. До різновидів даної технології відносяться такі методики:

а) Методика зростаючого регіону, яка передбачає поділ зображення за заданими критеріями на підзони. Тобто, мова йде про систематизація схожих за характеристиками пікселів у відповідні регіони. Подібний процес пошуку аналогічних пікселів повторюється для кожного об'єкта/пікселя зображення в межах зони перебування. При виявленні зони/регіону подібних пікселів використовують алгоритм опису меж зображення, за допомогою якого слабкі

межі ігнорують, а виражені залишається інтактними. Недоліком є необхідність визначення головної точки, наявність якої в подальшому передбачає ручне застосування алгоритму.

б) Розщеплення і позначення країв регіону/зони означає, що зображення розділяється на декілька не пов'язаних між собою регіонів, в яких в подальшому відбувається поділ на під зони, частіше всього за правилом «дерева з чотирма гілками», коли кожна точка зростання дає чотири гілки [238].

При цьому виконуються такі кроки:

- початок поділу регіону на чотири підзони (гілки);
- формування границі підзони у випадку, якщо подальший поділ неможливо.

Крім того, поділ припиняють у разі, коли неможливо створити кордон підзони.

Сегментація зображення у відеоряді. В основному цей метод застосовується для обчислення ознак розпізнавання об'єктів в послідовності кадрів. Принцип обробки відеозображень полягає у розрахунку розбіжності появи об'єкта на передньому плані ключового кадру зображення відносно статичного зображення заднього фону [240]. При цьому проводиться повна звітність про стан кожного пікселя. Використання алгоритму класифікатора дозволяє розпізнавати повільно рухомі об'єкти, а також враховувати зміни яскравості і контрастності. Система Image segmentation in video Sequences в основному працює зі статичними камерами. При цьому нерухомі об'єкти на зображенні при роботі алгоритму статичного фону пропадають. Результати застосування даної технології свідчать про високий рівень помилок розпізнавання об'єктів [101], тому подібну систему не можна застосувати для розпізнавання ЛЗ.

Кластерний поділ. Оскільки кластеризація являє собою процес організації об'єктів у різні групи на основі їх загальних (групових) властивостей, то отримані зображення можуть бути згруповані на підставі ключових характеристик або контенту. Головним алгоритмом кластеризації є метод k-

середніх, який дозволяє мінімізувати сумарне квадратичне відхилення точок від центрів цих кластерів.

Крім того, застосовується *fuzzy clustering* - нечітка кластеризація за локального наближення до прописаної компартменталізації (приналежності). Цей алгоритм кластеризації дозволяє визначати кластери найбільш щільної частини набору даних і виконує приписку результату до кластеру, ґрунтуючись на зв'язках сусідніх об'єктів. Особливістю цього алгоритму є те, що зв'язки між сусідніми об'єктами використовуються для відділення приналежності їх до джерела пошуку з повного обсягу об'єктів.

Сегментація з застосуванням штучних нейронних мереж. Застосування нейронних мереж з метою сегментації включає два важливих кроки: визначення характеристик зображення і саму сегментацію на основі нейронної мережі [250].

Нейронна мережа являє собою велику кількість паралельно організованих вузлів, які забезпечують процес навчання, симулюючи процес роботи нейронної мережі на кшталт мозку. Кожен вузол (нейрон) підтримує базові комп'ютерні обчислення, а процес навчання здійснюється шляхом переходу зв'язків між вузлами в залежності від їх ваги [79], [252].

Для рішення задачі верифікації фази операції запропоновано метод, який використовує виключно відеолапароскопічну інформацію [210]. Автори в процесі виконання холецистектомії застосували для цих цілей згорткові нейронні мережі (ЗНМ), технологію, яка якісно поліпшила класифікацію патологій на цифрових зображеннях [156], а також виявлення об'єктів осередкових уражень органів [179].

Слід зазначити, що ЗНМ, на відміну від нейронних мереж, здатні ефективно навчатися відеолапароскопічної інформації, в той час, коли класичні нейронні мережі характеризуються роботою з статичними зображеннями, значними непередбачуваними змінами положення деталей і в цілому поля зору, а також зниженням якості зображення в зв'язку з кодуванням відеофрагменту.

Слід підкреслити, що на матеріалі 80 лапароскопічних холецистектомій доведена висока ефективність розробленої технології [179].

Сегментація за сортуванням та злиттям. Головною проблемою сегментації є те, яким чином сегментувати зображення в гомогенний сегмент, щоб у підсумку шляхом комбінування двох сусідніх сегментів вони могли б бути гетерогенними [182].

Запропоновано різні технічні прийоми для безпомилкової сегментації (поділу) зображення на частини, на зразок того, як гістограма дозволяє представляти розподіл ймовірності окремих показників будь-якого зображення. Відомі технології виділення краю зображення з використанням фільтрів; для візуалізації градієнтів з подальшим групуванням їх у контури для опису окремих площин [182].

Регіональна сегментація передбачає сегментацію на гомогенні регіони, після чого ці зони обмежують залежно від певних правил [210]. При сегментації мережі реальне зображення реалізовано з застосуванням Марківської мережі або мережі Гіббса з розподіленою функцією. Гібридна сегментація представляє собою суміш регіональної і спрямованої на виділення краю зображень технологій. Застосування даної технології передбачає початковий розподіл зображення на окремі зони, після чого використовують технології розділення і злиття, а сам край описують на останньому етапі за допомогою детекції контуру на основі техніки виділення краю зображення.

1.3 Методи і технології підвищення інформативності лапароскопічних зображень

Технічні можливості підвищення інформативності ЛЗ включають методи стандартизації кольорової передачі відеопристроїв та відтворення відео картинки на моніторі. Для коректної передачі кольору ЛЗ розроблено методи калібрування відповідного обладнання. Але корекція зображення не завжди приводить до стандартизованої передачі кольорової гамми, а також не впливає

на основний вид помилки оптичних систем – дисторсію, яка практично завжди спотворює картину периферичних відділів поля зору. Крім того, важливе значення мають параметри освітлення, які корегуються в процесі отримання і відображення ЛЗ [24], [54].

Здатність значно поліпшити контроль та оптимізувати виконання діагностичних процесів можна досягти використанням інтелектуальних комп'ютерних систем технічного зору.

Використання систем виявлення патології в ЛХ задовольняє вирішення низки завдань [88], [89], [90]:

- контроль ходу оперативного втручання;
- індикація ранньої фази кровотечі;
- індикація підозрілого об'єкта/області;
- діагностика патологічного процесу;
- виявлення проявів патологічного процесу;
- виявлення об'єктів чужорідного походження;
- автоматичний збір інформації під час діагностичного процесу;
- автоматичне виявлення запального процесу;
- контроль процесу виконання оперативного втручання і якості стану пацієнта в післяопераційному періоді;
- контроль дотримання правил виконання оперативного втручання при виконанні стандартизованого оперативного втручання.

Основна модель комп'ютерного зору - імітація людських здібностей умовиводу на основі візуального сприйняття.

Розпізнавання образів і трекінг даних, основні частини науки комп'ютерного зору. Постановка задачі розпізнавання об'єктів на зображеннях в більшості випадків вирішується на інтуїтивному рівні людини, що призводить до труднощів в описі необхідного об'єкта щодо наукових термінів і математичних моделей. Машинне розпізнавання образів і об'єктів на зображеннях вирішується на обчислювальному рівні.

Система комп'ютерного виявлення патології на ЛЗ, як правило, включає лапароскопічну оптику, відеокамеру, блок керування відеокамерою, освітлювач, монітор, сховище даних та блок обробки даних.

Під час розробки системи розпізнавання образів виникає основна вимога: відстежувати об'єкти в реальному часі на основі отриманого сигналу від камери. Маючи необхідні параметри можна виділити спеціальний блок критеріїв характеристики об'єкта, а потім використовувати їх для виявлення стану і присутності патології [42], [92].

Таким чином, головним завданням машинного зору є швидка ідентифікація об'єкта з функцією пошуку заданого запального ураження з використанням класифікатора.

В роботі [87] описана структура системи розпізнавання образів на відеозображеннях з застосуванням алгоритму порівняння еталонного зображення із зображенням зони дослідження, отриманого від пристрою захоплення картинки і визначенням рівня подібності/відмінності.

Водночас, в якості еталонного зображення використовується масив даних, в якому міститься інформація про колір та контури.

Сучасні методи та алгоритми порівняння зображень використовують загальні рекомендації щодо проведення такого аналізу:

- необхідно провести аналіз фонового зображення та загальних характеристик об'єктів стеження;
- необхідно виконати оброблення і дослідження об'єктів з урахуванням он- і офф-лайн режиму;
- система управління повинна працювати за мінімальної участі оператора.

При цьому в роботу подібних систем включено інструменти пошуку, системи корекції, унікальні алгоритми і процедури аналізу [120]. Реалізація програмного продукту системи будується на корекції фрагменту інструментами яскравості, контрасту і насиченості (кількості певного кольору). Система складається з двох блоків - ядра розрахунків і середовища управління. Однак і в

цьому випадку зазначають відносно низьку ефективність при ідентифікації складних об'єктів з великою кількістю градацій сірого і червоного спектра.

Технології даного методу класифікації використовують для верифікації включень в структурі відповідних зображень. Виділення характерних ознак об'єктів є ключовим моментом у візуалізації ознак в загальній структурі зображення. Подібні характеристики можна представити у вигляді таких груп [76], [78]:

а) характеристики, які надходять безпосередньо з зображень, такі як периметр, зона, компактність, форма, товщина, орієнтація, напрямок, елонгація, ексцентрика, фон, розміри, а також контраст включень (наприклад, геморагії на офтальмоскопічному знімку);

б) характеристики, що отримані з матриці просторової залежною шкали сірого (паралельна матриця);

в) характеристики, які отримані з матриці кодування повторів шкали сірого (grey-level run-length (GLRL) матриця);

г) характеристики, що отримані з матриці відмінностей шкали сірого («grey-level difference» - GLD);

д) характеристики енергії, ентропії та норм показників, які отримано за допомогою вейвлет-трансформації структур зображення;

е) характеристики з фрактальної моделі зображення;

ж) характеристики, які дозволяють описати розподіл мікровключень, виконати кластеризацію поля зору з подальшим описом включень у кожному з них.

Узагальнюючи зазначені технології, їх можна розділити на наступні групи:

1. Екстракція (виділення) включення за характеристиками форми включень. Даний підхід реалізований шляхом застосування шаблонів, які дозволяють оцінити ступінь подібності включення [223], [233]. При цьому в даній групі можливо виділити дві підгрупи [251]:

1) техніка виділення за контуром об'єкта / включення,

2) техніка виділення за характеристиками протяжності включення.

Застосування даної технології передбачає сегментування мікровключень, маркування їх з подальшим виділенням меж і визначенням форми.

2. *Отримання статистичних характеристик зображень.* Kim et al [243] провели дослідження методом визначення залежності об'єктів від фонового зображення (SRDM), а також застосували методику оцінки текстур зображення, для ідентифікації мікровключень в структуру зображення. При цьому були використані методи:

- просторової матриці, залежної від рівня сірого кольору (SGLDM) [[162]],

- кодування бінарного зображення в шкалі сірого (GLRLM),

- відмінностей показників рівня сірого (GLDM) [243],

- розрахунку моментів рівня сірого за допомогою гістограм (GLHM) [[169]],

- паралельних матриць сірого кольору (GLCM).

3. *Багатомасштабні характеристики текстури, які виявляються за допомогою вейвлет-аналізу.* Теорія вейвлетів дозволяє застосовувати мульти-дозвіл для аналізу, як потужний інструмент для подальшого виділення необхідних ознак. Використовуючи вейвлети з'являється можливість поділу дрібних включень і великих об'єктів, що не мають інформативного / діагностичного значення [**Ошибка! Источник ссылки не найден.**].

Мікровключення являють собою відносно високочастотні компоненти, що знаходяться в оточенні низькочастотних компонентів/структури, виявлення яких ускладнено високочастотними шумами. Для їх виділення застосовують вейвлет аналіз. Так, за допомогою даного аналізу сигнали поділяють на групи – так звані смуги відповідних частот.

Мульти-вейвлет - трансформ може бути застосований в якості множинної шкали. На відміну від скалярних вейвлетів мульти-вейвлети використовують кілька масштабів, а також материнські вейвлети [187], [204].

Виходячи з вище викладеного, головною концепцією розроблення програмних продуктів є ідентифікація розвитку патологічного процесу при проведенні лапароскопічної діагностики.

Аналіз медичної інформації в більшості випадків проводять на бінарних зображеннях, що дозволяє мінімізувати інформаційний потік. Однак, у роботі [203] використовували оцінку повнокольорових зображень, що робить методику розпізнавання більш універсальною. При цьому в експерименті, компресія зображень з подальшою декомпресією була апробована щодо низки об'єктивних характеристик - яскравості, насиченості і контрасту.

Результати порівнювали з суб'єктивними характеристиками сприйняття зображень. Після чого автори дійшли до висновку, що корисна інформація має різні значення і може зникати під час декомпресії. Рівень суб'єктивного сприйняття зображень оцінювали експертним методом [213].

У системах аналізу відеокompресію здійснювали кодеком H.120, після чого з'являлися спотворення у вигляді артефактів [160]. Автори вказують, що в основі появи артефактів лежить трансформація зображення кодеком, яка викликає зменшення зв'язності сусідніх пікселів кадру. Причина такої залежності зумовлена властивостями стандарту MPEG-2, який забезпечує режим послідовності цифрового потоку після компресії.

Слід зазначити, що відеокompресія полягає в дискретному косинусному перетворенні, квантуванні частотних коефіцієнтів і ентропії кодування рядів послідовності [63]. При обробленні статичних зображень, яскравість і кольоровість змінюються плавно, тобто початковий дискретний косинусний перетворювач з розміром вікна 8×8 пікселів має показник ненульових частотних коефіцієнтів.

При оцінюванні гладкої однокольорової поверхні виникають артефакти неідентичні значенням яскравості пікселів, зумовлений тим, що людське око сприймає градацію з одного краю до іншого. При появі об'єкта, градація має шлейф у вигляді шуму квантування, дрібні деталі розмиваються або зникають з зображення.

Дефект розмитості на зображенні має причину, яка виникає при плавному перепаді яскравості на об'єкті зображення. Недолік інформативності обрізає високочастотні показники коефіцієнта, що викликає хвильовий процес на точках у вершинах імпульсів, а саме явище проявляється при різких змінах передачі кольору. При цьому хвилеподібні шуми видно, коли відбувається панорамування повільної сцени з великою кількістю дрібних деталей [61], [142].

Індекс передачі кольору характеризує рівень тону при різному освітленні і фіксує зрушення кольору по смузі еталонних кольорів DIN 616 [218]. В роботі [65] доведено, що при двох різних типів ламп (ксенонова і галогенна) однакової яскравості і колірної температури колір передається по-різному. При розрахунку передачі кольору використовували шкалу кольоровості CIE, за допомогою якої отримували значення відхилення еталонного кольору відповідно до джерела кольору [65]. При цьому брали до уваги, що чим менший показник відхилення, тим природніший показник кольору при тому чи іншому джерелі світла.

Таким чином, джерело світла з відносним показником яскравості R при значенні 100 випромінює світло, яке за своїми характеристиками відповідає оптимальній передачі кольору. Величина індексу більше 100 свідчить про спотворення кольору і погіршення його передачі.

Деформація передачі кольору також має значення в контексті формування мінливості величин сигналу, які подаються на вхід декодера системи компресії, що зумовлено їх функціональною залежністю від змісту кадру [84]. Ця обставина призводить до неповного аналізу відеокадру.

В роботі [222] автори зазначають, що як наслідок значного зашумлення та недостатнього освітлення відмінності елементів зображень кольору є незначними, в той час як відмінності форми (контур) об'єктів є високими, що значно ускладнює, а інколи і унеможлиблює їх використання з метою автоматизованої діагностики. Додатковою особливістю є те, що переважна більшість пікселей фарбовані відтінками червоного кольору через що колір як

такий є малоінформативним.

До факторів, які суттєвим чином можуть впливати на результати подібних досліджень, слід віднести також швидку зміну ракурсу та освітлення об'єктів, спотворення інформації за рахунок відбиття проміння від поверхнею [133], [222]. Нарешті важливим є факт того, що сприйняття характеристик зображень людським оком суттєво відрізняється від інформації, яку реєструє цифрова відеокамера, так як на рівні кодування кольору відеокамерою не реалізується закон Вебера-Фехнера. Через подібні відмінності є необхідним застосування зокрема гама-корекції до первинної інформації, яка дозволяє визначити співвідношення між чисельним значенням пікселя та його дійсною світимістю [222]. Після цієї процедури подальше застосування логарифмічної шкали не спотворює суб'єктивну палітру колірності людського ока.

Зважаючи на складність передання колірності, як інформативної ознаки, яка має діагностичне значення, універсальним підходом до автоматизованого аналізу зображень – порівняння їх до відповідної норми, є використання шкали сірого кольору [107]. Так, для норми гістроскопічних зображень характерним є більш висока медіана сірого кольору, а також більша гомогенність та менша контрастність у порівнянні до ендометрію з патологічними змінами.

Однак, на сьогодні немає чітких уявлень щодо протоколу автоматизованого розпізнавання лапароскопічних зображень, використання з цією метою методів, які довели свою ефективність в інших наукових галузях. Одним з таких методів є визначення ефективності вейвлетів Хаара для швидкого розпізнавання образів [107], [126]. Разом з тим, при ендоскопічній автоматизованій діагностиці поліпозного ураження кишковика за допомогою ендокапсул в дослідженні було застосовано три різні підходи [107]. Так, за цих умов автори поставили під сумнів ефективність застосування ознак Хаара та гістограми направлених градієнтів, що пояснюється надмірно високою вихідною різноманітністю орієнтації патологічних утворень. Однак, використання об'єднаного композитного дескриптора дозволило підвищити ефективність розпізнавання, яка при аналізі 20 відео-, отриманих із бази даних

зображень поліпів клініки Мейо склала 93,9%. Ці результати вказують про можливість збільшення ефективності розпізнавання на основі ознак Хаара при попередньому визначенні зони підозрюваної на наявність патологічних змін.

Метою дослідження в [11] було визначення ефективності класифікації лапароскопічних зображень поверхні печінки на основі ознак Хаара, зважаючи на здатність методу ознак Хаара ефективно здійснювати розпізнавання зображень під різними кутами та на різній відстані, основною.

При проведенні дослідження дотримувались певних правил збору та аналізу відеоінформації, яка включала наступну послідовність дій:

1) калібровка цифрової камери, яка обов'язково включала баланс білого, а також конвертування кольорової палітри в цифровий код здійснювалась за інструкцією виробника;

2) проведення гама-корекції отриманого зображення із розрахунком гама-коефіцієнту;

3) отримання відеоінформації здійснювали при фронтальному розташуванні об'єкта по відношенню до відеокамери та при мінімальному куті відхилення, який за [4] не перевищував 30. За цих умов відстань до об'єкта складала від 3 до 5 см;

4) на зображеннях в режимі off-line виділяли зони, які з точки зору діагностики були інформативними та які мали розміри 256 x 256 пікселей;

5) здійснювали гама-корекцію виділеної зони, еквалізацію гістограми;

6) аналіз текстури та класифікацію об'єктів проводили після конверсії RGB шкали в шкалу CIELAB;

7) класифікацію об'єктів проводили за ознаками Хаара. Зважаючи на орієнтування ознак Хаара на оцінку інтенсивності окремих пікселей, шкалу RGB переводили в шкалу CIELAB. Застосовували метод опорних векторів та алгоритм каскадного класифікатора Віоли – Джонса. При цьому використовували додатково дескриптори контуру та текстури /колірності зображення, так як самі ознаки Хаара мало придатні для навчання та класифікації;

8) результати класифікації розміщували в базі даних для подальшого вивчення відповідності результатам експертного аналізу та генерування відповідних висновків.

До навчання за ознаками Хаара було залучено 32 відеозображення пацієнтів з цирозом печінки, а також 30 відеозображень печінки у пацієнтів із метастазами. Середній вік пацієнтів складав відповідно $46,5 \pm 3,3$ та $49,3 \pm 4,5$ років. Крім того, для навчання норми було використано 40 лапароскопічних зображень відеозображень поверхні печінки практично здорових осіб середнім віком $46,3 \pm 2,7$ років.

Всі відео було отримано за допомогою лапароскопічної відеокамери (Zeiss, Німеччина) в період з 2011 по 2016 р.р. Камера мала аналоговий вихід (PAL 475 горизонтальних ліній) який оцифровувався при щільності пікселів 720×576 з використанням VCE-PRO системи захоплення відео картини.

Критеріями включення відео- до навчання були: задокументоване калібрування цифрової камери за параметрами передбаченими виробником, середня тяжкість стану пацієнтів та підтвердження відповідних діагнозів за результатами клінічних та лабораторно-інструментальних методів дослідження. Швидкість відеопотоку зменшували за допомогою низькочастотного фільтру, що дозволяло редукувати розрішення цифрового зображення.

З метою класифікації та оцінки ефективності розпізнавання використовували метод опорних векторів, для якого до початку дослідження здійснювали навчання з наступним тестуванням системи. Тестування полягало в визначенні ефективності розпізнавання норми та патологічних змін, а також характеру патологічних змін – відмінності цирозу від метастатичного ураження.

Результати апробації розробленого методу засвідчили, що за показником чутливості діагностики цирозу печінки розроблена технологія складала $68,8\%$ і перевищувала таку, яка мала місце при експертній діагностиці ($31,0\%$) ($P < 0,01$).

1.4 Методи ідентифікації об'єктів

Класифікатори об'єктів відіграють важливу роль у впровадженні в практичну медицину методів комп'ютерного аналізу зображень та діагностики патологічних відхилень, оскільки дозволяють відносити зображення до певного типу/ групи або класу [48]. До таких систем можна віднести такі архітектури.

Нейронні мережі. Штучні нейронні мережі (ANNs) на основі попереднього навчання, що проводиться із застосуванням реальних зображень чи прикладів, дозволяють здійснити непараметричні розпізнавання паттерну із застосуванням загальних правил даної процедури. Даний метод є корисним у випадку, коли прийняття рішення є розпливчастим і немає точних відомостей щодо функції розподілу щільності імовірності в досліджуваному об'єкті [77]. Ключовими характеристиками штучних нейронних мереж є розподілене подання, локальна операційна активність і нелінійний процесинг. Слід виділити дослідження Рачковського Д. А. та авторів [79], які провели ряд дослідів щодо розподілення представлення структур, які несуть інформацію про набір компонентів різних ієрархічних рівнів структурної організації [59], [73].

Нейронні мережі являє собою штучну модель нейронів мозку [79] з кількісними характеристиками, які описують його поведінку у вигляді коефіцієнтів або ваги. Нехай є певна кількість вхідних нейронів $n+1$, значення яких відповідають ознакам x_0, x_1, \dots, x_n , а отже значення ваги має вигляд w_0, w_1, \dots, w_n , при цьому постійне значення має перший вхідний елемент $x_0 = 1$ [79]. В результаті чого значення функції отримання інформації нейронного виду має вигляд (1) [66], [81]:

$$y = \theta \left(\sum_{i=0}^n w_i, x_i \right) \quad (1.1)$$

де y – сума вхідних сигналів, яка помножена на відповідні ваги, θ – функція аргументу, яка приймає зважену вагу, w_i, x_i – являють собою значення вихідного нейрона.

Метод k-найближчих сусідів (KNN). Даний метод дозволяє розрізнити незнайомий паттерн на підставі його подібності до відомих зразків. Алгоритм KNN дозволяє розрахувати відстань між невідомим паттерном і кожним з порівнюваних зразків і відібрати K-найближчі зразки в якості основи для класифікації. Таким чином, застосування методу дозволяє віднести досліджуваний паттерн до класу, який містить зразки з K-найбільш близьких зображень.

Бінарна діаграма рішень. Згідно даної технології створюється дерево рішень, до якого входять зразки (зображень) у відповідності з тим, що кожен вузол в дереві відповідає певній ознаці, а кожна гілка – рішенню. Краї, які з'єднують кожен вузол, марковані відповідними кількісними атрибутивними характеристиками і листя на гілці являють собою класифікацію для розглянутого зразка. На кожному етапі конструювання дерева вибирається вузол згідно зі статистичною процедурою, що дозволяє оцінити ефективність розподілу вхідної інформації на класи. Так, у дослідженні Куо et al., (2002) [175] були застосовані методи доказової медицини для створення дерева класифікації пухлин молочної залози у жінок.

Класифікатор на основі опорних векторів (МОВ). Метод опорних векторів використовує розпізнавання паттерну при регресійному аналізі. МОВ алгоритм дозволяє створити гіперповерхні в заданому просторі. Деякі інші технології отримання характеристик зображень включають: виділення характеристик текстури [216], аналіз радіального градієнта краю зображення [157], визначення характеристик структури зображення в шкалі сірого [126], визначення характеристик морфологічних особливостей структур [114].

В залежності від принципу роботи класифікатора автоматичного оброблення зображень виділяють типи навчання: з учителем і без участі вчителя.

Робота з учителем. Метод дає можливість визначити зразок розпізнавання до одного з класів або позначати його категорію. При цьому навчання з учителем створює базу знань в режимі реального часу [220].

Метод навчання з учителем передбачає виконання ряду функціональних дій:

- 1) створення бази даних для навчання;
- 2) визначення змінних, що описують об'єкт, на основі якого зображення можливо віднести до певного класу;
- 3) підготовка моделі розрахунку різниці залежних об'єктів, один від одного;
- 4) тестування моделей для оцінки роботи класифікатора.

Класифікатор автоматичної обробки зображень без вчителя оперує закономірностями об'єктів, що дозволяє виділити вихідні дані, які мають значну схожість [17].

При роботі даного класифікатора використовують кілька методів [172]:

- метод порівняння з еталоном;
- статистичний підхід;
- синтаксичні (структурний) розпізнавання;
- метод розпізнавання на основі дескрипторів.

Вибір характеристик зображення (ВХЗ) являє собою принципово важливу частину навчання комп'ютерної системи, що визначає успіх проведення класифікації об'єктів [161]. Останнім часом отримали розвиток різні підходи, що включають нейронні мережі, детерміновані прості рішення, які поділяються на поетапні дискримінанті аналізи з подальшим визначенням найбільш ефективного методу селекції, детермінантний метод з ухваленням багатьох рішень, метод стохастичного одиничного рішення, який включає симулювати уточнення і стохастичний метод прийняття багатьох рішень на основі генетичних алгоритмів.

Іншою категорією ВХЗ є визначення на основі аналізу сотень або тисяч зображень, як варіантів побудови вибірки. Застосування алгоритму аналізу

дозволяє сформувати і застосувати відповідні фільтри. Останнім часом група методів (ВХЗ) була розширена за рахунок додавання ансамблевих технологій [96], [155]. Фільтри відповідних алгоритмів аналізують загальні характеристики даних і оцінюють характерні ознаки без застосування алгоритмів навчання. У той же час алгоритми відбору характеристик на основі об'єкт-орієнтованих шаблонів вимагають попереднього застосування алгоритмів навчання з подальшим використанням результатів навчання для прийняття рішення по оцінці відповідності або невідповідності.

Метод вбудованих (embedded) моделей [133] на основі алгоритму найменших кутів [151], алгоритму опорних векторів [150], а також розсіяної логістичної регресії [179], включає головні функціональні рішення, а саме:

- відбір характеристик, як частини моделі процесу навчання;
- оцінку інформативності характеристик на основі аналізу результатів впливу характеристики (утиліту) на процес оптимізації функціонування навчальної моделі.

При цьому алгоритми фільтрування моделей незалежні від будь-якої навчальної моделі, і таким чином, не схильні до впливу з боку схеми навчання, що дозволяє зберігати найбільш просту структуру алгоритмів. При цьому зберігається стратегія відбору і оцінки характеристик зображення.

Слід зазначити технологію ансамблевих характеристик, що являють собою відносно нові рішення, які використовують для отримання стабільного переліку характеристик [96], [145]. Прикладами таких технологій є *i-тест*, метод співвідношень (*gain ratio*) [105], відбір характеристик на основі кореляції (CFS) [102], фільтр Маркова (MBF) [190], а також швидка селекція на основі кореляції (FCBF) [195]. Для моделей, що працюють на основі системного виклику, прикладами є послідовний секвенуючий відбір (SFS) [165], секвенуюча зворотна вибірка (SBE) [181], пошук пучка світла [221], симульоване тренування (загартовування) при рандомізованому сходженні [222], генетичні алгоритми [108][107], оцінка дистрибутивних алгоритмів [136].

Висновки до 1 розділу

1. Проведений аналіз літератури підтвердив актуальність проблеми ідентифікації (розпізнавання) структур черевної порожнини і малої миски у жінок при проведенні лапароскопічного діагностичного дослідження або хірургічного втручання і довів, що використовувані на сьогодні в ендоскопії методи не дозволяють забезпечити необхідну специфічність і чутливість при автоматизованому визначенні топографії розглянутої ділянки, виявленні підозрілих, з точки зору наявності патологічних змін, тканин і цілеспрямованого їх дослідження.

2. Основними недоліками існуючих автоматизованих та інформаційно-технічних комплексів для розпізнавання зображень можна вважати такі:

- більша частина досліджень, присвячених розпізнаванню зображень, заснована на загальновідомих методах і підходах, які базуються на обробленні бінарних зображень, що дуже ускладнює роботу з кольоровими відеозображеннями;

- наявні алгоритми застосовуються тільки для оброблення фотозображень, що істотно обмежує функціональні можливості інформаційної системи;

- використання некаліброваного обладнання – відеокамер і моніторів ускладнює аналіз ЛЗ появою шуму і спотворень елементів зображення;

- використання фіксованої відеокамери обмежує можливість огляду повної картини органів малої миски у жінок та черевної порожнини;

- необхідно забезпечити роботу системи як в он-лайн, так і офф-лайн режимі.

Зазначені недоліки істотно знижують ефективність розпізнавання, особливо, відеолапароскопічних зображень у реальному режимі часу.

3. За результатами контент-аналізу обґрунтовано перспективну можливість ідентифікації об'єктів – патологічно змінених ділянок тканин шляхом застосування комплексу ознак синдромальної діагностики. Такий

підхід може бути реалізовано у вигляді відповідної системи автоматизованої синдромальної діагностики та інформаційної технології з застосуванням класифікатора. Подібна система може мати важливе значення в лапароскопічній хірургії абдомінальної порожнини, малої миски у жінок в якості допоміжної ланки, особливо в умовах роботи хірургів-лапароскопістів початківців, а також у разі важко діагностованих станів. Вибір класифікатора на основі МОВ зумовлений достатньою ефективністю для проведенні класифікації інших видів медичних зображень з можливістю створення банку ЛЗ.

Результати досліджень цього розділу наведено в таких публікаціях: [2], [3], [15].

РОЗДІЛ 2

МОДЕЛІ І МЕТОДИ АНАЛІЗУ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ЛАПАРОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Процеси ідентифікації об'єктів в системі виявлення патологій слід розділити на чотири етапи:

- 1) калібрування обладнання;
- 2) виділення інформативних характеристик;
- 3) створення класифікатора ознак;
- 4) класифікація об'єкта (виявлення синдрому).

При цьому діагностика патологічних синдромів повинна здійснюватися системою при наступних умовах:

- функціонування в режимі реального часу [64];
- стійкість до міжкласових варіацій патологічних синдромів [64];
- гнучка та універсальна програмна реалізація [64];
- стійкість до довільного розташування об'єктів, які візуалізуються у «полі зору» відеокамери;
- можливість роботи з динамічною лапароскопічною камерою;
- можливість діагностики декількох патологічних синдромів одночасно;
- можливість диференційної діагностики синдромів, які мають спільні характеристики на розглянутому об'єкті.

Виконання цих умов можливо при використанні універсальних класифікаторів ознак та методів для їх навчання [93], таких як:

- метод опорних векторів (МОВ);
- метод каскадної класифікації за ознаками Хаара та алгоритмом бустингу.

Також використано алгоритм локалізації об'єктів на основі:

- гістограмам орієнтованих градієнтів (HOG);
- локальних бінарних шаблонів (ЛБШ);
- алгоритму Канні;

- алгоритму Собеля;
- алгоритму Превіта;
- ознак Хаара.

Узагальнена класифікація сучасних методів виявлення предметів на зображеннях [28], [49], [64], [82], [85], [122], [161], [246] приведена на рис. 2.1.

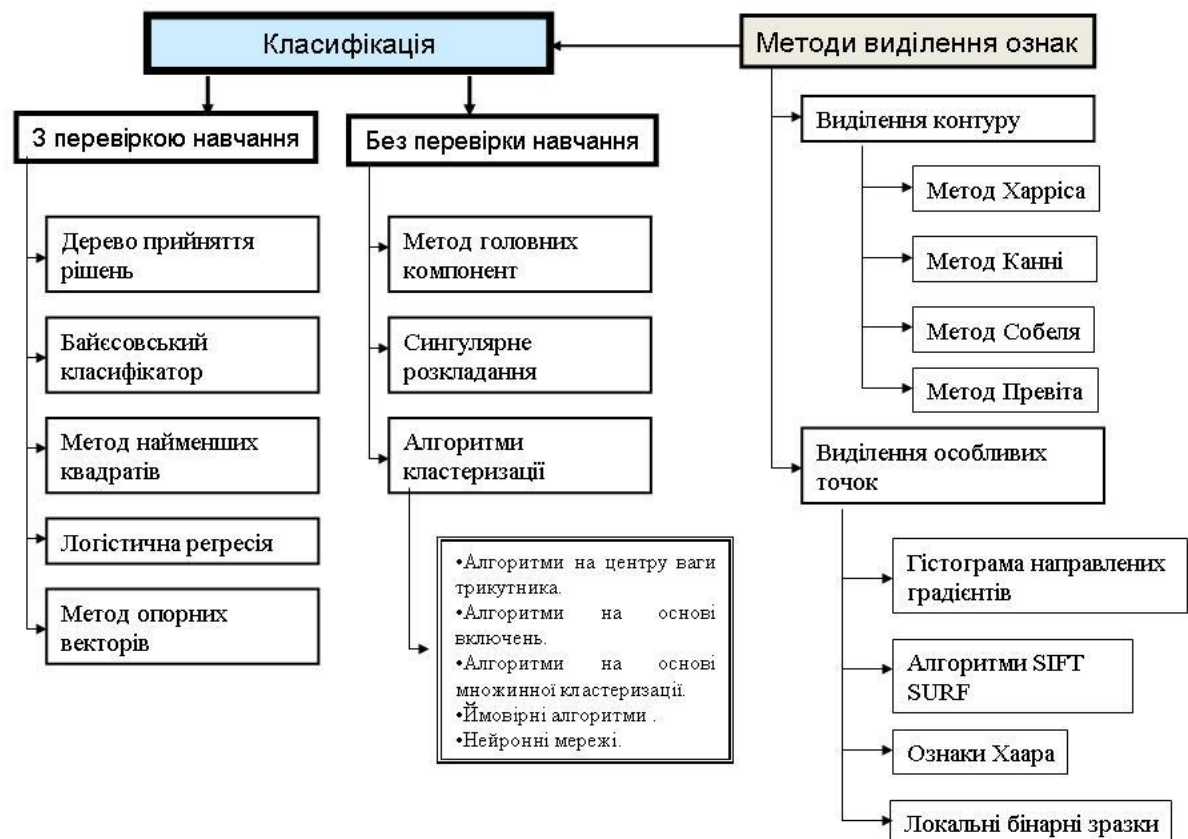


Рисунок 2.1 – Сучасні методи та алгоритми виявлення об'єктів на зображеннях, які класифіковано за методом навчання

Якщо відомі параметри кольору, яскравості і контрасту, то метод порогового оброблення, реалізований на базі алгоритму виділення неоднорідної структури з фону, є ефективним інструментом визначення об'єктів на зображенні на рівні 60-80% за Jain A.K. et al [32], [162]. Методи порівняння мають високу ефективність, але за умови чітко заданих показників (форми, контуру) пошукового предмету.

Процедури створення класових показників реалізовано на каліброваному обладнанні для реєстрації зображень. Обов'язково до початку виявлення

патологічних змін слід провести препроцесинг, який дозволяє знизити вплив шуму, підвищити якість насиченості і контрасту елементів зображення, дає змогу здійснити якісну сегментацію зображення. Одним з ефективних рішень також є застосування високотехнологічної відеоапаратури з використанням низки критеріїв, наприклад: корекції відтінку, мінімальної кількості алгоритмів [142], [166], тощо.

При виділенні об'єктів виникає принципове питання – чи потрібно використовувати якомога більше ефективних критеріїв виділення об'єктів або здійснювати послідовний перебір за всіма відомими критеріями із застосуванням різних алгоритмів?

Саме це і зумовило одне із завдань дисертаційного дослідження, яке полягало в створенні алгоритму виявлення синдромальної патології на лапароскопічному відеопотоці при використанні різних критеріїв їх виділення.

2.1 Розроблення методу сегментації кольорового зображення для виділення патологічних ознак

У даному розділі використано стандартну процедуру аналізу зображення, яку адаптовано для аналізу лапароскопічних зображень, а саме – шляхом введення етапу локалізації об'єкта патологічних змін на предмет його наявності або відсутності.

Нехай $\{F_i\}_{i=1}^L$ – множина відеопослідовності кадрів кількістю L .

Маємо матриця кольорового зображення RGB розміром $H \times M \times R \times G \times B$, де H, M – ширина та висота матриці, R, G, B – компоненти кольору (червоний, зелений, синій, відповідно). Задамо піксель i -го кадру відеопослідовності трьома матрицями кольорових шкал (2.1) [4], [40]:

$$\begin{aligned}
Z_R^i &= Z_R^i(x, y) \\
Z_G^i &= Z_G^i(x, y) \\
Z_B^i &= Z_B^i(x, y)
\end{aligned}
\tag{2.1}$$

де Z_R^i, Z_G^i, Z_B^i – сегмент однорідного кольору (червоного, зеленого, блакитного відповідно), x, y – координати пікселя $0 \leq x \leq m-1$ та $0 \leq y \leq n-1$.

Якщо на відеопослідовності $\left\{ F_i \right\}_{i=1}^L$ знаходиться об'єкт $A_i(x, y)$, який необхідно ідентифікувати і визначити його належність $(Z_R^i, Z_G^i, Z_B^i) \in A_i(x, y)$ – де $A_i(x, y)$ – зображення об'єкту виявленої патології, то $B_i(x, y)$ – розглядається як кадр ЛЗ, який є фоном, патологічні зміни на ньому відсутні або не відповідають ознакам виявлення. Тді модель ідентифікації об'єктів на матриці $A_i(x, y)$ зображення має вигляд (2.2) [4], [40]:

$$A_i(x, y) = \begin{cases} (Z_R^i(x, y), Z_G^i(x, y), Z_B^i(x, y)), & \text{якщо пікселі } (x, y) \notin B_i, \\ (0, 0, 0), & \text{якщо пікселі } (x, y) \in B_i, \end{cases}
\tag{2.2}$$

Відомо, що деякі запальні патологічні зміни (наприклад, кіста печінки) при аналізі відеопослідовності повинні враховуватись як об'єкт патології $A(x, y) = (Z_R^i(x, y), Z_G^i(x, y), Z_B^i(x, y))$, але за наявності руху камери лапароскопа або впливу зовнішніх шумів, об'єкт на зображенні може або бути відсутнім або змінити свої ознаки, внаслідок чого кадр стає фоном, а об'єкт $A(x, y) = (0, 0, 0)$ на ЛЗ відсутнім, що і зумовлює певну неоднозначність.

Задамо поріг різниці T виявлення об'єктів за характеристиками пікселів та загальної множини зображень F_i і враховуючи ознаки об'єктів (2.3):

$$\|F_i(x, y) - A_i(x, y)\| < T
\tag{2.3}$$

де T – поріг різниці значень пікселів для виявлення об'єктів.

Можемо бачити, що у випадку, коли стандартизоване ЛЗ немає ознак наявності об'єкта, зокрема, при використанні матриці розміру 8×8 , зображення $F_i = B_i$, являє собою найпростіший випадок відношення ЛЗ до фону.

Оскільки, ЛЗ без наявних патологічних ознак може змінювати характеристики своїх пікселів, які зумовлені процесом обертання камери, зміною освітлення і відстані до об'єкта, то розробленням моделі фону $B_i(x, y)$ для аналізу ЛЗ можемо знехтувати (рис. 2.2.).

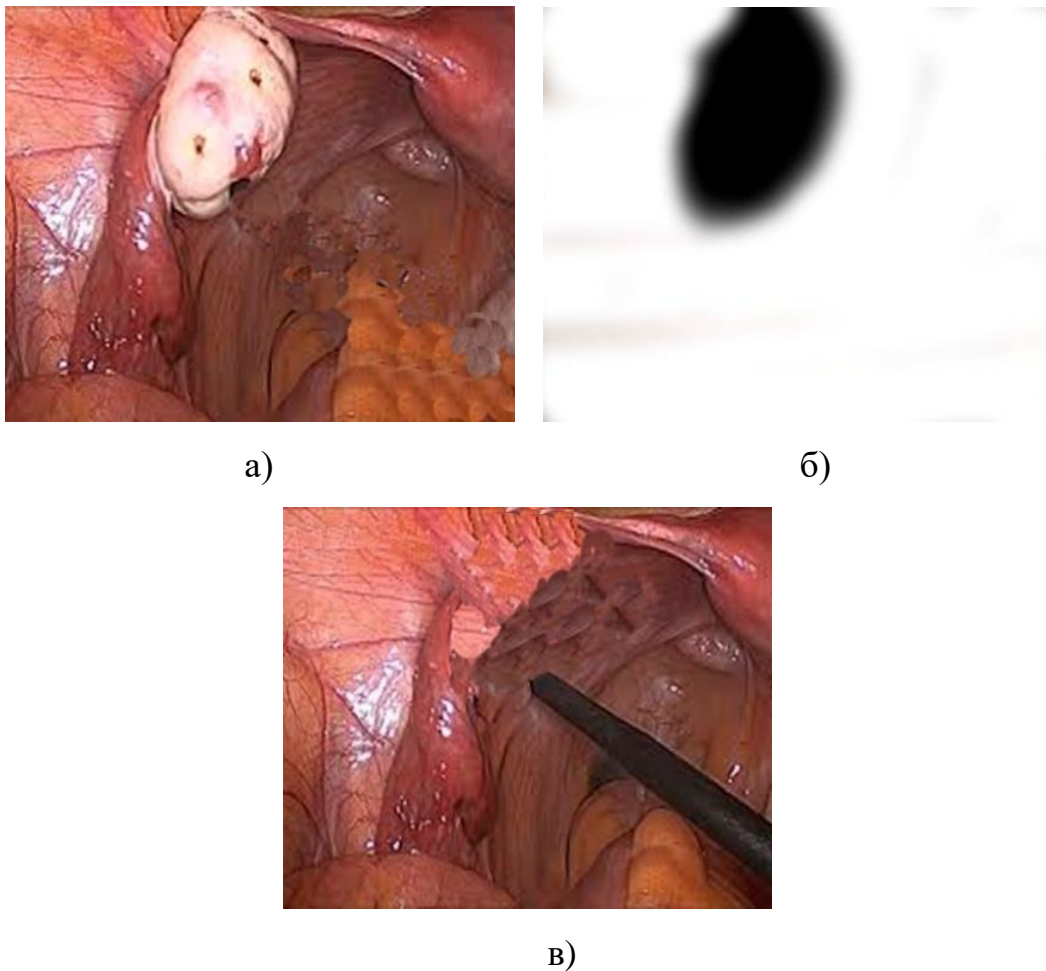


Рисунок 2.2 – Приклад кадрів відеопослідовності : а) – кіста яєчника у жінки; б) виділений об'єкт патологічних змін; в) фон після видалення кісти.

На рисунку 2.2 з множини відеопослідовності F_i чітко виділено об'єкт патологічних змін A_i , а саме кісту яєчника у жінки. Після видалення кісти ЛЗ має вигляд B_i – тобто кадр ЛЗ без ознак патологічних змін. Тому, при

розробленні і застосуванні методів ідентифікації захворювань рекомендується, не зважаючи на фонове зображення, проводити повне сегментування зображення для виявлення регіонів з характерними ознаками захворювання.

2.2 Розроблення методу виявлення сукупності ознак захворювання за розподілом лапароскопічних зображень на класи

Як уже відзначалось, будемо розуміти під класами набори ознак, що характерні для певного діагностичного патологічного синдрому. Множина ознак патологічних змін формує певний клас захворювання, визначає наступними патологічними формами: метастази печінки, пухлини придатків матки, цироз печінки, гепатит печінки, кіста печінки, холецистит та ознаки кровотечі. Представлені патологічні зміни мають найбільшу розповсюдженість серед населення на органах малої миски у жінок та черевної порожнини [57]. Саме перераховані захворювання мають характерні ознаки для формування класів. Розглянемо модифіковану процедуру виявлення сукупності ознак патологічних змін згідно розподілу по синдромальним класам.

Задано множину відеопослідовності $\{F_i\}_{i=1}^L$, де L – кількість кадрів.

Нехай $P_{i,j,k}$ деякий k -й об'єкт заданого j -класу патології на i -му кадрі (2.4), $i \in \{1, \dots, L\}$, $j \in \{1, \dots, C\}$, $k \in \{0, \dots, \bar{K}_j\}$, \bar{K}_j – кількість об'єктів j -класу відеопослідовності, C – кількість класів ознак [64]:

$$P_{i,j,k}(x, y) = \{(x, y) : (x, y) \in P_{i,j,k}\} \quad (2.4)$$

де $P_{i,j,k}(x, y)$ – координати k -го об'єкту j -го класу на i -му кадрі, $x \in \{0, \dots, m-1\}$, $y \in \{0, \dots, n-1\}$.

Згідно (2.4) позиція патологічної ділянки на кадрі позначається як $P_{i,j,k}(x, y)$ [19], але якщо на зображенні наявні декілька патологічних

захворювань, тобто декілька класів (синдромів), необхідно застосувати фільтр відстаней. При цьому кількість об'єктів при заданому параметрі дистанції зони пікселів на відстані R від фіксованого об'єкту $\hat{P}_{i,j,k}$, розраховується за формулою (2.5)[19]:

$$N_i = \{P_{i,k,j} : \|P_{i,j,k}, \hat{P}_{i,j,k}\| \leq R\} \quad (2.5)$$

де $\hat{P}_{i,j,k}$ – k -й об'єкт j -го класу на i -му кадрі, N_i – множина патологічних виявлених об'єктів.

Для ідентифікації об'єктів патологічного захворювання задамо вибірку ознак, де множина об'єктів M поділена на класи згідно з характеристиками ознак патології (2.6) [64].

$$M = \bigcup_{j=1}^c M_j \quad (2.6)$$

де M_j – класи патологічних синдромів.

Завдання виявлення патології базується на розрахунках значень для кожного об'єкту патології P за допомогою його описових характеристик $I(P)$, що складається з набору предметних ознак, кожна з яких має числове значення (2.7):

$$I(P) = (X_1(P), \dots, X_r(P)) \quad (2.7)$$

де $X_l(P)$ – кількість l -ої предметної ознаки $l = \overline{1, \dots, r}$ для характеристики об'єкта P .

Далі визначимо діапазони значень, на основі яких буде проходити класифікація, тобто множина векторів, яка складає ознаки об'єкту патології на ЛЗ, і буде представляти собою клас. Класи синдромальної діагностики представимо у вигляді вектора приналежності діапазону ознак до певного

класу (2.8):

$$\bar{I}(M_j) = (\bar{X}_1(M_j), \bar{X}_2(M_j), \dots, \bar{X}_r(M_j)) \quad (2.8)$$

де $\bar{X}_l(M_j)$ - діапазон значень l -ої ознаки j -го класу патології, $l = \overline{1, \dots, r}$, $j = \overline{1, C}$.

Таким чином, сукупність векторів ознак класів складають набір характеристик для об'єктів ідентифікації. Алгоритм визначення невідомої функції обчислення за відомими значеннями в довільній точці є зображенням розпізнавання. Об'єкти патології, які мають однакове значення основної властивості, відносяться до однієї множини класу. При належності об'єкту P до класу M_j патології можливі наступні випадки (2.9):

$$\begin{cases} X_l(P) \in \bar{X}_l(M_j) \\ X_l(P) \notin \bar{X}_l(M_j) \\ X_l(P) - \text{не визначено} \end{cases} \quad (2.9)$$

Тобто, для кожного $j = \{1, \dots, C\}$ вектор, $\bar{I}(M_j)$ формулює дескриптори за якими можливо або неможливо віднести об'єкт P до класу M_j .

Навчання системи розпізнавання об'єктів та опис класів включає в себе процедуру самокорекції системи [17]. При цьому інформація про наявні об'єкти і їх ознаки зберігаються в файл. Використання методу виявлення сукупності ознак об'єкту патології при аналізі ЛЗ дозволило сформувати вихідні та просторові ознаки окремих класів – синдромів.

Розпізнавання об'єктів патології зводиться до виявлення приналежності значень описових характеристик до відповідних діапазонів значень ознак певних класів патології.

Згідно виявленим характеристикам та відповідно класифікатору навчання описаних об'єктів $I(M_1), \dots, I(M_j)$, визначається сукупність їх ознак, які мають вказівку щодо вибору класу.

Таким чином, навчальну вибірку ознак можемо представити у вигляді таблиці синдромальної патології щодо приналежності класу [45] (табл. 2.1).

Таблиця 2.1

Таблиця класових ознак виявлення патологічного синдрому

Класи	Діагностичні патологічні захворювання	Ознаки			
		X_1	X_2	...	X_r
M_1	Метастази	$\bar{X}_1(M_1)$	$\bar{X}_2(M_1)$...	$\bar{X}_r(M_1)$
M_2	Пухлини придатків матки	$\bar{X}_1(M_2)$	$\bar{X}_2(M_2)$...	$\bar{X}_r(M_2)$
M_3	Цироз печінки	$\bar{X}_1(M_3)$	$\bar{X}_2(M_3)$...	$\bar{X}_r(M_3)$
M_4	Гепатит	$\bar{X}_1(M_4)$	$\bar{X}_2(M_4)$...	$\bar{X}_r(M_4)$
M_5	Кіста печінки	$\bar{X}_1(M_5)$	$\bar{X}_2(M_5)$...	$\bar{X}_r(M_5)$
M_6	Холецистит	$\bar{X}_1(M_6)$	$\bar{X}_2(M_6)$...	$\bar{X}_r(M_6)$
M_7	Кровотеча	$\bar{X}_1(M_7)$	$\bar{X}_2(M_7)$...	$\bar{X}_r(M_7)$
...
M_j	...	$\bar{X}_1(M_j)$	$\bar{X}_2(M_j)$...	$\bar{X}_r(M_j)$

Приналежність об'єкту до тієї чи іншої патології визначається на основі опису його характеристик (2.9) та таблиці 2.1.

Слід звернути увагу, що результат роботи системи виявлення та детекції патології в режимі відеопослідовності є узгодженою роботою моніторингу за появою синдромальної ділянки в полі зору камери на кадровій відеопослідовності (2.10) [224].

$$I(P_{i,j,k}) \approx I(P_{i-1,j,k}) \quad (2.10)$$

При цьому детектор спостереження при оновленні ідентифікатора з попереднього кадру на поточний кадр i змінюється не суттєво.

2.3 Побудова математичної моделі виявлення патологічних синдромів при лапароскопічній діагностиці

Детальні показники патологічного захворювання органів малої миски та органів черевної порожнини безпосередньо залежить від точного визначення зони захворювання. В якості розділення ознак на групи (класи), може використовуватися визначальні показники патології. Щодо класів патології в якості розгалуженої мережі, необхідно вважати їх як кінцеву точку зору при встановленні діагнозу.

З метою систематизації ознак, які належать до окремих класів (синдромів), проаналізуємо алгоритм виявлення типів ознак за груповими критеріями:

- контурні або геометричні ознаки, які включали ознаки патології методом побудови центру ваги зображення об'єкта;
- побудова контуру – опис форми об'єкта, а також обчислення координат точок кривих і довжини кола об'єкта;
- якісні бінарні ознаки – характеристики пікселів, що приймають значення 1 або 0 (істинне або хибне твердження);
- структурно – лінгвістичні ознаки – відносяться до числа компонентів пов'язаних з якісними характеристиками.

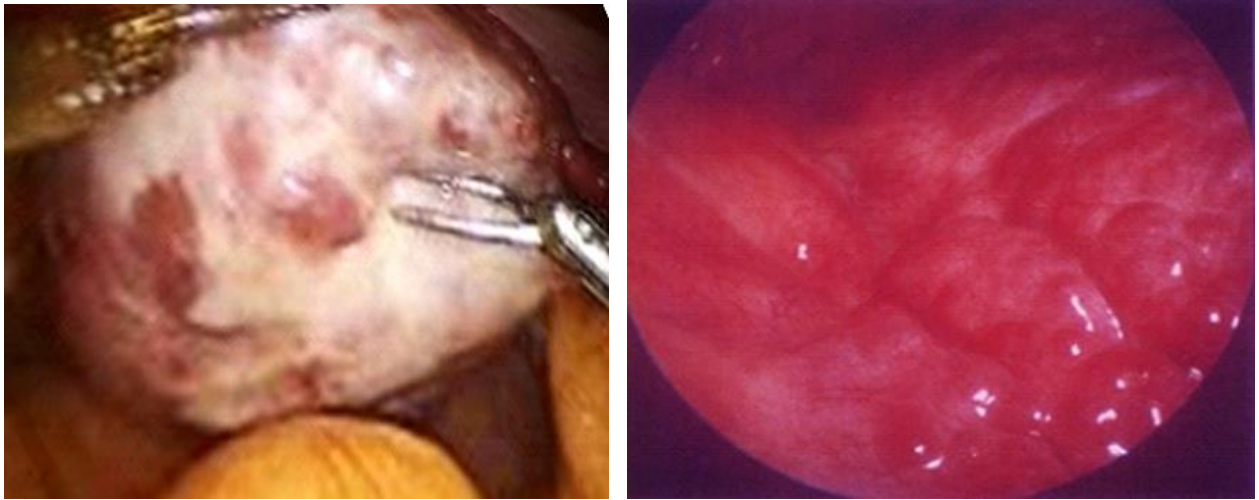
Побудова моделі здійснюється вигляд виходячи з можливості виявлення комбінованих ознак; якщо на ЛЗ декілька патологій перекривали одна одну; якщо одна з ознак – «яскравість», «колір», «контур», «текстура» в сукупності з іншими характеризують патологію (рис. 2.3).

Нехай M сукупність досліджуваних класів патології, тоді на множині M кількісні ознаки характеристики об'єкта розбиваємо на 7 класів, тобто синдромальних патологічних захворювань (2.11):

$$M = \bigcup_{j=1}^7 M_j \quad (2.11)$$

де M_j – класу патології, $j \in \{1, \dots, 7\}$, в залежності від кількості числа розпізнавання об'єктів патологічного захворювання: M_1 – метастатичні

ураження печінки; M_2 – пухлини придатків матки у жінок; M_3 – цироз печінки; M_4 – гепатит; M_5 – кіста печінки; M_6 – холецистит; M_7 – кровотеча.



А

Б

Рисунок 2.3 – Синдромальні патології: А – запалення яєчника (дифузна зміна кольору поверхні яєчника з характерними осередками гіперемій);
Б – гепатит (дифузна гіперемія з нерівною текстурою, що зумовлена ін'єкційованими судинами)

Кожен з цих семи класів володіє своїм набором характерних ознак $\bar{I}(M_j)$. Наприклад, ідентифікація метастатичних уражень печінки M_1 характеризується за наступними ознаками (2.12):

$$\bar{I}(M_1) = (\bar{X}_1(M_1), \bar{X}_2(M_1), \bar{X}_3(M_1), \bar{X}_4(M_1), \bar{X}_5(M_1)) \quad (2.12)$$

де \bar{X}_1 – кольорові ознаки; \bar{X}_2 – контурні ознаки; \bar{X}_3 – текстурні ознаки; \bar{X}_4 – ознаки за еталонними зображеннями; \bar{X}_5 – ознаки за МОВ;

Алгоритм процедури виявлення об'єктів синдромальної патології складається з наступних кроків:

Крок 1. На вхід системи покадрово подається відеопослідовність $\left\{ F_i \right\}_{i=1}^L$

з потенційними об'єктами захворювання P (рис. 2.4).

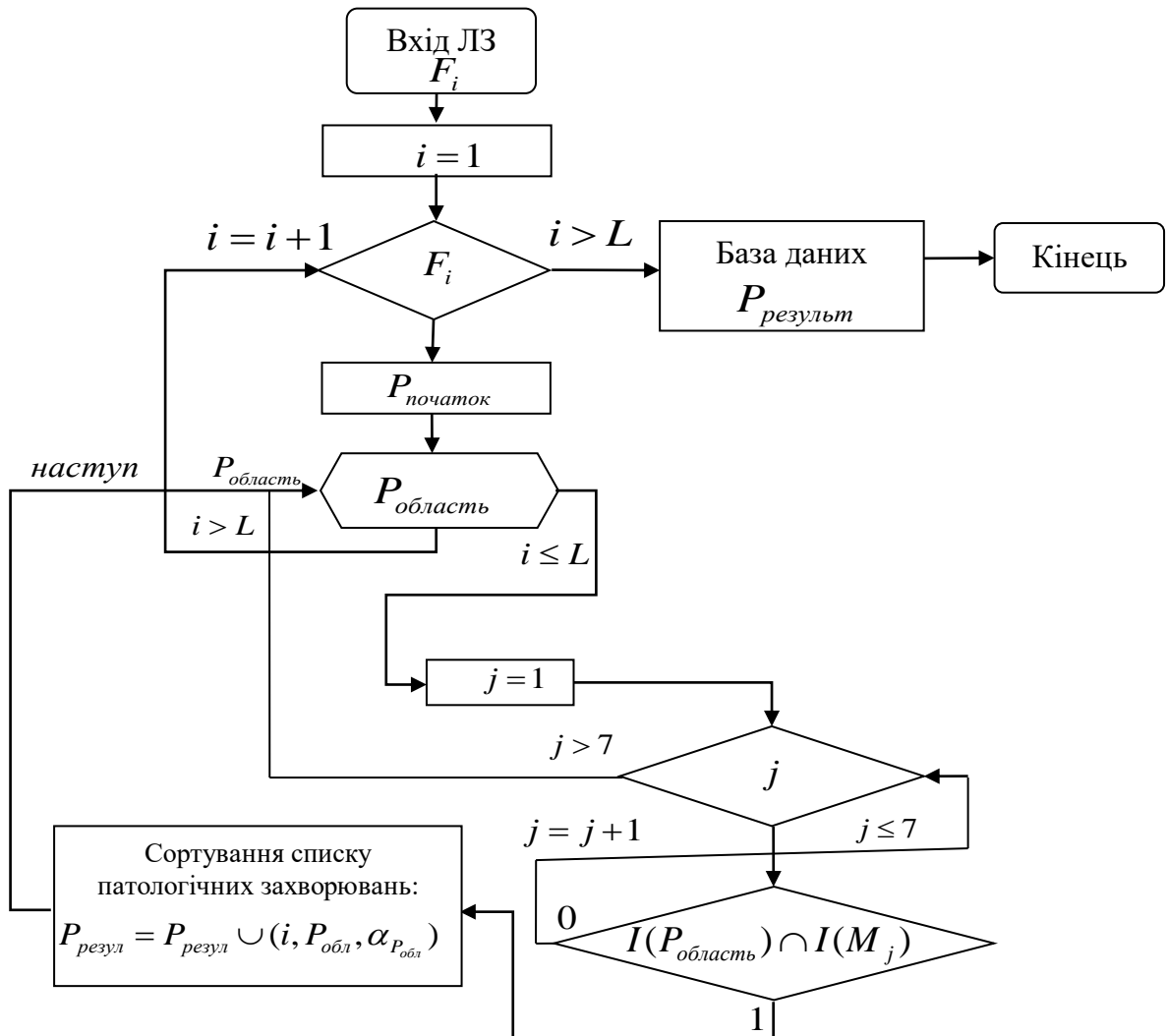


Рисунок 2.4 – Математична модель процесу виявлення патології при роботі класифікатора ознак

Крок 2. Будь-який об'єкт патології P , це область $P_{обл}$ на ЛЗ, яка має діапазон векторів ознак (2.13):

$$I(P_{обл}) = (X_1(P_{обл}), \dots, X_r(P_{обл})) \quad (2.13)$$

Таким чином, завдання розпізнавання включає шлях від оброблення вхідної інформації до побудови інформаційного (2.14):

$$\alpha(P_{обл}) = (\alpha_1(P_{обл}), \dots, \alpha_7(P_{обл})). \quad (2.14)$$

Система ідентифікації об'єктів проводить первинний аналіз кожного кадру для виявлення певної кількості ознак патологічних змін. Вирішальна функція $\alpha(P)$ приймає на вході ознаки об'єкта, а на виході привласнює йому метку класу, після чого відбувається перехід системи до вибору ознак, тобто (рис. 2.4) (2.15):

$$\alpha_i(P_{область}) = \begin{cases} 1, I(P_{область}) \in \bar{I}(M_j) \\ 0, I(P_{область}) \notin \bar{I}(M_j) \end{cases} \quad (2.15)$$

де $j = 1, \dots, 7$ – класи ознак об'єктів.

Функція детекції об'єкта задає індикатор для відповідного об'єкту, тобто якщо $I(P_{обл}) \in I(M_j)$, де $j = \overline{1,7}$, маємо для деяких $j \in J \subseteq \{1, \dots, 7\}$, то $\alpha(P) = (\alpha_1, \dots, \alpha_7)$,

де $\alpha_i = \begin{cases} 1, & i \in J \\ 0, & i \notin J \end{cases}$. Якщо $\alpha_i(P_{обл}) = 0$, для $i = 1, \dots, 7$ – тобто відсутні ознаки, що

зумовлюють наявність деякого класу патології, то переходимо до наступної області.

Допустимо під час порівняння ознак для виявлення патологічного захворювання відносно кожного відомого класу позначати ознаки які відповідають деяким класам патології як 1, в іншому випадку – 0. Тоді ці області зображення виділяємо на екрані та зберігаємо їх фрагмент в базі даних. Після чого переходимо до наступної області.

Крок 3. Якщо на відеопослідовності відсутні які-небудь ознаки об'єктів спостереження, то в цьому випадку при закінченні трансляції діагностичної системи алгоритм закінчує свою роботу. За такої умови всі елементи в області відеопослідовності не інформативні щодо наявності патологічних змін. Якщо на зображенні з'явиться елемент об'єкта патологічних змін переходимо на крок 2.

Якщо на відеопослідовності ЛЗ ідентифіковані об'єкти патології, то діагностична система зберігає всі кадри, на яких вони зображені з їх координатами та завершує роботу.

Математичну модель процедури ідентифікації патології за класом ознак, можна представити наступним чином (2.16 та рис. 2.4):

$$\begin{aligned} кадр &= \cup P_{обл}; \forall P_{обл} \alpha_i(P_{обл}) = (\alpha_1(P_{обл}), \dots, \alpha_7(P_{обл})) \\ \{P_{резул} : \max_{i=1,7} \alpha_i(P_{резул}) = 1\} &\rightarrow БД \end{aligned} \quad (2.16)$$

Розроблена модель створює умови для подальшого розвитку алгоритму виявлення об'єктів синдромальної патології органів малої миски та черевної порожнини в напрямку їх класифікації, для чого доцільно розділити можливості розпізнавання об'єктів на два рівня:

1. Перший рівень виконує розпізнавання об'єктів на основі методів виявлення дескрипторів за кольоровими, текстурними і контурними ознаками.
2. Другий рівень проводить оцінку роботи першого рівня і включає модуль еталонного розпізнавання за допомогою дескрипторів ознаки Хаара та МОВ.

Ознаки патології захворюваності являють собою набір низькорівневих показників. У процесі дослідження, результати розпізнавання показують позитивний ефект вже на першому рівні застосування дескрипторів, а при роботі другого рівня розпізнавання ЛЗ система переходить в режим автоматичного комп'ютерного навчання.

Використання двох рівнів розпізнавання ефективно вирішує проблему ідентифікації складних патологічних синдромів, які мають недостатньо виражене значення дескрипторів для ідентифікації першого рівня.

Отже перш за все нехай M сукупність досліджуваних класів патології, тоді на множині M кількісні ознаки характеристики об'єкта розбиті на 7 класів, тобто синдромальних патологічних захворювань.

$$M = \bigcup_{j=1}^7 M_j$$

- де M_j - класу патології, $j \in \{1, \dots, 7\}$, в залежності від кількості числа розпізнавання об'єктів патологічного захворювання:

M_1 - метостатичні ураження печінки; M_2 - пухлини придатків матки у жінок; M_3 - цироз печінки; M_4 - гепатит; M_5 - кіста печінки; M_6 - холецистит; M_7 - кровотеча.

Кожен з цих семи класів володіє своїм набором характерних ознак $\bar{I}(M_j)$. Наприклад, ідентифікація метастатичних уражень печінки M_1 характеризується за наступними ознаками:

$$\bar{I}(M_1) = (\bar{X}_1(M_1), \bar{X}_2(M_1), \bar{X}_3(M_1), \bar{X}_4(M_1), \bar{X}_5(M_1))$$

- де \bar{X}_1 – кольорові ознак; \bar{X}_2 – контурні ознаки; \bar{X}_3 – текстурні ознаки; \bar{X}_4 – ознаки за еталонними зображеннями; \bar{X}_5 – ознаки за МОВ;

Алгоритм процедури класифікації об'єктів синдромальної патології складається з наступних кроків:

Перші 3 кроки аналогічні описаним в алгоритмі системи виявлення об'єктів синдромальної патології.

Крок 4. Порівняння ознак здійснюється відповідно до наявності особливостей за кольором, текстурою і контуром. Після порівняння всіх ознак об'єкт знаходить середнє значення дескрипторів кожного класу, які слід приймати як вірогідність того, що об'єкт належить до j -класу патології, після чого відбувається перехід в стан ідентифікації патології за класом ознак (рис. 2.5).

В якості вирішальної функції будемо використовувати вектор умовних ймовірностей. Тобто, якщо об'єкт належить до j -класу патології, то його ознаки $I(P) \in (X_r(P))$, або в нашому випадку (2.17):

$$P(M_j = 1 | X_r = I(P)) = \alpha(P) = ? \quad (2.17)$$

де X_r – попереднє визначення об'єкту, а M_j – як наслідок належності.

Крок 5. Вирішальна функція буде привласнювати метку тому класу, для якого ймовірність $P(M_j = 1 | X_r = I(P))$ максимальна.

Тобто, якщо $\alpha(P) = 1$, то $P(M_j = 1 | X_r = I(P)) > P(M_j = 0 | X_r = I(P))$, як наслідок вірогідність того, що об'єкт належить до j -класу патології більша, ніж вірогідність того що не належить (табл. 2.2).

Якщо $\alpha(P) = 0$, то $P(M_j = 0 | X_r = I(P)) > P(M_j = 1 | X_r = I(P))$, як наслідок вірогідність того, що об'єкт належить до j -класу патології менша, ніж вірогідність того що об'єкт не належить до j -класу патології. Відповідно таблиці $\alpha(P) = 1$, а $P(M_1 = 1 | X_r = I(P)) = 0,75$, вірогідність того, що об'єкт на зображенні належить до класу M_1 , за умови, що ознаки відповідають ознакам першого класу на 75% (умовний поріг розпізнавання) (табл. 2.2).

Таблиця 2.2

Результати порівняння ознак для виявлення патологічного захворювання

Класи	Діагностичні патологічні захворювання	Ознаки					$I(P) = \frac{1}{j} \sum_{j=0}^j X_r, j = 7$
		X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	
M_1	Метастази	1	1	1	1	1	1
M_2	Пухлини придатків матки	1	1	0	0	0	0.257
M_3	Цироз печінки	1	0	1	0	1	0.429
M_4	Гепатит	1	1	1	1	0	0.886
M_5	Кіста печінки	1	1	0	1	0	0.429
M_6	Холецистит	1	1	0	1	0	0.429
M_7	Кровотеча	1	1	0	0	0	0.257

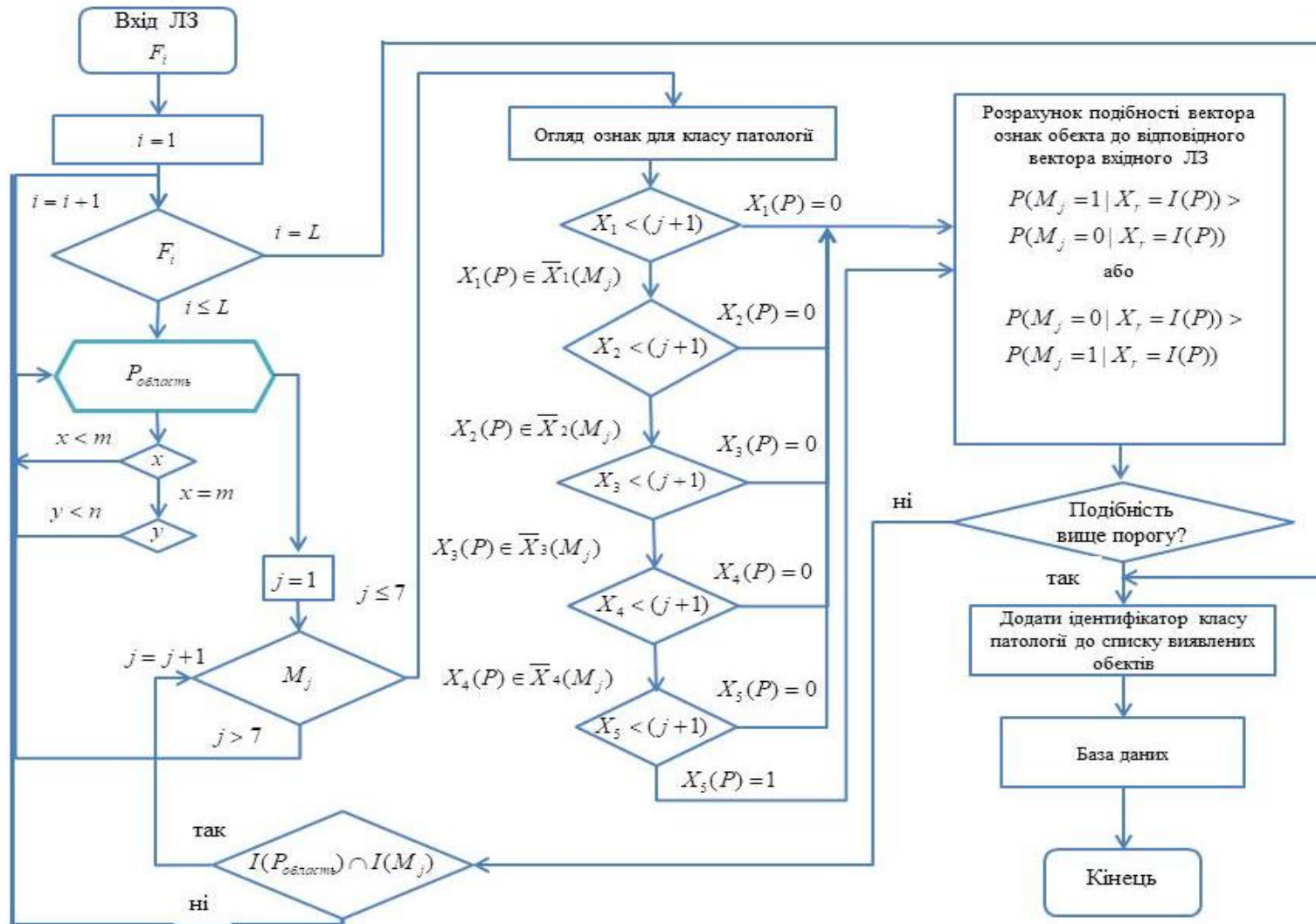


Рисунок 2.5 – 2Алгоритм класифікації виявлених патологічних синдромальних змін органів малої кишки та черевної порожнини за лапароскопічними зображеннями

Крок 6. Якщо на відеопослідовності ЛЗ відсутні які-небудь ознаки об'єктів спостереження та аналізу $I(P) \neq 1,0$, в цьому випадку система закінчує свою роботу та формує звіт про розпізнані об'єктів (рис. 2.5).

Систему рівнянь ідентифікації патології за класом ознак можна представити наступним чином (2.18):

$$\begin{cases} \alpha(P) = 1, I(P \in M_j | X_r = I(P)) > I(P \in M_j | X_r = I(P)) \\ \alpha(P) = 0, I(P \in M_j | X_r = I(P)) < I(P \in M_j | X_r = I(P)) \end{cases} \quad (2.18)$$

Слід зупинитися на ознаках X_4 та X_5 , де навчання класифікатора полягає в розрахунку оптимальної порогової функції вектора ознак класифікатора з набору характеристик, які обчислюються з масиву позитивних зображень (наявність патології), де заздалегідь виділено область захворювання. Розрахунок ознак и набір примітивів зберігаються в базі даних (рис. 2.5).

Визначення ознак за еталонними зображеннями приведено в Додатку В. Таким чином побудовано вектор ознак X_4 та X_5 з 38 ступенів та 6000 характерних точок. Після навчання класифікатора було проведено його обов'язкове тестування.

Отже, розв'язання задачі автоматизованої синдромальної діагностики за відеолапароскопічними зображеннями, можна представити у вигляді послідовності:

- перетворення зображення;
- аналіз пікселів,
- які відповідають ознакам;
- локалізація об'єкта на основі кольору;
- локалізація об'єкта на основі контуру;
- локалізація об'єкта на основі текстури;
- виділення ознак за еталонними вибірками;
- виділення області з графічним ідентифікатором патологічного синдрому.

До недоліків методу виявлення об'єктів патологічного захворювання слід віднести зниження ефективності розпізнавання при значному рівні шумів і за умов вираженої внутрішньопорожнинної кровотечі.

Висновки до 2 розділу

1. Удосконалено метод калібрування лапароскопічного обладнання в частині урахування його оптичних характеристик при ендоскопічному хірургічному втручанні для виявлення патологічних змін шляхом введення процедури препроцесингу, що дозволяє знизити вплив шуму, підвищити насиченість і контраст елементів зображення і забезпечити тим самим, високу якість сегментації відеозображень.

2. Розпізнавання об'єктів патології за допомогою розробленого метода визначення ознак діагностичних синдромів зводиться до виявлення приналежності значень описових характеристик до відповідних діапазонів значень ознак класів патологій, іншими словами, – до класифікатору навчання описаних об'єктів за сукупністю їх ознак, визначаємих як окремий клас синдромів.

3. Експериментальним шляхом встановлено, що моніторинг появи синдромальної ділянки на кадровій відеопослідовності в полі зору лапароскопічної камери дозволяє виявляти та проводити детекцію патології в режимі реального часу.

4. Розроблення математичної моделі виявлення синдромальної патології органів черевної порожнини і малої миски у жінок за лапароскопічними зображеннями можливо за умови наявності хоча б одного із сукупності критеріїв «яскравість», «колір», «контур», «текстура», які характеризують патологію та покрокової послідовності її виявлення, що приводить до відповідної математичної моделі.

Результати досліджень цього розділу наведено в таких публікаціях: [1], [6], [7], [8], [13].

РОЗДІЛ 3

АЛГОРИТМІЧНА ІНТЕРПРЕТАЦІЯ МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОБРОБЛЕННЯ ЛАПАРОСКОПІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

3.1 Розроблення алгоритмів локалізації та виявлення дескрипторів за кольором

Створення локальної ознаки на основі кольорових показників є основною задачею виявлення патологічного об'єкта. Під час алгоритму брали до уваги кадр лапароскопічного зображення, характеристики якого можна відобразити за допомогою набору гістограм кольорів відповідних каналів. Стандарт відеопослідовності *MPEG-7*, який був застосований в даному дослідженні, подано в кольоровій палітрі *RGB* (комбінація червоного, зеленого і синього кольору). Зважаючи на особливості лапароскопічного зображення, а саме: переважання червоного каналу кольорів і наявність артефактів освітлення [43,54], для розпізнавання об'єктів більш гнучкою є кольорова палітра *HSV*, так як пошук об'єкта можливо здійснити за характеристиками яскравості і насиченості кольору. Звідси, виникає необхідність переведу кольорової схеми *RGB* в *HSV*. Слід також зазначити, що визначення різниці кольорів – контрольних точок також є інформативним щодо контурних та текстурних ознак об'єкту [40].

Задано множину відеопослідовності $\left\{F_i\right\}_{i=1}^L$, де L – кількість кадрів.

Для подальшої роботи з зображенням переводили кольорову шкалу ЛЗ *RGB* в шкалу *HSV* [6] (3.1):

$$\begin{aligned}
 V &= \max(R, G, B) \\
 S &= \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & \text{якщо } V \neq 0 \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}, \\
 H &= \begin{cases} \frac{60(G-B)}{S}, & \text{якщо } V = R \\ \frac{120 + 60(B-R)}{S}, & \text{якщо } V = G \\ \frac{240 + 60(R-G)}{S}, & \text{якщо } V = B \end{cases}
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

Після перетворення кольорової шкали необхідно провести процедуру вирівнювання гістограми яскравості за допомогою методу еквалізації.

Розроблений алгоритм аналізу ознак кольору відповідних об'єктів передбачає наступну послідовність дій.

Для виділення осередку патологічної зміни визначаємо показник кольору кожного пікселя відповідної множини пікселів зображення $A(x, y, H, S, V)$ [38] (3.2):

$$A(x, y, H, S, V) = \begin{bmatrix} H_{0,0} S_{0,0} V_{0,0} & H_{1,0} S_{1,0} V_{1,0} & \dots & H_{0,n-1} S_{0,n-1} V_{0,n-1} \\ H_{0,1} S_{0,1} V_{0,1} & H_{1,1} S_{1,1} V_{1,1} & \dots & H_{m,n-1} S_{m,n-1} V_{m,n-1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ H_{m-1,0} S_{m-1,0} V_{m-1,0} & H_{m-1,1} S_{m-1,1} V_{m-1,1} & \dots & H_{m-1,n-1} S_{m-1,n-1} V_{m-1,n-1} \end{bmatrix} \tag{3.2}$$

де H_{xy} – тон, S_{xy} – насиченість, V_{xy} – яскравість кольору в точці (x, y) . При цьому m, n – розмір зображення, де $0 \leq x \leq m-1$, $0 \leq y \leq n-1$.

Нехай $P_{i,j,k}$ деякий k -й об'єкт заданого j -класу патології на i -му кадрі, $i \in \{1, \dots, L\}$, $j \in \{1, \dots, C\}$, $k \in \{0, \dots, \overline{K}_j\}$, \overline{K}_j – кількість об'єктів j -класу відеопослідовності, C – кількість класів ознак [64]:

Ділянка кадру відеопослідовності позначимо, як $P_{обл}^i(x, y)$, де x, y – координати пікселя i -го зображення, тоді кольорова ознака об'єкту $P_{обл}^i(x, y)$ задається функцією $X_1(P_{обл}^i(x, y))$.

За наступним кроком необхідно визначити множину пікселів, які належать до об'єкту патології $P_{обл}^i(x, y)$ за наявними ідентичними показниками пікселів.

Далі проводиться створення вибірки згідно показників кольору щодо належності значень кольору до необхідного заданого діапазону. На створеній вибірці локалізованого зображення проводиться ідентифікація ознак за кольоровими характеристиками відповідних патологічних відхилень від норми згідно моделі (3.3):

$$P_{обл}^i(x, y) = \{(x, y) : A^i(x, y, H, S, V) \in P_{обл}^i(x, y) = \begin{cases} (H_{\min}^j, H_{\max}^j); \\ (S_{\min}^j, S_{\max}^j); \\ (V_{\min}^j, V_{\max}^j); \end{cases} \quad (3.3)$$

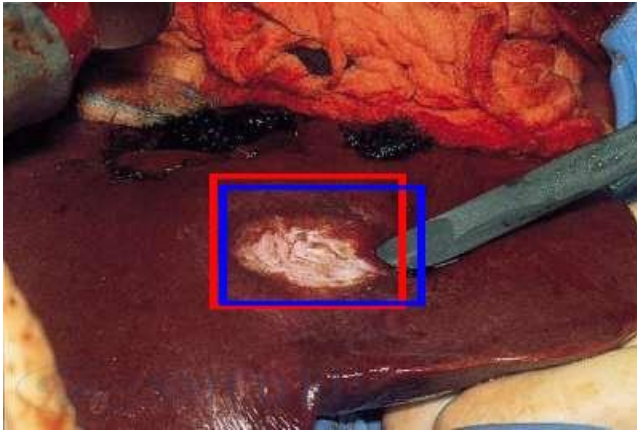
де $(H_{\min}^j, H_{\max}^j); (S_{\min}^j, S_{\max}^j); (V_{\min}^j, V_{\max}^j)$ – діапазон допустимих кольорів для ідентифікації j -патологічних змін (нозологічної форми захворювання).

Кожну ділянку пікселів співвідносимо з вимогами до критеріїв знаходження об'єктів синдромальних захворювань за кольором, щодо діапазону виявлення об'єкту (3.4):

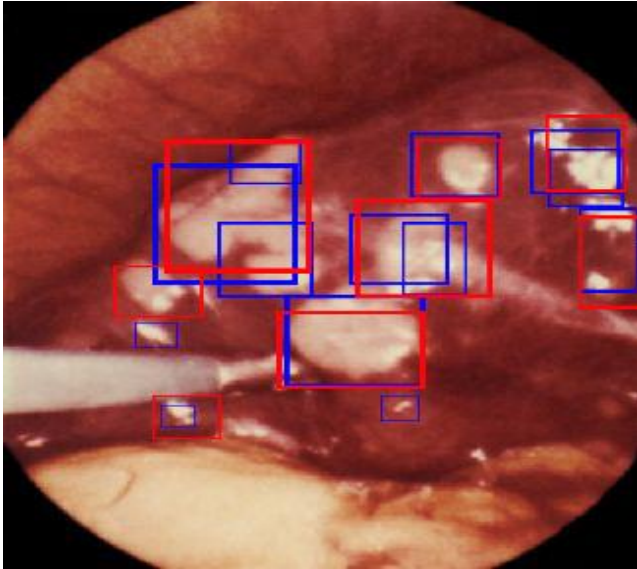
$$\alpha_j(P_{обл}) = \begin{cases} 1, X_1(P_{обл}^i) \in \overline{X_1(M_j)} \\ 0, X_1(P_{обл}^i) \notin \overline{X_1(M_j)} \end{cases} \quad (3.4)$$

де $j=1, \dots, 7$ – класи ознаки патології, $\alpha_j(P_{обл})$ – головний критерій вибору нозологічної форми захворювання позначається як 1 чи 0 при відсутності патологічних змін.

У процесі апробації розробленого алгоритму було визначено, що спектри кольору окремих типів патологічних змін мають індивідуальні характеристики. Так, для поверхні кісти печінки і яєчника характерний сірувато-рожевий і жовтувато-сірий колір відповідно. Злоякісні утворення мають синьо-багряне забарвлення (рис. 3.1).



метастази печінки



метастази печінки



кіста яєчника

Рисунок 3.1 – Кольорові характеристики запальних змін тканини печінки і яєчників

Також важливо підкреслити, що до характеристики окремих дескрипторів залежать особливості кольорової палітри об'єкту, в якому проводиться діагностика патологічного синдрому (рис. 3.2). У процесі створення вибірки ознак в *off-line* режимі було проаналізовано 632 відеопослідовностей різних

патологічних синдромів, при якості відео зображень в 1280/1024 пікселів та для кожної нозологічної форми відповідного патологічного синдрому на основі підтверджених результатів діагностики були визначені діапазони кольору. (табл. 3.1).

Класифікація за кольором об'єктів патологічного захворювання органів черевної порожнини та малої миски у жінок представлена у вигляді діапазонів значень кольорової шкали HSV. Розроблений критерій патологічних захворювань на основі кольору було сформовано на основі аналізу 632 тестових відео файлів з різною якістю розподільчої здатності. Наведені у таблиці 3.1. критерії кольорової ідентифікації можуть являти собою базову форму для подальшого виділення ознак за контуром та текстурою.

Згідно з показниками, наведеними в таблиці 3.1, діапазон кольору патологічних синдромів може бути переведено в дискретний вигляд, де окремі класи визначено на основі розрахунків інформативних діапазонів окремих запальних процесів.

Програмна реалізація алгоритму виконана на базі бібліотеки OpenCV з використанням класу *ColorLabel*.

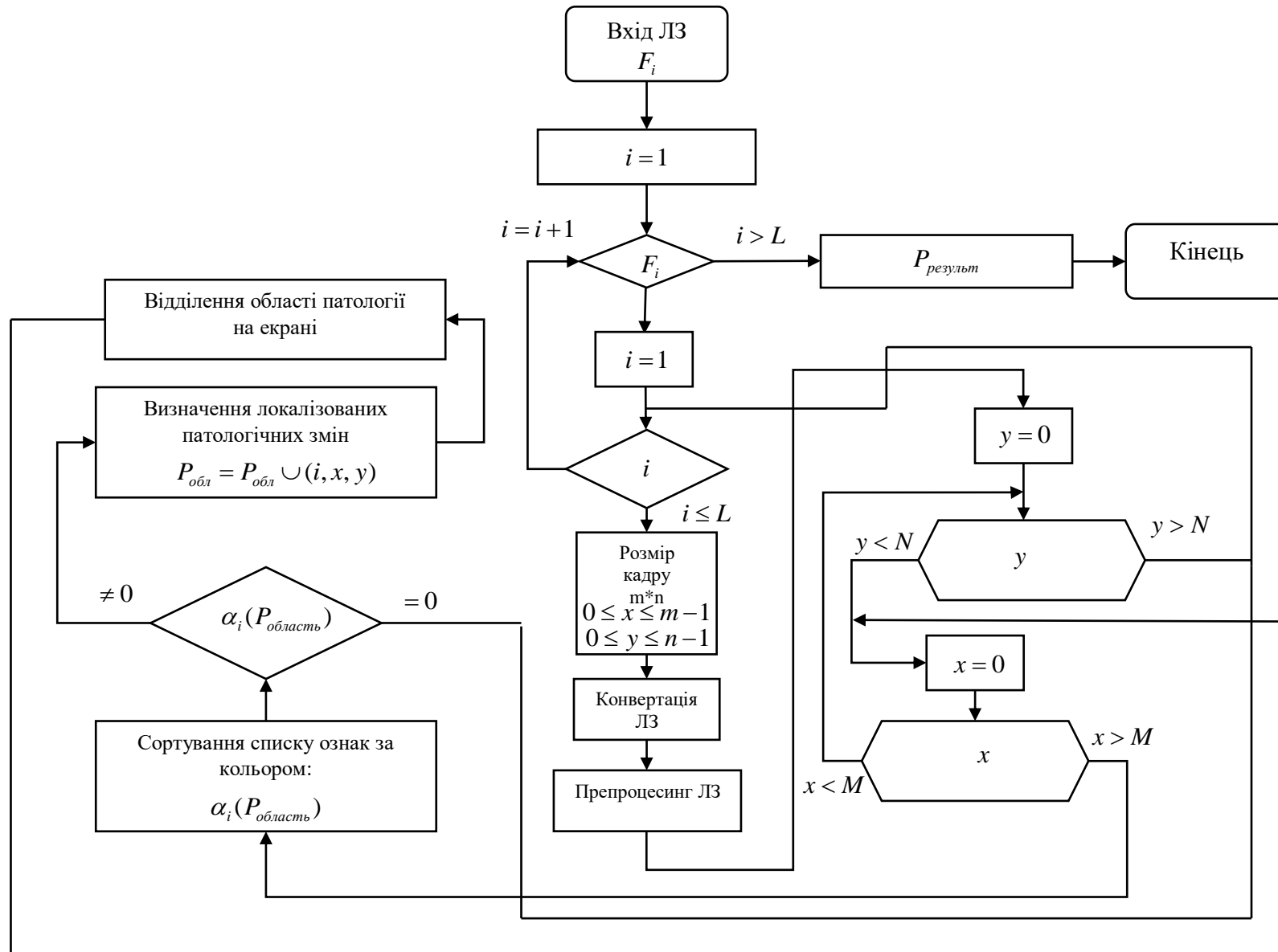
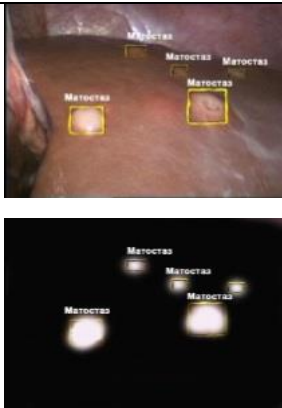
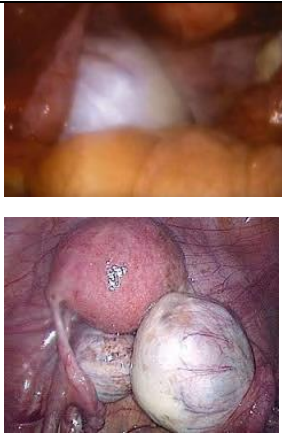
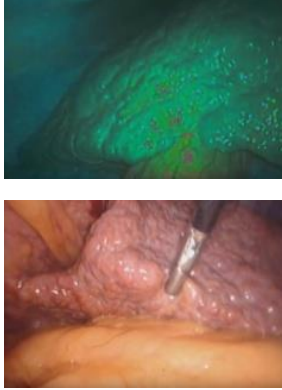

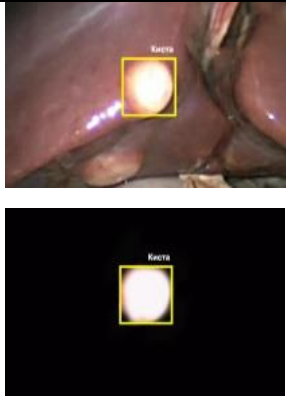
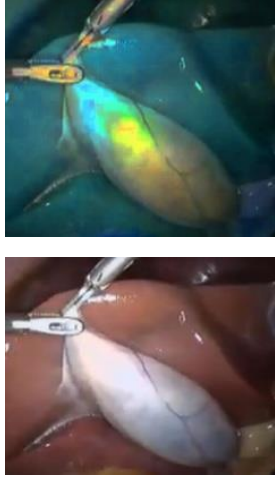
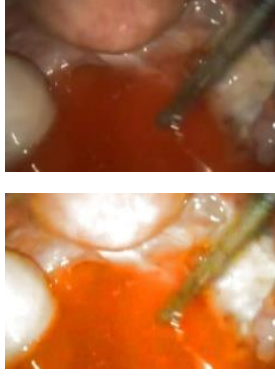


Рисунок 3.2 – Алгоритм роботи виявлення дескриптора на основі кольору

Таблиця 3.1

Розроблені критерії кольорової ідентифікації окремих нозологічних форм патологічних синдромів

Ознака /клас	Нозологічна форма	Зображення патологій	Діапазон виявлення кольору	Тестове відео патології	
				Кількість відеоспостережень	Якість зображення (пікселі)
<i>I</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>
<i>M₁</i>	Метастази		$140 \leq H \leq 155$ $190 \leq S \leq 195$ $68 \leq V \leq 70$	25	1280*1024
<i>M₂</i>	Пухлина придатків яєчників жінок		$180 \leq H \leq 185$ $185 \leq S \leq 190$ $61 \leq V \leq 64$	160	640*480 1280*1024
<i>M₃</i>	Цироз печінки		$17 \leq H \leq 22$ $130 \leq S \leq 150$ $68 \leq V \leq 70$	12	1280*1024
<i>M₄</i>	Гепатит		$9 \leq H \leq 20$ $130 \leq S \leq 135$ $68 \leq V \leq 70$	35	1280*1024

1	2	3	4	5	6
M_5	Кіста печінки		$20 \leq H \leq 30$ $50 \leq S \leq 70$ $68 \leq V \leq 70$	25	1280*1024
M_6	Холецистит		$145 \leq H \leq 150$ $80 \leq S \leq 95$ $68 \leq V \leq 70$	120	1280*1024
M_7	Кровотеча		$5 \leq H \leq 18$ $130 \leq S \leq 180$ $68 \leq V \leq 70$	255	1280*1024

3.1.1 Дослідження процедури виявлення патологічних змін за допомогою алгоритму локалізації за кольором

У результаті дослідження алгоритму виявлення патологічних змін за кольором у жінок з підтвердженим діагнозом пухлини яєчників (репрезентативна, друга за чисельністю група пацієнтів) істинно-позитивна

діагностика була здійснена у 54,4% пацієнтів, в той час як хибно-позитивна діагностика – у 30,0%. При цьому були поставлені діагнози запального синдрому (10 пацієток), ішемічного синдрому (19 пацієток), синдрому венотної гіперемії (11 пацієнтів) і геморагічного синдрому (8 пацієток). Відсутність пухлини (несправжній негативний діагноз) був поставлений 15,6% обстеженим пацієнткам (табл. 3.2). В порядку зменшення кількості хибно-позитивних діагнозів окремі нозологічні форми захворювань розташовувалися наступним чином: кровотеча (35,7%), пухлина яєчника (31,2%), холецистит (18,8%), гепатит (7,8%), метастази печінки (3,2%), цироз (1,9%), кісти печінки (1,3%) (табл. 3.2.). Цей результат показує значну діагностичну цінність характеристик кольору при діагностиці кіст печінки і цирозу.

Таблиця 3.2

Ефективність діагностики патологічних змін органів черевної порожнини і малої миски при застосуванні алгоритму ідентифікації за кольором (%)

№	Патологія	Загальна кількість тестових відео з підтвердженими діагнозами	Число істинно позитивних виявлень	Число хибно позитивних виявлень	Число хибно негативних виявлень
1	Метастази	25	17 (68,0)	5 (20,0)	3 (12,0)
2	Пухлини придатків матки	160	87 (54,4)	48 (30,0)	25 (15,6)
3	Цироз	12	7 (58,3)	3 (25,0)	2 (16,7)
4	Гепатит	35	18 (51,4)	12 (34,5)	5 (14,3)
5	Кіста печінки	25	21 (84,0)	2 (8,0)	2 (8,0)
6	Холецистит	120	84 (70,0)	29 (24,2)	7 (5,8)
7	Кровотеча	255	168 (70,0)	55 (22,9)	32 (7,1)

Найбільш високий показник істинно-позитивної діагностики відзначений при діагностиці кіст печінки (84,0%), а найменший – при діагностиці гепатиту (51,4%). У той же час псевдонегативні діагнози найбільшим числом реєструвалися при діагностиці цирозу (16,7%) і в найменшому числі випадків спостерігалися при діагностиці холециститу (5,8%) (табл. 3.2).

Звертає на себе увагу висока частота хибно-позитивних діагнозів, яка при діагностиці гепатиту зазначається у більше, ніж третини, всіх пацієнтів з підтвердженим діагнозом гепатиту і знаходиться в межах однієї п'ятої – однієї чверті пацієнтів в інших групах, за винятком пацієнтів з діагнозом кісти печінки (табл. 3.2). Подібна «гіпердіагностика» може бути наслідком низької чутливості алгоритму до обраних характеристичних діапазонів кольору для окремих нозологічних форм і показує необхідність застосування даного алгоритму у комбінації з алгоритмами діагностики інших ознак патологічних змін. Також причиною високих значень помилкових і не розпізнаних об'єктів можуть бути зміни умов освітленості, що призводять до спотворення яскравості, відтінків і насиченості кольору.

Результати аналізу відповідності показників автоматизованої діагностики окремих синдромів при хибно-позитивній діагностиці окремих нозологічних форм наведено в таблиці 3.3. Отримані результати показали, що застосування діагностичного алгоритму за кольором хибно-позитивні результати найбільшим числом (40,0% від всього числа хибно-позитивних діагнозів) були зумовлені помилковою діагностикою синдрому венозної гіперемії. Причому, практично половина помилкових діагнозів у цьому випадку мала місце при розвитку кровотеч (табл. 3.3).

За величиною внеску в загальну кількість хибно-позитивних діагнозів інші синдроми розташовувалися таким чином: ішемічний синдром (19,5%), запальний синдром (17,5%), онкологічний синдром (15,6%) та геморагічний синдром (8,4%) (табл. 3.2).

Можна вважати, що подальше вдосконалення алгоритмів, яке підвищує ефективність діагностики синдромів, характерних для окремих нозологічних

форм захворювань, пов'язано зі створенням додаткових синдромальних дескрипторів.

Таблиця 3.3

Частота хибно-позитивної діагностики патологічних захворювань з застосуванням алгоритму діагностики за кольором при підтверджених нозологічних форм захворювань (%)

Нозологія / Синдроми	Метастази печінки	Пухлини придатків матки	Цироз	Гепатит	Кіста печінки	Холецистит	Кровотеча	Всього
Онкологічний	-	-	1 (33,3)	4 (33,3)	-	9 (31,0)	10 (18,2)	24
Запальний	3 (60,0)	10 (20,8)	-	-	1 (50,0)	-	13 (23,6)	27
Ішемічний	1 (20,0)	19 (39,6)	1 (33,3)	-	1 (50,0)	3 (10,3)	5 (9,1)	30
Венозна гіперемія	1 (20,0)	11 (22,9)	1 (33,3)	6 (50,0)	-	14 (48,3)	27 (49,1)	60
Геморагічний	-	8 (16,7)	-	2 (16,7)	-	3 (10,3)	-	13
ВСЬОГО	5	48	3	12	2	29	55	154

Примітка: у дужках вказана кількість пацієнтів з хибно-позитивним діагнозом по відношенню до загального числа пацієнтів у групі з підтвердженою нозологічною формою захворювання.

Представлений алгоритм (рис. 3.2) показує покроковий аналіз при послідовних діях виявлення патології. Діапазон кольору ознак патології мінімізований у відповідності з характеристиками відеокамери і кольорової палітри монітора. При розвитку перешкод зображення, алгоритм створює викривлену картину з безліччю невірних ідентифікованих образів, у зв'язку з чим необхідно проводити додатковий аналіз з застосуванням дескрипторів на основі текстури і контуру.

3.2 Розроблення алгоритмів локалізації та виявлення дескрипторів за контуром

Ознаки контуру мають важливе значення при визначенні форми об'єктів, за умови їх чіткого виділення (кіста, пухлини). Відсутність можливості виділення контуру, в той же час, може вказувати на дифузний характер патологічного процесу (геморагічний, ішемічний синдроми, синдром венозної гіперемії), а також може виступати в якості ознаки злоякісного новоутворення [113]. Однак, в залежності від принципів роботи алгоритму виділення контуру, навіть у разі апріорної можливості екстрагувати його в безперервному (чіткому) вигляді, лінія контуру є переривчастою (рис. 3.3).

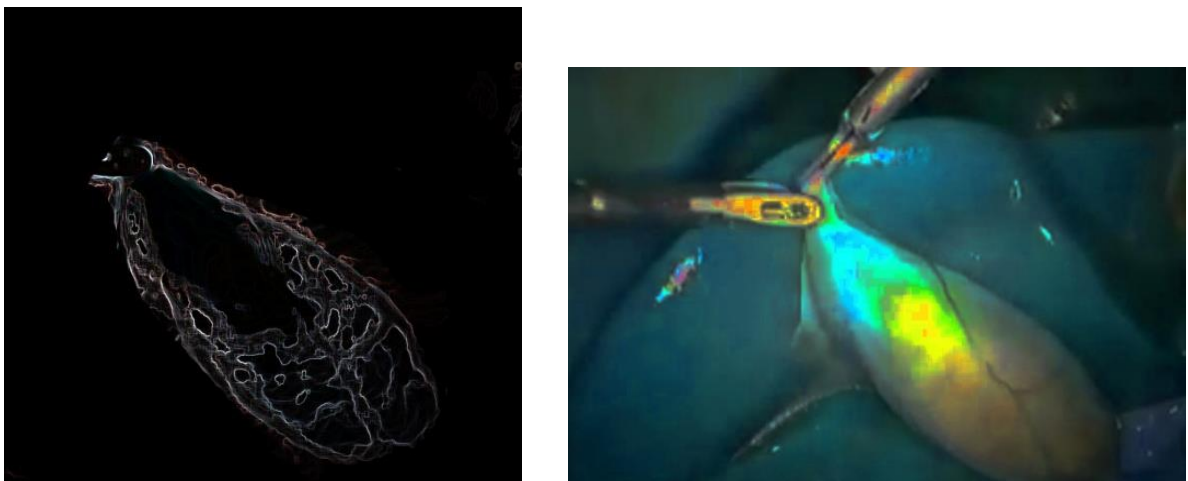


Рисунок 3.3 – Приклад виділення контуру жовчного міхура з застосуванням алгоритму на основі Канні в заданій смузі кольору $145 \leq R \leq 150$, $80 \leq G \leq 95$, $68 \leq B \leq 70$. Позначення: зліва – результат виділення контуру, праворуч – вихідний вид кольорової ознаки патології жовчного міхура

Математична формалізація властивостей контуру дозволяє створити відповідний дескриптор класифікатора, на основі якого робота алгоритму, що забезпечує діагностику за принципом виділення контуру, складається з такої послідовності дій: 1) препроцесинг зображення – фільтрація, балансування контрасту, вирівнювання гістограми яскравості; 2) екстракція краю зображення (контуру); 3) пошук виявлених контурів на основі сплесків кольору.

Таким чином, при розпізнаванні контуру найбільш ефективні аналіз та виявлення контурів об'єктів з визначенням характеристик скалярних величин особливих ознак в моменти точки контуру. Моменти контуру – це сумарна характеристика контуру органів малої миски та черевної порожнини або синдрому з набором симптомів, які представляють двомірний простір зображення (рис. 3.3).

Алгоритм роботи визначення контуру:

Крок 1. Після отримання та оброблення ЛЗ детектором границь Кенні за допомогою будь-якої суцільної неперервної функції $f(x, y)$, використання характеристики контуру полягає у врахуванні особливостей значущих функцій, що забезпечує чітке визначення моментів (рис. 3.4). Загальний або звичайний момент $\alpha_{p,q}$ ЛЗ $f(x, y)$ являє собою ознаку контуру синдромального захворювання та розраховуються за формулою (3.5) [62]:

$$\alpha_{p,q} = \sum_{i=1}^n f(x, y) x^p y^q \quad (3.5)$$

де p, q – порядок інтенсивності пікселів бінарного зображення, цілі числа які являють собою суму послідовностей контура, що представляє ознаку, n – число пікселів контура.

Якщо обчислити момент ознаки контуру третього порядку, то α – буде мати значення $\alpha_{3,0}$, $\alpha_{0,3}$, тобто будь-яка функція зображення має геометричні моменти всіх порядків і є кінцевою.

Крок 2. Будь-яка функція об'єкта ЛЗ характеризується областю об'єкта (масою зображення), моментом інерції об'єкта та координатою центру об'єкта тобто центроїдом зображення. Якщо ознаки контуру характерні для патологічних захворювань, які залежні від локалізованого розташування патології та орієнтації об'єкта в системі координат, то велика кількість простих характерних особливостей не дозволяє виявити об'єкти синдромального

захворювання за різних умов фіксації об'єкта (масштаб, обертання камери). Введення поняття складних геометричних моментів дозволяє нормалізувати центральні контурні значення та ввести поняття головних особливостей $\mu_{p,q}$ (3.6) (рис. 3.4):

$$\mu_{p,q} = \iint (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (3.6)$$

де $p, q = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, \dots$, порядковий номер моменту, \bar{x} та \bar{y} – точки на осі координат, що визначають нормалізовані значення контуру синдромального захворювання, які розраховуються відносно значення $\alpha_{p,q}$.

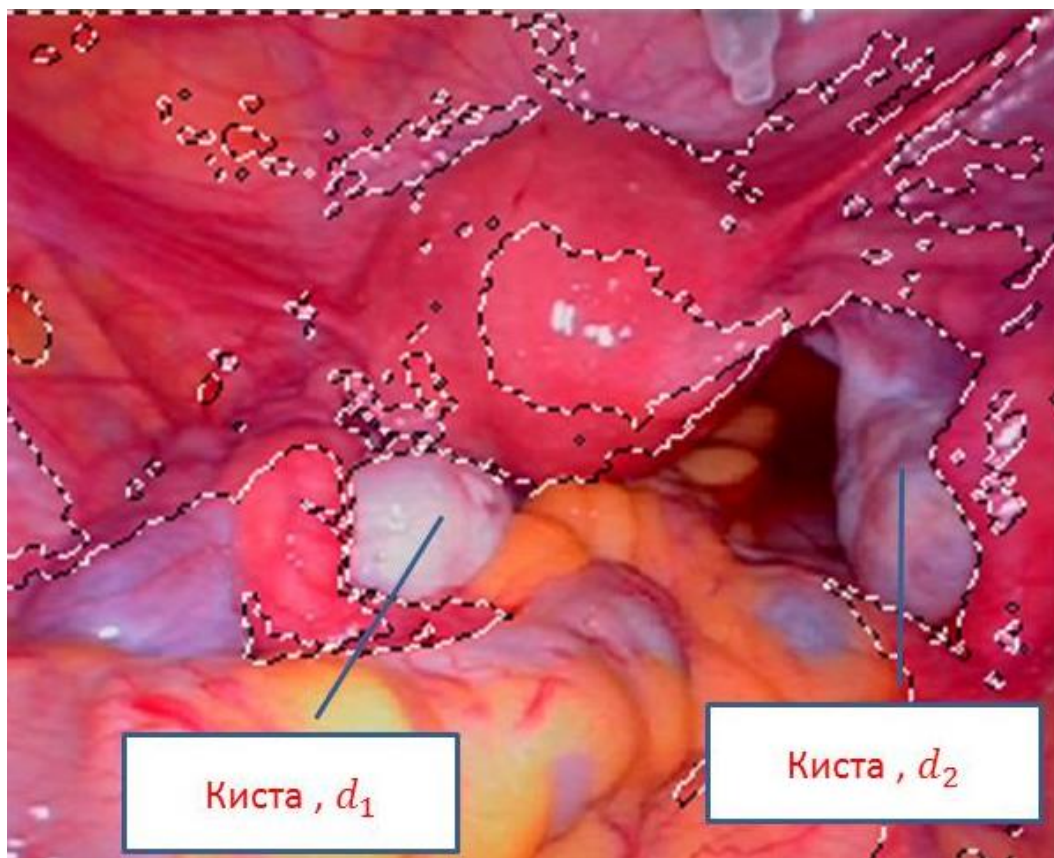


Рисунок 3.4 – Зображення кістозного процесу яєчників

У бінарному зображенні об'єкта контур отримує значення першого порядку ознак моменту виявлення $\alpha_{0,0}$, після чого нормалізовані центральні значення контуру мають вигляд (3.7, 3.8):

$$\bar{x} = \frac{\alpha_{10}}{\alpha_{00}} \quad (3.7)$$

$$\bar{y} = \frac{\alpha_{01}}{\alpha_{00}} \quad (3.8)$$

На рис. 3.5 продемонстровано реалізацію методу виділення контуру за ознаками особливостей моменту об'єкту.

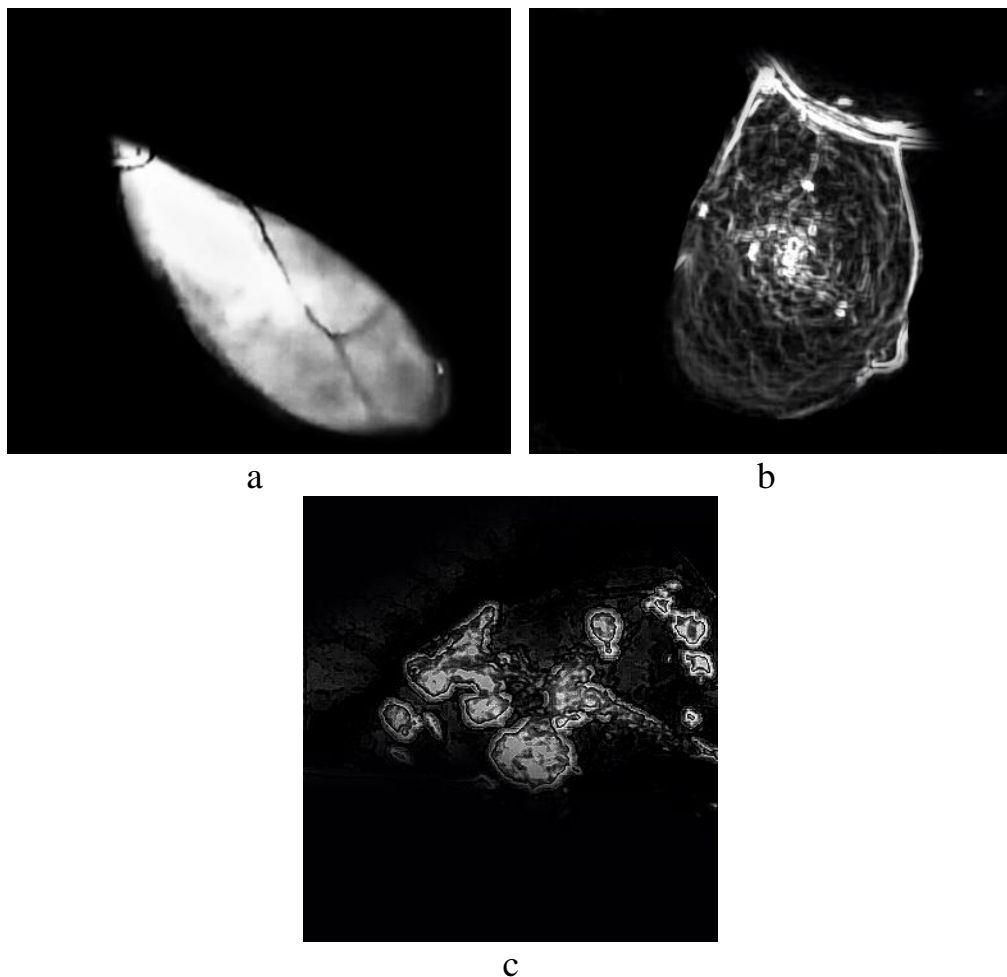


Рисунок 3.5 – Робота алгоритму за контуром: а – виділення патології жовчного міхура; б – текстура і контур жовчного міхура; с – метастатичні запалення печінки

Крок 3. Таким чином, послідовність точок нормалізованого контуру відносно центральних особливостей, визначаються як (рис. 3.6):

$$\begin{aligned}\mu_{00} &= \alpha_{00}, \\ \mu_{01} &= 0, \\ \mu_{10} &= 0, \\ \mu_{11} &= \alpha_{11} - \bar{x}\alpha_{01} = \alpha_{11} - \bar{y}\alpha_{10}, \\ \mu_{20} &= \alpha_{20} - \bar{x}\alpha_{10}, \\ \mu_{02} &= \alpha_{02} - \bar{y}\alpha_{01}, \\ \mu_{21} &= \alpha_{21} - 2\bar{x}\alpha_{11} - \bar{y}\alpha_{20} + 2\bar{x}\alpha_{01}, \\ \mu_{12} &= \alpha_{12} - 2\bar{y}\alpha_{11} - \bar{x}\alpha_{02} + 2\bar{y}\alpha_{10}.\end{aligned}$$

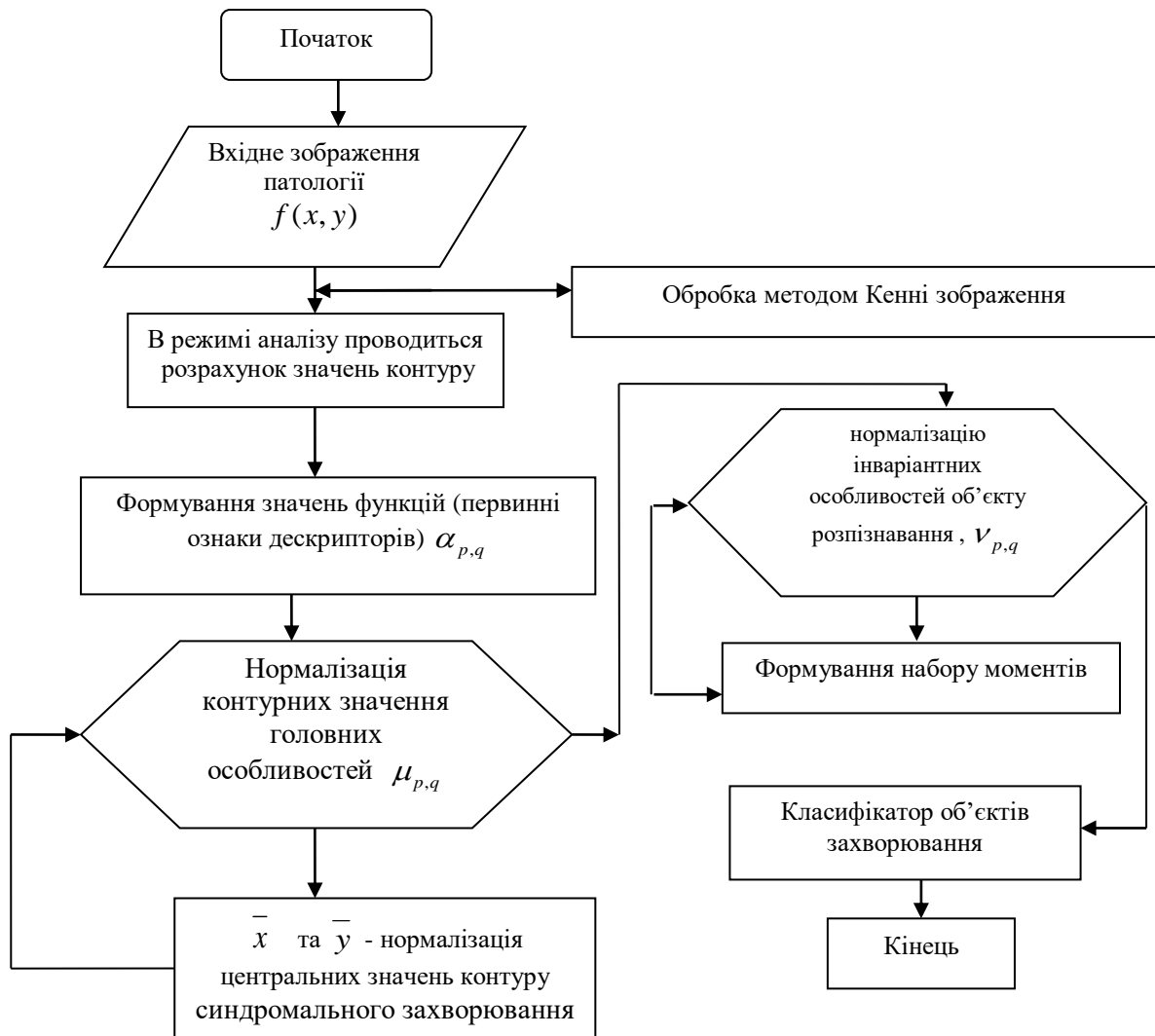


Рисунок 3.6 – Алгоритм локалізації визначення дескрипторів за контуром на основі головних особливостей об'єкту

Використовуючи центральні контурні значення, можна перетворити інваріантні моменти, що залежні від геометричних складових нормалізації інваріант обертання камери щодо контуру. В залежності від моменту інваріантності визначено сім стандартних геометричних моментів.

Крок 4. Для лінійної комбінації нормалізованого контуру центральних особливостей слід провести інваріантне представлення контуру, яке не залежить від масштабу, обертання та відображення. Тому необхідно використати нормалізацію інваріантних характерних особливостей об'єкту розпізнавання (3.9) (рис. 3.6):

$$v_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{0,0}^\gamma} \quad (3.9)$$

де $\gamma = (p + q + 2)/2, p + q = 2, 3, \dots$

Крок 5. Незалежно від положення, розміру та орієнтації об'єкта суть застосування індексів центральних значень відносно інваріантності полягає в тренуванні класифікатору з огляду на об'єкт з різних точок зору. База даних значень ознак моментів відносно інваріантного представлення контуру щодо обертання та зсувів об'єкту формується за значеннями індексів інваріантності (3.10-3.16) [200] (рис. 3.6):

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= (v_{20} - v_{02}) \\ \alpha_2 &= (v_{20} - v_{02})^2 + 4v_{11}^2, \\ \alpha_3 &= (v_{30} - 3v_{12})^2 + (3v_{21} - v_{03})^2, \\ \alpha_4 &= (v_{30} + v_{12})^2 + (v_{21} + v_{03})^2, \\ \alpha_5 &= (v_{30} - 3v_{12})(v_{30} + v_{12})((v_{30} + v_{12})^2 - 3(v_{21} + v_{03})^2) + \\ &+ (3v_{21} - v_{03})(v_{21} + v_{03}) \times (3(v_{30} + v_{12})^2 - (v_{21} + v_{03})^2), \\ \alpha_6 &= (v_{20} - v_{02})((v_{30} + v_{12})^2 - (v_{21} + v_{03})^2) + 4v_{11}(v_{30} + v_{12})(v_{21} + v_{03}), \\ \alpha_7 &= (3v_{21} - v_{03})(v_{21} + v_{03})(3(v_{30} + v_{12})^2 - (v_{21} + v_{03})^2) - \\ &- (v_{30} + 3v_{12})(v_{21} + v_{02}) \times (3(v_{30} + v_{12})^2 - (v_{21} + v_{03})^2) \end{aligned} \quad (3.10-3.16)$$

Крок 6. Зберігаємо набір еталонних моментів контуру об'єктів у файлі зі значеннями особливостей контуру (табл. 3.4), а набір значень дескрипторів використовуємо для навчання класифікатору (рис. 3.6). Застосовуючи часткові моменти ознак контуру об'єкта для навчання класифікатору, отримуємо кращу ідентифікацію об'єктів, водночас із зменшенням кількості похибок при визначенні цілісної форми контуру.

Таблиця 3.9

Таблиця головних контурних особливостей для виявлення патологічних захворювань органів черевної порожнини та малої миски у жінок

База особливостей							
1	2	3	4	5	6	7	8
Захворювання органів черевної порожнини та малої миски у жінок	Data1.txt	Data2.txt	Data3.txt	Data1.txt	Data1.txt	Data1.txt	Data1.txt
Метастази	1.980737e+006 2.114829e+005 4.157898e+002 7.252880e+002 1.334712e+006 6.348935e+004 6.394766e+003	1.736357e+006 1.380887e+006 7.840128e+004 1.170146e+006 9.315538e+005 6.400388e+005 1.255822e+006	1.653204e+006 4.161203e+004 1.309219e+003 1.521810e+006 1.148189e+006 4.929012e+003 1.262611e+006	1.878949e+006 7.812127e+005 2.199406e+004 3.263426e+005 1.738877e+006 3.200601e+005 1.371952e+006	2.253588e+006 3.918272e+005 1.232278e+005 9.543482e+005 1.593646e+006 1.602323e+006 1.479974e+006	2.009328e+006 4.145778e+005 1.543033e+005 4.467775e+005 1.456272e+006 7.433075e+005 4.380093e+004	1.722906e+006 7.506285e+002 9.748828e+004 3.592572e+001 1.107613e+006 3.329492e+003 5.678531e+003
Пухлина придатків яєчників у жінок	5.527161e-003 5.874380e-008 3.635490e-009 6.980813e-010 1.112075e-018 1.691946e-013 6.105327e-021	4.937904e-003 4.138565e-008 4.693884e-008 1.879257e-012 5.581365e-022 3.823056e-016 2.666051e-024	4.473054e-003 5.562624e-007 5.405464e-009 2.032533e-010 2.130442e-019 1.515924e-013 -8.213423e-022	4.378969e-003 1.423225e-006 1.902080e-008 7.780806e-010 2.993291e-018 9.282418e-013 -9.912487e-021	3.974653e-003 8.214607e-007 8.779487e-015 3.582633e-015 1.300299e-029 -1.901339e-018 1.531791e-029	5.115272e-003 8.410446e-007 6.545326e-009 5.466863e-010 4.767339e-019 1.388932e-013 9.176810e-019	6.628005e-003 3.173382e-006 1.134230e-009 1.668919e-010 -7.222966e-020 2.105708e-013 -7.433864e-021
Цироз печінки	5.349237e-003 2.052694e-006 1.284690e-008 4.374450e-010 5.387050e-019 5.014845e-013 8.861115e-019	6.248033e-003 1.184363e-007 1.086412e-013 3.006173e-014 1.367848e-027 8.083947e-018 1.039446e-027	4.100139e-003 5.614396e-007 4.176275e-010 1.678961e-011 1.360251e-021 -9.846928e-015 3.553609e-022	4.506353e-003 2.376644e-008 1.088658e-011 9.856383e-010 -8.246379e-020 1.464417e-013 6.019934e-020	5.437270e-003 3.901749e-006 4.263642e-008 1.833126e-009 4.238559e-018 6.032498e-013 -1.564201e-017	4.615566e-003 7.142738e-007 1.442763e-009 3.684745e-010 2.423311e-019 8.919160e-014 1.159988e-019	5.109741e-003 3.994438e-006 2.305578e-009 1.807177e-010 -1.032055e-019 8.919160e-014 1.672179e-013 5.437126e-020
Гепатит	5.640695e-003 8.377988e-006 2.196419e-014 8.129012e-015 2.836185e-029 2.348090e-017 1.048530e-028	4.472321e-003 3.083821e-007 6.908701e-015 4.689146e-015 1.245271e-029 2.459809e-018 2.360623e-029	4.186408e-003 2.886271e-008 2.532166e-010 1.050421e-010 -1.213530e-020 -2.271561e-013 4.457321e-015 1.209201e-020	4.379144e-003 2.466410e-006 1.773370e-008 3.403112e-010 5.734369e-019 2.271561e-013 6.083511e-019	3.893560e-003 8.275890e-007 1.456216e-011 5.149285e-011 -1.409969e-021 -1.697884e-014 4.683854e-014 1.468353e-023	6.204945e-003 1.251260e-006 7.843241e-009 1.582306e-011 5.107560e-021 -1.697884e-014 2.232638e-021	5.303273e-003 3.228359e-007 3.293276e-009 3.763954e-010 -3.732468e-019 1.911164e-013 1.905300e-019

Продовження таблиці 3.9

1	2	3	4	5	6	7	8
Кіста печінки	5.978232e-003	5.376205e-003	5.581510e-003	6.416604e-003	2.272100e+004	2.741700e+004	2.588200e+004
	8.256085e-007	5.580145e-007	2.942528e-006	1.563235e-006	1.167801e+006	1.438320e+006	1.343557e+006
	4.037311e-009	3.783235e-008	4.606066e-009	7.570402e-014	6.173459e+007	7.762399e+007	7.149321e+007
	2.266908e-012	8.360696e-010	8.190901e-010	1.246740e-011	3.355010e+009	4.304084e+009	3.895889e+009
	2.167894e-022	1.127355e-018	-3.778130e-019	1.165450e-023	2.898102e+007	3.214692e+007	2.765536e+007
	1.953246e-015	2.942606e-014	1.396912e-012	1.556598e-014	1.489550e+009	1.686455e+009	1.435613e+009
	5.867844e-024	4.564993e-018	-1.545461e-018	3.298224e-024	7.874351e+010	9.101546e+010	7.639167e+010
					3.696673e+010	3.769482e+010	2.955147e+010
					1.899991e+012	1.977501e+012	1.534040e+012
					4.715410e+013	4.420250e+013	3.157891e+013
Холецистит	2.668600e+004	2.618100e+004	2.600500e+004	2.097000e+004	2.279800e+004	2.939700e+004	2.509900e+004
	1.428142e+006	1.427869e+006	1.484636e+006	1.122292e+006	1.220576e+006	1.574788e+006	1.340030e+006
	7.815210e+007	7.985620e+007	8.755681e+007	6.151329e+007	6.696739e+007	8.623984e+007	7.338727e+007
	4.366836e+009	4.567449e+009	5.317212e+009	3.447266e+009	3.757584e+009	4.820369e+009	4.115049e+009
	2.573912e+007	2.388565e+007	2.239751e+007	1.586416e+007	1.132153e+007	1.003646e+007	3.326714e+006
	1.377371e+009	1.302899e+009	1.278911e+009	8.490324e+008	6.057105e+008	5.376281e+008	1.775665e+008
	7.536865e+010	7.287799e+010	7.543750e+010	4.653579e+010	3.321078e+010	2.944121e+010	9.723995e+009
	2.482694e+010	2.179306e+010	1.929214e+010	1.200281e+010	5.623332e+009	3.428298e+009	4.424324e+008
	1.328464e+012	1.188952e+012	1.101790e+012	6.423764e+011	3.006393e+011	1.836375e+011	2.360888e+010
	2.394816e+013	1.988520e+013	1.661877e+013	9.082290e+012	2.793586e+012	1.171645e+012	5.903862e+010
Кровотеча	1.904300e+004	1.595673e+006	1.625653e+006	1.681186e+006	1.619297e+006	1.704097e+006	1.733089e+006
	1.022936e+006	3.305712e+003	5.024220e+006	4.475795e+003	1.155158e+006	2.205888e+006	3.817790e+003
	5.665332e+007	2.023397e+005	1.672494e+002	4.797168e+001	4.299366e+005	2.627255e+005	1.392664e+002
	3.224128e+009	721482e+006	2.379868e+003	1.884314e+003	6.777357e+005	7.114292e+005	
	2.723548e+007	1.022862e+006	9.295291e+005	5.409272e+005	1.036484e+006	4.940800e+005	6.761938e+002
	1.463276e+009	1.526049e+006	2.494487e+006	5.255662e+002	2.494861e+005	6.679843e+005	1.205510e+006
	8.105363e+010	1.700019e+006	4.394699e+003	2.044465e+003	1.218782e+006	2.188530e+004	6.347354e+1.82
	2.093194e+012						8234e+003
	5.571227e+013						

Програмна реалізація алгоритму локалізації контурних особливостей дозволяє аналізувати і розпізнавати ознаки об'єкту патологічного захворювання (3.4). Якщо контур, який заданий класифікатором, не ідентифікований, проводиться додаткове навчання класифікатора зі зміною кута огляду і освітлення. Реалізація алгоритму виконана на основі бібліотеки OpenCV.

База даних зображень відносно контуру складалась за результатами двох категорій: тестування та навчання. Тренувальні образи представляли об'єкти класів M , кожен з яких складав образи в кількості об'єктів P - кожного класу.

Кількість об'єктів з різними формами масштабування і кутами огляду складала 12953 зображень таких патологічних змін: кісти печінки, метастази печінки, цироз, гепатит, холецистит, а також кісти та пухлини придатків матки і внутрішньо-порожнинна кровотеча.

В результаті, з класу розпізнавання «кіста печінки», отримано 2250 об'єктів зображень різної форми та розміру, а саме:

- Зображення об'єкту відносно різного кута нахилу: $30^\circ, 45^\circ, 55^\circ, 90^\circ, 120^\circ$ – в кількості 1854.

- Зображення об'єкту відносно масштабу в 1 – 5 рази – в кількості 1749.

- Зображення об'єкту під кутом нахилу 45° та з масштабом в 1-2 рази – в кількості 1387.

- Зображення об'єкту під кутом нахилу 55° та з масштабом в 3-5 рази – в кількості 1260.

3.2.1 Дослідження процедури виявлення патологічних за допомогою алгоритму локалізації за контуром

При порівнянні і розпізнаванні границь ЛЗ критерієм розпізнавання було значення евклідової відстані (52). Вибірка еталонних дескрипторів включала 12953 зображень об'єктів патологічних змін: кісти печінки, метастаз печінки, цирозу, гепатиту, холециститу, а також кісти та пухлини придатків матки і внутрішньо-порожнинної кровотечі з різними формами масштабування і кутами огляду.

Найбільш висока частота розпізнавання відзначалася відносно контуру кіст печінки становила від 92% (метод Кенні) до 95% (алгоритм визначення контуру за ознаками моментів об'єкту) (табл. 3.5). У той же час, найменші показники розпізнавання цирозу були зареєстровані в діапазоні від 33% при застосуванні диференціального методу до 50% при застосуванні алгоритму визначення контуру за ознаками моментів об'єкту. Найбільша частота виявлень для всіх тестових виборок відзначалася при застосуванні алгоритму визначення контуру за ознаками моментів об'єкту та алгоритму визначення об'єкту за кольором, яка становила від 82% до 88% (табл. 3.5.).

Розрахунок евклідової відстані показав найменше значення відносно контурів метастазів і кіст печінки (табл. 3.6). Найбільшим цей показник був між контуром запаленого жовчного міхура і кістою печінки.

Наведені результати свідчать про можливу наявність джерела діагностичних помилок, а також, про необхідність застосування комбінованих дескрипторів для їх усунення.

Ефективність розпізнавання за допомогою алгоритму виділення контурів окремих нозологічних форм захворювань

Тестова вибірка	Вірогідність виявлення об'єкту (%)		
	Алгоритм визначення контуру за ознаками моментів об'єкту	Метод Кенні	Диференційний метод контурного аналізу
Контури кіст печінки	95	92	93
Контури метастазів печінки	91	86	89
Контурні ознаки цирозу	50	42	33
Контурні ознаки запалення жовчного міхура	86	62	61

Таблиця 3.6

Значення евклідової відстані при зіставленні дескрипторів еталонних зображень контуру з потоком ЛЗ

Контур об'єкта	Контур кісти печінки	Контур метастази печінки	Контурні ознаки цирозу	Контур запаленого жовчного міхура
Метастази печінки	0,0031	0,1405	0,1292	0,0987
Кіста печінки	0,1210	0,0014	0,173	0,1764
Кіста яєчника	0,1048	0,1324	0,0615	0,1684
Холецистит	0,113	0,1462	0,7641	0,0421

Звертає на себе увагу велика кількість хибно-позитивних діагнозів (310), що перевищувало кількість хибно-негативних виявлень (74), а також число істинно-позитивних діагнозів (197) (табл. 3.6). Найбільша частота хибно-позитивних виявлень при застосуванні алгоритму діагностики по контуру відзначалася при внутрішньо-порожнинній кровотечі (75,0%), що підкреслює низьку діагностичну ефективність застосування алгоритму діагностики за контуром для даної патології. Найбільша ефективність і, відповідно, найменша

кількість хибно-позитивних виявлень, відзначалась щодо метастазів і кіст печінки (4,0%) (табл. 3.7).

Для збільшення ступеня розпізнавання та ідентифікації об'єктів необхідно використовувати розроблений метод комбінованого застосування алгоритмів розпізнавання на основі кольору, контуру і текстури.

Найбільша кількість хибно-позитивних діагнозів при використанні алгоритму визначення контуру за ознаками моментів об'єкту була отримана за результатами діагностики кровотечі (57,0%) (табл. 3.7). Інші нозологічні форми у порядку убавання кількості хибно-позитивних діагнозів розташовувалися наступним чином: холецистит (16,1%), пухлина яєчника (15,2%), гепатит (8,5%), цироз (2,5%).

Таблиця 3.7

Ефективність діагностики патологічних змін органів черевної порожнини і малого таза при застосуванні алгоритму ідентифікації за контуром (%)

№	Нозологічні форми захворювання	Загальна кількість тестових відео з підтвердженими діагнозами	Число істинно позитивних виявлень	Число хибно позитивних виявлень	Число хибно негативних виявлень
1	Метастази	25	23 (92,0)	1 (4,0)	1 (4,0)
2	Пухлини придатків матки	130	57 (35,6)	42 (23,0)	25 (17,2)
3	Цироз	12	2 (16,6)	8 (66,7)	2 (16,7)
4	Гепатит	35	5 (14,3)	27 (77,1)	3 (8,6)
5	Кіста печінки	25	24 (96,0)	1 (4,0)	-
6	Холецистит	120	63 (52,5)	51 (42,5)	6 (5,0)
7	Кровотеча	240	23 (9,6)	180 (75,0)	37 (15,4)

Хибно-позитивні діагнози найбільшим числом реєструвалися при діагностиці венозної гіперемії (32,3%) (табл. 3.8). Інші синдроми в порядку зменшення кількості хибно-позитивних діагнозів розташовувалися наступним чином: ішемічний синдром (25,6%), запальний синдром (22,5%), онкологічний

синдром (10,4%) та геморагічний синдром (9,2%) (табл. 3.8).

Слід зазначити, що застосування алгоритму визначення контуру за ознаками моментів об'єкту супроводжувалося найбільшим числом хибно-позитивних діагнозів у порівнянні з іншими алгоритмами кольору та текстури. Однак, необхідно звернути увагу, що більшість подібних діагнозів мали відношення до близьких за своїми характеристиками синдромів, для яких край зображення мав дифузний характер, такі як венозна гіперемія, запальний і ішемічний синдроми.

Таблиця 3.8

Частота хибно-позитивної діагностики патологічних синдромів за допомогою алгоритму визначення контуру при підтверджених нозологічних формах захворювань (%)

Нозологія / Синдроми	Метастази печінки	Пухлини придатків матки	Цироз	Гепатит	Кіста печінки	Холецистит	Крово теча	Всього
Онкологічний	-	-	3 (37,5)	2 (7,4)	1	11 (21,6)	16 (8,9)	33
Запальний	1	7 (14,6)	1 (12,5)	6 (22,2)	-	13 (25,5)	43 (23,9)	71
Ішемічний	-	10 (20,8)	2 (25,0)	8 (29,6)	-	7 (13,7)	54 (30,0)	81
Венозна гіперемія	-	8 (16,7)	2 (25,0)	9 (33,3)	-	16 (31,4)	67 (37,2)	102
Геморагічний	-	23 (47,9)	-	2 (7,4)	-	4 (7,8)	-	29
ВСЬОГО	1	48	8	27	1	51	180	316

Примітка: у дужках вказана кількість пацієнтів з хибно-позитивним діагнозом по відношенню до загального числа пацієнтів у групі з підтвердженою нозологічною формою захворювання.

3.3 Розроблення модифікованого алгоритму локалізації дескриптора за текстурними ознаками на основі локальних бінарних шаблонів

Перш за все, під текстурною ознакою поверхні тканини будемо розуміти регулярні або випадкові (нерегулярні) перепади яскравості і кольору з наявними контурними відмінностями. Загальна схема КАД базувалась на реалізації алгоритму, який передбачав захоплення відеозображення, гамма-корекцію, масштабний аналіз текстури зображення, екстракцію характерних ознак з наступною селекцією та на завершальному етапі – класифікацію зображень [19], яка відбувалась за використання бази даних відповідних зображень та технологій навчання класифікатора за каскадними ознаками [38].

В дисертаційній роботі алгоритм визначення текстури ґрунтується на векторному значенні шаблонних лапароскопічних зображень (ЛЗ). Завдання алгоритму полягає в навчанні класифікатора за допомогою набору числових параметрів, які дають повну характеристику текстури об'єкта. При цьому застосування методу навчання за допомогою опорних векторів відбувається за рахунок порівняння шаблонних ЛЗ з досліджуваним зображенням, після чого обчислюється відповідний вектор відмінності. В алгоритмі використовується локальний дескриптор, тобто маємо попередньо виділену область або частину зображення, яку необхідно описати.

Для опису текстури застосовували модифікований метод локальних бінарних шаблонів (ММЛБШ) [40], [46]. За допомогою даного методу можна виділити основні групи критеріїв, без дотримання чітких вимог до умов зйомки. Також за допомогою ММЛБШ можна реалізувати обчислення текстурних ознак в режимі реального часу.

Таким чином, пропонується підхід до розпізнавання зображень має властивість візуальної подібності з еталонними відеокадрами та фотографіями, описаними при сегментації або при класифікації еталонних текстур.

Зображення представлені з використанням фотометричних властивостей пікселів, які використовують точковий детектор. Наприклад, текстура цирозу

печінки може відрізнятись, але ключові точки розпізнавання допомагають ідентифікувати періодичність і симетрію.

Вхідне ЛЗ з ознаками патологічних змін $I_{i,j}$, необхідно представити у вигляді локалізованих областей $P'_{x,y}$, де r – зони області $x=\overline{1,w}$, $y=\overline{1,w}$. Так як вибірка текстур має показник зображень 100, то значення $w=100$. Як наслідок, формування текстурних ЛЗ проводиться з використанням ММЛБШ ($W(x,y)$). Суть методу полягає в збільшенні радіуса аналізу пікселів, починаючи від центрального пікселя, з можливістю виділення ключових позначок. Слід виділити основні текстурні особливості у вигляді ознак суміжних точок.

За допомогою накладання на зображення сітки проводиться розділення ЛЗ на квадрати, таким чином, щоб кожна зона виділеного квадрата включала 16 точок з радіусом окружності 2. Зображення переводиться в градацію сірого для більш безальтернативного визначення граничного значення кольору – білий, чорний.

Ознаки текстури за допомогою методу локальних бінарних шаблонів (ЛБШ) обчислювали за [31], що дозволило подати W у вигляді [32] (3.17):

$$W_{16,2} = \begin{cases} \sum_{p=1}^{16} g(s_p - s_c), \text{ якщо } Q_2 \geq 0, \text{ т} & g(x) = \begin{cases} 1, x \geq 0 \\ 0, x < 0 \end{cases} \\ p+1, \text{ інше} & \end{cases} \quad (3.17)$$

де p – число сусідніх пікселів, Q – зміна показників 0 або 1, $s_{p,c}$ – точки пікселів окружності, Q_2 – порогове значення, g – функція (x) , яка описує значення інтенсивності елементів кола.

Виходячи з вище представленого, були формовані гістограми текстур окремих ділянок, які є дескрипторами виявлення патології за заданими значеннями еталона. Гістограми цих ділянок визначені, як (3.18):

$$H_i = \sum_{x,y} I(M_j(W)), \quad y=i, i=1, \dots, n-1 \quad (3.18)$$

де H_i – гістограма, яка складається зі стовпців бінарного коду, n – число шаблонів, $I(x,y)$ – ЛЗ в градації сірого, $W(x,y)$ – значення яскравості пікселів з координатами (x,y) .

При цьому, якщо врахувати сусідні зоні пікселів, маємо $n = 2^p$, тобто, коли величина n залежить від кількості p , то функція $I(M_j(W))$ описує значення текстурних характеристик, але спотворення ЛЗ у вигляді інсуфляційних газів та капель рідини не дають провести повний аналіз зображення. Для забезпечення швидкості виявлення та роботи алгоритму достатньо в реальному режимі часу провести поділ показників на значущі і незначущі.

При аналізі зображення поверхні печінки при гепатиті визначали 9 характерних для гепатиту патернів. Для відсіювання незначущих показників орієнтувалися на появу поріділих наборів міток (рис. 3.7), з допомогою яких обчислювали перший і другий рівень розпізнавання.

Ступінь рівномірності між центральним пікселем та сусідніми визначає кількість переходів бінарного значення (3), рівномірними вважаються патерни які, мають не більше двох бінарних переходів в циклічному представленні ознаки (3.19):

$$I(M(W_{16,2})) = |g(s_{16} - s_c) - g(s_0 - s_c)| + \sum_{p=1}^{16} |g(s_{p-1} - s_c)| \quad (3.19)$$

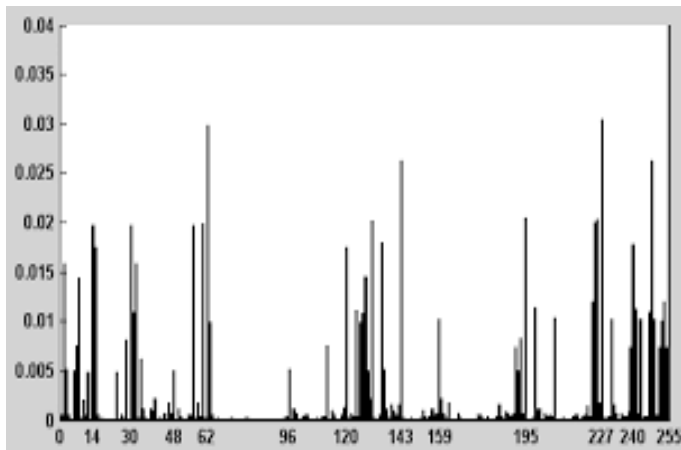
де $I(M(W_{16,2}))$ – ступінь рівномірності.

Вираз для обчислення ознак текстури з однаковим показником рівномірності представлено у вигляді [6] (3.20, 3.21):

$$W_{16,2}^I = \begin{cases} s(W_{16,2}(x,y)), & \text{if } I(M(W_{16,2})) \leq 2 \\ 270, & \text{if } I(M(W_{16,2})) > 2 \end{cases} \quad (3.20)$$

$$\text{де } s(W_{16,2}(x, y)) = \begin{cases} 0, & W_{16,2} = 0 \\ 269, & W_{16,2} = 255 \\ 16 \sum_{p=0}^{15} g(s_{16} - s_2) - 15 + \lg_2(idx), & W_{16,2} \neq 0, 255 \end{cases} \quad - \text{аналіз текстурних}$$

характеристик за кольоровими показниками.



А



Б

Рисунок 3.7 – Зображення текстури поверхні здорової печінки при аналізі методом модифікованих бінарних шаблонів: А – гістограма зображення поверхні печінки, Б – аналізоване зображення поверхні здорової печінки

Ознаки інваріантні до змін кутів огляду підвищують стійкість показників щодо проявів спотворення порогової функції:

$$W_{16,2}^{riu} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{15} g(s_{16} - s_2), & \text{if } I(M(W_{16,2})) \leq 2 \\ 17, & \text{if } I(M(W_{16,2})) > 2 \end{cases}, \quad (3.21)$$

де $W_{16,2}^{riu}$ – ознака, яка виражає особливості текстурних поворотів та граничних ліній.

Отримані результати навчали класифікатор і використовували для подальшого порівняння та виявлення об'єктів з огляду на типові особливості текстури: точки, лінії, кути, краї.

Ефективність методу при тестуванні текстурних ознак в режимі реального часу дозволило забезпечити розпізнавання текстур тканин печінки.

З метою оцінки точності розпізнавання текстури в відеопотоці обчислювали значення показника D за формулою (3.22):

$$D = \frac{E_p}{E} \quad (3.22)$$

де E_p – кількість позитивно розпізнаних захворювань, E – загальна кількість відеофрагментів з наявним захворюванням.

Середня швидкість розрахунку розпізнавання ознаки текстури обчислюється за допомогою формули значення співвідношення пікселів в секунду [46] (3.23):

$$Rate = \frac{n_x n_y}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i} \quad (\text{пікселів / с}) \quad (3.23)$$

де $n_x n_y$ – розмір ЛЗ в пік селях, N – число запусків розрахунку відповідних W ознак для ЛЗ, T_i – фіксований час роботи алгоритму.

Відносна частота ідентифікації досліджуваних захворювань при навчанні класифікатора методом запропонованого ММЛБШ в роботі зростала в порівнянні з такою при застосуванні для ЛБШ на 8% (гепатит), 4% (цироз) і на 7% (патологія яєчників).

Слід зазначити в процесі класифікації на основі метода опорних векторів модифікований метод МЛБШ за рахунок навчання тяжких прикладів та за рахунок збільшення точності виявлення об'єктів патології було запропоновано

ідею використання накопичення ознак, що призведе до посилення загального вектору приналежності ознак до класу патологічного захворювання.

Алгоритм розпізнавання за ознаками текстури представлений на рис. 3.8, де описується кадр відеопотоку в реальному часі. В результаті роботи методу ММЛБШ отримуємо більшу економію пам'яті та збільшення швидкості розпізнавання, чим при роботі класичного методу ЛБШ.

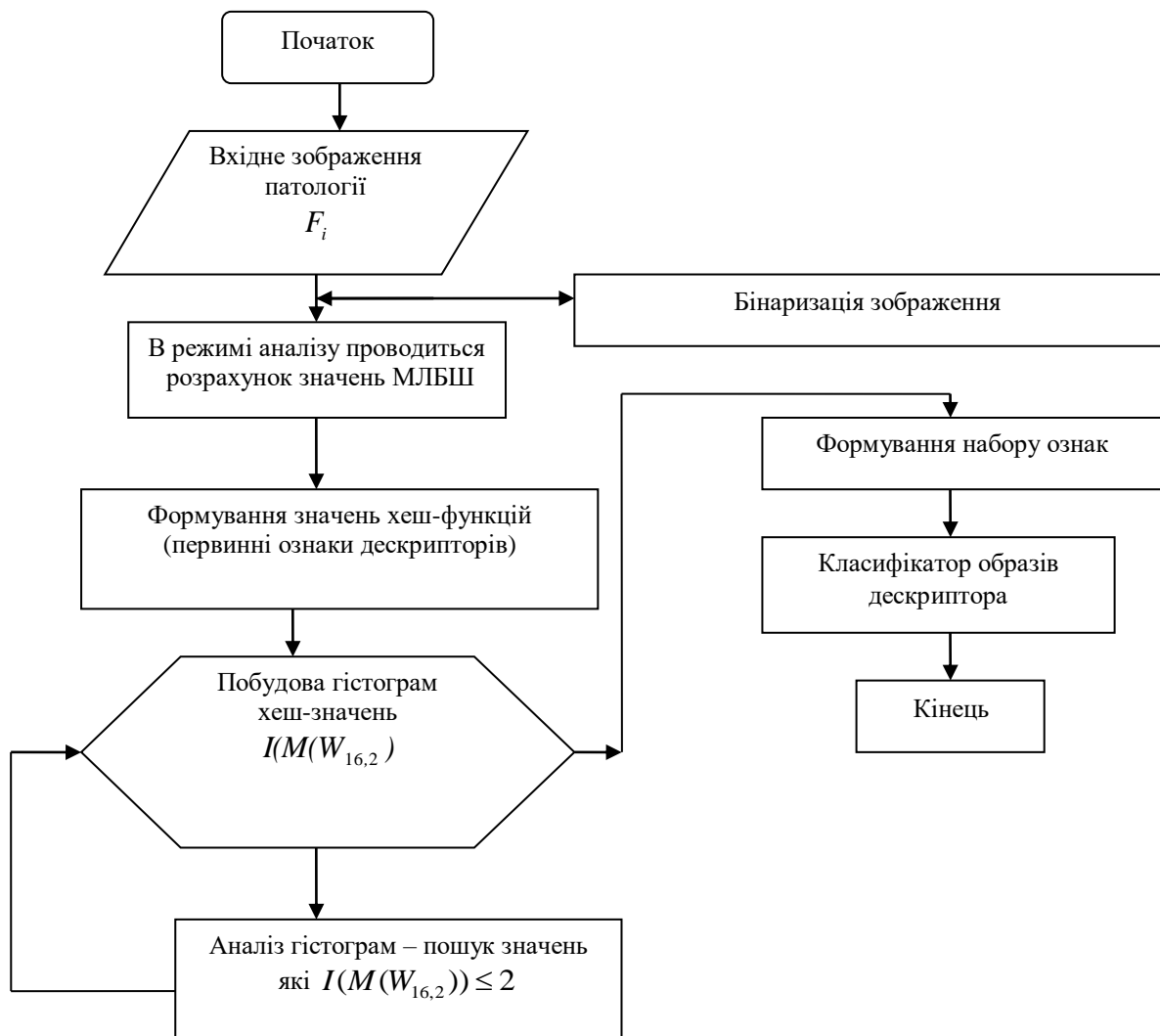


Рисунок 3.8 – Алгоритм локалізації патології за рахунок роботи текстурного алгоритму

Проведений у роботі аналіз результатів діагностики за розробленою технологією показав, що загальна ефективність – істинно-позитивних діагнозів склала 58,3%.

3.3.1 Дослідження процедури виявлення патологічних змін за текстурними ознаками

Проведений у роботі аналіз показав, що текстурні характеристики кровотечі описати не можливо. Тому цю групу пацієнтів виключили з вибірки тестування ефективності алгоритму розпізнавання зображень по контуру (табл. 3.9).

Таблиця 3.9

Виявлення текстурної відмінності ознаки об'єкту в режимі реального часу (%)

Нозологічна форма захворювання	Розмір Відеофайлу 1024x768, кількість	Методи порівняння			
		ЛБЗ		ММЛБЗ	
		%	пікс/сек	%	пікс/сек
Гепатит	25	54	4570846	62	4759368
Цироз	30	75	5621757	79	6234694
Патологія яєчників	125	81	7035691	88	8187738

Загальна кількість псевдо-позитивних і псевдо-негативних результатів розпізнавання склали відповідно 20,9% і 20,7%. При цьому найбільшим числом псевдонегативні результати відзначалися при діагностиці холециститу (41,8%) і пухлинних захворювань яєчника (31,6%). За ознакою зниження кількості хибно-позитивних результатів інші нозологічні форми захворювання розташовувалися наступним чином: кіста печінки (12,6%), метастази печінки (24,0%), гепатит (5,1%), цироз (1,3%) (табл. 3.10). Таким чином, найбільш коректною текстурне розпізнавання здійснювалося щодо цирозу і гепатиту.

Найбільша кількість хибно-позитивних діагнозів при застосуванні алгоритму ідентифікації текстури об'єкта реєструвалося у пацієнтів з холециститом (35,6%) (табл. 3.10). У порядку зменшення інші нозологічні форми захворювань розташовувалися наступним чином: пухлини яєчника (19,8%), кісти печінки (9,9%), метастази печінки (4,0%), гепатит (4,0%) і цироз

(1,0%), що свідчить про ефективну діагностику зазначених захворювань у зворотній залежності.

Таблиця 3.10

Ефективність діагностики патологічних змін органів черевної порожнини і малого таза при застосуванні алгоритму ідентифікації за текстурними ознаками (%)

№	Нозологічні форми захворювання	Загальна кількість тестових відео з підтвердженими діагнозами	Число істинно позитивних виявлень	Число хибно позитивних виявлень	Число хибно негативних виявлень
1	Метастази	25	13	6	6
2	Пухлини придатків матки	160	101	25	34
3	Цироз	12	10	1	1
4	Гепатит	35	29	4	2
5	Кіста печінки	25	12	10	3
6	Холецистит	120	55	33	32
	Всього	377	220	79	78

Аналіз внеску окремих синдромів у псевдо-позитивну діагностику показав, що найбільшим числом дані діагнози розподілялися відносно синдромів ішемії венозної гіперемії (20,8% і 19,8% відповідно), що пояснюється виявленими в дослідженні труднощами завдання текстурних характеристик даних синдромів. За ознакою зменшення внеску інші синдроми розташовувалися наступним чином: онкологічний синдром (17,8%) і запальний синдром (15,8%) (табл. 3.11).

Слід також підкреслити, що загальна кількість хибно-позитивних діагнозів при застосуванні алгоритму ідентифікації текстури об'єкта було найменшим серед застосованих алгоритмів.

Частота хибно-позитивної діагностики патологічних синдромів з застосуванням алгоритму діагностики за текстурою при підтверджених нозологічних формах захворювань (%)

Нозологія / Синдроми	Метастази печінки	Пухлини придатків матки	Цироз	Гепатит	Кіста печінки	Холецистит	Всього
Онкологічний	-	-	1	3 (75,0)	5 (50,0)	9 (25,0)	18
Запальний	2 (50,0)	8 (40,0)	-	-	-	6 (16,7)	16
Ішемічний	2 (50,0)	7 (35,0)	-	1 (25,0)	3 (30,0)	8 (22,2)	21
Венозна гіперемія	-	5 (25,0)	-	-	2 (20,0)	13 (36,1)	20
ВСЬОГО	4	20	1	4	10	36	101

Примітка: у дужках вказана кількість пацієнтів з хибно-позитивним діагнозом по відношенню до загального числа пацієнтів у групі з підтвердженою нозологічною формою захворювання.

Висновки до розділу 3

1. Запропоновані алгоритми в повній мірі реалізують задачу ідентифікації об'єктів за диференційними критеріями та ознаками за умови використання каліброваного лапароскопічного обладнання з можливістю розрахунку передачі кольору, деформації об'єктів та чутливості до світла, що забезпечує якісний аналіз патологічних об'єктів, та як наслідок, більш точну та якісну діагностику захворювання.

2. Удосконалено алгоритм виявлення патологічних змін за кольоровими ознаками, представленими діапазонами кольорів, які властиві для певного класу патології і характеризуються діапазоном значень, в якому високий показник ідентифікації отримано при визначенні кіст печінки (84,0%), а найменший – при діагностиці гепатиту (51,4%).

3. Розроблено алгоритм визначення параметрів контуру за критеріями виділення його характерних точок, які описують основні патологічні синдроми

найбільш поширених захворювань органів черевної порожнини та малої миски у жінок. За частотою хибних виявлень при внутрішньо-порожнинній кровотечі діагностична ефективність методу та алгоритму діагностики за контуром для даної патології дорівнювала 75%

4. Удосконалено алгоритм локальних бінарних шаблонів для визначення текстурних особливостей зображення шляхом порівняння шаблонних ЛЗ з досліджуваними з подальшим обчисленням вектора відмінності і застосуванням локального дескриптора, що забезпечує визначення текстурних ознак в режимі реального часу на рівні 79% – для цирозу печінки і 62% – для гепатиту.

Результати досліджень цього розділу наведено в таких публікаціях: [5], [10], [11], [14].

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБЛЕННЯ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ ЗА ВІДЕОЛАПАРОСКОПІЧНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ

4.1 Структурно-функціональна організація системи автоматизованої синдромальної діагностики (САСД). Розроблення структурної схеми системи

При розробленні структурно-функціональної організації системи синдромальної діагностики необхідно враховувати:

- індивідуальні особливості патологічних синдромів;
- зміну ракурсу камери при візуалізації ділянки, що досліджується, а саме, тканин органів черевної порожнини та малої миски;
- не стандартизоване зображення камери;
- мінливі умови зйомки.

Головними критеріями виявлення патологічного процесу при діагностиці виступають ознаки кольору, контуру і текстури.

При розробленні системи слід відкорегувати і привести до норми ті особливості ЛЗ, які знижують їх ефективність:

- 1) нерівномірна освітленість області розпізнавання об'єкта при переходах із зони в зону з різною освітленістю;
- 2) можливі збої в процесі моніторингу, які виникають за рахунок перешкод, зумовлених переміщенням хірургічних інструментів;
- 3) зміни ракурсу огляду камери, що веде до зміни форми і контуру об'єкта.

Структурно-функціональна організація системи лапароскопічної синдромальної діагностики включає модулі захвату ЛЗ 1, корегування 2, сегментації 3, виявлення ознак 4 і розпізнавання 5 (рис. 4.1.).

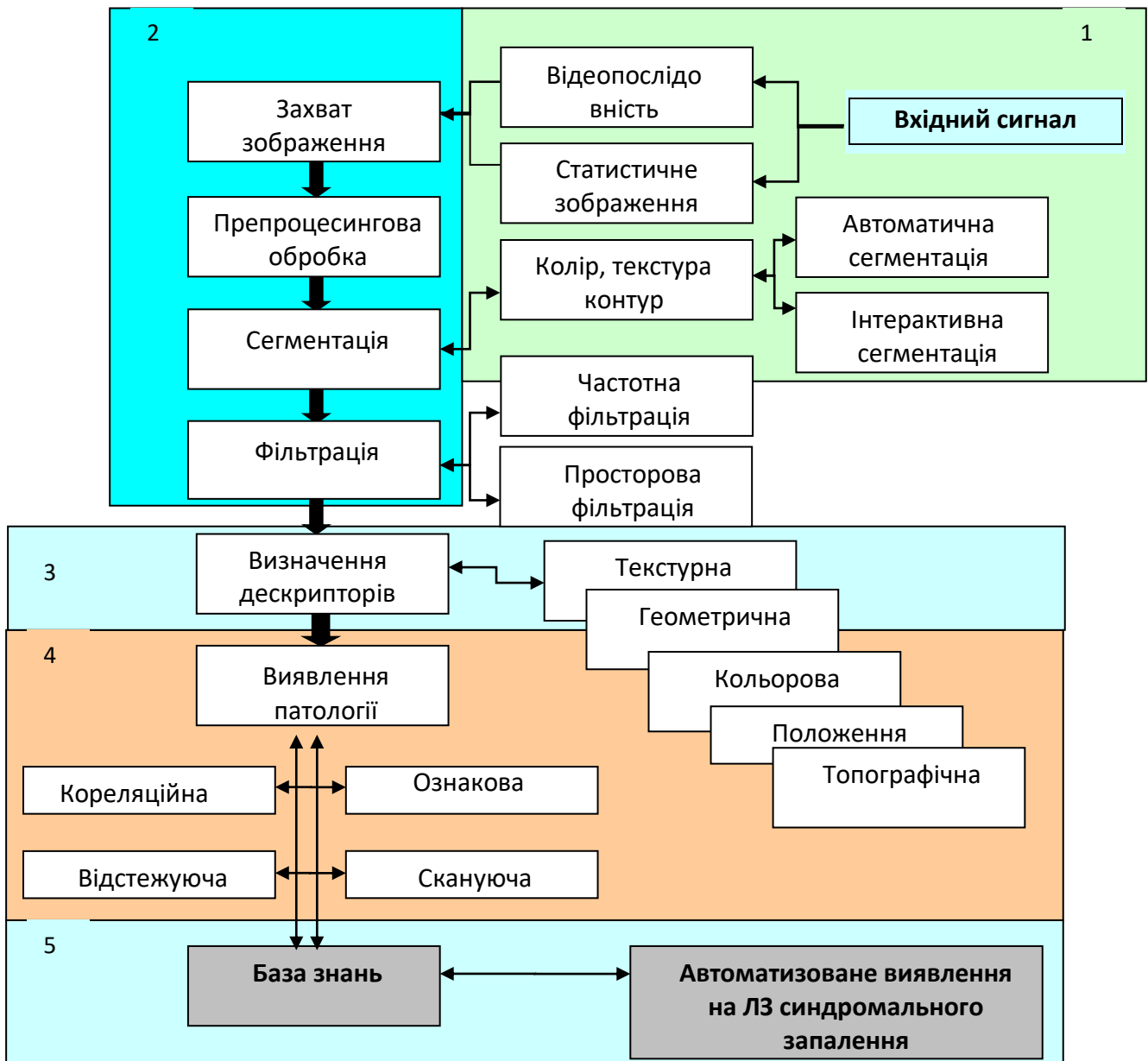


Рисунок 4.1 – Структурно-функціональна організація системи автоматичної синдромальної діагностики

До функцій першого та другого модулю – слід віднести захват ЛЗ стандартизованим каліброваним обладнанням для аналізу відеокадру за рівнем якості передачі кольору, стандартизацію та препроцесинг зображення.

В третьому модулі – здійснюється генерація дескрипторів або ознак, коли за допомогою карти перинатальної площини формують регіони патологічного

запалення та осередки виділених раніше синдромів. Кожна синдромальна патологія на ЛЗ класифікується згідно належності тому чи іншому класу.

Функції четвертого модуля – проведення навчання класифікатора згідно виділених ознак, результатом якого є визначення системою якісного рівня побудованого класифікатора.

В п'ятому модулі здійснюється розпізнавання патологічних змін з можливістю запису значень до бази даних та корегування системи. Також здійснюється підключення до системи автоматизованої діагностики підсистеми підтримки прийняття рішень хірурга.

В процесі функціонування системи в модулях 3, 4 використовували комбінований підхід для опису осередкових запалень, за яким логічні та статистичні синдромальні ознаки були визначені як важливі критерії створення вибірки. Сформовані ознаки класифікації об'єктів надають системі додаткову гнучкість та адаптивність до різних форм діагностуємих патологічних синдромів (рис. 4.2).



Рисунок 4.2 – Основні функціональні елементи системи виявлення патології на ЛЗ

Принцип головного відбору ЛЗ на предмет наявності патологічних синдромів органів черевної порожнини і малої миски у жінок засновано на отриманні конкретної відповіді на питання про наявність об'єкта патології та відсутність його ураження.

Оскільки діагностика ЛЗ передбачає застосування комбінаційних ознак для виявлення патології, то локалізація об'єкта за ознаками визначається

набором дескрипторів у вигляді діапазону відмінності і здійснюється шляхом створення алгоритму вибору необхідного дескриптора.

Процес розпізнавання об'єкта на відеопотоці включає три послідовних етапи функціональної діаграми IDEF0 (рис. 4.3). Першим кроком функціональної діаграми є створення вектору ознак характерних точок ЛЗ. Незалежно від масштабу дій всі функції мають чотири потоки, які закріплені за кожною стороною функціонального блоку.

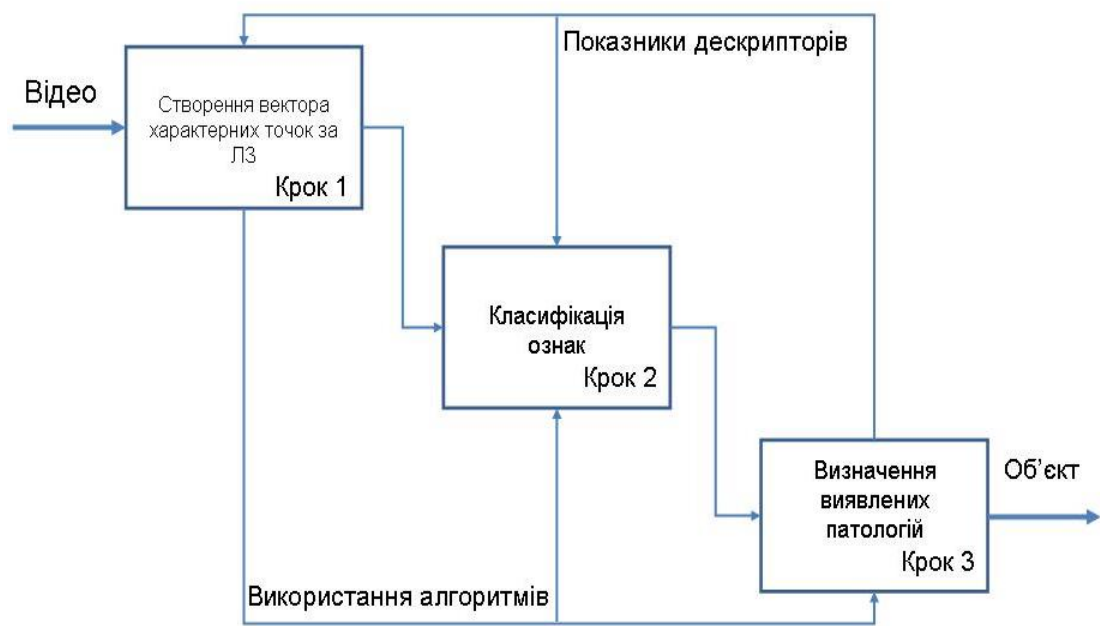


Рисунок 4.3 – Функціональна діаграма розпізнавання об'єктів на відео зображенні (IDEF0 діаграма)

Під стрілкою зліва розуміємо вхід, через який до системи потрапляє зображення з невідомими об'єктами дослідження. Механізмом вхідного потоку даних являється алгоритм перетворення зображення в кольорову модель HSV за допомогою алгоритму виділення об'єкту за кольоровими, контурними та текстурними характеристиками.

Крок 1. Застосування системи аналізу вхідних даних забезпечило виділення вектора характерних точок і формування ознак патологічних змін. Алгоритми аналізу представлені механізмами: бінаризації, знаходження контуру, виділення кольору, алгоритм знаходження текстурних ознак. На

виході першого кроку маємо сукупність розрахованих даних відносно генерованих ознак.

Крок 2. Дані, які розраховані на 1-му кроці, отримані на вході системи класифікації ознак. Використовуючи класифікатор розділимо ознаки на 7 класів розпізнавання об'єктів на предмет наявності патологічних змін. На виході системи класифікації отримуємо набір значень розпізнавання об'єкту свого класу та вірогідність розпізнавання захворювання.

Крок 3. Заключна частина системи розпізнавання об'єктів патологічних змін вміщує в себе алгоритм відношення характеристик захворювання до певного класу. Тим самим за допомогою алгоритму детекції виділяємо знайдені об'єкти на початковому зображенні. Вихідні данні являють собою еталонні зображення з виділеними об'єктами патологічних захворювань.

Структурна схема системи автоматичної синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями представлена на рис. 4.4.

Її відмінністю від систем подібного класу є наявність в структурі підсистеми підтримки рішень і модуля перевірки рішень і тактик лікування на адекватність реальної ситуації в стані здоров'я пацієнта. ПППР побудована за принципами нечіткої логіки і включає в себе блоки настроювання і зберігання функції належності, базу еталонних лапароскопічних зображень (БД), блок введення інформації та її попередньої обробки, блок нечіткого виводу, блоки формування і поповнення баз знань.

База еталонних зображень створена з використанням відеоархіву хірургічного відділення КП «Одеська обласна клінічна лікарня» за період з 2010 по 2017 р.

У тестовій вибірці було використано 632 відеопослідовності, з яких взято 12953 еталонних зображень; 377 відеофайлів оброблених (з архіву – у встановленому у часі режимі); 255 відеофайлів безпосередньо під час хірургічного втручання (в режимі реального часу).

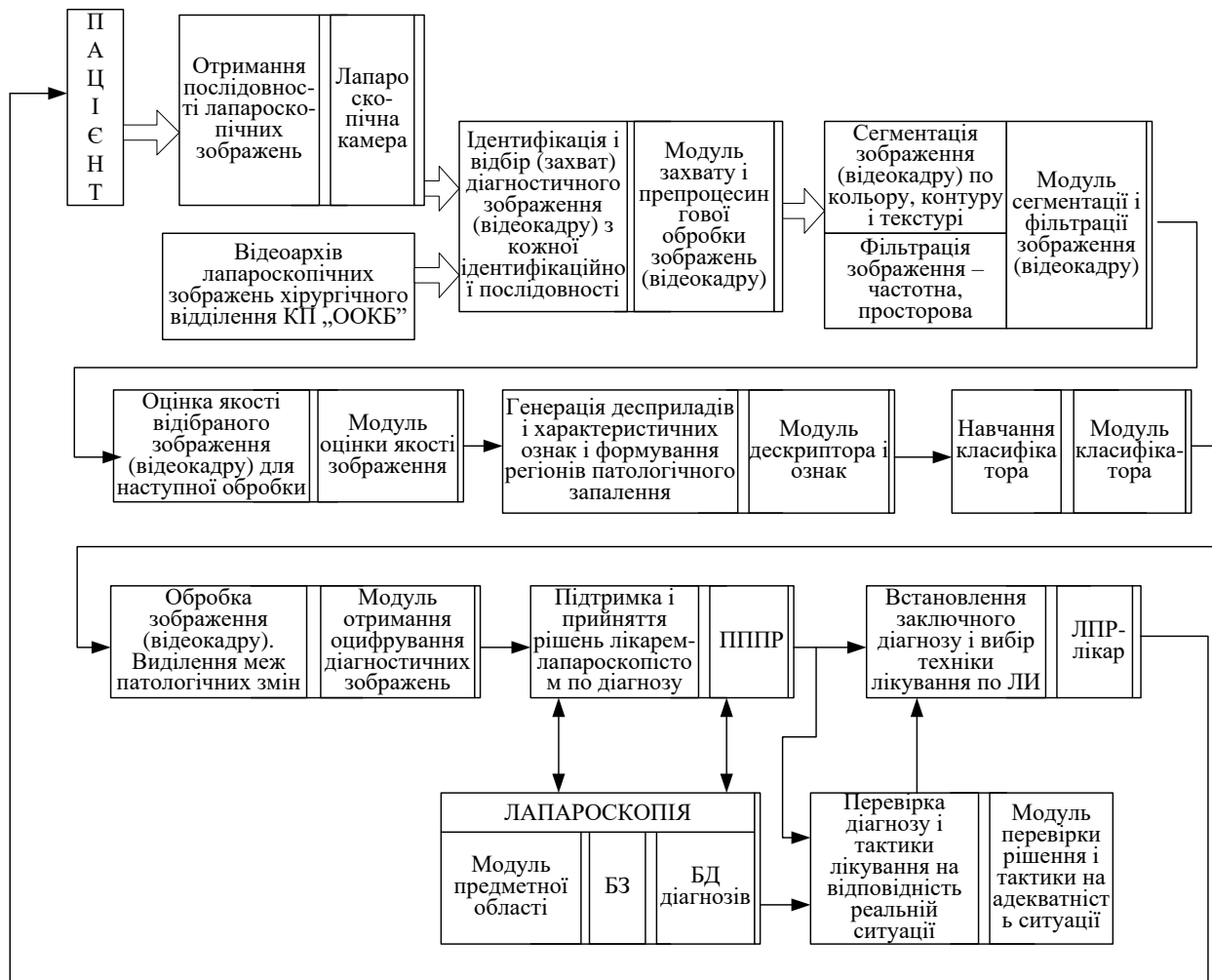


Рисунок 4.4 – Структурно-функціональна схема системи автоматичної синдромальної діагностики по лапароскопічним зображенням

Базу створено на основі медичної інформаційної системи PACS, яка дозволяє зберігати великі обсяги архівів у стандарті DICOM-V.3.

Зображення метастазів представлено набором зображень пацієнтів жіночої та чоловічої статі різного віку при локалізації метастазів в області печінки та їх розмірі від 1 до 2,5 см.. Приклад метастазів з базою 100 зображень представлений на рис. 4.5.

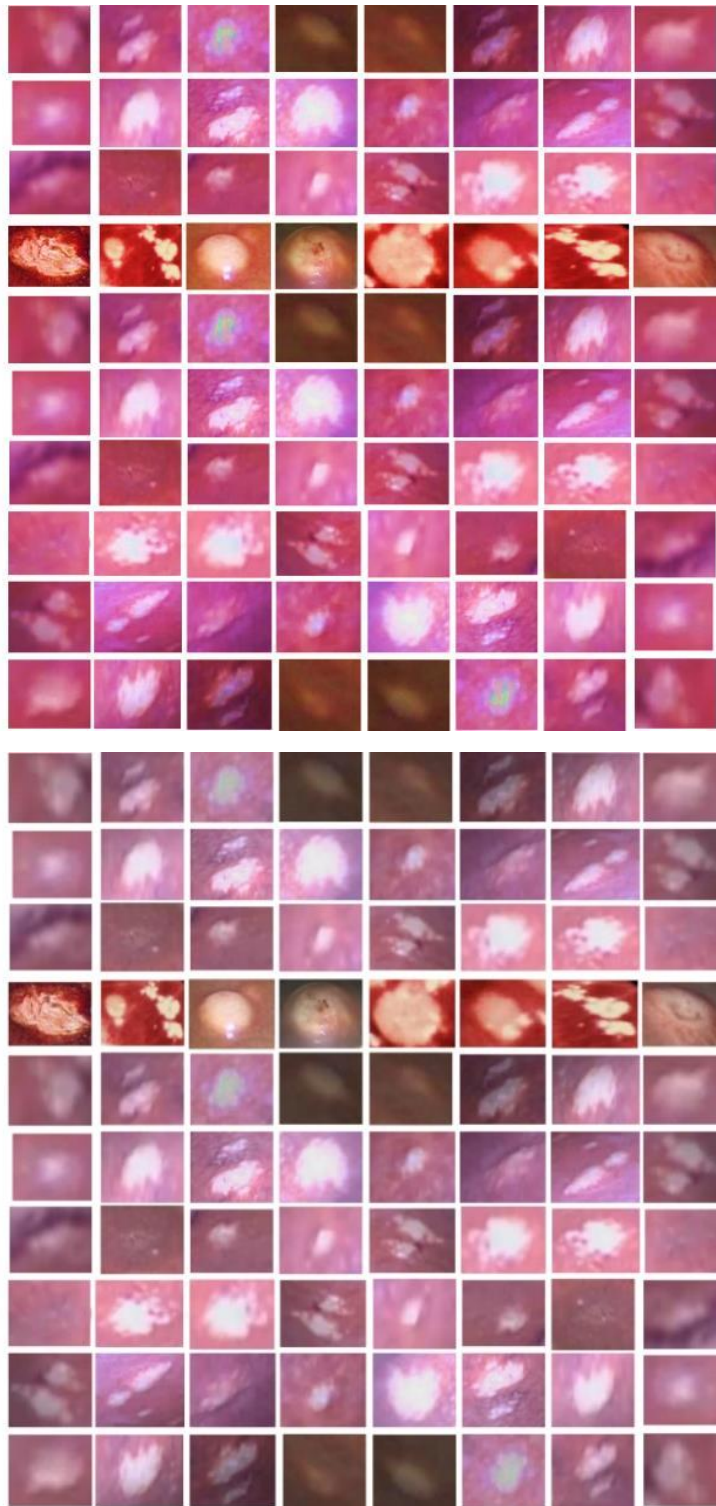


Рисунок 4.5 – Зображення метастазів печінки, включених у базу даних

Також в базу даних включено зображення, на яких підозрілі об'єкти не були підтверджені як метастази злоякісних новоутворень.

Вид відео файлу в базі (рис. 4.5):

./my_video_sequence.avi

0	0.441495	0.422018	0.110128	0.175623
1	0.441495	0.422018	0.110128	0.178244
2	0.443461	0.422018	0.110128	0.178244
3	0.445428	0.422018	0.108161	0.178244
4	0.445428	0.422018	0.110128	0.178244
5	0.445428	0.422018	0.109145	0.178244

База зображень кіст, а також крововиливів, перекрутів (ішемічний синдром), придатків матки містить 800 еталонних зображень з 200 різних пацієнтів, розмір зображень 320*243 пікселів у форматі .jpeg.

Задаємо вектор номера об'єкта, на якому виявлено об'єкт патологічного захворювання і навчається у вибірці. Далі, зчитуємо дані і формуємо вектор ознак. Навчальна вибірка представлена на рис. 4.6 .

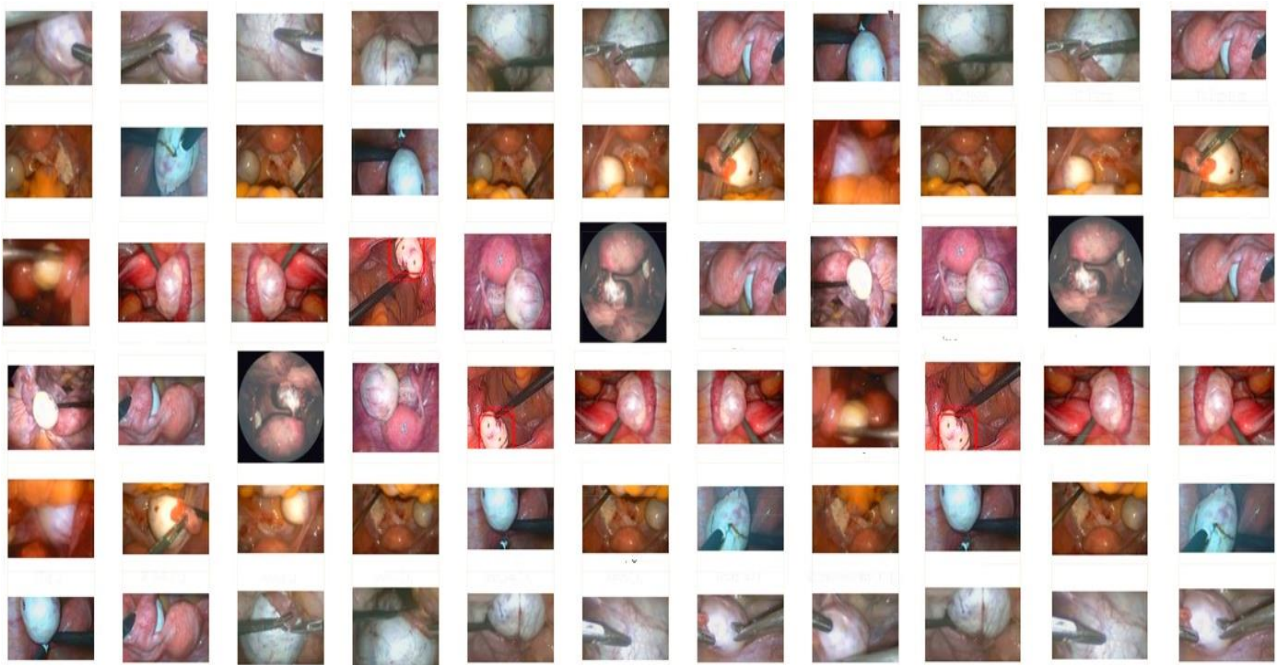


Рисунок 4.6 – Зображення патологічних змін придатків матки, включених у базу даних

Приклад випадкової вибірки зображень із бази тестових зображень холециститу з підтвердженим діагнозом на рис. 4.7 та рис. 4.8.



Рисунок 4.7 – Зображення холециститу, включених у базу даних

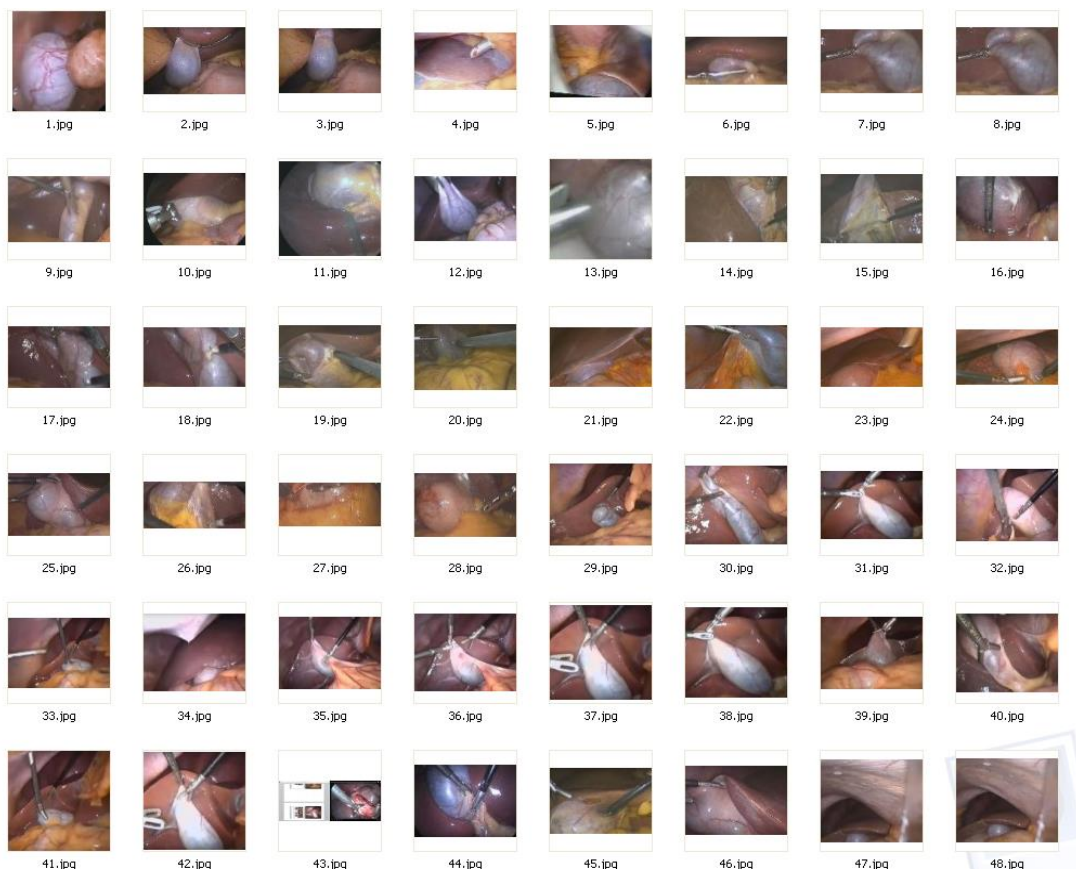


Рисунок 4.8 – Вибірка зображень ознак холециститу

Для кожної з вибірок була створена база ознак. Схема створення бази ознак з множини навчальної розмірності ґрунтувалася на спільному застосуванні методу МОВ і каскадного класифікатора. Послідовність дій представлена у вигляді покрокового оброблення зображень:

1. Отримуємо зображення $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, де $y_i = 0, 1$ – позитивні – з наявністю патології та негативні, де патологія відсутня.
2. Задаємо параметри визначення у вигляді набору характерних ознак певного патологічного класу синдромальної патології (4.1):

$$w_{1,i} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l} \quad (4.1)$$

де $w_{1,i} = 0$ або 1 відповідно.

Проводимо нормалізацію вектору ознак (3.66):

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^7 w_{t,j}} \quad (4.2)$$

де $w_{t,i}$ – розподіл ймовірностей виявлення.

3. Для кожної функції класу j , проводимо навчання класифікатору (h_j), який обмежений використанням наступних функцій виявлення ознак. Це дає змогу визначити помилку (e_j), а саме, відношення ознак до розподілу ймовірностей, яке оцінюється, як (4.3) :

$$e_j = \sum_{i=1}^7 w_i |h_j(x_i) - y_i| \quad (4.3)$$

4. Вибираємо ознаки класифікатору h_t з найменшою помилкою e_t .
5. Проводимо оновлення навчених ознак на зображенні (4.4):

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}, \quad (4.4)$$

де $e_i = 0$, якщо наприклад x_i класифікується, як правильно виявлений елемент, і якщо $e_i = 1$, як «інакше» $\beta_t = \frac{e_t}{1-e_t}$ – виявлення з помилкою.

6. Формуємо остаточний класифікатор за еталонними зображеннями (4.5):

$$h(x) \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(X) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t, \\ 0, & \text{інше} \end{cases} \quad (4.5)$$

де $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$.

Відповідні бази ознак застосовувалися для синдромальної автоматизованої діагностики на етапі оцінки клінічної ефективності створеної інформаційної технології. Схема роботи каскадного класифікатора представлена в Додатку В.

Для постановки діагнозу в роботі проведено систематизацію даних, для чого і побудовано вищенаведену базу даних *MySQL*, яка задовольняє вимогам зберігання, змін та отримання нових даних і використовує технологію *Data Mining*. При переході до вкладки «База» дані пацієнта зберігаються разом з функцією збереження зображення і відео (рис 4.9) в PACS системі у форматі DICOM 3.0.

Процедура занесення інформації в базу передбачає :

- внесення інформації про пацієнта (прізвище, ім'я, по батькові, дата народження, місце проживання);
- забезпечення пошуку інформації про пацієнта за ідентифікаційним номером;
- можливість відкрити зображення, яке лягло в основу визначення відповідного діагнозу ;
- можливість відкрити відеофайл з інформацією проведення діагностичного втручання.

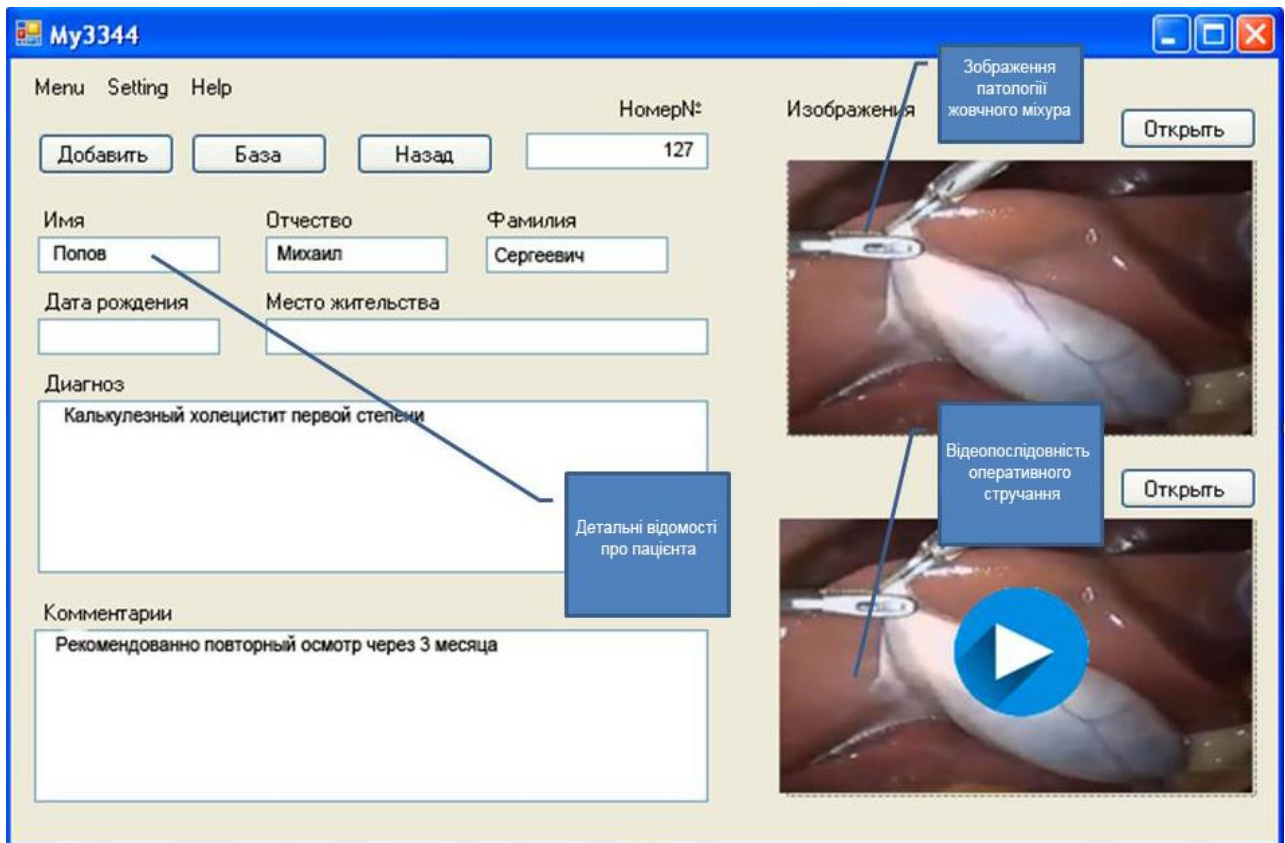


Рисунок 4.9 – Інтерфейс бази даних пацієнтів

4.2 Апаратні засоби системи автоматизованої лапароскопічної діагностики

До складу апаратних засобів (АЗ) системи для діагностики за лапароскопічними зображеннями входять (рис. 4.10):

- оптико-електронний засіб реєстрації та оброблення лапароскопічна камера (1). При виборі базової камери, окрім зазначеної, також досліджувалися: «Karl storz image 1 HD (KARL STORZ GmbH & Co. KG, Німеччина)», «Endoscope camera Olympus YKD-9007 (Olympus, США)», «Wolf Medical -endocam» (Richard Wolf Medical, Німеччина) [255];

- блок управління (2) – «SL-IPM Endoscopic», «Olympus HEP-9006» і «Wolf Medical» [255];

- освітлювач (3) – «Karl Storz», «Olympus» і «Wolf Medical» (ксенонове і галогенове джерела світла) [255];

- програмно-апаратний засіб автоматизованого оброблення зображень (4), який складається із елементів комп'ютерної техніки – сервера на базі Windows Server 2003 з характеристиками 2xIntel Quad Core E5420 2.50 GHz, 8GB DDR2(8x1), 2xPS 750W, HDD 2 ТБ, Dell Perc 5i SAS (4), стандартизованих таблиць для тестування згідно з рекомендаціями VBG установки shinweise для Оптичних Raumuber Wachungs anlager SP 9.7/5 [255].

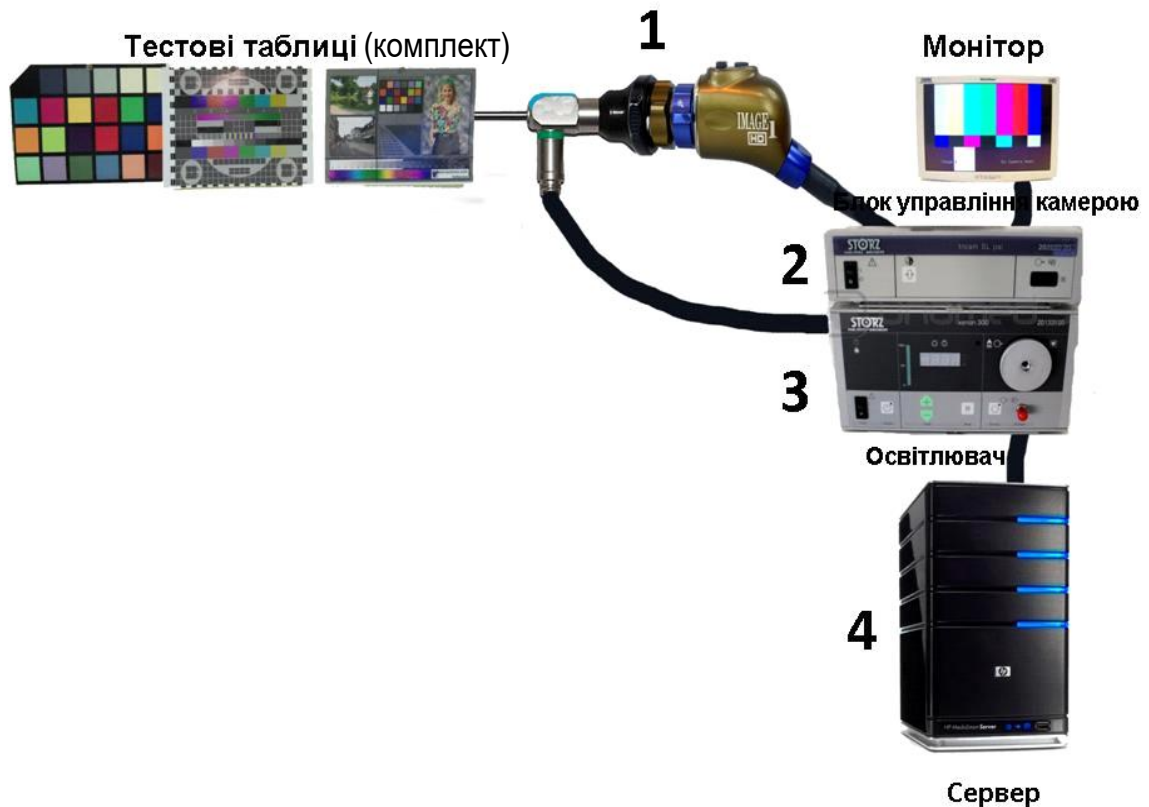


Рисунок 4.10 – Апаратний комплекс захвату та оброблення ЛЗ

Оцінювання кольору виконується за методикою кількісного тестування та відтворення кольору з використанням програмного забезпечення. За допомогою комплексу програмного забезпечення Imatest можна дослідити чутливість камер, виміряти шум, рівень деформації, яскравість та контраст ЛЗ. Якщо система не відповідає стандартизованим критеріям, необхідно провести додаткове калібрування лапароскопічного обладнання для подальшої ендодіагностики, тому що тільки максимально достовірне відеозображення є найважливішою умовою для аналізу та виявлення

дескрипторів патологічних захворювань органів малої миски у жінок та черевної порожнини.

Як правило, більшість лапароскопічного обладнання має похибки при реєстрації зображень, оптичні дефекти або прострочений термін експлуатації, що може призвести до неадекватної діагностики захворювання або ускладнень в період реабілітації пацієнта, тому для вибору лапароскопічного обладнання проведемо його тестування.

4.2.1 Тестування лапароскопічної камери

Для тестування лапароскопічних камер будемо використовувати макет, який складається з експериментальної моделі у вигляді ящика розміром 30 x 30 см з отворами для інструментарію і лапароскопічної камери, що імітує умови, найбільш наближені до проведення реального оперативного втручання (рис. 4.11). На дні експериментальної моделі розташована таблиця для аналізу показників передачі кольору. При випробуванні використовували стандартизовану діаграму кольору X-rite Original Color Checker Card [214].

Схеми і таблиці тестування дають можливість проводити тестування камер з розподільчою здатністю: HD, SD, S-video, Pal, NTSC. При випробуванні лапароскопічних камер за основу використовували таблицю стандарту ISO-12233, яка дозволяє розрахувати роздільну здатність камери, спектр частот, лінійність відеомонітора, гамма-корекцію, рівень інформативності об'єктів на певній відстані. Тестування для визначення кольору камери лапароскопа проводиться в ручному режимі [255].

Для автоматизації розпізнавання патологічних синдромів захворювання під час лапароскопічної діагностики необхідно визначитися, при якій максимально допустимій відстані проходитиме огляд органів в черевній порожнині.

До основних джерел світла в лапароскопічній хірургії відносяться ксенонове і галогенне світло [256].

Всі лампи мають однакову потужність 55 Вт. Значення потужності світла на різних відстанях до об'єкту вимірювали за допомогою люксметра – модель «Люксметр Ю-116» [257].



Рисунок 4.11 – Експериментальна модель тестування лапароскопічних відеокамер

В експерименті використовували лапароскопічну оптику 2 мм, 5 мм, 10 мм в діаметрі. Відстань до об'єкту задавали відносно показників роботи лікарів-лапароскопістів в реальному режимі.

Отже, за умови рекомендованої лікарями оптимальної відстані до об'єкту – 3,5-4,5 см, освітлення ксенової лампи склало 19210 Лк, а освітлення при застосуванні галогенової лампи становило 30000 Лк (рис. 4.12).

Із рис. 4.12 видно, що освітлення ксенової лампи є недостатнім для візуалізації деталей, тому при подальшому тестуванні та роботі системи автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями будемо використовувати галогенове джерело світла, на відстані 3,5 - 4,5 см. .

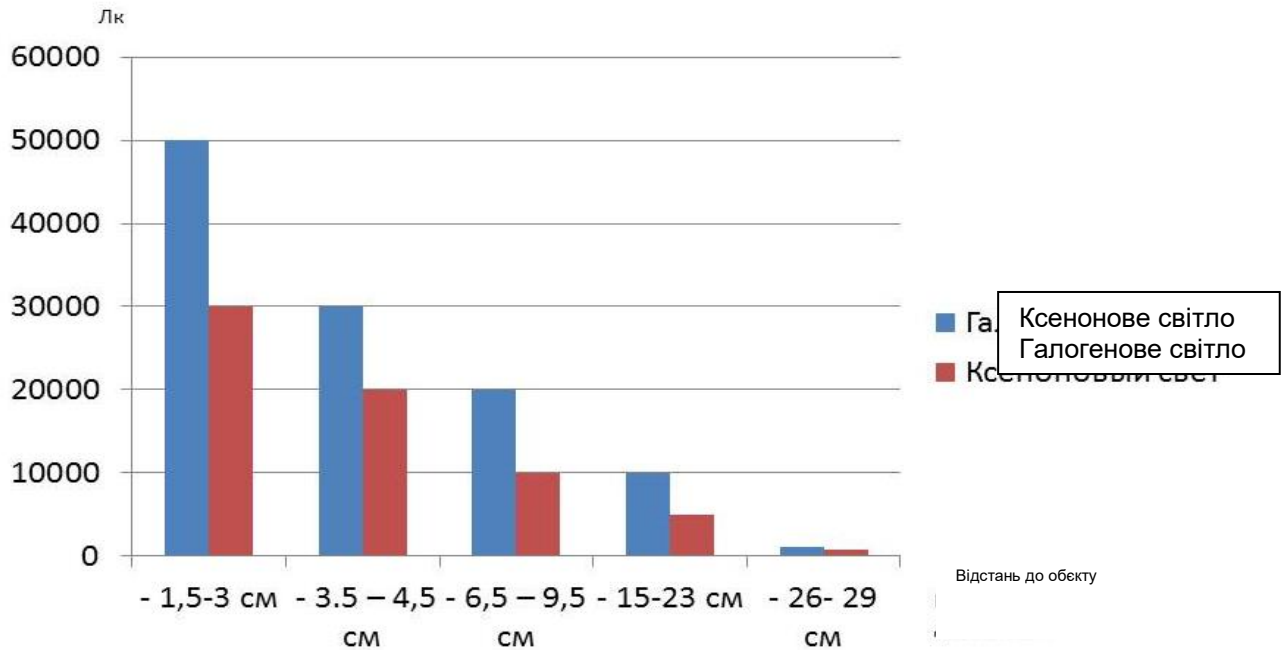
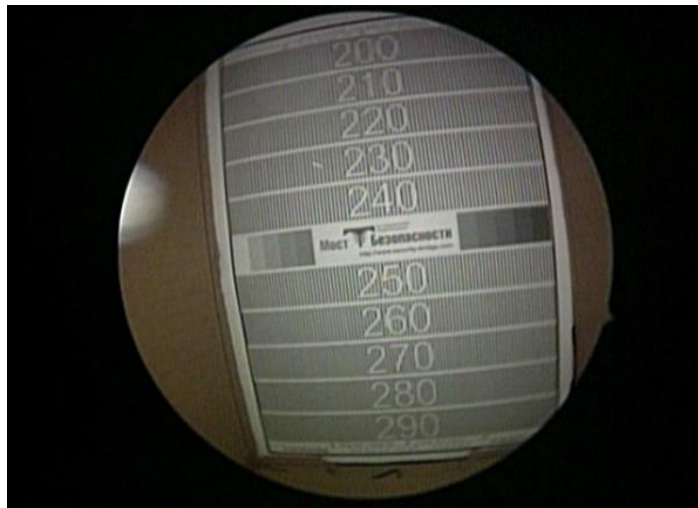


Рисунок 4.12 – Інтенсивність зміни освітлення об'єкту в залежності від відстані

4.2.2 Оцінювання розподільчої здатності лапароскопічних камер

Для вимірювання розподільчої здатності лапароскопічних камер було використано стандартизований монітор Sony Pvm-1450MD для виміру телевізійних ліній (ТВЛ). Лінії ТВЛ характеризують здатність камери деталізувати дрібні об'єкти та віддалені предмети за принципом: чим більше ліній ТВЛ, тим показник деталізації предмету більший.

За результатами оцінювання розподільчої здатності лапароскопічних камер – найбільш низька виявилась у камери Olympus (рис. 4.13). 3-х чіпова лапароскопічна камера «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» показала результат у 1200 ТВЛ ліній, що відповідає розподільчій здатності відеостандарту FULL HD. В таблиці 4.1 наведені результати експерименту по визначенню розподільчої здатності лапароскопічних камер (табл. 4.1).



а)



б)

Рисунок 4.13 – Результати експерименту: а) Показники розподільної здатності лапароскопічної камери Olympus YKD-9007 (Olympus, USA); б) вигляд тестової таблиці вимірювання роздільної здатності і деталізації.

Таблиця 4.1.

Розподільча здатність лапароскопічних камер [255]

Діаметр лапароскопа	ТВЛ на відстані до об'єкта 3,5-5,5 см	ТВЛ на ТВЛ на відстані до об'єкта 9 – 20 см
«Endoscope camera Olympus YKD-9007 (Olympus, США)»	290	150
«Wolf Medical -endocam» (Richard Wolf Medical, Німеччина)	800	550
«Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)»	1200	890

Отже за результатами експерименту найменша розподільча здатність у аналогової камери «Endoscope camera Olympus YKD-9007 (Olympus, США)», яка показала результат в 290 ТВЛ, що відноситься до SD стандарту, натомість середній результат камери «Wolf Medical -endocam» (Richard Wolf Medical, Німеччина) склав 800 ТВЛ та відповідає HD стандарту (табл.3.1).

4.2.3 Аналіз характеристик передачі кольору в лапароскопічних камерах

Оцінка нормативності ЛЗ за кольором визначалась за допомогою таблиці «Gretag Macbeth Color Checker Chart» (рис. 4.14). Таблиця являє собою стандартизовану еталонну карту кольору, що складається з 18 квадратів різного відтінку [242]. Метод тестування полягає у зйомці тестової таблиці на відстані 5-7 см, використовуючи галогенове джерело.

Після проведення зйомки таблиці отримані результати обробляються модулем ColorCheck в програмному забезпеченні Imatest [258].

Отриманий результат аналізу кольору представлений у вигляді таблиці порівняння еталонного кольору та відзнятого кольору з тестуємої камери (рис.4.14). Для камери «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» (рис. 4.14), чітко проглядається відмінність зовнішнього кольорового квадрату (колір еталонної таблиці) від кольору внутрішнього квадрату (відзнятий колір з камери).

На основі значення відзнятого кольору розраховуємо відхилення передачі кольору камери лапароскопа від еталонного зображення (рис. 4.14).

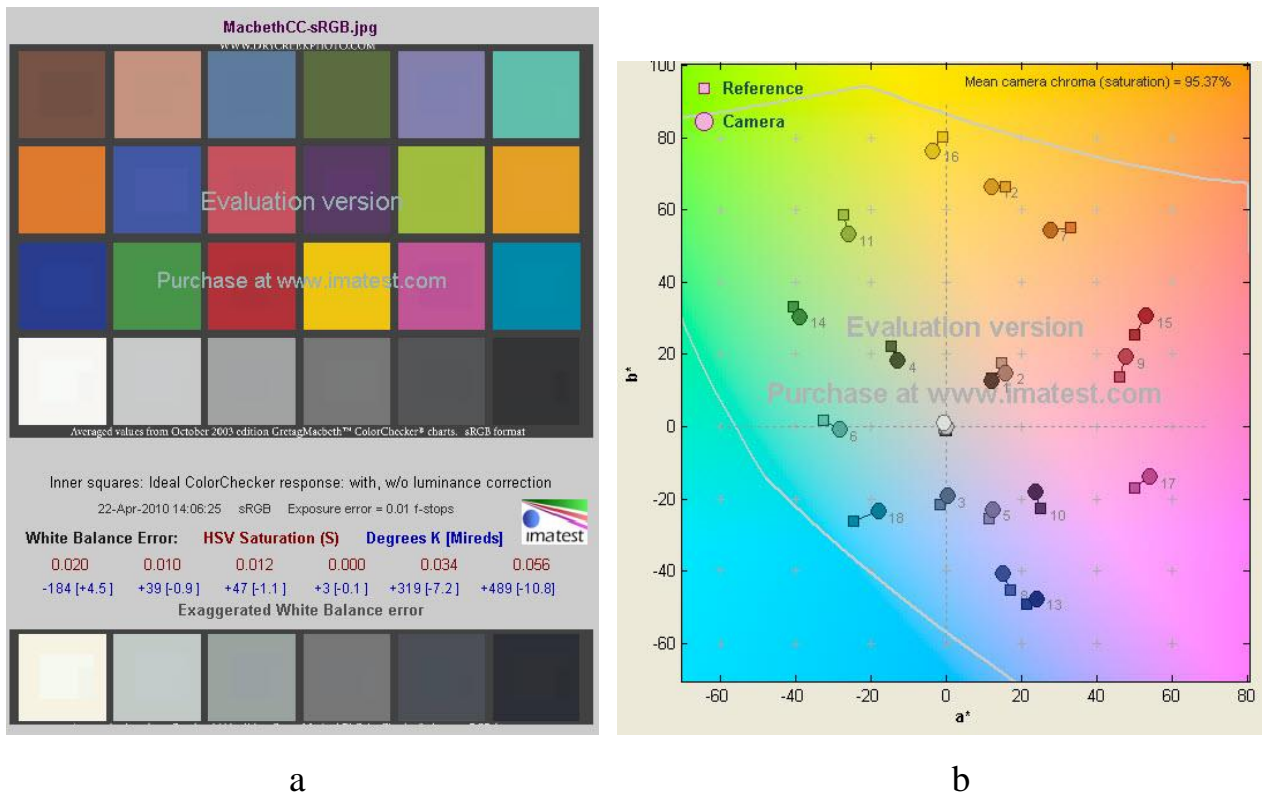


Рисунок 4.14 – Результат роботи програмного аналізатора кольору Imatest при тестуванні камери Karl Storz . а – співвідношення кольорової гами камери від еталонного зображення схеми; б – показник різниці відстані величини показника кольору еталонного та відзнятого зображення

Для аналізу використовуємо кольорову схему CIE LAB, яка представляє собою ознаки трьох координат, де L – координата, яка характеризує яскравість, a, b – колір. Визначимо відхилення відзнятого кольору від еталону як різницю між двома точками ΔC (4.6):

$$\Delta C = \sqrt{(L_1 - L_2)^2 + (a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}, \quad (4.6)$$

де L_1, a_1, b_1 и L_2, a_2, b_2 – точки координати кольору в просторі, ΔC - різниця відхилення величин кольору. Для лапароскопа «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)», розрахунки показника ΔC мають такий вигляд:

$$\Delta C = \sqrt{(10-12)^2 + (10-12)^2} = \sqrt{(-4)^2 + (-4)^2} = 5,7$$

$$\begin{aligned}
\Delta C_2 &= \sqrt{(12-16)^2 + (15-17)^2} = \sqrt{(-4)^2 + (-2)^2} = 4,5 \\
\Delta C_3 &= \sqrt{(0-(-3))^2 + (-20-(-22))^2} = \sqrt{(3)^2 + (2)^2} = 3,6 \\
\Delta C_4 &= \sqrt{(-12-(-14))^2 + (20-22)^2} = \sqrt{(2)^2 + (-2)^2} = 2,8 \\
\Delta C_5 &= \sqrt{(20-22)^2 + (-22-(-26))^2} = \sqrt{(-2)^2 + (4)^2} = 4,5 \\
\Delta C_6 &= \sqrt{(-27-(-32))^2 + (0-3)^2} = \sqrt{(5)^2 + (-3)^2} = 5,8 \\
\Delta C_7 &= \sqrt{(25-36)^2 + (48-54)^2} = \sqrt{(11)^2 + (-6)^2} = 12,5 \\
\Delta C_8 &= \sqrt{(16-18)^2 + (-40-(-46))^2} = \sqrt{(-2)^2 + (6)^2} = 6,3 \\
\Delta C_9 &= \sqrt{(39-47)^2 + (10-12)^2} = \sqrt{(-8)^2 + (2)^2} = 8,2 \\
\Delta C_{10} &= \sqrt{(22-25)^2 + (-16-(-17))^2} = \sqrt{(-3)^2 + (1)^2} = 3,1 \\
\Delta C_{11} &= \sqrt{(-24-(-27))^2 + (50-58)^2} = \sqrt{(3)^2 + (-8)^2} = 8,5 \\
\Delta C_{12} &= \sqrt{(10-15)^2 + (60-67)^2} = \sqrt{(-5)^2 + (-7)^2} = 8,6 \\
\Delta C_{13} &= \sqrt{(19-21)^2 + (-46-(-50))^2} = \sqrt{(-2)^2 + (4)^2} = 4,5 \\
\Delta C_{14} &= \sqrt{(-35-(-40))^2 + (29-31)^2} = \sqrt{(5)^2 + (-2)^2} = 5,4 \\
\Delta C_{15} &= \sqrt{(42-51)^2 + (20-26)^2} = \sqrt{(-9)^2 + (-6)^2} = 10,8 \\
\Delta C_{16} &= \sqrt{(-3-(-1))^2 + (74-79)^2} = \sqrt{(-2)^2 + (-5)^2} = 5,4 \\
\Delta C_{17} &= \sqrt{(42-53)^2 + (-16-(-18))^2} = \sqrt{(-14)^2 + (2)^2} = 14,4 \\
\Delta C_{18} &= \sqrt{(-20-(-24))^2 + (-25-(-27))^2} = \sqrt{(4)^2 + (-2)^2} = 4,5
\end{aligned}$$

Розраховані аналогічним образом результати для тестуємих камер інших виробників представлені в таблиці 4.2. і показали адекватні відхилення відзнятих зображень кольору лапароскопічними камерами. Але найбільш

ефективний результат передачі кольору у камери «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» - на рівні 99,8%.

Слід зазначити, що різниця відхилення величин кольору при тестуванні камери «Wolf Medical -endocam» (Richard Wolf Medical, Німеччина) значно відрізняється від еталонного зображення, показник яких перевищує різницю в 10,6 одиниць (рис. 4.14).

Далі, для оцінювання якості передачі кольору більш важливим є значення кількісної оцінки загальної кольорової насиченості MCS за формулою (39): чим показник MCS більше, тим середньоквадратична похибка відтінків кольору менша.

Для розрахунку якості передачі кольору введемо параметр – середню кольорову насиченість MCS , яка розраховується в відсотках. Для розрахунку використано відношення середньої насиченості відзнятого зображення до еталонного (4.7):

$$MCS = 100\% \frac{S_x}{S_y} \quad (4.7)$$

де S_x – значення насиченості кольору отриманого зображення за координатами (x, y) , S_y – значення насиченості кольору еталонного зображення за координатами (x, y) . Розрахунок S_x та S_y представлено виразами (4.8, 4.9):

$$S_x = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} \sqrt{(a_i^x)^2 + (b_i^x)^2} \quad (4.8)$$

$$S_y = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} \sqrt{(a_i^y)^2 + (b_i^y)^2} \quad (4.9)$$

де x, y – координата кольору отриманого зображення, i – порядковий номер аналізу координат.

Результати розрахунку відхилення кольору від еталону для різних лапароскопічних камер

Відхилення кольору від еталону	«Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)»		«Endoscope camera Olympus YKD-9007 (Olympus, США)»		«Wolf Medical - endocam» (Richard Wolf Medical, Німеччина)
	Відстань до об'єкту				
	1,5 – 6,5	8-10	1,5 – 6,5	8-10	1,5 – 6,5
ΔC	1	5,7	1	2,2	7,6
	0	4,5	1,4	2,4	2,2
	2,2	3,6	2	2	10,6
	2,2	2,8	2,2	2,4	2,2
	1,4	4,5	1,7	2,4	16,2
	1	5,8	2,2	3,1	10,6
	2,2	12,5	2,4	18,9	13,5
	2,8	6,3	2,2	16,3	10,4
	0	8,2	2,4	16,3	15,5
	2,2	3,1	2	2,4	16,2
	2,2	8,5	2,4	17,5	10,6
	1,8	8,6	1,7	18,9	16,2
	3,1	4,5	1,4	16,3	16,2
	0	5,4	1,4	15,8	10,6
	0	10,8	2,8	18,9	3,4
	3,5	5,4	1,7	21,2	17,4
	1,4	14,1	2,2	16,3	16,5
2,2	4,5	2,8	2,4	16,2	

Наприклад для лапароскопа «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» було проведено розрахунки S_x та S_y :

$$S_x = \frac{50+12,6+70+75+43,1+40,3+22,6+53,5+60,8+49,8+46,5+148,1+44,5+32}{24} = 27,4$$

$$S_y = \frac{16,9+23,3+22,2+26,1+34,1+102+48,5+30,2+143+68,7+54,2+50,6+57,2+72}{24} = 31,2$$

Отже, середня кольорова насиченість зображення MCS для камери «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» дорівнює:

$$MCS = 100\% \times \frac{27,4}{31,2} = 87,76\% \quad (4.10)$$

Обчислені аналогічним методом результати для тестуючих камер представлені в таблиці 4.3. Результати підтвердили їх коректність на предмет відхилення кольору відзнятих лапароскопічними камерами зображень. Найбільш ефективний результат кольорової насиченості отримано у камери «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» – на рівні 87,76% на відстані 10 см (таб 4.3).

На рисунку 4.15 представлено тестові показники передачі кольору камери Endoscope camera Olympus UKD-9007 (Olympus, США).

Для характеристики загальної передачі кольору використовували абсолютні показники якості кольору, відтінків та насиченості зображення $mean$ та σ (4.11, 4.12) [242]:

$$mean = \frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} \Delta C \quad (4.11)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{24} \sum_{i=1}^{24} [\Delta C]^2} \quad (4.12)$$

які для лапароскопа «Endoscope camera Olympus UKD-9007 (Olympus, США)» становили:

$$\text{mean} = \frac{0,85 + 2,3 + 2,1 + 0,85 + 1,2 + 2,1 + 1,6 + 10,2 + 0,5 + 4,1 + 0,4 + 2,5 + 3,8 + 3,2 + 2,6}{24} = 1,65$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{0,7 + 5,3 + 4,4 + 2,1 + 4,4 + 2,6 + 104,04 + 0,25 + 16,8 + 0,16 + 6,3 + 14,4 + 10,2 + 6,8}{24}} = 34,62$$

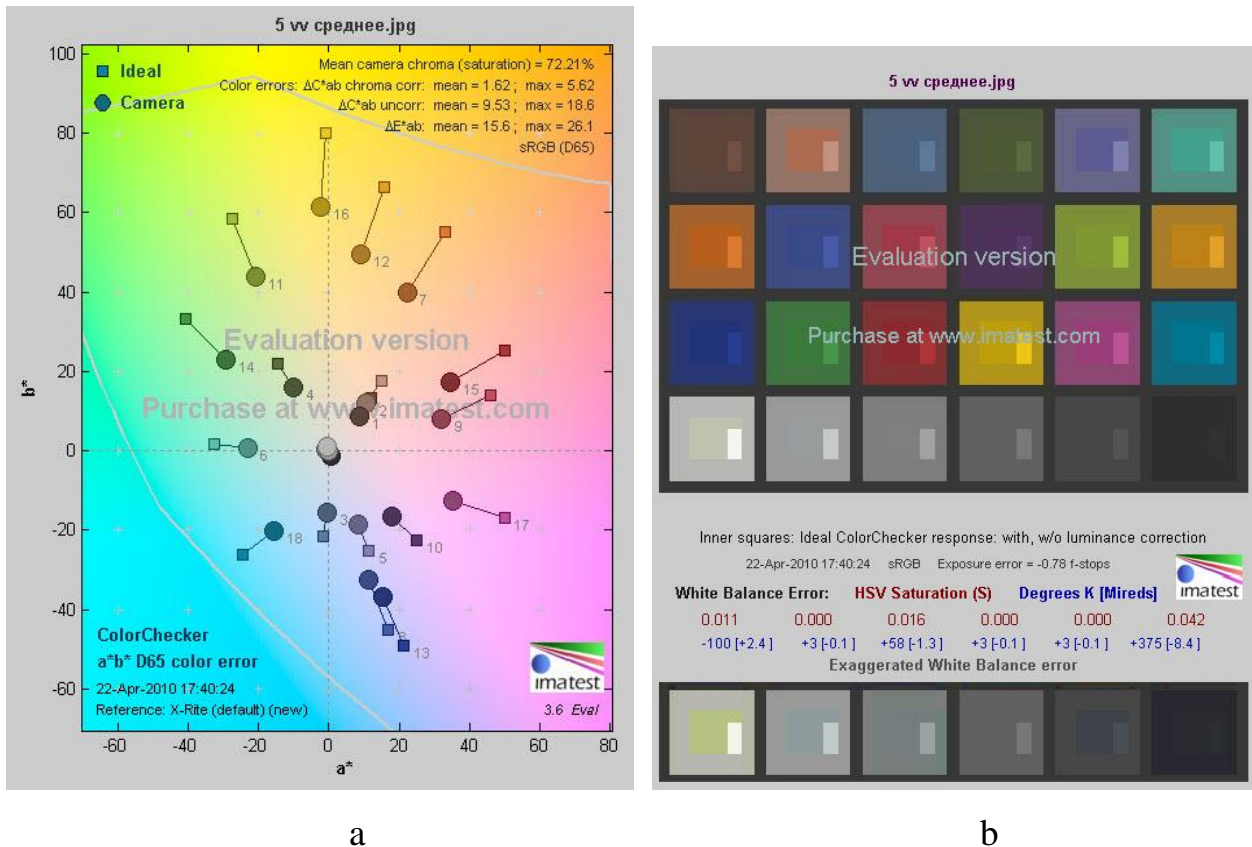


Рисунок 4.15 – Результат роботи програмного аналізатора кольору Imatetest при тестуванні камери Olympus . а) – співвідношення колірної гами камери та еталонного зображення карти; б) – відстань різниці величини показника кольору;

Аналогічним чином були розраховані результати для всіх тестуючих камер і наведено в таблиці 4.3. Результати показали коректні відхилення відзнятих зображень лапароскопічними камерами. Найбільш ефективний результат передачі кольору у камери «Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)» (таб 4.3).

Результати характеристика передачі кольору, контрасту та насиченості для різних виробників лапароскопічних камер

	«Karl storz image 1 HD (GmbH & Co. KG, Німеччина)»		«Endoscope camera Olympus YKD-9007 (Olympus, США)»,		«Wolf Medical - endocam» (Richard Wolf Medical, Німеччина)
	Відстань до об'єкту				
	1,5 – 6,5	9,6-16	1,5 – 6,5	9,6-16	1,5 – 6,5
mean	0,21	0,59	1,65	1,62	12,1
σ	5,87	5,57	11,8	34,62	34,4
S	100%	87,76%	95,37%	72,21	59,54%

4.3 Програмна підтримка системи автоматизованої синдромальної діагностики за відеолапароскопічними зображеннями

Функціональною особливістю головного графічного вікна системи є модулі і компоненти базових функцій управління процесами і контролем ходу виконання завдань у режимі обробки та аналізу даних (рис. 4.16).

Додаток програмного забезпечення (ПЗ) «Колір» включає:

1. Модуль налаштування діапазону кольору є характерний для патологічних синдромів розпізнавання об'єктів за алгоритмом.
2. Модуль розрахунку кольорових ознак нових об'єктів.
3. Процедура аналізу невиявлених об'єктів для генерації каскаду навчання класифікатора;

Основними функціями додатку, який реалізовано за допомогою бібліотеки OpenCV є конвертування кольорового профілю зображення.

Для конвертації кольорового зображення у форматі *RGB* в формат *HSV* використовували функцію: *Void cvtcolor*, за якої результати аналізу кожного пікселю кадру методом вікна проходять автоматичне порівняння з пороговим значенням на основі встановленого діапазону кольору за допомогою функції:

- cv::adaptiveThreshold

Згідно з виявленою зоною, порогове значення кольору формує контур ідентифікованого синдрому за допомогою функції на основі методу Канні:

- *void findCanny*

Результатом виконання алгоритму є знаходження матриці відмінності з шаблонним зображенням патології, методом порівняння елементів між двома матрицями і числом вхідного масиву. Реалізація даної функції виконує команда:

- *void absdiff(inputArray src1, inputArray src1, dst)*

Головне вікно програмного комплексу розпізнавання синдрому наведено на рис. 4.16.

Додаток ПЗ «Текстура» включає:

1. Модуль розрахунку текстурних ознак за МЛБШ.
2. Модуль розрахунку текстурних ознак з ознаками Хаара.
3. Функцію аналізу об'єктів генерації дескрипторів для навчання класифікатора.

Початкове зображення шаблону текстурної ознаки патологічних змін поверхні тканини кольорового простору *HSV* конвертується в градацію сірого, де для кожної області розраховуються значення ознак матриць. Отримані матриці застосовуються для проведення сегментації кадру. Чим більшим є фокус області кадру об'єкта, тим ознаки порогового значення менші. Функція визначення наступна:

- *SegmentImage (img, 2, labels);*

Робота алгоритму програми «Контур» зумовлена фільтрацією границь і контурів. При виявленні патологічних синдромів у роботі використовували алгоритм евклідової відстані і порівнювали з методом Канні. Характерними особливостями модуля є:

1. Функція розрахунку контурних ознак за контурним методом.
2. Функція розрахунку текстурних ознак за алгоритмом Канні.

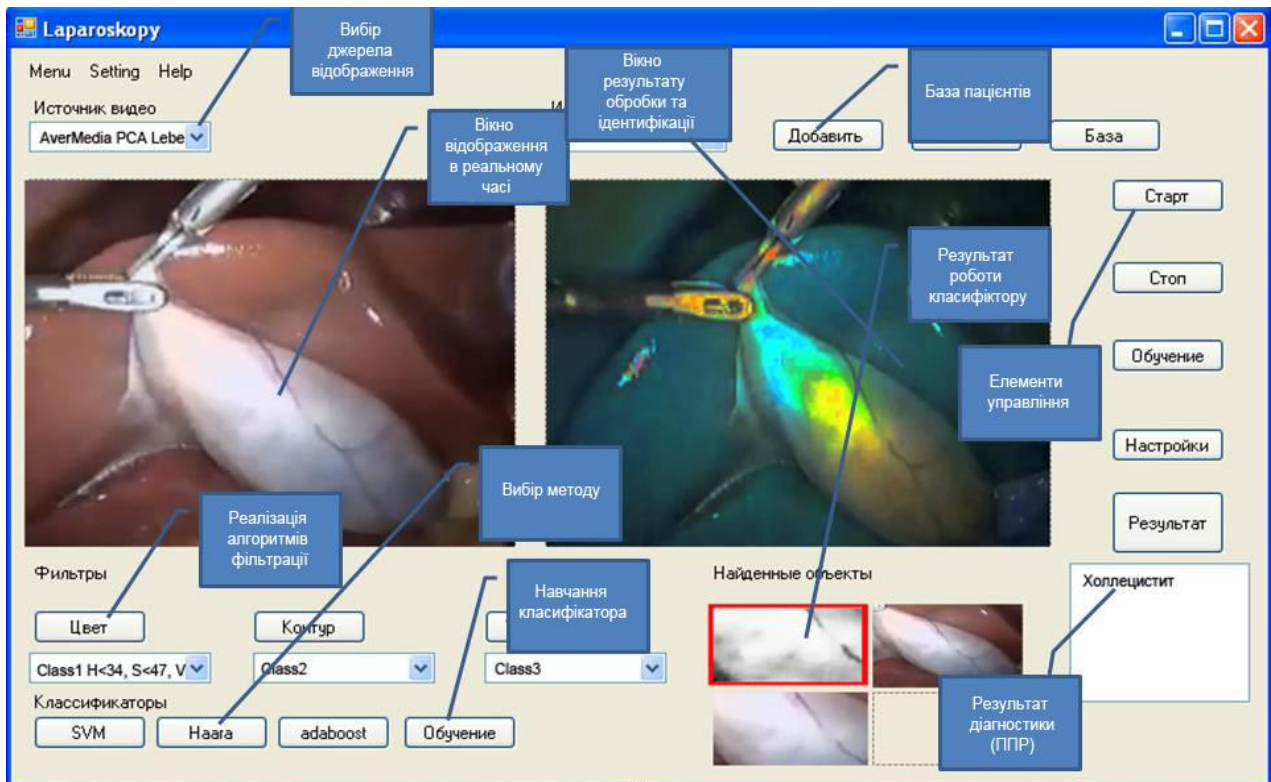


Рисунок 4.16 – Інтерфейс головного вікна програми автоматизованого розпізнавання патологічних синдромів органів малої миски та органів черевної порожнини

Як в роботі алгоритму локалізації об'єкта за кольором, так і в даному алгоритмі, в першу чергу проводили перетворення зображення в шкалу сірого з допомогою функції:

- *cvCvtColor*

Далі аналіз контуру і розподіл кривизни уздовж області здійснювали функціями бібліотеки OPENCV:

```
cvfindContours CVAPI
int header_size CV_DeFAULT (sizeof(CvCountours)),
int mode CV_DeFAULT(CV_RETR_LIST(edge)),
int method CV_DeFAULT(CV_CHIN_APPROX_SIMPLE(cv_Point)),
```

де функція *edge* – зберігає інформацію про контури патологічних об'єктів.

Після виконання команд, дані обробляються і зберігаються у вигляді показників для навчання класифікаторів в форматі .xml.

Узагальнена схема розробленого програмного комплексу роботи додатків ідентифікації об'єктів за допомогою фільтрації ознак представлена на рис. 4.17.

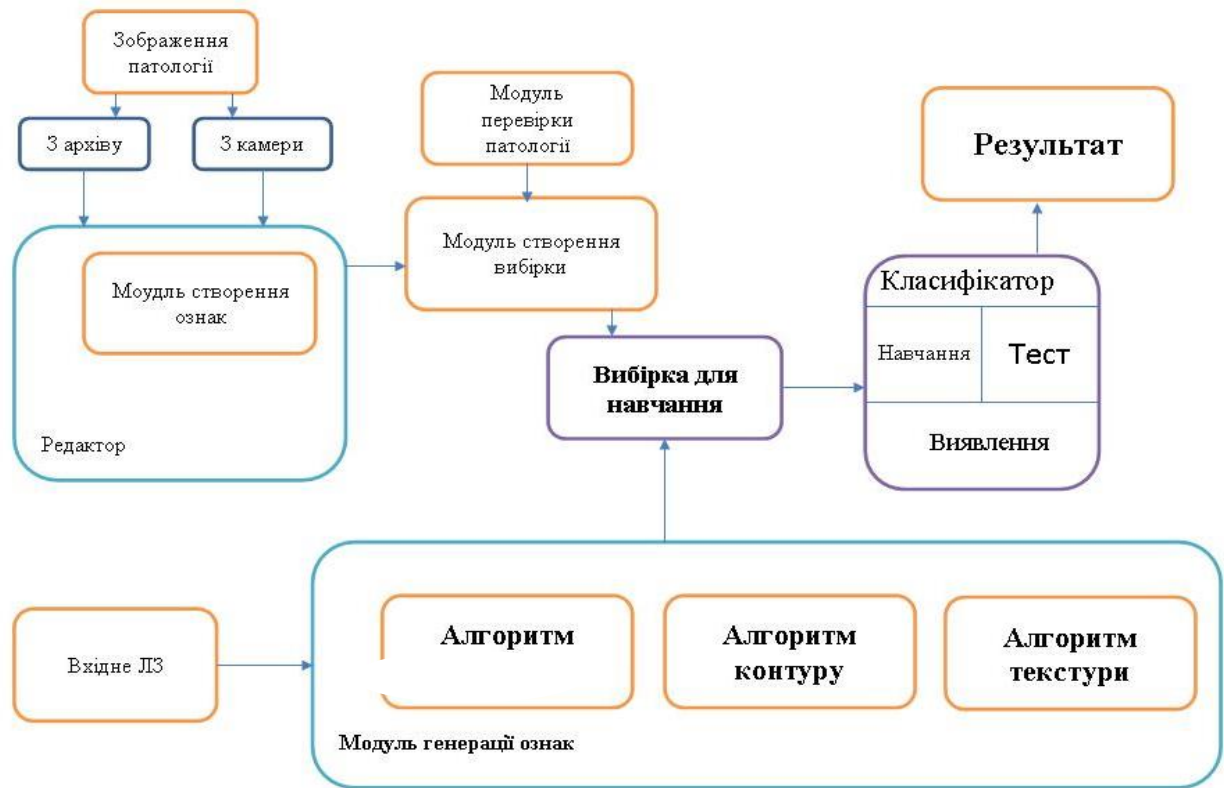


Рисунок 4.17 – Функціональна схема процесу розпізнавання об'єктів за кольоровими, контурними і текстурними ознаками

Далі після оброблення зображень формується вибірка захворювань для навчання класифікаторів.

Додаток ПЗ класифікатор *МОВ* являє собою набір алгоритмів навчання з вчителем для класифікації та аналізу даних. Класифікатор на основі *МОВ* визначає об'єкти які входять до класу / патологічного синдрому. Додаток класифікації здійснює реалізацію архітектури навчання класифікатора у вигляді класу *CvSVM* [45].

Додаток ПЗ класифікатор «Хаара», реалізований на основі архітектури навчання каскадного класифікатора за принципом реалізації ознак Хаара.

Набір позитивних і негативних зображень патологічних синдромів на основі ознак Хаара навчали функцією *OpenCV_traincascade*.

Додаток ПЗ алгоритм бустинга «*adaboost*» об'єднує найбільш потужні класифікатори та алгоритми для роботи в комплексі.

Основними перевагами класифікаторів є можливість:

- застосування обраних дескрипторів з функцією компенсації;
- збереження відеоархіву операції;
- збереження даних в файл .xml з функцією поновлення навчання класифікатора;
- збереження результатів в базі даних;

Технологія створення класу виявлення синдрому має інтерфейс навчання класифікатора, який включає (рис. 4.18) модулі:

- підключення та захоплення зображення;
- обробки зображення;
- розпізнавання;
- детекції та визначення класу.

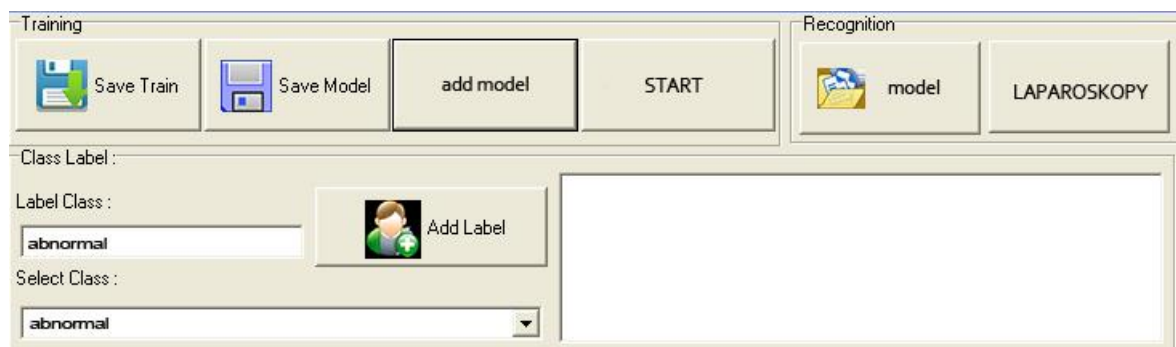


Рисунок 4.18 – Інтерфейс формування бази вибірки для навчання класифікаторів

Завдання підготовки еталонів зображень для вибірки є найбільш важливим процесом. Навчальна вибірка містить дескриптори об'єктів розпізнавання конкретних класів патологічних змін. Необхідно взяти до уваги, що в роботі алгоритму адабустингу відзначається хороша здатність побудови якісних базисних методів і скорочення часу навчання.

4.4 Створення технології автоматизованої синдромальної діагностики з підсистемою підтримки прийняття рішень (ППР)

Технологія автоматизованої синдромальної діагностики об'єднує методи оброблення, алгоритми програмно-технологічні процеси, інформаційні бази даних і знань для аналізу лапароскопічних зображень і постановки медичного діагнозу та складається з 3-х етапів (рис 4.19):

На першому етапі – підготовки – проводиться технічна перевірка та підготовка медичного обладнання до початку маніпуляцій. Дані пацієнта вносять до бази даних шляхом створення нового запису. Головний алгоритм проведення лапароскопічного дослідження пацієнта від початку до кінця заснований на положеннях і протоколах згідно діючих наказів МОЗ України [59, 60]. Технічний персонал проводить калібрування обладнання та підключення до мережі (рис 4.19).

Захоплення відеозображення здійснюється кадром з розподільчою здатністю 1280 на 1024 пікселів. Саме цей розмір кадру може забезпечити детальний аналіз зображення (рис 4.19).

На другому етапі – класифікації – проводиться аналіз ЛЗ для ідентифікації ознак виявлення патологічного захворювання за допомогою алгоритмів визначення за кольором, контуром та текстурою. При роботі алгоритму визначення ознак патології за кольором, застосовували метод групування пікселів однакових діапазонних припущень. При цьому кожен діапазон був віднесений до певного класу ймовірного патологічного захворювання (рис 4.19).

Робота алгоритму виявлення патології за контуром заснована на виділенні контуру шляхом кольорових перепадів з можливістю їх комбінованого порівняння.

Щодо алгоритму аналізу за текстурними характеристиками було використано метод МЛБЗ, в якому визначали особливості розташування ліній, після чого формувалися еталонні вибірки патологічних захворювань.

Система алгоритмів та класифікації розроблена на мові програмування C# в середовищі Microsoft Visual Studio 2010 Professional на базі .NET Framework 4.5 з підключенням бібліотеки комп'ютерного зору OPENCV. Графічний інтерфейс створений у вигляді робочого вікна лікаря-лапароскопіста.

Використання кроссплатформової системи Microsoft Windows дає можливість застосувати необхідні функції, а саме:

- адаптацію мови програмування C# до спеціалізованої бібліотеки OPENCV;
- підтримку масивів даних понад 4 гігабайт, що важливо при роботі з великими відеокадрами;
- фонову компіляцію для підвищення продуктивності програми;
- застосування графічних компонентів (Windows Form, Windows Presentation Foundation) для розробки інтерфейсу додатка.

Після створення вибірки система проводить навчання класифікаторів. В роботі використані класифікатори навчання за МОВ та методом каскадів з використанням алгоритму адабуст. Після тестування класифікаторів в якості показників роботи системи використовували програмний пакет Statistica, Microsoft Excel 2010, Matlab.

При виявленні патологічних змін до загальної конфігурації системи функціонування підключається підсистема детекції та слідкування, яка в режимі аналізу кожного кадру проводить сканування отриманих зображень (рис 4.19).

Програмне забезпечення технології включає 15 функціональних модулів, в тому числі 2 структурних елементи графічного інтерфейсу для настройки алгоритму контурного, текстурного і кольорового аналізу, налаштування класифікатора зображень з навчанням і множинних вікон для введення даних (рис 4.19).

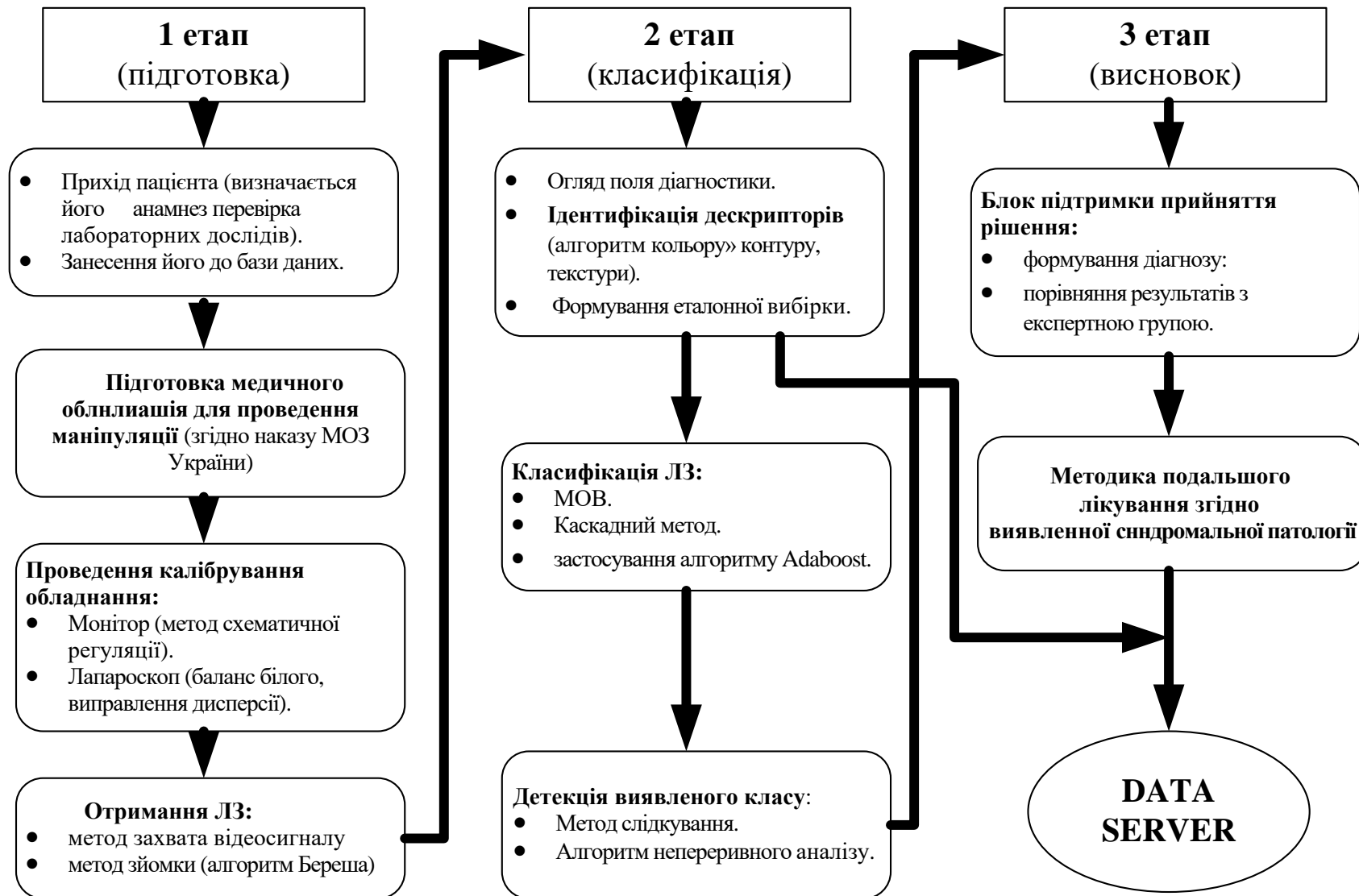


Рисунок 4.19 – Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень при лапароскопічній діагностиці органів малої миски у жінок та органів черевної порожнини

Основні функції 2 етапу технології дають можливість:

- виконувати процедури навчання класифікатора з отриманими з бази даних фрагментами зображень з різними текстурними, контурними і колірними характеристиками;
- використовувати відео з бази даних в якості навчального матеріалу класифікатора;
- проводити захоплення відео у режимі реального часу з метою вибору алгоритму та ознак класу розпізнавання;
- зберігати отримані результати роботи класифікатора у форматі Excel для подальшого аналізу;

Додаткові функціональні можливості програмного забезпечення:

- корекція кольорового профілю генерації зображення спектральних каналах з файлу .icc;
- збереження відкоригованого зображення або його фрагменту з функцією завантаження в файл;
- застосування комплексних дій класифікаторів з функцією до і після навчання;
- можливість ведення бази даних пацієнтів з функцією зберігання графічних матеріалів на базі системи PACS.

Третій етап роботи інформаційної системи являє собою модуль підтримки прийняття рішень. Згідно виявленої системою патології на екрані лікаря висвічується вірогідний або супутній діагноз, в залежності від чого лікар або змінює обрану тактику лікування або конкретизує її зміст. Послідовність виконання лапароскопічної діагностики зберігається в базі даних для подальшого аналізу та підтвердження правильності хірургічних дій.

Висновки до 4 розділу

1. Розроблено структурну схему системи автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями, яка на відміну

від систем подібного класу має в своїй структурі модуль перевірки рішень і тактик лікування на нормалізацію стану здоров'я пацієнта і підсистему підтримки прийняття рішення, яка побудована за принципами нечіткої логіки і включає в себе блоки настроювання і зберігання функцій приналежності, базу еталонних лапароскопічних зображень (БД), блок введення інформації та її попереднього оброблення, блок нечіткого виводу, блоки формування і поповнення бази знань.

2. Запропонована конфігурація апаратних засобів побудована таким чином, що передбачає можливість додаткового калібрування лапароскопічного обладнання для отримання максимально достовірного відео зображення та його подальшого аналізу і виявлення дескрипторів патологічних захворювань у жінок.

Результати досліджень цього розділу наведено в таких публікаціях: [2], [3], [15].

РОЗДІЛ 5

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ І СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИНДРОМАЛЬНОЇ ДІАГНОСТИКИ

5.1 Критерії визначення ефективності методу класифікації патологічних синдромальних захворювань

З метою оцінки ефективності застосування розробленої СППР проведено порівняння алгоритмів ідентифікації ознак патологічних змін з застосуванням розроблених методів розпізнавання патології за кольором, текстурою і контуром. Для порівняння використовувалися методи класифікації ознак за допомогою каскадного класифікатора, МОВ та з застосуванням алгоритму adaboost.

Для оцінки класифікатора важливим є критерій ROC-кривої, яка являє собою відношення показників істинно-позитивних (ІП) виявлень об'єктів, чутливість) від загального числа хибно-позитивних (ХП) виявлень (специфічність).

Таким чином, для побудови ROC-кривої визначали наступні показники: ІП, ІН – число істинно-негативних розпізнавань, ХН – число хибно-негативних розпізнавань, а також ХП.

Розрахунок точності та повноти, які показують приналежність об'єкта до класу проводили за формулами (5.1, 5.2):

$$\text{Точність} = \frac{ІП}{ІП + ХП} \quad (5.1)$$

$$\text{Повнота} = \frac{ІП}{ІП + ХН} \quad (5.2)$$

Якісною складовою розрахунку ефективності виявлення являється ROC-крива, а кількісною – площа під кривою (ППК). Чим вище показник ППК в діапазоні від 0,5 (неякісний класифікатор) до 1,0 (досконалий класифікатор),

тим кращими є характеристики класифікатора. Величина ППК залежить від чутливості S_p та специфічності S_E (5.3, 5.4):

$$S_E = \frac{ПП}{ПП + ХН} \times 100\% \quad (5.3)$$

$$S_p = \frac{ПП}{ПП + ХН} \times 100\% \quad (5.4)$$

ППК дозволяє порівняти роботу низки класифікаторів за показником «F-міра» провести середнє, так зване гармонійне визначення точності і повноти (5.5).

$$F - \text{міра} = \frac{2}{\frac{1}{\text{Повнота}} + \frac{1}{\text{Точність}}}, \quad (5.5)$$

Навчальний набір складався з 12953 зображень відеопослідовності, а тестуючий – з 632 відеопослідовностей.

В ході тестування перший рівень розпізнавання зводився до порівняння об'єктів на зображенні до відповідних характеристик патологічно-змінених об'єктів на основі дескрипторів за кольором, контуром і текстурою.

Варто зауважити, що алгоритм дескриптора за кольором реагує на зміни кольору для зображень метастазів печінки з точністю 0,77, при цьому повнота складає 0,85. В той же час, для зображення кісти печінки, для якого характерним є чіткий контур, показник точності складав 0,96. Алгоритм дескриптора на основі контуру також продемонстрував результат 0,96 при розпізнаванні кісти печінки. Результати порівняння ефективності розпізнавання об'єктів патологічних синдромальних захворювань за різними методами розроблених алгоритмів ідентифікації ознак представлені в табл. 5.1.

Показники площі під ROC – кривою формують оцінку роботи дескрипторів на основі алгоритмів кольору, контуру і текстурою (рис. 5.1). Показники ППК для дескрипторів на основі кольору продемонстрували

результат 0,8923, що можна вважати задовільним показником, якість роботи дескрипторів на основі контуру 0,7986, що пояснюється накладанням один на одного різного роду об'єктів, положення об'єктів і невизначеністю симптоматики.

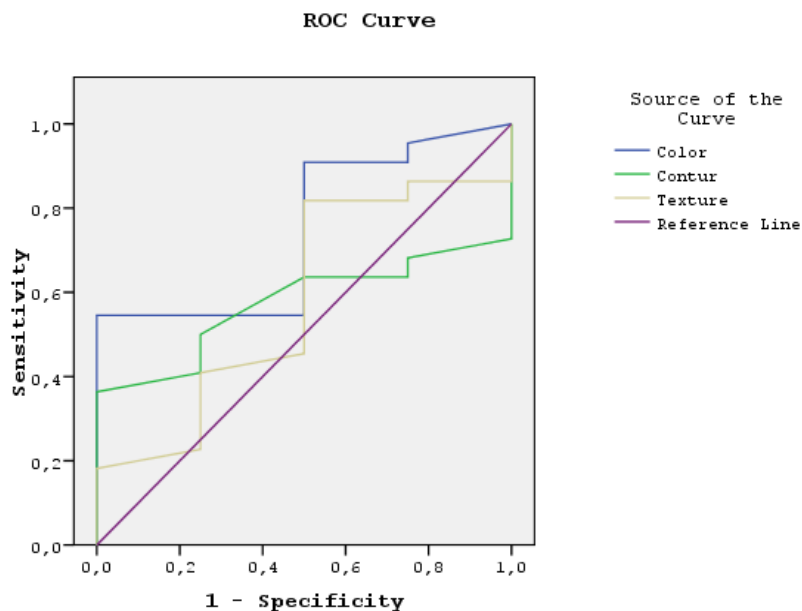


Рисунок 5.1 – ROC-крива для аналізу роботи алгоритмів за кольором, контуром, текстурою

Таблиця 5.1

Порівняльна ефективність виявлення патологічних змін на кадрах відеопотоку

№	Патологія	Методи ідентифікації					
		Алгоритм кольору		Алгоритм контура		Алгоритм текстури	
		Точність	Повнота	Точність	Повнота	Точність	Повнота
1	Метастази печінки	0,7727	0,85	0,9583	0,9583	0,6842	0,6842
2	Пухлина яєчників	0,6444	0,7767	0,5428	0,6951	0,8016	0,7482
3	Цироз	0,7	0,7777	0,2	0,5	0,909	0,909
4	Гепатит	0,6	0,7826	0,1562	0,6251	0,8789	0,9355
5	Кіста печінки	0,875	0,875	0,96	-	0,5454	0,8
6	Холецистит	0,7434	0,9231	0,5526	0,9130	0,625	0,6321
7	Кровотеча	0,753	0,9081	0,1133	0,3822	-	-

При використанні комбінування дескрипторів контуру і кольору, найбільша точність розпізнавання була досягнута для відеозображень пухлин яєчників, показник точності діагностики якої склав 0,94, найменша точність була відзначена при розпізнаванні цирозу та гепатиту – 0,542. При розпізнаванні з комбінуванням всіх трьох дескрипторів точність розпізнавання збільшувалася до 0,942, при величині 0,934.

Навчання класифікаторів проходило з однією і тією ж базою зображень. Найбільше число виявлень об'єктів було досягнуто при застосуванні комбінованого класифікатора – кількість розпізнаних зображень складала від 91,4% (гепатит) до 100,0% (пухлини яєчників, кісти печінки).

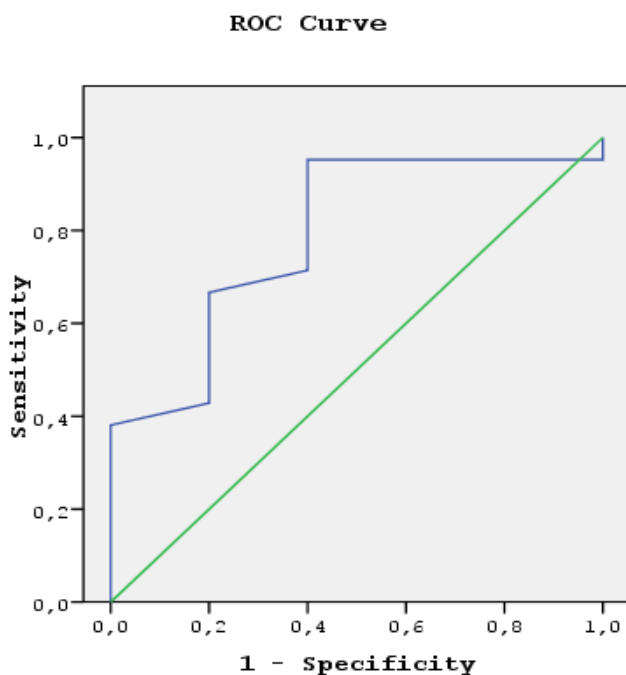


Рисунок 5.2 – ROC-крива комбінованого дескриптора розпізнавання патологічних синдромів

Послідовне застосування алгоритмів кольору, контуру і текстури супроводжувалося розпізнаванням від 82,5% (кровотечі) до 100,0% (кісти печінки) зображень. Метод розпізнавання з використанням ознак Хаара забезпечувало розпізнавання від 58,3% (цироз) до 100,0% (кісти печінки)

зображень. Кількість розпізнаних зображень при застосуванні методу опорних векторів становило від 50,0% (кровотеча) до 88,6% (гепатит), в той час як для застосування каскадного методу цей діапазон склав відповідно 20,0% (гепатит) – 68,0% (метастази печінки, кісти печінки) (табл. 5.2).

При цьому кількість хибнопозитивних діагнозів була найнижчою при застосуванні комбінованого алгоритму бустинга і становило від 0 (кісти печінки) до 8,6% (гепатит) (табл. 5.3). Найбільшим числом хибнопозитивні діагнози реєструвалися при застосуванні МОВ, величина яких становила від 12,0% (кісти печінки) до 68,6% (гепатит).

Таблиця 5.2

Показники правильно розпізнаних захворювань абдомінальної порожнини і малої миски при різних методах розпізнавання (%)

№	Нозологічна форма захворювання	Розроблені методи на основі кольору, контуру і текстури	Ознаки Хаара	МОВ	Каскадний класифікатор	Комбінований алгоритм бустинг
1	Метастази (n=25)	23 (92,0)	23 (92,0)	22 (88,0)	17 (68,0)	24 (96,0)
2	Пухлина яєчників (n=150)	147 (98,0)	134 (89,3)	101 (67,3)	97 (64,7)	151 (100,0)
3	Цироз (n=12)	9 (75,0)	7 (58,3)	10 (83,3)	4 (33,3)	11 (91,7)
4	Гепатит (n=35)	27 (77,1)	17 (48,6)	31 (88,6)	7 (20,0)	32 (91,4)
5	Кіста печінки (n=25)	25 (100,0)	25 (100,0)	21 (84,0)	17 (68,0)	25 (100,0)
6	Холецистит (n=120)	109 (90,8)	110 (91,7)	94 (78,3)	45 (37,5)	115 (95,8)
7	Кровотеча (n=240)	198 (82,5)	174 (72,5)	120 (50,0)	110 (45,8)	224 (93,3)

Застосування комбінованого класифікатора бустинга характеризувалось порівняно найбільш низьким числом нерозпізнаних об'єктів, які склали від 0 (метастази печінки, гепатит, кісти печінки) до 1,7% (кровотеча) (табл. 5.4). Найбільше число нерозпізнаних об'єктів реєструвалося при застосуванні методу головних компонент – від 11,4% (гепатит) до 25,0% (холецистит).

Показники помилково розпізнаних захворювань абдомінальної порожнини і малої миски при різних методах розпізнавання (%)

№	Нозологічна форма захворювання	Розроблені методи на основі кольору, контуру і текстури	Ознаки Хаара	МОВ	Каскадний класифікатор клас тор	Комбінований алгоритм бустинг
1	Метастази (n=25)	1 (4,0)	1 (4,0)	2 (8,0)	5 (20,0)	2 (8,0)
2	Пухлина яєчників (n=150)	13 (8,7)	15 (10,0)	47 (31,3)	38 (25,3)	7 (4,7)
3	Цироз (n=12)	2 (16,7)	3 (25,0)	2 (16,7)	6 (50,0)	1 (8,3)
4	Гепатит (n=35)	7 (20,0)	12 (34,3)	4 (11,4)	24 (68,6)	3 (8,6)
5	Кіста печінки (n=25)	-	-	2 (8,0)	3 (12,0)	-
6	Холецистит (n=120)	9 (7,5)	7 (5,8)	16 (13,3)	45 (37,5)	4 (3,3)
7	Кровотеча (n=240)	35 (14,6)	47 (19,6)	117 (48,7)	97 (40,4)	12 (5,0%)

Таким чином, представлені результати показали, що ефективність розпізнавання об'єктів на кадрах відеозйомки зменшується в послідовності: комбінований класифікатор ababoost; розпізнавання на основі послідовного застосування алгоритмів кольору, контуру і текстури; розпізнавання на основі застосування ознак Хаара; метод опорних векторів і метод головних компонент.

Завданням окремої частини дослідження було оцінювання точності навчання класифікатора, яку проводили з вибірки зображень та використанням методів навчання класифікаторів, а саме: методом опорних векторів (МОВ) та каскадним методом.

Низький рівень виявлення патологій продемонстрував класифікатор на основі опорних векторів – ППК склала 0,689. При класифікації зазначалося невірне розпізнавання об'єкта зі значним числом хибно-негативних розпізнавань. При навчанні та роботі класифікатора на основі ознак Хаара величина ППК склала 0,8741, що можна вважати задовільним показником. Після об'єднання роботи алгоритму бустингу відзначалось різке збільшення якості виявлення, показник ППК склав 0,942 (рис. 5.3).

Показники пропущених виявлень захворювань абдомінальної порожнини і малого таза при різних методах розпізнавання (%)

№	Нозологічна форма захворювань	Розроблені методи на основі кольору, контуру і текстури	Ознаки Хаара	МОВ	Каскадний класифікатор	Комбінований алгоритм бустинг
1	Метастази (n=25)	1 (4,0)	1 (4,0)	1 (4,0)	3 (12,0)	-
2	Пухлина яєчників (n=150)	-	11 (7,3)	12 (8,0)	25 (16,7)	2 (1,3)
3	Цироз (n=12)	1 (8,3)	3 (25,0)	-	2 (16,7)	-
4	Гепатит (n=35)	1 (2,9)	6 (17,1)	-	4 (11,4)	-
5	Кіста печінки (n=25)	-	-	2 (8,0)	5 (20,0)	-
6	Холецистит (n=120)	2 (1,7)	3 (2,5)	10 (8,3)	30 (25,0)	1 (0,08)
7	Кровотеча (n=240)	7 (2,9)	19 (7,9)	3 (1,2)	33 (13,7)	4 (1,7)

ROC Curve

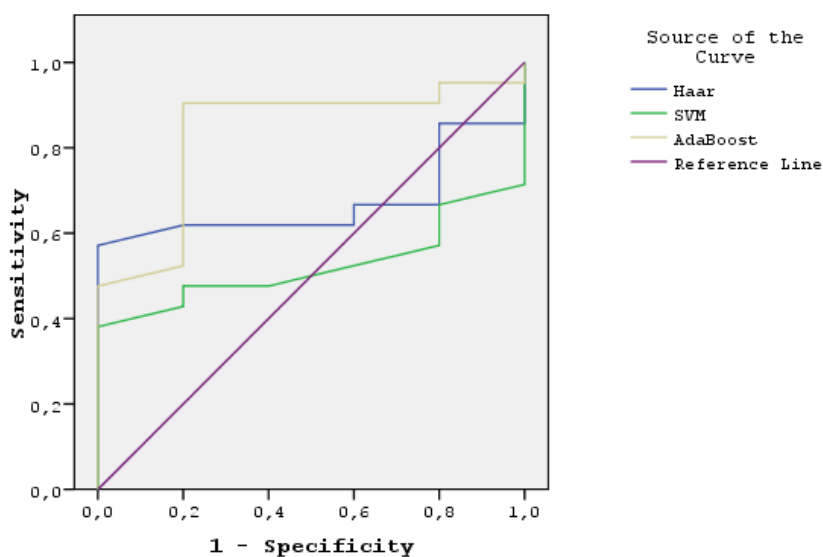


Рисунок 5.3 – ROC-крива показник співвідношення чутливості і специфічності до навчання класифікаторів

Показники точності і повноти роботи розпізнавання класифікаторів представлені в таблиці 5.5.

Таблиця 5.5

**Характеристики ефективності класифікаторів на 12953 зображень відеопослідовності з 632
відеопослідовностей**

№	Нозологічна форма (n- число пацієнтів)	Методи ідентифікації									
		Виявлені об'єкти на основі кольору, контуру і текстури		Ознаки Хаара		МОВ		Каскадний класифікатор		Комбінований класифікатор adaboost	
		Точність	Повнота	Точність	Повнота	Точність	Повнота	Точність	Повнота	Точність	Повнота
1	Метастази (n=25)	0,958333	0,958333	0,958333	0,958333	0,916667	0,956522	0,772727	0,85	0,923077	1
2	Пухлина яєчників (n=150)	0,91875	1	0,899329	0,924138	0,682432	0,893805	0,718519	0,795082	0,955696	0,986928
3	Цироз (n=12)	0,818182	0,9	0,7	0,7	0,833333	1	0,4	0,666667	0,916667	1
4	Гепатит (n=35)	0,794118	0,964286	0,586207	0,73913	0,885714	1	0,225806	0,636364	0,914286	1
5	Кіста печінки (n=25)	1	1	1	1	0,913043	0,913043	0,85	0,772727	1	1
6	Холецистит (n=120)	0,923729	0,981982	0,940171	0,973451	0,854545	0,903846	0,5	0,6	0,966387	0,991379
7	Кровотеча (n=240)	0,849785	0,965854	0,78733	0,901554	0,506329	0,97561	0,531401	0,769231	0,949153	0,982456

5.2 Оцінювання ефективності роботи системи автоматизованої діагностики за лапароскопічними зображеннями

Важливою умовою ефективного застосування методу розпізнавання зображень в умовах реального часу є швидкість виявлення [78].

$$v_f = \frac{T}{E}$$

де T – кількість кадрів, E – загальний час роботи системи розпізнавання.

Тому завданням окремої частини досліджень було проведення порівняльної оцінки даного показника при роздільному та при комбінованому застосуванні розроблених алгоритмів (табл. 5.6).

Таблиця 5.6

Порівняльна швидкість розпізнавання зображення при застосуванні різних алгоритмів

Розподільна здатність (пікселі)	Швидкість роботи алгоритмів, (с)				
	Алгоритм кольору	Алгоритм контура	Алгоритм текстури	Ознаки Хаара+МОВ	Комбінований метод
480x320	0,01	0,05	0,9	0,08	0,98
640x480	0,02	0,07	1,1	0,09	1,1
800x600	0,02	0,07	1,12	0,5	1,12
1024x768	0,03	0,08	1,19	0,54	1,16
1280x1024	0,07	0,09	1,19	0,67	1,2
1920x1080	0,09	0,1	2	0,8	1,9

Час аналізу відеопослідовності у режимі онлайн варіює від 0,01 до 1,9 сек при розподільній здатності від 480x320 до 1920x1080. Час розпізнавання при застосуванні комбінованого класифікатора склав від 0,9 с при розподільній здатності 480 x 320, до 1,9 с при здатності 1920 x 1080.

При порівнянні швидкості навчання і точності розпізнавання всі методи класифікації показали задовільний результат (табл. 5.7).

Часові характеристики роботи алгоритму кольору, контуру і текстури при заданій точності розпізнавання

Метод навчання	Точність, (%)	Час навчання, (годин)	Швидкість роботи методу, (с)
МОВ (n=50)	78,0± 5,8	14,073± 1,008	0,98 ± 0,02
Каскадний класифікатор (n=42)	82,0± 4,2*	10,084± 0,010	1,1± 0,03

Примітка: *-P<0,05 у порівнянні з методом опорних векторів (метод ANOVA + тест Newman-Keuls)

5.3 Аналіз результатів клінічної діагностики за допомогою бустинга в режимі реального часу

Ефективність діагностики оцінювали у пацієнтів з підтвердженими в процесі подальшого лікування діагнозами захворювань печінки (перша група). Всього в цій групі спостерігали пацієнтів, що страждають цирозом печінки (25 хворих), ехінококозом (22 хворих), ангиоматозом печінки (17 пацієнтів) та 27 хворих з метастазами в тканину печінки злоякісних новоутворень. Крім того, в якості контролю спостерігали 35 пацієнтів, у яких виконувалася лапароскопічна діагностика не у зв'язку з захворюванням печінки, але у яких були отримані цифрові знімки печінкової поверхні.

Дана частина роботи проведена в період з 11.11.2015 за 30.05.2016 р. на базі хірургічного відділення КП «Одеська обласна клінічна лікарня».

Отримані результати показали, що при діагностиці цирозу печінки чутливість і специфічність розробленої методики склали 68,0% і 82,8%, в той час як при експертній оцінці знімків аналогічні показники дорівнювали 44,0% і 65,7% відповідно (P>0,05) (табл. 5.8). Чутливість розробленого методу діагностики ехінококозу склала 88,9% і перевищувала відповідний показник, отриманий при експертній оцінці у цих же пацієнтів (54,5%) (P<0,05). При діагностиці ангиоматоза печінки чутливість і специфічність, що перевищували

відповідні показники в групі контролю (експертна оцінка) на 38,9% ($P<0,05$) і на 28,6% ($P<0,05$), а негативний прогностичний показник зростав на 23,5% ($P<0,05$). Діагностика метастатичних уражень печінки за допомогою розробленого методу характеризувалася чутливістю і специфічністю перевищували ці показники при експертній діагностиці на 33,4% ($P<0,05$) і на 28,6% ($P<0,05$). При цьому як позитивний, так і негативний прогностичні показники були вище таких же показників експертної діагностики – на 40,9% ($P<0,01$) і на 33,6% ($P<0,01$) (табл. 5.8).

Таблиця 5.8

Оцінка ефективності синдромальної автоматизованої діагностики захворювань за з аналізу лапароскопічними зображеннями (знімками) (%)

	Чутливість	Специфічність	Позитивний прогностичний показник (ППП)	Негативний прогностичний показник (НПП)
Експертна оцінка ЛЗ				
Цироз	11/25 (44,0)	23/35 (65,7)	47,8	62,2
Ехінококоз (солітарна пухлина)	12/22 (54,5)	25/35 (71,4)	54,5	71,4
Ангіоматоз	9/18 (50,0)	21/35 (60,0)	39,1	70,0
Метастазування	13/27 (48,1)	19/35 (54,3)	44,8	57,6
Синдромальна діагностика системи автоматизованої діагностики				
Ехінококоз (солітарна пухлина)	17/25 (68,0)	29/35 (82,8)	73,9	78,4
Ангіоматоз	19/22 (86,4) #	30/35 (85,7)	79,2	91,0
Метастазування	16/18 (88,9) #	31/35 (88,6) #	72,7	93,5 #
Ехінококоз (солітарна пухлина)	22/27 (81,5) #	29/35 (82,9) #	85,7 ##	91,2 ##

Примітка: #- $P<0,05$ ##- $P<0,01$ при порівнянні з відповідним показником у групі з експертної діагностикою (критерію «z» порівняння двох пропорцій).

У ці ж терміни проведена оцінка ефективності застосування розробленої автоматизованої діагностики у пацієнтів з пухлинними ураженнями яєчників (38) пацієнтів з підтвердженими діагнозами: кіста яєчника (23), доброякісні пухлини (8) та злоякісні новоутворення (7).

Таблиця 5.9

Оцінка ефективності синдромальної автоматизованої діагностики пухлинних захворювань яєчників щодо аналізу лапароскопічних знімків (%)

	Чутливість	Специфічність	Позитивний прогностичний показник (ППП)	Негативний прогностичний показник (НПП)
Експертна оцінка зображень				
Патологія яєчника (n=38)	17/38 (44,7)	11/38 (44,0)	54,8	34,4
Синдромальна автоматизована діагностика				
Патологія яєчника (n=38)	29/38 (76,3) ##	30/38 (80,0) #	85,3 #	69,0 #

Примітка: #- $P < 0,05$ ##- $P < 0,01$ при порівнянні з відповідним показником у групі з експертної діагностикою (критерію «z» порівняння двох пропорцій).

Отримані результати показали, що чутливість і специфічність розпізнавання пухлинних уражень яєчника при застосуванні розробленого методу достовірно перевищує таку, що забезпечується роботою експертів – відповідно на 31,6% ($P < 0,01$) і на 36,0% ($P < 0,05$) (табл. 5.9). При цьому також достовірно зростали значення прогностичних показників – позитивного на 30,5% ($P < 0,05$) і негативного на 34,6% ($P < 0,05$).

Таким чином, представлені результати свідчать про високу ефективність застосування розробленої системи і технології діагностики уражень печінки та яєчників у практичній роботі хірургів-лапароскопістів, яка підтверджена при діагнозах, що, в тому числі, не входили в вибірки навчання класифікаторів, але були охарактеризовані в рамках ознак відповідного патологічного синдрому.

Також важливим є результат ефективності ППР діагностики, яка перевищує таку, що проводиться досвідченими хірургами – експертами.

Висновки до 5 розділу

1. Порівняльна оцінка ефективності розробленої системи автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями була проведена з використанням створеної бази лапароскопічних зображень і критеріїв коректного розпізнавання окремих нозологічних форм захворювань – визначення їх належності до певного патологічного синдрому.

2. Експерименти підтвердили, що розроблені алгоритми та використані методи мають переваги у швидкості оброблення зображень в режимі реального часу порівняно з алгоритмом на основі ознак Хаара і МОВ.

3. Практичне застосування розробленої системи і технології підтвердило ефективність синдромальної діагностики при нозоформах, які раніше не входили в базу даних навчання класифікатора (ехінококоз, ангіоматоз печінки). При апробації системи було виявлено, що при захворюваннях печінки найвища специфічність і чутливість відзначались при діагностиці ангіоматозних запальних змін (88,6%) (88,9%) відповідно, як найбільш низькими зазначені показники були при діагностиці цирозу печінки (відповідно 52,8% і 58,0%).

Результати досліджень цього розділу наведено в таких публікаціях: [4], [9], [12].

ВИСНОВКИ

У дисертаційному дослідженні наведено розв'язок актуальної науково-технічної задачі підвищення ефективності розпізнавання відеолапароскопічних зображень шляхом розроблення алгоритмів, моделей, методів і системи автоматизованої синдромальної діагностики.

1. За результатами аналізу лапароскопічних відеозображень визначено комплекс інформаційних критеріїв/дескрипторів, які дозволяють класифікувати патологічні зміни на лапароскопічних зображеннях за синдромальними ознаками.

2. Удосконалення методу калібрування лапароскопічного обладнання шляхом урахування його оптичних характеристик при ендоскопічному хірургічному втручанні і введення процедури препроцесингу дозволило знизити вплив шуму, підвищити насиченість та контраст елементів зображення і забезпечити, тим самим, якість сегментації відео зображень на рівні HD.

3. Розпізнавання об'єктів патології за допомогою розробленого метода діагностики патологічних синдромів зводиться до виявлення приналежності описових характеристик ділянок лапароскопічних зображень діапазонам значень ознак окремих класів патологічних змін – відповідних патологічних синдромів.

4. Експериментальним шляхом встановлено, що моніторинг появи синдромальної ділянки на кадровій відеопослідовності в полі зору лапароскопічної камери дозволяє автоматично виявляти та проводити детекцію патології в режимі реального часу.

5. Запропоновані алгоритми реалізують задачу ідентифікації об'єктів за диференційними критеріями та ознаками, за умови використання каліброваного лапароскопічного обладнання з можливістю розрахунку передачі кольору і деформації об'єктів.

6. Введення до структури системи автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними зображеннями модуля перевірки рішень і

тактик лікування на адекватність стану здоров'я пацієнта і підсистеми підтримки прийняття рішення, яка побудована за принципами нечіткої логіки і включає в себе блоки настроювання і зберігання функцій приналежності, базу еталонних лапароскопічних зображень, блок введення інформації та її попереднього оброблення, блок нечіткого виводу, блоки формування і поповнення бази знань, забезпечило виявлення синдромальної патології на ранніх стадіях захворювання з точністю до 90% від всіх діагностованих випадків.

7. Застосування алгоритму локальних бінарних шаблонів в режимі порівняння шаблонних ЛЗ з досліджуваними і подальшим обчисленням вектора відмінності і застосуванням локального дескриптора дозволило діагностувати текстурні патологічні ознаки на рівні 79% - для цирозу печінки і 62% – для гепатиту

8. Практичне застосування розробленої системи і технології діагностики підтвердило ефективність синдромальної діагностики при нозоформах, які раніше не входили до бази даних навчання класифікатора (ехінококоз, ангіоматоз печінки). Для захворювань печінки найвища специфічність і чутливість відзначаються при діагностиці ангіоматозних запальних змін (88,6%) (88,9%) відповідно, в той час, як найнижчі значення зазначених показників були отримані при діагностиці цирозу печінки (відповідно 52,8% і 58,0%).

9. Застосування розробленої системи автоматизованої синдромальної діагностики забезпечує своєчасну діагностику патологічних процесів і підвищення її ефективності. Водночас, зниження хибно-негативних діагнозів запобігло прогресивному розвитку захворювання у 45 із 140 (32,1%) пацієнтів, а відповідно до експертної оцінки – зменшило ризик виникнення післяопераційних ускладнень у 65,1% з них, прискорило період післяопераційної реабілітації – у 30,5%, а також запобігло конверсії оперативного втручання у 34,6% обстежених пацієнтів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Інформаційно-технічна система автоматизованої лапароскопічної діагностики”, *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, №4, с. 90-96, 2016.

[2] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Застосування алгоритма на основі дескриптора текстури в розпізнаванні відеолапароскопічних зображень”, *Вісник Херсонського національного технічного університету*, №2(61), с. 212-217, 2017.

[3] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Застосування алгоритму на основі дескриптора кольору в розпізнаванні лапароскопічних відео зображень”, *Вісник Житомирського державного технологічного / університету. Серія: Технічні науки*, №1(79), с. 128-133, 2017.

[4] D. N. Bayazitov, A.V. Lyashenko, A.V. Buzinovsky, “Computer automatic diagnostics (cad) of appenidicites based on classification of laparoscopic images”. *Вестник Южно-Казахстанской фармацевтической академии. Республиканский научный журн*, №3(76), с. 17-21, 2016.

[5] А. В. Ляшенко, “Система автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними захворюваннями”, *Вісник Хмельницького національного університету, Серія Технічні науки*, №3(273), с. 151-158, 2019.

[6] K. V. Selivanova, O. G. Avrunin, O. V. Kobylanski, M. I. Palamarchuk, F. V. Lyashenko, “Biometric Hand tremor identification on graphics tablet”, *Proceeding of SPIE*, p. 7, 2019.

[7] D. N. Bayazitov et al., “The effectiveness of automatic laparoscopic diagnostics of liver pathology using different methods of digital images classification”, *Pathologia*, vol. 14, no. 2, pp. 182-187, 2017.

[8] Д. Н. Баязитов, А. В. Ляшенко та А. Б. Бузиновський, “Лапароскопическая синдромальная диагностика патологии яичников по

характеристикам цифрових зображень”, XV–е чтения В.В. Подвысоцкого: *Бюллетень матеріалів наукової конференції, УкрНІІІ медицини транспорту*, Одеса, 2016, с. 22-23.

[9] А. Б. Бузиновський, О. С. Коваленко, Д. М. Баязітов, А. В. Ляшенко та О.М. Нєнова “Ефективність лапароскопічних хірургічних втручань із застосуванням системи підтримки прийняття рішень”, XV–е чтения В.В. Подвысоцкого: *Бюллетень матеріалів наукової конференції, УкрНІІІ медицини транспорту*, Одеса, 2016, с. 38-39.

[10] А. В. Ляшенко, Д. Н. Баязітов, А. Б. Бузиновський, О.Н. Нєнова та К. А. Биднюк, “Аналіз цвітності цвітності цифрових зображень біологічної поверхності в дистанційній діагностиці захворювань”, XV–е чтения В.В. Подвысоцкого: *Бюллетень матеріалів наукової конференції, УкрНІІІ медицини транспорту*, Одеса, 2016, с. 123-124.

[11] А. В. Ляшенко, Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський та Л. С. Годлевський, “Автоматизована діагностика стану печінки за відеолапароскопічними зображеннями”, на *Всеукраїнської наук.-метод. відеоконф. з міжнарод. участю В зб: Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини*, Запоріжжя, 2016, с. 28-31.

[12] А. В. Ляшенко, Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський, Г. Заровна та А. Єрін, “Технологія автоматизованої лапароскопічної діагностики стану печінки”, на *Наук. конф. з міжнарод. участю, Конф. молодих вчених Одеського національного медичного університету «Сучасні теоретичні та практичні аспекти клінічної медицини (для студентів та молодих вчених), присвячена 100-річчю з дня народження І. Г. Герцена»*, Одеса, 27-28 квітня 2017, с. 32-33.

[13] Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський, А. В. Ляшенко та Л. С. Годлевський, “Ретроспективна порівняльна ефективність хірургічного та медикаментозного лікування пацієнтів за методом побудови дерева рішень”, на *Всеукраїнської наук.-метод. відеоконф. з міжнарод. участю Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини 2018*, Запоріжжя, 25-26 квітня 2018, с. 97-98

[14] Д. Р. Баязітов, А. В. Ляшенко та К. О. Приболовец, “Застосування системи розпізнавання лапароскопічних зображень при наданні хірургічної допомоги при апендициті”, на *Наук.-практ. конф. молодих вчених ОНМедУ з міжнародною участю, присвяченої 100-річчю з дня народження С.І.Корхова*, В зб.: «Сучасні теоретичні та практичні аспекти клінічної медицини». Одеса. 19-20 квітня 2018, с. 29-30.

[15] А. В. Ляшенко, М. Р. Баязітов, С. М. Злепко, Л. Г. Коваль та Я. І. Ярославський, “Особливості сегментації лапароскопічних відео зображень”, на *Наук.-практ. конф. Медицинская наука и практика в условиях современных трансформационных процессов*, Львів, 23-25 квітня 2019, с. 33-37.

[16] А. Б. Беяев и др., “Технология создания распределенных интеллектуальных систем”, *Переславль-Залесский*, с. 124-137, 1997.

[17] Библиотека компьютерного зрения OpenCV. [Электронный ресурс]. Доступно: http://docs.opencv.org/trunk/doc/py_tutorials/py_objdetect/py_face_detection/py_face_detection.html. Дата обращения:

[18] Е. А. Биднюк, Л. С. Годлевский, И. А. Самченко, О. В. Деньга, Н. Р. Баязітов, А. С. Коваленко и А. В. Ляшенко, “Применение телемедицинских технологий при проведении плановых стоматологических осмотров: методические рекомендации”, *Шымкент*, Одесса, 2013, 28 с.

[19] М. С. Агеев, Б. В. Добров и Н. В. Макаров-Землянский, “Метод машинного обучения, основанный на моделировании логики рубрикатора”, *Труды 5ой Всероссийской научной конференции «Электронные библиотеки: перспективные методы и технологии, электронные коллекции» - RCDL2003*, Санкт-Петербург, Россия, 2003, [Электронный ресурс]. Доступно: <http://rcdl.ru/doc/2003/B2.pdf>. Дата обращения: Груд. 15, 2018.

[20] Т. Т. Ч. Буй, «Алгоритмы распознавания лиц и жестов на основе вейвлет-преобразований и метода главных компонент». Дис. канд. техн. наук, Томск, 2014.

[21] С. В. Абламейко, А. М. Недзьведь, *Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине*. Минск, Беларуси: ОИПИ НАН, 2005, с. 155.

[22] Л. С. Годлевський, М. Р. Баязитов, К. А. Біднюк, А. В. Ляшенко, “Використання телемедичних засобів в реорганізації процесу надання консультативно-діагностичної допомоги населенню”, *Східноєвропейський журнал громадського здоров'я*, №21, с. 18, 2012.

[23] Г. М. Рутенбург, В. В. Стрижелецкий, Е. М. Альтмарк, Е. В. Шмидт, “Возможности эндовидеохирургии в лечении сочетанных заболеваний”, *Вестник Санкт–Петербургского университета*, №4, с. 51-57, 2007.

[24] Ю. В. Вороненко, О. П. Мінцер, В. В. Краснов, *Електронні навчальні посібники для відображення медичних процедурних знань: принципи, етапи створення, методологія*. Київ, 2009, с. 160.

[25] А. Ю. Гладырева, Н. Н. Будник, А. С. Коваленко, “Исследование показателей качества рентгеновских изображений”, *Электроника и связь 2' Тематический выпуск «Электроника и нанотехнологии»*, с. 62 – 67, 2010.

[26] Б. А. Алпатов, А. А. Селяев, “Алгоритм оценки местоположения объекта на двумерном изображении”, *Изв. вузов. При- боростроение*, Т. XXXI. № 5, с. 3-6, 1988.

[27] О. С. Амосов, “Нейросетевые и нечеткие методы оценивания стохастических систем”. дис. д-ра техн. наук, Комсомольск-на-Амуре, 2004.

[28] А. Д. Гольцев, “Алгоритм последовательного определения текстурных признаков, характеризующих однородные текстурные области, для задачи сегментации изображений”, *Кибернетика и вычислительная техника*, Вип. 173, с. 25-34, 2013.

[29] Х. Гома, UML. *Проектирование систем реального времени, параллельных и распределенных приложений: Пер. с англ.* Москва, Россия: ДМК Пресс, 2002, с. 704.

[30] Р. Гонсалес, Р. Вудс, *Цифровая обработка изображений*. Москва. Россия: Техносфера, 2005, 1072 с.

[31] П. А. Чочиа, “Сегментация изображений на основе анализа расстояний в пространстве признаков”, Т. 50, № 6, с. 97-110, 2014. [Электронный ресурс]. Доступно: <http://www.sibran.ru/upload/iblock/6c5/6c577369ee7b71132c5a75b17718abff.pdf>. Дата обращения: Дек. 15, 2018.

[32] Д. Н. Баязитов, А. Б. Бузиновский, О. Н. Ненова и К. А. Биднюк, “Анализ цветности цветности цифровых изображений биологической поверхности в дистанционной диагностике заболеваний”, *XV-е чтения В.В. Подвысоцкого: Бюллетень материалов научной конференции*, Одесса, УкрНИИ медицины транспорта, 2016, с. 123.

[33] В. И. Гриценко, Л.М. Козак, А.С. Коваленко, А.А. Пезенцали, Н.С. Рогозинская, В.Г. Осташко, “Медицинские информационные системы как элементы единого информационного медицинского пространства”, *Кибернетика и вычислительная техника*, Вып. 174, с. 30-46, 2013.

[34] Н. А. Гуревич, “Лапароскопическая диагностика и лечение острых хирургических заболеваний органов брюшной полости” авто-рат канд. медю наук, Минск, 2007.

[35] А. С. Довбиш, О.В. Коробченко, “Оптимізація словника ознак розпізнавання інтелектуальної системи керування”, на наук.-практ. конф. *Інформатика, математика, автоматика*, Суми, 2013, с. 37.

[36] А. С. Довбиш, *Основи проектування інтелектуальних систем*, навч. посіб. Суми, Україна: СумДУ, 2009, с. 170.

[37] А.С. Довбиш, І.В. Шелехов, *Основи теорії розпізнавання образів*, навч. Посіб., Суми, Україна: СумДУ, 2015, ч. 1, 109 с.

[38] А. В. Антонов, С. Х. Аль-Шукри, “Эндовидеохирургические операции на почках и верхних отделах мочеточников” *Издательство до «УроМедиа»*, с. 210, 2013.

[39] Д. Баженов, Оценка классификатора (точность, полнота, F-мера). [Электронный ресурс]. Доступно: <http://bazhenov.me/blog/2012/07/21/classification-performance-evaluation.html>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[40] К. Барченко, А. Васаженко, А. Васюра, “Відстеження об’єктів у відеопослідовностях на основі методу монте-карло”, *Вісник Хмельницького національного університету*, №4, 2012. [Електронний ресурс], Режим доступу: http://journals.khnu.km.ua/vestnik/pdf/tech/2012_4/20bar.pdf

[41] Б. Дюран, П. Оделл, *Кластерный анализ*. Москва, Россия: Статистика, 1977.

[42] А. Б. Бузиновський, О. С. Коваленко, Д. М. Баязітов, О. М. Нєнова, “Ефективність лапароскопічних хірургічних втручань із застосуванням системи підтримки прийняття рішень”, на *XV-е научн. конф. В.В. Подвысоцкого УкрНИИ медицины транспорта*, Одесса, 2016, с. 38

[43] Н. Р. Баязитов, Л. С. Годлевский, “Информативность лапароскопических изображений при диагностической минилапароскопии”, *Журнал клинической информатики и телемедицины*, № 1, с. 50 – 56, 2010.

[44] Н. Р. Баязитов, С. Г. Четверіков, В. Ю. Вододюк, О. О. Олійник, “Перший досвід застосування мінілапароскопічних та комбінованих транслюмінальних оперативних втручань в хірургічному лікуванні захворювань органів черевної порожнини”, на *XXII з’їзді хірургів України, Науковий конгрес «IV-ті міжнародні читання»*, Вінниця, 2010, с. 224 – 225.

[45] И. А. Зеленцов, Распознавание образов. Обзорная лекция. [Електронний ресурс], Режим доступу: http://it-claim.ru/Persons/Zelencov/Lecture_text.pdf. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[46] Н.Р. Баязитов, С.В. Калинин, “Телемедицина как приоритетный инструмент информационно–методической организации работы медицинского учреждения”, *Интегративна антропология*, № 2, с. 44 – 49, 2006.

[47] С. Э. Иванов, Лапароскопия яичников. Диагностика удаление и методы реабилитации. [Електронний ресурс], Режим доступу: <http://www.polismed.com/articles-laparoskopiya-jaichnika-diagnosticheskaja.htm>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[48] Ю.С. Иванов, “Обзор нейросетевых технологий в задачах распознавания лиц”, на *Всероссийская научн-практ. конф. Актуальные проблемы математики, физики, информатики в вузе и школе*, 2010, с. 90-94.

[49] А.К. Богданов, В.Д. Проценко, *Практические применения современных методов анализа изображений в медицине*. Учебное пособие, Москва, Россия: РУНД, 2008, с. 77.

[50] Н. Р. Баязитов, “Телехирургия: новые возможности лапароскопических технологий”, *Досягнення біології та медицини*, № 2 (12), с. 84 – 98, 2008.

[51] М. Р. Баязітов, С. В. Калинчук, “Інформаційні технології (ІТ) в роботі лікувально–профілактичних закладів”, *Досягнення біології та медицини*, № 1, с. 82 – 87, 2007.

[52] А. С. Довбиш, Інтелектуальна система діагностування та прогнозування перебігу і наслідків патологічного. Суми, Україна: СумДУ, 2014, с. 124.

[53] М. Р. Баязітов, Л. С. Годлевський, К. А. Біднюк, “Телемедичне консультування пацієнтів хірургічного профілю в телемедичній мережі Одеського регіону”, на *конф. з міжнародн. участю Медична та біологічна інформатика і кібернетика: віхи розвитку*, Київ, 2011, с. 127.

[54] Н. Р. Баязитов, Л. С. Годлевский, А. В. Ляшенко, “Дисторсия и хроматическая аберрация как факторы диагностической информативности лапароскопических изображений”, *Інтегративна антропология*, № 1, с.64 – 69, 2011.

[55] М. В. Каргополова, Роль лапароскопии в диагностике отдаленных метастазов рака шейки матки. [Электронный ресурс], Режим доступа: http://www.medline.ru/public/pdf/13_083.pdf. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[56] В. А. Кислов, В. Е. Оловянный, С. Г. Лихно, “Однопортовая видеоэндоскопическая трансумбиликальная холецистэктомия, первый опыт”, *Эндоскопическая хирургия*, №1, с. 197 – 198, 2009.

[57] Б. А. Кобринский, “Автоматизированные диагностические и информационно-аналитические системы в педиатрии”, *Русский Медицинский Журнал*, Том 7, № 4, с. 6, 1999.

[58] Б.А. Кобринский, “Системы искусственного интеллекта в медицине: Состояние, проблемы и перспективы”, *Новости искусственного Интеллекта*, № 2, с. 65-79, 1995.

[59] О. С. Коваленко, В. І. Буряк, “Стандартизація інформаційних систем медичного обслуговування з урахуванням загальноєвропейської інтеграції”, *Клиническая информатика и телемедицина*, №1, с.35–40, 2004.

[60] О.С.Коваленко, В.Г.Осташко, “Телемедицина – сучасність та майбутнє”, *Медична техніка*, №2(3), с.6– 8, 2008.

[61] М. А. Колосовский, “Влияние шумов камеры на качество работы системы видеонаблюдения”, на *Всероссийская студенческая научн-практ. конф. «Молодая Наука — 2014»*, Москва, 2014, с. 154.

[62] М. А. Колосовский, “Трекинг объектов в задаче видеонаблюдения”, *Программная инженерия*, № 5, с. 32–40, 2014.

[63] М. А. Колосовский, Е. Н. Крючкова, “Оценка свойств изображения для адаптации алгоритма семантической сегментации под конкретное изображение”, на *IV Всероссийская конф. «Знания–Онтологии–Теории» (ЗОНТ–13)*, Новосибирск, 2013, с. 229–233.

[64] А. Колосовський, Модельно–алгоритмічне забезпечення інтелектуальної системи видеонаблюдения за нерегульованими пішохідними переходами. [Електронний ресурс], Режим доступу: <https://www.sibsutis.ru/upload/iblock/e0d/Колосовский.%20Автореферат.pdf>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[65] Н. Р. Баязитов, А. В. Ляшенко, Е. А. Биднюк, Л. С. Годлевский, “Контрастно-дискриминативные характеристики как фактор диагностической информативности лапароскопических изображений”, *Досягнення біології та медицини*, № 2, с. 63-70, 2012.

[66] П. Г. Круг, *Нейронные сети и нейрокомпьютеры: Учебное пособие по курсу «Микропроцессоры» для студентов, обучающихся по направлению «Ин- форматика и вычислительная техника»*, Москва, Россия: МЭИ, 2002.

[67] Д. Н. Баязитов, А. Б. Бузиновский, “Лапароскопическая синдромальная диагностика патологии яичников по характеристикам цифровых изображений” на *XV-е чтения В.В. Подвысоцкого: Бюллетень материалов научной конференции УкрНИИ медицины транспорта*, Одесса, 2016, с. 22.

[68] Н.А. Лисенко, А. С. Довбиш, “Математичне моделювання діагностики проліферативних захворювань молочної залози”, на міжнародних наук-практ. конф. студентів, молодих вчених, лікарів та викладачів присвячених Дню науки в Україні та 60-річчю СумДУ Сучасні досягнення внутрішньої медицини. Сучасні досягнення в хірургії. Сучасні досягнення теоретичної та практичної медицини, Суми, 2008, с.107.

[69] А. Мальцев, Пару слов о распознавании образов. [Электронный ресурс], Режим доступа: <https://habrahabr.ru/post/208090/>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[70] Мартиненко, С.С. Кластеризация биомедицинской информации [Текст] / С.С. Мартиненко // Сучасні інформаційні системи і технології : матеріали Першої міжнародної науково-практичної конференції, м. Суми, 15-18 травня 2012 р. / Ред.кол.: А.С. Довбиш, О.А. Борисенко, І.В. Баранова. — Суми : СумДУ, 2012. — С. 198.

[71] Медицинский центр новых информационных технологий (МЦНИТ). [Электронный ресурс], Режим доступа: <http://pediatr.mtunet.ru/News/mcnit-30.html>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[72] В. В. Москаленко, А. С. Довбиш, *Вступ до інформаційного аналізу і синтезу інфокомунікаційних систем*, навч. посіб. Суми, Україна: СумДУ, 2016, с. 226.

[73] Нейронные сети. Часть 1. Основы искусственных нейронных сетей. [Электронный ресурс], Режим доступа: <https://geektimes.ru/post/40137/>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[74] Н. В. Некрасова, ЛАПАРОСКОПИЯ ПРИ ЗАБОЛЕВАНИЯХ ПЕЧЕНИ. [Электронный ресурс], Режим доступа: <http://www.anticancer.ru/articles/articles-345.html>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[75] Л. О. Куцевляк та ін., Осложнения при оперативной лапароскопии. [Электронный ресурс], Режим доступа: http://www.emergencymed.org.ua/index.php?option=com_content&view=frontpage&Itemid=54. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[76] К. Д. Павлун, А. С. Довбиш, “Інформаційне та програмне забезпечення системи керування електронним мікроскопом”, на *III Міжвузівська наук-техн. конф. викладачів, співробітників і студентів Інформатика, математика, механіка*, Суми, 2008, с. 165-167.

[77] М. С. Попов, Разработка нейросетей, выбор их параметров, их оптимизация для распознавания видеоизображений людей. [Электронный ресурс], Режим доступа: http://neuroface.narod.ru/files/NN_FF1.pdf. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[78] П. Радько, Глава 2. Основы ИНС. [Электронный ресурс], Режим доступа: <http://neuralnet.info/глава-2-основы-инс/>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[79] Л.М. Касаткина, А.М. Касаткин, А.Д. Гольцев, Д.А. Рачковский “Реализация идей академика Н. М. Амосова в нейросетевых информационных технологиях”, *Кибернетика и вычислительная техника*, Вып. 174, с. 18-29, 2013.

[80] М. С. Руденко, С. С. Мартиненко, “Розпізнавання онкологічних захворювань”, на *IV міжвузівської науково-технічної конференції викладачів, співробітників, аспірантів і студентів Інформатика, математика, механіка (ИММ-2009)*, Суми, 2009, с. 45.

[81] Д. А. Рачковский, С. В. Слипченко, Э. М. Куссуль, Т. Н. Байдык, “Свойства кодов числовых величин для схемы случайных подпространств RSC”, *Кибернетика и системный анализ*, № 4, с. 39–52, 2005.

[82] К. А. Біднюк, Л. С. Годлевський, М. Р.Баязітов, А. Б. Ляшенко,

“Система моніторингу стоматологічного статусу пацієнтів з використанням брекет-технологій”, на *II Міжнародному медичному конгресі «Впровадження сучасних досягнень медичної науки в практику охорони здоров'я України»*, Київ, 2013, с.89.

[83] Р. В. Ставицкий, В. П. Гуслистый, А. Д. Беридзе, “Медицинская диагностика и динамика кластерного анализа: алгоритмы кластеризации, некоторые их свойства и возможности применения”, *Проблемы окружающей среды и природных ресурсов*, № 2, с. 24-28, 1997.

[84] Е. А. Биднюк, Л. С. Годлевский, Н. Р. Баязитов, А. В. Ляшенко, “Телемедицинское мониторирование ортодонтических пациентов школьного возраста в системе специализированной диспансеризации” на *Наук-практ. конф. з міжнародною участю «Сучасні здобутки медичної інформатики»*, Київ, 2013, №3, с.48 - 50.

[85] В.Т. Фисенко, Т.Ю. Фисенко, *Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие*. СПб: СПбГУ ИТМО, с. 192, 2008

[86] И. А. Худобяк, Лапароскопия в гинекологии. [Электронный ресурс], Режим доступа: <http://www.diagnos.ru/procedures/manipulation/laparoskopia-gin>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[87] А.А. Хуршудов, В.Н. Марков, “Визуальный трекинг объектов для обучения локальным признакам”, на *III Международной научн-практ. конф. Новейшие исследования в современной науке: опыт, традиции, инновации*, 2015, с. 67–71.

[88] А.А. Хуршудов, “Обнаружение локальных пространственных структур для распознавания изображений”, *Научно-технические ведомости СПбГУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление.*, № 5(205), с. 72–82, 2014.

[89] А.А. Хуршудов, “Построение трехмерных карт признаков на основе видеофрагментов методом оптического потока”, *Научно-технические ведомости СПбГУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление.*, № 2(217), с. 115-125, 2015.

[90] Н. Р. Баязитов, А. В. Ляшенко, Е. А. Биднюк, Л. С. Годлевский, Е. В. Коболев, “Цветовые характеристики изображений, получаемых при применении лапароскопов различного диаметра, в корректной миниинвазивной диагностике”, *Досягнення біології та медицини*, №1 (21), с.61 – 66, 2013.

[91] П. С. Черкас, “Методы, алгоритмы и средства автоматического управления процессом формирования изображений в системах распознавания текстовых меток реального времени”, дис. канд. техн. наук, Череповец, 2013, 149 с.

[92] Эквиализация изображения. [Электронный ресурс], Режим доступа: <http://algorithmiclib.org/equalization>. Дата звернення: Груд. 15, 2018.

[93] В. Н. Юдин, “Система информационной поддержки врачебных решений, основанная на модифицированном методе динамического кластерного анализа”, *Новейшие исследования в современной науке: опыт, традиции, инновации: Сборники трудов ИСП РАН*, с. 103–120, 2002.

[94] P. Zhao, H. Zhu, H. Li et al, “A Directional-Edge-Based Real-Time Object Tracking System Employing Multiple Candidate-Location Generation”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 23, no. 3, pp. 503–517, 2013.

[95] X. Li, W. Hu, C. Shen et al., “A survey of appearance models in visual object tracking”, *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, vol. 4, no. 58, pp. 42, 2013.

[96] T. Abeel, T. Helleputte, Y. Van de Peer, P. Dupont, Y. Saeys, “Robust biomarker identification for cancer diagnosis with ensemble feature selection methods”, *Bioinformatics*, vol. 26(3), pp. 392-398, 2010.

[97] L. V. Ackerman, E.E. Gose, “Breast lesion classification by computer and xeroradiograph”, *Cancer*, vol. 30(4), pp. 1025-1035, 1972.

[98] N. Ahuja, “Dot pattern processing using Voronoi neighborhoods. Pattern Analysis and Machine Intelligence”, *IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 336-343, 1982.

- [99] Al Mutaz MA, S. Dress, N. Zaki, “Detection of masses in digital mammogram using second order statistics and artificial neural network”, *International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT)*, vol. 3(3), pp. 176-186, 2011.
- [100] M. Andriluka, S. Roth, B. Schiele, “People-Tracking-by-Detection and PeopleDetection-by-Tracking”, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2008, vol. 5(1), pp. 136-141.
- [101] A. Koutsia, T. Semertzidis, K. Dimitropoulos et al., “Automated visual traffic monitoring and surveillance through a network of distributed units”, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences (ISPRS)*, Bijing, China, 2008, pp. 599–604.
- [102] J.-Y. Bouguet, *Camera Calibration Toolbox for Matlab*. [Online]. Available: http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/. Accessed on: May 03, 2014.
- [103] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, pp. 711-720, 1997.
- [104] R. E. Bellman, “Perturbation techniques in mathematics, engineering and physics”, *Courier Corporation*, pp. 214, 2003.
- [105] M. Ben-Bassat, “Pattern recognition and reduction of dimensionality”, *Handbook of Statistics*, vol. 2, pp. 773-910, 1982.
- [106] Y. Bengio, A. Courville, P. Vincent, “Representation learning: A review and new perspectives”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35(8), pp. 1798–1828, 2013.
- [107] Z. Albisser, “Computer-Aided Screening of Capsule Endoscopy Videos”, *Master’s Thesis Autumn*, University of Oslo, 2015, pp. 250.
- [108] Y. M. Bishop, S. E. Fienberg, W. Paul Holland, *Discrete Multivariate Analysis: Theory and Practice*. USA: Springer, 1995.

- [109] L. Bouarfa, P. P. Jonker, J. Dankelman, “Discovery of high-level tasks in the operating room”, *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 44(3), pp. 455–462, 2011.
- [110] G. Bradski, “The OpenCV library”, *Doctor Dobbs Journal*, vol. 25, no 11, pp. 120–126, 2000.
- [111] V. Bruce. “The role of the face in communication: Implications for videophone design”, *Interacting with computers*, vol. 8(2), pp. 166-76, 1996.
- [112] D . Brzakovic, X. Luo, P. Brzakovic, “An approach to automated detection of tumors in mammograms”, *Medical Imaging, IEEE Transactions on*,; vol. 9(3), pp. 233-41, 1990.
- [113] J. Canny, “Вычислительный подход к обнаружению края”, *Сделки IEEE на Аналитической и Машинной Разведке Образца*, vol. 8(6), pp. 679-698, 1986.
- [114] J. Boisvert, F. Cheriet, G.Grimard, “Segmentation of Laparoscopic Images for computer Assisted Surgery”, *Lecture Notes in Computer Sciences*, Vol. 2749, pp. 587-594, 2003.
- [115] O. Chapelle, P. Haffiier, V. Vapnik, “Support vector for histogram-based image classification”, *IEEE transactions on Neural Networks*, vol. 10(5), pp. 1055-1065, 1999.
- [116] H. Cheng, X. Shi, R. Min, L. Hu, X. Cai, H. Du, “Approaches for automated detection and classification of masses in mammograms”, *Pattern recognition*, vol. 39(4), pp. 646-668, 2006.
- [117] H. Cheng, X. Cai, X. Chen, L. Hu, X. Lou, “Computer-aided detection and classification of microcalcifications in mammograms: a survey”, *Pattern recognition*, vol. 36(12), pp. 2967-2991, 2003.
- [118] R. Chereau, T. P. Breckon, “Robust motion filtering as an enabler to video stabilization for a tele-operated mobile robot”, *Proceedings of Society of PhotoOptical Instrumentation Engineers (SPIE), Electro-Optical Remote Sensing, Photonic Technologies, and Applications VII / SPIE*, no. 88970I, pp. 21, 2013.

[119] K. Cleary, H.Y. Chung, S.K. Mun, “Or 2020 workshop overview: operating room of the future”, *International Congress Series*, vol. 1268, pp. 847–852, 2004.

[120] T. S. Ling, L. K. Meng, L. M. Kuan et al., “Colour-based object tracking in surveillance application”, *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists (IMECS2009) International Association of Engineers*, vol. 1, pp. 459–464, 2009.

[121] D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer, “Kernel-based object tracking”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, vol. 25, no. 5, pp. 564–577, 2003.

[122] Р.Н. Абу Шамсия, Лапароскопическая абдоминальная хирургия: современные возможности и перспективы. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://aapu.org.ua/wp-content/uploads/laparoskopicheskaya-abdominalnaya-hirurgiya.pdf>. Дата обращения: Дек. 15, 2018.

[123] D. Stoyanov, G. Z. Yang, “Удаление зеркальных компонентов отражения для автоматизированной лапароскопической хирургии, которой помогают”, на *Международной конференции IEEE по вопросам Обработки изображения, 2005. ICIP 2005*, 2005, vol. 3, pp. 632-635.

[124] O'Neill. Daniel, Video Analytics Software And Intelligent Light Controls Help Satisfy Sustainability, Security. [Online]. Available: <http://www.facilitiesnet.com/security/article/Video-Analytics-Software-and-Intelligent-Light-Controls-Help-Satisfy-Sustainability-Security--11350>. Accessed on: Dec. 15, 2018.

[125] L. Deng. “The MNIST database of handwritten digit images for machine learning research”, *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 29(6), pp. 141–142, 2012.

[126] M. Lux, M. Riegler, “Annotation of endoscopic videos on mobile devices: A bottom- up approach”, in *Proceedings of the 4th ACM Multimedia Systems Conference*, 2013, pp. 141–145.

- [127] DICOM reference guide. Health Devices, vol. 30, no. 1-2, pp. 5 – 30, 2001.
- [128] R. Hussein, U. Engelmann, A. Schroeter, H. P. Meinzer, “DICOM structured reporting: Part 1. Overview and characteristics”, *Radiographics*, vol. 24(3), pp. 891–896, 2004.
- [129] R. Hussein, U. Engelmann, A. Schroeter, H. P. Meinzer, “DICOM structured reporting: Part 2. Problems and challenges in implementation for PACS workstations”, *Radiographics*, vol. 24(3), pp. 897–909, 2004.
- [130] M. Donoser, “Bischof H. Efficient maximally stable extremal region (MSER) tracking”, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) IEEE, 2006, pp. 553–560.
- [131] X.Dray, P.Marteaux, “The future of gastrointestinal therapeutic endoscopy: NOTES”, *Gastroenterologie Clinique et Biologique*, vol. 33, no 8–9. pp. 758–766, 2009.
- [132] A. Droniou, O. Sigaud, “Da Vinci Products. Intuitive Surgical”, International Conference on Machine Learning, pp. 17-24, 2014.
- [133] M. Zhou et al., “Polyp detection and radius measurement in small intestine using video capsule endoscopy”, *Biomedical Engineering and Informatics*,.- pp. 237–241, 2014.
- [134] EndoNet: A Deep Architecture for Recognition Tasks on Laparoscopic Videos. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1602.03012>. Accessed on: Dec. 15, 2018.
- [135] M. Enzweiler, D. M. Gavrila, “Monocular pedestrian detection: Survey and experiments”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, vol. 31, no. 12, pp. 2179–2195, 2009
- [136] R. Etxeberria, I. Inza, P. Larrañaga, B. Sierra, “Feature subset selection by Bayesian network-based optimization”, *Artificial intelligence*, vol. 123(1), pp. 157-84, 2000.

- [137] F. Lalys, L. Riffaud, D. Bouget, P. Jannin, “A framework for the recognition of high-level surgical tasks from video images for cataract surgeries”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59(4), pp. 966–976, 2012.
- [138] F. R. J. Ilgner, P. Christoph, G. S. Andreas, S. Klaus, M. Westhofen T. M. Lehmann, “Colour Texture Analysis for Quantitative Laryngoscopy”, *Acta Otolaryngol*, vol. 123, pp. 730-734, 2003.
- [139] D. Wang, H. Lu, Z. Xiao et al., “Fast and effective color-based object tracking by boosted color distribution”, *Pattern Analysis and Applications*, vol. 16, no. 4, pp. 647–661, 2013.
- [140] G. Forestier, F. Lalys, L. Riffaud, D. L. Collins, J. Meixensberger, S. N. Wassef, T. Neumuth, B. Goulet, P. Jannin, “Multi-site study of surgical practice in neurosurgery based on surgical process models”, *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 46(5), pp. 822 – 829, 2013.
- [141] D. Forsyth, J. Ponce, *Computer Vision: A Modern Approach (2nd Edition)*, USA: Prentice Hall, 2011, pp. 793.
- [142] Y. Matsushita, E. Ofek, X. Tang et al., “Full-frame video stabilization”, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, 2005, vol. 1, pp. 50–57.
- [143] A. Fusiello, E. Trucco, A. Verri, “A compact algorithm for rectification of stereo pairs”, *Machine Vision and Applications*, vol. 12(1), pp. 16–22, 2000.
- [144] S. Gauglitz, T. Hollerer, M. Turk, “Evaluation of interest point detectors and feature descriptors for visual tracking”, *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, vol. 94, no. 3, pp. 335–360, 2011.
- [145] P. Gestraud, A. C. Haury, J. P. Vert, “The influence of feature selection methods on accuracy, stability and interpretability of molecular signatures”, *PloS one*, vol. 6(12), 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0028210>. Accessed on: Dec. 15, 2018.

- [146] К. Фрейзер, Ф. Ремондино, Методы калибровки цифровых камер. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://masters.donntu.org/2017/igg/raevskiy/library/book_10.html. Дата обращения: Дек. 15, 2018.
- [147] L. Grady, “Random walks for image segmentation”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 28(11), pp. 1768–1778, 2006.
- [148] I. Dimitrovski, G. Kakasevski, A. Buckovska et al., “Grid Enabled Computer Vision System for Measuring Traffic Parameters”, *Advances and Innovations III in Systems, Computing Sciences and Software Engineering*, Springer, 2007, pp. 561–565.
- [149] N. Gujaria et al., “Development and use of genic molecular markers (GMMs) for construction of a transcript map of chickpea (*Cicer arietinum* L.)”, *Theor Appl Genet*, vol. 122(8), pp.1577–1589. 2011.
- [150] C-e Guo, S-C. Zhu, Y. N. Wu, “Towards a mathematical theory of primal sketch and sketchability”, *Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*, IEEE, 2003, pp. 875-903.
- [151] B. Han, D. Comaniciu, L. Davis, “Sequential kernel density approximation through mode propagation: applications to background modeling”, *Proceedings of Asian Conference on Computer Vision (ACCV)*, Asian Federation of Computer Vision Societies, 2004, pp. 6.
- [152] R. M. Haralick, K. Shanmugam, I. H. Dinstein, “Textural features for image classification”, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 6, pp. 610-21, 1973.
- [153] R. M. Haralick, L. G. Shapiro, “Image segmentation techniques”, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 29(1), pp. 100-132, 1985
- [154] R. M. Haralick, “Statistical and structural approaches to texture”, *Proceedings of the IEEE*, vol. 67(5), pp. 786-804, 1979
- [155] M. A. Hearst, S.T. Dumais, E. Osman et al., “Support vector machines”, *Intelligent Systems and their Applications*, vol. 4, pp. 18–28, 1998.

[156] A. Krizhevsky, G. E. Hinton, “Learning multiple layers of features from tiny images”, *Computer Science Department, University of Toronto, Tech. Rep.*, vol. 1(4), pp. 7–10, 2009.

[157] Z. Huo, et al., “Analysis of spiculation in the computerized classification of mammographic masses”, *Medical Physics*, vol. 22(10), pp. 1569-79, 1995.

[158] I. Invision, Классификация данных методом опорных векторов. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habrahabr.ru/post/105220/>. Дата звернення: Грудень 15, 2018.

[159] T. Hirano, S. Yoneyama, Y. Okada et al., “Integrating vision and language: semantic description of traffic events from image sequences”, *Advances in Visual Computing*, Springer, 2007, pp. 459–468.

[160] A. Koutsia, T. Semertzidis, K. Dimitropoulos et al., “Intelligent traffic monitoring and surveillance with multiple cameras”, *International Workshop on ContentBased Multimedia Indexing (CBMI)*, IEEE, 2008, pp. 125–132.

[161] A. Jain, D. Zongker, “Feature selection: Evaluation, application, and small sample performance”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.19(2), pp. 153-158, 1997.

[162] A. K. Jain, R. P. W. Duin, J. Mao, “Statistical pattern recognition: A review”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22(1), pp. 4-37, 2000.

[163] A. K. Jain, M. N. Murty, P. J. Flynn, “Data clustering: a review”, *ACM computing surveys (CSUR)*, vol. 31(3), pp. 264-323, 1999.

[164] D. W. Marquardt, “An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters”, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, Vol. 11, No. 2, pp. 431-441, 1963.

[165] L.-W. Kang, C.-W. Lin, Y.-H. Fu, “Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, no. 4, pp. 1742–1755, 2012.

- [166] N.Kano, “The future of NOTES from the conservative point of view”, *Journal of HepatoBiliary Pancreatic Surgery*, vol. 16, no. 3, pp. 288–291, 2009.
- [167] A. Karahaliou et al., “Can texture of tissue surrounding microcalcifications in mammography be used for breast cancer diagnosis?”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, vol. 580(2), pp. 1071-1074, 2007.
- [168] D. Kati et al., “Knowledge-driven formalization of laparoscopic surgeries for rule-based intraoperative context-aware assistance”, *In IPCAI*, vol. 8498 of LNCS, pp. 158–167.
- [169] S. S. Keerthi, O. Chapelle, D. DeCoste, “Building support vector machines with reduced classifier complexity”, *Journal of Machine Learning Research*, vol. 8, pp.1-22, 2006.
- [170] D. Keysers, “Comparison and combination of state-of-the-art techniques for handwritten character recognition: topping the mnist benchmark”, pp. 21–27, 2007. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/0710.2231>. Accessed on: Dec. 15, 2018.
- [171] A. R. Khalifa, “Evaluating the effectiveness of region growing and edge detection segmentation algorithms”, *Journal of American science*, vol. 6, no. 10, pp. 580-587. 2010.
- [172] A. M. Khuzi, R. Besar, W. W. Zaki, N. Ahmad, “Identification of masses in digital mammogram using gray level co-occurrence matrices”, *Biomedical Imaging and Intervention Journal*, vol. 5(3), pp. 17, 2009.
- [173] A.V. Kovalenko et al., “Application of mobile photography with smartphone cameras for Monitoring of early caries appearance in the course of orthodontic correction with dental brackets”, *Applied Medical Informatics*, vol. 4, no. 33, pp. 21-26, 2013.
- [174] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G.E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks”, *In Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 25, pp. 1097–1105, 2016.

- [175] W.-J. Kuo, R.-F. Chang, W. K. Moon, C. C. Lee, D.-R. Chen, “Computer-aided diagnosis of breast tumors with different US systems”, *Academic radiology*, vol. 9(7), pp. 793-799, 2002
- [176] L.S. Godlevsky et al., “Application of mobile photography with smartphone cameras for monitoring of orthodontic correction with dental brackets”, *China Journal of Modern Medicine*, vol. 15, pp. 10-14, 2014.
- [177] L.Zappella, B.Bjar, G. Hager, R.Vidal, “Surgical gesture classification from video and kinematic data”, *Medical Image Analysis*, vol. 17(7), pp.732-745, 2013.
- [178] E. Lachat et al., “First Experiences With Kinect V2 Sensor for Close Range 3D Modelling”, in *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Spain, 2015, pp. 93-100.
- [179] F. Lalys, D. Bouget, L. Riffaud, P. Jannin, “Automatic knowledge-based recognition of low-level tasks in ophthalmological procedures”, *IJCARS*, vol. 8(1), pp. 39-49, 2012.
- [180] J. E. Larsson, B. Hayes-Roth, “Guardian: An Intelligent Autonomous Agent for Medical Monitoring and Diagnosis”, *IEEE Intelligent Systems and their Applications*, vol. 13(1), pp. 58-64, 1998. [Online]. Available: <http://www.medinfosource.com/catalog/670info.html>. Accessed on: Dec. 15, 2018.
- [181] Z. Zhang, “A Flexible New Technique for Camera Calibration”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, 2000.
- [182] B. Leibe, E. Seemann, B. Schiele, “Pedestrian detection in crowded scenes”, in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, 2005, vol. 1, pp. 878–885.
- [183] H. Li, M. Kallergi, L. Clarke, V. Jain, R. Clark, “Markov random field for tumor detection in digital mammography”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 14(3), pp. 565-76, 1995.

- [184] L. Li, W Qian, L. P. Clarke, R. A. Clark, J. A. Thomas, “Improving mass detection by adaptive and multiscale processing in digitized mammograms”, *Medical Imaging, International Society for Optics and Photonics*, pp. 147-169, 1999.
- [185] G. S. Lodwick, C. L. Haun, W. E. Smith, R. F. Keller, E. D. Robertson, “Computer Diagnosis of Primary Bone Tumors: A Preliminary Report 1”, *Radiology*, vol. 80(2), pp. 273-275, 1963.
- [186] L. B. Lusted, “Medical electronics”, *The New England journal of medicine*, vol. 252(14), pp. 580-585, 1955.
- [187] M. Tham, L. Shen, S. L. Lee, H. H. Tan, “A general approach for analysis and application of discrete multiwavelet transforms”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 48(2), pp. 457-464, 2000.
- [188] M. S. Neophytou, V. Tanos, I. P. Constantinou, M. S. Pattichis, E. C. Kyriacou, and C. S. Pattichis, “Computer–Aided Diagnosis in Hysteroscopic Imaging”, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, no. 3, pp. 1129-1136, 2014.
- [189] E. Maggio, P. Tsai, A. Cavallaro, “Video tracking: theory and practice”, John Wiley & Sons, 2011. 108
- [190] J. Malik, D. Koller, J. Weber, “Robust multiple car tracking with occlusion reasoning”, erkeley, USA: University of California, 1994, pp. 189-196.
- [191] А.В. Козырева, О некоторых способах калибровки видеокамеры. [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://www.iis.nsk.su/files/articles/sbor_kas_13_kozyreva_2.pdf. Дата обращения: Дек. 15, 2018.
- [192] M. E. Mavroforakis , H. V. Georgiou , N. Dimitropoulos, D. Cavouras, S. Theodoridis, “Mammographic masses characterization based on localized texture and dataset fractal analysis using linear, neural and support vector machine classifiers”, *Artificial Intelligence in Medicine*, vo;. 37(2), pp.145-162, 2006.
- [193] M. McDaris-Dass, “Telesurgery: The Medical Wave of the Future”, University of Southern California: Technology Commericalization Alliance, pp. 161-174.

- [194] Microsoft Visual Studio. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.visualstudio.com/ru-ru/visual-studio-homepage-vs.aspx>. Дата звернення: Грудень 15, 2018.
- [195] K. Mikolajczyk, C. Schmid, “A Performance Evaluation of Local Descriptors”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.27, no.10, pp. 1615-1630, 2005.
- [196] P. Miller, S. Astley, “Classification of breast tissue by texture analysis”, *Image and Vision Computing*, vol. 10(5), pp. 277-282, 1992.
- [197] A. Mitiche, P. Bouthemy, “Computation and analysis of image motion: A synopsis of current problems and methods”, *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, vol. 19, no. 1, pp. 29–55, 1996.
- [198] A. K. Mohanty, S. Beberta, S. K. Lenka, “Classifying benign and malignant mass using GLCM and GLRLM based texture features from mammogram”, *International Journal of Engineering Research and Applications*, vol. 1(3), pp. 687-693, 2011.
- [199] AK Mohanty, PK Champati, SK Swain, SK Lenka, “A review on computer aided mammography for breast cancer diagnosis and classification using image mining methodology”, *International Journal of Computer Science and Communication*, vol. 2(2), pp. 531-538, 2011.
- [200] N. Padoy, T. Blum, S. A. Ahmadi, H. Feussner, M. O. Berger, N. Navab, “Statistical modeling and recognition of surgical workflow”, *Medical Image Analysis*, vol. 16(3), pp. 632–641, 2012.
- [201] В. М. Глаголев, “Описание и программное устранение дисторсии объективов”, *Известия Тульского государственного университета, Технические науки*, Вып. 9, Ч. 2, с. 188-195, 2017.
- [202] S. L. Yan, M. T. Fawcett, “NOTES: new dimension of minimally invasive surgery”, *ANZ J. Surgery*, vol. 79, no. 5, pp. 337–343, 2009.
- [203] T. Ojala, K. Valkealahti, E. Oja, M. Pietikäinen, “Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray-level differences”, *Pattern Recognition*, vol. 34(3), 727-739, 2001.

[204] B. A. Olshausen, “Emergence of simple-cell receptive field properties by learning a sparse code for natural images”, *Nature*, no. 6583, pp. 607–609, 1996.

OpenCV library: Version 2.4.6. [Online]. Available: <http://opencv.org>. Accessed on: Dec. 15, 2018.

[205] K. E. Papoutsakis, A. A. Argyros, “Integrating tracking with fine object segmentation”, *Image and Vision Computing*, vol. 31, no. 10, pp. 771–785, 2013.

[206] R. Sznitman, C.J. Becker, P. Fua, “Fast part-based classification for instrument detection in minimally invasive surgery”, *In MICCAI*, pp. 692–699, 2014.

[207] R. Stauder, A. Okur, L. Peter, A. Schneider, M. Kranzfelder, H. Feussner, N. Navab, “Random forests for phase detection in surgical workflow analysis”, *In IPCAI*, vol. 8498 of LNCS, pp. 148–157, 2014

[208] L. Ralaivola, F. d’Alcher Buc, “Incremental Support Vector Machine Learning: A Local Approach”, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2130, pp. 322-329, 2001.

[209] M. Rastgarpour, J. Shanbehzadeh, “Application of AI Techniques in Medical Image Segmentation and Novel Categorization of Available Methods and Tools”, in *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2011, IMECS 2011*, Hong Kong, 2011.

[210] P. Rawat, J. Singhai, “Efficient Video Stabilization Technique for Hand Held Mobile Videos”, *International Journal of Signal Processing, Image Processing & Pattern Recognition*, vol. 6, no. 3, pp. 17–32, 2013.

[211] X. Ren, J. Malik, “Tracking as repeated figure/ground segmentation”, in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, 2007, pp. 1–8.

[212] R. I. Hartley, Self-Calibration of Stationary Cameras. [Online]. Available: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.68.9707&rep=rep1&type=pdf>. Accessed on: Dec. 15, 2018.

- [213] K. Robert, Test monitor. [Online]. Available: https://www.overclockers.ru/lab/68092_3/obzor-i-testirovanie-monitora-dexp-w240.html. Accessed on: Dec. 15, 2018.
- [214] S. A. Karkanis, D. K. Iakovidis, D. E. Maroulis, D. A. Karras, M. Tzivras, “Computer-Aided Tumor Detection in Endoscopic Video Using Color Wavelet Features”, *IEEE Trans. on Info. Tech. in Biom.*, vol. 7, no. 3, pp. 141-152, 2003.
- [215] R. Sabeenian, V. Palanisamy, “Texture Image Classification using Multi Resolution Combined Statistical and Spatial Frequency Method”, *International Journal of Technology And Engineering System(IJTES)*, vol. 2, no. 1, pp. 213-234, 2007.
- [216] B Sahiner et al., “Classification of mass and normal breast tissue: a convolution neural network classifier with spatial domain and texture images”, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 15, no. 5, pp. 598-610, 1996.
- [217] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K. Wong, “A survey of thresholding techniques”, *Computer vision, graphics, and image processing*, vol.; 41, no. 2, pp. 233-260, 1988.
- [218] L. Seong-Wang, J. K. Young. “Off-line Recognition of Totally Unconstrained Handwritten Numerals Using Multilayer Cluster Neural Network”, in *Proc. Of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition. Jerusalem, Israel, 1994*, pp. 507-509.
- [219] A. Shashua, Y.Gdalyahu, G. Hayun, “Pedestrian detection for driving assistance systems: Single-frame classification and system level performance”, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 1–6, 2004.
- [220] S. Shimojo, G. H. Silverman, K. Nakayama, “Occlusion and the solution to the aperture problem for motion”, *Vision research*, vol. 29(5), pp. 619–626, 1989.
- [221] W. Siedlecki, J. Sklansky, “On automatic feature selection”, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 2(02), pp. 197-220, 1988.

[222] Y. Shu, G.A. Bilodeau, F. Cheriet, “Segmentation of laparoscopic images: Integrating graph-based segmentation and multistage region merging”, in *Conference The 2nd Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'05)*, Victoria, BC, Canada, 2005.

[223] H. Soltanian-Zadeh, F. Rafiee-Rad, “Comparison of multiwavelet, wavelet, Haralick, and shape features for microcalcification classification in mammograms”, *Pattern Recognition*, vol. 37(10), pp. 1973-1986, 2004.

[224] C. Stauffer, W. E. L. Grimson, “Adaptive background mixture models for real-time tracking”, in *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, IEEE, 1999, Vol. 2, pp. 7.

[225] V. Sturmangriff, Применение локальных бинарных шаблонов к решению задачи распознавания лиц. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://habrahabr.ru/post/193658/>. Дата звернення: Груд. 15, 2018

[226] T. Blum, H. Feussner, N. Navab, “Modeling and segmentation of surgical workflow from laparoscopic video”, *In MICCAI*, vol. 6363 of LNCS, pp. 400–407, 2010.

[227] Ba Tu. Truong, S. Venkatesh, “Determining dramatic intensification VIA flashing lights in movies”, *Computer Society Digital Library (CSDL)*, vol. 112, pp. 12-23, 2012.

[228] M. Tuceryan, A. Jain, “Texture Analysis”, in *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, World Scientific, 1993, pp. 235-276.

[229] M. Tuceryan, A. K. Jain, “Texture segmentation using Voronoi polygons”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12(2), 211-216, 1990.

[230] T. Tuytelaars, K. Mikolajczyk, “Local Invariant Feature Detectors: A Survey”, *Foundation and Trends in Computer Vision*, vol.3, no. 3, pp. 177-280, 2007.

[231] M. Valera, S. Velastin, “Intelligent distributed surveillance systems: a review”, *IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing*, vol. 152, pp. 192–204, 2005.

[232] A. Vedaldi, A. Fulkerson, VLFeat: An Open and Portable Library of Computer Vision Algorithms. [Online]. Available: URL: <http://www.vlfeat.org/> Accessed on: Dec. 15, 2018.

[233] C. J. Veenman, M. J. Reinders, E. Backer, “Resolving motion correspondence for densely moving points”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, vol. 23, no. 1, pp. 54–72, 2001.

[234] B. Verma, J. Zakos, “A computer-aided diagnosis system for digital mammograms based on fuzzy- neural and feature extraction techniques”, *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 5(1), pp. 46-54, 2001.

[235] G. Adinarayana et al., “Video surveillance system for speed violated vehicle detection”, *International Journal of Electronics & Communication Technology*, vol. 2, no. 2, pp. 50–54, 2011.

[236] P. Viola, M. J. Jones, D. Snow, “Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance”, in *Ninth International Conference on Computer Vision (ICCV)*, IEEE, 2003, pp. 734–741.

[237] P. Viola, M. J. Jones, “Robust Real-Time Face Detection”, *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, 2004.

[238] Vishal B. Langote, Dr. D. S. Chaudhar, “Segmentation Techniques For Image Analysis”, *International Journal of Advanced Engineering Research and Studies*, vol. 1, no. 2, pp. 253-255, 2012.

[239] Visual C#. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://msdn.microsoft.com/ru-ru/library/kx37x362.aspx>. Дата звернення: Грудень 156, 2018

[240] A. Smeulders, et al., “Visual tracking: An experimental survey”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, vol. 36, no. 7, pp. 1442–1468, 2013.

[241] K. Toyama et al., “Wallflower: Principles and practice of background maintenance”, in *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, IEEE, 1999, vol. 1, pp. 255–261.

- [242] J. Wang , Y. Yagi, “Integrating color and shape-texture features for adaptive realtime object tracking”, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no. 2. pp. 235–240, 2008.
- [243] G. Wang, D. Kim, J. Gu, “Review on vehicle detection based on video for traffic surveillance”, in *International Conference on Automation and Logistics (ICAL)*, IEEE, 2008, pp. 2961–2966.
- [244] S. Wang, *Learning to Extract Parameterized Features by Predicting Transformed Images*. Toronto, 2011, pp. 53.
- [245] J. Weston, A. Elisseeff, B. Schölkopf, M. Tipping, “Use of the zero norm with linear models and kernel methods”, *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 3, pp. 1439-61, 2003.
- [246] E. Wiggin, Lucas-Kanade Tracker with pyramid and iteration. [Online]: Available: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/30822>. Accessed on: Dec. 15, 2018.
- [247] T. H. Wing, L. HaoWooi, H. Yong, “Two-Stage License Plate Detection Using Gentle Adaboost and SIFT-SVM”, in *First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*, Dong Hoi, 2006, pp. 109-114.
- [248] F. Winsberg, M. Elkin, Jr. J. Macy, V. Bordaz, W. Weymouth, “Detection of Radiographic Abnormalities in Mammograms by Means of Optical Scanning and Computer Analysis 1”, *Radiology*, vol. 89(2), pp. 211-215, 1967.
- [249] Y. Xu, H. Ji, C. Fermuller, “A projective invariant for textures”, in *2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, New York, 2006, pp. 145-158.
- [250] A. Yadollahpour, “Early Breast Cancer Detection using Mammogram Images: A Review of Image Processing Techniques”, *Biosciences Biotechnology Research Asia*, vol. 12, pp. 225-234, 2015.
- [251] Y. Zhang, H. Qu, Y. Wang, “Adaptive image segmentation based on fast thresholding and image merging”, in *16th International Conference on Artificial Reality and Telexistence-Workshops (ICAT'06)*, Hangzhou, 2006, pp.

[252] J. Zhu, S. Rosset, T. Hastie, R. Tibshirani, “1-norm support vector machines”, *Advances in neural information processing systems*, vol. 16, no. 1, pp. 49-56, 2004.

[253] F. Zuo, P. H. N. de With, “Fast facial feature extraction using a deformable shape model with haarwavelet based local texture attributes”, *Image Processing*, vol. 3, pp. 1425–1428.,2004.

[254] С. В. Фролов, Т. А. Фролова, *Приборы, системы и комплексы медико-биологического назначения*, Тамбов, Россия: Издательство ФГБОУ ВО «ТГТУ», 2017.

[255] Источник света DSS0A: светитель с ксеноновым и галогенным источником света для эндоскопических операций. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://medexim.ua/catalog/endoscopy/dss0a.html>. Дата обращения: Дек. 15, 2018.

[256] Люксметр Ю-116 Ю-117 – описания, технические характеристики. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://pribori.net.ua/U116.html>. Дата обращения: Дек. 15, 2018.

[257] Измерительный прибор. Эндоскоп ronex OU. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.ronex.ee/ProductsRU/Endoscopes,_video-inspection_tools_RU. Дата обращения: Дек. 15, 2018.

ДОДАТКИ

Додаток А

Список публікацій здобувача за темою дисертації

[1] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Інформаційно-технічна система автоматизованої лапароскопічної діагностики”, *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, № 4, с. 90-96, 2016.

[2] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Застосування алгоритма на основі дескриптора текстури в розпізнаванні відеолапароскопічних зображень”, *Вісник Херсонського національного технічного університету*, № 2 (61), с. 212-217, 2017.

[3] А. В. Ляшенко, Л. С. Годлевський, Д. М. Баязітов та А. Б. Бузиновський, “Застосування алгоритму на основі дескриптора кольору в розпізнаванні лапароскопічних відео зображень”, *Вісник Житомирського державного технологічного / університету. Серія: Технічні науки*, № 1 (79), с. 128-133, 2017.

[4] D. N. Bayazitov, A. V. Lyashenko, and A. B. Buzinovsky, “Computer automatic diagnostics (cad) of appenidicites based on classification of laparoscopic images”. *Вестник Южно-Казахстанской фармацевтической академии. Республиканский научный журн*, № 3 (76), с. 17-21, 2016.

[5] А. В. Ляшенко, “Система автоматизованої синдромальної діагностики за лапароскопічними захворюваннями”, *Вісник Хмельницького національного університету, Серія Технічні науки*, № 3 (273), с. 151-158, 2019.

[6] K. V. Selivanova, O. G. Avrunin, O. V. Kobylanski, M. I. Palamarchuk, and F. V. Lyashenko, “Biometric Hand tremor identification on graphics tablet”, *Proceeding of SPIE*, p. 7, 2019.

[7] D. N. Bayazitov et al., “The effectiveness of automatic laparoscopic diagnostics of liver pathology using different methods of digital images classification”, *Pathologia*, vol. 14, no. 2, pp. 182-187, 2017.

[8] Д. Н. Баязитов, А. В. Ляшенко та А. Б. Бузиновский, “Лапароскопическая синдромальная диагностика патологии яичников по характеристикам цифровых изображений”, на *XV-е чтения В.В. Подвысоцкого: Бюллетень материалов научной конференции, УкрНИИ медицины транспорта*, Одесса, 2016, с. 22-23.

[9] А. Б. Бузиновський, О. С. Коваленко, Д. М. Баязітов, А. В. Ляшенко та О.М. Нєнова “Ефективність лапароскопічних хірургічних втручань із застосуванням системи підтримки прийняття рішень”, на *XV-е чтения В.В. Подвысоцкого: Бюллетень материалов научной конференции, УкрНИИ медицины транспорта*, Одесса, 2016, с. 38-39.

[10] А. В. Ляшенко, Д. Н. Баязитов, А. Б. Бузиновский, О.Н. Нєнова та К. А. Биднюк, “Анализ цветности цветности цифровых изображений биологической поверхности в дистанционной диагностике заболеваний”, на *XV-е чтения В.В. Подвысоцкого: Бюллетень материалов научной конференции, УкрНИИ медицины транспорта*, Одесса, 2016, с. 123-124.

[11] А. В. Ляшенко, Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський та Л. С. Годлевський, “Автоматизована діагностика стану печінки за відеолапароскопічними зображеннями”, на *Всеукраїнської наук.-метод. відеоконф. з міжнарод. участю В зб: Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини*, Запоріжжя, 2016, с. 28-31.

[12] А. В. Ляшенко, Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський, Г. Заровна та А. Єрін, “Технологія автоматизованої лапароскопічної діагностики стану печінки”, на *Наук. конф. з міжнарод. участю, Конф. молодих вчених Одеського національного медичного університету «Сучасні теоретичні та практичні аспекти клінічної медицини (для студентів та молодих вчених), присвячена 100-річчю з дня народження І. Г. Герцена»*, Одеса, 2017, с. 32-33.

[13] Д. М. Баязітов, А. Б. Бузиновський, А. В. Ляшенко та Л. С. Годлевський, “Ретроспективна порівняльна ефективність хірургічного та медикаментозного лікування пацієнтів за методом побудови дерева рішень”, на

Всеукраїнської наук.-метод. відеоконф. з між народ. участю Актуальні питання дистанційної освіти та телемедицини 2018, Запоріжжя, 2018, с. 97-98

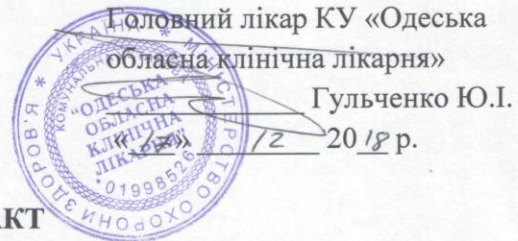
[14] Д. Р. Баязітов, А. В. Ляшенко та К. О. Приболовець, “Застосування системи розпізнавання лапароскопічних зображень при наданні хірургічної допомоги при апендициті”, на *Наук.-практ. конф. молодих вчених ОНМедУ з міжнародною участю, присвяченої 100-річчю з дня народження С.І.Корхова*, В зб.: «Сучасні теоретичні та практичні аспекти клінічної медицини». Одеса, 2018, с. 29-30.

[15] А. В. Ляшенко, М. Р. Баязітов, С. М. Злепко, Л. Г. Коваль та Я. І. Ярославський, “Особливості сегментації лапароскопічних відео зображень”, на *Наук.-практ. конф. Медицинская наука и практика в условиях современных трансформационных процессов*, Львів, 2019, с. 33-37.

Додаток Б

Акти впровадження

ЗАТВЕРДЖУЮ



АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи

Ляшенка Артема Володимировича

на тему: «Система автоматизованої синдромальної діагностики за відеолапароскопічними зображеннями»

Комісія Одеської обласної клінічної лікарні у складі:




1. Баязітова М.Р. – заступника головного лікаря з медичної частини.
2. Пустовойта П.І. – завідуючого відділенням малоінвазивних методів хірургії.
3. Гасича О.В. – інженера Одеського обласного центру телемедицини.

склала цей акт про те, що система автоматизованої синдромальної діагностики за відеолапароскопічними зображеннями, яка розроблена в дисертаційному дослідженні Ляшенка А. В., застосовується в роботі телемедичного центру при проведенні телеконсультації та місцевої діагностики.

Система автоматизованої діагностики дозволяє в режимі реального часу фіксувати ділянки на зображенні, які є діагностично значимими. Ця система, на відміну від аналогів подібного класу, має в своїй структурі модуль перевірки рішень і тактик лікування на адекватність ситуації конкретного пацієнта і підсистему підтримки прийняття рішення. Остання побудована за принципами нечіткої логіки і включає в себе блоки налаштування і зберігання функцій приналежності, базу еталонних лапароскопічних зображень, блок введення інформації та її попереднього оброблення, блок нечіткого висновку, блоки формування і поповнення бази знань.

Практичне застосування розробленої системи та відповідної інформаційної технології підтвердило ефективність синдромальної діагностики при нозоформах, які раніше не входили в базу даних навчання класифікатора (ехінококоз, ангіоматоз печінки). При апробації системи було виявлено, що при захворюваннях печінки найвища специфічність (88,6%) і чутливість (88,9%) відзначалась при діагностиці ангіоматозних запальних змін, в той час як найбільш низькими зазначені показники були при діагностиці цирозу печінки (52,8% і 58,0% відповідно).

Члени комісії:

 Баязітов М.Р.
 Пустовойт П.І.
 Гасич О.В.

ЗАТВЕРДЖУЮ

Перший проректор з науково-педагогічної
роботи по організації навчального процесу
та його науково-методичного забезпечення
Вінницького національного технічного
університету, д-р техн. наук, професор



О. М. Васілевський
О. М. Васілевський

«22» _____ 04 _____ 2019 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи
Ляшенка Артема Володимировича
на тему: «Система автоматизованої синдромальної діагностики за
відеолапароскопічними зображеннями»
у навчальний процес кафедри біомедичної інженерії
Вінницького національного технічного університету

Комісія у складі завідувача кафедри біомедичної інженерії, д. т. н., професора Зlepка Сергія Макаровича, доцента кафедри біомедичної інженерії, к. т. н., доцента Штофеля Дмитра Хуановича, доцента кафедри біомедичної інженерії, к. т. н., доцента Ковалю Леоніда Григоровича засвідчує, що результати дисертаційної роботи Ляшенка А. В. впроваджені у навчальний процес кафедри біомедичної інженерії Вінницького національного технічного університету:

У дисципліну «Системний аналіз та прийняття рішень в медицині» до матеріалів теми «Автоматизоване прийняття рішень в діагностиці» увійшла математична модель виявлення патологічних синдромів при лапароскопічній діагностиці, яка представлена логічною послідовністю етапів: визначення на відеопослідовності потенційних об'єктів захворювання; розпізнавання та ідентифікації патологічних об'єктів; класифікації їх приналежності до відповідного класу; оброблення та формування діагнозу із застосуванням критеріїв яскравість, колір, текстура, контур, що дозволило ідентифікувати на основі достовірних структур класів, окремі, раніше не виявлені, патологічні синдроми.

Члени комісії:

С. М. Зlepко
С. М. Зlepко

Д. Х. Штофель
Д. Х. Штофель

Л. Г. Коваль
Л. Г. Коваль

Додаток В

Методи навчання класифікатора

В дисертаційній роботі для навчання класифікатора було використано два методи з використанням адабуств та опорних векторів

На першому етапі навчання використовували метод каскадної класифікації з можливістю посилення (адабуств), який дозволяє збільшити точність виявлення об'єктів, та скоротити час розрахунків, тобто якщо маємо набір класифікаторів адабуств спроможний послідовно проаналізувати та виявити об'єкт, при цьому знехтувати неінформативними показниками. Простий класифікатор (каскад) складається з множини, які навчені за допомогою процедури еталонних зображень. Принцип роботи каскадного класифікатора представлено на рис. В.1. Кожна область зображення проходить процедуру аналізу на наявність об'єкту дослідження та подає на вхід впорядкованого послідовного класифікатора значення дескрипторів. Саме послідовність класифікаторів прийнято називати рівнями або каскадами. Чим більша кількість каскадів, тим обчислювана складність розпізнавання досліджуваної області збільшується. Якщо в якості першого каскаду використати інформативний класифікатор, то більш ніж 30% неінформативної області буде відрізане вже на першому етапі [156].



Рисунок В.1 – Принцип роботи каскадного класифікатора

Сформована навчаюча вибірка зображень з двох різних класів, задамо I_k - як вектор ознак k -го об'єкту навчаючої вибірки. Для кожного об'єкту навчання задамо однакову вагу $D_1(i) = \frac{1}{w}$, де w - об'єм навчаючої вибірки $W = 1 \dots w$. Після чого розпочинається циклічний процес навчання, який можливо представити наступним чином:

1. На першому етапі застосовуємо найкращий класифікатор ознак (наприклад: колір) $h_t(I_k): I \rightarrow \alpha_t$, тобто на t циклі навчання класифікатора $h_t(I_k)$ з наявним об'єктом захворювання, який належить до класу патології з набором необхідних ознак α_t , отримуємо мінімальну похибку в навчаючому наборі з урахуванням поточних ваг об'єктів D_t , де t - це цикл навчання від 1 до T ;

2. Обирається дійсне число набору ознак $\alpha_t > 0,5$, яке зупиняє циклічне навчання;

3. Виконується повторне зважування навчаючої вибірки відносно залежності ваг $D_{t+1} = \frac{D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i(I_k))}{Z_t}$, де Z_t - нормований множник, який повинен дорівнювати 1 при сумі ваг всіх навчаючих об'єктів .

Таким чином в ході навчання класифікатору формується набір каскадів $h_t(I_k)$ на основі множин чисел α_t - тобто ознакових значень об'єкта. Підсумком лінійної комбінації каскадного класифікатору є наступна функція $g(I)$ (В.1):

$$g(I) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(I_k) \right] \quad (\text{В.1})$$

де h_t - кількість класифікаторів (рівнів каскаду) $h_t: I \rightarrow \alpha$, α - дійсне число приналежності об'єкту до класу згідно характеристики об'єкта.

Для кожного кроку навчаючої вибірки каскадного класифікатору розраховуємо його вагу. Після присвоєння ваги кожному елементу навчаючої вибірки задається рівень ефективності кожного кроку навчаючого алгоритму, чим більше вага тим сильніше алгоритм. Таким чином каскадний класифікатор

працює за правилом «не беремо до уваги той каскад, який не впорався на попередніх кроках класифікації», тобто алгоритм працює лише з найбільш інформативними каскадами.

При повторному зважуванні об'єктів для розподілу залежності ваг D_t необхідно дотримуватись умови (В.2):

$$\exp(-\alpha_t y_i(I_k)) \begin{cases} < 1, & y(i) = h_t(X_i) \\ > 1, & y(i) \neq h_t(X_i) \end{cases} \quad (\text{В.2})$$

Таким чином, після вибору оптимального класифікатору h_t для розподілу залежності D_t , об'єктів X_j , ті класифікатори h_t які мають більшу вагу - проводять ідентифікацію більш коректно. Отже, якщо алгоритм тестування класифікатору відносно розподілу D_t , буде обирати найкращий класифікатор, то відповідно попереднім класифікатором некоректної ідентифікації необхідно знехтувати.

Для збільшення швидкості навчання, але зі зменшенням похибки в залежності від циклу навчання, значення параметру α_t , який використовується при повторному зважуванні навчаючої вибірки, повинен обиратися згідно залежності (В.3)[167] :

$$\alpha_t = \log\left(\frac{1-e_t}{e_t}\right) \quad (\text{В.3})$$

де e_t – похибка класифікації на t - му циклі навчання, з урахуванням ваг навчаючих об'єктів D_t . Вибір каскадного класифікатору h_t з найменшою похибкою e_t , дозволить провести порівняння еталонного класифікатору з оновленими ознаками, для формулювання більш ефективного класифікатора.

Мета процесу навчання каскадного класифікатору полягає в отриманні більш сильного каскаду класифікатора з найменшим коефіцієнтом похибок .

Алгоритм адабуст вирішує завдання комбінування відібраних класифікаторів шляхом розподілу векторів ознак на гіперплощини.

На проти річ каскадного класифікатору, метод опорних векторів (МОВ) знаходить границю, яка розділяє ознаки класів. Використання МОВ демонструє більшу ефективність навчання у відеопотоці [247].

Відповідно до МОВ, розглянемо метод розділення класів ознак на множини векторів вирішальних функцій. Нехай маємо множину предметних ознак (X, C) , де $C = \{C_1, \dots, C_l\}$ – зображення навчальної вибірки, де $l = 1, \dots, \bar{r}$ – характерні ознаки об'єкта, $X = (\alpha_1, \dots, \alpha_i)$ – множина ознак P -го об'єкту M_j -класу, де проходить формування характерних точок об'єктів для ідентифікації. Множина точок виявленого об'єкту має наступний вигляд (В.4):

$$\{(X_1, C_1), \dots, (x_i, c_i)\} \quad (\text{В.4})$$

-де c_i – приймає значення 1 або -1, в залежності до якого класу належить об'єкт, x_i – це характерний для ідентифікації об'єкту значення вектору, загалом має нормалізоване значення в межах $[0,1]$ або $[-1,1]$. Якщо точки не будуть нормалізовані, то відхилення середнього значення координат точок суттєво вплине на коректність роботи класифікатора. Враховуючи навчальну вибірку зображень з ідентифікованим об'єктом аналізу, необхідно визначити точки об'єктів за якими буде проходитися навчання. Для цього необхідно розділити точки на класи, де:

- перший клас відповідає за належність точок до виявлення об'єкту;
- другий клас відповідає за та точки які не характеризують об'єкт.

Представлені два класи необхідно розділити гіперплощиною, за виразом (В.5) :

$$w^* x - b = 0 \quad (\text{В.5})$$

- де w - вектор, перпендикуляр до роздільної гіперплощини, b - скалярний поріг.

Навчальна вибірка лінійно розділена гіперплощинами таким чином, щоб між ними не лежала жодна точка ознак класового розподілу вибірки зображень (рис. В.2) [[158]].

Задамо параметр $\frac{b}{\|w\|}$, який дорівнює відношенню за модулем відстані гіперплощини до початку координат. Якщо b дорівнює нулю, то гіперплощина проходить через початок координат, як підсумок – подальший розподіл класів неможливий.

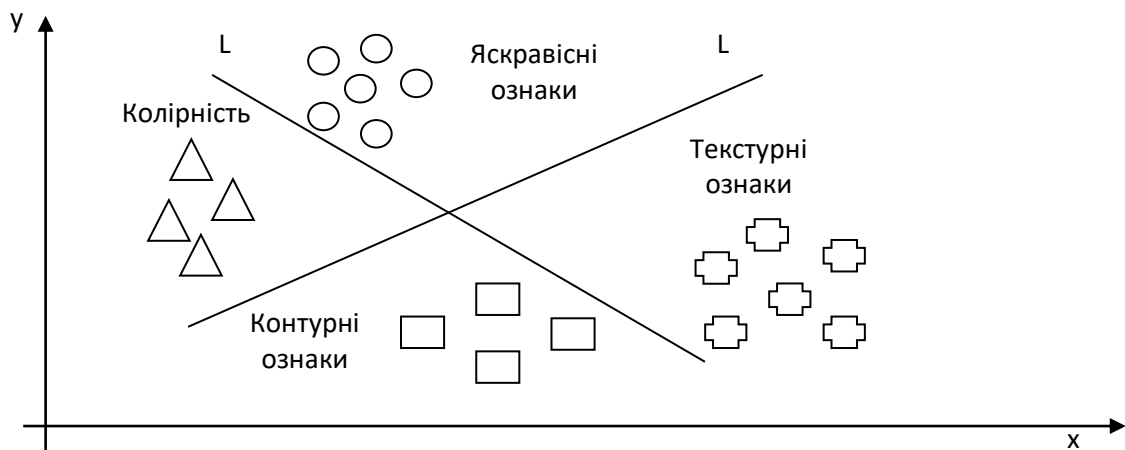


Рисунок В.2 – Схематичне розділення класів гіперплощинами [[158]]

Так як, необхідно оптимально розділити групи точок на класову приналежність, застосовуються опорні вектори, де гіперплощини мають бути паралельні щодо двох класів. Головне завдання класифікатору за МОВ являється розподіл ознак на зображенні (В.6)[158]:

$$\begin{cases} w^*x - b = +1 \\ w^*x - b = -1 \end{cases} \quad (\text{В.6})$$

- де w - вектор вагових коефіцієнтів, b - деяке число.

Якщо навчаюча вибірка лінійно розподілена, то поміж точками можливо провести гіперплощину таким чином, щоб жодна точка іншого класу не

знаходилась на площині іншого класу. Відстань між гіперплощинами розраховується, як $\frac{2}{\|w\|}$, тому наступна задача якомога зменшити показник $\|w\|$, щоб виключити точки іншого класу об'єктів з полоси проходження гіперплощини. Тобто провести квадратичну оптимізацію, яка має вигляд (В.7, В.8) [158]:

$$\begin{cases} w^* x - b \geq 0 \rightarrow c_i = +1 \\ w^* x - b \leq 0 \rightarrow c_i = -1 \end{cases} \quad (\text{В.7})$$

$$\begin{cases} \|w\|^2 \rightarrow \min \\ c_i (w^* x_i - b) \geq 1, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases} \quad (\text{В.8})$$

За теоремою Куна-Таккера представлено рівняння еквівалентне двійковій задачі пошуку сідлової точки функції Лагранжа, а саме (В.9)[158]:

$$\begin{cases} L(w, b, \lambda) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (c_i ((w^* x_i) - b) - 1) \rightarrow \min_{w, b} \max_{\lambda} \\ \lambda_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \end{cases} \quad (\text{В.9})$$

- де $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_n)$ - вектор двійкових змінних, який відповідає окремому значенню характеристики об'єкту в залежності від його класу.

Зводимо рівняння до еквівалентного, яке містить тільки двійкові змінні (В.10)[158]:

$$\begin{cases} -L(\lambda) = -\sum_{i=1}^n \lambda_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i c_i (x_i^* x_j) \rightarrow \min_{\lambda} \\ \lambda_i \geq 0, \quad 1 \leq i \leq n \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i = 0 \end{cases} \quad (\text{В.10})$$

Виходячи з формул (В.9, В.10), значення w та b можна знайти за формулами (В.11, В.12) [158]:

$$w = \sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i \quad (\text{В.11})$$

$$b = w^* x_i - c_i, \quad \lambda_i > 0 \quad (\text{B.12})$$

Отже, алгоритм класифікації методом опорних векторів можливо представити в наступному вигляді (B.13)[158]:

$$g(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \lambda_i c_i x_i^* x - b \right) \quad (\text{B.13})$$

При цьому сума точок розраховується не за всією вибіркою, а лише за опорними вектора, де вектор двійкових змінних не дорівнює 0.

Ядром класифікатора можуть бути будь-які позитивні симетричні функції двох змінних. Позитивна симетрична функція застосовується для задачі оптимізації нижньої граничної зони функції Лагранжа.

В комп'ютерному зорі загалом використовують наступні ядра МОВ (B.14, B.15, B.16, B.17)[[158]]:

- поліноміальне :

$$k(x, x') = ((x, x') + \text{const})^d \quad (\text{B.14})$$

- радіальна базисна функція:

$$k(x, x') = e^{-\gamma \|x - x'\|^2}, \lambda > 0. \quad (\text{B.15})$$

- Гауссова радіальна базисна функція:

$$k(x, x') = e^{-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{B.16})$$

- Сигмоїд:

$$k(x, x') = \tanh(k(x, x') + c), k > 0, c < 0 \quad (\text{B.17})$$

Загалом використання вище представлених методів забезпечує функціональну складову в нашій роботі, а саме різні властивості МОВ і

каскадного класифікатору дають широкий функціональний вибір при використанні в системі розпізнавання ЛЗ (рис. В.3):

- За умови роботи МОВ створюється набір класифікатору який працює за принципом «один проти всіх» , а вже потім йде вибір класу на якому об'єкт найбільш віддалений до його розподільчої поверхні. Так як модель являє багаторівневі функції, то при розрахунках потрібно більше часу на розв'язання завдання і навчання.

- Ресурсні вимоги при роботі в режимі навчання каскадного класифікатору більш затратні, ніж для МОВ. Це підтверджено повільною роботою з потоком відеоданих [247].

- Метод опорних векторів більшою мірою пристосований до роботи у режимі он-лайн навчання, забезпечуючи оброблення вибірок нефіксованого розміру. Це, в деякій мірі, перевага порівняно з класичною системою навчання без вчителя.

- Застосування МОВ скорочує час навчання, при цьому зберігаючи високу точність розпізнавання [247], [252].

Слід підкреслити, що при роботі з ЛЗ в потоці відеоданих зручний для роботи хірурга метод розпізнавання повинен проводити ідентифікацію об'єктів на основі навчальної вибірки класифікатора, також повинен використовувати мінімально можливий обсяг ресурсів при виконанні навчання і перенавчання [144], [237].



Рисунок В.3 – Схема каскадного класифікатору

Додаток Г

Дескриптори виділення ознак

Метод локальних бінарних шаблонів (ЛБШ). Локальні бінарні шаблони (ЛБШ) в основному являють собою текстурні дескриптори, які шляхом порівняння гістограм набору пікселів проводять аналіз області зображення. При цьому кожен піксель текстури необхідно перевести у відтінок сірого. Задамо для області аналізу об'єкту початковий або центральний піксель, від якого проведемо радіус окружності.

Локальні бінарні шаблони представляють собою фільтр $LBP_{P',R'}(x, y)$, який для кожної точки зображення розраховується значення на основі точок в околиці. Таким чином, можемо визначити кругову околиця пікселя P', R' , де R' – радіусу кругової околиці аналізу, і P' – кількість пікселів присутніх в окружності (рис. Г.1).

Нехай $F_i(x, y)$ - чорно-біле зображення, $g_{p'}$ - значення яскравості пікселя в точці з координатами (x, y) . Точки околиці вибираються наступним чином (Г.1):

$$g_{p'} = A(x_{p'}, y_{p'}), \quad p' = 0, \dots, P' - 1 \quad (\text{Г.1})$$

- де $x_{p'} = x + R' \cos(\frac{2\pi p'}{P'})$, та $y_{p'} = y - R' \sin(\frac{2\pi p'}{P'})$, тобто $g_{p'}$ - значення гістограми яскравості пікселів в околиці, $x_{p'}$ та $y_{p'}$ - координати пікселя з кругової околиці.

Значення яскравості пікселя з околиці, які мають не цільні координати, розраховують за допомогою білінійної інтерполяції.

Координати центрального пікселя визначаються на основі властивостей сукупності пікселів в радіусі R' , тобто вирішується зворотна задача, яка включає описові характеристики сусідніх пікселів, розташованих в окружності радіуса.

Якщо, інтенсивність центрального пікселя більше, ніж інтенсивність сусіднього пікселя, то встановлюється значення 1, в іншому випадку 0. Оператор локальних бінарних шалонів $LBP_{p',R'}$ працює наступним чином (Г.2):

$$LBP_{p',R'} = \sum_{p=1}^{p'-1} S(g_{p'}^1 - g_{p'}^2) 2^{p-1}, \quad S'(x) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } x \geq 0 \\ 0, & \text{якщо } x < 0 \end{cases} \quad (\text{Г.2})$$

- де $g_{p'}^1, g_{p'}^2$ - гістограми яскравості на першому та другому зображенні відповідно, p' - число сусідніх пікселів, S' - функція переходу між 1 і 0. Найбільш розповсюджене використання ЛБШ застосовується для виділення текстурних дескрипторів. Тобто, якщо кіста печінки має чіткі границі, то метод ЛБШ, чітко дасть відповідь, яка саме текстура проходить аналіз.

У тестовому варіанті використовувалася окружність розміром $k*k$ ($3*3$ пікселя). Відмінності між гістограмами пікселів матриці і значенням гістограми центрального пікселя полягає в обчисленні значення 0 і 1, які несуть позитивну і негативну інформацію. Приклад роботи ЛБШ представлено на рис. Г.1.

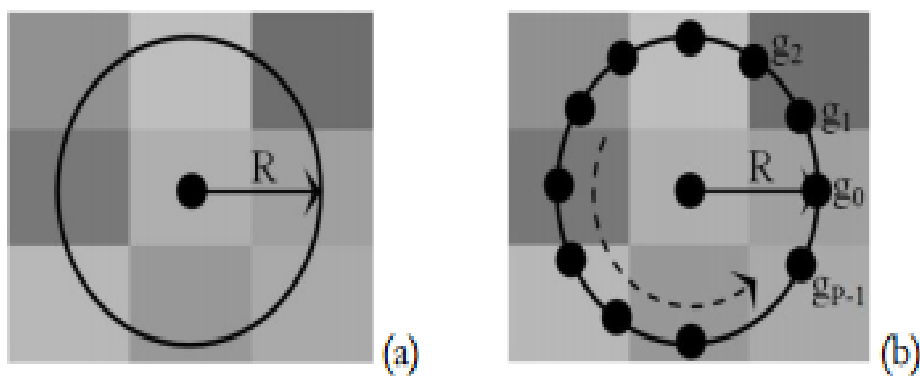


Рисунок Г.1 – Приклад роботи оператора ЛБШ, де: а) радіус кругової околиці аналізу обраної області; б) кількість пікселів, які присутні в окружності [26].

Обчислення значень в підсумку дало результат у 256 можливих образів з різницею центрального порівнюваного пікселя. Результати розрахунків по кожному пікселю зберігаємо в вектор.

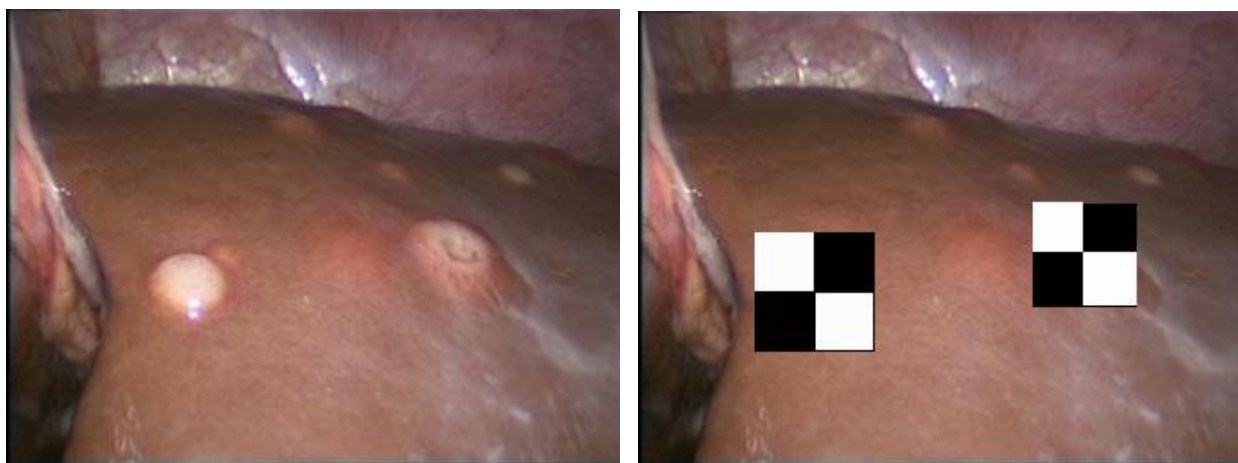
Ознаки Хаара. Одним з найбільш ефективним способом виявлення патологічних змін тканин органів черевної порожнини та малої миски на основі множини навчаючої вибірки. Ознаки Хаара складаються з розташованих на зображенні прямокутників, які проводять аналіз інтенсивності пікселів, за рахунок різниці сум значень пікселів між областями прямокутників. Варто представити один з каскадів класифікатору за одним з ознак Хаара $h_j(i)$ у вигляді (Г.3):

$$h_j(i) = \begin{cases} 1, z_j p_j < z_j T_i \\ 0, z_j p_j > z_j T_i \end{cases} \quad (\text{Г.3})$$

- де z_j - коефіцієнт, який показує нерівність або менше або більше, p_j - значення ознаки j -го класу $j \in \{1, \dots, C\}$, T_i - порогове значення, i - кадр відеопослідовності.

Пошук ознак на зображенні проходить за допомогою скануючого вікна, розміри якого задаються вільно. Вікно переміщується на зображенні з кроком 1 піксель та для кожного його положення розраховуються ознаки Хаара за різним масштабом положення його в вікні. Знайдені ознаки передаються класифікатору, який визначає приналежність області зображення до об'єкту патології чи ні.

Наприклад, для функції ознак з двома прямокутниками приймається до уваги різниця між сумою пікселів в межах двох областей. Функція ознак щодо трьох прямокутників обчислюється, як різниця центральної області від суми двох зовнішніх областей. Нарешті функція для чотирьох прямокутників обчислює різницю між діагональними областями [6]. Наприклад, під час аналізу патологічного захворювання печінки використовували аналізуючи прямокутники розміром 24x24 пікселя (рис. Г.2).



а

б

Рисунок Г.2 – Зображення патології печінки у вигляді метастатичних уражень:
 а- Вхідне лапароскопічне зображення метастатичних уражень печінки; б –
 Використання прямокутних ознак Хаара для виявлення на лапароскопічному
 зображенні метастатичного ураження печінки

Функції прямокутників обчислюються, як інтегральне зображення. Для інтегрального зображення формується матриця, де в її елементах $ii(x, y)$ міститься інформація про суму пікселів сусідніх елементів (Г.4):

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (\text{Г.4})$$

В роботі також використовується наступна пара описових ознак об'єкта (Г.5):

$$\begin{aligned} s(x, y) &= s(x, y-1) + i(x, y) \\ ii(x, y) &= ii(i-1, y) + s(x, y) \end{aligned} \quad (\text{Г.5})$$

- де $s(x, y-1) = 1$ та $ii(i-1, y) = 0$ – інтегральне зображення, що обчислюється залежністю ознак еталонного зображення від ознак вхідного зображення.

Згідно [5] особливості ознак Хаара можуть представляти детальний аналіз контуру, текстури, а також виявлення патології згідно горизонтальної та вертикальної орієнтації лапароскопічної камери.

Додаток Д

Препроцесинг зображення

Як один з методів обробки зображення для ефективного застосування алгоритму виявлення декстрипторів використовують препроцесинг зображення у вигляді еквалізації гістограми. Даний підхід підвищує якість зображення шляхом нормалізації і вирівнювання яскравість зображення.

Гістограма зображення може бути, задана функцією F , визначеної на множині значень $\left[0; 2^{bpp}\right]$, де bpp – кількісне значення яскравості одного пікселя. Задамо число пікселів на зображенні матрицею $n \times m$, тобто на один рівень припадає в середньому $N = \frac{n \times m}{Britness}$ пікселів, де $Britness$ - яскравість [31], [92].

Відстань між дискретними рівнями яскравості при цьому складає f_i до f_{i+1} але відстань між рівнями різна. Після еквалізації N відстань буде скрізь однаковим. Наведемо приклад гістограми кадру ЛЗ при синдромальної патології кісти печінки, на рис. Д.1 показано зміну яскравості до обробки й зображення і після.

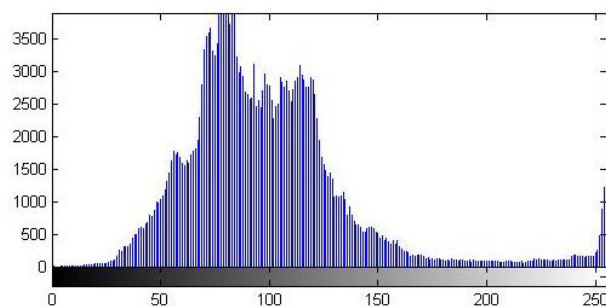
Показники, які описують значення рівня яскравості при цьому мають вигляд:

- $n = 512$ пікселів;
- $m = 512$ пікселів;
- $Britness = 256$;
- $N = 1024$.

Рівень яскравості 0 мають 210 пікселів, рівень 1 - 352 пікселів, рівень 2 – 547 пікселів. Присвоїмо всім пікселям значення рівня 0. Тоді нехай початкове зображення має рівні яскравості пікселів 3 і 4, що в сумі дорівнює N , тоді пікселям з рівнем 4 та 5 присвоюється значення $3N$. При цьому всім пікселям присвоюється однаковий рівень яскравості [31], [92].



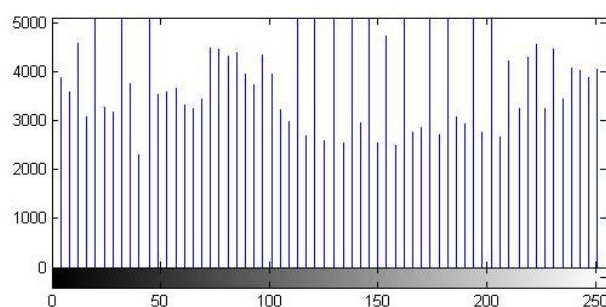
a



b



c



d

Рисунок Д.1 – Еквалізація гістограми зображення кісти печінки: а) – початкове лапароскопічне зображення; б) – гістограма яскравості вихідного зображення; с) – зображення кісти печінки після еквалізації яскравості; д) – гістограма яскравості після еквалізації.

Результати роботи еквалізації гістограми представлені на рис. Д.2, де неважко помітити, що після еквалізації зображення більш контрастне, при чому на гістограмі спостерігається розширений діапазон значень яскравості. Очевидно, якщо зображення темне, то характеристики гістограми будуть на рівні нижніх (нульових) значень яскравості, в той час як для світлих ділянок буде притаманна протилежна картина.

Таким чином, метод препроцесинга – еквалізації гістограми дозволяє відображати об'єкти, які знаходяться в інших спектрах візуалізації. При цьому еквалізація гістограми виконується повністю в автоматичному режимі у відповідності з програмним кодом переходу в градієнт сірого кольору [31], [92]:

$$I = \text{rgb2gray}(\text{rgb});$$

$$J = \text{histeq}(I);$$

```
figure;
subplot(2,2,1); imshow(I);
subplot(2,2,2); imhist(I);
subplot(2,2,3); imshow(J);
subplot(2,2,4); imhist(J);
```

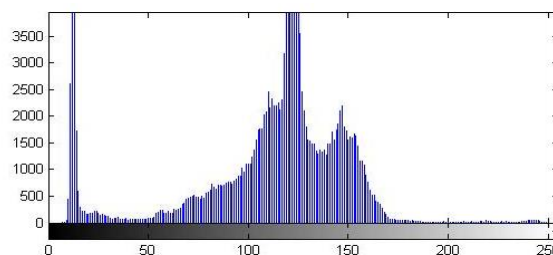
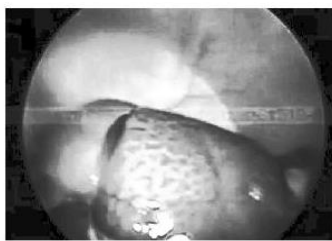
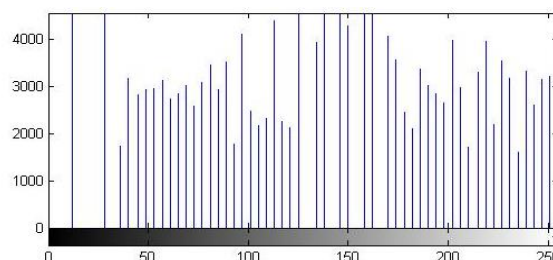
*a**b**c**d*

Рисунок Д.2 – Еквалізація гістограми зображення - гепатит печінки. а) – початкове лапароскопічне зображення; б) – гістограма яскравості вихідного зображення; с) – зображення гепатиту після еквалізації яскравості; д) – гістограма яскравості після еквалізації.

Слід підкреслити, що еквалізація більш ефективна при використанні кольорової шкали *HSV* [243][242], де *H* – кольоровий тон, *S* – насиченість. Вирівнювання інтенсивності каналу яскравості *V* методом еквалізації, підвищує інформативність кольорового зображення.

ДОДАТОК Е

Метод виділення характерних ознак за головними компонентами

Метод головних компонент (МГК). Згідно з цим методом, зображення надано у вигляді двовірної матриці зі значеннями яскравості і кольору, тим самим дані будуть у вигляді лінійної суми компонентів [[20]]. У наукових працях МГК рідко застосовується із-за складної побудови коваріаційної матриці, але має високий показник ефективної роботи з виділення дескрипторів [20].

МГК дозволяє знайти ознаки об'єкту відносно розмірності матриці змінних, не знижуючи на інформативність початкового базису даних. В згенерованій матриці головні компоненти значень дескрипторів несуть загальну інформацію, тоді як інші дескриптори надають унікальну інформацію.

Сформована навчаюча вибірка еталонів $(x_1, y_1, \dots, x_i, y_i)$ де $i = 1, 2, 3, \dots, m$, число зображень в навчаючій вибірці позначимо m . Початкова матриця x представлена у вигляді змінних розмірностей $(I \times J)$, де I - число зразків (рядків), J - число незалежних змінних (стовпців). Виходячи з первинної матриці x , точки в просторі відповідають кожному рядку матриці. Мета методу головних компонент є вилучення потрібної інформації, при цьому нехтуючи неінформативними розмірностями (шумом).

Отже, матриця X після проведення аналізу та вилучення головних компонентів значень матриці, змінюється новими матрицями U та Q , де їх розмірність $U \in I \times A$ та $Q \in J \times A$, в яких A є вагомим значенням у вигляді головного компоненту. Слід зазначити, кількість розмірностей в нових матрицях менша, чим в початковій матриці X .

Задамо нові змінні розмірностей матриці у відповідності u_a та q_a , де $a = 1, \dots, A$ (Е.1):

$$u_a = q_{a_1} x_1 + \dots + q_{a_j} x_j \quad (\text{Е.1})$$

Таким чином за допомогою нових значень змінних, матриця X розкладається на дві матриці U та Q (Е.2):

$$X = UQ^t + E = \sum u_a q_a^t + E \quad (\text{Е.2})$$

- де E - матриця залишку, розмірністю $E \in I \times J$ [[225]].

Тому використовуючи особливу інформацію у вигляді більшого числа значень розмірностей, отримуємо найбільш специфічні ознаки вибірки об'єктів на ЛЗ.

Під час ідентифікації, відносимо ознаки відповідного об'єкту на зображенні методом МГК [168], до певного класу бази даних, якщо зображення не відноситься до нашої бази, то переходимо до створення нового класу.

Наприклад на рис. Е.1 показано виділення дескриптора за кольоровим показником з метою розпізнавання методом головних компонент метастаз печінки.

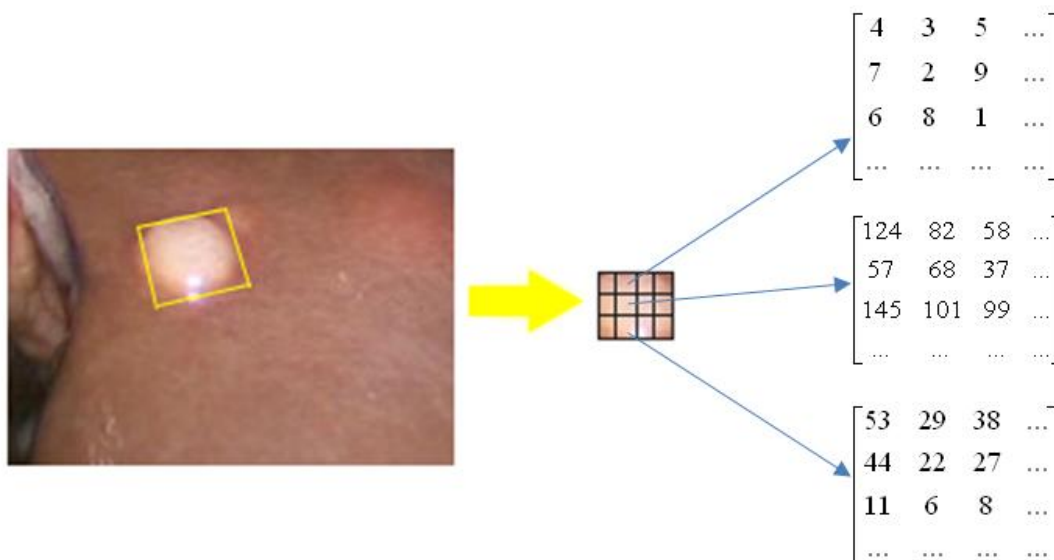


Рисунок Е.1 – Приклад побудови ознак виявлення метастазів печінки при використанні методу МГК. Жовтим виділена зона патологічних змін.

ДОДАТОК Ж

Текст програмного забезпечення системи

Текст програмної реалізації системи виконано на базі платформи C# з використанням фрагментів програмно коду на основі матеріалів сайту <https://github.com/>, а саме з наступних посилань: <https://github.com/primaryobjects/DigitRecognizer/blob/master/DigitRecognizer/Program.cs>, <https://github.com/Azure/Accord-T/blob/master/Sources/Accord.ImagingMoments/HuMoments.cs>.

Основна функціональна частина автоматизованої системи розпізнавання зображень, реалізована у вигляді головного вікна з набором компонентів для обробки зображень та представленням результатів.

Головне вікно (інтерфейс) програми розпізнавання синдрому складається з наступних елементів: вікон, кнопок, випадаючих списків, текстових полей, зображень та/або відео-файлів.

Важливими компонентами головного інтерфейсу являється реалізація методів виділення дескрипторів захворювання за кольором, текстурою, контуром, МЛБШ основаних на трекінгу об'єкту в режимі реального часу.

Інтерфейс побудований таким чином щоб після запуску програми, є можливість вибору джерела відео та/або зображення (файл на комп'ютері, на медіа-сервері чи url сайту, на якому зберігається файл). Після цього за допомогою кнопки «Додати» файл почне відображатися відео у двох окремих вікнах. У лівому вікні буде відображення оригінального файлу, а у правому – змінений з накладанням обраних фільтрів та методів розпізнавання. Саме в цьому вікні зображення проходить обробку та проходить накладку потрібного фільтру для зміни кольорової гама або виділення контуру. Логіка програмного забезпечення представлена у вигляді наступного коду:

```
using System;  
using System.Collections.Generic;  
using System.Configuration;  
using System.Linq;  
  
using Accord.MachineLearning.VectorMachines;
```

```

using Accord.MachineLearning.VectorMachines.Learning;
using Accord.Statistics.Kernels;
using MLPParser;
using MLPParser.Parsers;
using MLPParser.Types;
using MLPParser.Interface;

namespace ImageAnalyzer
{
class Program
    {
        #region App.Config Values

        private static int _pixelCount =
Int32.Parse(ConfigurationManager.AppSettings["Width"]) *
Int32.Parse(ConfigurationManager.AppSettings["Height"]);
        private static int _classCount =
Int32.Parse(ConfigurationManager.AppSettings["ClassCount"]);
        private static int _trainCount =
Int32.Parse(ConfigurationManager.AppSettings["TrainCount"]);
        private static double _sigma =
Double.Parse(ConfigurationManager.AppSettings["Sigma"]);
        private static string _trainPath = ConfigurationManager.AppSettings["TrainPath"];
        private static string _cvPath = ConfigurationManager.AppSettings["CvPath"];
        private static string _testPath = ConfigurationManager.AppSettings["TestPath"];

        #endregion

        [Obsolete]
        static void Main(string[] args)
        {
            Console.WriteLine("--- Обучение системы ---");
            var machine = RunVectorMachine(_trainPath, _trainCount);

            Console.WriteLine("--- Проверка базы данных на схожие изображения ---");
            RunVectorMachine(_cvPath, _trainCount, machine);

            Console.WriteLine("-- Test --");
            TestVectorMachine(_testPath, ".././../data/output.txt", _trainCount, machine);
        }

        [Obsolete]

        private static MulticlassSupportVectorMachine RunVectorMachine(string path, int
count, MulticlassSupportVectorMachine machine = null)
        {
            // Чтение входящего файла
            ReadData(path, count, out double[][] inputs, out int[] outputs, new
FrontLabelParser());

            if (machine == null)
            {
                // Обучение
                MulticlassSupportVectorLearning teacher = null;

                // Создание вектора изображения
                machine = new MulticlassSupportVectorMachine(_pixelCount, new
Gaussian(_sigma), _classCount);
                teacher = new MulticlassSupportVectorLearning(machine, inputs, outputs)
            {

```

```

        Algorithm = (svm, classInputs, classOutputs, i, j) => new
SequentialMinimalOptimization(svm, classInputs, classOutputs) { CacheSize = 0 }
        };

        Utility.ShowProgressFor(() => teacher.Run(), "Training");
    }

    // Высчитывается точность точек изображения
    double accuracy = Utility.ShowProgressFor<double>(() =>
Accuracy.CalculateAccuracy(machine, inputs, outputs), "Calculating Accuracy");
    Console.WriteLine("Точность: " + Math.Round(accuracy * 100, 2) + "%");

    return machine;
}

[Obsolete]
private static void TestVectorMachine(string path, string outputPath, int count,
MulticlassSupportVectorMachine machine)
{
    // Тестирование входящего и исходящего файла
    ReadData(path, count, out double[][] inputs, out int[] outputs, new
TestParser());

    // Сохранение файла
    Utility.ShowProgressFor(() => Accuracy.SaveOutput(machine, inputs, outputPath),
"Сохранено");
}

private static int ReadData(string path, int count, out double[][] inputs, out int[]
outputs, IRowParser rowParser)
{
    Parser parser = new Parser(rowParser);

    // Read the training data CSV file and get a resulting array of doubles and
output labels.
    List<MLData> rows = Utility.ShowProgressFor<List<MLData>>(() =>
parser.Parse(path, count), "Reading data");

    // Convert the rows into arrays for processing.

    inputs = rows.Select(t => t.Data.ToArray()).ToArray();
    outputs = rows.Select(t => t.Label).ToArray();

    Console.WriteLine(rows.Count + " rows processed.");

    return rows.Count;
}
}
}

```

Перш за все на початку реалізації автоматизованого розпізнавання синдромальних захворювань органів черевної порожнини та малої миски у жінок необхідно провести навчання системи з існуючої бази зображень позитивного захворювання або негативного, тобто при відсутності патології. При натисканні кнопки «Навчання», система переходить в режим вибору

класифікаторів SVM, Naara, adaboost. Після цього процес почне аналізувати файл зображення, перебираючи кожен піксель, та виділяє необхідні дескриптори порівнюючи їх з іншими зображеннями у базі даних. Процес запису інформації проходить за програмною реалізацією в системі:

```
using System;

namespace ImageAnalyzer
{
    public static class Utility
    {
        // Вспомогательный метод для вывода текста в консоли при различных операциях
        public static T ShowProgressFor<T>(Func<T> action, string text)
        {
            T result;

            Console.Write(text + " .. ");
            result = action();
            Console.WriteLine("Выполнено!");

            return result;
        }
    }
}
```

Після того, як програма завершить аналіз зображення та порівняє його вміст з іншими зображеннями у базі даних, система видасть схожі зображення у вигляді сітки. Двічі натиснувши на одне з цих зображень, його можна переглянути у збільшеному вигляді для більш детального огляду. Після чого можливо обрати необхідний фільтр або метод для виділення дескриптора характерного патологічного захворювання. Алгоритм виділення захворювання за кольором оснований на діапазонах кольорової приналежності кожної синдромальної патології.

Після первинного оброблення зображення система продемонструє первинний результат попередньо встановленого діагнозу у виділеному місці поля під назвою «Результат». Виділений фрагмент захворювання на зображенні головного інтерфейсу з правої сторони виділяється в рамку червоного кольору.

Програмний код кнопки для накладання фільтру на зображення:

```
private void red_Scroll(object sender, EventArgs e)
{
    _paintcolor = Color.FromArgb(alpha.Value, red.Value, green.Value, blue.Value);
    pictureBox3.BackColor = _paintcolor;

    redval.Text = @"R: " + _paintcolor.R;
}
```

```

private void green_Scroll(object sender, EventArgs e)
{
    _paintcolor = Color.FromArgb(alpha.Value, red.Value, green.Value, blue.Value);
    pictureBox3.BackColor = _paintcolor;

    greenval.Text = @"G: " + _paintcolor.G;
}
private void blue_Scroll(object sender, EventArgs e)
{
    _paintcolor = Color.FromArgb(alpha.Value, red.Value, green.Value, blue.Value);
    pictureBox3.BackColor = _paintcolor;
    blueval.Text = @"B: " + _paintcolor.B;
}

private void alpha_Scroll(object sender, EventArgs e)
{
    _paintcolor = Color.FromArgb(alpha.Value, red.Value, green.Value, blue.Value);
    pictureBox3.BackColor = _paintcolor;

    alphaval.Text = @"A: " + _paintcolor.A;
}

```

Програма також дозволяє додавати нову інформацію щодо пацієнтів та захворювань до бази даних. Так, натиснувши на кнопку «Меню», можна вибрати підпункт «Додати», після чого загальний вид вікна програми зміниться.

Важливо зазначити головну роль в роботі автоматизованої системи виконує функція аналізу та інтенсивного визначення пікселів на зображенні. Програмна інтерпретація даного модулю представлена у вигляді модифікованого рішення на основі Rawmoment, з огляду на положення пікселів на зображенні. Модуль складається з багатьох сторонніх класів й додаткових бібліотек, до складу яких також відноситься й модуль визначення інтенсивності пікселів зображення.

Програмний код модулю визначення інтенсивності пікселів зображення представлений нижче:

```

namespace Accord.Imaging.Moments
{
    using System;
    using System.Drawing;
    using AForge.Imaging;
    public class HuMoments : MomentsBase, IMoments
    {
        private const int defaultOrder = 3;
        public float I1 { get; private set; }
        public float I2 { get; private set; }
        public float I3 { get; private set; }
    }
}

```

```

public float I4 { get; private set; }
public float I5 { get; private set; }
public float I6 { get; private set; }
public float I7 { get; private set; }

public HuMoments(int order = defaultOrder)
    : base(order) {}
public HuMoments(Bitmap image, int order = defaultOrder)
    : base(image, order) { }
public HuMoments(float[,] image, int order = defaultOrder)
    : base(image, order) { }

public void Compute(CentralMoments moments)
{
    double inv = 1.0 / moments.Mu00;
    double inv2 = 1.0 / (moments.Mu00 * moments.Mu00);
    double inv5d2 = Math.Sqrt(inv2 * inv2 * inv);
    float n20 = (float)(moments.Mu20 * inv2);
    float n02 = (float)(moments.Mu02 * inv2);
    float n11 = (float)(moments.Mu11 * inv2);
    float n21 = (float)(moments.Mu21 * inv5d2);
    float n12 = (float)(moments.Mu12 * inv5d2);
    float n30 = (float)(moments.Mu30 * inv5d2);
    float n03 = (float)(moments.Mu03 * inv5d2);
    // (η20 + η02)
    I1 = (n20 + n02);
    // (η20 - η02)2 + 4 η112
    I2 = (n20 - n02) * (n20 - n02) + 4 * (n11 * n11);
    // (η30 - 3 η12)2
    I3 = (n30 - 3 * n12) * (n30 - 3 * n12)
    // + (3 η21 - η03)2
    + (3 * n21 - n03) * (3 * n21 - n03);
    // (η30 + η12)2 + (η21 + η03)2
    I4 = (n30 + n12) * (n30 + n12) + (n21 + n03) * (n21 + n03);
    // (η30 - 3 η12) (η30 + η12) [(η30 + η12)2 - 3 (η21
+ η03)2
    ]
    I5 = (n30 - 3 * n12) * (n30 + n12) * ((n30 + n12) * (n30 + n12) - 3 * (n21
+ n03) * (n21 + n03))
    // (3 η21 - η03) (η21 + η03) [3 (η30 + η12)2 - (η21
+ η03)2
    ]
    + (3 * n21 - n03) * (n21 + n03) * (3 * (n30 + n12) * (n30 + n12) - (n21
+ n03) * (n21 + n03));
    // (η20 - η02) [(η30 + η12)2 - (η21 + η03)2
    ]
    I6 = (n20 - n02) * ((n30 + n12) * (n30 + n12) - (n21 + n03) * (n21 + n03))
    // + 4 η11 (η30 + η12) (η21 + η03)
    + 4 * n11 * (n30 + n12) * (n21 + n03);
    // (3 η21 - η03) (η30 + η12) [(η30 + η12)2
- 3 (η21 + η03)2
    ]

```

```

I7 = (3 * n21 - n03) * (n30 + n12) * (n30 + n12) * ((n30 + n12) * (n30 +
n12) - 3 * (n21 + n03) * (n21 + n03))

// - (η30 - 3 η12) (η21 + η03) [3 (η30 + η12)2 - (η21
+ η03)2
]
- (n30 - 3 * n12) * (n21 + n03) * (3 * (n30 + n12) * (n30 + n12) - (n21
+ n03) * (n21 + n03));
}
public override void Compute(UnmanagedImage image, Rectangle area)
{
    RawMoments raw = new RawMoments(image, area, Order);
    CentralMoments center = new CentralMoments(raw);
    this.Compute(center);
}

public override void Compute(float[,] image, Rectangle area)
{
    RawMoments raw = new RawMoments(image, area, Order);
    CentralMoments center = new CentralMoments(raw);
    this.Compute(center);
}
}
}
}

```

Функціонал софту побудований з можливістю додавати нові зображення, відео, діагнози, а також нових пацієнтів, у яких була виявлена патологія, до бази даних.

Кожне нове та чітке зображення патології спростить пошук схожих зображень при навчанні системи, що прискорить обробку інформації та ідентифікацію патологічного захворювання.

Інформація про захворювання та виділення фрагментів проходить після заповнення необхідних статистичних даних, додавання зображень та/або відео-файлів, внесення усієї потрібної інформації. Функціонал кнопки «Додати», формує новий запис в систему, після чого з'явиться повідомлення про успішне виконання операції.

Авжеж, одним з головний критерій виділення об'єкту є побудова його обрису або контуру. Цей модуль виконує свою роботу по виявленню та визначенню об'єкту, який представлений на вхідному зображенні. За допомогою

алгоритму за контуром можливо чітко обрати область зображення, де необхідно провести глибокий аналіз пікселів на предмет характерних особливостей. Програмний текст алгоритму за контуром побудований на основі послідовності пікселів за градієнтом кольорів.

Усі результати роботи алгоритму відображені у вікні програми, яке було розглянуто раніше. До складу програми входить окремий сторонній модуль-додаток, який використовується для алгоритму виявлення ознак об'єктів. Завдяки цьому методу програма може визначити, яка патологія присутня на вхідному зображенні.

На основі отриманої інформації з роботи класифікаторів програма формує вихідний файл з результатом розпізнавання. Після повного аналізу файлу програма за допомогою модулю підтримки прийняття рішення починає вираховувати точність розпізнавання об'єкту на зображенні та звіряти отримані результати з усіма зображеннями у базі даних.

Список використаних розширень (пакетів) для роботи програми:

```
<?xml version="1.0" encoding="utf-8"?>
<packages>
  <package id="Accord" version="3.8.0" targetFramework="net45" />

  <package id="Accord.Imaging" version="3.8.0" targetFramework="net45" />

  <package id="Accord.MachineLearning" version="3.8.0" targetFramework="net45" />
  <package id="Accord.Math" version="3.8.0" targetFramework="net45" />

  <package id="Accord.Statistics" version="3.8.0" targetFramework="net45" />

  <package id="AForge" version="2.2.5" targetFramework="net45" />
  <package id="AForge.Imaging" version="2.2.5" targetFramework="net45" />
  <package id="AForge.Math" version="2.2.5" targetFramework="net45" />

  <package id="CsvHelper" version="12.2.1" targetFramework="net45" />
  <package id="Microsoft.CSharp" version="4.6.0" targetFramework="net45" />

  <package id="System.ValueTuple" version="4.5.0" targetFramework="net45" />
</packages>
```

Для перегляду медичної інформації в форматі навчання та статистичного аналізу введених даних, можливо відкрити зміст бази даних. За функціонал виводу відповідає функція кнопки «База даних». До складу програми також відноситься допоміжні методи для виведення тексту в консолі при різних операціях.

Програмний код допоміжного методу запису та виведення інформації:

```

using System;

namespace ImageAnalyzer
{
    public static class Utility
    {
        // Вспомогательный метод для вывода текста в консоли при различных операциях
        public static T ShowProgressFor<T>(Func<T> action, string text)
        {
            T result;

            Console.Write(text + " .. ");
            result = action();
            Console.WriteLine("Выполнено!");

            return result;
        }
    }
}

private void tabControl1_SelectedIndexChanged(object sender, EventArgs e)
{
    _index = tabControl1.SelectedIndex;
    //MessageBox.Show(index.ToString() + textBoxes.Count);
    if (_index == -1)
    {
        progressBar1.Value = 0;
        toolStripStatusLabel1.Text = @"Количество строк: 0";
    }
    else
    {
        progressBar1.Value = _textBoxes[_index].Text.Length;
        toolStripStatusLabel1.Text = @"Количество строк: " +
        _textBoxes[_index].Lines.Length.ToString();
    }
}

private void tabControl1_MouseClick(object sender, MouseEventArgs e)
{
    if (e.Button != MouseButton.Right)
        return;
    contextMenuStrip2.Show(tabControl1, e.Location);
    for (int i = 0; i < tabControl1.Controls.Count; i++)
        if (tabControl1.GetTabRect(i).Contains(e.Location))
            tabControl1.SelectedIndex = i;
}

private void closeToolStripMenuItem_Click(object sender, EventArgs e)
{
    var res = MessageBox.Show(@"Вы хотите сохранить файл?", @"Закрытие",
    MessageBoxButtons.YesNoCancel);
    switch (res)
    {
        case DialogResult.No:
            tabControl1.TabPages.RemoveAt(tabControl1.SelectedIndex);
            break;
        case DialogResult.Cancel:
            return;
        case DialogResult.Yes:
            saveButton_Click(closeToolStripMenuItem, new EventArgs());
            break;
    }
}
}

```

```
// Печать изображения

private void printToolStripMenuItem_Click(object sender, EventArgs e)
{
    if (printDialog1.ShowDialog(this) == DialogResult.OK)
    {
        printDocument1.Print();
    }
}
```

Програмний код для інших допоміжних функцій та навігації по програмі:

```
using Accord.MachineLearning.VectorMachines;
using System.IO;

namespace ImageAnalyzer
{
    public static class Accuracy
    {
        // Высчитывает точность точек входящего файла (изображения)
        [System.Obsolete]
        public static double CalculateAccuracy(MulticlassSupportVectorMachine machine,
double[][] inputs, int[] outputs)
        {
            double correct = 0;

            for (int i = 0; i < inputs.Length; i++)
            {
                int output = machine.Compute(inputs[i]);
                if (output == outputs[i])
                {
                    correct++;
                }
            }

            return (correct / (double)inputs.Length);
        }

        // Высчитывает и сохраняет конечный файл, записывает его данные в текстовый файл
        [System.Obsolete]
        public static int SaveOutput(MulticlassSupportVectorMachine machine, double[][]
inputs, string path)
        {
            File.AppendAllText(path, "ImageId,Label\r\n");

            for (int i = 0; i < inputs.Length; i++)
            {
                int output = machine.Compute(inputs[i]);
                File.AppendAllText(path, (i + 1) + "," + output.ToString() + "\r\n");
            }

            return inputs.Length;
        }
    }
}
```

Для написання використовували середовище розробки Microsoft Visual Studio Community 2019 з використанням сторонніх додатків (розширень) та бібліотек комп'ютерного зору для обчислювання геометричних координат, бази даних та медіа для зберігання зображень та відео-файлів.

Додатковий модуль підтримки прийняття рішення використовувався для відображення та опису об'єктів після їх попередньої сегментації під час обробки вхідного зображення. Завдяки цьому модулю програма може правильно обробити вхідне зображення та розбити його на окремі пікселі для подальшої обробки.

Після того, як проведено перевірку зображень, програма видає результат кінцевому користувачу у вигляді масиву файлів та рекомендації (попереднього діагнозу) у вигляді строчки.

ДОДАТОК К

Методи калібрування лапароскопічного обладнання

В якості основного критерію розпізнавання об'єктів служить інформація про ознаки характерного стану зони огляду, що дозволяє скоротити обсяги оброблення інформації. При використанні ступеневої системи оброблення ознак [56] використовують гістограми розподілу значень, за якої ознаки об'єкта, такі як: площа, контур, текстура, кут огляду не вимагають великих обчислювальних витрат і можуть мати меншу інформативність, водночас, як ознаки за кольоровими характеристиками більш інформативні.

Для розв'язання задачі ідентифікації патології за ЛЗ розроблено алгоритм, що дозволяє визначити і виявити основні типи змін поверхні тканини без використання спеціальних бібліотек [83].

Аналіз зображень органів малої миски та черевної порожнини, які відрізняються кольором, вмістом, розташуванням і формою показує, що [71]:

- відмінності значень між яскравістю об'єкта на рівні 85% свідчать про запальний процес, в порівнянні з еталонним значенням яскравості об'єкта;
- білі-блакитні множинні утворення округлої форми з чітким краєм на поверхні печінки ідентифікують як метастази печінки;
- кісти печінки ідентифікують як одиничні утворення округлої форми, що мають множинні світлі нечіткі форми на печінці, характерного бежевого кольору з менш вираженим геморагічним процесів порівняно з кістою печінки;
- поява інтенсивного червоного кольору з низьким рівнем яскравості ідентифікують, як кровотечу;
- порушення текстури з нечітким краєм і неправильною формою об'єкта ідентифікують, як злоякісне новоутворення.

На основі представленого матеріалу був розроблений алгоритм знаходження в заданій області патології на основі поелементного пошуку пікселів зі значеннями яскравості, кольору і контуру [85]. При необхідності зображення піддають корекції шляхом:

- еквалізації гістограми яскравості;
- перетворення системи передачі кольору;
- формуванням груп основних точок.

При цьому алгоритм пошуку патології за ЛЗ і допомогою ознак ідентичний алгоритму пошуку характерних точок методом порівняння еталонів.

Метод порівняння за еталоном – прототип конфігурації, який задано заздалегідь і засновано на його поетапному порівнянні з об'єктом зображення, розраховуючи їх допустимий поріг розрізнення [89]. В результаті отримуємо метод, який чутливий до перешкод, зміни кута огляду і освітленості зображення [91].

Порівняння за еталоном є одним з основних методів розпізнавання зображень, яке широко поширене серед автоматизованих комплексів аналізу зображень, однак наявність на зображенні дестабілізуючих факторів дає мінімальний поріг надійності способу. При зменшенні порогу розрізнення залишається велика ймовірність помилки у відповідності з заданими критеріями.

Еталонне порівняння – це досить трудомісткий процес, що вимагає високої продуктивності серверного обладнання для забезпечення швидкості оброблення, тому пропонується розбивати початкове зображення на ділянки з подальшою процедурою спрощеного порівняння кожного з них з еталоном. Водночас сама процедура порівняння спрощується за рахунок того, що відбувається порівняння груп пікселів однакових характеристик. У результаті час розпізнавання може зайняти всього декілька секунд. Однак, «скалярний» набір однакових пікселів, може мати недоліки у вигляді похибки розпізнавання.

Для коректної діагностики значущим є відтворення візуальних характеристик поверхні тканин органів черевної порожнини та порожнини малої миски, в зв'язку з чим перед сеансом лапароскопічної діагностики необхідно проводити калібрування обладнання [213].

Визначити ступінь спотворення оптичного зображення можливо використовуючи градуйовані сітки в якості контрольних знімків [213]. При цьому сітка (сітка точок) являє собою калібрувальний сигнал. Техніка заснована на алгоритмі оцінювання найменших квадратів. При застосуванні алгоритму нехтують нахилом окремих ліній, у зв'язку з чим, проводиться розрахунок паралельні лінії чи ні. Zhang та ін [251] покращили цю процедуру, розробивши технологію розрахунків, що дозволяє знайти рішення для корекції розташування ліній. Zhang та ін. [251] використовував фільтр нижніх частот, щоб видалити неоднорідне освітлення зображення перш ніж проводити бінаризацію. При застосуванні методу слід мати на увазі, що зразок повинен бути без перспективного спотворення. Оскільки мета калібрування полягає в тому, щоб виправити викривлення лінзи, а не перспективу ліній сітки на зображенні, ендоскоп повинен мати похилу оптичну систему і не бути перпендикулярний площині розташування калібрувальної сітки. При застосуванні таких методів виявляється радіальне спотворення і результати містять помилку для реальних лінз [251].

У методиці, представленої Veenman С. J та ін [233] використовується динамічне зображення, яке оброблено пороговим значенням еквалізованої гістограми.

Метод калібрування [201], який використовує тільки радіальне спотворення, і його модель може бути спрощена за рахунок радіального обмеження вирівнювання. В роботі [183] Li H et al. описують кілька методів. Перший з яких вимагає лазерного та експериментального вміння, якого не достатньо просто для калібрування, метод складається з зміни фокусної відстані і він не дуже точний. Друге рішення використовує радіальне обмеження вирівнювання [191], яке може використовуватися тільки радіальним, але не з тангенціальним спотворенням. Технологія калібрування камери по Tsai et al. [189] була застосована Shahidi et al., щоб виправити передачу кольору і хроматичну аберацію оптичних систем ендоскопів.

Із [211] застосували калібрування стандартних камер в два кроки. Спочатку оцінювали властиві і зовнішні параметри камери з нелінійним алгоритмом оптимізації. На другому кроці обчислювали параметри спотворення, після чого застосовували лінійний алгоритм оптимізації. Ці кроки повторювали по черзі, поки схожість не було досягнуто.

Метод калібрування камери Lalys F. et al. [179] орієнтований на усунення радіальних і тангенціальних спотворень камери. Всі параметри камери, включаючи параметри викривлення, оцінюються різницею між моделлю спостереження і методом оптимізації за Levenberg-Marquardt [164].

Згідно власного методу калібрування, Jean-Yves Bouquet et al. [102] на кожному кроці процедури калібрування проводить оцінку ортогональних меж зображення, ігноруючи оцінку якості фокусної відстані. Цей метод ефективний при виправленні радіальних і тангенціальних спотворень.

Метод [181] був розроблений для відеокамер і покращений для застосування в режимі автоматичного калібрування ендоскопа. Процедура калібрування заснована на різниці головних точок проекції від показника колінеарності. Необхідно, щоб до початку процедури були задані параметри і зони поля дослідження, інакше калібрування лапароскопа неможливо.

Також можуть використовуватися для класифікації калібрування камери додаткові критерії:

- Неявні або явні моделі. Фотограмметрична підхід з явним фізично інтерпретуються моделями калібрування, протиставляється використовуваним неявним моделям, в структурі від алгоритмів руху, які виправляють зображення, уточнюють позиції відповідно до вимог до вирівнювання реального проектованого відображення (Hall et al., 1982; Wei & De Ma, 1994);

- Методи використання 3D, а не планарних точкових масивів (Triggs, 1998; Zhang, 2000). У той час як деякі методи CV і фотограмметрична самокалібрування може обробляти обидва випадки - з відповідною геометрією мережі - такі моделі, як істотна матриця не може приймати плоскі точкові масиви [146];

- Точкові та лінійні методи (Fryer and Brown, 1986; Caprile & Torre, 1990). Точкові методи більш популярні в фотограмметрії з єдиним основоположним підходом до відома, а саме калібруванням з схилом, що дає параметри спотворення об'єктиву, але не ІО.

Більш конкретна класифікація може бути виконана у відповідності з використовуваною методикою оцінки і оптимізації параметрів [146]:

- Лінійні методи досить прості і швидкі, але, як правило, не можуть обробляти спотворення об'єктиву і потребуватиме масиві контрольних точок відомих координат. Вони можуть включати рішення із закритою формою, але зазвичай спрощують модель камери, що призводить до низьких результатів точності. Відомий DLT (Abdel-Aziz & Karara, 1971), який по суті еквівалентний основному матричному підходу, ілюструє таку техніку.

- Нелінійні методи, такі як розширена модель рівняння колінеарності, яка становить основу Самокалібрующої корекції пучків, найбільш знайомі з гордограммістами. Суворе і точне моделювання параметрів камери ІО і спотворень об'єктива надається (Brown, 1971) за допомогою ітераційного процесу оцінки найменших квадратів.

- Комбінація лінійних і нелінійних методів, в яких використовується лінійний метод для відновлення початкових наближень для параметрів, після чого орієнтація і калібрування ітераційно уточнюються (Faugeras & Toscani, 1986; Tsai, 1987; Weng et al., 1992). Heikkilä & Silven, 1997) [146].

У калібрувальних моделях машинного і комп'ютерного зору традиційно використовувалися еталонні сітки, калібрувальна матриця K_{being} визначалася з використанням зображень відомого масиву точок об'єкта (наприклад, шаблону шахівниці). Зазвичай застосовуються методи Tsai, (1987), Heikkilä & Silven (1997) і Zhang (2000). Всі вони засновані на моделі камери обскури і включають терміни для моделювання радіальних спотворень [146].

Модель калібрування Цая передбачає, що деякі параметри камери надаються виробником, щоб зменшити первісну гіпотезу оцінки. Він вимагає n ознак точок ($n > 8$) на зображення і вирішує проблему калібрування з набором з

п лінійних рівнянь, заснованих на обмеження радіального вирівнювання. Використовується модель радіального спотворення другого порядку, в той час як не розглядаються умови децентралізації спотворення. Двоетапний метод може впоратися або з одним зображенням, або з декількома зображеннями тривимірної або планарної калібрувальної сітки, але координати точки сітки повинні бути відомі [146].

Методика, розроблена Heikkila & Silven (1997), спочатку витягує вихідні оцінки параметрів камери з використанням рішення із закритою формою (DLT), а потім застосовується нелінійна оцінка найменших квадратів з використанням алгоритму Левенберга-Марквардта для уточнення ІО і обчислення параметри спотворення. Модель використовує два коефіцієнта як для радіального, так і для децентралізованого спотворення, а метод працює з одним або декількома зображеннями і з 2D або 3D калібрувальними сітками [146].

Метод калібрування Чжана вимагає, щоб передня панель була розміщена у вигляді планарної сітки шахівниці з різною орієнтацією. Розроблений алгоритм використовує витягнуті кутові точки шаблону шахівниці для обчислення проєктивного перетворення між точками зображення п різних зображень з точністю до масштабного коефіцієнта. Після цього внутрішні і зовнішні параметри камери відновлюються з використанням рішення із закритою формою, а терміни радіального спотворення третього і п'ятого порядку відновлюються в лінійному вирішенні найменших квадратів. Остаточна нелінійна мінімізація помилки повторення, яке вирішується за допомогою методу Левенберга-Марквардта, уточнює всі відновлені параметри. Підхід Чжана дуже схожий на підхід Трігтса (1998), який вимагає не менше 5 переглядів планарної сцени [146].

Термін самокалібрування (або автокалібровка) в CV використовується, коли не використовується об'єкт калібрування, а метричні властивості камери і зображеної сцени відновлюються з набору «некаліброваних» зображень з використанням обмежень на параметри камери або на зображеної сцени. Самокалібровка зазвичай застосовується в 3D-моделюванні для поновлення

проективної реконструкції до одиниці, яка є метричної (тобто довільне евклідово перетворення і масштабний множник). У загальному випадку застосовуються три типи обмежень (окремо або разом) для виконання самокалібрування: обмеження сцени, обмеження руху камери або обмеження на вбудовані параметри камери. Всі вони були випробувані, але в разі невідомого руху камери і невідомої сцени можуть використовуватися тільки обмеження на ІО [146].

Більшість так званих алгоритмів самокалібрування, описаних в CV - літературі, відносяться до параметрів внутрішньої камери як постійним, але невідомим (Faugeras et al., 1992; Hartley, 1994; Pollefeys & Van Gool, 1996; Heyden & Åström, 1996; Triggs, 1997.). Проблема змінних параметрів ІО також вивчалася Pollefeys et al. (1997) і Heyden & Åström (1997). Самокалібровка може бути проблематичною з деякими мережами критичної послідовності руху (Sturm, 1997), де рух камери зазвичай недостатньо для відновлення параметрів калібрування, і неоднозначність залишається в 3D-реконструкції. Більш того, тільки фокусна відстань зазвичай визначається, коли спотворення об'єктиву і інші внутрішні параметри ігноруються, вважаються відомими або вважаються невідомими і відновлюються без будь-якого статистичного тестування для значущості.

З вищенаведеного аналізу одна з особливостей наближення CV до калібрування камери очевидна: до сих пір немає прийнятого методу в один крок, який є або досить універсальним, або придатним для повної автоматизації. Це не дивно, враховуючи характеристики апаратного забезпечення зображення (наприклад, об'єктиви із змінною масштабуванням) і геометрії зображень, прийняті в усьому спектрі додатків CV.

Мінімальне обмеження для визначення мережевої прив'язки завжди потрібно, хоча це може бути пов'язано з неявними засобами, такими як внутрішнє обмеження, регулювання вільної мережі або за допомогою явної мінімальної конфігурації контрольної точки (довільної або реальної). Калібрування з використанням тестового поля можлива, хоча одним з

достоїнств самокалібрування є те, що вона не вимагає надання будь-якої інформації контрольної точки. Відновлення калібрувальних параметрів з одного зображення (і тривимірного тестового поля) також можливо за допомогою моделі коллинеарности, хоча ця просторова резекція з точками доступу не отримала широкого застосування через вимоги до точного тестовому полю і наданої нижче калібрування точності.

Критично важливим для якості самокалібрування є загальна геометрія мережі і, зокрема, конфігурація камери. Різні експериментальні дослідження в області ближньої фотограмметрії (наприклад, Fraser, 1996; Fryer, 1996; Clarke et al., 1998; Gruen & Beyer, 2001; El-Nakim et al., 2003) підтвердили, що:

- Точність мережі збільшується зі збільшенням кутів збіжності зображень. Збільшення кутів збіжності також неявно означає збільшення базового відносини (B / D).

- Точність підвищується за рахунок збільшення кількості променів до заданої точки об'єкта, хоча швидкість поліпшення пропорційна квадратному кореню з числа зображень, «бачать» точку. Таким чином, вигреш в точності ефективно вирівнюється після, скажімо, 8 променів на точку.

- Точність збільшується з кількістю вимірних точок на зображення, але поступове поліпшення незначно за кілька десятків точок. Більш важливим є те, що додаткові точки в зображенні запропонувати кращі перспективи для моделювання відхилення від коллинеарности у всьому повному форматі зображення [146].

- Самокалібровка є надійною тільки в тому випадку, коли геометрія мережі сприятлива, тобто конфігурація камери містить високо сходяться зображення, ортогональні кути рулону і велика кількість добре розподілених точок об'єкта. Компенсація відхилення від коллинеарности цілком може бути досягнута при коригуванні зв'язки з точками доступу для слабкої мережі, але точне і надійне відновлення типових калібрувальних значень буде отримано з меншою ймовірністю.

- Для калібрування камери можна використовувати масив плоских об'єктних точок, якщо зображення отримані з ортогональними кутами рулону, з високим ступенем збіжності і бажано з різними відстанями між об'єктами. Потрібно максимально можливу зміну масштабу зображення в форматі зображення.

- Як згадувалося, повинні бути присутніми кути ортогонального валка, щоб зруйнувати проектну зв'язок між параметрами ІО і ЕО. Незважаючи на те, що можна було б досягти цієї розв'язки без поворотів зображення 90°, завдяки забезпеченню масиву тривимірних об'єктів, завжди рекомендується мати «згорнуті» зображення в мережі самокалібрування.

В роботі [146] представлені окремі результати експериментальних випробувань на самокалібрування, в яких коротко розглядаються три питання. Перший - це відмінність у досяжній точності між CV і фотограмметричними підходами. Другий підкреслює часто упущені проблеми, пов'язані з невідповідною геометрією мережі для калібрування, а третій - ілюстрацією того, що залишаються питання дослідницької зацікавленості в моделюванні параметрів камери.

Калібрування камери з використанням 3D-об'єкта

Порівняння між різними методами проводилося з використанням 3D-тесту і 10 зображень, отриманих за допомогою цифрової камери Leica Digilux 1 при вирішенні зображення 1120 x 840 пікселів. 3D-масив точок об'єкта і геометрія камери показані на малюнку 2. Фокусна відстань фіксувалося при мінімальному збільшенні (найширший кут), а мережа включала чотири зображення з $\pm 90^\circ$ кутів. Були застосовані такі програмні комплекти або алгоритми калібрування камери: DLT (Abdel-Aziz & Karara, 1971), реалізований в IGPETH Zurich без корекції помилок.

- Tsai (Tsai, 1987), з першим членом корекції радіального спотворення; доступ через www-cgi.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/user/rgw/www/TsaiCode.html.

- Heikkila (Heikkila & Silven, 1997), з двома термінами для корекції радіальних і децентралізованих спотворень; доступний за адресою www.ee.oulu.fi/~jth/calibr/.

Калібрування камери з використанням планарної цільової масиву.

Був також виконаний ще один калібрувальний тест камери, на цей раз з масивом планарних об'єктів, а саме чорно-білим малюнком шахівниці. Дані зображення були отримані з http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/, де доступний набір інструментів для калібрування камери, розроблений Я. В. Бузі з Caltech. Використовувані 25 зображень мали дозволу 640 x 480 пікселів. У цьому випадку камера була зафіксована, а поле планарних точок, переміщалася по різних напрямках - хоча, зокрема, без поворотів на 90°.

Радіальне спотворення в різних колірних каналах.

В даний час дуже складно знайти монохромну офсетний цифрову камеру. Для високоточного фотограмметричного вимірювання виникають нові проблеми калібрування з кольоровими камерами. Одна з таких проблем - ефект хроматичної аберації всередині лінзи, яка зазвичай ділиться на поздовжні (осьові) і бічні (похилі) аберації. Перший створює ефекти розмиття, які важко зменшити, в той час як останній викликає ступінь неправильної реєстрації колірних каналів, які можуть бути виправлені на етапах подальшої обробки (Cronk et al., 2006). Фактор, який може несприятливо впливати на точність цієї реєстрації та на відновлення репрезентативних профілів спотворень об'єктів в межах настройки самокалібрування - це відмінність між профілями спотворень окремих колірних каналів.

Калібрування лапароскопічного зображення на предмет деформації та спотворення об'єкту

Лапароскопічне зображення, яке аналізують для виявлення ознак патології, може бути охарактеризовано за наступними критеріями, які впливають на якість роботи системи виділення патології, а саме:

- кут повороту лапароскопічної камери;
- відстань камери відносно тканин органів;

- рівень освітлення;
- масштаб відносно розміру зображення;
- рівень шуму на ЛЗ.

Спосіб калібрування камери лапароскопа виконувалася за допомогою програмного забезпечення, що використовується бібліотекою OpenCV. Складання проекту здійснено на базі open-source C# під операційною системою linux. Підключення камери до програми на базі OpenCV здійснювалося з підтримкою драйвера OpenINI.

Виходячи з характеристик ЛЗ (Табл. К.1), слід побудували модель лапароскопічної камери для подальшого аналізу та методу калібрування.

Таблиця К.1

Характеристики камери лапароскопа Karl Storz Tricam NTSC

Роздільна здатність камери, (пікселі)	1280x768
Кут огляду камери, (градуси)	85x53
Діапазон вимірювань дальності, (м)	0.03-0.9
Частота зйомки, (Гц)	30

На рис. К.1 представлені компоненти моделі лапароскопічної камери. Модель камер складається:

- CCD матриці (Image Plane) (1);
- лінзи (Pinhole plane) (2);
- оптичної вісі (optical laparoscopy) (3).

Задамо наступні характеристики: X – відстань між ключовими точками спостереження, x – відстань між проєкціями ключових точок та матриці камери та f – фокусної відстані (рис. К.1).

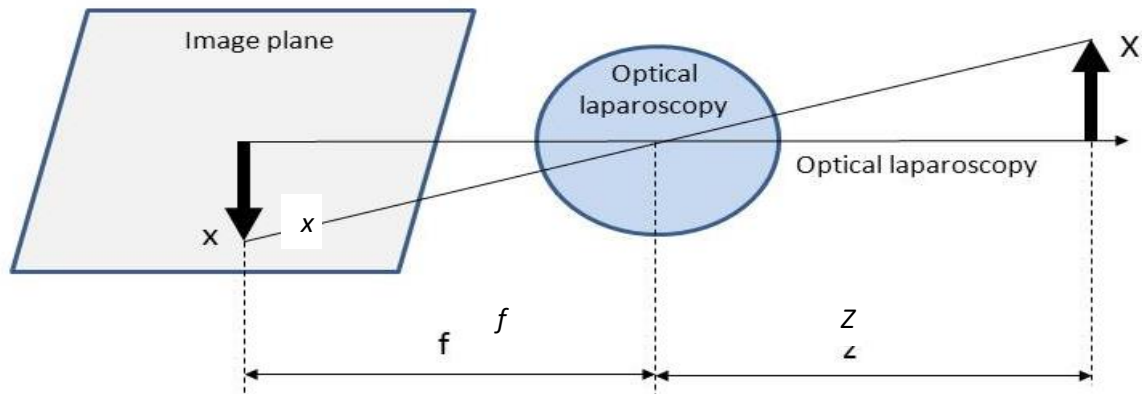


Рисунок К.1 – Блок-схема оптичної системи лапароскопа.

Рівняння проєкції лапароскопічного зображення виглядає як (К.1, К.2):

$$\frac{X}{Z} = \frac{x}{-f} \quad (\text{К.1})$$

$$-x = f \frac{X}{Z} \quad (\text{К.2})$$

- де Z - відстань від точки спостереження до площі матриці в бік лінзи.

Зв'язок між i -ї точки в системі координат $[X_i, Y_i, Z_i]$ та піксельними координатами точки $[x_i, y_i]$ в проєкції CCD матриці, можливо виразити наступними формулами: (К.3, К.4) [70].

$$x_i = f_x \frac{X_i}{Z_i} + c_x \quad (\text{К.3})$$

$$y_i = f_y \frac{Y_i}{Z_i} + c_y \quad (\text{К.4})$$

- де f - фокусна відстань, c_x та c_y - координати основної точки перетину оптичної вісі з зображенням плоского об'єкту, який знаходиться в центральній точці, f_x та f_y - координати фокусної відстані f , вимірюється відносно ширини та висоти пікселя.

Так як, бібліотека OpenCV працює з матрицями, то запишемо модель проєкції точки у вигляді матричної форми (К.5, К.6, К.7):

$$Q_i = \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{pmatrix} \quad (\text{K.5})$$

$$q_i = \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \end{pmatrix} \quad (\text{K.6})$$

$$M = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{K.7})$$

-де Q_i - проекція точки на площині в просторі, q_i - точки на площині, M - матриця коефіцієнтів, яка представляє собою внутрішні параметри камери.

Саме точка на площині q_i - описує характеристики перспективної проекції. Як правило деформаційні викривлення в точці перетину оптичної вісі та CCD матриці дорівнюють 0, та з збільшенням віддаленості викривлення збільшується. Радіальні та тангенціальний викривлення на зображенні викликане формою лінзи, що впливає в деформацію плоского зображення.

Для усунення деформації, необхідно матрицю перспективної проекції розкласти на ряд Тейлора за ступенями віддаленості від оптичної вісі. Як наслідок функція проекції повинна бути симетричною, щодо перспективної проекції, а саме відносно відстані від точки перетину оптичної вісі CCD матриці до точки проекції. Отже, координати точки проекції після коректування, повинна мати вигляд (K.8, K.9) [178]:

$$x_i = x_i(1 + k_1 r_i^2 + k_2 r_i^4) \quad (\text{K.8})$$

$$y_i = y_i(1 + k_1 r_i^2 + k_2 r_i^4) \quad (\text{K.9})$$

- де r - відстань від точки перетину оптичної вісі CCD матриці до точки проекції, визначається як : $r = \sqrt{(x_i - c_x)^2 + (y_i - c_y)^2}$, та k_1 та k_2 - коефіцієнти (тангенціальна дисторсія), які задають ступінь деформації.

Перетворимо рівняння (48) в матрицю перспективної проекції з урахуванням деформації лінзи (К.10) [178]:

$$q_i = \frac{1}{Z_i} \begin{pmatrix} \gamma_i & 0 & 0 \\ 0 & \gamma_i & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} M Q_i \quad (\text{К.10})$$

- де γ_i - коефіцієнт асиметрії точки проекції та обчислюється, як $\gamma_i = 1 + k_1 r_i^2 + k_2 r_i^4$.

Також потрібно враховувати елемент деформації об'єкту на зображенні під час повороту камери, коефіцієнт похибки орієнтації R можна визначити через (К.11, К.12, К.13) [178]:

$$R_z(\theta) = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) & 0 \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{К.11})$$

$$R_x(w) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(w) & \sin(w) \\ 0 & -\sin(w) & \cos(w) \end{pmatrix} \quad (\text{К.12})$$

$$R_y(\varphi) = \begin{pmatrix} \cos(\varphi) & 0 & -\sin(\varphi) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin(\varphi) & 0 & \cos(\varphi) \end{pmatrix} \quad (\text{К.13})$$

Загальна матриця системи координат під час обертання камери (К.14):

$$R(\theta, w, \varphi) = R_z(\theta) R_x(w) R_y(\varphi) \quad (\text{К.14})$$

- де θ, w, φ - кути Ейлера.

Вектор зсуву G зображення камери, відносно Q_i , являє собою матрицю виду (К.15) [178]:

$$G = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{pmatrix} \quad (\text{К.15})$$

- де $g_{x,y,z}$ - вектор змінення кута камери відносно своєї вісі.

Якщо перетворити матрицю до однорідних координат, отримаємо загальну матрицю виду (К.16) [178]:

$$\begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} = \frac{1}{Z} \begin{pmatrix} \gamma & 0 & 0 \\ 0 & \gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot M \cdot \begin{pmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} & g_x \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} & g_y \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} & g_z \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{К.16})$$

- де $r_{i,y}$ – компоненти матриці під час обертання камери, $g_{x,y,z}$ - вектор змінення кута камери відносно своєї вісі.

В результаті використання методу калібрування лапароскопічної камери Karl Storz Tricam NTSC, отримано наступні значення параметрів камери з виправленням деформації. Після використання стандартизованої таблиці у вигляді кутів шахівниці, отримуємо каліброване лапароскопічне зображення (Рис. К.2), з набором допустимих значень роботи системи автоматичної ідентифікації патологічних захворювань:

1. Фокусна відстань : $f_x = 1595.15 \pm 6.23$ пікселя, $f_y = 1585.15 \pm 6.13$ пікселя.

2. Координати перетину оптичної вісі та CCD матриці становлять:

$c_x = 621,68 \pm 0.23$ пікселя, $c_y = 368 \pm 0.54$ пікселя.

3. Матриця лапароскопічної камери буде мати вигляд:

4.

$$M = \begin{pmatrix} 1595.15 & 0 & 621.68 \\ 0 & 1585.15 & 368 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

5. Коефіцієнт дисторсії складає: $k_1 = 0.2345 \pm 0.0013$, $k_2 = -0.9963 \pm 0.0652$.

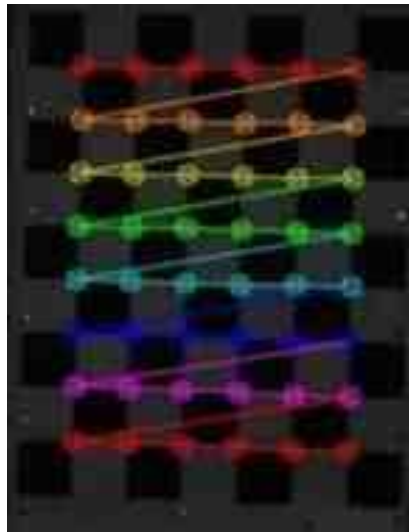
6. Матриця направляючих косинусів становить:

7.

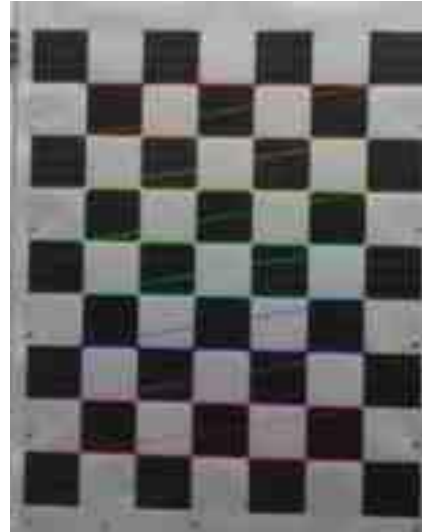
$$R = \begin{pmatrix} 0.896 & -0.184 & -0.021 \\ -0.139 & -0.599 & -0.687 \\ 0.245 & 0.679 & -0.587 \end{pmatrix}$$

8. Вектор зсуву

$$G = \begin{bmatrix} -0.758 \\ -0.069 \\ 2.735 \end{bmatrix}$$



а)



б)

Рисунок К.2 – Тестова таблиця: а) процес розрахунку точок деформації об'єктів зображення; б) каліброване зображення лапароскопічної камери після усунення деформації

Отже, для подальшої коректної роботи системи автоматичного виявлення захворювань органів червеної порожнини та малої миски у жінок будемо використовувати стандартизоване каліброване лапароскопічне обладнання.