Вінницький національний технічний університет
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ГУРАЛЬНИК АРТЕМ БОРИСОВИЧ

УДК 658.512

МЕТОД І УЛЬТРАЗВУКОВИЙ ЗАСІБ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ КУЛЬШОВОГО СУГЛОБА

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.Б. Гуральник

Науковий керівник Білинський Йосип Йосипович,
доктор технічних наук, професор

Вінниця – 2020

АНОТАЦІЯ

Гуральник А. Б. Метод і ультразвуковий засіб для оцінювання стану кульшового суглоба. – 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". – Вінницький національний технічний університет, Вінниця, 2020.

Дисертаційна робота присвячена розв'язанню важливої науково-практичної задачі підвищення достовірності та скорочення часу на виявлення дисплазії кульшового суглоба (ДКС) та її класифікації у новонароджених і дітей раннього віку завдяки повній автоматизації процесу ультразвукового дослідження.

Діагностувати вади розвитку кульшових суглобів (КС) у новонароджених та дітей раннього віку можливо на підставі результатів клінічного та ультразвукового або рентгенологічного обстеження. Для ранньої діагностики вроджених вад розвитку кульшового суглобу застосовується, як правило, ультразвукове дослідження (УЗД), що візуалізує всі складові кульшового суглобу, оскільки на відміну від рентгенологічного обстеження його можна проводити повторно без шкоди для організму.

Ультразвукову картину зображення кульшового суглобу оцінюють за допомогою кількісної оцінки точних величин – ацетабулярного кута (кут α), кута нахилу хрящової губи (кут β) та розташування центру голівки стегнової кістки.

Хоча УЗД обладнання широко розповсюджене, однак для отримання точних результатів УЗД потрібні відповідні практика та досвід. Не дивлячись на те, що досвід застосування в педіатрії УЗД кульшових суглобів зростає, дане дослідження не завжди може бути доступним та зручним, а поставити достовірний діагноз на основі візуального спостереження, класифікувати тип дисплазії згідно відомих методик може тільки досвідчений лікар.

На сьогодні у зв’язку з появою нових комп’ютерних технологій з’явилася можливість повністю автоматизувати даний процес й класифікувати наявну дисплазію з високою достовірністю. Виконати вище сказане й поставлене за мету в даній роботі шляхом розробки нових моделей і методів аналізу ультразвукових зображень кульшового суглобу та автоматичного апаратно-програмного засобу на їх основі.

В роботі проведено огляд методів дослідження стану кульшового суглоба (СКС) дитини. Встановлено, що на сьогодні в основному використовують рентгенологічний та ультразвуковий метод дослідження. Основним недоліком рентгенологічного дослідження є променеве навантаження, яке не дозволяє використовувати цей метод дослідження в дітей віком до трьох місяців. Тому ультразвуковий метод на сьогодні стає основним методвм дослідження СКС. Представлено процес діагностування патологій КС за допомого зображень УЗД. Проаналізовано типові зображення УЗД стану кульшового суглобу, виявлено їх характерні особливості, визначені можливі шляхи підвищення їх діагностичної цінності. Проведено аналіз та вибір програмної платформи для побудови ультразвукового засобу для оцінювання СКС дитини. На основі проведеного аналізу оптимальним варіантом є програмна платформа Matlab. Розглянуто високотехнологічні комп’ютерні методи згорткових нейронних мереж для дослідження стану кульшового суглоба дитини. Згорткові нейронні мережі (ConvNets) широко використовуються як інструменти для глибокого навчання на спеціалізованих базах медичних зображень. Проаналізовано загальну структуру згорткових нейронних мереж.

Сформульовано вимоги до методів цифрової обробки УЗ-зображення КС. Встановлен, що при недотриманні критеріїв стандартного зрізу і, відповідно, косому напрямку променя по відношенню до тазостегнового суглоба виникають спотворення зображення суглоба і здійснювати його оцінку некоректнощо для автоматизованого або автоматичного визначення геометричних параметрів КС. Крім цього на основі УЗ-зображенні необхідне виконати ряд послідовних операцій, до яких відноситься придушення спекл-шуму, розмежування досліджуваного зображення суглоба і фону, встановлення реперних точок і визначення лінійних і кутових розмірів КС. На основі проведеного аналізу вибраний найбільш класичний метод класифікація ДКС за Графом, який можна використати для комп'ютерного прогнозування розвитку ДКС. Детально розглянутий метод класифікації ДКС за Графом і наведено класифікації ДКС за Графом по вимірюванню геометрії елементів кульшового суглобу на основі їх візуального спостереження.

Запропоновано удосконалений метод класифікації ДКС шляхом її повної автоматизації. Запропонований алгоритм включає такі кроки: введення ультразвукого зображення КС; виконання фільтрації зображення; перевірка та відбраковка ультразвукових зображень кульшового суглобу при відхиленні сенсора УЗД від стандартного положення тіла дитини; формування та ідентифікація кутів в корональній площині КС; розрахунок кутових показників; класифікація ДКС за результатами, отриманих кутових показників.

Для виконаня фільтрації вибрано процедури морфологічних перетворень з додаванням процедури відкритої ерозії відтінків сірого та закриття градації сірого з подальшою ерозією у відтінках сірого, що дало змогу отримати більш високі показники кількісної оцінки якості фільтрації (показники PSNR та MSE, √MSE на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими). За допомогою моделювання в пакеті NI Vision Assistant підтверджено придатність запропонованої фільтрації для дослідження УЗД зображень КС. Для розмиття та генерації шуму використано стандартні функції набору інструментів Image Processing toolbox середовища MATLAB. При порівнянні кількісної оцінки якості фільтрів зроблено висновок, що фільтрація на основі морфологічних операцій за показниками PSNR та MSE, √MSE показує результати на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими, а також дає змогу отримати більш інформативне зображення.

Запропоновано модифікацію еквівалентністної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом. Побудовано алгоритм та наведені результати моделювання програми NI Vision Assistant при визначенні міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення. Показано, що використання модифікації еквівалентністної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом, забезпечує вищу точність визначення геометричних параметрів об'єктів на УЗ-зображенні ніж без використання будь-якої постобробки та з використанням відомих детекторів.

На основі запропонованих методів розроблено алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні. Для тестування обрано ультразвукове зображення дисплазії кульшового суглобу типу 2a+ за Графом. Для комп'ютерної оцінки геометричних параметрів кульшового суглобу використано, як засіб пакет NI Vision Assistant. Проведено експериментальні дослідження 2D ультразвукових зображень ДКС шляхом покрокового перетворення з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge». Показано, що в ручному варіанті вимірювання кут $\alpha = 55^{\circ}$, алгоритм з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні дає показники $\alpha = 51{,}69^{\circ}$, а з використанням алгоритму виділення контуру «Find Straight Edge» дає показники $\alpha = 53{,}04^{\circ}$. Тобто другий алгоритм точніше вимірює α – кут і відповідно діагностує дисплазію кульшового суглобу з більш високою достовірністю.

Запропоновано узагальнену структуру програмного забезпечення для класифікації ультразвукових зображень за типом ДКС за Графом, яка включає блок згорткових нейронних мереж, блок попередньої обробки виділеного зображення КС, блоки виконання геометричних вимірювань та класифікації ДКС за графом. Розроблено структурну схему апаратно-програмного засобу класифікації ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу. Показано, що для прискорення обробки та класифікації зображень за типом ДКС використовується GPU відеокарта з CUDA технологією та блоки фільтрації спекл шуму, напівавтоматизованної класифікації ДКС за Графом, та згорткова нейронна мережа (ЗНМ).Здійснено реконструкцію ЗНМ GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet для завдань класифікації ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу.

Побудована загальна структура ЗНМ та її деталізація для класифікації бази даних кульшового суглоба дитини по п’ятьом класам за Графом: Type I, Type IIab, Type IIcD, Type III, VI та Type EROR.

Для проведення навчання ЗНМ побудовано базу еталонів ультразвукових зображень ДКС. При створенні бази еталонів для нейронної мережі використано бібліотеку ДКС, яку надала Дмитрієва К. Ю. (лікар вищої категорії, доцент Вінницького національного медичного університету ім. М.І Пирогова). Для експериментів було вибрано ультразвукові зображення дисплазії кульшового суглобу і поділено на 5 класів ДКС: Type I; Type IIa, IIb; Type IIc, II D; Type III, IV; Type_EROR, по Графу. При побудові бази еталонів було підготовлено 97 ультразвукових зображень ДКС 210×300 пікселів, тип зображення RGB, глибина кольору 32 біт. Проведено тонке налаштування ЗНМ GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet, та їх навчання на навчальній вибірці та перевірка на тестованій. Показано так звану плитку образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує фільтрами перший згорточний шар conv1 згорткове нейронне налаштування (ЗНН). Виконано порівняння результатів моделювання розглянутих ЗНМ, які пройшли процес навчання для класифікації ДКС. З яких видно, що по ряду основних параметрів таких як: кількість шарів, точність при класифікації на тестовій групі, вага мережі після навчання ЗНМ SqueezeNet має якісніші показники.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами і темами. Основний зміст роботи складають результати досліджень, які проводились протягом 2014-2019 р. за планами наукових робіт кафедри електроніки та наноситем ВНТУ. Дисертаційна робота виконувалась у рамках держбюджетної науково–дослідної роботи «Інформаційна технологія низькоінтенсивної світлової стимуляції і корекції функціонального стану вояків Збройних Сил України» (Державний реєстраційний номер 0117U000572), яка виконувалась у 2017-2019 рр.

В роботі отримані такі наукові результати.

Вперше запропоновано метод автоматичного оцінювання стану кульшового суглоба на основі 2d ультразвукових зображень, який на відміну від відомих автоматично виконує класифікацію стану кульшового суглоба за Графом шляхом відбраковування зображень неправильного положення кульшового суглоба, візуалізації анатомічних орієнтирів його та вимірювання кутових показників, що дало змогу підвищити достовірність оцінювання стану ДКС на 10%-15%.

Удосконалено метод фільтрації ультразвукових зображень, який відрізняється від відомих послідовністю використання процедур морфологічних перетворень, що дало змогу враховувати рівень зашумленості та рівень перепадів інтенсивності, та відповідно до цього змінювати глибину фільтрації й отримати більш високі показники кількісної оцінки якості фільтрації (показники PSNR та MSE, √MSE на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими).

Отримала подальший розвиток математична модель виділення заданого фрагмента на ультразвуковому зображенні за його спектральними ознаками, яка на відміну від відомих використовує функцію еквівалентності, що дає змогу отримати більш точні координати реперних точок (відносна похибка становить

6,25%), за якими виконується формування ліній, а отже кутів для класифікації стану кульшового суглоба.

Вперше запропоновано автоматичний метод визначення певного кадру 2d ультразвуковому зображення, що відповідає правильному положенні ультразвукової головки на тілі дитини шляхом застосування адаптивного нейромережевого аналізу, що дозволило забезпечити відбракування зображень й, таким чином, мінімізувати невизначеність положення суглоба з подальшим опрацювання правильного кадру для візуалізації анатомічних орієнтирів.

Практичне значення одержаних результатів.

Апаратно-програмний засіб діагностування стану кульшового суглобу на основі УЗД-зображень, що реалізовує запропоновані в роботі методи.

Алгоритми функціонування засобу діагностування стану кульшового суглоба.

Програмне забезпечення для автоматичного відбраковування зображень неправильного положення кульшового суглоба.

Програмне забезпечення фільтрації ультразвукового зображення.

Програмне забезпечення для візуалізації анатомічних орієнтирів та вимірювання кутових показників кульшового суглоба.

За результатами роботи розроблено та впроваджено в роботу медичного діагностичного центру «Вінницька обласна дитяча клінічна лікарня», (м.Вінниця) апаратно-програмний засіб діагностування стану кульшового суглобу Результати дисертаційного дослідження впроваджено у Вінницькому національному медичному університеті кафедра Хірургії, акт провадження від від 10.01.2020р.

Теоретичні та практичні результати використано у навчальному процесі для вивчення дисциплін «Електронні системи» «Біомедичні пристрої і системи» кафедри електроніки та наноситем Вінницького національного технічного університету від 21.01.2020р.

Ключові слова: обробка зображень, математична модель, моделювання, фільтрація зображень, виділення контуру на зображенні, дисплазія, стан кульшового суглобу, УЗД, нейромережа.

ABSTRACT

Guralnyk A. B. Method and ultrasound tool for assessment of the condition of the hip joint. – Qualification scientific work on the rights of the manuscript.

The dissertation on competition of a scientific degree of the candidate of technical sciences on a specialty 05.11.17 “Biological and medical devices and systems”. – Vinnytsia national technical university, Vinnytsia, 2020.

The dissertation is devoted to solving an important scientific and practical problem of increasing the reliability and reducing the time for detection of hip dysplasia and its classification in newborns and young children through full automation of the ultrasound process.

It is possible to diagnose malformations of the hip joints in newborns and young children based on clinical and ultrasound or X-ray examination results. For early diagnosis of the congenital hip joint is used. Usually, ultrasonography (USG), which renders all components of the hip joint, instead of Eid X-ray examination, can be done and again without harm to the body.

Although ultrasound equipment is widespread, relevant practice and experience are required to obtain accurate ultrasound results. Although the experience of using ultrasound of the hip joints in paediatrics is growing, this study may not always be accessible and convenient, and to make a reliable diagnosis based on visual observation, to classify the type of dysplasia according to known methods can only be an experienced doctor.

Today, in connection with the advent of new computer technologies, it is possible to fully automate this process and classify existing dysplasia with high reliability. To fulfil the above and set the goal in this work by developing new models and methods of analysis of ultrasound images of the hip joint and automatic hardware and software based on them.

The paper claim review of research methods SCS child. It is established that today the X-ray and ultrasound method of research is mainly used. The main disadvantage of X-ray examination is the radiation exposure, which does not allow the use of this research method in children under three months. Therefore, the ultrasonic method today becomes the main method of SCS research. The process of diagnosing CS pathologies with the help of ultrasound images is presented. Typical ultrasound images of the hip joint were analyzed, their characteristic features were identified, and possible ways to increase their diagnostic value were identified. The analysis and selection of a software platform for constructing an ultrasound tool for assessing the SCS of a child. Based on the analysis, the best option is the Matlab software platform. High-tech computer methods of convolutional neural networks for studying the child's hip joint condition are considered. ConvNets are widely used as tools for deep learning in specialized medical imaging databases. The general structure of convolutional neural networks is analyzed.

Formulated requirements and the methods of digital processing of ultrasound images of the COP. Found that when non-compliance with the standard cutoff criteria and therefore obliquely the direction of the beam relative to the hip joint distortion arising and to implement it correctly estimate that for automated or automatic definition of geometrical parameters of the COP. Based on the ultrasound image, it is necessary to perform a series of sequential operations, which include suppression of speckle noise, delimitation of the studied image of the joint and background, setting reference points and determining the linear and angular dimensions of the hip. Based oThelassical method of classification of dysplasia according to the Graph, which can be used for computer forecasting of development of dysplasia, is chosen. Detail based on the conducted analysis of the method of classification for the BCS graph and provides for las SSC Count to measure the hip joint's geometry elements based on their visual observation.

An improved method of dysplasia classification by its full automation is proposed. The proposed algorithm includes the following steps: in the conduct of ultrasound imaging of the CS; in the image filtering icon; n The test and removal in ultrasound pictures hip rejecting ultrasound sensor of one hundred posture of the child; form identification and angles in the coronal plane CC; calculation of angular indicators; for classification SSC on the results obtained angular indices.

To perform filtration, morphological transformation procedures were chosen with the addition of the procedure of open erosion of shades of grey and closing of gradation of grey with subsequent erosion in shades of grey, which allowed to obtain higher indicators of a quantitative assessment of filtration quality (indicators PSNR and MSE, √MSE by 5-7% higher than known). The simulation in the NI Vision Assistant package confirmed the suitability of the proposed filtering to study ultrasound images of the CS. The standard MATLAB Image Processing toolbox features are used to blur and generate noise. When comparing the quantitative assessment of filter quality, it was concluded that filtering based on morphological operations by PSNR and MSE, √MSE shows results 5-7% higher than known, and also allows to obtain a more informative image.

A modification of the equivalence model has been proposed, which has been specially adapted to recognize the iliac bone and upper lip area, where reference points are determined to diagnose the condition of the hip joint by forming graph angles. The algorithm is constructed, and the NI Vision Assistant program's simulation results are presented when determining the degree of closeness between the fragment selected as a reference and all other possible fragments of the analyzed image.

Based on the proposed methods devel would Leno algorithm computer diagnostics 2 d ultrasound images of hip dysplasia using the tool definition centres of circles binary image. An ultrasound image of Hip dysplasia type 2a + according to Graph was selected for testing. The NI Vision Assistant package was used as a tool for computer evaluation of the hip joint's geometric parameters. Experimental studies of 2D ultrasound images of the DCS by stepwise transformation using the contour selection tool "Find Straight Edge". It is shown that in the manual variant of measuring the angle α = 55˚, the algorithm using the tool for determining the centres of circles on a binary image gives indicators α = 51.69˚, and using the algorithm for selecting the contour " Find Straight Edge " gives indicators α = 53.04˚. The second algorithm more accurately measures the α - angle and, accordingly, diagnoses hip dysplasia with higher reliability.

A generalized structure of software for classification of ultrasonic images by type dysplasia by Graph is proposed, which includes a block of convolutional neural networks, a block of pre-processing of the selected image of hip, blocks of geometric measurements and classification of dysplasia by graph. The structural scheme of the hardware-software means of classification of ultrasonic images of a hip joint's dysplasia is developed. It is shown that a GPU video card with CUDA technology and speckle noise filtering units, semi-automated classification of DCS by Graph, and ZNM are used to speed up the processing and classification of images according to the DCS type. Reconstruction of GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet for the classification of ultrasound images of hip dysplasia was performed.

The general structure of ZNM and it's detailing for classification of a database of a hip joint of the child on five classes according to the Graph is constructed: Type I, Type IIab, Type IIcD, Type III, VI and Type EROR.

A database of standards of ultrasonic images of dysplasia has been built for ZNM training. When creating the database of standards for the neural network, the dysplasia library was used, which was provided by Dmitrieva K. Yu. (Doctor of the highest category, associate professor of Vinnytsia National Medical University named after MI Pirogov). For experiments, ultrasound images of hip dysplasia were selected and divided into 5 classes of dysplasia: Type I; Type IIa, IIb; Type IIc, II D; Type III, IV; Type_EROR, by Graph. When constructing the base of standards, 97 ultrasonic images of dysplasia 210 × 300 pixels, RGB image type, colour depth 32 bits were prepared. A fine-tuning RM GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet, and training in educational coating rsi and checking test. The so-called tile of images of the input image of a hip joint of the child which is formed by filters of the first convolution layer conv1 ZNN is shown. A comparison of the simulation results of the considered ZNM, which underwent the training process for the classification of dysplasia. From which it is seen that a number of key parameters such as the number of layers, the accuracy of classification on the test group, the weight of the network after training ZNM SqueezeNet have better performance.

Connection of work with scientific programs, plans and themes. The main content of the work is the results of research conducted during 2014-20 19 according to the plans of scientific works of the Department of Electronics and nanosystems of VNTU. The dissertation work was performed within the framework of the state budget research work " Information technology of low-intensity light stimulation and correction of the functional state of soldiers of the Armed Forces of Ukraine" (State registration number 0117U000572), which was performed in 2017-2019.

The following scientific results are obtained in the work.

For the first time the method of automatic assessment of the state of the hip joint through 2d ultrasound images, which unlike the known automatically performs classification at the hip by the Graf by culling images improper position of the hip joint, visualize anatomical landmarks it and measure the angular performance, leading to improved reliability evaluation the state of DKS by 10% -15 %.

The method of ultrasonic image filtering has been improved, which differs from the known ones in the sequence of morphological transformations, which allowed to take into account the noise level and intensity difference and, accordingly, change the filtering depth and obtain higher quantitative values of filtration quality (PSNR and MSE, √MSE is 5-7% higher than known).

The mathematical model of selection of the set fragment on the ultrasonic image on its spectral signs which unlike known uses function of equivalence which allows to receive more exact coordinates of reference points (relative error makes 6,25%) on which formation of lines is carried out has received the further development . and hence the angles for classifying the condition of the hip joint.

For the first time, an automatic method for determining a specific frame 2d ultrasound image corresponding to the correct position of the ultrasound head on the child's body by using adaptive neural network analysis, which allowed to reject the images and thus minimize the uncertainty of the joint position and further processing the correct frame for visualization.

The practical significance of the obtained results.

A program-device tool for diagnosing the condition of the hip joint on the basis of ultrasound images, which implements the proposed methods.

Algorithms of functioning of a means of diagnosing a condition of a hip joint.

Software for automatic rejection of images of the incorrect position of the hip joint.

Ultrasound image filtering software. Software for visualizing and measuring anatomical landmarks angular parameters hip.

According to the results of the work developed and implemented in the medical diagnostic center "Vinnytsia Regional Children's Clinical Hospital" (Vinnytsia) hardware and software for diagnosing the condition of the hip joint The results of the dissertation research were implemented in Vinnytsia National Medical University Department of Surgery, act from 10.01.2020 y..

Theoretical and practical results were used in the educational process to study the disciplines "Electronic Systems" "Biomedical devices and systems" of the Department of Electronics and nanosystems of Vinnytsia National Technical University from 21.01.2020 y. .

Key words: image processing, mathematical model, modeling, image filtering, contour selection on the image, dysplasia , condition of the hip joint, ultrasound, neural network.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

[1] Й. Й. Білинський, І. В. Сухоцька, та А. Б. Гуральник, «Розробка засобу контролю геометричних параметрів малогабаритних об'єктів складної форми», *Технологический аудит и резервы производства*, № 5(1), с. 51-55, 2015. (Index Copernicus)

[2] Й. Й. Білинський, О. І. Урван, та А. Б. Гуральник, «Сучасні методи перинатальної діагностики дисплазії кульшового суглоба: світові тенденції», *Наукові праці Вінницького політехнічного інституту* № 4, с. 1-10, 2019. Режим доступу: https://doi.org/10.31649/2307-5376-2019-4-1-10.

[3] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Фільтрація ультразвукових зображень на основі морфологічних операцій», *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 4, с. 71-79, 2019. (Index Copernicus)

[4] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, В. В. Погорілий «Огляд методів ультразвукової діагностики дисплазії кульшового суглобу та визначення найбільш прийнятних із них для комп'ютерного прогнозування захворювання», *Медична інформатика та інженерія*, № 3, с. 49-58, 2019.

[5] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Комп'ютерний аналіз 2d ультразвукових зображень кульшового суглобу та вимірювання його геометрії», *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, № 46, с. 4-14, 2019.

[6] А. Б. Гуральник, "Методи виділення контурів зображень" *на XLIII Науково-техн. конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств*. Вінниця 2014. Режим доступу: http://conf.vntu.edu.ua/allvntu/2014/inrtzp/txt/Guralnyk.pdf.

[7] А. Б. Гуральник, «Засоби виділення контурів рентгенівських зображень» *на XLIV Науково-технічній конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-*

дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств, Вінниця 2015. Режим доступу: http://conf.vntu.edu.ua/allvntu/2015/inrtzp/el.php.

[8] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Обробка медико-біологічних зображень» на *Міжнародній науково-практичній Інтернет-конференції "Молодь в технічни х науках: дослідження, проблеми, перспективи"(МТН-2015)*, Вінниця,2015. [Електронне видання] Режим доступу: https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789.pdf

[9] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Класифікація методів обробки медико-біологічних зображень» на *XIV Міжнародній науково-технічній конференції «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, Одеса-Хмельницький, 2015, с. 15-16.

[10] Й.Й. Білинський, та А.Б. Гуральник, «Обробка медико-біологічних зображен» *на науково-технічній конференції «Фізика, електроніка, електротехніка»*, Суми 2016, с. 100-105.

[11] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Використання середовища MATLAB для попередньої обробки рентгенівських зображень» *на XIV Міжнародній науково-технічній конференції «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, Одеса-Хмельницький, 2015, 264 С.

[12] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Розробка програмного забезпечення для діагностуваня дисплазії кульшового суглоба» *на XIII міжнародній конференції "Контроль і управління в складних системах (КУСС-2016)"*, м. Вінниця, 2016. Режим доступу:

https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/13050/Huralnyk.PDF

[13] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу» *на І Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні проблеми інфокомунікацій, радіоелектроніки та наносистем» СПІРН-2019*, Вінниця, 2019, с. 150-153

ЗМІСТ

ВСТУП

Обгрунтування вибору теми дослідження. Проблема наслідків захворювань опорно-рухового апарату посідає провідне місце в сучасній дитячій ортопедії і травматології й усе частіше привертає увагу фахівців різного профілю. Серед деформацій опорно-рухового апарату найрозповсюдженішою є дисплазія кульшового суглоба (ДКС). За статистичними даними, в Україні її виявляють у 50–100 випадках із 1000 новонароджених. Частота цієї патології, за даними різних авторів, варіює від 3 до 20%. Аналіз останніх досліджень і публікацій свідчить про те, що несвоєчасний, віддалений процес лікування ДКС сприяє численним її ускладненням, які починають проявлятися вже в дошкільному віці, а надалі стають причиною дегенеративно-дистрофічних змін КС і, як наслідок, інвалідизації хворого.

Клінічний скринінг для дослідженя ДКС необхідний і візуалізація грає важливу роль, але раннє виявлення залишається складним завданням. Завдяки сучасним технологіямз'явилась можливість візуалізувати початкові зміни не лише в кістковій тканині, а й у м'яких тканинах, що формують кульшовий суглоб, а саме: хрящовій тканині, м'язах, зв'язках, сухожилках, нервовій тканині та судинних структурах суглоба.

На сьогодні існує два традиційних методи дослідження кульшового суглоба (КС): клінічний і рентгенологічний, який відіграє провідну роль у діагностиці. Однак променеве навантаження, пов'язане з ним, не дозволяє використовувати цей метод дослідження в дітей віком до трьох місяців. Крім того, на рентгенограмі не відображаються неосифіковані структури – частини головки стегнової кістки, даху вертлюжної западини, які складають у дітей першого року життя більшу частину цих анатомічних утворень. Наслідком цього є неможливість виявлення порушень енхондрального формування, що є інколи основним проявом ДКС. Використання ж метода штучного контрастування суглоба є досить складним і небезпечним для дитини.

Активно розвивається ультразвуковий метод дослідження КС. Ультразвукове дослідження в сучасній медицині є досить поширеним методом діагностики. УЗД організму людини забезпечує діагностику локальних аномалій і пороків розвитку, дегенеративно-дистрофічних захворювань зв'язко-суглобного апарату, первинних і вторинних пухлин, різноманітних патологій кісток, органів грудної клітини, черевної порожнини, черепа та ін. Тому ультразвукові дослідження починають активно використовувати й для виявлення ДКС.

Ультразвукова оцінка стану ДКС має перевагу в порівнянні з рентгенографічним обстеженням в тому, що вона на ряду зі зображенням кістки кульшового суглобу також відображає хрящові структури, та охоплює головку стегнової кістки хрящем вертлюжної западини. Ще одною перевагою ультразвукової діагностики є те, що її можна робити багаторазово, досліджуючи в часі процес розвитку ДКС.

На сьогодні основними методами ультразвукової оцінки стану ДКС є методи Графа, Розендаля, Харке й Моріна, Терьєсена, Дальстрьома. Але вони мають не високу достовірність діагностування, оскільки виконуються в ручному режимі.

Результат дігностування, в основному, залежить від кваліфікації лікаря, оскільки при дослідженні може мати місце неправильна візуалізація анатомічних орієнтирів КС, зробленого при неправильному положенні дитини, що призводить до неможливості правильного виміру кутових показників, а також достатньо велика похибка, яка виникає при ручному визначенні кутів на зашумленому спекл шумом ультразвуковому зображенні. Таким чином джерелом помилок діагностики КС є недостатня підготовленість спеціалістів УЗД, що працюють в установах практичної охорони здоров'я, незнання і не-

розуміння того, що будь-який, навіть мінімальне відхилення від конвенціальної технології дослідження веде до проекційного спотворення зображення на сонограмі, а отже до невірного висновку.

Неякісні (неконвенціальні) сонограмми не повинні використовуватися для діагностики. Спроби їх інтерпретувати з внесенням поправок і припущень неприпустимі.

На основі аналізу, проведеного у Київському і Харківському регіонах при дослідженні кульшових суглобів 2400 дітей виявили в 39% випадків нарушення технології виконання сонограм і в 67% помилки в «інтерпретації» .

Основним із основних шляхів підвищеня достовірності досліджень КС є створення нових апартно-програмних засобів вторинної обробки ультразвукових зображень на основі комп'ютерних технологій.

Обробкою зображень займались такі вчені як Д. Куан, П. Перона, Дж. Малік, Й. Йу, С. Актіон, В. Фрост, Т. Кутс, Д. Канні, В. П. Кожем'яко., В. П. Боюн, М. І. Шлезінгер, Б. П. Русин, Л.І. Муравський, Р. Гонсалес, Р. Вудс, Д. Форсайт, Д. Канні, Ж. Понс, І. С. Грузман, У. Претт, С. В. Павлов, С. М. Злепко, Р. А. Воробель, Й. Й. Білинський та інші.

Беручи до уваги різноманітність діагностичних параметрів, що використовуються для встановлення діагнозу по конкретному УЗД-зображенню, існує ряд специфічних задач, до кінця не розв'язаних, оскільки методи цифрової обробки не завжди задовольняють вимоги, що висуваються до діагностичних засобів для виявлення ряду. Тому підвищення достовірності оцінки стану ДКС при ультразвуковому дослідженні залишається актуальною задачею, розв'язком якої є подальше вдосконалення наявних і розробка принципово нових діагностичних методів, які безпосередньо пов'язані з обробленням ультразвукових зображень, та створення на їх основі біомедичних діагностичних засобів. .

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами і темами. Основний зміст роботи складають результати досліджень, які проводились протягом 2014-20019 р. за планами наукових робіт кафедри електроніки та наноситем ВНТУ. Дисертаційна робота виконувалась у рамках держбюджетної науково–дослідної роботи «Інформаційна технологія низькоінтенсивної світлової стимуляції і корекції функціонального стану вояків Збройних Сил України» (Державний реєстраційний номер 0117U000572), яка виконувалась у 2017-2019 рр.

Мета і завдання дослідження. Метою роботи є підвищення достовірності оцінювання стану кульшового суглобу шляхом розробки нових моделей і методів аналізу ультразвукових зображень кульшового суглобу та автоматичного апаратно-програмного засобу на їх основі.

Для досягнення поставленої мети у дисертаційній роботі розв'язуються такі завдання:

Проаналізувати існуючі методи діагностування ДКС.

Провести огляд методів ультразвукового дослідження ДКС, біомедичні зображення яких придатні для комп'ютерного аналізу.

Вдосконалити метод попереднього оброблення ультразвукових зображень на предмет виявлення анатомічних орієнтирів кульшового суглобу.

Розвинути структуру нейронної мережі придатну оцінювати положення кульшового суглоба.

Розробити метод автоматичного визначення кутів за Графом як основних ознак прийняття рішення про стан кульшового суглоба.

Розробити апаратно-програмний засіб оцінки стану ДКС.

Провести експериментальні дослідження

Об'єкт дослідження – процеси опрацювання ультразвукових зображень кульшового суглоба.

Предмет досліджень – методи попереднього оброблення зображень, методи діагностування стану кульшового суглобу з використанням класифікації за Графом, структура та моделі нейронних мереж.

Методи дослідження. При виконанні поставлених задач використовувались: математичний апарат теорії дискретних сигналів, цифрового представлення зображень для розробки теоретичних засад фільтрації спекл-шуму та методи просторової обробки зображень для розробки фільтру приглушення спекл-шуму; теорії вимірювань для оцінювання метрологічних характеристик запропонованих методів і систем; методи математичного моделювання з використанням сучасних комп'ютерних технологій реалізованих в пакетах **NI Vision Assistant, Labview, Matlab**.

Наукова новизна отриманих результатів. В роботі отримані такі наукові результати.

Вперше запропоновано метод автоматичного оцінювання стану кульшового суглоба на основі 2d ультразвукових зображень, який на відміну від відомих виконує класифікацію стану кульшового суглоба за Графом шляхом відбраковування зображень неправильного положення кульшового суглоба, візуалізації його анатомічних орієнтирів та вимірювання кутових показників, що дало змогу підвищити достовірність оцінки стану ДКС на 10-15% .

Удосконалено метод фільтрації ультразвукових зображень, який відрізняється від відомих послідовністю використання процедур морфологічних перетворень, що дало змогу враховувати рівень зашумленості та рівень перепадів інтенсивності, та відповідно до цього змінювати глибину фільтрації й отримати більш високі показники кількісної оцінки якості фільтрації (показники PSNR та MSE, √MSE на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими).

Отримала подальший розвиток математична модель виділення заданого фрагмента на ультразвуковому зображенні за його спектральними ознаками, яка на відміну від відомих використовує функцію еквівалентності, що дало змогу отримати більш точні координати реперних точок (відносна похика становить 6,25%), за якими виконується формування ліній, а отже кутів для класифікації стану кульшового суглоба.

Вперше запропоновано автоматичний метод визначення певного кадру 2d ультразвуковому зображення, що відповідає правильному положенні ультразвукової головки на тілі дитини шляхом застосування адаптивного нейромережевого аналізу, що дозволило забезпечити відбракування зображень й, таким чином, мінімізувати невизначеність положення суглоба з подальшим опрацювання правильного кадру для візуалізації анатомічних орієнтирів.

Практичне значення одержаних результатів.

Апаратно-програмний засіб діагностування стану кульшового суглобу на основі УЗД-зображень, що реалізовує запропоновані в роботі методи.

Алгоритми функціонування засобу діагностування стану кульшового суглоба.

Програмне забезпечення для автоматичного відбраковування зображень неправильного положення кульшового суглоба.

Програмне забезпечення фільтрації ультразвукового зображення.

Програмне забезпечення для візуалізації анатомічних орієнтирів та вимірювання кутових показників кульшового суглоба.

За результатами роботи розроблено та впроваджено в роботу медичного діагностичного центру «Вінницька обласна дитяча клінічна лікарня», (м.Вінниця) апаратно-програмний засіб діагностування стану кульшового суглобу Результати дисертаційного дослідження впроваджено у Вінницькому національному медичному університеті кафедра Хірургії, акт провадження від 10 червня 2020 року.

Теоретичні та практичні результати використано у навчальному процесі для вивчення дисциплін «Електронні системи» «Біомедичні пристрої і системи» кафедри електроніки та наноситем Вінницького національного технічного університету (акт впровадження).

Особистий внесок здобувача. Основні положення та результати дисертаційної роботи отримано автором самостійно. Роботи із експериментальних досліджень та впровадження розробок, їх програмної підтримки виконувались разом із співавторами. Із робіт, що виконувались у співавторстві, використовуються результати, отримані особисто здобувачем. Авторові належить: розробка методу визначення певного кадру 2D ультразвукового зображення КС [55], що відповідає правильному положенню ультразвукової головки на тілі дитини [2]; вдосконалено метод фільтрації спекл-шуму [49], який використовує процедури обробки зображень морфологічними операціями [34]; вдосконалено математичну модель виділення заданого фрагмента на ультразвуковому зображенні КС за його спектральними ознаками [72]; розробка математичної моделі крайового детектування КС на УЗД-зображенні [10]; розробка алгоритмів автоматичного вимірювання кутових показників на зображенні кульшового суглоба для подальшої класифікації за Графом [11]; покрокова обробка реального зображення задля діагностування СКС [12],[15]; огляд можливих шляхів обробки УЗД [13],[15],[33],[90],[91].

Апробація матеріалів дисертації. Викладені в дисертації результати досліджень були апробовані та представлені на 8 наукових конференціях: зокрема науково-технічна конференція професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів ВНТУ з участю працівників науково-дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств; Міжнародна науково-практична Інтернет-конференція «Молодь в технічних науках: дослідження, проблеми, перспективи» (МТН-2015), Вінниця: 2015р.; Науково-технічна конференція, м. Суми: 2015 р.; XIV Міжнародна науково-технічна конференція «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах» (ВОТТП), м. Одеса 2015р.; XV Міжнародна науково-технічна конференція «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах» (ВОТТП), м. Затока: 2015р.; I Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні проблеми інфокомунікацій, радіоелектроніки та наносистем» СПІРН-2019, м. Вінниця: 2019 р.

Результати дисертаційної роботи, починаючи з 2015 року, представлялись і обговорювались на щорічних науково-технічних міжнародних конференціях, конференціях кафедри біомедичної інженерії та кафедри електроніки та наносистем Вінницького національного технічного університету.

Публікації. Результати дисертації опубліковані в 13 наукових працях, з них: в 5 статтях у науково-технічних журналах, внесених до переліку фахових наукових видань України, що входять до міжнародних науково-метричних баз та в 8 збірниках праць науково-технічних конференцій.

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається зі вступу і 4-х розділів, списку 95 використаних джерел. Загальний обсяг дисертації 159 сторінок, з яких основний зміст викладений на 136 сторінках друкованого тексту, містить 61 рисунок, 12 таблиць.

РОЗДІЛ 1 СУЧАСНІ МЕТОДИ ДІАГНОСТИКИ ДИСПЛАЗІЇ КУЛЬШОВОГО СУГЛОБА. СВІТОВІ ТЕНДЕНЦІЇ

Дисплазія кульшового суглоба – це захворювання, що характеризується недорозвиненням у процесі ембріогенезу всіх елементів, що беруть участь в утворенні суглоба: зв'язок, хрящів, кісткових поверхонь, м'язів, нервових та судинних структур. Діагностика цього захворювання є досить складною, тому у випадках пізнього виявлення та пізнього лікування ДКС у дітей розвиваються тяжкі незворотні морфологічні та функціональні зміни в ураженій кінцівці, які в подальшому призводять до вкорочення її, деформації як самого суглоба, так і хребта, порушення функцій тазових органів. Причинами розвитку дисплазії є такі чинники, як: вади ембріонального розвитку; гормональні порушення у вагітної; авітаміноз унаслідок неправильного харчування; тяжкий гестоз вагітної; інфекційні захворювання, перенесені під час вагітності; спадкова схильність; медикаментозна корекція вагітності; куріння, уживання алкоголю й наркотиків; народження дитини в тазовому передлежанні; великий або, навпаки, недоношений плід; спадкові чинники.

Розрізняють три основні наявні форми дисплазій: дисплазію кульшової западини; ацетабулярну дисплазію; дисплазію проксимального відділу стегнової кістки, сутність якої полягає в зміні кута між кульшовою западиною й головкою стегнової кістки; ротаційну дисплазію, в основі якої лежить зміна положення головки стегнової кістки щодо кульшової западини за рахунок порушення геометрії в горизонтальній площині (нога дитини під час ходьби повернена всередину, так званий клишоногий малюк. [1]–[2]

Через вище сказане дослідникам пропонують проводити ранню перинатальну та постнатальну діагностику в жіночих консультаціях і пологових будинках, що допоможе якнайшвидше розв'язати цю проблему.

1.1 Огляд методів дослідження стану кульшового суглоба дитини

Дослідженням ДКС займаються у всіх країнах світу, захищено велика кількість дисертаційних робіт, має місце велика кількість пуплікаці. Однією із таких публікацій є дослідження науковця О. Д. Дубогая, який дослідив, що анатомо-функціональні й трофічні порушення в КС без правильного лікування прогресують під час росту дитини й призводять до складних структурних змін у суглобі, зумовлюючи порушення функції опори й руху, при цьому змінюється положення тазу, виникає викривлення хребта та багато інших наслідків у підлітків та дорослих. Початок лікування цієї патології до трьох місяців життя у 97% дітей дає відмінні результати [2]. Розвиток ускладнень ДКС трапляється у 20%випадків, досягаючи 71% у складних випадках, навіть за умов сучасної діагностики та лікування патології. Новітні інструментальні методи діагностики ДКС не можуть надати об'єктивного уявлення про ступінь пошкодження та стан метаболічних процесів хрящових і кісткових структур КС у дітей раннього віку[3]-[10].

Статистика захворювання ДКС поширена практично в усіх країнах світу(2 –3%), однак мають місце суттєві етнічні особливості її розповсюдження. Наприклад, частота вродженого недорозвинення КС у новоронароджених дітей у скандинавських країнах сягає 4%, у Німеччині –2% , у США вона вища серед білого населення, ніж в афроамериканців, і складає 1–2% , серед американських індіанців вивих стегна трапляється у 25–50 випадках на 1000дітей, тоді як уроджений вивих стегна майже не трапляється в південно американських індіанців, а також у південних китайців[8].

У народів, що живуть у тропіках, новонароджених не сповивають, не обмежують свободи їхнього руху, носять немовлят на спині (при цьому ноги дитини в стані згинання та відведення), тому рівень захворюваності на ДКС значно нижчий, ніж у країнах, де практикують туге сповивання новонароджених. У Японії в межах національного проекту ще в 1975 році була змінена національна традиція тугого сповивання випрямлених ніжок немовлят. Результатом стало зниження рівня вродженого вивих у стегна з 1,1–3,5 до 0,2%. Вірогідно, є зв’язок захворюваності із соціально-економічним станом суспільства. Так, в Україні (2002) вроджена дисплазія, підвивих і вивих стегна трапляються від 50 до 200 випадків на 1000 новонароджених, тобто рівень її суттєво вищий, ніж на цій же території в радянський період. Частіше цю патологію спостерігають у дівчаток (80% виявлених випадків), при цьому випадки, пов’язані із спадковістю захворювання,складають приблизно третину. Так, дисплазія КС у10 разів частіше трапляється в тих дітей, чиї батьки мали ознаки вродженого вивих у стегна. Уроджений вивих стегна виявляють у10 разів частіше в народжених підчас тазового передлежання. Частіше вражається лівий тазостегновий суглоб (60%), рідше правий (20%) або обидва (20%) [9] –[12]. Дисплазія кульшового суглоба – це захворювання, що характеризується недорозвиненням у процесі ембріогенезу всіх елементів, що беруть участь в утворенні суглоба: зв’язок, хрящів, кісткових поверхонь, м’язів, нервових та судинних структур. Діагностика цього захворювання є досить складною, тому у випадках пізнього виявлення та пізнього лікування ДКС у дітей розвиваються тяжкі незворотні морфологічні та функціональні зміни в ураженій кінцівці, які в подальшому призводять до вкорочення її, деформації як самого суглоба, так і хребта, порушення функцій тазових органів. Через це багато дослідників пропонують проводити ранню пренатальну та постнатальну діагностику в жіночих консультаціях і пологових будинках, що допоможе якнайшвидше розв’язати цю проблему.

Ацетабулярна дисплазія (рис. 1.1) – це вади кульшової западини, які можна поділити на: передвивих (а) – стан суглоба, за якого кришка кульшової западини скошена, а проксимальний відділ стегнової кістки відведений від западини незначно. Таке порушення розвитку суглоба без зміщення стегна легко визначають клінічно й рентгенологічно, найчастіше спостерігають у новонароджених; підвивих (б) – стегнова кістка відходить від западини більше, ніж під час передвивиху; – вивих (в) – стан суглоба, коли стегнова кістка виходить за межі кульшової западини.

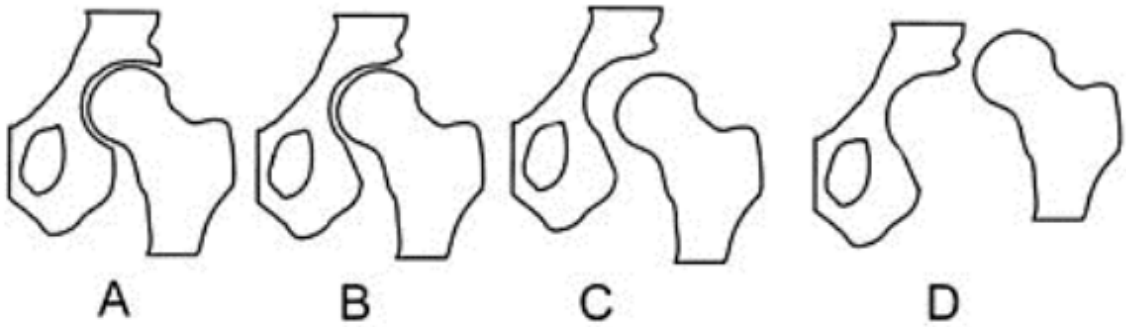


Рисунок 1.1 – Зовнішній вигляд ацетабулярної дисплазії

Більшість ортопедів під дисплазією кульшового суглоба розглядають його вроджену неповноцінність, зумовлену недорозвиненням усіх структур і тканин, що формують кульшовий суглоб, що може призвести до підвивиху або вивиху голівки стегна. Крім безпосередньо дисплазії (порушення розвитку кульшового суглоба), у дітей можуть діагностувати уповільнення розвитку суглоба, незрілість структур, що його формують. Уповільнення розвитку суглоба – прикордонний стан, але такі діти також перебувають у зоні ризику розвитку вивиху. Під час вивиху стегна головка повністю втрачає контакт із кульшовою западиною, під час підвивиху–тільки частково, а перед вивих характеризується порушенням розвитку кульшового суглоба без зміщення елементів, що його утворюють. ДКС у новонароджених може бути одностороння або двостороння. Її класифікація ґрунтується на клініко-рентгенологічних показниках [8, 18–20]. Багатьох дослідників цікавить питання: як визначити дисплазію кульшових суглобів ще під час внутрішньоутробного розвитку плоду та в новонароджених зі стовідсотковою достовірністю.

1.1.1 Рентгенологічний метод дослідження стану кульшового суглоба

На сьогодні існує два традиційні методи дослідження КС – це клінічний і традиційним рентгенологічний. Рентгенограма в прямій проекції, зважаючи на її простоту та доступність був основним інструментом діагностики даного захворювання.

На рис. 1.2 показаний приклади дослідження дисплазії кульшового суглоба на рентгенівському зображеннях (схема Хільгенрайнера).

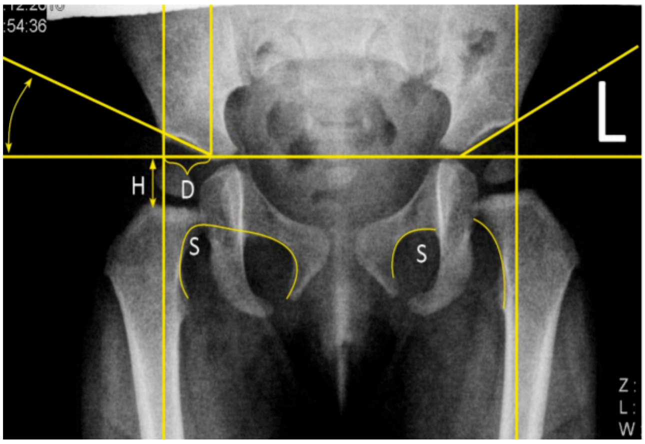


Рисунок 1.2 – Приклади дослідження дисплазії кульшового суглоба на рентгенівському зображенні

За думкою різних авторів, рентгенологічне дослідження КС стає інформативним не раніше 3–5 місяців життя. Під час рентгенологічної діагностики порушень співвідношень стану КС широко використовують схему Хільгенрейнера. Також використовують модифіковану схему Тонніс, яка дозволяє визначити рентгенологічний тип КС за відсутності ядра окостеніння епіфіза голівки стегна.

Основними помилками під час виконання рентгенологічне дослідження є перекошування таза та зовнішня ротація ніг, тому перед виконанням знімка потрібно дотримуватися таких умов: симетричне укладання новонародженого, мінімальний час виконання процедури, використання захисних прокладок.

Під час виконання рентгенограми обов'язкова участь помічників або батьків, які допоможуть фіксувати немовля в потрібній позі. Дисплазія кульшового суглоба має характерні рентгенологічні ознаки :– скошеність даху кульшової западини; – відходження голівки стегнової кістки від центральної вісі; – невідповідність розмірів суглобової западини розмірам голівки; – зміщення стегна назовні від вертикальної лінії.

Хоча рентгенологічна діагностика підвивихів і вивихів стегна порівняно проста, провести грань між нормою і патологією у випадках простої форми ДКС буває вкрай важко. Цим пояснюється велика кількість рентгенологічних симптомів, схем і цифрових показників, запропонованих різними авторами для діагностики ДКС.

Рентгенографія КС нині відходить на другий план, оскільки може застосовуватися тільки після 3-х місяців, тобто не є ранньою діагностикою в сучасному розумінні.

Існують різновиди рентгенологічного дослідження. До них відноситься артрографія та артроскопія.

Артрографія – рентгенологічне дослідження суглоба після введення в його порожнину контрастної речовини і/або повітря. Одночасне введення контрастної речовини й повітря (подвійне контрастування) дозволяє візуалізувати контури м'якотканинних структур і суглобової поверхні. Виконують кілька знімків суглоба залежно від обсягу рухів у ньому. Артрографія дозволяє дослідити рентгенонегативні елементи: стан зв'язкового апарату, капсули суглоба. За допомогою цього методу може бути встановлена навіть дисплазія кульшового суглоба 1 ступеня. На артрограм і можливо визначити положення голівки і її форму, фіброз капсули, зрощення кульшової западини. Процедуру виконують під загальним наркозом [16]. Тонкою голкою проколюють шкірний покрив, підшкірно-жирову клітковину, капсулу,проникають у порожнину кульшового суглоба.

Уводять контрастну іоновмісну речовину або інертний газ. Потім виконують рентгенівські знімки.

Артрографія (рис. 1.3) рекомендована за постійного болю або порушення функції суглоба неясної етіології.

До ускладнень метода належать стійка крепітація в суглобі й розвиток алергічної реакції на введення контрастної речовини. Альтернативою артрографії є МРТ суглоба [17] .

Рисунок 1.3 – Артрографія

Артроскопія. У порожнину суглоба вводять провідник із камерою, на екран телевізора виводять зображення всіх елементів: кісткових поверхонь, зв’язок, хрящів. Артроскопія (рис. 1.4) – мініінвазивна хірургічна маніпуляція, яку проводять із діагностичною та лікувальною метою під час захворювання суглобів.

Виконують цю маніпуляцію за допомогою артроскопу. За допомогою артроскопії проводять мініінвазивні оперативні втручання у суглоби. Використовують цей метод під час таких патологій: пошкодження меніска; – шов меніска; пошкодження зв'язок колінного суглоба; запальні захворювання синовіальної оболонки; звичний вивих і дисплазія надколінка; ревматоїдний артрит; пошкодження й захворювання суглобового хряща; асептичний некроз відростків стегнової кістки; пошкодження й захворювання жирового тіла; хронічна гіперплазія жирового тіла (хвороба Хоффа); деформувальний артроз колінного суглоба; незрозуміла клініка під час пошкодження або захворювання суглоба, яка не може достатньою мірою бути уточнена за допомогою клінічних і рентгенологічних методів дослідження; не зрозумілі скарги після раніше виконаних оперативних утручань.

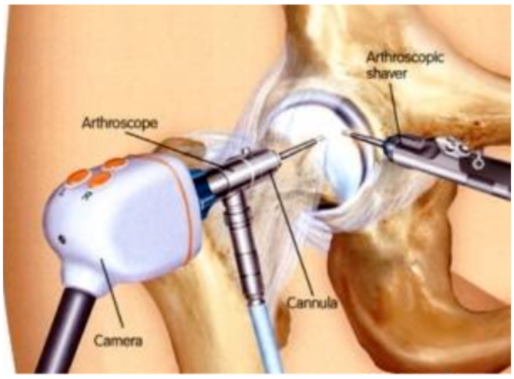


Рисунок 1.4 – Артроскопія

Недоліками ренгенологічного дослідження є променеве навантаження, пов’язане з ним, не дозволяє використовувати цей метод дослідження в дітей віком до трьох місяців. Крім того, на рентгенограмі не відображаються неосифіковані структури – частини головки стегнової кістки, даху вертлюгової западини, які складають у дітей першого року життя більшу частину цих анатомічних утворень. Наслідком цього є неможливість виявлення порушень енхондрального формування, що є інколи основним проявом ДКС. Використання ж метода штучного контрастування суглоба є досить складним і небезпечним для дитини.

1.1.2 Ультразвуковий метод дослідження стану кульшового суглоба

Ультразвукове обстеження кульшових суглобів це високоінформативний, стандартизований метод діагностики, який застосовується в країнах з розвинутою системою охорони здоров’я вже понад 25 років, і зарекомендував себе як перевірений метод, який нічим не поступається класичному рентгенівському обстеженню. В цих країнах ультразвук кульшових суглобів вже давно повністю замінив рентген.

У 1977 році Р. Граф успішно використав для цієї мети ультразвук, за допомогою якого можна отримувати відображення як кісткових, так і хрящових структур суглоба [4].

На відміну від інших методів візуального діагностування, зокрема рентгенографічного обстеження, комп'ютерної томографії та магнітно-резонансної томографії, УЗД по своєму опромінюючому впливу менш шкідливе для організму людини, тому може використовуватись багаторазово, наприклад для спостереження за динамікою розвитку захворювань та оцінювання результатів лікування. Завдяки цій перевазі, а також доступній вартості апаратури, УЗД набуло широкого поширення в медичних закладах у всьому світі [11].

На рис. 1.5 показано приклад дослідження дисплазії кульшового суглоба та УЗД-зображенні.

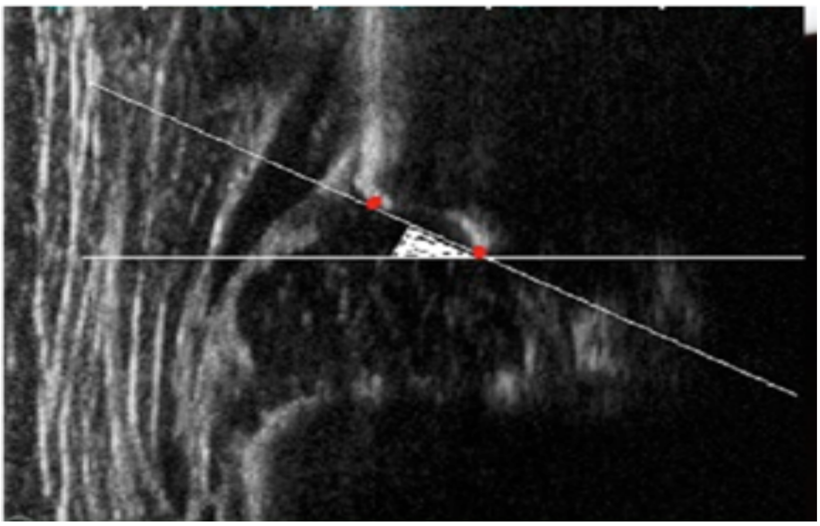


Рисунок 1.5 – Приклади дослідження дисплазії кульшового суглоба на УЗД-зображенні

Однак автором [8] було представлено дослідження тазостегнового суглоба, спрямоване на виявлення порушень анатомічних співвідношень, без вказівки на методику та критерії оцінки ступеню відповідності нормі будови хрящових компонентів суглоба. Крім того, Р. Граф використовує для діагностики вродженого вивиху стегна сонографічну картину, отриману лише в одній проекції. Між тим, за сучасними уявленнями, анатомічний симптомокомплекс ДКС вродженого вивиху стегна не вичерпується порушенням просторових співвідношень у суглобі, він містить ще один компонент – порушення енхондрального формування. Нехтування останнім є причиною виникнення так званих «пізніх» вивихів. Ультразвукова діагностика заснована на принципі ехолокації, тобто опроміненні зондувального імпульсу ультразвуку та прийомі сигналів, відбитих від поверхні розділу тканинних середовищ, що мають різні акустичні властивості. Сигнали, що відбиваються від акустично неоднорідних структур, перетворюються на екрані телевізійного дисплея, формуючи просторове двомірне зображення. В ортопедії використовують ультразвукове випромінювання, яке дорівнює пороговій інтенсивності, тобто такій, яка не призводить до проникності клітинних мембран. При цьому в клітинах не запускаються регуляторно-репаративні процеси, спрямовані на ліквідацію наслідків, зумовлених цими змінами. За даними багатьох дослідників, цей поріг збігається з порогом кавітації, тобто з такими параметрами ультразвуку, які не перевищують температури біологічного середовища до катастрофічних для біологічних об΄’єктів значень[15 – 19].

Ультразвукове сканування посіло головне місце серед інших методів візуалізації як ДКС,так і інших ортопедичних хвороб. У деяких випадках воно навіть може бути альтернативою магнітно-резонансній томографії. Перевагами цього методу є простота проведення процедури, доступність, висока інформативність методу, що дозволяє ретельно дослідити не лише кісткові структури, а й м’яко тканинні елементи кульшового суглоба, можливість багаторазового використання з метою контролю лікування, відсутність променевого навантаження порівняно з рентгенографією, також УЗД є неінвазивним методом, безпечним для дитини. За допомогою ультрасонографічного дослідження можливо виявити вроджений вивих стегна на ранніх стадіях. УЗД виконують за такими показаннями: наявність клінічних проявів ДКС; важкий перебіг вагітності й пологів; зниження м'язового тонусу нижніх кінцівок.

Окрім указаних наявних переваг, ультразвукове дослідження дозволяє виконувати функціональні проби в режимі реального часу, що дає можливість оцінити наявність і ступінь зміщення головки стегна відносно вертлюгової западини, розташування і стан лімбуса та капсули суглоба, а також проводити динамічне спостереження в ході лікування. Найоптимальніший термін для проведення скринінгового дослідження –1 –1,5 місяцях. У цьому віці всі елементи суглоба розвиваються дуже швидко, і патологічні зміни, що виявляють у суглобі в цей період, найкраще піддаються ортопедичній корекції[12 –17].

Сонографія за методом Р. Графа є точним методом діагностики лише за умови суворого дотримання автором техніки дослідження та оцінки результатів. Розповсюдженими помилками на етапі діагностики були некоректне укладання та положення датчика, як наслідок – не правильна візуалізація анатомічних орієнтирів, що призводить до неможливості правильного виміру кутових показників КС (помилки вимірювання кутів α і β).

Таким чином численні дослідники у нас в країні та за кордоном вважають УЗД КС «золотим стандартом» ранньої діагностики. При цьому дослідження вимагає неухильного дотримання усіх деталей методики. На жаль, ця вимога не завжди дотримується. Звідси і можливі помилки.

1.2 Аналіз методів ультразвукової діагностики ДКС та визначення найбільш прийнятних із них для комп'ютерного прогнозування захворювання

Традиційно як було сказано вище (підрозділі 1.1) лікарі ставили діагнози на підставі результатів рентгенографічного обстеження двовимірних (2D) зображень, які можуть давати багато неточної інформації через неповну картину і спотворене уявлення анатомічних даних [23-25]. Рентгенограми, звичайно, корисні при оцінці підвивиху або вивиху стегон. Проте точні свідчення і обмеження рентгенографічного дослідження КС новонародженої дитини до кінця не з'ясовані. Невизначеності виникають при інтерпретації рентгенограм незрілого таза, незалежно від передбачуваного положення стегна. Положення стегон може бути важливою причиною симульованої аномалії. Невірне тлумачення виникає тому, що єдині структури, які зображені на рентгенограмах, це окостенілі ділянки таза. Тому є необхідність екстраполювати зображення хрящових структур.

В даний час клінічні та рентгенологічні дослідження доповнюють один одного. У контексті цієї задачі ультразвук має очевидний потенціал для дослідження КС. Він не вимагає опромінення і чітко відображає хрящові структури, які так погано окреслені при рентгенографії. Ультразвук в реальному часі набагато простіше в керуванні, а ультразвуковий сканер є портативний й ультразвукове зображення змінюється досить швидко, що дає змогу побачити динаміку руху КС. Окрім цього деякі ультразвукові методи визначення стану кульшового суглоба можуть бути використані для повної або часткової автоматизації шляхом комп'ютерної обробки зображень.

Для комп'ютерного аналізу найбільш прийнятні є ультразвукові методи, які використовують вимірювання геометрії елементів кульшового суглобу, тобто це методи Графа з модифікацією методом Розендаль, методи Харке - Моріна, Терьесена, Дальстрьома.

1.2.1 Метод діагностики та класифікації (ДКС) за Графом

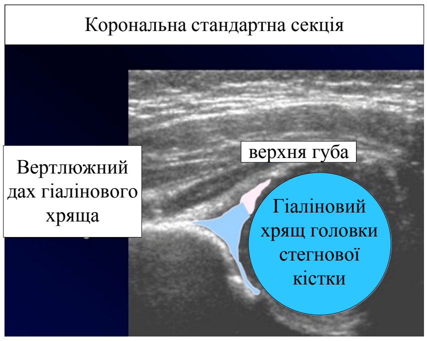
Граф (1980) [26] першим використовував блок ультразвукового сканування з фіксованим плечем для отримання сонографічних зображень дитячих суглобів. Його техніка була досить складною через обладнання, яке він використовував і потрібні були значні знання і час, щоб отримати задовільні результати обстеження. Метод Графа є найбільш часто згадуваним методом ультразвукового дослідження стегна у дитини і широко використовується в різних країнах, в основному в Європі [27]. Це стандартизована методика оцінки морфології вертлюжної западини. Дитина фіксується в бічному положенні лежачи, стегна злегка зігнуті, нейтральна абдукція. Бічний огляд вертлюжної западини отримують в стандартній площині через середину вертлюжної западини з використанням лінійного сенсора УЗД.

Система діагностики й класифікації ДКС заснована на суб'єктивній оцінці кісткового трикутника вертлюжної западини і даху хряща, а також на вимірах кута даху вертлюжного хряща (β кута) і кута нахилу вертлюжної западини (α кута) Рис. 1.5 а-е). На цих підставах стегна поділяються на чотири основні типи та дев'ять підтипів, які диктують подальші кроки діагностики за цим методом [28].

Недоліком даного методу є неповна картина діагностики, яка не використовує діагностику немовляти з стрес-тестом зі зміненим маневром Барлоу.Ще важливим недоліком даного й розглянутих в подальшому методів є суб'єктивна оцінка правильного положення суглоба дитини, що призводить до невірного результата.

а)

б)



в)

г)

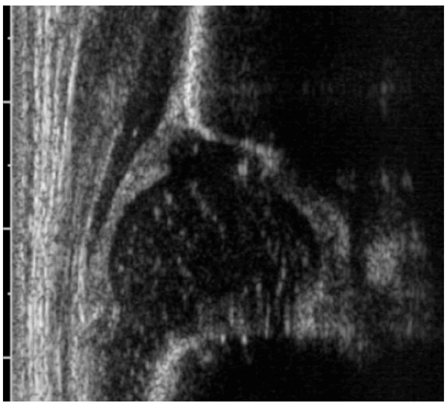
д)

е)

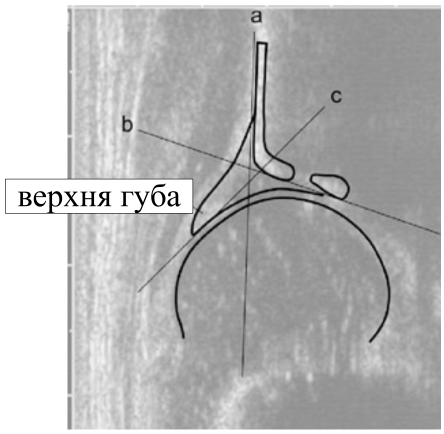
Рисунок 1.5 а-е) – Система діагностики і класифікації ДКС, заснована на суб'єктивній оцінці кісткового трикутника вертлюжної западини і даху хряща, а також на вимірах кута даху вертлюжного хряща (β кута) та кута нахилу вертлюжної западини (α кута)

1.2.2 Метод діагностики та класифікації ДКС за Розендалем (Rosendahl).

У 1992 році Розендаль та його колеги [28] доповнили метод Графа тестом на стабільність, використовуючи бічний підхід з лінійним зондом в стандартному бічному положенні пролежня. Стрес-тест зі зміненим маневром Барлоу виконувався однією рукою, а зондом маніпулювали іншою. Таким чином було виявлено високу кореляцію між дисплазією КС і нестійкістю стегна. У відкритій популяції (вибірці) дітей 2,3% стегон мали легку дисплазію, з яких 62% були вивихнуті, 1,2% мали важку дисплазію стегна, з загальної вибірки, яка була отримана при діагностиці за методом Графа [30]. Класифікація, запропонована Графом, заснована на корональній проекції стегна в стандартній площині відповідно до пояснень, описаних нижче на рис. 1.8. Лінія **a**, базова лінія, проводиться паралельно межі бічної клубової поверхні. Лінія **b**, лінія кісткового даху, проводиться по дотичній до кісткової вертлюжної западини. Лінія **c**, лінія нахилу, проходить від кісткового краю через центр верхньої губи. Кут між лініями **a** і **b** вимірює нахил вертлюжної западини, кут **α**. Кут між лініями **a** й **c** вимірює кут нахилу верхньої губи, кут **β**. Нормальні значення кута **α –** вище 60 °. Нормальні значення кута **β** показують велику варіацію, з типовим значенням 65 ° або менше, для типу I як показано на рис.1.7 а-б).



а)



б)

Рисунок 1.7 а-б) – Графічна класифікація ДКС , що запропонована Графом

На рис 1.8 показано морфологія стегна за методом Графа з модифікацією методом Розендаля.

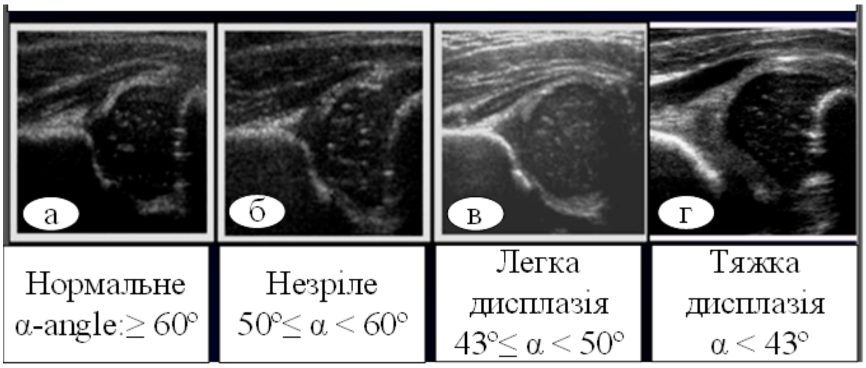


Рисунок 1.8 а-г) – Морфологія стегна за методом Графа з модифікацією методом Розендаля

Як ***недолік*** можна відзначити те, що правильний діагноз може постави тільки досвідчений лікар, оскільки визначення реперних точок для оцінювання необхідних кутів для встановлення діагнозу виконується вручну й не завжди з високою точністю.

1.2.3 Метод діагностики та класифікації ДКС за Харке й Морін

Харке і його колеги представили комбінований метод статичного і динамічного ультразвуку, заснований на бічному підході з дитиною в положенні лежачи [31]. Цей метод динамічного обстеження включав в себе поперечний і корональний огляд з КС в нейтральному положенні і в згинанні ніжок дитини, без і з навантажувальним тестом Барлоу, (динамічний метод чотирьох кроків). Метод фокусувався на положенні головки стегнової кістки в спокої і під час стрес-тестування, а також враховував конфігурацію кісткової і хрящової частин вертлюжної западини. При огляді лівого стегна лікар використовував праву руку для маніпулювання стегном і навпаки. Метод в основному включав суб'єктивну оцінку кульшового суглобу і не включав вимірювання. Однак варіант початкового методу Харке з вимірами був описаний Моріном (Morin et al [32]). Для вимірювання був обраний вид згинання корони, що складає максимальний діаметр головки стегнової кістки. Використовувалася базова лінія, проведена на межі бічної клубової поверхні (підвздошна лінія), яка відповідала базової лінії Графа. Таким чином проводились дві лінії, паралельні базовій лінії, тангенціальна до медіальної і бічної межі головки стегнової кістки. Відсоткове відношення розмірів головки стегнової кістки було виміряно на основі цих трьох ліній відношення d / D (рис. 1.9).

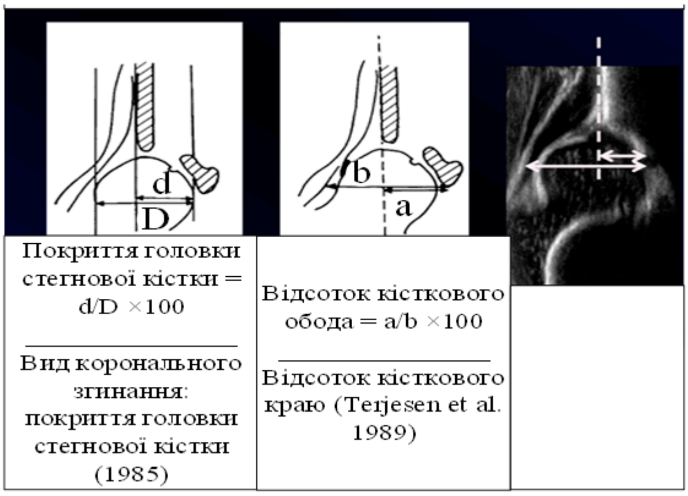


Рисунок 1.9 – Діагностика ДКС методом Моріна і модифікованого Моріна

Було ставлено, що відношення d / D корелювало краще, ніж кут альфа (за методом Графа) з вертлюжним індексом (виміряним за допомогою звичайної рентгенографії).

Як ***недолік*** даного методу, зауважимо відсутність комп'ютерних методів аналізу й обробки отриманих зображень, що приводить до похибок вимірювань. А з точки зору авторів, цей метод, з розглянутих, найбільш підходить для комп'ютерної обробки, вимірювання та оцінки діагностики ДКС немовляти.

1.2.4 Діагностика та класифікація ДКС за методом Терьєсена

Терьєсен і його колеги [33] представили метод вимірювання охопленням головки стегна, який був модифікацією методу, запропонованого Моріном. При цьому був використаний бічній вінцевий вид зі злегка зігнутими стегнами. За базову лінію використано лінію, що проходить через бічний кістковий ободок вертлюжної западини, паралельній довгій осі розташованого збоку сенсора. Покриття головки стегнової кістки вимірювали шляхом кореляції медіальної і латеральної межі головки стегнової кістки з цією базовою лінією (рис. 1.10).

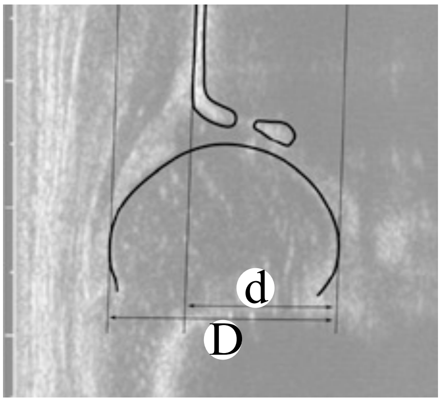


Рисунок 1.10 – Вимірювання охоплення головки стегнової кістки, як описано Morin et al

Базова лінія була проведена паралельно бічній клубовій лінії, а дві паралельні до неї лінії були проведені тангенціально до медіального і бічного кордонів головки стегнової кістки. Відношення **d / D** вказує відсоткове співвідношення головки стегнової кістки.

На рис. 1.11 показано функціонування методу Терьєсена.

Метод Терьєсена відрізнявся тим, що базова лінія була проведена паралельно довгій осі розташованого збоку перетворювача. Відношення **a / b** вказує на охоплення головки стегнової кістки

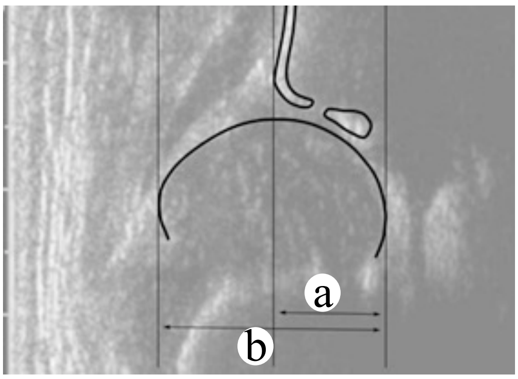


Рисунок 1.11– Метод Терьєсена

Метод також є найбільш актуальним із розглянутих для комп'ютерної обробки, вимірювання та оцінки діагностики ДКС немовляти, але для цьог7о неохвдно запропонувати ряд нових методів обробки зображень, оскільки відомі не відповідають сучасним вимогам.

1.2.5 Діагностика та класифікація ДКС за методом Дальстрьома

Метод динамічного ультразвуку з переднім доступом був введений Дальстрьомом і його співробітниками в 1986 році [34]. Метод був сфокусований на діагностиці нестійкості стегна і розроблений для точного копіювання стандартного клінічного обстеження на нестійкість стегон, як описано Palmén і Barlow. Метод в Дальстрьома використовується в Швеції, але в Європі загалом широко не застосовується.

*Як **недолік*** можна відмітити, що цей метод є суто тестом на нестійкість стегон і не включає морфологічну оцінку. При використанні цього методу повідомлялося про дуже низькі показники діагностики.

1.2.6 Динамічні методи дослідження ДКС

Сайес і його колеги [30] додали вимірювання дислокації головки стегнової кістки до методу Харке. З немовлям на спині із зігнутими стегнами був отриманий поперечний бічний огляд стегон (рис.1.12)[22]. Задній тиск на стегно, схожий на маневр Барлоу, було застосовано в спробі змістити головку стегна назад, і було отримано зображення з видом, аналогічним виду перед заднім тиском на стегно. Для цієї процедури потрібно два спеціаліста: сонографіст для роботи з сенсором і стабілізації тазу і рентгенолог для проведення стрес-тесту.

Поперечний вигляд зігнутого стегна з напругою і без неї	Відзначено положення та зміщення головки стегнової кістки

Рисунок 1.12 – Динамічний метод діагностики ДКС Харке (поперечний вигляд зігнутого стегна з напругою і без неї)

Недоліком цього методу є те, що при тестуванні задіяні два діагности, і метод не використовує інструменти комп'ютерної обробки, вимірювання та не дає кількісної оцінки ДКС немовляти.

Тривимірна ультразвукова візуалізація стегна була введена в 1990 році і описана в декількох звітах [36 - 39], але поки що не отримала широкого розповсюдження.

1.2.7 Передній динамічний ультразвуковий метод ДКС - 3SM

Ідея методу використання динамічного ультразвуку з пристроєм для фіксації сенсора виникла після того, як він деякий час дослідники працювали з ультразвуковим методом, описаним Дальстрьомом (Dahlström) і його колегами в 1986 році [31].. Ідея, що лежить в основі цього, полягала в тому, що, додаючи ще один вимір до клінічного огляду стегна, візуальний зміст, довіра експерта повинна зрости і, таким чином, позитивно вплинути на чутливість і специфічність огляду.

При цьому відзначено кілька ***недоліків*** при проведенні динамічного ультразвукового дослідження за принципом Дальстрьома, в якому брали участь два дослідника. Один з них виконував клінічний стрес-тест, а інший – маніпулював ультразвуковим перетворювачем. Часто було важко і проблематично тримати головку стегна в зображенні, коли лікар виконував маневр Барлоу/Пальма. Під час клінічного обстеження немовля (разом з кульшовим суглобом) рухається в різних напрямках і обертається, і все це посилюється опірними діями немовля. Це заважає асистенту, який маніпулює датчиком, передбачити, яку лікар докладе силу до стегна, і дізнатися, як він сам повинен нахилити та розташувати сенсор для досягнення найкращих результатів. Це призвело до проектування діагностичного столу з пристроєм фіксації сенсора. Таким чином, ***вся діагностика виконується одним медиком***, у якого обидві руки вільні для виконання класичного маневру Барлоу/Пальма з доданою ультразвуковою візуалізацією кульшового суглобу. Важливим є той факт, що тільки один діагност контролює як клінічне обстеження, так і ультразвукове, оскільки він або вона може переміщати та регулювати кульшовий суглоб і головку стегна в ультразвуковому полі зору, утримуючи головку стегна в області зображення УЗД ДКС під час маневру. Медик-діагност також може регулювати напрямок або нахил датчика таким чином, щоб відображалося максимальне зміщення. Медик-діагност тепер може візуально підтвердити або перевірити ще раз, що він відчуває своїми руками.

На ранніх етапах проекту робочою назвою методу було «Три сенсорних методи» (3SM) [41], так як ідея полягала в тому, щоб включити третю, візуально-тактильну діагностику нестійкості кульшового суглобу.

Недоліком методу є неможливість визначити момент встановлення ультразвукового сенсора перпендикулярно до кульшовий суглоб для отримання максимально допустимої інформації.

1.3 Високотехнологічні комп’ютерні методи згорткових нейронних мереж для дослідження стану кульшового суглоба дитини

Як було сказано вище одним із основних недоліків даних методів є відсутність правильного положення кульшового суглоба, проекція якого повинна бути перпендикулярна ультразвуковому сенсору. Даний недолік має місце у всіх відомих методах. Позбутися такого недоліку можна шляхом використання нейронних технологій. Розглянемо деякі сучасні нейронні мережі.

З моменту виникнення нейронних мереж відбулося багато змін в їх архітектурі і методах навчання. В даний час домінуючими є два типи архітектур: згорткові мережі, які успішно застосовуються для задач комп'ютерного зору, і рекурентні мережі, активно використовуються для задач обробки серії подій у часі або послідовності просторових ланцюжків, як приклад обробки природної мови. Ранні згорткові мережі навчалися шляхом комбінації навчання з учителем і без вчителя з використанням автокодувальників і глибоких мереж довіри. Сучасні методи, такі як залишкове навчання, дозволяють використовувати тільки навчання з учителем і відмовитися від попереднього навчання, що прискорює і спрощує процес навчання. Також важливим напрямком у розвитку згорткових нейронних мереж є передача навчання (transfer learning) [33]. Цей підхід передбачає використання нейронних мереж, навчених на одних даних, для вирішення інших типів завдань. При цьому застосовується тонка настройка мережі і донавчання на даних для завдання, яке стоїть наочно. В результаті скорочується час навчання і розширюється сфера застосування попередньо навчених нейронних мереж. Перспективним також є спільне використання згорткових і рекурентних нейронних мереж [35].

Широке поширення практичного застосування нейронних мереж є можливим завдяки наявності великої кількості готових рішень для навчання глибоких нейронних мереж, в тому числі з можливістю використання сучасних багатоядерних процесорів, прискорювачів обчислень GPU і Intel Xeon Phi, а також обчислювальних кластерів з розподіленою пам'яттю.

Згорткові нейронні мережі (ConvNets) широко використовуються як інструменти для глибокого навчання. Вони спеціально підходять для зображень у якості входів, хоча вони також використовуються для інших програм, таких як текст, сигнали та інші безперервні відповіді. Вони відрізняються від інших типів нейронних мереж кількома способами:

Згорткові нейронні мережі надихаються з біологічної структури зорової кори, яка містить розташування простих і складних клітин [34]. Виявлено, що ці клітини активуються на основі субрегіонів поля зору. Ці субрегіони називаються рецептивними полями. Висновки цих досліджень говорять про те що, нейрони в згортковому шарі з'єднуються з субрегіонами шарів до цього шару. Нейрони не реагують на ділянки поза цими субрегіонами на зображенні.

Ці субрегіони можуть перетинатися, отже, нейрони ConvNet дають просторово-корельовані результати, тоді як в інших типах нейронних мереж нейрони не поділяють ніяких зв'язків і не дають незалежних результатів.

Крім того, в нейромережі з повністю пов'язаними нейронами кількість параметрів (ваг) може швидко збільшуватися в міру збільшення розміру вводу. Згорткова нейронна мережа зменшує кількість параметрів при зменшенні кількості з'єднань, загальних ваг та зменшення розміру.

ЗНМ складається з декількох шарів, таких як згорткові шари (Convolution), шари активації (ReLU), шари максимум об'єднання або шари середнього об'єднання (Pooling), та повнозв'язані шари (FC). Загальну структуру ЗНМ наведено на рисю 1.14.

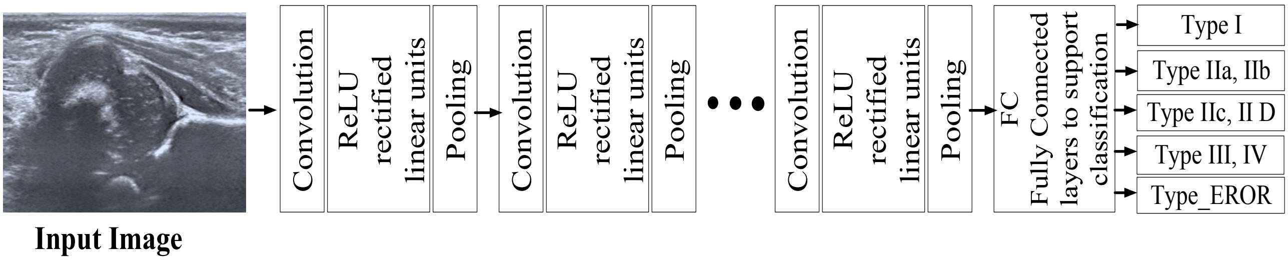


Рисунок 1.14 – Загальна структура ЗНМ

Завданням нейронної мережі є віднесення вхідного зображення до певного класу. ЗНМ забезпечують часткову стійкість до змін масштабу, зсувів, поворотів, зміні ракурсу і інших спотворень. ЗНМ об'єднують три архітектурні ідеї, для забезпечення інваріантності до зміни масштабу, повороту, зсуву і просторових спотворень на зображенні:

- локальні рецепторні поля (забезпечують локальну двовимірну зв'язність нейронів);

- загальні вагові коефіцієнти синапсів (забезпечують детектування деяких характеристик в будь-якому місці зображення і зменшують загальне число вагових коефіцієнтів);

- ієрархічна організація з просторовими підвибірками.

Вхідний шар враховує двомірну топологію зображення і складається з декількох карт (матриць). Карта може бути одна, в тому випадку, якщо зображення представлено в градаціях сірого, в іншому випадку – 3 карти, де кожна карта відповідає зображенню з конкретним каналом (червоним, синім і зеленим). Вхідні дані кожного значення пікселя нормалізуються в діапазон від 0 до 1 за формулою:

$$f(P,P_{min},P_{max})=(P- P_{min})/ (P_{max}- P_{min}), \qquad (1.1)$$

де f - функція нормалізації;

P - значення пікселя (від 0 до 255);

P_{min} - мінімальне значення пікселя;

P_{max} - максимальне значення пікселя.

Перші два типи шарів: згортковий (convolutional) та субдискретизуючий (subsampling), чергуючись між собою, формують вхідний вектор ознак для багатошарового перцептрона. Згортковий шар є набором карт, у кожної карти є синаптичне ядро (фільтр). Кількість карт визначається вимогами до задачі. Якщо застосувати велику кількість карт, то підвищується якість розпізнавання, але збільшується обчислювальна складність. Експерти з області застосування ЗНМ рекомендують в більшості випадків брати співвідношення один до двох, тобто кожна карта попереднього шару пов'язана з двома картами згорткового шару.

Ядро є фільтром або вікном, яке ковзає по всій області попередньої карти і детектує певні ознаки об'єктів. Якщо розмір ядра малий, то мережа не зможе виділити будь-які ознаки, якщо занадто великий, то збільшується кількість зв'язків між нейронами. Розмір ядра вибирається таким чином, щоб розмір карт згорткового шару був парним, що дозволяє не втрачати інформацію при зменшенні розмірності в субдискретизуючому шарі. Ядро є системою поділюваних ваг або синапсів, що є однією із головних особливостей згорткової нейромережі. У звичайній багатошаровій мережі дуже багато зв'язків між нейронами, що уповільнює процес детектування. У ЗНМ - навпаки, загальні ваги дозволяють скоротити число зв'язків і дозволяють знаходити одну і ту ж ознаку по всій області зображення. Операція згортки може бути представлена формулою (1.2) :

$$(\mathrm{E} * g) = \sum_{k,l} [m-k, n-l] * g[k, l], \qquad (1.2)$$

де E - вихідна матриця зображення,

g -ядро (матриця) згортки, *m, n* –розміри зображення, *k,l* – розміри ядра згортки.

Неформально цю операцію можна описати таким чином: вікном розміру ядра g проходимо з заданим кроком зображення, на кожному кроці поелементно множимо вміст вікна на ядро g, результат підсумовується і записується в матрицю результату [43] Рис. 4.2 б. У згортковому шарі кожен вихідний нейрон з'єднаний тільки з певною (невеликою) областю вхідної матриці. У спрощеному вигляді цей шар описується так:

$$x^l = (x^{l-1} * g^l + b^l), \tag{1.3}$$

де x^l- вихід шару l,

() - функція активації,

- коефіцієнт зсуву,

При цьому розмір вихідних матриць зменшується та описується виразом:

$$x_j^l = f\left(\sum_i x_i^{l-1} \times g_j^l + b_j^l\right) \tag{1.4}$$

де $x_j{}^l$ - карта ознак j (вихід шару l),

f - функція активації,

b - коефіцієнт зсуву для карти ознак j,

g_j - ядро згортки номер j ,

$x_i{}^{l-1}$ - карти ознак попереднього шару.

Шар активації. Скалярний результат кожної згортки потрапляє на функцію активації, яка представляє собою якусь нелінійну функцію. Шар активації зазвичай логічно пов'язують з шаром згортки (вважають, що функція активації вбудована в шар згортки). Функція нелінійності може бути будь-який з вибору дослідника, традиційно для цього використовували функції типу гіперболічного тангенса (f (x) = tanh (x), f (x) = |tanh (x)|, або сигмоид $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$. Однак в 2000х роках була запропонована [55] і досліджена нова функція активації - ReLU (скорочення від англ. Rectified linear unit), яка дозволила суттєво прискорити процес навчання і одночасно спростити обчислення (за рахунок простоти самої функції), що означає блок лінійної ректифікації, що обчислює функцію f (x) = max (0, x). Тобто по суті це операція відсікання від’ємної частини скалярної величини. Станом на 2017 рік ця функція і її модифікації (Noisy ReLU, Leaky ReLU і інші) є найбільш часто використовуваними функціями активації в глибоких нейромережах, зокрема, в згорточних. Функція активації «випрямляч» ReLU (rectified linear unit) реалізує простий пороговий перехід в нулі та обчислюється за формулою:

$$(x) = max(0,x) \tag{1.5}$$

Її переваги:

- у порівнянні з сигмоїдною ReLU реалізований за допомогою простого порогового перетворення матриці активацій в нулі;

- ReLU ненасичується.

Як недолік - не достатньо надійна в процесі навчання. Великий градієнт, що проходить через ReLU, може привести до такого оновлення ваг, що даний нейрон ніколи більше не активується.

Пулінг або шар Субдискретизації. Шар Пулінг (інакше підвибірки, субдискретизації) являє собою нелінійне ущільнення карти ознак, при цьому група пікселів (зазвичай розміру 2 × 2) ущільнюється до одного пікселя, проходячи нелінійне перетворення. Найбільш споживані при цьому функція максимуму. Перетворення зачіпають непересічні прямокутники або квадрати, кожен з яких скорочується в один піксель, при цьому вибирається піксель, що має максимальне значення. Операція ПУЛІНГ дозволяє істотно зменшити просторовий обсяг зображення. Пулінг інтерпретується так: якщо на попередній операції згортки вже були виявлені деякі ознаки, то для подальшої обробки настільки докладне зображення вже не потрібно, і воно ущільнюється до менш детального. До того ж фільтрація вже непотрібних деталей допомагає не перенавчатися. Шар ПУЛІНГ, як правило, вставляється після шару згортки перед шаром наступної згортки.

Формально субдискретизуючий шар описується так:

$$x^l = (a^l * subsample(x^{l^{-1}}) + b^l), \tag{1.6}$$

де x^l - вихід шару l,

() - функкція активації,

, b - коефіцієнти,

$subsampl()$ - операція вибірки локальних максимальних значень.

1.4 Вибір програмної платформи для побудови ультразвукового засобу для оцінювання стану КСД

На сьогодні створена велика кількість програмних систем для навчання глибоких нейронних мереж [50-61]. Серед найбільш популярних з них можна відзначити Caffe, Theano, TensorFlow, Torch і CNTK. Їх основні характеристики приведені в табл. Бібліотека Caffe [36] - одна з найперших популярних систем глибокого навчання. Її розробили в центрі комп'ютерного зору і навчання в Берклі (Berkeley Vision and Learning Center), вихідні коди стали відкритими в 2014 році. Caffe включає найбільшу кількість готових до використання попередньо навчених моделей. Система Theano [32] створена в Університеті Монреаля, Канада. Theano розроблена на Python, але забезпечує високу продуктивність за рахунок того, що програма на Python автоматично перетвориться в програму на C ++, яка компілюється і потім виконується. TensorFlow [53] створена компанією Google в 2015 році і включає системи ефективної роботи з тензорами і потокової обробки даних на графі. Бібліотека Torch [54] розроблена на мові Lua і надає зручний високорівневий інтерфейс для створення програм машинного навчання, аналогічний MATLAB. Висока продуктивність забезпечується, так само як і в Theano, за рахунок інтеграції з мовою C. Автори Torch вважали за краще використовувати Lua замість Python через простоту інтеграції C і Lua. Компанія Microsoft розробила систему CNTK (Cognitive Toolkit) [55] і відкрила її вихідні коди в 2016 році.

Всі перераховані системи глибокого навчання нейронних мереж можуть використовувати для прискорення навчання як багатоядерні процесори, так і прискорювачі обчислень GPU (включаючи оптимізовану бібліотеку cuDNN). Причому суттєвою перевагою є те, що немає необхідності переробляти програму, розпаралелювання на CPU і GPU виконується автоматично. Системи Caffe і Theano додатково підтримують прискорювачі Intel Xeon Phi, які також допомагають істотно скоротити час навчання глибоких нейронних мереж [56].

Таблиця 1.1 - Порівняльні характеристики програмних систем глибокого навчання згорткових нейронних мереж

Програмний продукт	Matlab	Caffe	Theano	TensorFlow	Torch	CNTK
Базова мова	Matlab	C++	Python	C++	Lua	C++
API	C ++ Java Python C Fortran	C++ Python	Python	C++ Python	Lua Python	C++, C# Python
Багатоядерні CPU	+	+	+	+	+	+
GPU	+	+	+	+	+	+
Xeon Phi	-	+	+	-	-	-
Розподілене навчання	+	+	-	+	+	+
Розробник	Американська компанія The Mathworks	Центр компьютерного зрения и обучения Беркли	Університет Монреаля	Google	Ронан Коллаберт	Microsoft
Відкриті коди	-	+	+	+	+	+
Навчені мережі	+	+	-	+	+	+

Майже всі системи, окрім Theano, можна використовувати для розподіленого навчання нейронних мереж на обчислювальних кластерах.

На додаток до описаних вище систем можна відзначити також бібліотеку Keras [57], яка надає зручний і простий у використанні програмний інтерфейс для навчання глибоких нейронних мереж. Keras не є самостійною системою, а працює поверх Theano, TensorFlow або CNTK. У 2016 році Keras включили до складу TensorFlow.

Заслуговують на увагу також і нові бібліотеки глибокого навчання, створені недавно, але набирають популярність. Системи PaddlePaddle [58] (створена компанією Baidu) і MXNet [19] спеціально розроблені для навчання глибоких нейронних мереж на розподілених кластерах. Бібліотека Neon [60] розроблялася компанією Nervana. Після покупки Nervana компанією Intel, Neon стала однією з бібліотек, яка найбільш швидко розвивається з підтримкою прискорювачів GPU і Intel Xeon Phi, а також великою кількістю вбудованих попередньо навчених нейронних мереж. MXNet і Neon показують хороші результати на тестах продуктивності [30].

В Таблиця 1.1 наведено орівняльну характеристику програмних систем глибокого навчання згорткових нейронних мереж.

Matlab - Deep Learning Toolbox ™ [63] забезпечує основу для розробки та впровадження глибоких нейронних мереж за допомогою алгоритмів, розглянутих моделей та додатків. Тут є можливість використовувати згорткові нейронні мережі (ConvNets, CNN) та мережі короткотривалої пам'яті (LSTM) для класифікації та регресії даних про зображення. Можна будувати мережеві архітектури, такі як генеративні змагальні мережі (GAN) та сіамські мережі, використовуючи автоматичну диференціацію, спеціальні навчальні петлі та загальні ваги. За допомогою програми Deep Network Designer є можливість проектувати, аналізувати та тренувати мережі графічно. Додаток Experiment Manager допомагає керувати кількома експериментами глибокого навчання, відстежувати параметри навчання, аналізувати результати та порівнювати код різних експериментів. Можна візуалізувати активацію шару та графічно відстежувати хід тренувань. Функціональність програми дозволяє обмінюватися моделями з TensorFlow ™ та PyTorch через формат ONNX та імпортувати моделі з TensorFlow-Keras та Caffe. Панель інструментів підтримує.

На основі проведеного аналізу оптимальним варіантом є програмна платформа Matlab, яка буде використана в подальшому.

1.5 Висновки до розділу 1

Проведено огляд методів дослідження СКС дитини. Встановлено, що на сьогодні в основному використовують рентгенологічний та ультразвуковий метод дослідження. Основним недоліком ренгенологічного дослідження є променеве навантаження, яке не дозволяє використовувати цей метод дослідження в дітей віком до трьох місяців. Тому ультразвуковий метод на сьогодні стає основним методом дослідження СКС.

Проаналізовано типові зображення УЗД стану кульшового суглобу, виявлено їх характерні особливості, визначені можливі шляхи підвищення їх діагностичної цінності.

Проведено аналіз та вибір програмної платформи для побудови ультразвукового засобу для оцінювання СКС дитини. На основі проведеного аналізу оптимальним варіантом є програмна платформа Matlab.

Розглянуто високотехнологічні комп’ютерні методи згорткових нейронних мереж для дослідження стану кульшового суглоба дитини. Згорткові нейронні мережі (ConvNets) широко використовуються як інструменти для глибокого навчання на спеціалізованих базах медичних зображень. Проаналізовано загальну структуру згорткових нейронних мереж.

Основні наукові результати розділу опубліковані у працях [2, 10, 11,12,13, 15]

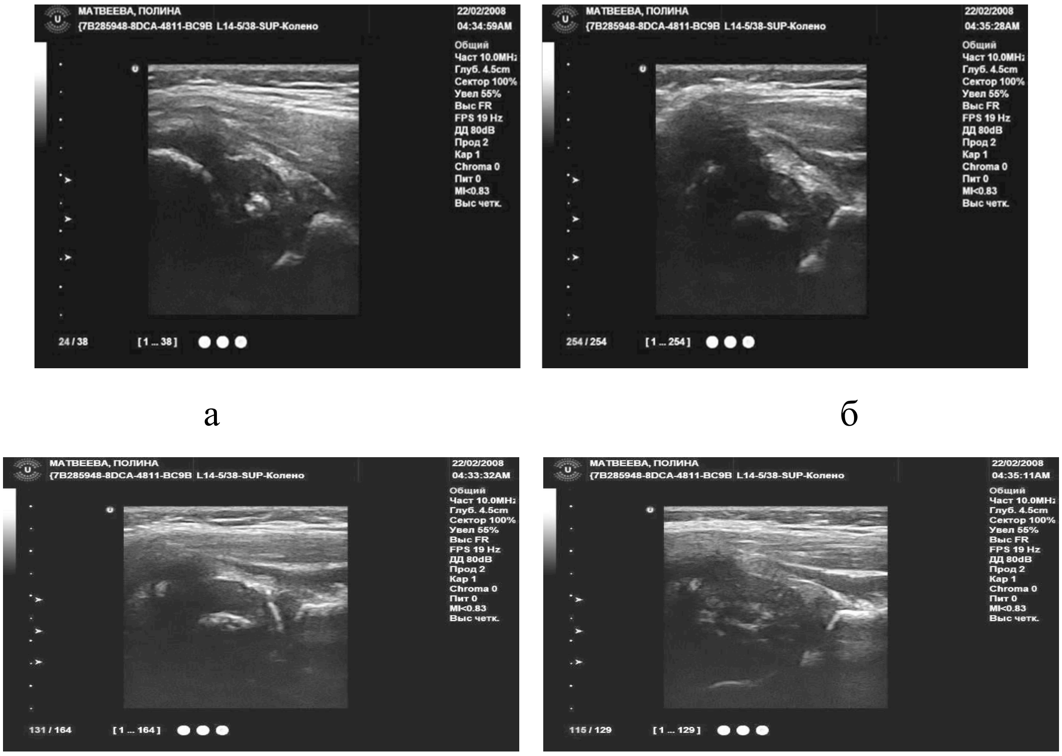
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МЕТОДУ АВТОМАТИЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ ДИСПЛАЗІЇ КУЛЬШОВОГО СУГЛОБА ШЛЯХОМ КОМП'ЮТЕРНОГО ОПРАЦЮВАННЯ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Розробка методу автоматичного діагностування дисплазії кульшового суглоба шляхом комп'ютерного опрацювання ультразвукових зображень безпосередньо пов'язана з методами обробки УЗ-зображень. Вдосконалення методів вторинної обробки УЗ-зображення є альтернативою розвитку апаратної частини УЗД-приладу. Методи фільтрації УЗ-зображення покликані полегшити сприйняття зображення, та виділення необхідних діагностичних параметрів, мінімізуючи неточності, що можуть бути внесені людським фактором у процес інтерпретації його. Використання методів вторинної обробки дозволяє автоматизувати процес визначення діагностичних параметрів УЗ-зображень.

Методи цифрової обробки зображень дають змогу певною мірою компенсувати такі недоліки зображення як наявність спекл-шуму, низький рівень контрасту, розмитість країв об'єктів і здійснити повний цикл локалізації та розпізнавання об'єктів, що становлять діагностичну цінність [38, 48].

2.1 Формулювання вимог до методів цифрової обробки УЗ-зображення кульшового суглоба

Хрящова губа (Лімбус) чітко візуалізується тільки в разі перпендикулярного положення поверхні датчика по відношенню до шкіри. При нахилі датчика зображення Лімбус стає нечітким внаслідок ефекту анізоторопії. При недотриманні критеріїв стандартного зрізу і, відповідно, косому напрямку променя по відношенню до тазостегнового суглоба виникають спотворення зображення суглоба і здійснювати його оцінку некоректно [57]. У разі нахилу датчика: назад (рис. 2.1 а) - контури нижнього краю клубової кістки і кульшової западини стають нечіткими, збільшується товщина надхрящниці; до переду (рис. 2.1 б) - більш виражений кістковий дах вертлюжної западини, зовнішній кістковий виступ стає загостреним; донизу (рис. 2.1 в) - нижній край клубової кістки чітко не візуалізується; догори (рис. 2.1 г) - в ультразвуковий зріз не попадає кістково-хрящова межа, або форма її атипова при цьому візуалізуються лише задні відділи вертлюжної западини.



а б

в г

Рисунок 2.1 – Ультразвукове зображення тазостегнового суглоба при відхиленні датчика від стандартного перпендикулярного до шкіри положення

Після отримання стандартної проекції необхідно провести якісну і кількісну оцінку компонентів суглоба у фронтальній площині дослідження.

Автоматизоване визначення геометричних параметрів КС на УЗ-зображенні передбачає виконання послідовних операцій, до яких відноситься придушення спекл-шуму, розмежування досліджуваного зображення суглоба і фону, встановлення реперних точок, визначення лінійних і кутових розмірів.

Як показано у роботі [55], при діагностуванні об’єктів у інтерактивному режимі точність визначення розмірів невисока, що обумовлено особливостями зору людини. Використання відомих методів фільтрації призводить або до неповного усунення спекл-шуму, або до розмивання країв об’єктів, а використання відомих методів сегментації може призвести до появи випадкових отворів у межах сегментованого об’єкту, розривів у контурних лініях, до наявності складної форми контурних ліній у сегментованих об’єктів, чи до пересегментації, коли кількість сегментованих об’єктів не відповідає кількості реальних об’єктів.

Застосування відомих методів фільтрації, виділення контурів не дає бажаного результату у випадку УЗ-зображень, через характерні особливості останнього. Серед чинників, що ускладнюють вторинну обробку – наявність специфічного спекл-шуму, розмитість країв об’єктів та низький рівень контрасту [58]. На основі аналізу особливостей поставлених задач, сформульовано вимоги до фільтру спекл-шуму та методу сегментації УЗ-зображень кульшового суглоба. Невідповідність цим вимогам може призвести до невірної інтерпретації, що у свою чергу може спричинити постановку невірного діагнозу.

Таким чином основними вимогами до зображення КС, що досліджується повинні бути:

Візуалізація зображення тільки в разі перпендикулярного положення поверхні сенсора по відношенню до шкіри з метою отримання такого зображення, яке б давало при подальшій обробці максимально достовірну інформацію.

Максимальне усунення «зерен» спекл-шуму, оскільки їх наявність може призвести до некоректної сегментації при подальшій обробці.

Збереження країв об’єктів зображення, розміри яких перевищують 12 пікселів, оскільки менші об’єкти не становлять діагностичної цінності і є «зернами» спекл-шуму.

Збереження загального рівня контрастності УЗ-зображення, оскільки високий рівень контрастності спрощує локалізацію об’єктів на зображенні.

Високий рівень контрасту обробленого зображення – межові лінії мають чітко відділяти об’єкти від фону; максимально проста форма межових ліній об’єктів, оскільки посічена форма ускладнює встановлення його геометричних розмірів.

Відсутність випадкових «отворів» в межах сегментованих об’єктів. Отвори можуть утворитись внаслідок хибної сегментації «зерна» шуму в межах об’єкту; відсутність розривів межових чи контурних ліній.

Відтак для досягнення зазначеної в роботі мети, а саме підвищення достовірності оцінювання діагностичних ГПКС на УЗ-зображенні поставлено ряд задач:

використати нейромережеві технології для визначення правильного положення досліджуваного об’єкта;

розробити метод фільтрації спекл-шуму, який би максимально усував «зерна» спекл-шуму, зберігаючи при цьому загальний рівень контрасту та перепади інтенсивності в примежових областях об’єктів, розміри яких перевищують 12 пікселів;

розробити метод сегментації УЗ-зображення кульшового суглоба, який би забезпечував максимально просту форму межових ліній сегментованих об’єктів, при цьому в межах сегментованих об’єктів були відсутні розриви та випадкові отвори;

розробити технології для нанесення ліній на реперні точки досліджуваного об’єкта з подальшим визначенням кутів для оцінювання СКС.

2.2 Дослідження ДКС на основі 2D ультразвукових зображень шляхом вимірювання геометрії елементів КС шляхом візуального спостереження з використанням графічного редактора побудови ліній

Як наслідок, найбільш класичним методом, який можна використати для комп'ютерного прогнозування розвитку ДКС є класифікація ДКС за Графом[50], яка основана, головним чином, на морфології клубової кістки.

Класифікація ДКС за Графом визначається за формою вертлюжної западини, кісткового та хрящового обідка вертлюжної западини, верхньої губи та положення голівки стегна. Оскільки немовля лежить на боці, анатомія відображається горизонтально, а не вертикально як в рентгенологічному дослідженні. На рис. 2.2 показана анатомія кульшового суглобу в корональній площині. Фокус лінійного, високочастотного датчика використовується таким чином, щоб ультразвукове випромінювання попало на край вертлюжної западини. Тут важливо відтворити зображення в корональній площині на рівні трипроменевого хряща, який є синхондрозом між клубовою, сідничною та лобковою кістками, які утворюють вертлюжну западину [39].

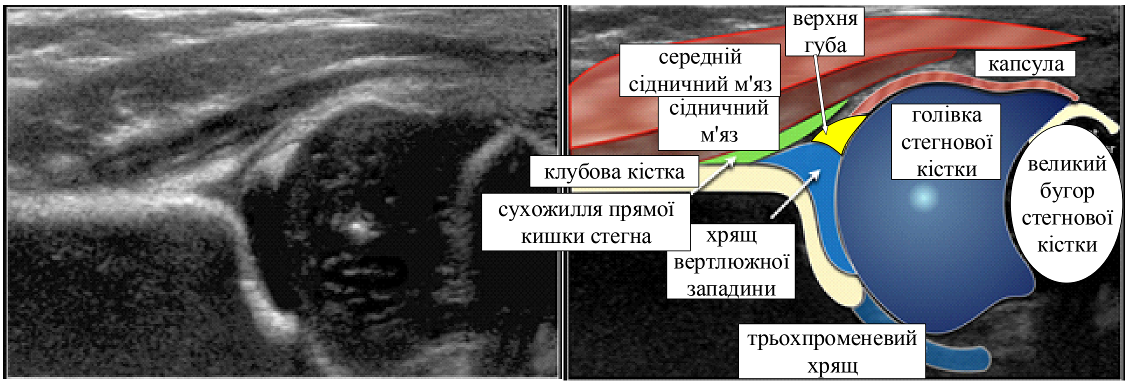


Рисунок 2.2 – Анатомія кульшового суглобу в корональній площині

Методика вимірювання геометрії елементів кульшового суглобу на основі їх візуального спостереження полягає в ідентифікації трьох областей (точок) в корональній площині кульшового суглобу. Ці три точки ідентифікації повинні бути позначені на зображенні рис. 2.3. До них відносяться:

1. Центр губ;

2. Нижня кінцівка клубової кістки (= нижня поверхня медіального кордону вертлюжної западини, де клубова кістка зустрічається з трипроменевим хрящем);

3. Кістковий край кульшової западини. Коли кістковий край кутовий, ця точка легко розпізнається. У випадку округлення ця точка визначається як точка, де увігнутість кісткової вертлюжної западини переходить в опуклість клубової кістки.

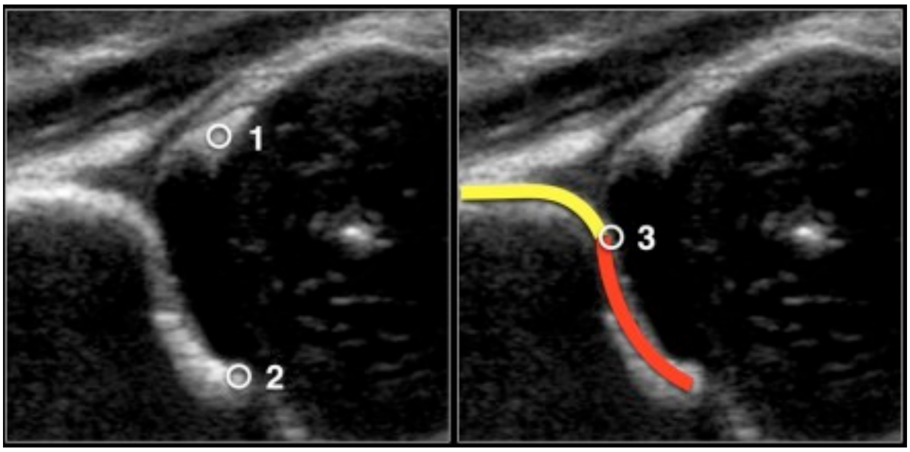


Рисунок 2.3 – Три точки ідентифікації в корональній площині кульшового суглоба

В Таблиці 2.1 представлена класифікація ДКС за Графом (коротка версія). Вимірювання α -кута, який є виміром кісткового даху вертлюжної западини, в основному, визначає тип стегна, вимірювання β-кута використовується тільки для диференціації між типами Ia і Ib (обидва нормальних стегна) і між типом IIc і типом D).

Таблиця 2.1 - Класифікація за Графом - коротка версія

Розвиток ДКС за α - кутом		
Тип I	$\alpha \geq 60^\circ$	
Тип IIa	α 50÷59°	(Appropriate for age) Підходить для віку (*)
Тип IIb	α 50÷59°	(Appropriate for age) Підходить для віку (*)
Тип IIc	α 43÷49°	
Тип D	α 43÷49°	(Decentring hip) Децентроване стегно
Тип III	$\alpha < 43^\circ$	(Eccentring hip) ексцентричне стегно
Тип IV	$\alpha < 43^\circ$	(Inverted labrum) Перевернута верхня губа

Важливим фактором є вік дитини. До віку 3-х місяців (13 тижнів) допустимо кут альфа нижче 60 градусів. Новонароджена дитина може навіть почати з альфа-кута в 50 градусів за умови, що цей кут поступово досягає 60 градусів до віку 12 тижнів. У віці 3 місяців має бути прийнято рішення, чи є стегно нормальним чи ні.

Очевидно, якщо новонароджений починає з кута альфа 60 градусів, то все в порядку, і ніяких подальших дій не потрібно.

На рисунку 2.4 показано класифікацію дисплазії кульшового суглобу за Графом по вимірюванню геометрії елементів кульшового суглобу на основі візуального спостереження, шляхом накладання прямих ліній на зображення кульшового суглоба та визначення за допомогою транспортира кутів. Всі кути на ультразвуковому зображенні кульшового суглобу виміряні візуально вручну. Приклад вимірювання показаний на зображенні типу IIa (+).

При цьому вважається, що зображення КС зроблено в чітко перпендикулярній проекції.

Стегна типу I (рис.2.4) мають кут альфа понад 60 градусів і є нормальними. Хоча існує відмінність між типами Ia і Ib, це не є клінічно значущим

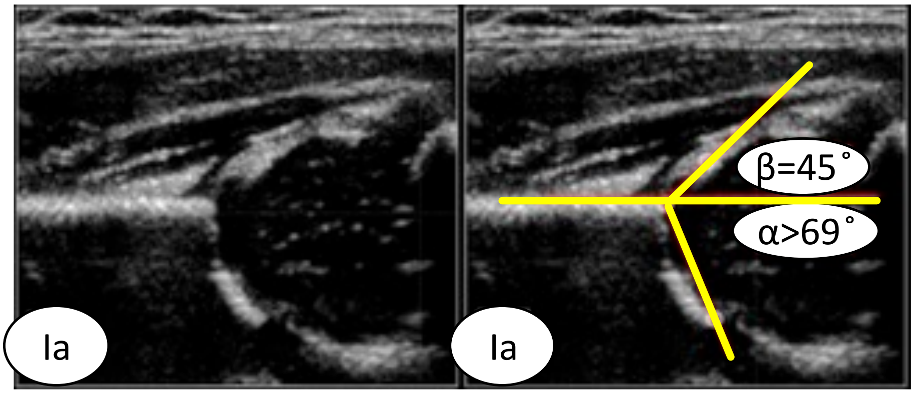


Рисунок 2.4 – Зображення стегна типу Ia

Це дослідження показує хорошу морфологію кісткової вертлюжної западини з гострим кутастим кістковим обідком.

На рис 2.5 показано зображення стегна типу Ib - це також нормальне стегно. Тут немає проблем із зображенням бічного краю кісткового даху вертлюжної западини. Є хороше покриття головки стегна хрящовим дахом і верхньою губою. Кут альфа вище 60 градусів, а кут бета набагато нижче 55 градусів. Добре покриття головки стегнової кістки

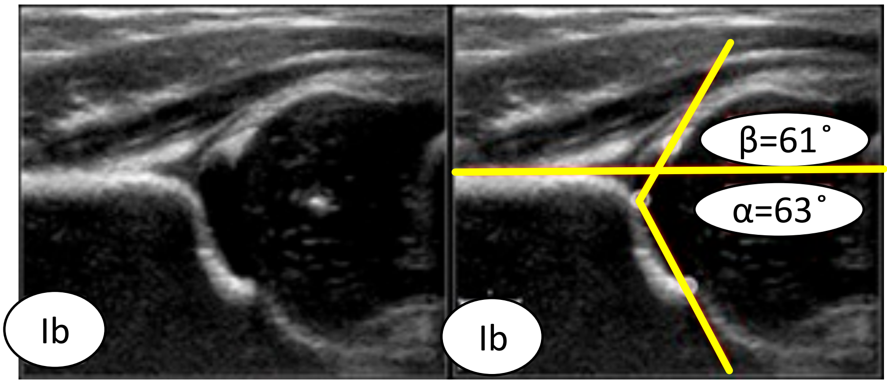


Рисунок 2.5 – Зображення стегна типу Ib - нормальне стегно

Єдина різниця з типом Ia - притуплений кістковий ободок. В результаті альфа-кут буде трохи крутіше, ніж у типу Ia, але все ще в межах нормального діапазону. Кут бета складає 61^{o}, тобто більш 55^{o}. Ці стегна нормальні і подальше спостереження не потрібно.

На рис 2.6 показано зображення стегна типу IIa.

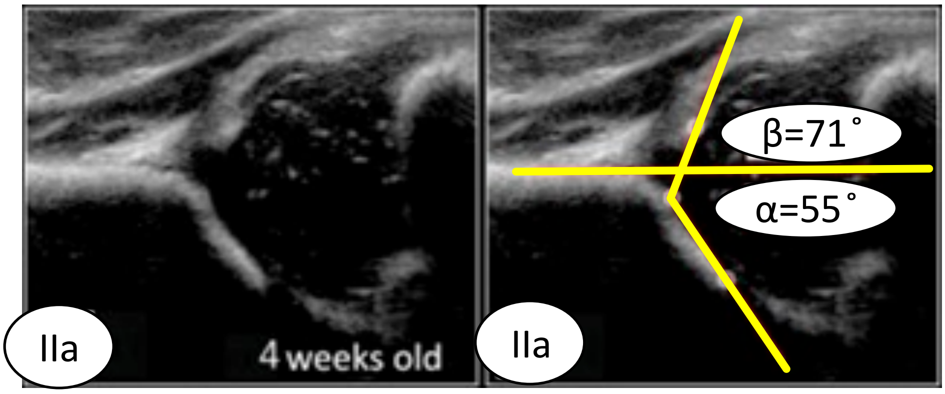


Рисунок 2.6 – Зображення стегна типу IIa

Якщо дитині менше 3 місяці, то кут альфа в 50-59 градусів вважається незрілим стегном. Стегна схильні до ризику розвитку дисплазії. У віці 6-13 тижнів проводиться відмінність, чи вважається, що незріле стегно розвивається відповідно до віку IIa(+) або недоречно IIa(-).

На рис 2.7 показано зображення стегна типу IIa (+).

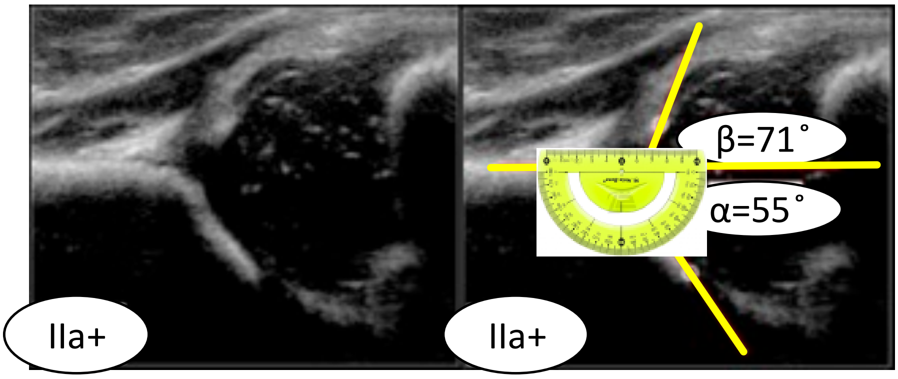


Рисунок 2.7 - Зображення стегна типу IIa (+)

У віці 6 тижнів такі ж результати призводять до типу IIa (+).Процес дозрівання стегна типу IIa(+) все ще знаходиться в допустимих межах для віку відповідно до таблиці. Таким чином, кут альфа в 55 градусів у віці 7 тижнів називається типом IIa +, а в віці 10 тижнів це тип IIa(-).

На рис 2.8 показано зображення стегна типу IIb.

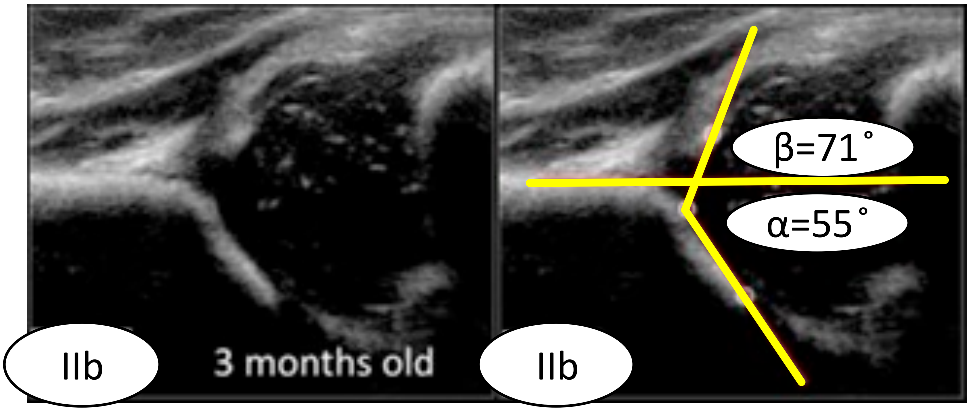


Рисунок 2.8 – Зображення стегна типу IIb

Якщо дитина старше 3 місяців або 13 тижнів, то кут альфа в 50-59 градусів вважається ознакою дисплазії, тобто типу IIb. У віці 3 місяців або 13 тижнів ті ж результати призводять до типу IIb-стегна.

На рис 2.9 показано зображення стегна типу IIc.

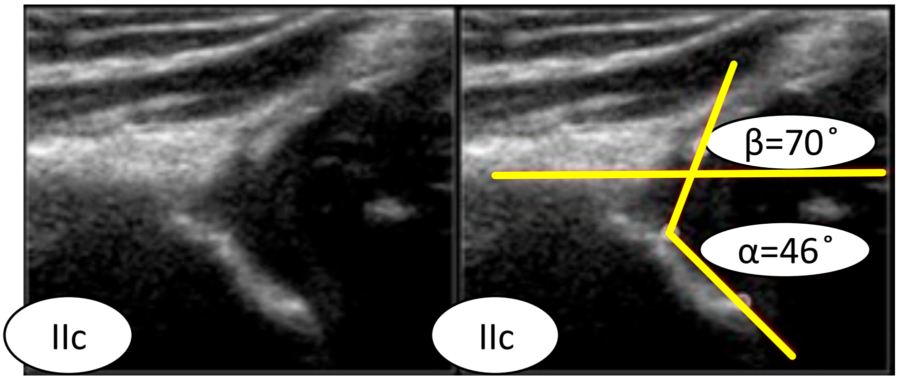


Рисунок 2.9 – Зображення стегна типу IIc

Кістковий дах вертлюжної западини сильно пошкоджений з округлим або майже плоским кістковим обідком. Альфа-кут складає 46 градусів. Головка стегнової кістки все ще покрита хрящовим дахом і верхньою губою.

На рис 2.10 показано зображення стегна типу D.

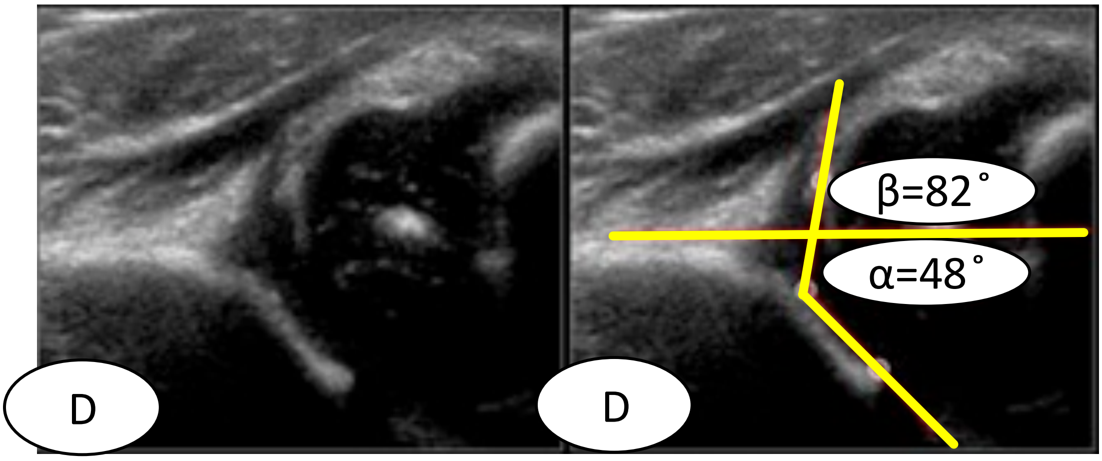


Рисунок 2.10 – Зображення стегна типу D

Стегно типу D дуже схоже на стегно типу IIc, але основною відмінністю є стегнове кільце зі зміщеним дахом хряща.

На рис 2.11 показано зображення стегна типу III.

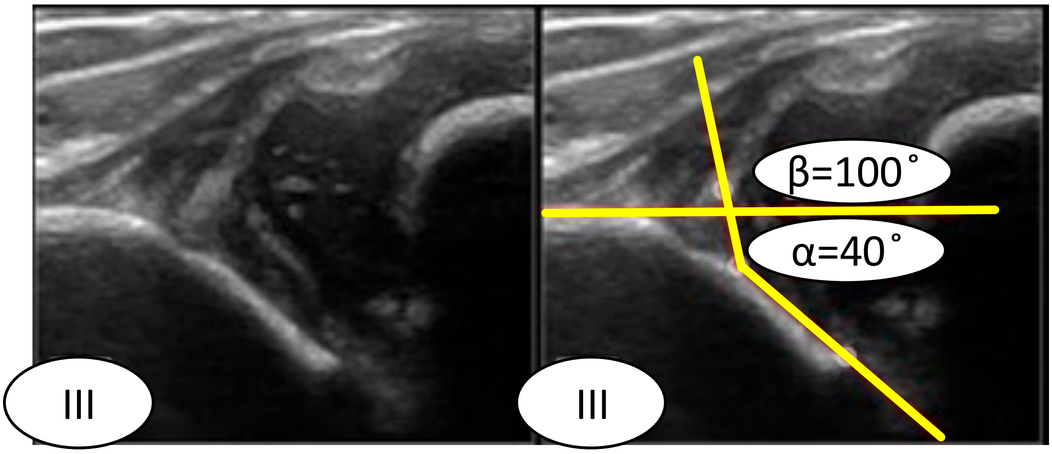


Рисунок 2.12 – Зображення стегна типу III

У стегнах типу III головка стегна вивихнута. Верхня губа зрушена вгору.

На рис 2.4з показано зображення стегна типу IV.

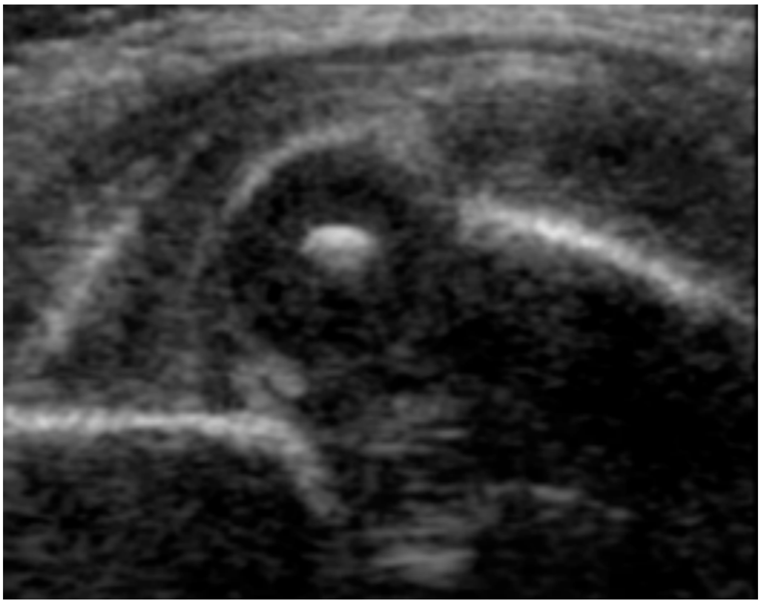


Рисунок 2.13 – Зображення стегна типу III IV

При IV типі за Графом спостерігається серйозний вивих головки стегна, який закриває більшу частину кісткового даху. Хрящовий дах здавлений між головкою стегна і кістковим краєм вертлюжної западини. Верхня губа зміщена вниз.

2.3 Удосконалення методу класифікації ДКС шляхом її повної автоматизації

На підставі аналізу ультразвукових зображень кульшового суглоба, а також методів діагностики на їх основі, проведеного в розділі 1, встановлено, що основною помилкою при дослідженні кульшового суглоба на предмет наявності дисплазії є високий рівень зашумленості зображення, а також не правильне положення зображення кульшового суглоба. Дані позиції тісно пов'язані одна з одною, що може призвести до невірного діагнозу Тому в роботі запропоновано удосконалений метод класифікації ДКС за Графом. При цьому весь процес діагностування КС автоматизований.

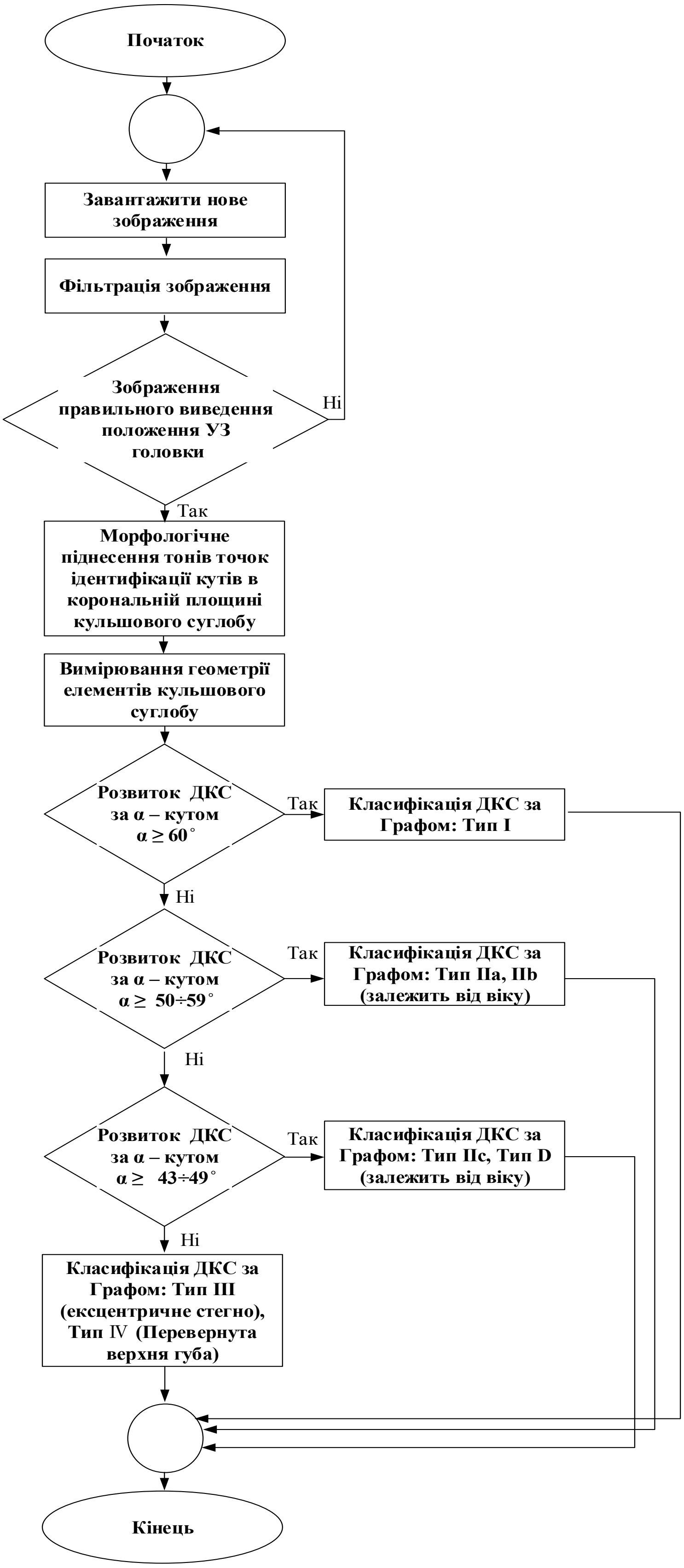


Рисунок 2.14 – Алгоритм методу ультразвукової діагностики зображеньДКС шляхом автоматичної класифікації за Графом

На рис. 2.14 показано алгоритм методу ультразвукової діагностики зображень ДКС шляхом автоматичної класифікації за Графом.

запропонованого методу.

Розроблений алгоритм включає такі кроки:

1. Введення ультразвукого зображення КС.

2. Виконання фільтрації зображення.

3. Перевірка та відбраковка ультразвукових зображень кульшового суглобу при відхиленні сенсора УЗД від стандартного положення тіла дитини.

4. Формування та ідентифікація кутів в корональній площині КС.

5. Розрахунок кутових показників.

6. Класифікація ДКС за результатами, отриманих кутових показників.

Алгоритм може бути реалізований як програмно, так і апаратно.

Виходячи з запропонованого методу, випливають основні задачі, які необхідно розв'язати в дисертаційній роботі. Це, в першу чергу, виконати ефективну фільтрацію отриманого зображення, яке в подальшому дозволить розпізнати положення КС і визначити основні кутові показники й, відповідно, класифікувати їх за Графом на предмет наявності дисплазії.

В подальшому розглянемо більш детально як реаізований кожний крок.

2.4 Фільтрація спекл-шуму ультразвукових зображень на основі морфологічних операцій

На сьогодні дуже популярно використовувати інструменти морфологічних операцій при обробці зображень [39]. Термін морфологія відноситься до опису властивостей форми і структури будь-яких об'єктів. У контексті машинного зору цей термін відноситься до опису властивостей форми ділянок на зображенні. Операції математичної морфології спочатку були визначені як операції над множинами, але з'ясувалося, що вони також корисні в задачах обробки множини точок у двовимірному просторі. Множинами в математичній морфології представляються об'єкти на зображенні.

Таблиця 2.1 - Зведена таблиця послідовності морфологічних операцій алгоритму фільтрації спекл-шуму ультразвукових зображень та їх властивості

Операція	Рівняння	Примітка
Розширення – Dilate	*dilation*(I) = $I \oplus M = \cup_{a \in M} I_a$ M - структуруючий елемент (маска)	Дилатація додає пікселі (встановлює їх значення 1) до межі частинок або об'єктів. Розширення меж множини I.
Ерозія – Erode	*erosion*(I)=$I \ominus M = \cap_{a \in M} I_{-a}$ де I - зображення, а M - структуруючий елемент (маска), ерозія (оператор $\ominus$). I_a вказує на основну операцію зсуву в напрямку елемента a M. I_{-a} вказує на операцію зворотного зсуву	Ерозія - це функція, яка в основному видаляє (встановлює значення 0) пікселів з межі частинок або предметів. Якщо частинок дуже мало, їх можна повністю видалити. Звуження меж множини I.
Відкриття – Open	*opening*(I)=*dilation*(*erosion*(I)) або, використовуючи оператора «◦», $I \circ M=(I \ominus M) \oplus M$	Функція відкриття визначається як ерозія з подальшим розширенням з використанням того ж структуруючого елемента. Згладжує контури, розриває вузькі перешийки, прибирає невеликі острівці і гострі виступи.
Закриття – Close	*closing*(I) = *erosion*(*dilation*(I)) або, використовуючи оператора «•», $I \bullet M=(I \oplus M) \ominus M$.	Функція закриття визначається як розширення з подальшим розмиванням з використанням того ж структуруючого елемента.

У першу чергу математична морфологія використовується для виявлення деяких властивостей зображення, корисних для його уявлення та опису. Наприклад, контурів, кістяків, опуклих оболонок. Також інтерес представляють морфологічні методи, що застосовуються на етапах попередньої та підсумкової обробки зображень. Наприклад, морфологічна фільтрація, потовщення або стоншення.

Основними операціями математичної морфології є розширення, ерозія, замикання та розмикання. У цих назвах відображена суть операцій: дилація (розширення) –це збільшуення ділянки зображення, а ерозія – зменшення ділянки зображення (звуження), Операція замикання дозволяє замкнути внутрішні отвори ділянок та усунути затоки вздовж межі ділянки. Операція розмикання допомагає позбутися від маленьких фрагментів, та вилучає виступи на межах об'єктів.

У роботі запропоновано виконувати алгоритм фільтрації спекл-шуму ультразвукових зображень на основі використання послідовності морфологічних операцій, який включає операції морфологічної логіки: розширення – Dilate; ерозії – Erode; відкритої ерозії відтінків сірого – Open; закриття градації сірого з подальшою ерозією у відтінках сірого – Close.

Маска має вигляд:

$$\left.\begin{array}{l} \text{Mask[1, 1] Mask[1,0] Mask[1,1]} \\ \text{Mask[0, 1] Mask[0,0] Mask[0,1] ,} \\ \text{Mask[1, 1] Mask[1,0] Mask[1,1]} \end{array}\right\} \qquad (2.1)$$

Особливістю математичної морфології є те, що зображення розглядається як елемент деякого простору і операції відбуваються не над окремими пікселями, а над цілими зображеннями. Проте, результат операції дилатації можна описати для точки I (x, y) зображення

{відповідний фрагмент вхідного зображення з центральним пикселем I (x, y) представляє:

$$\left.\begin{array}{ccc} I(x-1,y-1) & I(x-1,y) & I(x-1,y+1) \\ I(x,y-1) & I(x,y) & I(x,y+1) \\ I(x+1,y-1) & I(x+1,y) & I(x+1,y+1) \end{array}\right\} \quad (2.2)$$

наступним чином:

$$I'(x,y) = \max\{I(x-1,y-1);I(x-1,y);I(x-1,y+1);I(x,y-1);I(x,y);I(x,y+1);I(x+1,y-1);I(x+1,y);I(x+1,y+1)\}. \quad (2.3)$$

Відповідно операція ерозія описується виразом:

$$I'(x,y) = \min\{I(x-1,y-1);I(x-1,y);I(x-1,y+1);I(x,y-1);I(x,y);I(x,y+1);I(x+1,y-1);I(x+1,y);I(x+1,y+1)\}. \quad (2.4)$$

Операція Open - це послідовне застосування операцій ерозії і дилатації, тому результат її застосування для точки I (x, y) зображення (2.1) має вигляд:

$$I'(x,y) = \max\{\min\{I(x-1,y-1);I(x-1,y);I(x-1,y+1);I(x,y-1);I(x,y);I(x,y+1);I(x+1,y-1);I(x+1,y);I(x+1,y+1)\}\}. \quad (2.5)$$

Операція Close - це послідовне застосування операцій дилатації і ерозії, результат операції має вигляд:

$$I'(x,y) = \min\{\max\{I(x-1,y-1);I(x-1,y);I(x-1,y+1);I(x,y-1);I(x,y);I(x,y+1);I(x+1,y-1);I(x+1,y);I(x+1,y+1)\}\}. \quad (2.6)$$

Для кількісної оцінки якості фільтрації використано такі критерії як пікове співвідношення сигнал/шум (PSNR) і середньоквадратична похибка (MSE) [10], [11].

$$PSNR = 10\,lg(\frac{255^2}{MSE}),$$

$$MSE = \frac{1}{M \times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(\delta(i,j)\right)^2, \quad (2.7)$$

$$\delta(i,j) = [a(i,j) - \hat{a}(i,j)].$$

де (i, j) - поточне положення пікселя; $a(i,j)$and $\hat{a}(i,j)$ є вихідним зображенням і спотвореним шумом зображенням відповідно, а M і N - висота і ширина зображення. Крім того, для кількісної оцінки якості запропонованого фільтру та порівняння із відомими також використовують параметр SNR (відношення сигнал / шум) $\mathrm{SNR} = 10\lg\frac{\frac{1}{M \times N}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}\left(a\left(i,j\right)\right)^2}{MSE}$.

Для моделювання використано, як інструмент, пакет NI Vision Assistant [12]. Функціонал пакета дозволяє легко створити власні процедури для захоплення, фільтрації, обробки, аналізу та редагування зображень, зміни налаштувань зображень, які обробляються. Ці процедури можна імпортувати до Labview. Візуалізація та простота використання є головною перевагою такого підходу, оскільки результат застосування функцій можна візуалізувати.

Для проведення моделювання створені спеціальні тестові зображення, які мають правильні геометричні фігури (квадрати розміром 15х15, 25х25, 35х35, 45х45, 55х55) [13]. Еталонні зображення мають товщину контурних ліній в 1 піксел, тому їх параметри можна визначити із максимальною похибкою в 0.5 піксела.

З метою визначення залежності похибки параметризації від розміру об’єкту та рівня зашумленості еталонні зображення розмивались, після чого накладався штучно згенерований спекл-шум з середньоквадратичним відхиленням (СКВ) 0,25 (рис. 2.15). Для розмивання та генерації шуму використано стандартні функції набору інструментів *Image Processing toolbox* середовища MATLAB.

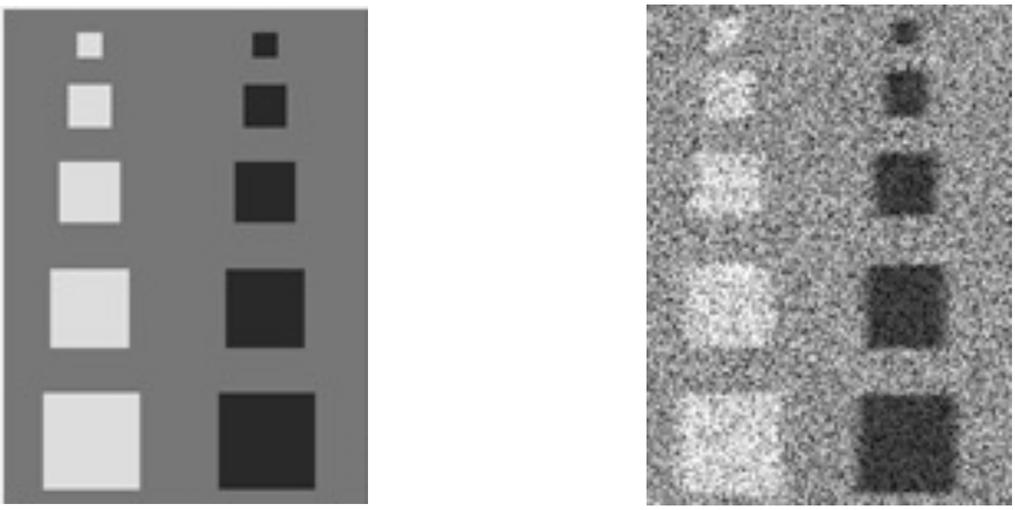


Рисунок 2.15 – Еталонні тестові зображення з ступенем зашумленості; а) еталонне зображення; б розмите зашумлене еталонне зображення (СКВ шуму – 0,25)

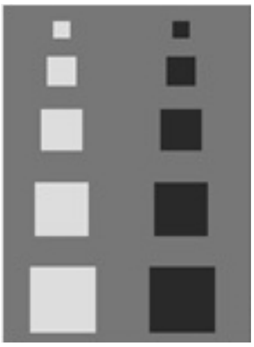
Для виконання фільтрації використано процедуру «Gray Morphology». Демонстрація результатів моделювання на тестових зображеннях показана на рис. 2.16. Метод фільтрації спекл-шуму використовує процедури обробки зображень, які описані нижче. Вхідне тестове зображення з розширенням .jpg, (32 біта) - 111 × 150 рис. 2.16а) перетворюється в зображення 8 біт формату «HSL» - Luminance Plane, яке утворюється з рівня яскравості вхідного зображення рис. 2.16б). Далі відбувається обробка зображення за допомогою використання морфологічних операцій в тонах сірого таким чином:

- Gray Morphology_1: Операція розширення: Dilate – збільшує яскравість кожного піксела в оточенні сусідів з більш високою інтенсивністю Рис. 2.16в).
- Gray Morphology_2: Операція ерозії: Erode – знижує яскравість пікселів, які оточені сусідами з меншою інтенсивністю рис. 2.16г).
- Gray Morphology_3: Операція відкрита ерозія відтінків сірого: Open – Відкрита ерозія відтінків сірого після слідів у градаціях сірого. Відкриття знімає яскраві плями, виділені в темних областях і розмиває межі рис. 2.16д).

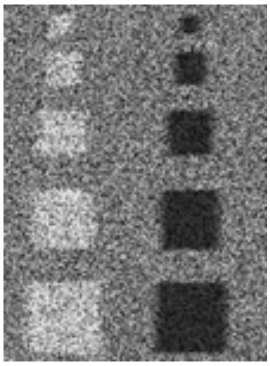
•Gray Morphology_4: Операція закриття градації сірого з подальшою ерозією у відтінках сірого : Close – Закриття видаляє темні плями, виділені в яскравих регіонах, і розмиває межі (рис. 2.16е).

Таблиця 2.3 - Кількісні показники якості запропонованого фільтру та порівняння з відомими

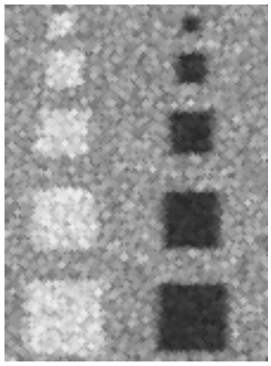
Фільтр	MSE	$\sqrt{MSE}$	PSNR	SNR	Кластер
Медіанний фільтр	983.923	31.368	18.201	2.933	2
Фільтр з віком низькочастотної фільтрації (Low Pass з вікном 5×5 частота відсікання 50%)	1517	38.952	16.32	1.058	3
Фільтр з швидким перетворення Фур'є (FFT), частота відсікання 50%	1040	32.245	17.962	2.694	2
Фільтр Гауса, з вікном 5×5	890.836	29.847	18.633	3.365	1
Фільтр з усередненою фільтрацією, згладжування, з вікном 5×5	868.447	29.469	18.743	3.476	1
Метод фільтрації на основі морфологічних операцій	940.914	30.674	18.395	3.128	1



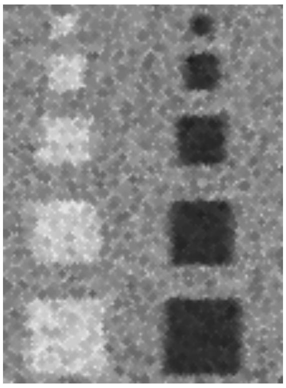
а)Стандартні тестові зображення RGB (32 bits) 111×150.



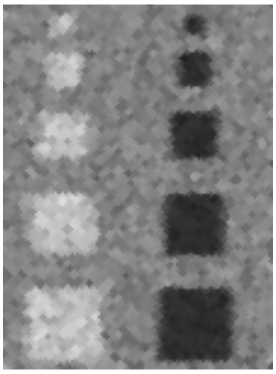
б)Color Plan Extraction: Витягує план кольору (із зображення витягує HSL - рівень яскравості (8 bits) 111×150).



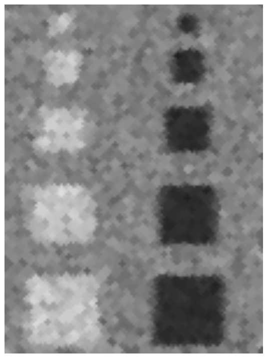
в)Gray Morphology_1: Модифікує форму об'єктів у зображенні. (Операція розширення: Dilate – Розмір вікна обробки зображення 3×3, Ітерацій-1)



г)Gray Morphology_2: Модифікує форму об'єктів у зображенні. (Операція ерозії: Erode – Розмір вікна обробки зображення 3×3, Ітерацій-1)



д)Gray Morphology_3: Модифікує форму об'єктів у зображенні. (Операція відкрита ерозія відтінків сірого: Open – Розмір вікна обробки зображення 3×3, Ітерацій-1)



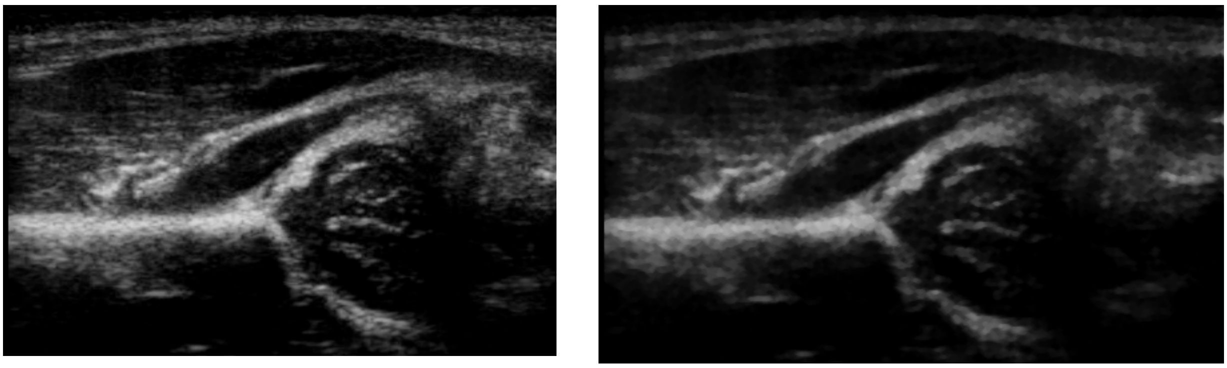
е)Gray Morphology_4: Модифікує форму об'єктів у зображенні. (Операція закриття градації сірого з подальшою ерозією у відтінках сірого : Close – Розмір вікна обробки зображення 3×3, Ітерацій-1)

Рисунок 2.16 – Результати фільтрації спекл-шуму стандартного тестового зображення з різним ступенем шуму

Результати дослідження наведено у таблиці 2.3 PSNR і MSE є двома загальними критеріями, що використовуються для оцінки якості спотвореного зображення. Для порівняння використано декілька відомих фільтрів.

Порівнюючи значення кількісної оцінки якості запропонованого фільтру та відомих можна поділити всі фільтри на три кластири. Отже, можна зробити висновок, що Low Pass Filtr за показниками PSNR і MSE, √MSE можна віднести до третього кластеру, в другий кластер попадають медіанний фільтр і FFT фільтр. До першого кластеру по параметрам оцінки міри співвідношення сигнал/шум входять фільтр Гауса, фільтр з усередненою фільтрацією та метод фільтрації на основі морфологічних операцій, запропонований авторами, який має найвищі показники.

Фільтрацію на основі використання морфологічних операцій застосовано для дослідження ультразвукового зображення кульшового суглобу. На рис. 2.17 показані ультразвукове зображення кульшового суглобу, що оброблене запропонованим методом.

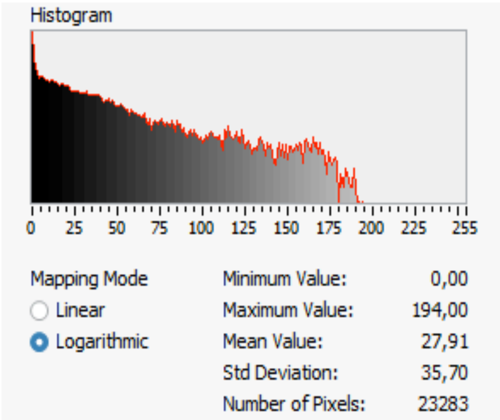


а) Ультразвукове зображення кульшового суглобу (Вхідне зображення)

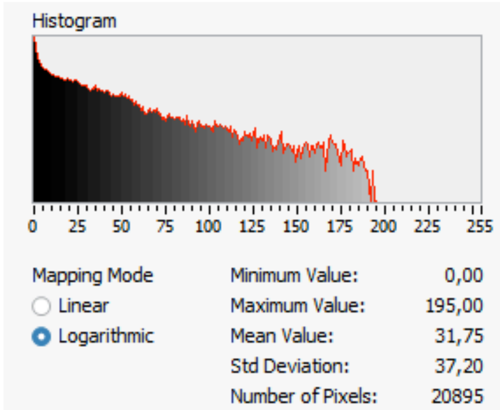
б) Запропонований метод морфологічної фільтрації

Рисунок 2.17 – Фільтрація спекл-шуму ультразвукового зображення дисплазії кульшового суглоба запропонованим методом

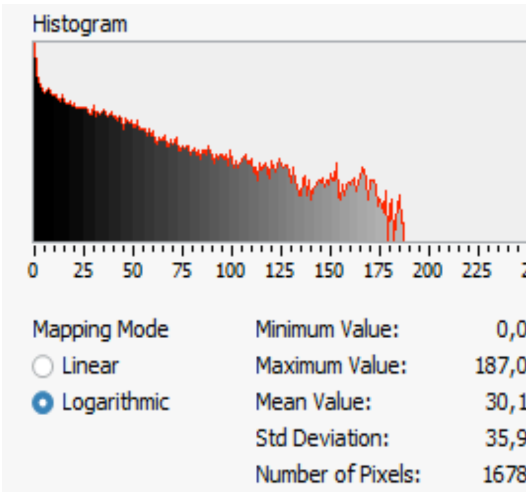
На рис. 2.18 показано гістограми графічного подання кількісного розподілу пікселів залежно від їх яскравості градаціях сірого ультразвукового зображення кульшового суглобу: а) медіанний фільтр, б) фільтр Фур’є, в) фільтр Баттерворта, г) фільтрація на основі морфологічних операцій.



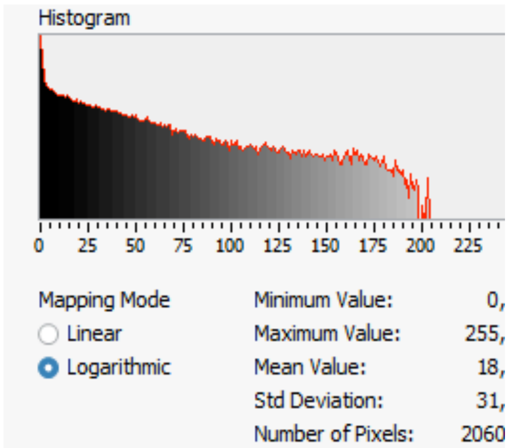
а) Медіанний фільтр.



б) Фільтр Фур’є.



в) Фільтр Фур’є.



г) Метод фільтрації на основі морфологічних операцій.

Рисунок 2.18 – Гістограма - графічне представлення кількісного розподілу пікселів на значення в градаціях сірого: а) Медіанний фільтр, б) Фільтр Фур’є, в) Фільтр Баттерворта, г) Метод фільтрації на основі морфологічних операцій

З гістограм видно, що найбільша інтенсивність пікселів, знайдена на зображенні або обраних ділянках, які використовували медіанний, Фур'є, Баттерворта фільтри та фільтр на основі морфологічних операцій, що складає 194, 195, 187, 255, відповідно. Це означає, що фільтрація на основі морфологічних операцій має більш широкий діапазон градацій інтенсивностей зображення. Середнє значення інтенсивності, знайдене на зображенні або обраних областях, складає 27,91, 31,75, 30,18, 18,23, відповідно. Це означає, що фільтрація на основі морфологічних операцій дає більш рівномірний розподіл інтенсивності пікселів у градаціях сірого. Крім цього, це показує і параметр стандартного відхилення інтенсивності пікселів, яке має значення 35,7, 37,2, 35,98, 31,68, відповідно. Таким чином, фільтрація на основі морфологічних операцій дає змогу отримати більш інформативне зображення.

2.5 Розробка математичної моделі крайового детектування КС на УЗД зображенні

Виділення контурів зображення базується на зміні інтенсивності примежової області з подальшим її порівнянням із граничним значенням [48].

Найбільш простим методом виділення первинного контуру зображення є порогове оброблення: якщо інтенсивність піксела вище деякого порогу, то піксел приймає значення логічної одиниці, якщо нижче порогу – то логічне значення нуля. Але такий підхід може бути застосований тільки для зображення, що мають однорідний фон, а значення інтенсивностей об'єктів приймають однакові значення по всьому зображенню. Досліджувані УЗД зображення, як правило, не відповідають вище зазначеним критеріям, мають неоднорідний фон і зашумленість, тому такий метод не дасть необхідних задовільних результатів [44].

Кращі результати дають оператори на основі градієнтного методу виділення контуру. Ці оператори відрізняються розмірністю вікна, ваговими коефіцієнтами, а також способами реєстрації. [48].

При оброблені УЗД зображень важко виділити контур такими методами, оскільки величина градієнта межі й шуму, практично, має одне й те саме значення [1]. Крім того контурна лінія, отримана таким методом, хоч і є неперервною, проте є нечіткою та розмитою, що практично унеможливлює автоматичне виділення об’єктів і обрахунок їх геометричних параметрів.

На сьогодні широке застосування для виділення контуру зображення має оптимальний детектор Канні [39].

Алгоритм детектора краю Канні не обмежується обчисленням градієнта згладженого зображення. В контурі залишаються тільки точки максимуму градієнта зображення, а немаксимальні точки, що лежать поруч з межею, видаляються. Тут також використовується інформація про напрям контуру для того, щоб усунути точки поруч з межею й не розривати саму межу. Масштаб гауссіана sigma визначає величину заглушення шуму: чим ширше гауссіан, тим більший ефект згладження. Але збільшення цього масштабу знижує точність локалізації межі. Оскільки детектор складається з декількох алгоритмів (LoG і Canny), то різко зростають обчислювальні затрати. Крім цього такі детектори округлюють кути об’єктів в точках з’єднання і це призводять до викривлення і навіть втрати межі. Тому були запропоновані евристичні доповнення до алгоритму, які дозволяють з’єднати незамкнуті кінці контуру, але в деяких випадках це призводить до появи несправжніх країв.

Перевагами детектора Канні є висока стійкість до шуму завдяки використанню методу Гаусса, що дає кращу якість сегментації зображення, а також залишається чутливим до слабоконтрастних зображень [39].

Основними недоліками детекторів такого типу є:

- висока складність обчислень і великий час оброблення;
- можлива втрата контурів дрібних елементів у зв’язку зі

згладжуванням кутових точок на зображенні;

- виділення несправжніх контурів;
- некоректне розпізнавання Y-розгалужень внаслідок застосування граничної сегментації;
- при незначних змінах інтенсивності детектори не працюють, оскільки на зображенні з'являється багато несправжніх контурів, а невелике значення градієнта не дозволяє швидко встановити відповідний рівень порогу та ідентифікувати зміну інтенсивності як контур.

Виходячи з вище сказаного можна зробити висновок, що для виділення кунтуру об'єкта на УЗД зображенні необхідно в першу чергу виконати підвищення різкості. Але при цьому необхідно вибрати такий метод підвищення різкості, який би не підвищував би і рівень шуму.

В роботі запропонований підхід, за яким виділення контуру відбувається шляхом знаходження спільних точок примежових кривих до і після підвищення різкості. При цьому підвищення різкості виконується з використанням математичної моделі підвищення різкості до максимального нахилу примежової кривої, запропонованої в [55].

Таким чином, знаходження границі досліджуваного об'єкта зводиться до визначення координати спільної точки примежової кривої перепаду інтенсивності зображення границі та кривої з максимальним нахилом.

В області перепаду інтенсивності визначаються два сусідніх піксела, для яких виконується умова

$$(U(m,n)-U'(m,n))\cdot(U(m+1,n)-U'(m+1,n))<0, \qquad (2.8)$$

де $U(m,n)$, $U'(m,n)$, $U(m+1,n)$, $U'(m+1,n)$ – інтенсивності N-го та $N+1$-го піксела до та після підвищення різкості, відповідно.

Окільки примежові криві є розмитими й протяжними, то в околі крайової точки їх можна представити прямими лініями. Тоді положення точки перетину визначається, за допомогою системи рівнянь [23,35]

$$\begin{cases} \dfrac{U(m+L,n)-U(m,n)}{U(m+1,n)-U(m+L,n)} = \dfrac{L}{d-L}; \\ \dfrac{U(m+L,n)-U'(m,n)}{U'(m+1,n)-U(m+L,n)} = \dfrac{L}{d-L}, \end{cases} \tag{2.9}$$

де d – відстань між пікселами,

L – положення границі між пікселами.

На рис. 2.12 наведено графічне представлення локалізації крайових точок мікрокапіляра та визначення його діаметра внаслідок знаходження точок перетину примежових кривих вхідного та зображення із підвищеною різкістю із субпікселною точністю.

Таким чином на підставі математичної моделі визначення крайової точки крайовим детектуванням зображення об’єкта здійснюється в такій послідовності:

- виконується підвищення різкості до максимального нахилу примежової кривої;
- отримуються зображення точок перетину примежових кривих з вхідного зображення та зображення, отриманого в результаті підвищення різкості;
- визначається градієнт у спільних точках зображень;
- усуваються зайві контури шляхом порогового оброблення [33, 36].
- визначаються геометричні розміри за визначеними напрямками.

Перевагами такого підходу є:

- можливість отримати тонкі контурні лінії товщиною в один піксел;
- збереження контурів кутових точок і дрібних елементів зображення;
- неперервність контурних ліній;
- можливість диференціювати інтенсивності контурної лінії.

В результаті такого виділення контуру на зображенні залишаються контури, які мають різний рівень інтенсивності, що ускладнює розпізнавання деяких областей зображення. У зв'язку з цим в роботі удосконалено даний підхід, шляхом подвійного встановлення порога, один з яких визначається методом Оцу.

Таким чином виділення контурів здійснюється на основі автоматичного визначення двох порогів бінаризації. Перший поріг встановлюється шляхом віднімання двох зображень

$$t = U_{oij} - U_{f\,ij}, при \quad умові \quad U_{oij} \geq U_{f\,ij}, \tag{2.10}$$

де U_{oij} та $U_{f\,ij}$ – напруга на комірках фотоматриці, що відповідає освітленості *i*-го та *j*-го піксела зображень дослідженого об'єкта.

Автоматичне визначення другого порогу бінаризації здійснюється за методом Оцу [92]

$$T = \sigma_b^2(t)_{MAX} = w_1(t) w_2(t)[\mu_1(t) - \mu_2(t)], \tag{2.11}$$

де $w_1(t)$та $w_2(t)$ – ймовірність двох класів, що розділені порогом t, $\mu_1(t)$ та $\mu_2(t)$ – середнє арифметичне 1-го та 2-го класу.

На рис 2.19 показано вхідне УЗ зображення КС та оброблене шляхом використання Гауссове розмиття 2.20- та підвищення різкості

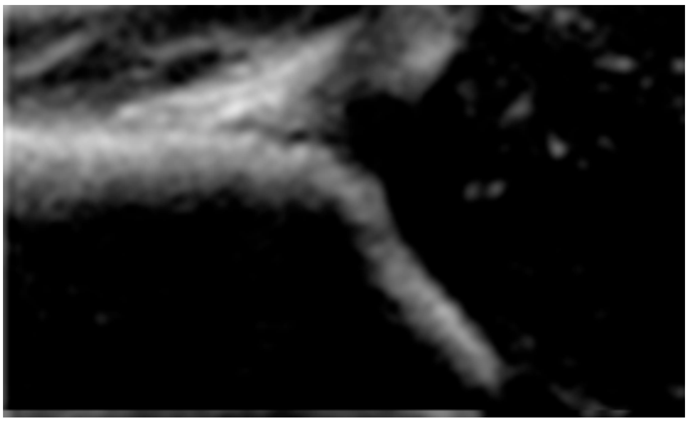


Рисунок 2.19 – Вхідне УЗ-зображення КС

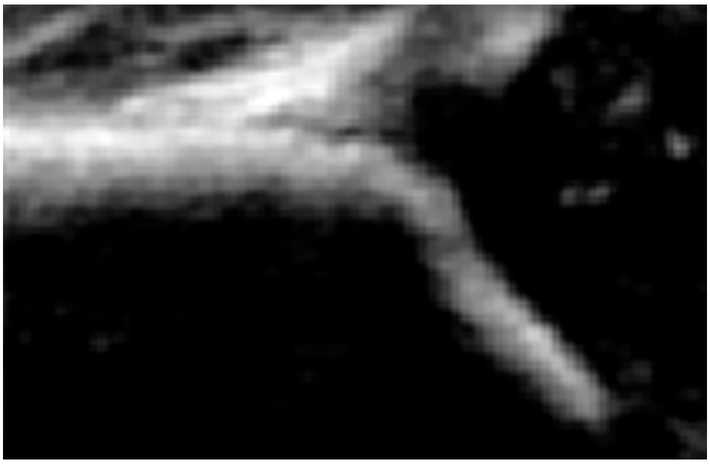


Рисунок 2.20 – УЗ-зображення КС в результаті фільтрації та підвищення різкості

На рис. 2.21 показно УЗ зображення КС, яке оконтурене і на якому контурні лінії мають різну інтенсивність.

Рисунок 2.21 – Оконтурене УЗ зображення КС

Н рис. 2.22 показана гістограма даного зображення яка містить велику кількість неоднорідних пікселів

Рисунок 2.22 – Оконтурене УЗ зображення КС

Шляхом автоматичного визначення другого порогу бінаризації за методом Оцу отримаємо оконтурене зображення КС, шо містить контурні лінії однакової інтенсивності (рис.2.23)

Рисунок 2.23 – Оконтурене УЗ зображення КС
шляхом використання Оцу

В такому випадку контурні лінії мають однакову інтенсивність і в знак підтвердження цього на рис. 2.24 показана гістограма даного зображення.

Рисунок 2.14 Гістограма УЗД зображення КС в результаті використання методу ОЦУ

Виконуючи додавання вхідного зображення та оконтуреного, отримаємо УЗ зображення, яке показано на рис. 2.25.

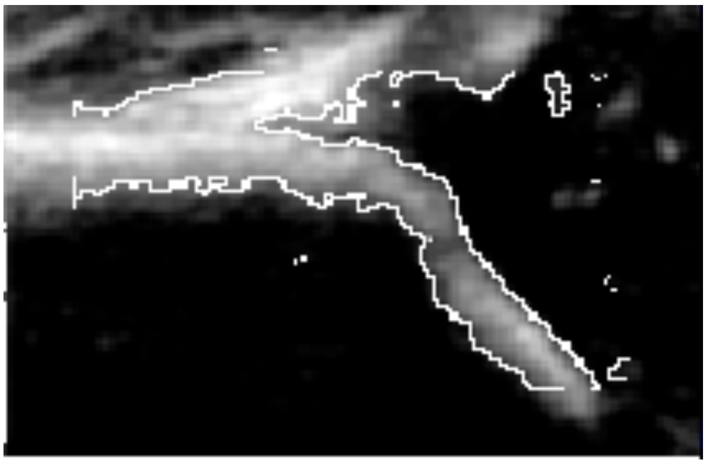


Рисунок 2.25 УЗД зображення КС з чітко виділеним контуром

Таке УЗД зображення дає можливість визначити та нанести автоматично реперні точки для побудови ліній, а отже для знаходження значення кутів, за допомогою яких можна оцінити стан КС.

2.6 Математична модель виділення заданого фрагмента на ультразвуковому зображенні за його спектральними ознаками

На сьогодні існує величезний інтерес до використання штучного інтелекту (ШІ) для отримання та інтерпретації медичних зображень. Проблема в аналізі зображень є в розпізнанні об’єктів на зображенні, які заслуговують на увагу лікаря-діагноста. Наприклад, можна сегментувати зображення за допомогою деякого алгоритму і переходити до висновку, що фактична межа об'єкта була визначена. Насправді фактична межа навіть не може бути визначена, якщо об'єкт не є геометричним твердим тілом. Наприклад, область між клубовою кісткою та верхньою губою, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом, може бути розмита іншими тканинами і хрящами які знаходяться в області кульшового суглобу. Крім того свою негативну складову на ультразвукове зображення вносять так звані спекл-шуми.

При комп'ютерній обробці і розпізнаванні зображень вирішується широке коло завдань. Одним з основних етапів розпізнавання є процес поділу зображення на області (кластери) які не перекриваються, що покривають все зображення і однорідні за деякими ознаками [39-43]. Кластеризація спрощує аналіз однорідних областей зображення, а також геометричних характеристик і характеристик яскравості. Реалізація кластеризації здійснюється за допомогою спеціальних методів. Їх метою є відділення аналізованого об'єкта, структури або області інтересу від навколишнього фону. Це складне завдання, якість виконання якого істотно впливає на точність, а часом і на можливість подальшого комп'ютерного аналізу зображень, оскільки на практиці виникає багато додаткових труднощів, пов'язаних з шумами, розмиванням зображень тощо. Надмірно деталізована сегментація робить процес виділення об'єкта інтересу важким , а невірна або слабо деталізована кластеризація може призводити до помилок на наступних етапах обробки зображень. Існуючі методи кластеризації не завжди дають задовільний (якісний) результат, тому необхідні нові рішення.

Одними з найбільш складних і відповідальних об'єктів є медичні зображення, зокрема, зображення, одержувані за допомогою ультразвукової діагностики. УЗД-зображення компактні і мало контрастні в порівнянні з навколишнім фоном, а самі знімки є розмірними, варіабельними, що включають як артефакти, так і області інтересу.

У кластерному аналізі для кількісної оцінки близькості вводиться поняття метрики. Подібність і відмінність між об'єктами, що класифікуються встановлюється залежно від метричної відстані між ними. Якщо кожен об'єкт описується k ознаками, то він може бути представлений як точка в k-вимірному просторі. Схожість з іншими об'єктами буде визначатися як відповідна відстань. У кластерному аналізі використовують різні міри відстані між об'єктами [34]. Відомі роботи в яких на основі еквівалентністної парадигми, узагальнених підходів до просторово-інваріантних розпізнавань частково розглядалися подібні питання, було розглянуто виділення контурів, ліній з різним кутом нахилу, різної товщини, просторово дискретних мікрозображень, подібних до різних геометричних фігур.

Для ефективного вирішення завдання кластеризації УЗД-зображення за спектральними ознаками обраного фрагмента зображення пропонується для визначення міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами ультразвукового зображення використовувати як модифікацію відомих методів для розпізнавання зображень просторову еквівалентністну функцію [35,36].

Для перевірки еквівалентністної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи кістки[38], де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом було модифіковану математичну модель та побудовано алгоритм (рис.2.26).

Рисунок 2.26 - Алгоритм розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом

Для аналізу стану кульшового суглобу береться його ультразвукове зображення RGB 32 bits та перетворюється в зображення 8 біт формату «HSL» - Luminance Plane, яке утворюється з рівня яскравості вхідного зображення. Вхідне зображення позначимо як $\boldsymbol{Iinp}$. Далі відбувається формування маски (ROI) - 1 обраного фрагменту УЗД зображення, яка стосується реперних точок для діагностики стану кульшового суглобу при формуванні кутів за Графом. Це еталонне зображення вибирається експертом в області клубової кістки чи верхньої губи КС і формується «мишкою» координатним пристроєм для керування курсором.

В подальшому робиться операція «Resample an Image» - підвищення вибірки пікселів з розмірів (ROI) еталонного зображення до розмірів вхідного зображення. Пікселі додаються шляхом інтерполяції по вибраному закону

$$Resample\ [\mathbf{Image}\ (\mathrm{etalon})] = \boldsymbol{IeR}\ . \qquad (2.12)$$

Наступна операція визначення міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення. Для цього використовується вдосконалена просторова нормована еквівалентністна функція [26] рис. 2.27д):

$$\boldsymbol{Feq} = min\{max(\boldsymbol{Iinp}, \overline{\boldsymbol{IeR}}), max(\overline{\boldsymbol{Iinp}}, \boldsymbol{IeR})\}, \quad (2.13)$$

де $\overline{\boldsymbol{Iinp}} = \boldsymbol{A} - \boldsymbol{Iinp}$, $\overline{\boldsymbol{IeR}} = \boldsymbol{A} - \boldsymbol{IeR}$;

$\boldsymbol{A}$ – матриця, всі елементи якої мають значення 255;

$\overline{\boldsymbol{Iinp}}$, $\overline{\boldsymbol{IeR}}$ – доповнювальна матриця вхідного зображення та зображення еталона відповідно.

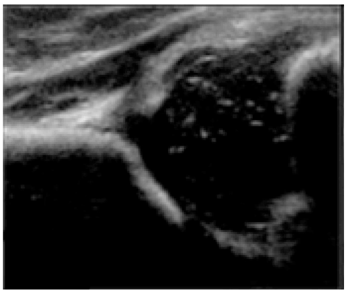
Операція $max(\boldsymbol{Iinp}, \overline{\boldsymbol{IeR}})$ виконує логічну операцію АБО, чи об’єднання, між початковим вхідним зображенням $\boldsymbol{Iinp}$ та зображенням доповнювальної матриці еталона. Це побітова операція. Операція $max(\overline{\boldsymbol{Iinp}}, \boldsymbol{IeR})$ виконує логічну операцію АБО, чи об’єднання, між доповнювальною матрицею початкового вхідного зображення $\overline{\boldsymbol{Iinp}}$ та зображенням матриці еталона. Операція *min* виконує логічну операцію І, чи перетин матриць результатів двох попередніх *max.*

Для нормального сприйняття зображення його нормалізують за формулою

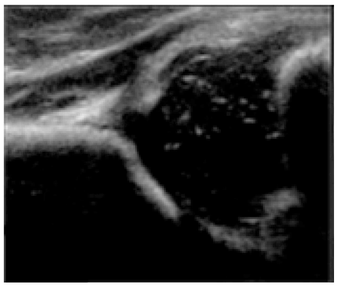
$$f(p, min, max) = \frac{p - min}{max - min} \times 255, \quad (2.13)$$

де f – функція нормалізації, p – значення яскравості конкретного пікселю зображення яке розпізнано функцією еквівалентності, min – мінімальне значення пікселя в данному випадку це яскравість пікселя еталонного зображення, max – максимальне значення пікселя.

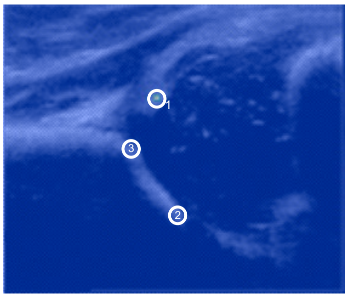
$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{Feq}, \boldsymbol{IeR}, \boldsymbol{A}) = \frac{\boldsymbol{Feq} - \boldsymbol{IeR}}{\boldsymbol{A} - \boldsymbol{IeR}} \times 255\ . \quad (2.14)$$



а) вхідне зображення кульшового суглобу

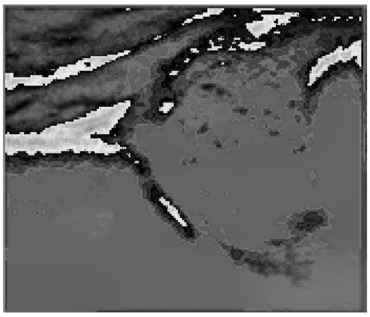


б) зображення 8 біт формату «HSL» - Luminance Plane, із зображення витягує HSL - рівень яскравості 8 bits



в) Формування маски (ROI) - 1 обраного фрагменту УЗД зображення, яка стосується реперних точок для діагностики стану кульшового суглобу при формуванні кутів за Графом.

г) Операція «Resample an Image» - Підвищення вибірки пікселів з розмірів (ROI) до розмірів вхідного зображення, пікселі додаються шляхом інтерполяції по вибраному закону.



д) Визначення міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення.

е) Нормалізація зображення.

Рисунок 2.27 – результати моделювання програми NI Vision Assistant при визначенні міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення.

Операції з матрицями виконуються попіксельно.

Результати моделювання програми NI Vision Assistant [27] при визначенні міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення показано на рис. 2.27.

2.6.1 Експериментальні дослідження визначення геметричних параметрів обєктів на УЗД зображені з використанням фантому

Для підтвердження ефективності роботи запропонованих пристроїв використано фрагмент УЗ-зображення фантома із заданими розмірами. Фантом містить об’єкти які імітують людські органи. Для даного дослідження використано фрагмент зображення фантому CIRS 040GSE, який показано на рис. 2.28.

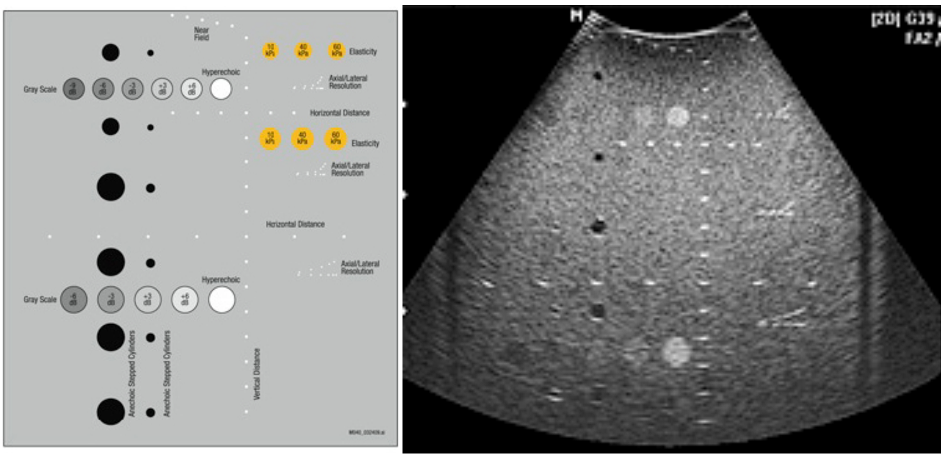
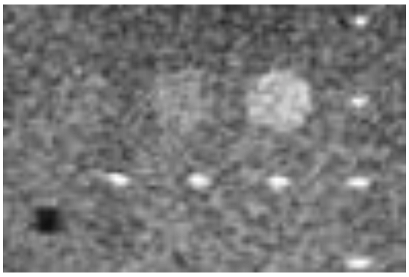


Рисунок 2.28 – Складові фантому CIRS 040GSE та його УЗ-зображення

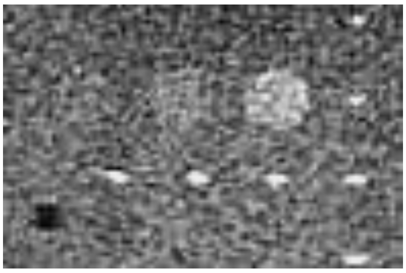
На рис. 2.29 показано фрагменти УЗ-зображення фантому, оброблені відомими та запропонованим методом.

Оцінювання точності визначення розмірів проводилось на прикладі фантому високої ехогенності (круглий об’єкт у центрі зображення). В оригіналі об’єкт має форму витягнутого циліндра встановленого діаметру 8 мм. На УЗ-зображенні масштаб складає 1:2, тому реальний розмір об’єкту на зображенні повинен становити 16 пікселів (див. табл. 2.4).

На рис. 2.30 показано вікно imtool (Image Processing toolbox) для визначення розміру об’єкту.

а) б) в)

г) д) е)

Рисунок 2.29 – Фрагменти УЗ-зображення фантому; а) без попередньої обробки, б) із використанням детектора виділення контуру за методом Cany; в) із використанням детектора виділення контуру за методом Previtt; г) із використанням детектора виділення контуру за методом Convolution Custom; д) із використанням детектора виділення контуру за методом Roberts; е) оброблене запропонованою функцією еквівалентності.

Визначення розмірів проводилось в інтерактивному режимі із використанням стандартних засобів NI Vision Assistant. Оператор, використовуючи маніпулятор «мишу» встановлював дві точки на зображенні там, де на його думку знаходиться контур об’єкту.

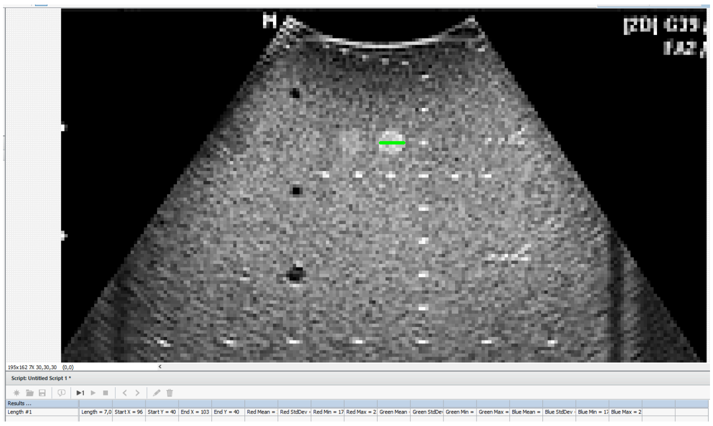


Рисунок 2.30 – Вікно imtool (Image Processing toolbox) для визначення розміру об’єкту

Програма автоматично визначає відстань між точками у пікселах. Результати визначення розмірів еталонного обєкту представлені у табл. 2.4.

Таблиця 2.4 - Визначення розмірів фантому

	Без обробки	Детектор виділен-ня контуру CANY	Детектор виділен-ня контуру Previtt	Детектор виділен-ня контуру Convolution Custom	Детектор виділен-ня контуру Roberts	Оброблено запропонованою функцією еквівалентності
Визначений розмір	14	13	15	13	Об’єкт виділено не коректно	15
Відносна похибка	12,5 %	18,75%	6,25%	18,75%	Наближається до 100%	6,25%

Із представлених результатів видно, що використання модифікації еквівалентністної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом, забезпечує вищу точність визначення геометричних параметрів об’єктів на УЗ-зображенні ніж без використання будь-якої постобробки та з використанням відомих детекторів.

2.7 Висновки до розділу 2

1. Сформульовано вимоги до методів цифрової обробки УЗ-зображення КС. Встановлен, що при недотриманні критеріїв стандартного зрізу і, відповідно, косому напрямку променя по відношенню до тазостегнового суглоба виникають спотворення зображення суглоба і здійснювати його оцінку некоректнощо для автоматизованого або автоматичного визначення геометричних параметрів КС. Крім цього на основі УЗ-зображенні необхідне виконати тряд послідовних операцій, до яких відноситься придушення спекл-шуму, розмежування досліджуваного зображення суглоба і фону, встановлення реперних точок і визначення лінійних і кутових розмірів КС.

2. На основі проведеного аналізу вибраний найбільш класичний метод класифікація ДКС за Графом, який можна використати для комп'ютерного прогнозування розвитку ДКС. Детально розглянутий метод класифікації ДКС за Графом і наведено класифікаці ДКС за Графом по вимірюванню геометрії елементів кульшового суглобу на основі їх візуального спостереження.

3. Запропоновано удосконалений метод класифікації ДКС шляхом її повної автоматизації. Запропонований алгоритм включає такі кроки: введення ультразвукого зображення КС; виконання фільтрації зображення; перевірка та відбраковка ультразвукових зображень кульшового суглобу при відхиленні сенсора УЗД від стандартного положення тіла дитини; формування та ідентифікація кутів в корональній площині КС; розрахунок кутових показників; класифікація ДКС за результатами, отриманих кутових показників.

4. Для виконаня фільтрації вибрано процедури морфологічних перетворень з додаванням процедури відкритої ерозії відтінків сірого та

закриття градації сірого з подальшою ерозією у відтінках сірого, що дало змогу отримати більш високі показники кількісної оцінки якості фільтрації (показники PSNR та MSE, √MSE на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими).

5. За допомогою моделювання в пакеті NI Vision Assistant підтверджено придатність запропонованої фільтрації для дослідження УЗД зображень КС. Для розмиття та генерації шуму використано стандартні функції набору інструментів Image Processing toolbox середовища MATLAB. При порівнянні кількісної оцінки якості фільтрів зроблено висновок, що фільтрація на основі морфологічних операцій за показниками PSNR та MSE, √MSE показує результати на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими, а також дає змогу отримати більш інформативне зображення.

6. Запропоновано модифікацію еквівалентністної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом. Побудовано алгоритм та наведені результати моделювання програми NI Vision Assistant при визначенні міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення.

7. Показано, що використання модифікації еквівалентністної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом, забезпечує вищу точність визначення геометричних параметрів об’єктів на УЗ-зображенні, ніж без використання будь-якої постобробки та з використанням відомих детекторів (відносна похибка становить 6,25%).

Основні наукові результати розділу опубліковані у працях [33, 34,49].

РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ВИКОНАННЯ КЛАСИФІКАЦІЇ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ КУЛЬШОВОГО СУГЛОБА

Математичні моделі та методи, що покращують зображення КС, а також комплексного розпізнавання положення кульшового суглобу, придатного для подальшого дослідження КС дають можливість візуалізувати анатомічні орієнтири суглоба і таким чином забезпечсити підвищення точності визначення кутових показників на ультразвуковому зображенні.

3.1 Розробка алгоритму комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу

В роботі запропоновано алгоритми комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень кульшового суглоба з використанням класифікації за Графом. Алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень кульшового суглобу з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні показаний на рис. 3.1.

Для тестування взято зображення типу IIa (+) з табл. 2.1.

Для оцінки геометричних параметрів кульшового суглобу використано, як інструмент, пакет NI Vision Assistant [10]. Функціонал пакета дозволяє легко створити власні процедури для захоплення, фільтрації, виділення контурів об’єктів на зображенні, аналізу та редагування зображень, зміни налаштувань зображень, які обробляються. Ці процедури можна імпортувати до Labview для більш широкої функціональної обробки зображень. Візуалізація та простота використання є головною перевагою такого підходу, оскільки результат застосування функцій можна візуалізувати.

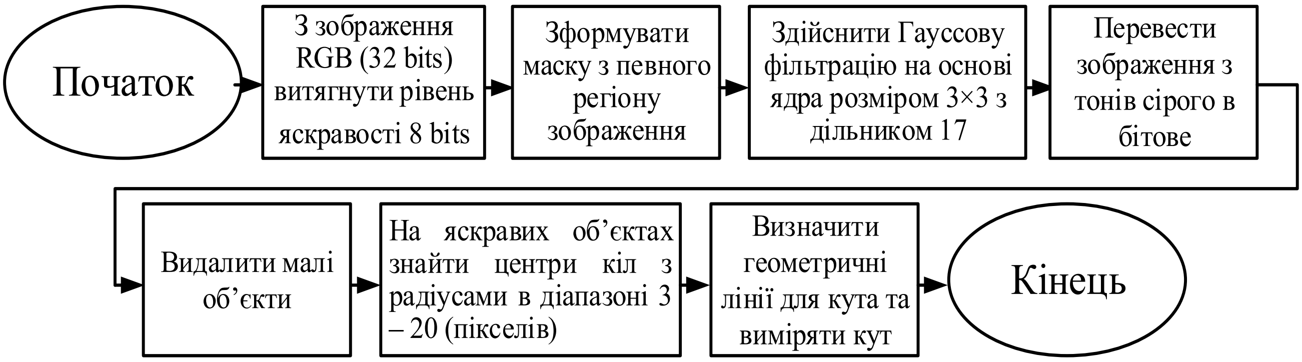


Рисунок 3.1 – Алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні

Для визначення геометричних параметрів кульшового суглобу (кутів) з використанням класифікації за Графом, необхідно визначити краєві лінії, які формують кути. Але перед цим необхідна попередня обробка зображення. Вхідне ультразвукове зображення кульшового суглобу з розширенням .jpg, (32 біта) - 533×444 перетворюється в зображення 8 біт формату «HSL» - Luminance Plane, яке утворюється з рівня яскравості вхідного зображення. Далі відбувається обробка та аналіз зображення за допомогою використання операцій описаних нижче. Щоб зосередити обробку та аналіз на вибраному регіоні зображення використовують операцію маски зображення. Для розмивання зображення використовують операцію фільтрування за Гаусом. Завдяки даному фільтру зменшується з відстанню вплив пікселів один на одного. Ядро фільтра виражається формулою 3.1:

$$F_{gauss}(i,j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} exp\left(-\frac{i^2+j^2}{2\sigma^2}\right), \qquad (3.1)$$

де i, j - координати пікселя зображення; σ - шум, що знаходиться на оригінальному зображенні.

Фільтр Гаусса розмиває шум, але змістовні контури зображення розмиваються дуже незначно. Наприклад, якщо на оригінальному зображенні потрібно розмити дрібні деталі, які можна не відділяти від фону, а великі об'єкти, що цікавлять нас, будемо виділяти в подальшому за допомогою бинаризации. Гауссова фільтрація на основі ядра розміром 3×3 з дільником 17 послаблює коливання інтенсивності світла в околицях пікселя та розмиває зображення. Для ігнорування фонового шуму використовувався інструмент «Threshold a Grayscale Image» - поріг для пошуку світлих об'єктів. На цьому кроці алгоритм вибирає діапазони значень пікселів зображень у масштабах сірого з параметрами (Manual Threshold: Bright Object)). Застосовується поріг до зображення на основі введених мінімальних та максимальних порогових значень. Усі пікселі, які не містяться між мінімальними та максимальними значеннями, встановлюються в 0. Усі пікселі, які потрапляють у діапазон, замінюються на 1 згідно

$$g = T(f) = \frac{1}{1+(m/f)^E} \quad , \qquad (3.2)$$

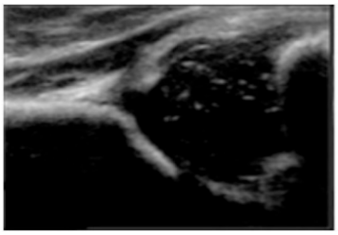
де f - це яскравість вхідного зображення, g - відповідна яскравість вихідного зображення, а параметр E контролює нахил кривої, m – величина порогу.

Для видалення дрібних частинок із зображення виконано операцію високого рівня «ерозія» над частинками у бінарних зображеннях «Advanced Morphological» з кількістю ітерацій – 3 (3.3) (рис. 3.4е)).

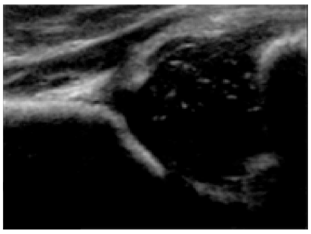
$$erosion(I)=I \ominus M=\cap\, a_{\in M}\, I_{-a}\,, \qquad (3.3)$$

де I - зображення, а M - структурний елемент (маска), ерозія (оператор ⊖). I_a вказує на основну операцію зсуву в напрямку елемента *a* з M. I_{-a} вказує на операцію зворотного зсуву.

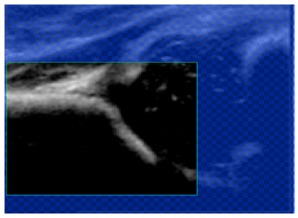
На рис. 3.2 показано покрокове перетворення ультразвукових зображень КС згідно запропонованого алгоритму діагностики 2D ультразвукових зображень ДКС з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні.



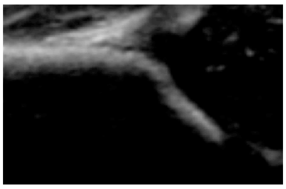
а) Вхідне ультразвукове зображення кульшового суглобу RGB (32 bits) 533×444



б) Color Plan Extraction: Витягує план кольору (із зображення витягує HSL - рівень яскравості 8 bits)



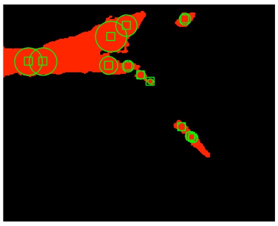
в) Формування маски з певного регіону зображення



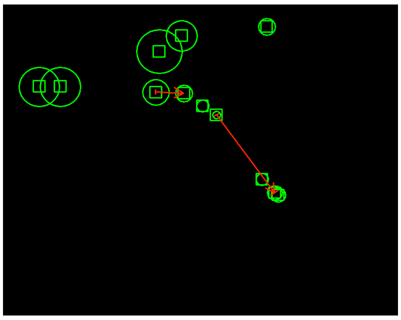
г) Гауссова фільтрація на основі ядра розміром 3×3 з дільником 17

д)Поріг зображення. Використаний інструмент «Threshold a Grayscale Image» з параметрами (Manual Threshold: Bright Object)

е) Операція «Advanced Morphological» (Remove small objects) видалення малих об’єктів - з кількістю ітерацій –3



ж) Інструмент «Circle Detection» знаходження центрів кіл з радіусами в діапазоні 3 – 20 (пікселів)



з) Інструмент «Caliper Tool»

Рисунок 3.2 – Покрокове перетворення ультразвукових зображень КС згідно запропонованого алгоритму діагностики 2D ультразвукових зображень ДКС з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні

На подальших кроках алгоритму необхідно визначити краєві лінії, які формують кути. Для цього необхідно знайти маркери цих ліній на фрагменті ультразвукового зображення кульшового суглобу. Знайдем центри кіл у зображенні світлих фрагментів клубової кістки кульшового суглобу. Інструмент «Circle Detection» дозволяє знаходити центри кіл з радіусами в діапазоні 3 – 20 (пікселів) та відображає результати для всіх кіл, виявлених на зображенні. Кола, радіус яких не входить в цей діапазон ігноруються (рис. 3.2 ж). Закінчує алгоритм процедура Caliper, яка вимірює кути на основі геометричних міток (маркерів) отриманих від попередніх процедур обробки зображення (рис. 3.2 з).

На рис. 3.3 показано результат постобробки ультразвукового зображення кульшового суглобу.

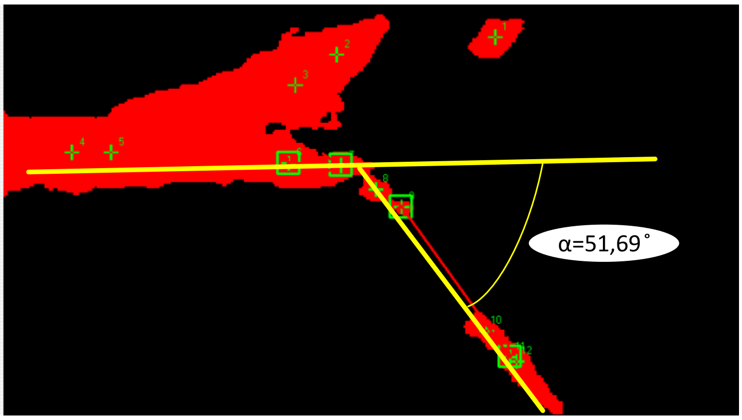


Рисунок 3.3 - Вимірювання α -кута кульшового суглобу при оцінці ДКС на 2D ультразвукових зображеннях, змодельованих в NI Vision Assistant LabVIEW

В ньому відмічено геометричні мітки (маркери) через які автоматично інструментами NI Vision Assistant LabVIEW проводяться лінії. Лінії формують α -кут, який є виміром кісткового даху вертлюжної западини кульшового суглобу, α = 51,69˚.

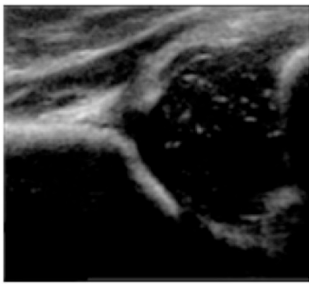
3.2 Розробка алгоритму комп'ютерної дослідження 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням виділення контуру «Find Straight Edge»

В роботі розроблено алгоритм комп'ютерного дослідження 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням виділення контуру «Find Straight Edge» , який показано на рис. 3.4.

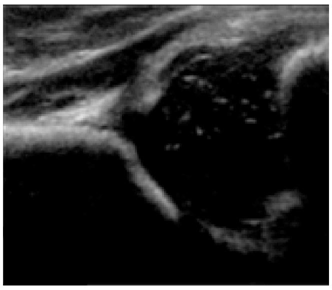
Рисунок 3.4 – Алгоритм комп'ютерної дослідження 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge»

На рис. 3.5 показано покрокове перетворення ультразвукових зображень КС згідно запропонованого алгоритму діагностики 2D ультразвукових зображень ДКС з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge» .

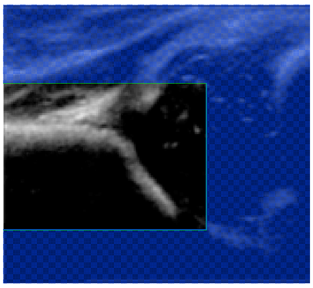
В цьому алгоритму операції рис. 3.5 (а,б,в,г.) співпадають з першим алгоритмом, тому ми описувати їх не будемо. Наступний крок алгоритму операція «Gray Morphology» впливає на структуру об'єктів у зображеннях в відтінках сірого. В алгоритмі використано операцію ерозії зображення в відтінках сірого. Ерозія зменшує яскравість пікселів, які оточені сусідами з меншою інтенсивністю (рис.3.5д).



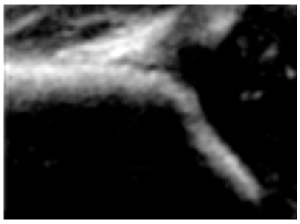
а) Вхідне ультразвукове зображення кульшового суглобу RGB (32 bits) 533×444



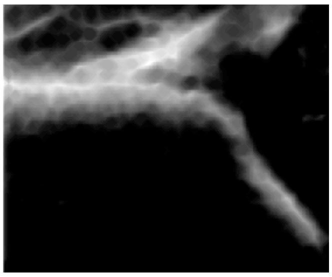
б) Color Plan Extraction: Витягує план кольору (із зображення витягує HSL - рівень яскравості 8 bits)



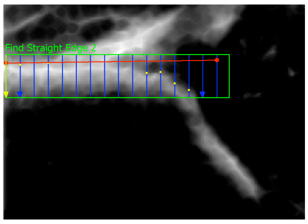
в) Формування маски з певного регіону зображення



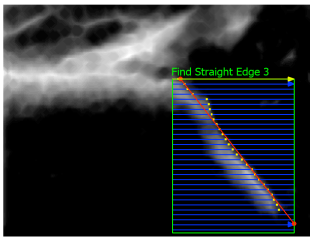
г) Гауссова фільтрація на основі ядра розміром 3×3 з дільником 13



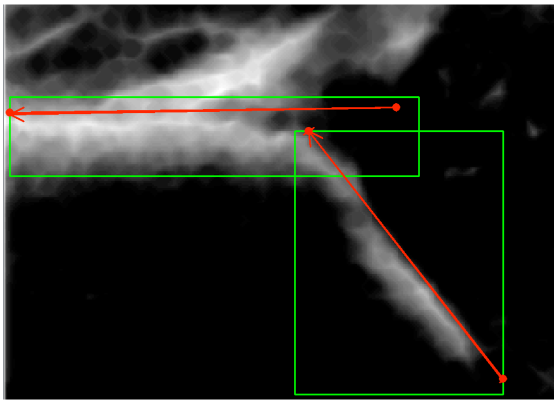
д) Операція Ерозія в «Gray Morphology» з кількістю операцій 3



е) Операція «Edge Detector»: Виділення контуру - по горизонталі.



ж) Операція «Edge Detector»: Виділення контуру - виявлення точок на цифровому зображенні, в яких яскравість зображення різко змінюється по вертикалі.



з) Інструмент «Caliper Tool» Вимірювання кута.

Рисунок 3.5 – покрокове перетворення ультразвукових зображень КС згідно запропонованого алгоритму діагностики 2D ультразвукових зображень ДКС з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge»

Наступна операція виділення контуру перепада яскравості на світлих фрагментах клубової кістки кульшового суглобу використовує алгоритм Find Straight Edge [51], який представлений в NI Vision Assistant LabVIEW. Основним завданням алгоритму Find Straight Edge є пошук точок перепаду яскравості об'єкта на зображенні в двовимірній області зображення, яка була виділена раніше. У виділеній області пошукового регіону організовано ряд пошукових ліній, уздовж яких алгоритм визначає різкі переходи інтенсивності пікселів. Різкий перехід зазвичай характеризує край об'єкта на зображенні. По краю області перепаду яскравості об'єкта на зображенні ставляться крапки, які і відповідають прямій лінії визначення контуру, що проходить через окремі граничні точки кожного рядка пошукових ліній (рис. 3.6). Дві процедури Edge Detector обробляють виділення контуру по горизонталі та вертикалі (рис. 3.5е,ж). Процедура Caliper – вимірює кути на основі геометричних міток отриманих від попередніх процедур обробки зображення (рис. 3.5з).

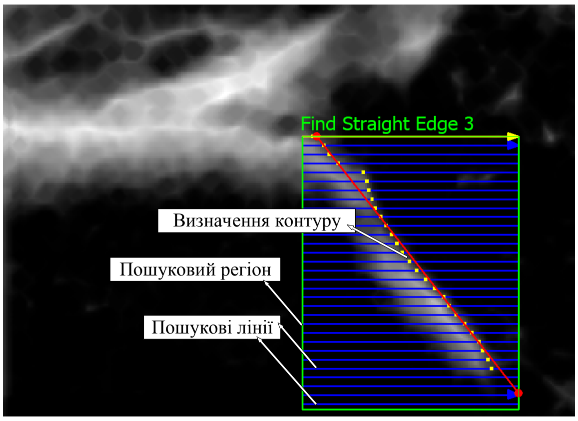


Рисунок 3.6 – Виділення контуру краю зображення клубової кістки та хряща вертлюжної западини по вертикалі алгоритмом Find Straight Edge

Інтерфейс роботи алгоритму для вимірювання α -кута, який є виміром кісткового даху вертлюжної западини кульшового суглобу, змодельованого з використанням алгоритму Find Straight Edge, показаний на рис. 3.7. Кут для цього дослідження становить α = 53,04˚, що відповідає реальному значенню.

Це означає, що при такому підході можна зменшити значення абсолютної похибки вимірювання кутів з $\pm 3{,}5^{\circ}$ до $\pm 2^{\circ}$, що дає змогу з більш високою достовірністю виконувати класифікацію КС за Графом.

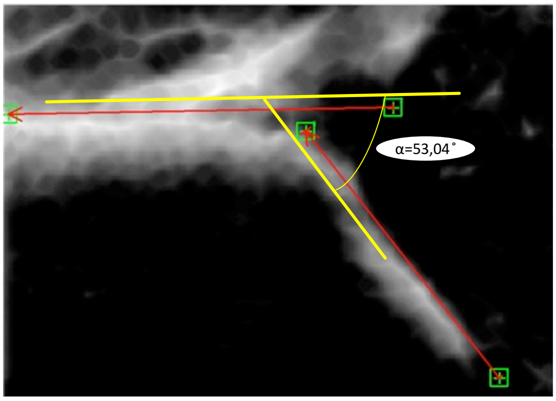


Рисунок 3.7 - Інтерфейс роботи алгоритму з використанням алгоритму виділення контуру «Find Straight Edge» для вимірювання α –кута

Графічне представлення контрастності ребра вздовж зазначеного рядка лінії пошуку показано в таблиці Edge Points Found – знайдених краєвих точках. Жовта лінія вказує місце розташування знайденого ребра. Індекс рядка пошуку відповідає строчці в таблиці показників крайових точок в області пошуку (рис. 3.8).

Наступна інформація відображається для кожного краю області пошуку:

Strenght - сила контуру. Значення знаходяться в діапазоні від 0 до 1000. Чим більші значення тим краще визначається контур. Параметри таблиці, в якій зведена інформація крайових точок представлена як:

STR - відношення сигналу до порогу для краю контуру, виражене в децибелах.

TNR - відношення порога до шуму для краю контуру, виражене в децибелах.

SNR - відношення сигнал / шум для краю контуру, виражене в децибелах.

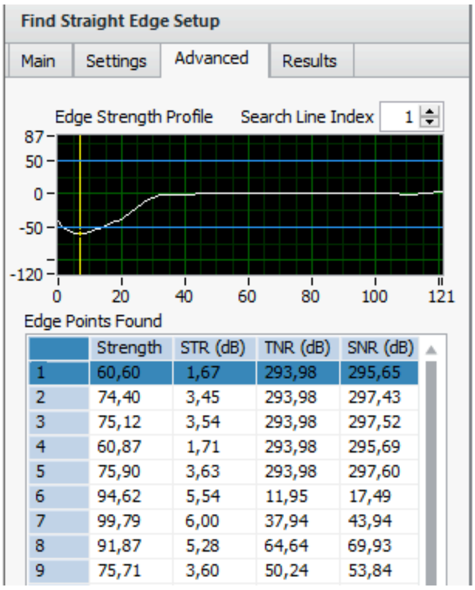


Рисунок 3.8 – Інформація крайових точок, знайдених уздовж всіх рядків ліній пошуку в області пошуку

3.3 Узагальнена структура програмного забезпечення для класифікації ультразвукових зображень за типом ДКС за Графом

Узагальнену структура програмного забезпечення класифікації зображень ДКС за Графом [72], та ультразвукових зображень кульшового суглоба при відхиленні датчика від стандартного перпендикулярного до шкіри положення, наведено на рис. 3.9.

Система класифікації ультразвукових зображень типу дисплазії кульшового суглобу складається з двох базових компонентів: полу автоматичного та автоматичного блоків. Вхідними даними для автоматичного блоку є ультразвукові зображення кульшового суглобу, що надходять від системи УЗД у відповідному форматі. Фото досліджуваних зразків формують стек RGB зображень з однаковою роздільною здатністю. Зображення зберігаються в окремій директорії та кодуються номером медичної картки пацієнта та датою створення зображень. Перевагою використання ЗНМ є відсутність попереднього оброблення зображень, однак особливості навчання та роботи нейронних мереж потребують значних часових затрат.

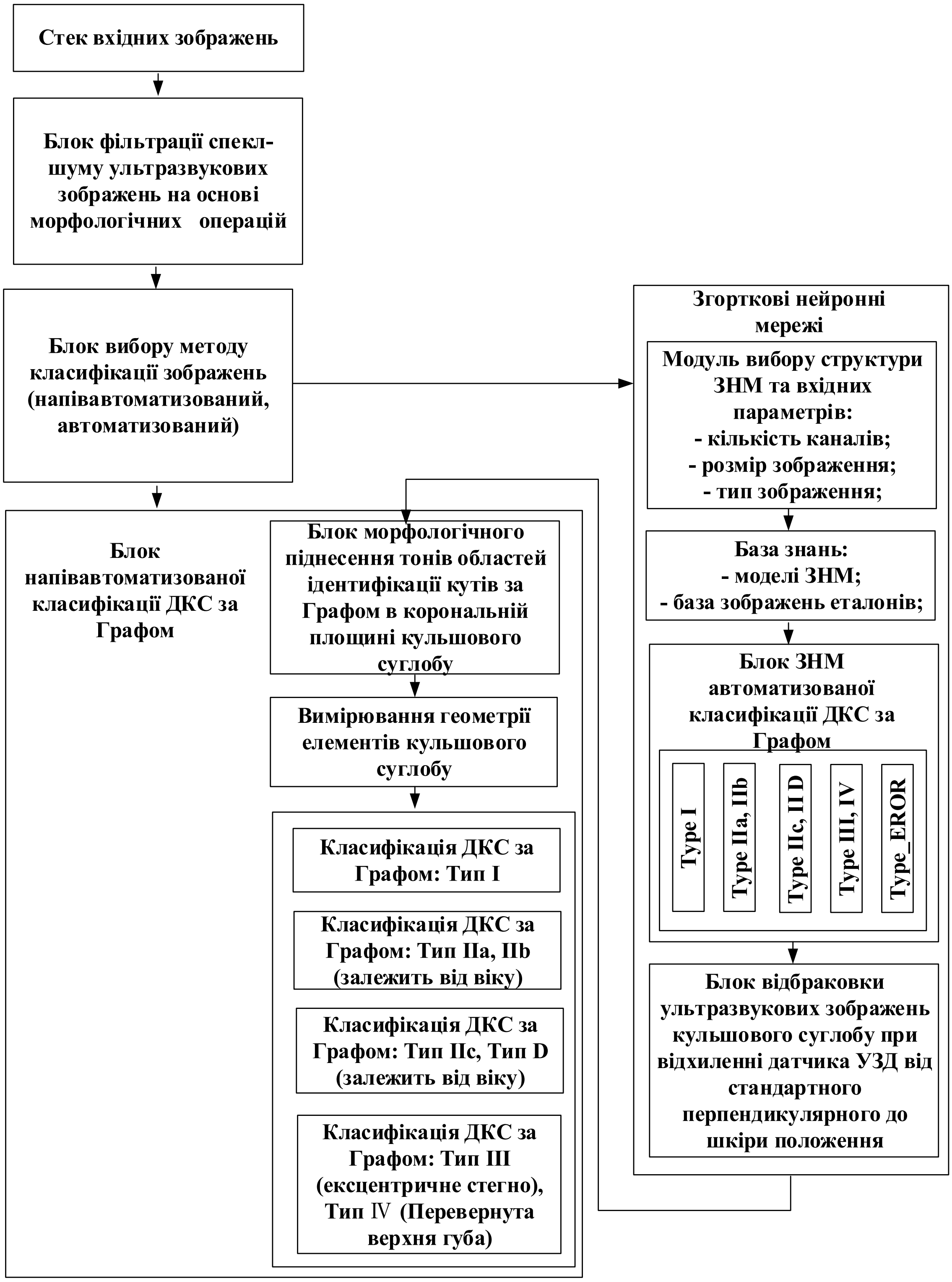


Рисунок 3.9 – Узагальнена структура програмного забезпечення класифікації ультразвукових зображень за типом ДКС за Графом

Узагальнена структура програмного забезпечення класифікації ультразвукових зображень типу дисплазії кульшового суглобу має виконати такі дії:

1. Завантаження стеку вхідних зображень;
2. Фільтрація спекл-шуму ультразвукових зображень на основі морфологічних операцій. Для фільтрації використано процедури морфологічних перетворень;
3. Вибір методу класифікації зображень (напівавтоматизований, автоматизований);
4. Згорткові нейронні мережі;

4.1 Вибір структури ЗНМ та вхідних параметрів: виділення параметрів вхідного зображення; оцінка зображення по таким характеристикам як середній рівень гістограми, середні значення червоного, зеленого та синього каналів, розмір зображення; формат зображення;

4.2 Застосування обраної структури ЗНМ до зображень та вивід результату із вказанням відсоткового співвідношення. Правила застосування структур ЗНМ зберігаються у базі знань;

4.2 Створення бази знань:

- моделі ЗНМ;
- база зображень еталонів;

4.3 Навчання ЗНМ з використанням бази зображень еталонів ДКС класифікованих за Графом: Type I; Type IIa, IIb; Type IIc, II D; Type III, IV; Type_EROR.

5. Напівавтоматизована класифікація ДКС за Графом.

5.1 Морфологічне піднесення тонів областей зображення кульшового суглобу для ідентифікації кутів за Графом в корональній площині КС.

5.2 Вимірювання геометрії елементів кульшового суглобу за допомогою комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням операції визначення центрів кіл на бінарному зображенні, та з використанням алгоритму виділення контуру.

5.3 Візуальна класифікація ДКС по кутам за Графом.

6. Виведення результатів.

3.4 Висновки до розділу 3

1. На основі запропонованих методів розроблено алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні. Для тестування обрано ультразвукове зображення дисплазії кульшового суглобу типу 2a+ за Графом. Для комп'ютерної оцінки геометричних параметрів кульшового суглобу використано, як засіб пакет NI Vision Assistant.

2. На основі запропоновано алгоритма проведено експериментальні дослідження 2D ультразвукових зображень ДКС шляхом покрокового перетворення з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge» .

3. Показано, що в ручному варіанті вимірювання кут $\alpha = 55^{\circ}$, алгоритм з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні дає показники $\alpha = 51{,}69^{\circ}$, а з використанням алгоритму виділення конту дає показники $\alpha = 53{,}04^{\circ}$. Тобто другий алгоритм більш точніше вимірює α – кут і відповідно діагностує дисплазію кульшового суглобу з більш високою достовірністю.

4. Запропоновано узагальнену структуру програмного забезпечення для класифікації УЗ за типом ДКС за Графом, яка включає блок загорткових нейронних мереж, блок попередньої обробки виділеного зображення КС, блоки виконання геометричних вимірювань та класифікації ДКС за графом.

Основні наукові результати розділу опубліковані у працях [55,72].

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ЗАСОБУ КЛАСИФІКАЦІЇ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ СТАНУ КУЛЬШОВОГО СУГЛОБУ ТА ЙОГО ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

На основі запропонованого методу автоматичного оцінювання стану КС за класифікацією Графа необхідно на основі розглянутих в другому та третьому розділі методів та алгоритмів покращення ультразвукового зображення та визначення основних ознах на зображенні КС необхідно розробити апаратно-програмний засіб стану кульшового суглобу за класифікацією Графа.

4.1 Апаратно-програмний засіб класифікації ультразвукових зображень стану КС

Задача класифікації КС полягає в розбитті множини ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу на класи, всередині кожного з яких вони вважаються подібними один на одного, та мають однакові властивості й ознаки.

Структурна схема апаратно-програмного засобу класифікації ультразвукових зображень ДКС складається з системи УЗД та комп’ютерної системи представленної на рис.4.1. Ультразвукові зображення КС з УЗД пристрою в визначеному форматі подаються на комп’ютерну систему. Оскільки в реальному режимі часу подається масив зображень, то для прискорення обробки та класифікації зображень по типам ДКС використовується GPU відеокарта з CUDA технологією та блоки фільтрації спекл шуму, напівавтоматизованної класифікації ДКС за Графом, та ЗНМ[66-75].

В основі архітектури CUDA лежить масштабований масив потокових мультипроцессоров (Streaming Multiprocessors, далі SM). Такий мультипроцессор здатний обробляти паралельно сотні ниток. Для управління роботою такого масиву потоків була розроблена унікальна архітектура - Single-Instruction, Multiple-Thread.

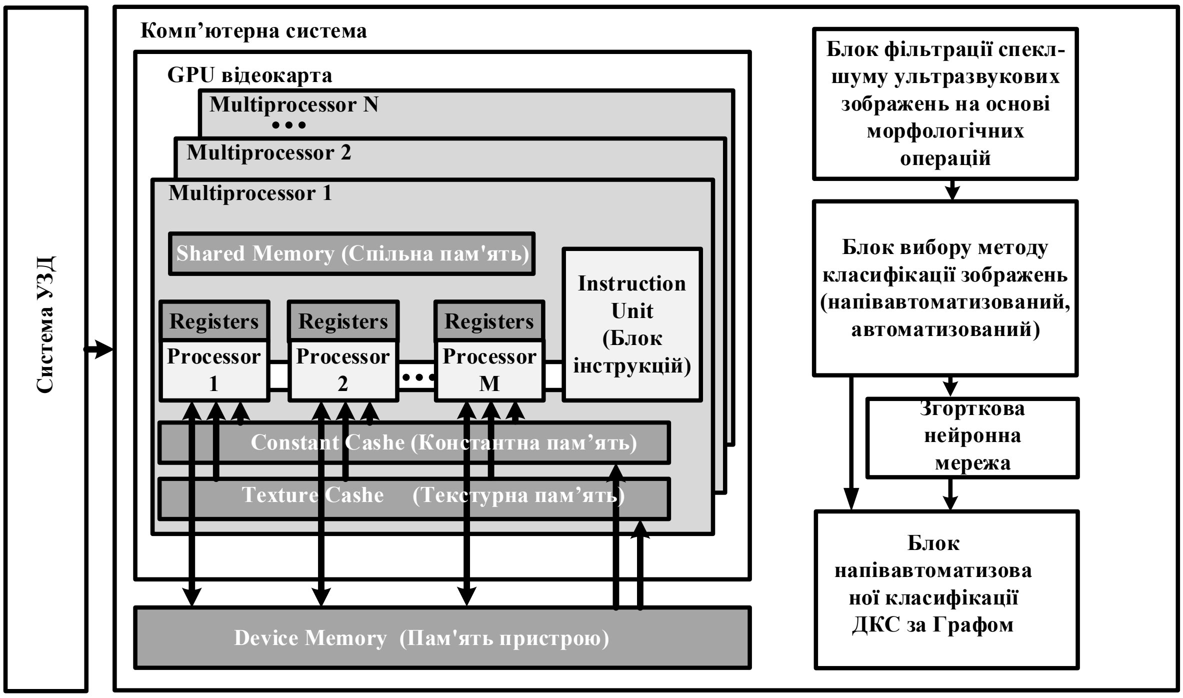


Рисунок 4.1 – Структурна схема апаратно-програмного засобу класифікації УЗ ДКС

SIMT - це підхід до паралельних обчислень при якому кілька потоків виконують одні й ті ж операції на різних даних. Технологія CUDA будується на принципі роботи: GPU або по-іншому device - пристрій є масивно-паралельних співпроцесорів для CPU або host, де виконується послідовний код. Паралельний код, застосовуваний для паралельних обчислень проводиться на GPU кілька разів на декількох паралельних нитках, а функції, які працюють паралельно на всіх нитках графічного процесора є ядрами kernel. Такі функції є розширеними функціями мови C.

За принципом технології CUDA CPU і GPU взаємодіють для забезпечення роботи ядра, що включає в себе також створення і припинення робочого циклу ядра[72-75].

Існує три поняття, які лежать в основі ідеї розширення мови С для його застосування, та втілення в технологію CUDA: поділ пам'яті, бар'єрна синхронізація, ієрархія груп ниток

Відповідно до даних понять вибудовується така структура роботи ниток: Верхній рівень grid або сітка - це масив блоків blocks, який може бути, як одновимірним, так і двовимірним. Серед відмінних рис сітки є її непередбачуваність черговості запуску блоків і відсутність загальної пам'яті між блоками. Сітка відповідає всім ниткам, які виконують ці функції (ядро). Кожен блок на даному верхньому рівні являє собою масив ниток, який також може бути одновимірним, двовимірним або тривимірним. Ниток в складі блоку може бути до 512. Блоки в сітці є пропорційними і мають свої адреси, індекси. Нитка всередині блоків також має свій індекс. Процеси, об'єднані в блоки, мають всередині загальний обсяг пам'яті shared memory і синхронне виконання. Таким чином, нитки, виконують якусь певну задачу організувавшись в визначену структуру. Для виконання програми кожному блоку даних відповідає один мультипроцессор, де блок функціонує окремо від інших блоків. Нитки в рамках блоку можуть використовуватися на одному мультипроцесорі одночасно, також можливе використання на одному мультипроцесорі декількох окремих блоків. Така обробка даних на мультипроцесорі є послідовною, блоки на ньому обробляються по черзі. Залежно від використовуваної системи і її ресурсів виконання роботи блоків може відбуватися по-різному, наприклад, в довільному порядку, а також може виконуватися послідовно або одночасно. Масштабованість системи відбувається завдяки комунікативним обмеженням між нитками, які побудовані шляхом організації різних видів пам'яті і відповідними їм рівнями доступу. У кожної нитки є свій особистий обсяг пам'яті, так звана локальна пам'ять local memory. Сполучення між нитками в рамках одного блоку відбувається завдяки роздільної пам'яті shared memory, де повідомлення проходить з досить низькою затримкою. Global memory - глобальна загальна пам'ять, є об'ємною ділянкою пам'яті і передає інформацію з високою затримкою. Проте глобальна пам'ять доступна з CPU і є по суті єдиними каналом сполучення між GPU і CPU. Існує також два додаткових виду пам'яті - текстурная пам'ять і константная пам'ять. Вони доступні для всіх ниток програми, але відкриті лише для читання. Також вони є оптимізованими для деяких окремих форматів пам'яті, які володіють своєю специфікою[70-75].

Для класифікації ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу використовують як інструмент згорткові нейронні мережі ЗНМ, які дозволяють порівнювати базу еталонів з вхідним зображенням і здійснювати класифікацію їх на основі спільних ознак.

При цьому рішення здійснюється на основі аналізу значень атрибутів (ознак) [1]. У машинному навчанні завдання класифікації відноситься до розділу навчання з учителем. Виділяють такі види класів при класифікації [35]:

- двокласова;
- багатокласова класифікація;
- класи, що перетинаються;
- класи, що не перетинаються;
- нечіткі класи.

У теорії нейронних мереж, щоб перевірити здатність моделі до узагальнення, всю вибірку поділяють на дві множини [55]: 1) навчальна; 2) тестова.

4.2 Структурна деталізація та шляхи реконструкції схем ЗНМ для завдань класифікації УЗ ДКС

ЗНМ складається з декількох шарів, таких як згорткові шари (Convolution), шари активації (ReLU), шари максимум об'єднання або шари середнього об'єднання (Pooling), та повнозв'язані шари (FC), які описані вище.

Структурна деталізація схеми ЗНМ для завдань класифікації УЗ ДКС показано на рис. 4.2[80].

Архітектура ЗНМ може змінюватись залежно від типів та кількості шарів, що входять. Типи та кількість включених шарів залежить від конкретного застосування чи даних. Наприклад, якщо ставиться завдання категоричної відповіді на розпізнавання, ви повинні мати класифікаційну функцію та рівень класифікації, тоді як якщо відповідь має бути безперервною (аналіз безперервних даних), необхідно мати сублок рівня регресії в кінці мережі.

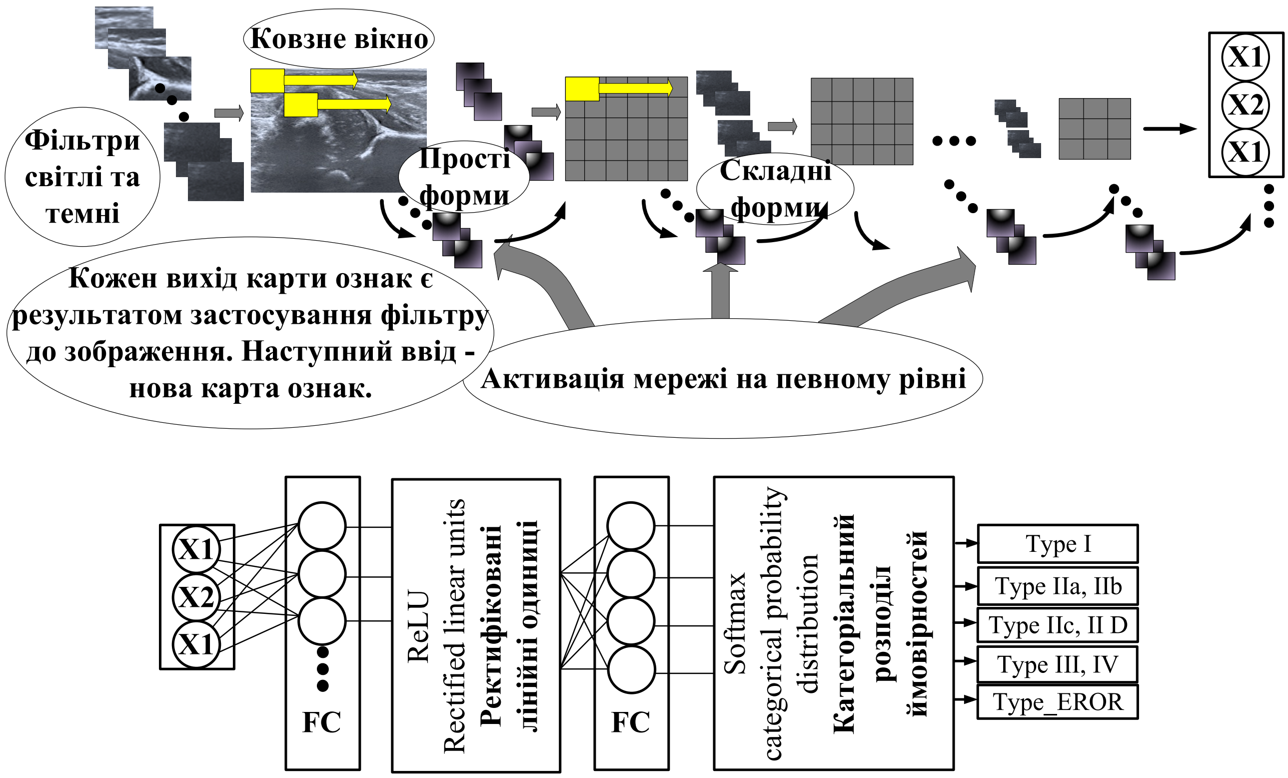


Рисунок 4.2 – Деталізація структури ЗНМ

З’єднання шарів у згортковій нейронній мережі в MATLAB® здійснюється таким чином:

```
layers = [imageInputLayer([210 300 1])
    convolution2dLayer(5,20)
    reluLayer
    maxPooling2dLayer(2,'Stride',2)
```

```
fullyConnectedLayer(10)
softmaxLayer
classificationLayer];
```

Визначивши шари ЗНМ, необхідно вказати варіанти навчання за допомогою функції trainingOptions. Наприклад,

```
options = trainingOptions('sgdm');
```

Потім ЗНМ тренують на навчальній вибірці за допомогою функції trainNetwork. Дані, шари та варіанти тренінгу стають вхідними даними для тренувальної функції. Наприклад,

```
convnet = trainNetwork(data,layers,options);
```

4.2.1 Тонке налаштування ЗНМ GoogLeNet для класифікації зображень ДКС

GoogLeNet є згорточною нейтронною мережу, яка не тільки показує високу точність, але і потребує порівняно не великі обчислювальні потужності ПК [26]. Нейромережа обрана для задачі визначення аномалій на рентгенограмах грудної клітки, так як вона не тільки є переможцем ImageNet Recognition Challenge, але також мережа добре себе показала в рамках завдання розпізнавання раку молочної залози на рентгенограмах грудної клітини, що показує її ефективність при роботі саме з медичними зображеннями [77]. У даній архітектурі використовуються так звані inception блоки. Приклад такого блоку показаний на малюнку 8 (рис. 4.3).

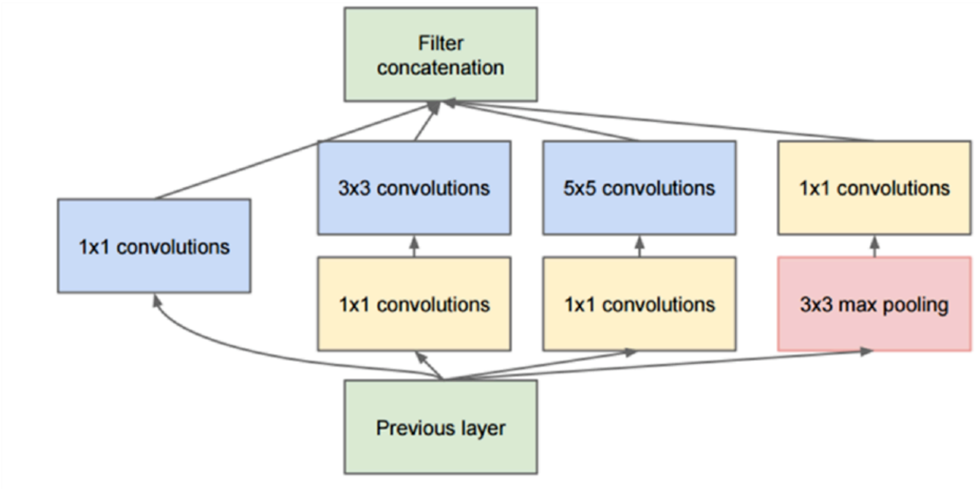


Рисунок 4.3 - Inception блок у нейронній мережі GoogLeNet

Важливо відзначити, що така мережа збільшується не тільки в глибину, але і в ширину, шляхом паралельного використання згорток різного масштабу. У кожному блоці є є шари згортки з ядром різного розміру, щоб розпізнавати ознаки різного масштабу. Також в даній моделі активно використовуються згортки 1 × 1, щоб зменшувати розмірність тензорів, які будуть подаватися на вхід наступного шару. Для того щоб не втратити інформацію, отриману в попередньому шарі також застосовується субдискретизуючий шар. Після нього застосовується згорточний шар з ядром згортки 1 × 1, в даному випадку для того, щоб вирівняти розмірність тензорів на виході після кожного паралельного шару. Потім відбувається конкатенація карт ознак, отриманих на кожному паралельному шарі. Загалом мережа використовує послідовно дев'ять таких блоків.

В цій ЗНМ була використана передача навчання (transfer learning) [83], тобто цей підхід передбачає використання ЗНМ GoogLeNet, яка навчена на одних даних, в подальшому було здійснено переналаштування мережі для вирішення завдань класифікації ультразвукових зображень ДКС. При цьому була застосована тонке налаштування мережі та донавчання на даних бази 97 еталонів ультразвукових зображень ДКС. Тип зображення RGB 32 bit, 210×300 Pixels.

ЗНМ GoogLeNet має структуру представлену на рис. 4.4. В ЗНМ знаходиться 144 шари.

В Додатку В показано структурну схему ЗНМ GoogLeNet (вхідні та вихідні шари) та її тонке налаштування для класифікації зображень ДКС. На них можна проглянути структуру та налаштування Convolution, ReLU, MaxPooling, та Inception блоків.

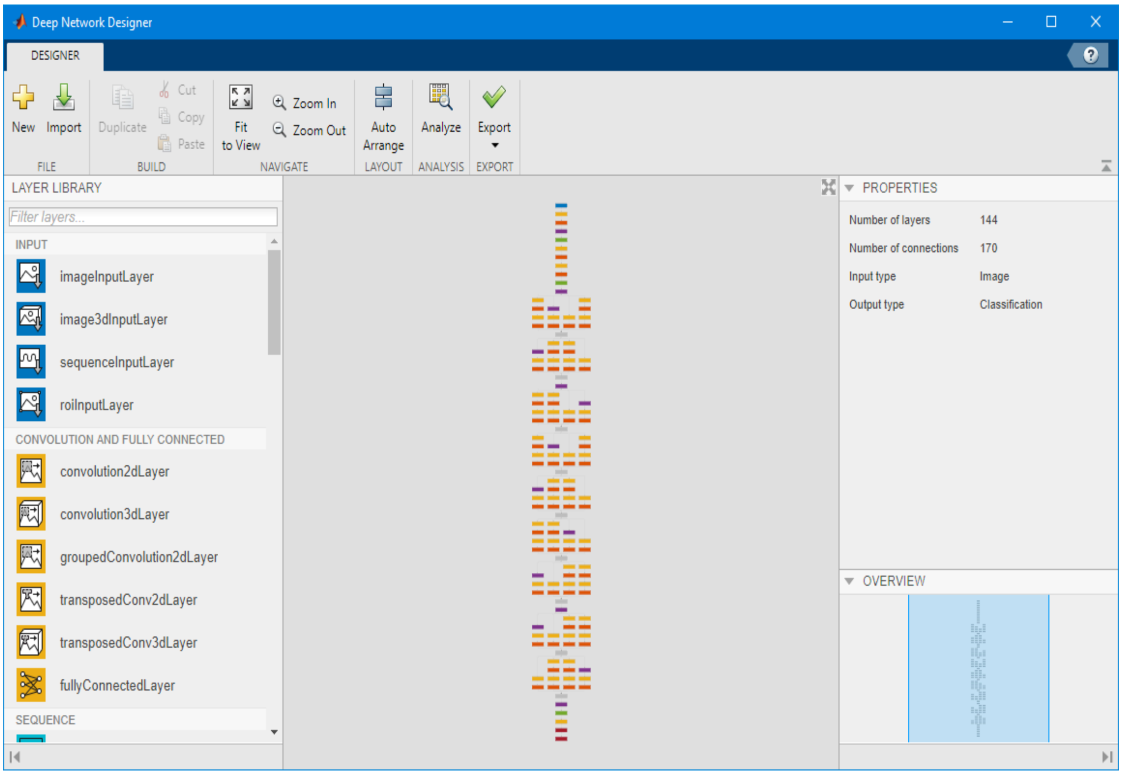


Рисунок 4.4 – Структура ЗНМ GoogLeNet

На рис. 4.5 показано результат тонкого налаштування нижніх шарів структури ЗНМ GoogLeNet, де виділено відповідно 5 класів (типів ДКС за Графом).

Час навчання нейронної мережі в більшій мірі залежить від кількості класів на які поділені зображення, ніж від кількості самих зображень. На швидкість навчання впливає багато факторів, одним з них є величина норми навчання, що впливає на перерахунок вагових коефіцієнтів нейронів. Чим більша ця норма (гіперпараметр LR), тим швидше мережа буде навчатися, чим менша – тим повільніше. Якщо задати норму навчання дуже великою або, навпаки, дуже малою, то правильність результатів може суттєво знизитися. Зазвичай, норму навчання приймають в межах від *0.01* до *0.000001*.

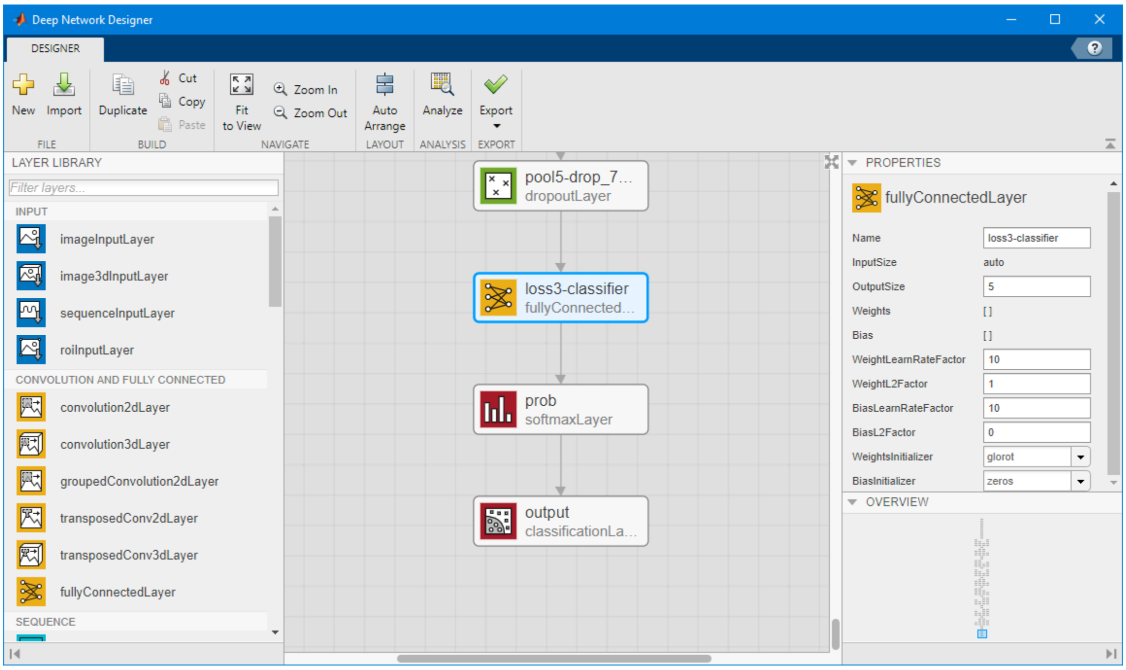


Рисунок 4.5 – Фрагменти нижніх шарів структури ЗНМ GoogLeNet і результати тонкого налаштування

Фактор темпу навчання для ваг (WeightLearnRateFactor), задаєтьс як невід'ємні скаляр в межах 1-10.

Фактор регуляризації L2 (WeightL2Factor) для ваг, заданих як невід'ємні скаляр в межах одиниць.

Параметри ЗНМ GoogLeNet вибрані таким чином:

- WeightLearnRateFactor (рівний 10) - Фактор темпу навчання для ваг, заданий як невід'ємні скаляр. Програмне забезпечення множить цей фактор на глобальний темп навчання, щоб визначити темп навчання для ваг в цьому шарі.

- WeightL2Factor (рівний 1) - Фактор регуляризації L2 для ваг, заданих як невід'ємні скаляр. Програмне забезпечення множить цей фактор на глобальний фактор регуляризації L2, щоб визначити регуляризацію L2 для ваг в цьому шарі.

- "BiasLearnRateFactor" (рівний 10) - це фактор, за допомогою якого швидкість навчання ухилів у шарі є більшою, ніж глобальна швидкість навчання.

- BiasL2Factor (рівний 0) - коефіцієнт регуляризації L2 для зміщення шару до якого він використаний. Коефіцієнт регуляризації L2 для зміщення, визначений як негативний скаляр.

4.2.2 Навчання ЗНМ GoogLeNet на базі еталонів ультразвукових зображень ДКС

Для проведення навчання ЗНМ необхідно підготовити базу еталонів ультразвукових зображень ДКС. Для побудови бази еталонів для нейронної мережі використано бібліотеку ДКС, яку надала Дмитрієва К. Ю. (лікар вищої категорії, доцент Вінницького національного медичного університету ім. М.І Пирогова). Для експериментів було вибрано ультразвукові зображення дисплазії кульшового суглобу і поділено на 5 класів ДКС: Type I; Type IIa, IIb; Type IIc, II D; Type III, IV; Type_EROR, по Графу.

Кількісні показники бази еталонів для навчання і тестування представлено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 - Кількісні показники бази еталонів для навчання і тестування

tbl = 5×2 table (Наявність еталонів у навчальній вибірці)			ans = 5×2 table (Вибір імовірнісним чином еталонів з кожного класу)		
	Label	**Count**		**Label**	**Count**
1	Type I	18	**1**	Type I	18
2	Type III, IV	18	**2**	Type III, IV	18
3	Type IIa, IIb	25	**3**	Type IIa, IIb	18
4	Type IIc, II D	18	**4**	Type IIc, II D	18
5	Type_ ROR	18	**5**	Type_EROR	18

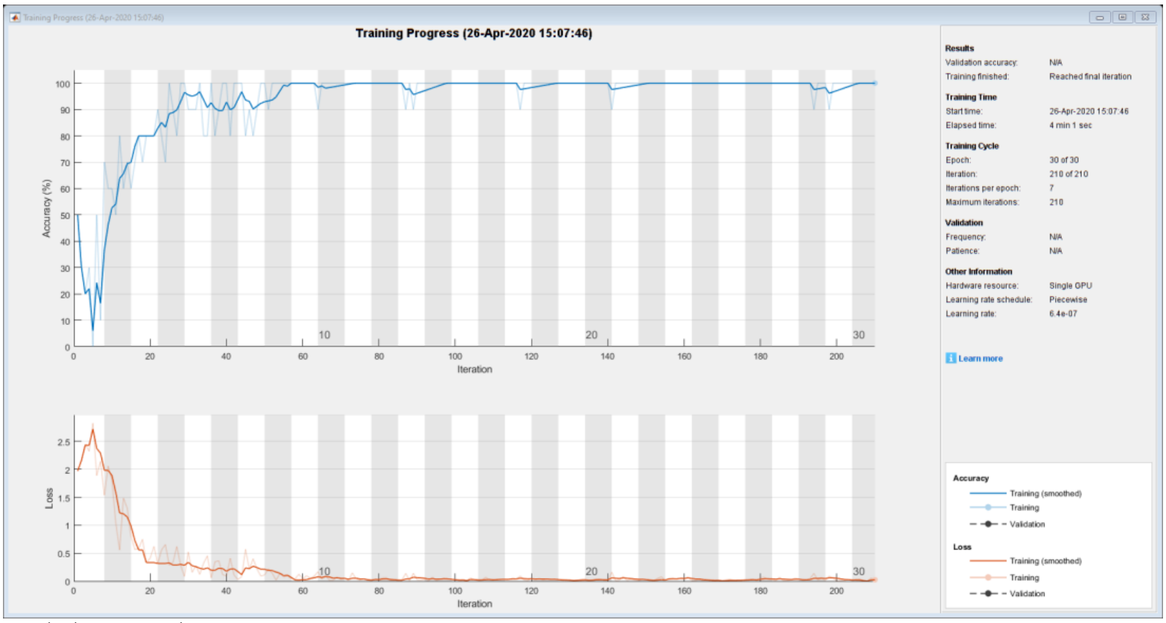
Як видно з таблиці використовувалося 15 еталонів імовірнісним чином з кожного класу для навчання та 3 для тестування.

При побудові бази еталонів було підготовлено 97 ультразвукових зображень ДКС 210×300 пікселів, тип зображення RGB, глибина кольору 32 біт.

Процес навчання ЗНМ показаний на рис. 4.6. Перед навчанням необхідно було встановити параметри навчання, які показані в фрагменті скрипта Matlab:

```
miniBatchSize=10;%
numImages=numel(train.Files);
maxEpochs=30;%
lr=0.0004;
opts = trainingOptions ('sgdm', ...
    'InitialLearnRate',lr,...
    'LearnRateSchedule','piecewise', ...
    'LearnRateDropFactor',0.2, ...
    'LearnRateDropPeriod',6, ...
    'MaxEpochs',maxEpochs, ...
    'MiniBatchSize',miniBatchSize, ...
    'Plots','training-progress');
net=trainNetwork(train,lgraph_2,opts);
% save('trainedNetIn.mat','net')
% save('test.mat','test')
```

lr = 0.0004 - Гіперпараметр LR (швидкість навчання) може суттєво впливати на час, необхідний для тренувальної моделі. Швидкість навчання визначає, наскільки швидко оновлюються ваги ЗНМ. Максимальна кількість епох – 30. Мінімальний розмір пакету для аналізу – 10. Деякі специфічні параметри навчання 'LearnRateDropFactor' - 0.2, 'LearnRateDropPeriod' - 6, відповідно коефіцієнт падіння швидкості при навчанні та швидкість падіння періоду навчання.




```
Training on single GPU.
Initializing input data normalization.
```

Epoch	Iteration	Time Elapsed (hh:mm:ss)	Mini-batch Accuracy	Mini-batch Loss	Base Learning Rate
1	1	00:00:01	50.00%	1.9713	0.0004
8	50	00:00:57	100.00%	0.1120	8.0000e-05
15	100	00:01:55	100.00%	0.0255	1.6000e-05
22	150	00:02:52	100.00%	0.0267	3.2000e-06
29	200	00:03:50	100.00%	0.0057	6.4000e-07
30	210	00:04:01	100.00%	0.0260	6.4000e-07

Рисунок 4.6 - Процес навчання ЗНМ GoogLeNet

Результати навчання представлені в таблиці на рис. 4.6, де змінні таблиці мають таке визначення:

- Mini-batch accuracy in CNN training. Точність при класифікації міні-партії навчальних наборів даних, яка повідомляється під час тренінгу ЗНМ, відповідає точності конкретної класифікації міні-групи наборів даних на заданій ітерації. Під час тренування за допомогою алгоритма оптимізації за стохастичним градієнтним спуском з імпульсом (SGDM) алгоритм групує повний набір даних на ітерації. Ітерація відповідає розрахунку градієнтів мережі для кожної міні-партії наборів даних. [80-82]

- Епоха - алгоритм роботи нейронної мережі є ітеративним, його кроки називають епохами або циклами. Епоха - одна ітерація в процесі навчання, що включає пред'явлення всіх прикладів наборів даних з навчальної множини і, можливо, перевірку якості навчання на тестовій вибірці. Процес навчання здійснюється на навчальній вибірці.

- Mini-Batch loss - тенденції втрат і точності при навчанні на міні-групі наборів даних. Якщо вихідний шар є об'єктом "Класифікаційний вихідний рівень", то втрата - це перехресна втрата ентропії для завдання мульті-класифікації з взаємовиключними класами.

- Base Learning rate - Базова швидкість навчання. Програмне забезпечення помножує коефіцієнти норми швидкості навчання шарів на це значення.

ЗНМ за рахунок застосування спеціальної операції - власне згортки - дозволяє одночасно зменшити кількість інформації, що зберігається в пам'яті, за рахунок чого краще справляється з картинками більш високої роздільної здатності. Це дозволяє виділити опорні ознаки зображення, такі як ребра, контури або межі. На наступному рівні обробки з цих ребер і граней можна розпізнати повторювані фрагменти текстур, які далі можуть скластися в фрагменти зображення. По суті кожен шар нейронної мережі використовує власне перетворення. Якщо на перших шарах мережа оперує такими поняттями як "ребра", "межі" і т.п, то далі використовуються поняття "текстура", "частини об'єктів". В результаті такого опрацювання ми можемо правильно класифікувати зображення стану кульшового суглоба дитини.

На рис 4.7 показано так звану плитку образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує перший згорточний шар conv1 ЗНН фільтрами кількістю 8×8, розміром 7×7×3.

Скрипт пакету Matlab R2019b для формування плитки зображень стану кульшового суглоба дитини, для першого згорточного шару conv1 ЗНН написаний нижче:

```
net = GoogLeNet;
im = imread(fullfile(matlabroot,'examples','nnet','60-57_300-210.jpg'));
imshow(im)
imgSize = size(im);
```

```
imgSize = imgSize(1:2);
act1 = activations(net,im,'conv1');
sz = size(act1);
act1 = reshape(act1,[sz(1) sz(2) 1 sz(3)]);
I = imtile(mat2gray(act1),'GridSize',[8 8]);
imshow(I)
```

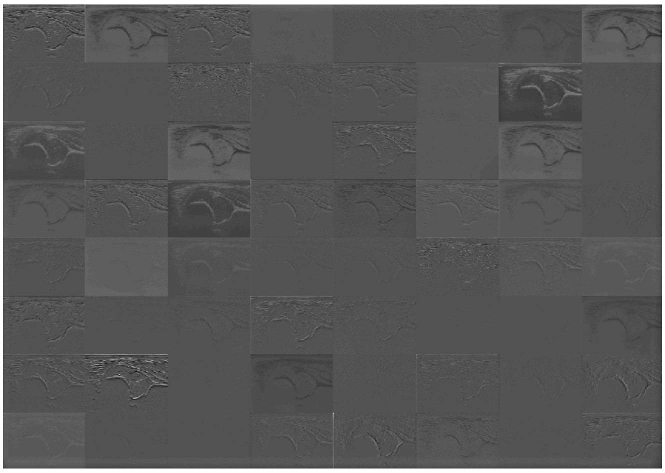


Рисунок 4.7 - Плитки образів вхідного зображення КС дитини, які формує перший згорточний шар conv1 ЗНН фільтрами кількістю 8×8, розміром 7×7×3

ЗНМ GoogLeNet на 144 шарах пройшла процес тренуваня на навчальній вибірці 97 зображень ДКС з параметрами навчання: кількість епох 30, кількість ітерацій 210, час навчання 4.1 хвилини, точність при класифікації на навчальній групі до 100%, тенденції втрат і точності при навчанні на міні-групі наборів даних – 0.0260, базова швидкість навчання – 6.4 $\times 10^{-7}$, вага мережі після навчання 87,739 МБ.

Персональний комп’ютер, на якому проходив процес навчання, мав такі обчислювальні потужності:

- центральний процесор: Intel(R) Core(TM) i7-4702MQ CPU @ 2.2GHz …2.2GHz;

- оперативна пам’ять: 8.00 GB;

- відеоадаптер GPU: GT 750M (графічний процесор GK107 оснащений 384 ядрами CUDA і працює на частоті в 967 МГц (підтримується турбо-режим), а ширина шини пам'яті становить 128 біт).

4.2.3 Тонке налаштування ЗНМ SqueezeNet для класифікації зображень ДКС

SqueezeNet - результат роботи американської технологічної компанії DeepScale, Каліфорнійського університету в Берклі а також Стенфордського Університету. Архітектура ділиться на блоки. У кожному блоці паралельно виконуються згортки 1×1 із наступною ректифікацією, та 3×3 також із наступною ректифікацією, при цьому перед тим як зображення подається в блок здійснюється згортка 1×1 із метою стиснення зображення рис. 4.8. Цей шар згортки називається Squeeze шар, тобто шар що стискає.

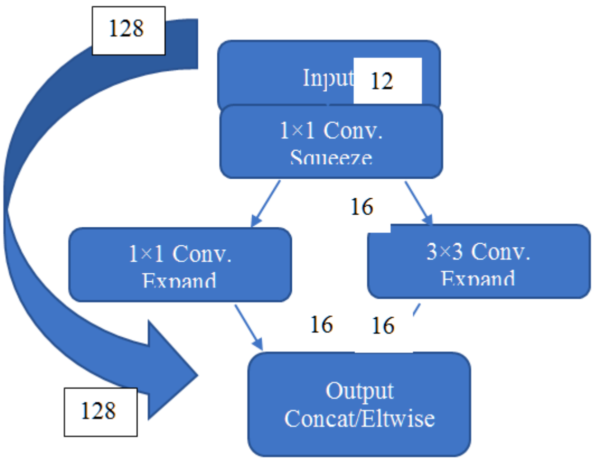
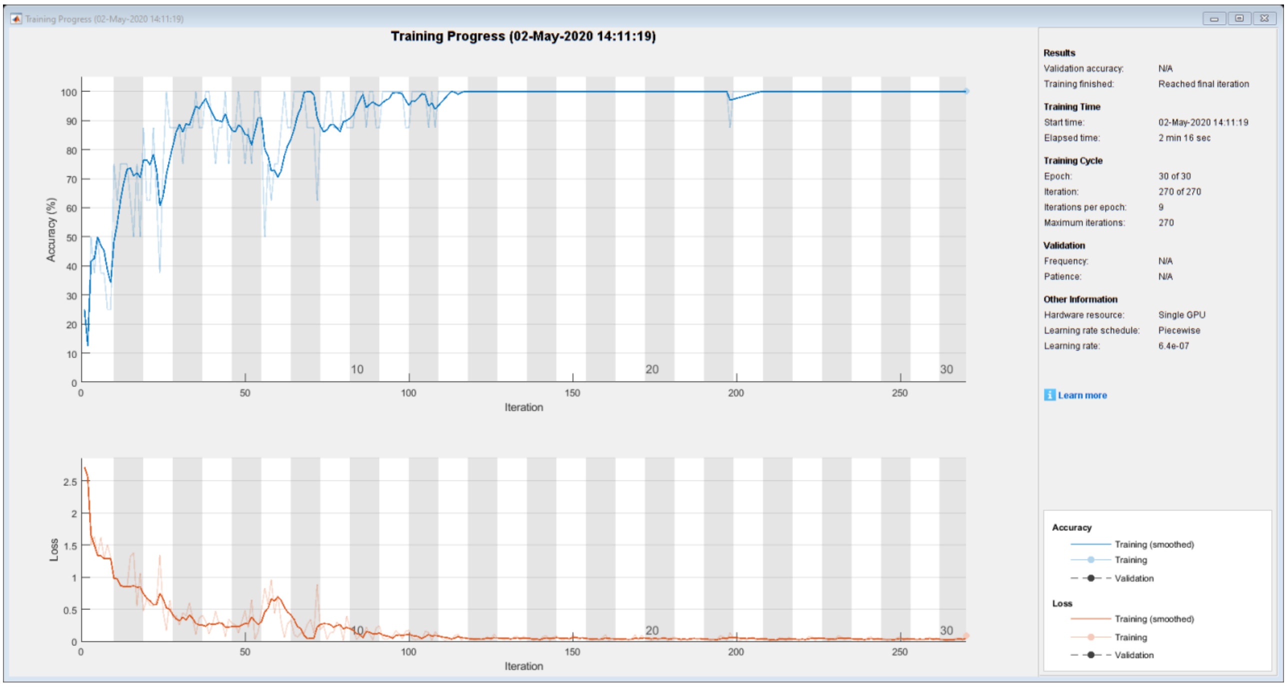


Рисунок 4.8 – Архітектура субблока мережі SqueezeNet

Всього в мережі 8 таких блоків. Мережа має явну перевагу за параметрами швидкості роботи, важить в мегабайтах не багато в порівнянні з GoogLeNet. Добре підходить для реалізації на ПЛІС, мобільних пристроях, а також в системах обробки відео в реальному часі. Фрагменти структури ЗНМ SqueezeNet та налаштування її шарів показані на додатку Г.




```
Training on single GPU.
Initializing input data normalization.
|========================================================================================|
|  Epoch  |  Iteration  |  Time Elapsed  |  Mini-batch  |  Mini-batch  |  Base Learning  |
|         |             |   (hh:mm:ss)   |   Accuracy   |     Loss     |      Rate       |
|========================================================================================|
|       1 |           1 |       00:00:03 |       25.00% |       2.7182 |          0.0004 |
|       6 |          50 |       00:00:28 |       75.00% |       0.4772 |          0.0004 |
|      12 |         100 |       00:00:52 |       87.50% |       0.1723 |      8.0000e-05 |
|      17 |         150 |       00:01:17 |      100.00% |       0.1010 |      1.6000e-05 |
|      23 |         200 |       00:01:41 |      100.00% |       0.0427 |      3.2000e-06 |
|      28 |         250 |       00:02:06 |      100.00% |       0.0720 |      6.4000e-07 |
|      30 |         270 |       00:02:16 |      100.00% |       0.0842 |      6.4000e-07 |
|========================================================================================|
```

Рисунок 4.9 - Процес навчання ЗНМ SqueezeNet

Процес навчання ЗНМ SqueezeNet з параметрами навчання показано на рис. 4.9.

ЗНМ SqueezeNet на 68 шарах пройшла процес тренування на навчальній вибірці 97 зображень ДКС з параметрами навчання: кількість епох 30, кількість ітерацій 270, час навчання 2.16 хвилини, точність при класифікації на навчальній групі до 100%, тенденції втрат і точності при навчанні на міні-групі []наборів даних – 0.0842, базова швидкість навчання – 6.4 $\times 10^{-7}$, вага мережі після навчання 13 МБ.

На рис 4.10 показано так звану плитку образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує перший згорточний шар conv1 ЗНН фільтрами кількістю 8×8, розміром 3×3×3.

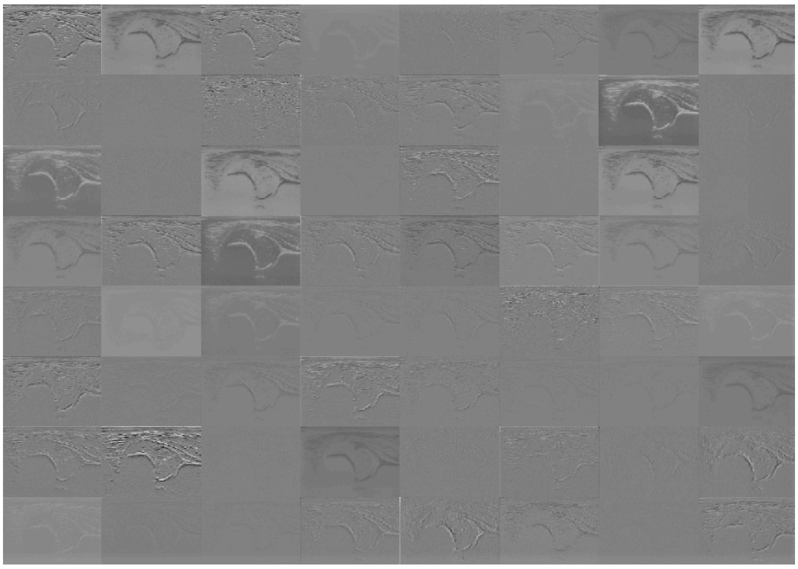


Рисунок 4.10 – Плитки образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує перший згорточний шар conv1 ЗНН фільтрами кількістю 8×8, розміром 3×3×3.

Скрипт пакету Matlab R2019b для формування плитки зображень стану кульшового суглоба дитини, для першого згорточного шару conv1 ЗНН написаний нижче: [90-91]

```
net = squeezenet;
im = imread(fullfile(matlabroot,'examples','nnet','60-57_300-210.jpg'));
imshow(im)
imgSize = size(im);
imgSize = imgSize(1:2);
act1 = activations(net,im,'conv1');
sz = size(act1);
act1 = reshape(act1,[sz(1) sz(2) 1 sz(3)]);
I = imtile(mat2gray(act1),'GridSize',[8 8]);
imshow(I)
```

4.2.4 Тонке налаштування ЗНМ AlexNet для класифікації зображень ДКС

Справжній прорив стався в 2012 році, коли Джефф Хінтон і його аспіранти Алекс Крижевський і Ілля Суцкевер створили семишарову згорточну нейронну мережу AlexNet [49]. Вона дуже добре показала себе в змаганні ImageNet. Її архітектура складається з п'яти згорточних шарів, між якими розташовуються pooling-шари і шари нормалізації, а завершують инейромережу три повнозв'язних шари. На схемі архітектури всі вхідні зображення діляться на дві однакових частини - це пов'язано з тим, що нейромережа навчалася на старих GPU GTX580, у яких було всього 3 ГБ відеопам'яті. Для обробки використовувалися дві відеокарти, щоб паралельно виконувати операції над двома частинами зображення.

Спочатку на вхід подається фотографія розміром 227 × 227 × 3, і розмір згорточних фільтрів першого шару - 11 × 11. Всього застосовується 96 фільтрів з кроком 4 (рис. 4.11).

Також варто згадати про декілька важливих параметрів нейромережі.

• AlexNet - перша архітектура, в якій застосовується нелінійність ReLU.

• Для нормалізації використовуються окремі шари. Як з'ясувалося пізніше, вони не дають значного поліпшує ефекту і тому не поширені в сучасних архітектурах. • На етапі попередньої обробки використовується дуже велике доповнення даних.

• Dropout 50% (тобто при регуляризації відсівається половина нейронів).

• Розмір пакета - 128.

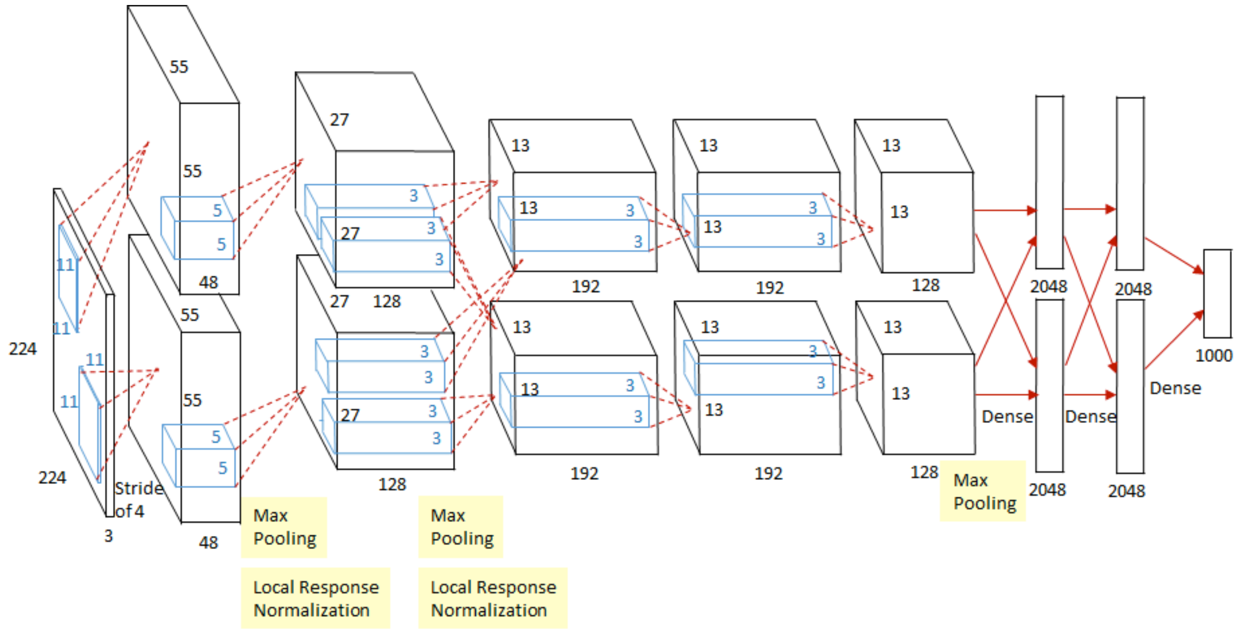


Рисунок 4.11 – Архітектура ЗНМ AlexNet

• SGD Momentum 0.9.

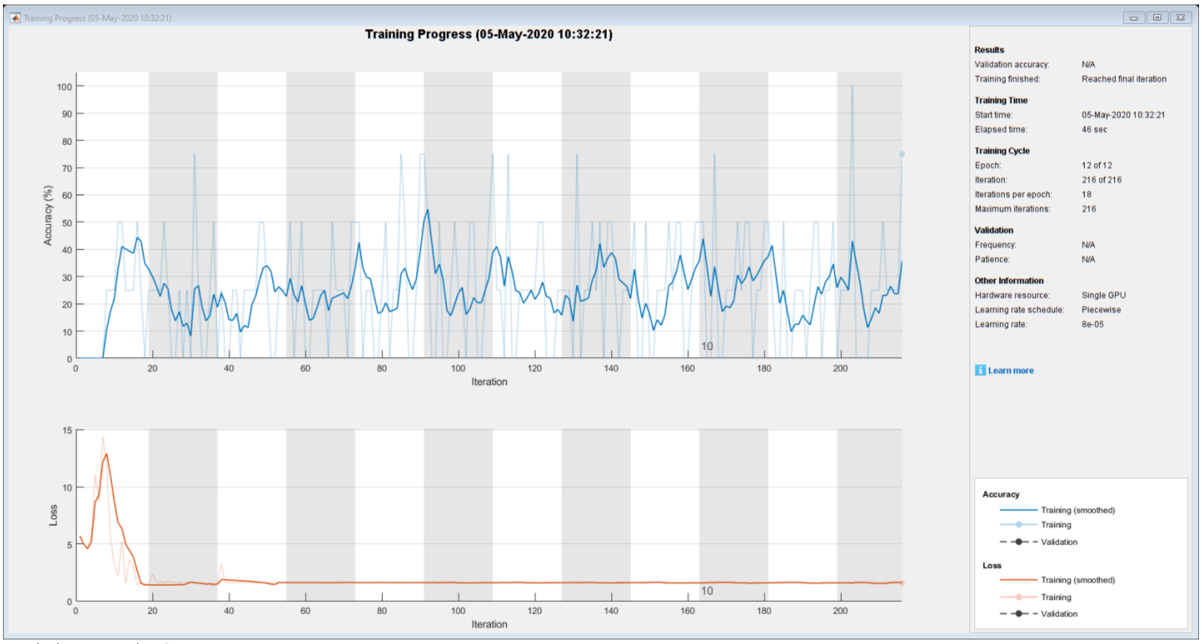
• Швидкість навчання - 1 × 10^{-2}, знижується в 10 разів вручну, якщо точність в якийсь момент перестає змінюватися.

• Загасання ваг L2 - 5 × 10^{-4}.

• В архітектурі використовується ансамбль з 7 CNN - це дозволило знизити відсоток помилок з 18,2% до 16,4%.

Структура оригінальної ЗНМ AlexNet наведена в Додатки Д .

При налаштуванні цієї мережі була суттєво змінена її структура. Особливо була зменшена кількість елементів повнозв’язних шарів fc6, fc7 та шарів, які їх супроводжують (ReLU, Dropout) з 3500 до 1000 елементів. Процес навчання показано на рис 4.12.




```
Training on single GPU.
Initializing input data normalization.
|======================================================================================|
|  Epoch  |  Iteration  |  Time Elapsed  |  Mini-batch  |  Mini-batch  |  Base Learning  |
|         |             |   (hh:mm:ss)   |   Accuracy   |     Loss     |      Rate       |
|======================================================================================|
|       1 |           1 |       00:00:01 |        0.00% |       5.7027 |          0.0004 |
|       3 |          50 |       00:00:11 |       25.00% |       1.6041 |          0.0004 |
|       6 |         100 |       00:00:21 |       25.00% |       1.5150 |          0.0004 |
|       9 |         150 |       00:00:32 |        0.00% |       1.6496 |      8.0000e-05 |
|      12 |         200 |       00:00:42 |       25.00% |       1.5985 |      8.0000e-05 |
|      12 |         216 |       00:00:46 |       75.00% |       1.5669 |      8.0000e-05 |
|======================================================================================|
```

Рисунок 4.12 - Процес навчання ЗНМ AlexNet

Структура мережі AlexNet схожа до класичної, але працює один канал оскільки використовуються обчислювальні потужності одної відеокарти GT 750. ЗНМ AlexNet, структура послідовна, на 25 шарах пройшла процес тренування на навчальній вибірці 97 зображень ДКС з параметрами навчання: кількість епох 12, кількість ітерацій 216, час навчання 0,46 хвилини, точність при класифікації на навчальній групі до 75%, тенденції втрат і точності при навчанні на міні-групі наборів даних – 1.5669, базова швидкість навчання – 8.0 $\times 10^{-5}$, вага мережі після навчання 68.4 МБ. Це самі вищі результати навчання підібрані в результаті проведенного дослідження на цій мережі, з підбором параметрів навчання та зміни кількості зв’язків повнозв’язних шарів з одної сторони і обчислювальними потужностями комп’ютера з другої. Як приклад кількість зв’язків блоків FC (fully connected layer) повнозв’язних блоків і обв’язки була зменшена з 3500 до 1000 Рис.4.12, тому що обчислювальні потужності комп’ютера не справлялись з навчанням мережі на вибірці 97 зображень ДКС.

На рис 4.13 показано так звану плитку образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує перший згорточний шар conv1 ЗНН фільтрами кількістю 8×12, розміром 3×3×3.

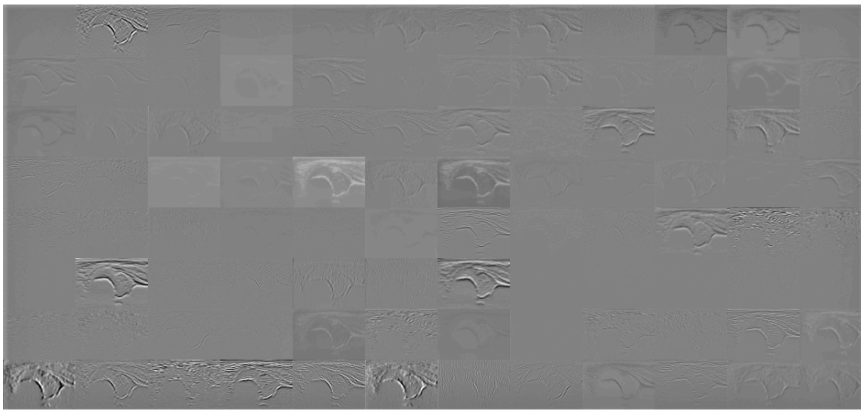


Рисунок 4.13 - Плитки образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує перший згорточний шар conv1 ЗНН фільтрами кількістю 8×12, розміром 3×3×3.

Скрипт пакету Matlab R2019b для формування плитки зображень стану кульшового суглоба дитини, для першого згорточного шару conv1 ЗНН написаний нижче:

```
net = alexnet;
im = imread(fullfile(matlabroot,'examples','nnet','60-57_300-210.jpg'));
imshow(im)
imgSize = size(im);
imgSize = imgSize(1:2);
act1 = activations(net,im,'conv1');
sz = size(act1);
act1 = reshape(act1,[sz(1) sz(2) 1 sz(3)]);
I = imtile(mat2gray(act1),'GridSize',[8 12])
```

4.3 Експеиментальні дослідження та порівняння результатів моделювання розглянутих ЗНМ, які пройшли процес навчання для класифікації ДКС

Класифікація об'єкта — номер або найменування класу, що видається алгоритмом класифікації ЗНМ в результаті його застосування до даного конкретного об'єкту. Формування навчальної вибірки є складним та важливим етапом, оскільки від її якості залежить точність результату. При побудові ЗНМ для класифікації даних в більшості випадків єдиною апріорною інформацією є навчальна вибірка, що містить дані про значення ознак об'єктів розпізнавання і відповідно класи, що відносяться до цих об’єктів [30]. Класифікація об'єктів навчальної вибірки в загальному випадку здійснюється експертом і вважається вірною, оскільки перевірити її правильність неможливо [31].

Для розв’язання проблеми неправильно підібраної навчальної вибірки найбільш часто використовується два підходи. У першому відбувається відмова від наявної класифікації об'єктів, виконується кластеризація об'єктів навчальної вибірки і за її результатами кожному об'єкту ставиться у відповідність номер класу, який отриманий автоматично [32]. Даний підхід застосовують у тих випадках, коли немає можливості отримання додаткових даних. Відповідно до другого підходу, використовуються дані про класифікацію об'єктів колективом незалежних експертів, і класифікація об'єктів визначається за допомогою обробки результатів класифікацій кожним експертом.

Вхідними елементами навчальної вибірки є цифрові зображення, отримані від апарату УЗД. Зображення характеризується такими показниками:

- тип зображення (RGB, в градаціях сірого, тощо);
- глибина кольору (32 біт, 8 біт);
- роздільна здатність (640x480, 800x600, 1024x768, 1600x1200);

Для оцінки роботи алгоритмів, які досліджувалися в розділі 4.3 проаналізуємо показники цих ЗНМ в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 - Характеристики ЗНМ SqueezeNet, GoogLeNet та AlexNet при навчанні та тестуванні на вибірці 97 зображень ДКС

	SqueezeNet	ЗНМ GoogLeNet	AlexNet
Кількість шарів	68	144	25
Кількість епох	30	30	12
Кількість ітерацій	270	210	216
Час навчання (хвилин)	2,16	4,7	0,46
Достовірність (точність) при класифікації на навчальній групі (%)	до 100%	до 100%	до 75%
Достовірність (точність) при класифікації на тестовій групі (%)	83	84.5	62.7
Базова швидкість навчання (коефіцієнт)	6.4×10^{-7}	6.4×10^{-7}	8.0×10^{-5}
Вага мережі після навчання (МБ)	13	87,739	68.4

Як видно з таблиці 4.2 достовірність при використанні всього 96 зображень найбільш висока для мережі GoogLeNet AlexNet: при класифікації на навчальній групі становить до 100%, при класифікації на тестовій групі - 84.5 %. З урахуванням підвищення точності вимірювання кутів за рахунок обробки зображень, про що було сказано в 3 розділі досягається можливість підвищити достовірність дослідження стану КС в порівнянні з даними, що існують на сьогодні на 10%-15%.

На рис. 4.14 показано гістограмний варіант порівняння основних параметрів ЗНМ SqueezeNet, GoogLeNet, AlexNet. [85-92]

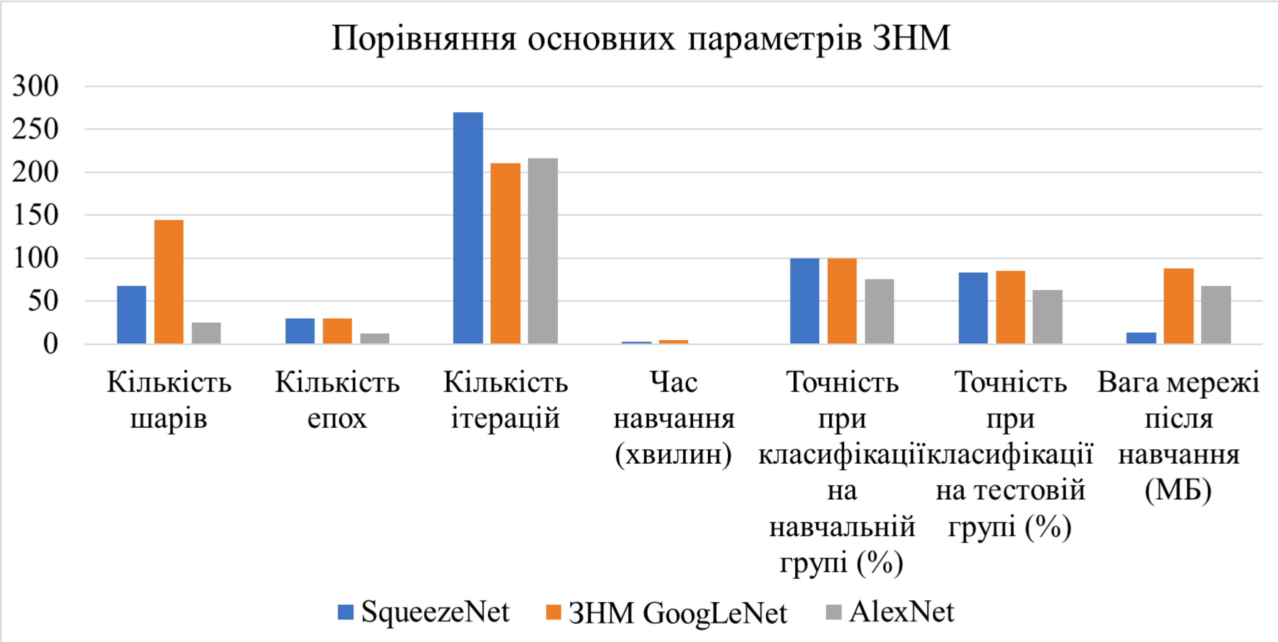


Рисунок 4.14 - Порівняння основних параметрів ЗНМ SqueezeNet, GoogLeNet, AlexNet

З таблиці 4.2 та гістограми видно, що по ряду основних параметрів таких як: кількість шарів, точність при класифікації на тестовій групі (%), вага мережі після навчання (МБ) – ЗНМ SqueezeNet має якісніші показники. Також при дослідженні ЗНМ AlexNet виявлено, що кількість шарів – 25 мало для досягнення показника точності при класифікації на тестовій групі хоча б до 90%.

4.4 Висновки до 4 розділу

1. Побудовано структурну схему апаратно-програмного засобу класифікації ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу. Показано, що для прискорення обробки та класифікації зображень за типом ДКС використовується GPU відеокарта з CUDA технологією та блоки фільтрації спекл шуму, напівавтоматизованної класифікації ДКС за Графом, та ЗНМ.

2. Здійснено реконструкцію ЗНМ GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet для завдань класифікації ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу.

3. Побудована загальна структура ЗНМ та її деталізація для класифікації бази даних кульшового суглоба дитини по п’ятьом класам за Графом: Type I, Type IIab, Type IIcD, Type III, VI та Type EROR.

3. Для проведення навчання ЗНМ побудовано базу еталонів ультразвукових зображень ДКС. Для бази еталонів для нейронної мережі використано бібліотеку ДКС, яку надала Дмитрієва К. Ю. (лікар вищої категорії, доцент Вінницького національного медичного університету ім. М.І Пирогова). Для експериментів було вибрано ультразвукові зображення дисплазії кульшового суглобу і поділено на 5 класів ДКС: Type I; Type IIa, IIb; Type IIc, II D; Type III, IV; Type_EROR, по Графу. При побудові бази еталонів було підготовлено 97 ультразвукових зображень ДКС 210×300 пікселів, тип зображення RGB, глибина кольору 32 біт.

4. Проведено тонке налаштування ЗНМ GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet, та їх навчання на навчальній вибірці та перевірка на тестованій. Показано так звану плитку образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує фільтрами перший згорточний шар conv1 ЗНН.

5. Виконано порівняння результатів моделювання розглянутих ЗНМ, які пройшли процес навчання для класифікації ДКС. З яких видно, що по ряду основних параметрів таких як: кількість шарів, точність при класифікації на тестовій групі, вага мережі після навчання ЗНМ SqueezeNet має якісніші показники. З урахуванням підвищення точності вимірювання кутів за рахунок обробки зображень досягається можливість підвищити достовірність дослідження стану КС в порівнянні з даними, що існують на сьогодні на 10%-15%.

Основні наукові результати розділу опубліковані у працях [90,91].

ВИСНОВКИ

В роботі проведено огляд методів дослідження СКС дитини. Встановлено, що на сьогодні в основному використовують рентгенологічний та ультразвуковий метод дослідження. Представлено процес діагностування патологій КС за допомого зображень УЗД.

Проведено аналіз і вибір програмної платформи для побудови ультразвукового засобу для оцінювання СКС дитини. Оптимальним варіантом вибрана програмна платформа Matlab. Розглянуто високотехнологічні комп'ютерні методи згорткових нейронних мереж для дослідження СКС дитини. Проаналізовано загальну структуру ЗНМ. Запропоновано метод автоматичного оцінювання СКС на основі 2D ультразвукових зображень, який виконує класифікацію стану кульшового суглоба за Графом шляхом відбраковування зображень неправильного положення кульшового суглоба, візуалізацію анатомічних орієнтирів його та вимірювання кутових показників, формування та ідентифікацію кутів в корональній площині КС, розрахунок кутових показників, класифікацію СКС за результатами, отриманих кутових показників, що дало змогу підвищити достовірність оцінки стану КС на 10% - 15%.

Удосконалено метод фільтрації ультразвукових зображень, що дало змогу враховувати рівень зашумленості та рівень перепадів інтенсивності, та відповідно до цього змінювати глибину фільтрації й отримати більш високі показники кількісної оцінки якості фільтрації (показники PSNR та MSE, на 5-7 % вищі в порівнянні з відомими).

Отримала подальший розвиток математична модель виділення заданого фрагмента на ультразвуковому зображенні за його спектральними ознаками, яка використовує функцію еквівалентності, що дало змогу отримати більш точні координати реперних точок (відносна похибка становить 6,25%), за якими виконується формування ліній, а отже кутів для класифікації стану кульшового суглоба. Абсолютна похибка вимірювання кутів становить не більше 2^0

Запропоновано модифікацію еквівалентної моделі, що була спеціально адаптована для розпізнання області клубової кістки та верхньої губи, де визначаються реперні точки для діагностики стану кульшового суглобу шляхом формування кутів за Графом. Побудовано алгоритм та наведені результати моделювання програми NI Vision Assistant при визначенні міри близькості між вибраним в якості еталона фрагментом та всіма іншими можливими фрагментами аналізованого зображення.

Проведено експериментальні дослідження 2D ультразвукових зображень СКС шляхом покрокового перетворення з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge». Показано, що в ручному варіанті вимірювання кут $\alpha = 55^\circ$, алгоритм з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні дає показники $\alpha = 51{,}69^\circ$, а з використанням алгоритму виділення контуру «Find Straight Edge» дає показники $\alpha = 53{,}04^\circ$.

На основі запропонованих методів розроблено алгоритми та процедури комп'ютерної обробки зображень для оцінки геометричних параметрів кульшового суглобу: з використанням інструмента визначення центрів кіл на бінарному зображенні; з використанням інструмента виділення контуру «Find Straight Edge». Для комп’ютерної оцінки геометричних параметрів кульшового суглобу використано, як засіб пакет NI Vision Assistant. Для тестування обрано ультразвукове зображення кульшового суглобу типу 2a+ за Графом. Проведені моделювання показали, що другий алгоритм більш точніше вимірює α – кут і, відповідно, з більш високою достовірністю визначає стан кульшового суглобу.

Вперше запропоновано автоматичний метод визначення певного кадру 2D ультразвуковому зображення, що відповідає правильному положенню ультразвукової головки на тілі дитини шляхом застосування адаптивного нейромережевого аналізу, що дозволило забезпечити відбракування зображень й, таким чином, мінімізувати невизначеність положення суглоба з подальшим опрацювання правильного кадру для візуалізації анатомічних орієнтирів.

Розроблено структуру, алгоритм та апаратно-програмний засіб класифікації ультразвукових зображень СКС. Показано, що для прискорення обробки та класифікації зображень за типом СКС використовується GPU відеокарта з CUDA технологією блоки фільтрації спекл шуму,виділення контру, визначення реперних точок, ЗНМ та автоматична класифікація СКС за Графом.

Для проведення навчання ЗНМ побудовано базу еталонів ультразвукових зображень СКС, для цього використано бібліотеку КС. Для експериментів вибрано ультразвукові зображення з ознаками дисплазії кульшового суглобу, що розділені на 5 класів ДКС: Type I; Type IIa, IIb; Type IIc, II D; Type III, IV; Type_EROR, по Графу. При побудові бази еталонів підготовлено 97 ультразвукових зображень КС розмірністю 210×300 пікселів, тип зображення RGB, глибина кольору 32 біт. Проведено тонке налаштування ЗНМ GoogLeNet, SqueezeNet, AlexNet, та їх навчання на навчальній вибірці та перевірка на тестованій. Показано так звану плитку образів вхідного зображення кульшового суглоба дитини, які формує фільтрами перший згорточний шар conv1 ЗНН. Виконано порівняння результатів моделювання розглянутих ЗНМ, які пройшли процес навчання для класифікації ДКС. З яких видно, що по ряду основних параметрів таких як: кількість шарів, точність при класифікації на тестовій групі, вага мережі після навчання ЗНМ SqueezeNet має якісніші показники

Виконано порівняння результатів моделювання розглянутих ЗНМ, які пройшли процес навчання для класифікації СКС. З них видно, що по ряду основних параметрів, таких як кількість шарів, точність при класифікації на тестовій групі, вага мережі після навчання ЗНМ, Squeeze Net має якісніші показники.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

[1] ACR guidelines. American College of Radiology: *ACR-AIUM practice guideline for the performance of the ultrasound examination for detection and assessment of developmental dysplasia of the hip*. 2012.

[2] Й. Й. Білинський, О. І. Урван, та А. Б. Гуральник, «Сучасні методи перинатальної діагностики дисплазії кульшового суглоба: світові тенденції», *Наукові праці Вінницького політехнічного інституту* № 4, с. 1-10, 2019. Режим доступу: https://doi.org/10.31649/2307-5376-2019-4-1-10.

[3] Overhoff, H., et al., Computer-based determination of the newborn's femoral head coverage using three-dimensional ultrasound scans, in Medical Image Computing and Computer-Assisted Interventation — MICCAI'98, W. Wells, A. Colchester, and S. Delp, Editors. 1998, Springer Berlin Heidelberg. p. 1024-1031.

[4] García Luis R. Luis-García, R. and C. Alberola-López. . *World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS). Hip joint segmentation from 2D ultrasound data based on dynamic shape priors. Proceedings of the 4th WSEAS international conference on Electronics, control and signal processing* 2005.

[5] Rathi Yogesh. Particle Filtering with Dynamic Shape Priors. Georgia Institute of Technology. Atlanta, GA Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/Particle_Filtering_with_Dynamic

[6] Garcia Luis. Parametric 3D hip joint segmentation for the diagnosis of developmental dysplasia. in Engineering in Medicine and Biology Society. *EMBS '06. 28th Annual International Conference of the IEEE*. - 2006.

[7] Garcia Luis. Analysis of ultrasound images based on local statistics. Application to the diagnosis of developmental dysplasia of the hip, in 2007 IEEE Ultrasonics Symposium. 2007. P. 2531-2534.

[8] Chen H.Y. Application of segmentation and measurement in the treatment of developmental dysplasia of the hip. Bioinformatics and Biomedical Engineering, ICBBE 2007. *The 1st International Conference* on.. 2007.

[9] Graf R. Hip sonography--how reliable? Sector scanning versus linear scanning? Dynamic versus static examination Clin Orthop Relat Res., №281 1992. P. 18-21

[10] А. Б. Гуральник, "Методи виділення контурів зображень" *на XLIII Науково-техн. конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств*. Вінниця. 2014.

[11] А. Б. Гуральник, «Засоби виділення контурів рентгенівських зображень» *на XLIV Науково-технічній конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств*, Вінниця2015.
Режим доступу: http://conf.vntu.edu.ua/allvntu/2015/inrtzp/el.php.

[12] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Класифікація методів обробки медико-біологічних зображень» на *XIV Міжнародній науково-технічній конференції «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, Одеса-Хмельницький, 2015, с. 15-16.

[13] Й.Й. Білинський, та А.Б. Гуральник, «Обробка медико-біологічних зображен» *на науково-технічній конференції «Фізика, електроніка, електротехніка»*, Суми 2016, с. 100-105.

[14] Robben Simon. Developmental Dysplasia of the Hip – Ultrasound: [Електронний ресурс]. Режим доступу:
http://www.radiologyassistant.nl/developmental-dysplasia-of-the-hip-ultrasound.html

[15] А. Б. Гуральник, "Методи виділення контурів зображень" *на XLIII Науково-техн. конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств*. Вінниця 2014. Режим доступу: http://conf.vntu.edu.ua/allvntu/2014/inrtzp/txt/Guralnyk.pdf.

[16] IMAQ Vision for Visual Basic. User manual. National Instruments Corporation. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://www.ni.com/pdf/manuals/371257a

[17] Марченко О.О., Россада Т.В. Актуальні проблеми Data Mining: Навчальний посібник для студентів факультету комп’ютерних наук та кібернетики. Київ 2017. 150 с.

[18] Рассел С. Искусственний интелект: современний подход, 2-е изд.: Пер с англ. – М. : ООО «И.Д. Вильямс», 2016. – 1408 с.

[19] Weiss K., Khoshgoftaar T.M., Wang D. A Survey of Transfer Learning Journal of Big Data. 2016. Vol. 3, No. 1. P. 1–9. DOI: 10.1186/s40537-016-0043-6

[20]. B. R. Reddy, Y. Vijay Kumar and M. Prabhakar, "Clustering large amountsof healthcare datasets using fuzzy c-means algorithm," *2019 5th International Conference on Advanced Computing & Communication Systems* (ICACCS), Coimbatore, India, 2019, pp. 93-97.

[21] Z. Xue, X. Lu, Q. Guo, L. Zhang, S. Zhang and C. Huang, "A Wind Turbin Classification Method Using Fuzzy C-meansAlgorithm Based on Self-Adjusting Chaotic Particle Swarm Optimization," 2018 IEEE 8th Annual Internation *Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, Tianjin, China, 2018, pp. 1557-1562.

[22] X. Li, Y. Kang, Y. Zhu, G. Zheng and J. Wang, "An improved medical image segmentation algorithm based on clustering techniques," 2017 10th Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI), Shanghai, 2017, pp. 1-5.

[23] M. Fayez, S. Safwat and E. Hassanein, "Comparative study of clustering medical images," *2016 SAI Computing Conference (SAI),* London, 2016, pp. 312-318.

[24] T. I. Singh, R. Laishram and S. Roy, "Image segmentation using spatial fuzzy C means clustering and grey wolf optimizer,"*International Conference on Computational Intelligence and Computing Research* , Chennai, 2016, pp 1-5.

[25] В. К. Леонтьев, О мерах сходства и расстояниях между объектами, Ж. вычисл. матем. и матем. физ., 2009, том 49, номер 11, 2041–2058 http://www.mathnet.ru/links/52a9e91d17f90b4bfb9a6552d7b669ff/zvmmf4788.pdf

[26] Recognition algorithms of multilevel images of multicharacter identification

objects based on nonlinear equivalent metrics and analysis of experimental data Vladimir G. Krasilenko, Alexander I. Nikolsky, Yuriy A. Bozniak Author Affiliations + Proceedings Volume 4731, Sensor Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications VI; (2002)

[27] Krasilenko Vladimir G. «Optical pattern recognition algorithms on neural logic equivalent models and demonstration of their prospects and possible implementations Proceedings Volume 4387, Optical Pattern Recognition XII; 2001 https://doi.org/10.1117/12.421146

[28] Ba J., Mnih V., Kavukcuoglu K. Multiple Object Recognition with Visual Attention *Proceedings of the International Conference on Learning Representations* (ICLR) (San Diego, USA,May 7–9, 2015), 2015. P. 1–10.

[29] Chollet. F., et al. Keras. 2015. URL: https://github.com/fchollet/keras (дата обращения: 02.07.2017).

[30] PadlePadle: PArallel Distributed Deep LEarning. URL: http://www.paddlepaddle.org/.

[31] Chen T., Li M., Li Y. MXNet: A Flexible and Efficient Machine Learning Library for Heterogeneous Distributed Systems. URL: https://arxiv.org/abs/1512.01274.

[32] Intel Nervana Reference Deep Learning Framework Committed to Best Performance on all Hardware. URL: https://www.intelnervana.com/neon/

[33] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Використання середовища MATLAB для попередньої обробки рентгенівських зображень» *на XIV Міжнародній науково-технічній конференції «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, Одеса-Хмельницький, 2015, 264 С.

[34] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, В. В. Погорілий «Огляд методів ультразвукової діагностики дисплазії кульшового суглобу та визначення найбільш прийнятних із них для комп'ютерного прогнозування захворювання», *Медична інформатика та інженерія*, № 3, с. 49-58, 2019.

[35] Jia Y., Shelhamer E., Donahue J., et al. Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia* (Orlando, FL, USA, November 03–07, 2014), 2014. P. 675–678. DOI: 10.1145/2647868.2654889

[36] Kruchinin D., Dolotov E., Kornyakov K. et al. Comparison of Deep Learning *Libraries onthe Problem of Handwritten Digit ClassificationAnalysis of Images, Social Networks and Texts. Communications in Computer and Information Science.* 2015. Vol. 542. p.p. 399–411. DOI: 10.1007/978-3-319-26123-2_38.

[37] Bahrampour S., Ramakrishnan N., Schott L., et al. Comparative Study of Deep LearningSoftware Frameworks. Режим доступу:
https://arxiv.org/abs/1511.06435.

[38] Bergstra J., Breuleux O., Bastien F., et al. Theano: a CPU and GPU Math *Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI '16)* (Savannah, GA, USA, November, 2–4, 2016), 2016. P. 265–283.

[40] Collobert R., Kavukcuoglu K., Farabet C. Torch7: a Matlab-like Environment for MachineLearning BigLearn, NIPS Workshop (Granada, Spain, December 12–17, 2011), 2011.

[41] Seide F., Agarwal A. CNTK: Microsoft's Open-Source Deep-Learning Toolkit *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16)* (San Francisco, California, USA, August 13–17, 2016), 2016. P. 2135–2135. DOI: 10.1145/2939672.2945397.

[42] Viebke A., Pllana S. The Potential of the Intel(r) Xeon Phi for Supervised DeepLearning *17th International Conference on High Performance Computing and Communications (HPCC)* New York, USA, August 24–26, 2015. P. 758–765. DOI: 10.1109/hpcc-css-icess.2015.45.

[43] Chollet. F., et al. Keras. 2015. URL: https://github.com/fchollet/keras.

[44] PadlePadle: PArallel Distributed Deep LEarning. URL: http://www.paddlepaddle.org/.

[45] Guralnyk A., Bilynsky Y. Filtering methods in speckle noise reduction in ultrasound images , *Proc. SPIE 10808 Phhotonics Applications in Astronimy* Poznan 2019 P. 75 - 88

[46] Chen T., Li M., Li Y. MXNet: A Flexible and Efficient Machine Learning *Library for Heterogeneous Distributed Systems*. URL: https://arxiv.org/abs/1512.01274.

[47] Intel Nervana Reference Deep Learning Framework Committed to Best Performance on allHardware. URL: https://www.intelnervana.com/neon/.

[48] Shi Sh., Wang Q., Xu P. Benchmarking State-of-the-Art Deep Learning Software Tools.URL: https://arxiv.org/abs/1608.07249.

[49] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Фільтрація ультразвукових зображень на основі морфологічних операцій», *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 4, с. 71-79, 2019. (Index Copernicus).

[50] Mathworks [Електронний ресурс] Режим доступу: https://www.mathworks.com/content/dam/mathworks/ebook/gated/80879v00_Deep_ Learning_ebook.pdf.

[51] Hubel, H. D. and Wiesel, T. N. " Receptive Fields of Single neurones in the Cat’s Striate Cortex." *Journal of Physiology*. Vol 148, pp. 574-591, 1959.

[52] Murphy, K. P. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2012.

[53] Going deeper with convolutions. ArXiv. — 2014. — Access mode: https:// arxiv.org/pdf/1409.4842.pdf.

[54] Deep Learning for Identifying Metastatic Breast Cancer. ArXiv. —2016. — Access mode: https:// arxiv.org/pdf/1606.05718.pdf .

[55] Й. Й. Білинський, І. В. Сухоцька, та А. Б. Гуральник, «Розробка засобу контролю геометричних параметрів малогабаритних об’єктів складної форми», *Технологический аудит и резервы производства*, № 5(1), с. 51-55, 2015. (Index Copernicus).

[56] Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision ArXiv. —2015. — Access mode:https://arxiv.org/pdf/1512.00567.pdf.

[57] Krizhevsky, Alex; Sutskever, Ilya; Hinton, Geoffrey E. (2017-05-24). "ImageNet classification with deep convolutional neural networks" (PDF). *Communications*. 60 (6): 84–90. doi:10.1145/3065386. ISSN 0001-0782.

[58] Волченко Е.В. Построение обучающей выборки w-объектов на основе коллективного решения группы экспертов. «Штучний інтелект».- 2011 – №1. – С. 147-153

[59] Лапко А.В. Непараметрические модели распознавания образов в условиях малых выборок Автометрия. – 1999. – № 6. – С. 105-113.

[60] Ширяев В.И. Использование адаптивных методов распознавания образов в задачах принятия. Искусственный интеллект. – 2002. – № 4. – С. 526-533.

[61] Applications: [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://www.geforce.com/hardware/technology/cuda/applications

[62] Cuda-toolkit: [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://developer.nvidia.com/cuda-toolkit

[63] Архитектура и программирование потоковых многоядерных процессоров для научных расчётов: [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://www.nvidia.ru/content/EMEAI/CUDA/lecture_documents/Lecture_11.pdf

[64] American College of Radiology: ACR-AIUM practice guideline for the performance of the ultrasound examination for detection and assessment of developmental dysplasia of the hip.ACR guidelines, 2012.

[65] Overhoff, H., et al., Computer-based determination of the newborn's femoral head coverage using three-dimensional ultrasound scans, in Medical Image Computing and Computer-Assisted Interventation — MICCAI'98, W. Wells, A. Colchester, and S. Delp, Editors. 1998, Springer Berlin Heidelberg. p. 1024-1031.

[66] García Luis R. Hip joint segmentation from 2D ultrasound data based on dynamic shape priors. *Proceedings of the 4th WSEAS international conference on*

Electronics, control and signal processing. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), 2005.

[67] Rathi Yogesh. Particle Filtering with Dynamic Shape Priors. Georgia Institute of Technology. Atlanta.[Електронний ресурс]. Режим доступу: https://www.researchgate.net/publication/27543613_Particle_Filtering_with_Dynamic_Shape_Priors.

[68] Garcia Luis. Parametric 3D hip joint segmentation for the diagnosis of developmental dysplasia. in Engineering in Medicine and Biology Society.

[69] Garcia Luis. Analysis of ultrasound images based on local statistics. Application to the diagnosis of developmental dysplasia of the hip, in 2007 IEEE Ultrasonics Symposium. 2007. P. 2531-2534.

[70] Chen H.Y. Application of segmentation and measurement in the treatment of developmental dysplasia of the hip. *Bioinformatics and Biomedical Engineering, ICBBE 2007. The 1st International Conference* on.. 2007.

[71] Graf R. Hip sonography how reliable Sector scanning versus linear scanning? Dynamic versus static examination Clin Orthop Relat Res., №281 1992. P. 18-21.

[72] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Комп'ютерний аналіз 2d ультразвукових зображень кульшового суглобу та вимірювання його геометрії», *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, № 46, с. 4-14, 2019.

[73] Robben Simon. Developmental Dysplasia of the Hip – Ultrasound / Simon Robben and Robin Smithuis. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://www.radiologyassistant.nl/en/p54ba2c50995c5/developmental-dysplasia-of-the-hip-ultrasound.html.

[74] National Instruments Corporation. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http ://www.ni.com/vision/software/vdm.

[75] IMAQ Vision for Visual Basic. Use rmanual. *National Instruments Corporation*. [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://www.ni.com/pdf/manuals/371257a.

[76] Kremkau F.W. Doppler ultrasound: principles and instrumentsPhiladelphia: W.B. Saunders Co, 1995. – 373 p. ISBN: 978-0721648699.

[77] Perona P. Scale space and edge detection using anisotropic IEEE Trans. Pattern Anal. Machni Intell. – 1990. – vol12. – P. 629–639. ISSN 0162-8828

[78] Yu Y.J. Speckle reducing anisotropic diffusion IEEE Trans.Imag.Process. – 2002. – vol.11. – №.11. – P. 1260–1270. ISSN: 1057-7149

[79] Abd-Elmonium K.Z. Real time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion IEEE Trans. Biomed. Engg. – 2002. – vol.49. – №.9. – P. 997–1014. ISSN: 0018-9294

[80] Муравьева С.В. Контрастная чувствительность зрительной системы человека. кспериментальная психология. – 2010. – том 3 – № 3. – С. 5–20. ISSN: 2072-7593

[81] Трифонов М. И. Исследование частотно-контрастной характеристики зрительной системы в условиях помех. Физиология человека. – 1990. – Т.16. – № 2. – С. 41–45. ISSN: 0131-1646

[82] Мельничук А.О., Математична модель примежової кривої зображення об'єкта. Вісник КДПУ імені Михайла Остроградського. Випуск 4/2008 (51). Частина 2 Інформаційні системи і моделювання С. 149–152. ISSN: 1995-0519

[83] Мельничук А.О. Адаптивний метод фільтрації УЗД-зображення на основі анізотропної дифузії. Методи та прилади контролю якості. – 2011. – № 26. – С. 15–21. ISSN 1993-9981

[84] Сойфер В.А. Методы компьютерной обработки зображений М.:ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с. ISBN 5-7883-0109-2

[85] Wang Z. Image quality assessment:from error visibility to structural similarity / Z. Wang, A. Bovik, E. Simonce *IEEE Transaction Image processing*, 2004. – vol.13. – № 4. – P.521–31. ISSN 1057-7149

[86] R.F. Wagoner, S.W. Smith, and J.M. Sandrik, "Statistics of speckle in ultrasound B-scan", *IEEE Trans. Sonics Ultrason,* vol.30(3), pp.156–163. 1983.

[87] Bushberg, J. T., et al., *The Essential Physics of Medical Imaging,* (2e). Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2006, p.280. ISBN 0-683-30118-7.

[88] National Instruments Corporation: [Електронний ресурс]. Режим доступу: http://www.ni.com/vision/software/vdm/.

[89] Й.Й. Білинський, А.О. Мельничук, О.А. Ярмак, Ю.І. Павлишен, "Оцінка точності визначення оператором діагностичних параметрів на узд-зображенні органів черевної порожнини", Вісник Хмельницького національного університету, №4, стор.236-239. 2011

[90] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу» *на І Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні проблеми інфокомунікацій, радіоелектроніки та наносистем» СПІРН-2019*, Вінниця, 2019, с. 150-153.

[91] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Розробка програмного забезпечення для діагностуваня дисплазії кульшового суглоба» *на XIII міжнародній конференції "Контроль і управління в складних системах (КУСС-2016)"*, м. Вінниця, 2016. Режим доступу: https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/13050/Bilynsky__Huralnyk.PDF?sequence=1&isAllowed=y.

[92] Алешкевич А.Н., Ацетабулярная дисплазия *№4. Диагностика и лечение. Белорусский государственный институт усовершенствования врачей*. Білорусь.- 2001 – С. 11-13с

[93] Я.Б. Куценок, А.Я. Вовченко К вопросу ультразвуковой диагностики нарушения формирования тазобедренного сустава у детей первого года жизни. *Ортопедия, травматология и протезирование*. 2010, No 4 Київ. – 2010 – С. 116–118с

[94] І.Ю. Поздникин,В.Е. Басков Помилки діагностування і початку консервативного лікування дітей з вродженим вивихом стегна. *ФГБУ «НИДОИ им. Г.И. Турнера»*. Санкт-Петербург – 2017 – С. 42-51с

[95] Корольков А.И., Шевченко С.Д., Спилиотина Т. В., Ермак Т.А.Вовченко А.Я., Куценок Я.Б., Проблемні питання ультразвукової діагностики паталогіі тазо-стегнових суставів у дітей у перші пів року життя. *Дитяча радіологія*. Харків – 2012 - С 40-45с.

ДОДАТКИ

Додаток А

Список опублікованих праць за темою дисертації

[1] Й. Й. Білинський, І. В. Сухоцька, та А. Б. Гуральник, «Розробка засобу контролю геометричних параметрів малогабаритних об’єктів складної форми», *Технологический аудит и резервы производства*, № 5(1), с. 51-55, 2015. (Index Copernicus)

[2] Й. Й. Білинський, О. І. Урван, та А. Б. Гуральник, «Сучасні методи перинатальної діагностики дисплазії кульшового суглоба: світові тенденції», *Наукові праці Вінницького політехнічного інституту* № 4, с. 1-10, 2019. Режим доступу: https://doi.org/10.31649/2307-5376-2019-4-1-10.

[3] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Фільтрація ультразвукових зображень на основі морфологічних операцій», *Вісник Вінницького політехнічного інституту*, № 4, с. 71-79, 2019. (Index Copernicus)

[4] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, В. В. Погорілий «Огляд методів ультразвукової діагностики дисплазії кульшового суглобу та визначення найбільш прийнятних із них для комп’ютерного прогнозування захворювання», *Медична інформатика та інженерія*, № 3, с. 49-58, 2019.

[5] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Комп’ютерний аналіз 2d ультразвукових зображень кульшового суглобу та вимірювання його геометрії», *Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія*, № 46, с. 4-14, 2019.

[6] А. Б. Гуральник, “Методи виділення контурів зображень” на *XLIII Науково-техн. конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств.* Вінниця 2014. Режим доступу: http://conf.vntu.edu.ua/allvntu/2014/inrtzp/txt/Guralnyk.pdf.

[7] А. Б. Гуральник, «Засоби виділення контурів рентгенівських зображень» на *XLIV Науково-технічній конференції професорсько-викладацького складу, співробітників та студентів університету з участю працівників науково-*

дослідних організацій та інженерно-технічних підприємств, Вінниця 2015. Режим доступу: http://conf.vntu.edu.ua/allvntu/2015/inrtzp/el.php.

[8] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Обробка медико-біологічних зображень» на *Міжнародній науково-практичній Інтернет-конференції "Молодь в технічни х науках: дослідження, проблеми, перспективи"(МТН-2015)*, Вінниця,2015. [Електронне видання] Режим доступу: https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789.pdf

[9] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Класифікація методів обробки медико-біологічних зображень» на *XIV Міжнародній науково-технічній конференції «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, Одеса-Хмельницький, 2015, с. 15-16.

[10] Й.Й. Білинський, та А.Б. Гуральник, «Обробка медико-біологічних зображен» *на науково-технічній конференції «Фізика, електроніка, електротехніка»*, Суми 2016, с. 100-105.

[11] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Використання середовища MATLAB для попередньої обробки рентгенівських зображень» *на XIV Міжнародній науково-технічній конференції «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах»*, Одеса-Хмельницький, 2015, 264 С.

[12] Й. Й. Білинський, та А. Б. Гуральник, «Розробка програмного забезпечення для діагностуваня дисплазії кульшового суглоба» *на XIII міжнародній конференції "Контроль і управління в складних системах (КУСС-2016)"*, м. Вінниця, 2016. Режим доступу:
https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/13050/Huralnyk.PDF

[13] Й. Й. Білинський, О. І. Нікольський, та А. Б. Гуральник, «Алгоритм комп'ютерної діагностики 2d ультразвукових зображень дисплазії кульшового суглобу» *на І Міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні проблеми інфокомунікацій, радіоелектроніки та наносистем» СПІРН-2019*, Вінниця, 2019, с. 150-153.

Додаток Б

Впровадження результатів роботи

«ЗАТВЕРДЖУЮ»
Перший проректор з науково-педагогічної роботи по організації навчального процесу та його науково-методичного забезпечення Вінницького національного технічного університету
_____________________ О.М. Васієлевський
«_21_» _01_________20_20_р.

А К Т
впровадження результатів роботи
Гуральника Артема Борисовича
Ультразвуковий засіб для автоматичного оцінювання стану кульшового суглоба

Цим актом підтверджується, що у Вінницькому національному технічному університеті під час виконання лабораторних робіт та проведення лекційних для студентів за напрямом 163 - «Біомедична інженерія», 153 - «Мікро-та наносистемна техніка» з дисциплін «Обробка біомедичних зображень та реконструкція об'єктів», «Методи та засоби обробки біомедичних сигналів, даних та зображень», «Електронні системи», «Обчислювальні методи» були впроваджені в навчальний процес такі результати дисертаційні роботи Гуральника А.Б.:

1. В лабораторний практикум:
   - Методика тонкого налаштування нейромереж та їх навчання на навчальній вибірці та перевірка на тестованій конкретних об'єктів на зображеннях.
   - Методика фільтрації ультразвукових зображень на основі процедур морфологічних перетворень, а також кількісна оцінка якості фільтрації.
2. В лекційні курси вказаних вище дисциплін:
   - Структурні схеми та алгоритми програмного забезпечення засобу автоматичного оцінювання стану кульшового суглоба.
   - Модифіковані еквівалентністні моделі для адаптації певних об'єктів з метою їх розпізнавання.

Декан ФІРЕН
д.т.н., проф. В.М. Кичак
Заст. декана ФІРЕН
к.т.н., доцент С.Т. Барась
Зав. кафедри ЕНС
Д.т.н., проф.. Й.Й. Білинський

«ЗАТВЕРДЖУЮ»
Проректор з лікувальної роботи
Вінницького національного медичного
університету ім. М.І. Пирогова
проф. ____________ В.В. Погорілий
«10» ____06______ 2020 р.

А К Т
про підтвердження впровадження результатів дисертації
Гуральника Артема Борисовича
«Метод і ультразвуковий засіб для автоматичного
оцінювання стану кульшового суглоба»

Комісія у складі:

Голова комісії – завідувач кафедри дитячої хірургії, д. мед. н., професор Конопліцький Віктор Сергійович, та члени комісії - к. мед. н., доцент кафедри дитячої хірургії Навроцький Володимир Анатолійович та асистент кафедри дитячої хірургії Димчина Юлія Анатоліївна, розглянувши матеріали дисертаційної роботи Гуральника Артема Борисовича, склала цей акт про підтвердження того, що на основі результатів цієї роботи ним розроблена та з травня 2020 року впроваджена в клініці дитячої хірургії Вінницького національного медичного університету ім. М.І. Пирогова система для автоматичного оцінювання стану кульшового суглоба та її програмне забезпечення.

Комісія у складі:

В результаті проведених науково-дослідних робіт знайшли використання такі результати дисертаційної роботи:

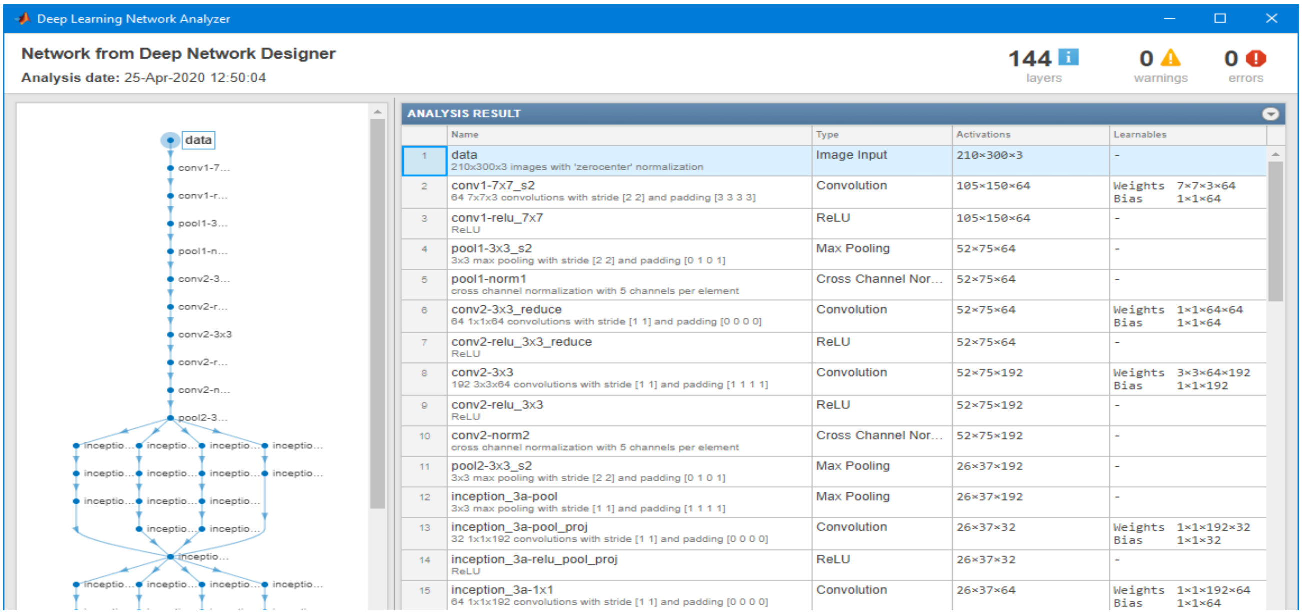
- Автоматизована система аналізу стану кульшового суглоба на основі ультразвукових зображень.
- Пристрій адаптивної фільтрації спекл-шуму на УЗ ображенні.
- Нейромережа, що відбраковує УЗ зображення кульшового суглоба та виділяє реперні точки з подальшим визначенням кутів.
- Програмне забезпечення аналізу стану кульшового суглоба шляхом використання УЗ зображень.

Впровадження результатів дисертаційної роботи дозволило підвищити ефективність використання діагностичного обладнання для діагностування патологій кульшового суглоба за допомогою УЗ-зображень.

Голова комісії Конопліцький В.С.
Члени комісії Навроцький В.А.
Димчина Ю.А.

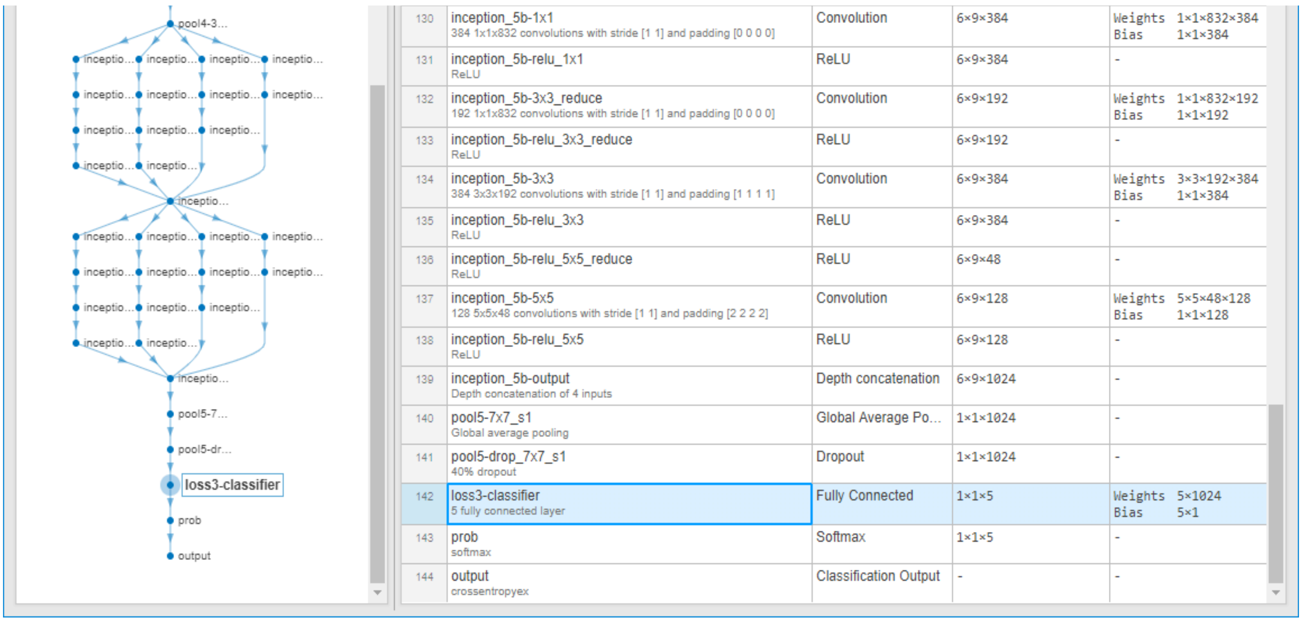
Додаток В

Фрагменти структури ЗНМ GoogLeNet та налаштування Convolution, ReLU, MaxPooling, та Inception блоків



	Name	Type	Activations	Learnables
1	data 210x300x3 images with 'zerocenter' normalization	Image Input	210×300×3	-
2	conv1-7x7_s2 64 7x7x3 convolutions with stride [2 2] and padding [3 3 3 3]	Convolution	105×150×64	Weights 7×7×3×64 Bias 1×1×64
3	conv1-relu_7x7 ReLU	ReLU	105×150×64	-
4	pool1-3x3_s2 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 1 0 1]	Max Pooling	52×75×64	-
5	pool1-norm1 cross channel normalization with 5 channels per element	Cross Channel Nor...	52×75×64	-
6	conv2-3x3_reduce 64 1x1x64 convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Convolution	52×75×64	Weights 1×1×64×64 Bias 1×1×64
7	conv2-relu_3x3_reduce ReLU	ReLU	52×75×64	-
8	conv2-3x3 192 3x3x64 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]	Convolution	52×75×192	Weights 3×3×64×192 Bias 1×1×192
9	conv2-relu_3x3 ReLU	ReLU	52×75×192	-
10	conv2-norm2 cross channel normalization with 5 channels per element	Cross Channel Nor...	52×75×192	-
11	pool2-3x3_s2 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 1 0 1]	Max Pooling	26×37×192	-
12	inception_3a-pool 3x3 max pooling with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]	Max Pooling	26×37×192	-
13	inception_3a-pool_proj 32 1x1x192 convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Convolution	26×37×32	Weights 1×1×192×32 Bias 1×1×32
14	inception_3a-relu_pool_proj ReLU	ReLU	26×37×32	-
15	inception_3a-1x1 64 1x1x192 convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Convolution	26×37×64	Weights 1×1×192×64 Bias 1×1×64

Рисунок В1 - Вхідні шари

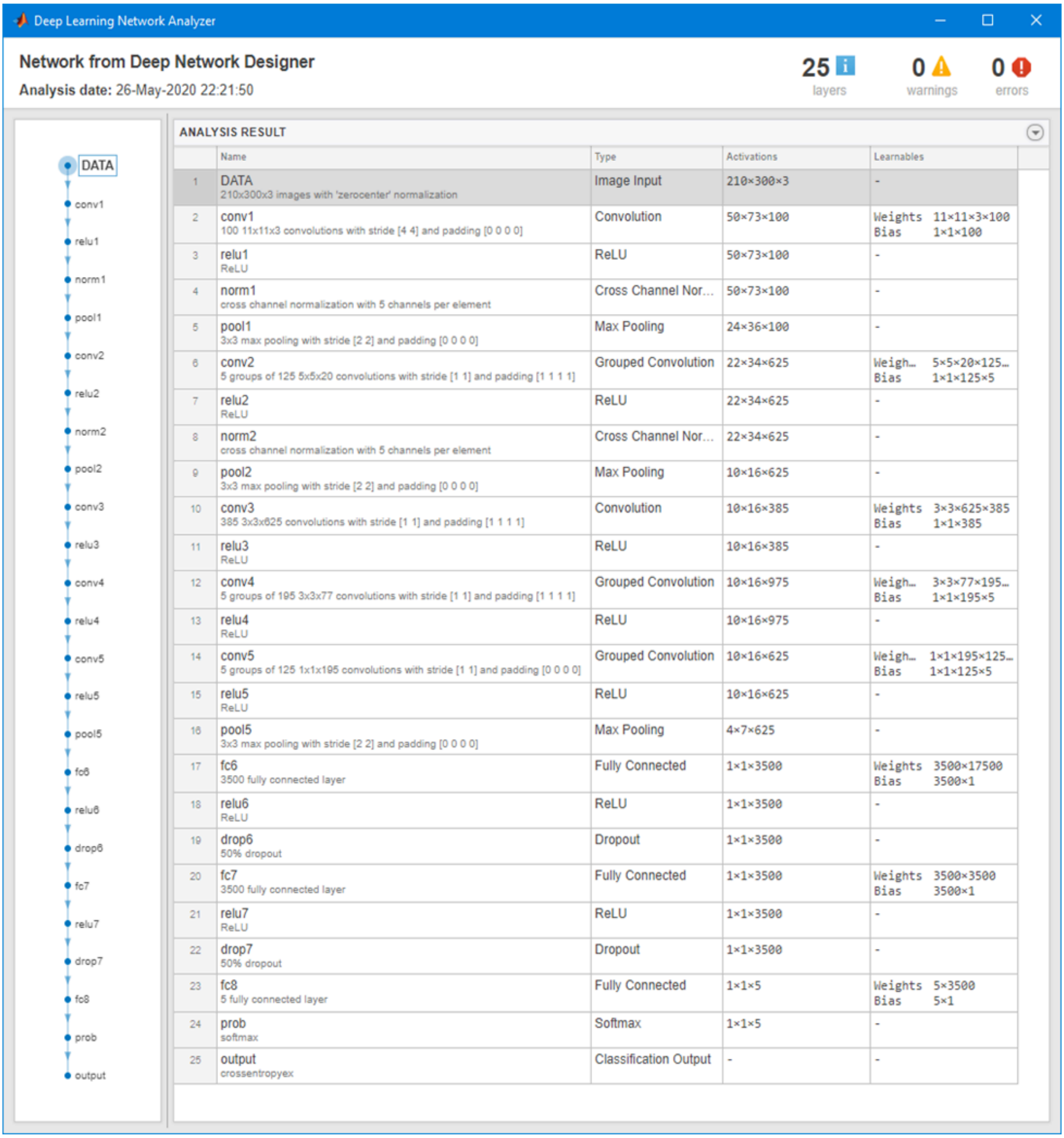


	Name	Type	Activations	Learnables
130	inception_5b-1x1 384 1x1x832 convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Convolution	6×9×384	Weights 1×1×832×384 Bias 1×1×384
131	inception_5b-relu_1x1 ReLU	ReLU	6×9×384	-
132	inception_5b-3x3_reduce 192 1x1x832 convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Convolution	6×9×192	Weights 1×1×832×192 Bias 1×1×192
133	inception_5b-relu_3x3_reduce ReLU	ReLU	6×9×192	-
134	inception_5b-3x3 384 3x3x192 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]	Convolution	6×9×384	Weights 3×3×192×384 Bias 1×1×384
135	inception_5b-relu_3x3 ReLU	ReLU	6×9×384	-
136	inception_5b-relu_5x5_reduce ReLU	ReLU	6×9×48	-
137	inception_5b-5x5 128 5x5x48 convolutions with stride [1 1] and padding [2 2 2 2]	Convolution	6×9×128	Weights 5×5×48×128 Bias 1×1×128
138	inception_5b-relu_5x5 ReLU	ReLU	6×9×128	-
139	inception_5b-output Depth concatenation of 4 inputs	Depth concatenation	6×9×1024	-
140	pool5-7x7_s1 Global average pooling	Global Average Po...	1×1×1024	-
141	pool5-drop_7x7_s1 40% dropout	Dropout	1×1×1024	-
142	loss3-classifier 5 fully connected layer	Fully Connected	1×1×5	Weights 5×1024 Bias 5×1
143	prob softmax	Softmax	1×1×5	-
144	output crossentropyex	Classification Output	-	-

Рисунок В2 - Вихідні шари

Додаток Г

Структура ЗНМ AlexNet для задачі класифікаї ДКС



	Name	Type	Activations	Learnables
1	DATA 210x300x3 images with 'zerocenter' normalization	Image Input	210×300×3	-
2	conv1 100 11x11x3 convolutions with stride [4 4] and padding [0 0 0 0]	Convolution	50×73×100	Weights 11×11×3×100 Bias 1×1×100
3	relu1 ReLU	ReLU	50×73×100	-
4	norm1 cross channel normalization with 5 channels per element	Cross Channel Nor...	50×73×100	-
5	pool1 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]	Max Pooling	24×36×100	-
6	conv2 5 groups of 125 5x5x20 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]	Grouped Convolution	22×34×625	Weigh... 5×5×20×125... Bias 1×1×125×5
7	relu2 ReLU	ReLU	22×34×625	-
8	norm2 cross channel normalization with 5 channels per element	Cross Channel Nor...	22×34×625	-
9	pool2 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]	Max Pooling	10×16×625	-
10	conv3 385 3x3x625 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]	Convolution	10×16×385	Weights 3×3×625×385 Bias 1×1×385
11	relu3 ReLU	ReLU	10×16×385	-
12	conv4 5 groups of 195 3x3x77 convolutions with stride [1 1] and padding [1 1 1 1]	Grouped Convolution	10×16×975	Weigh... 3×3×77×195... Bias 1×1×195×5
13	relu4 ReLU	ReLU	10×16×975	-
14	conv5 5 groups of 125 1x1x195 convolutions with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Grouped Convolution	10×16×625	Weigh... 1×1×195×125... Bias 1×1×125×5
15	relu5 ReLU	ReLU	10×16×625	-
16	pool5 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding [0 0 0 0]	Max Pooling	4×7×625	-
17	fc6 3500 fully connected layer	Fully Connected	1×1×3500	Weights 3500×17500 Bias 3500×1
18	relu6 ReLU	ReLU	1×1×3500	-
19	drop6 50% dropout	Dropout	1×1×3500	-
20	fc7 3500 fully connected layer	Fully Connected	1×1×3500	Weights 3500×3500 Bias 3500×1
21	relu7 ReLU	ReLU	1×1×3500	-
22	drop7 50% dropout	Dropout	1×1×3500	-
23	fc8 5 fully connected layer	Fully Connected	1×1×5	Weights 5×3500 Bias 5×1
24	prob softmax	Softmax	1×1×5	-
25	output crossentropyex	Classification Output	-	-

Рисунок Г1 - Структура ЗНМ AlexNet для задачі класифікаї ДКС