

## ЗМІСТ

Вступ	5
1. Методи та засоби діагностики гепатиту, моніторингу тяжкості та інформаційні технології підтримки прийняття рішень у медичній практиці	7
1.1 Огляд методів діагностики та прогнозування за допомогою систем підтримки прийняття рішень	7
1.2 Загальні вимоги до діагностичних систем	12
1.3 Висновки	19
2 Методи синтезу нейронних мереж для визначення нозологічної форми гепатиту і оцінки стану тяжкості	21
2.1 Постановка задачі	21
2.2. Об'єкт, методи та засоби дослідження	22
2.3. Постановка завдання навчання нейронної мережі для нозологічної форми гепатиту та оцінки стану	24
2.3.1 Вибір архітектури нейронних мереж	27
2.3.2. Модульні нейронні мережі	28
2.3.3. Вибір методики навчання нейронної мережі	29
2.4. Модульне представлення каскадної кореляційної нейронної мережі, навченої за алгоритмом Качмаж	35
2.5 Порівняння методики вирішення задачі на різних нейронних мережах	45
2.6 Висновки	45
3 Система підтримки прийняття рішень для визначення нозології гепатиту	47
3.1 Постановка задачі для системи підтримки прийняття рішення	47
3.1.1 Вибір вхідних інформаційних ознак	47

3.1.2 Подання вхідних інформативних ознак для системи підтримки прийняття рішень	48
3.1.3 Вибір вихідних інформаційних ознак	49
3.1.4 Подання вихідних інформативних ознак для системи підтримки прийняття рішення	49
3.2 Проектування структури системи підтримки прийняття рішень	50
3.2.1 Проектування системи введення та виведення даних	50
3.2.2 Проектування системи управління базою даних	52
3.2.3 Проектування системи вирішення	52
3.2.4 Загальна структура системи підтримки прийняття рішення про діагностику нозології гепатиту	52
3.3. Проектування вибірок системи підтримки прийняття рішення діагностики нозологічної форми гепатиту	54
3.3.1. Вибір даних для наповнення навчальної вибірки	54
3.3.2. Дослідження параметрів навчання системи	58
Висновок	64
Перелік джерел посилань	66

## ВСТУП

Актуальність теми. Гепатит, на сьогодні, є однією з основних проблем охорони здоров'я. Гепатит має велику етіотропну класифікацію, однак, вірусний гепатит є найбільш помітним. Загальна оцінка поширення вірусних гепатитів вражає масштабами, за даними Всесвітньої Організації Охорони Здоров'я щорічно інфікуються вірусом гепатиту С 3-4 мільйони людей, загальна кількість носіїв хронічної форми оцінюється в 130-170 мільйонів осіб.

Така висока поширеність гепатиту обумовлюється, на початковому етапі, млявою безсимптомною течією в гострій формі, несвоєчасним підбором найбільш ефективних лікарських препаратів, тому в 80% випадків гепатит переходить у хронічну форму і при несприятливому результаті розвивається цироз печінки та гепатоцелюлярна карцин.

Таке поширення захворювання тягне за собою величезний економічний збиток державі, оскільки виводить з ладу працездатне населення і передбачає величезні витрати на лікування або підтримання загального стану. Складність у діагностиці гепатиту виникає через наявність великої кількості нозологічних форм – А, В, С, D, E, G, які характеризуються різними механізмами зараження, клінічними проявами, патогенезом, імуногенезом, тяжкістю перебігу та методами діагностики. Навіть при своєчасній та правильній діагностиці існують величезні складнощі з підбором та контролем ефективності лікування.

Вирішенням цієї проблеми могло б стати використання інформаційних технологій в медицині, які в даний час використовуються в основному для накопичення та узагальнення медичних даних. Однак використання медичних даних повною мірою можливе лише при застосуванні систем, здатних враховувати та накопичувати досвід фахівців,

заснованих на алгоритмах, що навчаються . Більшість масово навчених алгоритмів є нейронними мережевими алгоритмами, однак, величезна різноманітність архітектур і алгоритмів для навчання важко використовувати в повній мірі можливості нейронних мереж. Тому одним із актуальних завдань є розробка алгоритму, який підлаштовує архітектуру нейронної мережі під необхідне завдання.

Метою роботи є розробка та дослідження нейронної мережі класифікаторів для розпізнання нозологічної форми вірусних гепатитів на підставі даних анамнезу та лабораторних аналізів, створення систем для скринінг-діагностики нозологічних форм вірусного гепатиту, контролю стану перебігу захворювання на гепатит.

Предметом дослідження є методи та алгоритми формування та навчання нейронних мереж із змінною архітектурою, методи та алгоритми побудови та функціонування медичних експертних систем підтримки прийняття рішення для діагностики нозології та перебігу вірусного гепатиту.

Об'єктом дослідження є система підтримки прийняття рішення для визначення нозологічної форми гепатиту, що використовує дані анамнезу та лабораторних аналізів, система підтримки прийняття рішення для оцінки стану перебігу захворювання на гепатит, що використовує дані лабораторних аналізів.

# 1. МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ДІАГНОСТИКИ ГЕПАТИТУ, МОНІТОРИНГУ ТЯЖКОСТІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У МЕДИЧНІЙ ПРАКТИЦІ

## 1.1 Огляд методів діагностики та прогнозування за допомогою систем підтримки прийняття рішень

Оскільки під медико-діагностичною експертною системою, системою підтримки прийняття рішень (DSS) є комп'ютерна автоматизована система, то існує вся система, яка дозволяє моделювати досвід експертів і містить правило прийняття рішення. Поставлене завдання полягає у підтримці у прийнятті складних рішень у медицині. У сучасній медицині, збільшилася вартість всього таких систем, так як збільшення загальної комп'ютеризація здоров'я і обсягів склали дані пацієнтів.

Діагностика являє собою напівструктуровану область знань, прийняття рішень процесу, в якому є логічний вибір в діагностиці лікаря, на підставі висновків з набору пацієнта та з ознак. У тих випадках, коли хвороба проявляється класично.

Класичний вибір рішення виникає в процесі анамнезу та огляду, в інших випадках потрібен збір даних аналізів, діагностичних зображень, і тільки після цього лікар може поставити діагноз, який може змінюватися при додатковому обстеженні. Також періодично проводиться діагностичне дослідження для контролю перебігу захворювання, оцінки ефективності лікування.

Можна виділити два класи діагностичних систем:

- Системи, що розв'язують задачі за заданими алгоритмами;
- Системи, які вирішують завдання на основі досвіду та знань.

Тобто фактично є дві методики вирішення задачі: логічний та інтуїтивний. Логічний ґрунтується на формальному правилі, інтуїтивний – на накопиченому досвіді.

Впровадження в медицину методів математичного моделювання та систем підтримки прийняття рішення дозволяє збільшувати якість діагностики та лікування. Завдання, що вирішуються в медицині, часто не формалізовані і важкі для математичного опису, саме в таких випадках зарекомендували алгоритми та системи, що моделюють досвід фахівців, певну базу в розвитку таких систем заклав академік П.К. Анохін вченням про системний підхід. Переломним моментом у розробці систем, що моделюють досвід фахівця, стало використання нейромережових алгоритмів, які, моделюючи структуру біологічного нейрона, можуть знаходити приховані умови з накопиченого досвіду, і не містять «жорстких» правила прийняття рішень .

На сьогодні такі системи представлені практично у всіх галузях медичного знання. Немає необхідності в перерахуванні певних систем, необхідно сконцентрувати увагу на застосовуваних підходах в системах, для чого варто розглянути наукові роботи з даної тематики.

Загальна оцінка робіт дозволяє зробити висновок щодо актуальності застосування експертних систем підтримки прийняття рішення у медицині. Саме застосування інтелектуальних або навчальних алгоритмів здійснило принциповий стрибок у розвитку систем моделюючих досвід фахівців, оскільки саме такі алгоритми, подібно до фахівців, досягають високих результатів, накопичуючи реальні знання та досвід.

Більшість експертних систем вирішують завдання діагностики, далі слід розв'язання задач класифікації, на третьому місці розташувалися задачі прогнозування.

Різноманітність завдань є наслідком ефективності використовуваних методів для вирішення, загальні підходи рішення можна поділити на кілька методів обробки інформації:

- дерево рішення;
- статистична обробка;
- алгоритми штучного інтелекту

Велика кількість статистичних алгоритмів, використовуваних в медичній практиці, для прикладу, можна виділити як імовірнісні методи, так і методи дискримінантного аналізу.

У імовірнісному методі правильний варіант розраховується виходячи з кількості появи, наприклад, використання методики Байєса, що дозволяє судити про ймовірність розвитку патології при захворюванні.

Із застосуванням регресійного аналізу досліджують залежність вихідної змінної від різних факторів, відображаючи дані у вигляді регресійної моделі.

Дискримінантний аналіз використовується, коли залежна змінна не кількісної, а якісної. Методика дискримінантного аналізу, запропонованого Фішером, застосовується для оцінки кореляції між ознаками різних захворювань, а також визначення їх виникнення, наприклад, визначення тяжкості мозкових інсультів, визначення ймовірності серцевих захворювань, визначення сепсису та інші.

Факторний аналіз шляхом аналізу кореляції між ознаками захворювання, може служити для оцінки клінічної картини захворювання в роботі, наведено опис детальної процедури.

Вирішення завдання визначення захворювання можливе із застосуванням методів логічного базису, пошуку існуючого клінічного прецеденту.

Об'єднуючою ознакою статистичних методів служить використання незмінених математичних алгоритмів, завдання такого роду в медицині

можна уявити, як математичну модель системи, що накладає обмеження щодо складності реалізації та використання таких систем. Таким чином, статистичні методи використовуються в задачах, що мають явний характер, проте більше застосування мають алгоритми здатні до зміни та самоналаштування.

У вирішенні задачі медичної діагностики можливе використання як математичної, так і нечіткої логіки.

Нечіткі множини здатні оперувати з неточною якісною інформацією та пояснювати прийняті рішення, без автоматизації правил виведення [70], саме тому використання чистих нечітких множин знаходить невелике поширення.

Нечітка логіка застосовується при представленні експертних правил, використовуючи лінгвістичні змінні, проте така побудова витрачає велику кількість ресурсів і не має великого поширення у медицині.

Велике місце в експертних системах підтримки прийняття рішення в медицині займають саме алгоритми штучних нейронних мереж, еволюційних алгоритмів та інших методів, здатних до самоналаштування на підставі експертної бази даних.

Перевагою нейронних мереж у порівнянні з методами статистики є висока продуктивність при обробці матеріалу.

Алгоритм штучній нейронної мережі є модель заснована на принципах функціонування біологічних нейронних мереж, ефективно впроваджують штучні нейрони, пов'язані синоптичною зв'язку. Мережа обробляє вхідну інформацію та у процесі зміни свого стану у часі формує сукупність необхідних вихідних сигналів.

Для того, щоб генерувати правильні вихідні сигнали, то мережу повинна бути навчені, що це, він повинен бути налаштований на тренувальному зразку, який містить посилення сигнали. При цій операції,



за правильної реалізації, мережа набуває вирішальних правил, які мають загальний характер.

Нейронні мережі мають універсальність, здатні здійснювати прогнозування в часі процесів, що залежать від багатьох змінних, класифікацію за багатьма ознаками, розпізнавання образів, асоціативний пошук, знаходження закономірностей у масивах даних.

У практичній медицині використовуються системи для діагностики захворювань на основі медичних даних. Нейронні мережі знаходять застосування у фізіології для оцінки розвитку організму, кардіології для прогнозування інфарктів, неврології для прогнозування інсультів, онкології для поширення злоякісних тканин, офтальмології[86] для прогнозування розвитку глаукоми, епідеміології та багатьох інших.

Використовуючи нейронні мережі, можливо підвищити специфічність методик дослідження або діагностики, без істотної втрати чутливості. Грунтуючись на прихованих залежностях у багатовимірних даних, нейронна мережа здатна приймати рішення щодо невеликого набору параметрів, вплив яких на постановку діагнозу неможливо оцінити. Таким чином, використання нейронних мереж дозволяє проводити класифікацію образів, які були відсутні в початковому наборі.

Однак у розглянутих алгоритмах є величезний мінус - це відсутність універсальної технології вибору внутрішньої топології нейронної мережі для поставлених завдань до прикладу, в роботах з використанням різноманітних топологій. І алгоритми роботи, отримані в результаті повторного тестування.

Аналіз опублікованих робіт з тематики дослідження вказує на необхідність більшого застосування методики нейронних мереж для діагностики нозологічної форми вірусного гепатиту, оцінки ефективності його лікування. Також варто звернути увагу на вирішення задачі вибору діагностичних параметрів, заповнення пропущених вхідних даних.

## 1.2 Загальні вимоги до діагностичних систем

Діагностичні експертні системи або системи підтримки прийняття рішень являють собою застосування системи, що містить емпіричні знання експертів з обраної предметної області. Такі системи призначені для допомоги у вирішенні поставлених завдань.

Абсорбуючи досвід фахівців системи мають ряд незаперечних переваг за допомогою у виборі рішення:

- Оперують виключно фактами, без хибних висновків та упереджень.
- Оцінюють матеріал системно.
- Бази даних, яка використовується система можуть бути значно розширені.
- Системи виконують роль радника фахівця.

У загальній структурі експертної системи можна назвати основні блоки: база знань, база даних, машину логічного висновку, підсистему спілкування, підсистему пояснення та підсистему придбання знань.

База знань містить у собі експертні знання, які застосовуються при прийнятті рішень системою. База даних зберігає у собі гіпотези рішення у режимі реального часу, які є проміжними рішеннями. Машина логічного висновку містить математичний алгоритм, який оперуючи наявними даними, отримує експертні оцінки, що використовуються для формування загальних правил. Підсистема спілкування служить операційним інтерфейсом і веде діалог з користувачем, запитуючи факти процесу міркування. Підсистема пояснення служить для адекватного виведення системи, доводячи перебіг міркувань. Підсистема придбання знань виконує коригування та поповнення бази знань.

Завдання медичної діагностики базуються на принципах аргументації на основі існуючих прецедентів. Спочатку формується гіпотеза, яка під час

обстеження фактів або обґрунтовується, або відкланяється. Таке рішення може формувати як правильні висновки, і помилки першого і другого роду.

Діагностика захворювань або визначення стану організму завжди є пошуком та врахуванням відносин між: ознаками/факторами та хворобою/станом. Пошук відносин, їх складність залежить безпосередньо від кваліфікації лікаря, у багатьох випадках лікар здійснює аналіз, використовуючи причинно-наслідковий зв'язок між вхідними даними та хворобою, що визначається досвідом лікаря, частотою народження хвороби, об'єктивністю вхідних даних.

Сам діагностичний процес можна розбити на три етапи: первинний діагноз, діагностика та остаточний діагноз. Для первинного діагнозу виявляються характерні патологічні симптоми, які хоч і можуть призвести до остаточного діагнозу, але не завжди є достатніми, так як перебіг хвороби вносить корективи у діагностичну цінність даних. Крім симптомів для хвороби, необхідно дослідження анамнезу захворювання.

Виходячи з вищесказаного, експертні системи Підтримка прийняття рішення повинна відповідати наступним вимогам:

- Враховувати набори медико-біологічних даних, особливості лікувально-діагностичних технологій
- Зазнавати динамічного розвитку в часі.
- Мати можливість прибудови за різкої зміни умов.
- Мати високу якість роботи, мінімальну кількість помилок першого та другого роду.
- Мати низький рівень входження у роботу із системою.
- Бути порадником експерта, який приймає рішення.
- Бути стабільним при неповноті вихідної інформації.

Дані використовувані в експертних системах можуть мати різну розмірність. Так як це може створити значні труднощі в роботі системи, то необхідно передбачити можливість зменшення розмірності даних.

Розмірність можна знизити двома способами: перший - видалення даних, що несуть малу кількість корисної інформації, другий - перенесення даних з високою розмірністю в простір з меншою розмірністю.

Застосування першого можливе при використанні методики t-критерію, критерію Манна-Уїтні, кореляційного аналізу, другого при використанні методу основних компонентів, факторного аналізу.

Для можливості застосування методів зниження розмірності необхідно провести оцінку двох вибірок пацієнтів, з підтвердженим захворюванням та здорових, на кожному вхідному факторі для визначення впливу на вихідний сигнал. Якщо фактор не вплинув на вихідний сигнал системи для двох вибірок, його значимість можна поставити під сумнів.

Найчастіше для аналізу зниження використовується t-критерій, який дозволяє виявити різницю між середніми у вибірках, проте застосування критерію виправдовується лише за нормального розподілу. За порушення умови нормальності потрібне використання непараметричних методів, таких як критерій Манна-Уїтні.

Застосування кореляційного аналізу дозволяє зробити пошук фактора, який найбільше впливає на вихідний сигнал. Але слід зазначити, що кореляційний аналіз лише встановлює чисельне значення зв'язків без виявлення причин зв'язків. Основний компонент методу використовується для визначення залежності між випадковими величинами в результаті вибору невеликого обсягу отриманої інформації, яка несе суттєві дані, що впливають на вихідний сигнал. Факторний аналіз здійснює виявлення та обґрунтування найбільш суттєвих ознак у досліджуваному процесі, тобто відбувається опис об'єкта меншим числом змінних.

Проаналізувавши методи і методи для зменшення розмірності і кількості вхідних даних, ми можемо зробити висновок, що необхідно вивчити описані методи. Проте слід зазначити, що з завдань медицини який завжди можливо скоротити кількість вхідних даних, не порушуючи

діагностичний процес. Тому, необхідно, щоб спробувати знайти системний алгоритм, який здатний на облік всіх вхідних даних, без використання розмірного скорочення.

Медичні дослідження, на жаль, не завжди повні даними анамнезу та лабораторних аналізів, що застосовуються для діагностики патологій. Це може бути викликано недоцільністю застосування певних аналізів, неможливістю отримання їх повторно, великими економічними витратами. Тому постає питання необхідності заповнення пропущених даних для експертних систем, для чого можна використовувати такі методи для заповнення перепусток: вилучення некомплектних рядків, заповнення середніми значеннями вибірки, метод найближчих сусідів, випадкове число з інтервалу та регресійний метод.

Висновок неповних рядків, то є висновок рядки, в якій відсутній один або кілька значень. Таке рішення застосовується при великій кількості вхідних факторів та незначній кількості перепусток, в інших випадках може статися утруднення діагностики. Заповнення середніми даними з вибірки, у разі кількість помилок діагностики буде збільшуватися зі збільшенням пропущених даних, в такий спосіб, метод застосовний при однорідних групах. Заміна випадковим числом, що знаходиться в межах інтервалу дослідження, вносить певну перешкоду у фінальну оцінку системи, яку неможливо точно визначити.

Метод найближчих сусідів використовується при однорідних вибірках, у яких можна знайти аналог пропущених даних із існуючими. Метод не застосовується з великим числом прогалів, так як вона використовує дані про найближчих зразках, шляхом розрахунку декартово відстань між ними. Регресійний метод дозволяє шляхом розрахунку наявними даними побудувати рівняння множинної регресії, за допомогою якого обчислити відсутнє значення. Регресійний метод є непридатним для

кількох посібників даних, вона несе в собі достатню алгоритмічної складності.

Використання розглянутих методик пов'язані з низкою труднощів, оскільки мається на увазі, що у вибірці містяться велика кількість вихідних даних, втрата яких може негативно позначитися на діагностичному процесі. Однак, на жаль, це твердження не є правильним, оскільки використання в системі оцінки непотрібних даних призводить до ускладнення системи. Пропонується використання підходу пошуку аналогічного набору даних із сукупності та заповнення пропущених даних близькими значеннями.

На жаль, досить часто в медичній діагностиці можна зустріти помилки, які можна розділити на помилки першого та другого роду, які представляють протилежні за змістом помилки. Помилки першого роду є помилками, які виникають, коли підтверджено наявність захворювання в людині, хоча люди на ділі добре, до прикладу, діагностика та підтвердженню вірусного гепатиту в пацієнта тільки по непрямим ознаками хвороби, такий же, як біль в правому підребер'ї і підвищеної температури. Для помилок в секунду роду є помилки, при яких хворий чоловік, згадані в здорової, до прикладу, НЕ звертаючи уваги на погані лабораторні тести, які характеризують запальний процес, скасування симптомів на втому.

Для діагностичних методів і систем оцінку виникнення розглянутих помилок можна характеризувати двома параметрами, такими як чутливість, яка відповідає за позитивну реакцію на навіть малі вірні впливи (хворий буде діагностований як хворий), специфічність, яка відображає частку негативних результатів на навіть малі негативні дії (здоровий буде діагностований як здоровий).

У загальному випадку розрахунок чутливості є - Чутливість == число хворих пацієнтів, які правильно діагностовані, загальна кількість хворих на пацієнтів і розрахунок специфічності замінює а -Специфіка == число

здорових пацієнтів, які правильно діагностовані загальна кількість здорових пацієнтів

Значення чутливості та специфічності індивідуальне для кожної методики та системи діагностики, тому важливий підбір найбільш ефективних методик, значення чутливості та специфічності яких прагне до 100%. Для збільшення значень чутливості та специфічності можна використовувати або додаткові тести для підтвердження діагностики, або запровадження методики «подвійного контролю», коли проводиться паралельна інтерпретація наявних даних альтернативною методикою.

Для мінімізації кількості помилок у роботах, пропонується використання статистичного аналізу вхідної інформації. Однак, немає ясно підтвердження з ефективних методів для статистичної обробки вхідних даних, а також використання декількох статистичних методів є зайвим, оскільки це буде сплутати з даними. Завдання, поставлене перед статистичним аналізом вхідної інформації – виявлення значущих симптомів, проте у роботі доводиться неможливість поліпшення параметрів чутливості та специфічності при застосуванні лише статистичних методик, а деяких випадках описано погіршення правильності діагностики. Виходячи з вищевикладеного, можна зробити висновок про те, що працює тільки з статистичного аналізу вхідних даних, використовуючи його, щоб вибрати найбільш статистично значущі аналізи, там немає поліпшення в чутливості і специфічності методу.

Введення в «подвійний контроль» техніки є практично більш доцільним, оскільки мова йде про допомогу лікаря, щоб підтвердити вже розроблений діагноз. У цій роботі пропонується використання системи підтримки прийняття рішення для діагностики нозології гепатиту та оцінки стану організму як методика подвійного контролю. Система повинна служити інтерактивним помічником для паралельної діагностики на основі застосовуваних вхідних даних для встановлення діагнозу.

Для системи підтримки прийняття рішень використовується алгоритм навчання і формування нейронної мережі, так як саме вони дозволяють моделювати досвід експертів. У проведеному дослідженні можна виділити вимоги до нейронних мереж у медицині, які служать для підвищення діагностичної ефективності, а також чутливості та специфічності методики:

Топологія нейронної мережі має бути найбільш оптимальною для вирішення поставленого завдання, містити найменшу кількість прихованих шарів.

Навчальна вибірка повинна містити всі можливі граничні стани діагностики для якісного навчання нейронної мережі.

Основним завданням нейронної мережі є правильне формування вихідного сигналу, що характеризує нозологічну форму гепатиту або стану пацієнта, спираючись на вхідні дані, що містять лабораторні аналізи та дані анамнезу. Оскільки кількість вхідних даних може різниця, величина навчальної вибірки може бути непостійною, то застосування топології, що налаштовується, під конкретне завдання буде служити збільшенню якості медичної діагностики, а також чутливості і специфічності.

Формування навчальної вибірки динамічно процес, який постійно необхідно покращувати. Включення прикладів, що містять приклади з помилками першого та другого роду, дозволяє в майбутньому збільшити якість діагностики. Використання такого підходу знаходить підтвердження у роботі. В результаті нейронна мережа, після формування топології та навчання, дозволяє виконувати точну діагностику пацієнтів навіть на даних, що не беруть участь у навчанні, а також служити порадиником експерту для здійснення методики подвійного контролю.

Оцінку достовірності діагнозу, поставленого системою, можна проводити за ступенем упевненості, як, наприклад: «абсолютно достовірно», «швидше за все», "спірні відомості", "малоймовірно", "сумнівно", "не виключено", "вкрай малоймовірно", але найбільш ефективно



використовувати параметри чутливості та специфічності, у застосуванні з оцінкою на тестуючій вибірці системи. Параметри діагностики повинні представляти компроміс між ймовірністю помилок першого та другого роду. Це є Варто відзначити, що діагностична система операційної на нейронних мережах НЕ призначений для заміни фахівця, але служить в виду радника системи для підтвердження найбільш ймовірний діагноз.

### 1.3 Висновки

На підставі проведеного аналізу методів та засобів діагностики нозології та моніторингу перебігу гепатиту можна зробити такі висновки:

Проведено аналіз проблеми діагностики нозологічної форми гепатиту, обрано та обґрунтовано вхідні фактори та нозологічні форми, які необхідно враховувати при діагностиці.

Проведено аналіз проблеми оцінки стану перебігу гепатиту для подальшої оцінки ефективності лікування, обрано та обґрунтовано вхідні фактори та оцінки стану, які необхідно враховувати при діагностиці.

Проаналізовано методики зниження розмірності даних для завдання створення експертних систем, які показали відсутність необхідності для розглянутих завдань зниження розмірності.

Здійснено дослідження статистичних методів, нечіткої логіки, нейромережових методів для вирішення задачі визначення нозологічної форми гепатиту та аналізу перебігу захворювання. Найкращим методом показують себе саме нейромережові методи, які дозволяють шукати та враховувати приховані залежності у даних.

Дослідження медичних інтелектуальних систем на основі методів нейронних мереж виявило актуальність використання даної технології, що дає можливість судити про достатній інтерес і можливість вирішення медичних завдань цими методами, однак у алгоритмах, які

використовуються для навчання, є недоліки. і формування топології нейронних мереж.

Обґрунтовується необхідність розробки та дослідження алгоритму нейронної мережі, який підбирає архітектуру, виходячи з поставленого завдання, ускладнюючи її за необхідності.

З огляду на обґрунтування використання інтелектуальної експертної системи для підтримки прийняття рішень в медицині в якості консультанта фахівця в результаті яких підвищує якість лікування і діагностики, пофарбовані основні завдання та структуру системи.

## 2 МЕТОДИ СИНТЕЗУ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ НОЗОЛОГІЧНОЇ ФОРМИ ГЕПАТИТУ І ОЦІНКИ СТАНУ ТЯЖКОСТІ

### 2.1 Постановка задачі

Для поставленої задачі діагностики виду та тяжкості гепатиту величезну роль грає вибір математичного алгоритму. Процес розв'язання задачі в системі підтримки прийняття рішення можна уявити як задачу управління, яка на основі вхідних значень даних необхідна для отримання потрібного значення. В загальному , управління процесом буде мати наступну структуру.

У об'єкті управління можна назвати три величини, пов'язані з його роботою:  $X(t)$  – вхідні величини, які задають режим роботи системи;  $t$  - параметри часу;  $Y(t)$  - вихідні величини, що реалізують цілі роботи системи;  $F(t)$  – обурюючі на об'єкт, необхідних досягнення мети управління [105].

У загальному вигляді процес управління можна розглядати як окремі випадки рівняння:

$$Y(t+1) = f ( X(t_0); X(t_i); F(t_i); Y(t_{i-1}) )$$

де  $i$  – координата часу;

$X(t)$  - початкове значення вхідної величини;

$X(t_i)$  - контрольне значення змінної з плином часу;

$F(t)$  – значення дії, що обурює ;

$Y(t_{i-1})$  – аналізоване значення вихідний величини.

У процесі управління величина  $X(t_i)$  набуває значень, які дозволяють виробляти прийнятну вихідну величину  $Y(t)$  . У більшості випадків, система управління встановлюються з допомогою простого алгоритму, але для

збільшення надійності, петля зворотного зв'язку повинна бути введена в систему.

Зворотний зв'язок дозволяє ліквідувати неузгодженість процесів системи з програмою управління. Розглядаючи найбільш досконалі системи управління, нейронні мережі, можна назвати важливу особливість – ефект запізнення. Нелінійність зворотного зв'язку є мірою, яка була розроблена в системах еволюційно для підвищення їх точності та стабільності [106].

Процеси, що реалізуються системами підтримки прийняття рішення, часто

НЕ може бути виражено з допомогою набору правил, поет існує потреба в навчанні цих систем. Тобто системи цілеспрямовано покращуватимуть свою структуру, параметри чи алгоритми на основі аналізу інформації, накопиченої у процесі функціонування. Навчання розглядається, як вид організації систем, у якому відбувається коригування та послідовне наближення вхідних величин.

Крім підвищення ефективності шляхом запровадження зворотних зв'язків, ефективність можна підвищити з допомогою паралельних обчислень на окремих структурах.

## 2.2. Об'єкт, методи та засоби дослідження

В якості об'єкта дослідження пропонується використання даних пацієнтів, отриманих при медичних обстеженнях, загальні дані обстеження, що використовуються, представлені в розділах 3 і 4, зразки навчальних вибірок представлені в Додатках А і Б.

Методи та засоби дослідження мають на увазі використання навчальних систем, які здатні виявляти приховані залежності та покращувати свою роботу з плином часу.

Метою навчання є стан, який характеризується формуванням вектора правильного зовнішнього керуючого дії, яке є не випадковим процесом, а певною функцією, що моделює певну дію. Навчання необхідно, коли функцію неможливо моделювати простим математичним апаратом, а можливе лише за використання аналізу випадкового процесу у часі.

Завдання знаходження нозологічної форми гепатиту та оцінки стану можна уявити, як завдання, що представляють систему лінійних рівнянь алгебри, як

$$\begin{aligned} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &= b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &= b_2 \\ &\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &= b_m \end{aligned}$$

Геометрично представляють набір площин, точка або область перетину яких є розв'язком.

За умови нульових вільних членів рівняння є однорідним, інших випадках – неоднорідним. Система рівняння є спільною, якщо є хоча б одне рішення, в інших випадках до рішення можна лише наблизитись.

Спільна система є певною, якщо існує єдине рішення, в інших випадках вона є невизначеною. За умови, що рівнянь більше, ніж розв'язків, система є перевизначеною.

Для розв'язання системи використовується як простий спосіб, так і ітераційні методи. Прямі методи використовуються у простих задачах, вони дозволяють знайти рішення за певну кількість операцій. Ітераційні методи використовуються в більш складних задачах, заснованих на використанні повторюваного процесу та наближенні до бажаного рішення.

Для завдання системи більшою мірою буде бути суперечливими, невизначеними або перевизначені. Тому для вирішення завдань будуть підходити саме ітераційні методи, такі як:

- Метод Якобі;
- Метод Гауса - Зейделя;
- Метод релаксації;
- Багатосітковий метод;
- Метод Монтанті;
- Метод узагальнених мінімальних нев'язок;
- Метод бісполучених градієнтів;
- Метод Качмажу.

### 2.3. Постановка завдання навчання нейронної мережі для нозологічної форми гепатиту та оцінки стану

Завдання, поставлені перед нейронною мережею схожі із завданнями, які ставляться перед усією системою. У загальному вигляді задачу, поставлену перед нейронною мережею, можна уявити, як задачу класифікації, при якій є необхідність віднесення образу до одного з попарно непересічних множин.

Будь-яке завдання класифікації має на меті віднесення зразків до певних класів. При такому розпізнаванні класи описуються як набір компонентів, а їх класифікація визначається набором правил. У цьому випадку зразок може бути представлений вектором  $x \in \mathbb{R}^N$ , компоненти представляють характеристики зразка. Класифікатор відносить об'єкт  $x$  до певного класу відповідно до розбиття  $N$ -вимірного простору.

Велике значення необхідно приділити правильному вибору способу представлення об'єкта, який передбачає попередню обробку даних. Ключовим для нейронної мережі є питання поділу вхідних даних, можливо

кілька складнощів: у найпростішому класи можна розділити однією гіперплощиною – випадок лінійної роздільності, у другому випадку однієї гіперплощини недостатньо, необхідно використання кількох. У третьому випадку класи перетинаються і розділити їх можна лише умовно.

Як класифікатори добре зарекомендували себе нейронні мережі з прямими зв'язками, проте застосування їх у практичних завданнях пов'язане з певними складнощами, оскільки неможливо сказати, якого розміру потрібна нейронна мережа для точної реалізації класифікації, складність може виявитися надмірно великою. Архітектура мережі фіксується початку навчання, у якого породжуються складні нелінійні розділяючі поверхні, які можуть вносити спотворення класифікацію.

Правильний вибір архітектури та розміру мережі дозволяє точно вирішувати поставлені завдання, занадто мала мережа вирішить задачу невірно, занадто велика мережа буде сильно пристосовуватися до навчальних даних та не виведе загальне правило рішення. При виборі топології можна слідувати кількома шляхами. Перший полягає у підборі мережі та її ускладнення при незадовільних результатах, у другому підході застосовуються алгоритми побудови топології мережі, коли при необхідності до мережі додаються нові елементи. Можна підходити як підходу ускладнення мережі, і підходу спрощення мережі під час навчання, проте у своїй передбачається, що відома межа для розміру мережі.

Вибір архітектури далеко не єдине, що є актуальним при використанні нейронних мереж. Важливим питанням є також вибір в мережі навчального алгоритму. У разі складного завдання класифікації образів необхідно перетворювати нелінійні вхідні дані. В даному випадку роздільність нелінійних вхідних даних можна здійснити шляхом переходу до простору вищої розмірності. Теоретична основою цього підходу є теорема Килим: Нелінійне перетворення складної задачі класифікації

зображень в просторі з високою розмірністю підвищує ймовірність лінійних зображень отделимости.

Завдання класифікації лінійно-роздільних множин можна розв'язати. Розглянемо завдання поділу образів, приймемо, що є сімейство поверхонь, кожна з яких поділяє простір на дві частини.

Багато  $X$  складається з  $N$  образів  $x_1, x_2, \dots, x_N$ , кожен з яких належить до класу  $X_1$  або  $X_2$ . В даному випадку поділ можливий, якщо існує поверхня, яка відокремлює точки  $X_1$  від точок  $X_2$ .

Для кожного образу визначається вектор  $x \in X$ , що складається з безлічі функцій

$$\{ \varphi_i(x) \mid i = 1, 2, \dots, m_1 \}, \text{ в вигляді } \varphi(x) = [ \varphi_1(x), \varphi_2(x) \dots \varphi_{m_1}(x), ]^T,$$

Припустимо, що зображення  $x$  є вектором у  $m_0$ -вимірному просторі, коли функція  $\varphi(x)$  відображає точки  $m_0$ -вимірного простору в новий простір  $m_1$ .

Функції  $\varphi_i(x)$  називаються прихованими, оскільки вони грають роль прихованих елементів нейронних мереж, простір, утворений безліччю прихованих функцій є прихованим простором.

Роздільність множини  $X$  називається  $\varphi$ -роздільною, при існуванні  $m_1$ -мірного вектора  $w$ , для якого:

$$w^T \varphi(x) > 0, x \in X_1 \quad w^T \varphi(x) < 0, x \in X_2$$

Гіперплощина, що задається рівнянням

$$w^T \varphi(x) = 0,$$

описує поверхню у  $\varphi$ -просторі, а обернене зображення цієї поверхні визначає розділову поверхню у вхідному просторі.

Прикладами розділяючих поверхонь можуть бути гіперплощини, гіперсфери, квадрики і т.д.



У загальному випадку, лінійна сепарабельном приймає сферичну сепарабельном, який передбачає під більш квадратичної сортувальної функції.

У застосуванні до завдання оцінки нозологічної форми гепатиту можна стверджувати про роздільність множин нозологій. А оцінка завдання класифікації

стану пацієнта з захворюванням гепатит дозволяє зробити висновок про роздільність класів тяжкості.

### 2.3.1 Вибір архітектури нейронних мереж

Прикладні завдання, оброблені з допомогою нейронної мережі, мають виражену внутрішню структуру - графік, вектор, дерево, і т.д.. Зазвичай нейронні мережі створюються і підлаштовуються під вирішення конкретного завдання, дуже неохоче реагуючи на зміни вхідних та вихідних умов.

У разі застосування звичайної нейронної мережі для вирішення нескладного завдання керуються простим вибором архітектури. Кількість вхідних нейронів визначається розмірністю вхідного вектора  $x$ , а кількість вихідних нейронів визначається розмірністю вектора  $d$ .

При вирішенні складних завдань можна використовувати нейронну мережу з одним прихованим шаром, проте число нейронів у шарі може бути необмежено велике, що фактично неможливо. Можна піти шляхом додавання додатково прихованого шару, однак може виникнути складність пошуку ваги декількох шарів. Однак наявність шарів у нейронній мережі позначається на апроксимуючих властивостях, але не слід забувати про кількість функціональних елементів – нейронів у кожному шарі.

Найбільш оптимальним є підхід побудови топології мережі в процесі навчання, найбільш кращими результатами для побудови мережі вирішальним завданням класифікації є модульний підхід. У вигляді окремої

мережі модулів передбачено використання каскаду кореляційної мережі, так як їх функції апроксимації є найбільш гнучкою структурою.

### 2.3.2. Модульні нейронні мережі

Для збільшення точності рішення пропонується використання нейронних мереж, які будують свою структуру під поставлене завдання. Вирішення задачі підбору найбільш оптимальної топології нейронної мережі призвело до появи модульних нейронних мереж, принцип роботи полягає у підборі вагових коефіцієнтів не на всій нейронній мережі, а на окремих модулях.

Переваги модульних мереж є високою швидкістю навчання мережі, то можливість використання топології, які довели свою ефективність на конкретних завданнях, в зручному методі навчання в нейронну мережу, так як вона є НЕ потрібна, щоб повністю перенавчання мережі, але тільки конкретні модулі.

Модульна нейронна мережа у разі потреби дозволяє застосовувати конструктивний метод побудови нейронної мережі, коли до мережі додається один нейрон або цілий шар. У такому випадку навчання може проводитися як доданого елемента, так і для всієї мережі.

Навчання модульної нейронної мережі відбувається за принципом початку навчання з основної частини мережі до тих пір, поки процес зменшення помилки не сповільниться, потім фіксуються нейрони та зв'язки модуля. Потім продовжується навчання інших модулів мережі. Основна ідея навчання полягає у поступовому розрахунку вагових коефіцієнтів для кожного модуля мережі. Розбиття на модулі може відбуватися за різними правилами, зазвичай з позиції мінімізації помилки.

Загальний алгоритм навчання нейронної мережі, навчання окремих модулів відбувається за відомими методиками.

Окремо варто розглянути вибір структури окремих модулів нейронних мереж. Окремі модулі для простоти містять єдину топологію,

проте відбувається їхнє індивідуальне налаштування. Підбір оптимальної топології модулів нейронної мережі може відбуватися як у конструктивному додаванні нейронів, так і деструктивному ключі видалення нейронів.

Мережі з модульною реалізацією мають ряд переваг, проте є недоліки на вибір найбільш об'єктивного поділу мережі на модулі, складність контролю механізму самоорганізації. Однак цей підхід може підлаштовувати та оптимізувати нейронну мережу під конкретні завдання, тим самим знижуючи алгоритмічну складність на етапі роботи.

### 2.3.3. Вибір методики навчання нейронної мережі

Навчання нейронної мережі полягає у розрахунку та підстроюванні внутрішніх вагових коефіцієнтів для вирішення задачі мінімізації вихідної помилки на навчальних вибірках, і, як наслідок, коли помилка мінімальна, на тестуючих вибірках система вважається навченою.

Для навчання використовуються методи навчання з учителем, без учителя, з частковим залученням учителя. Вибір методики навчання залежить від конкретних вимог та умов нейронної мережі та поставленого завдання.

Використання навчання з учителем полягає у подачі набору еталонних даних, так звана навчальна вибірка, на вхід нейронної мережі з підстроюванням виходів під конкретні значення еталонної вибірки. На завершальному етапі, після довідкових даних, мережа перевіряється на тестовому зразку, на якому навчання не проводилося, але рішення відомі.

Однак такий метод має мінуси, коли нейронна мережа занадто багато разів обробляє однакові дані, вона перенавчається і пристосовується виключно до цієї вибірки даних. В результаті чого для практичних зразків нейронна мережа забезпечує помилку.

Даний метод найчастіше використовується у завданнях, які вирішуються експертними системами, оскільки дозволяє використовувати знання фахівців для навчання нейронної мережі.

Навчання без вчителя майже аналогічне, проте має існуючу відмінність, що еталонні дані подаються без вихідних значень, а завдання мережі полягають у пошуку залежностей даних. Ця методика застосовується у завданнях, де потрібно знайти приховані залежності.

Часткове залучення вчителя координують два підходи описаних вище, найчастіше використовуються для обробки звуку, зображень.

Для вирішення завдання медичних експертних систем найбільше підходить метод навчання з учителем, так як він є методом, що дозволяє моделювати та переносити у цифровий вид знання фахівців та їх судження, цей висновок підтверджується аналізом публікацій, виконаним у розділі 1.

Важливим аспектом є вивчення ефективності алгоритмів навчання нейронної мережі, оскільки саме в цьому випадку можна оцінити ефективність навчання. Аналіз публікацій дозволяє зробити висновок про застосування тестових завдань, аналогічних використовуваним для оцінки ефективності навчання.

Алгоритми навчання порівнюються за безліччю параметрів, найбільш критичними з яких є: середній час роботи, кількість циклів навчання, помилка навчання, кількість розрахунків значення цільової функції, чутливість до локальних мінімумів.

На установках має ефект тестової задачі, кількість навчальних даних, топологія нейронної мережі, а також здійснення окремих етапів цього алгоритму навчання. Саме тому складно беззастережно вибрати найбільш оптимальний алгоритм, проте, проаналізувавши параметри порівняння, можна вибрати найкращий для реалізації конкретного завдання.

Загальна структура системи нейронної мережі дозволяє зробити висновок, що основне завдання пошуку вагових коефіцієнтів зводиться до вирішення системи лінійних рівнянь на навчальній вибірці виду

$$\begin{aligned} a_{11} x_1 + a_{12} x_2 + \dots + a_{1n} x_n &= b_1 \\ a_{21} x_1 + a_{22} x_2 + \dots + a_{2n} x_n &= b_2 \\ &\dots \\ a_{m1} x_1 + a_{m2} x_2 + \dots + a_{mn} x_n &= b_m \end{aligned}$$

де  $x$  – невідомі,  $a$  – коефіцієнти за невідомих,  $b$  – вільні коефіцієнти.

Або у загальному вигляді  $A x = b$

Для практичних завдань матриця може досягати більших значень, тому найефективнішою методикою вирішення будуть ітераційні методики. На жаль, ітераційні методики не мають стійкості, однак, середнє якість результату з ітераційних навчання алгоритмів може виявитися краще, ніж не-ітераційних.

Як методику вирішення будемо використовувати ітераційні методи, які дають можливість знаходити наближене рішення системи рівнянь із заданим ступенем точності. Для вирішення систем лінійних рівнянь ітераційним способом можливе використання кількох методів, у цій ситуації необхідно порівняти запропоновані методи для вирішення поставленого завдання.

Дослідженню методів розв'язання систем лінійних рівнянь присвячено безліч публікацій, при цьому порівняння ітераційних методів вирішення приділяється недостатньо уваги.

Ітераційний метод має на увазі побудова послідовності наближення до шуканого значення на основі виконання повторюваних дій.

У цьому ключі необхідно провести порівняння ітераційних методів розв'язання систем рівнянь, що задовольняють умову поставленого

завдання. Необхідно провести вибір методу розв'язання систем рівнянь із використанням ітераційних методів. Завдання перед обчислювальною системою ставиться за умови.

Як методи порівняння необхідно позначити критерії порівняння. Оскільки ітераційні методи в процесі вирішення отримують рішення з певною точністю, то необхідно дослідження похибки методів стосовно схожого завдання, що розглядається.

Оцінку ефективності розв'язання системи лінійних рівнянь ітераційним алгоритмом можна розглядати за параметрами:

- похибка методу;
- тимчасові витрати на рішення;
- кількість ітерацій, витрачених на вирішення.

Проведемо порівняння за виділеними критеріями. Вважаємо, що сфера застосування ітераційних методів розв'язання систем лінійних рівнянь обмежується видом матриці  $A$  системи, і в першу чергу – її розмірністю.

Завдання оцінки стану тяжкості пацієнта та визначення нозологічної форми складається з великої кількості систем лінійних рівнянь, аналіз роботи підтверджує вибір методики розв'язання задач за допомогою ітераційних методів.

Порівнюючи прямі та ітераційні методи за часом, що витрачається на рішення, можна зробити висновки про кількість арифметичних операцій. За розв'язання систем рівнянь розмірністю  $N$  з допомогою прямих методів число арифметичних операцій становить  $N^3$ .

Ітераційні методи розв'язування систем лінійних рівнянь значно економічніші з точки зору витрат комп'ютерного часу, однак обмежуючим фактором є можливість дивергентного ітераційного процесу, що не дозволяє досягти бажаного результату. Так, якщо ітераційний метод

є швидко схожим із числом ітерацій  $m \ll N$ , той час рішення пропорційно квадрату розміру матриці  $\sim mN^2$ . Ці витрати нижчі в порівнянні з точними методами в рази  $N/m$  – для реального і в  $2N/m$  рази – для складної системи рівнянь.

Суть ітераційного процесу розв'язання систем лінійних рівнянь полягає у породженні у просторі  $R^n$  послідовності елементів  $(x(k))$ , яку можна розглянути як потенційно придатну для асоціації її як послідовність наближень до шуканого елементу  $x^* \in R^n$ . У разі виконання умов  $x(k) \rightarrow x^*$  при  $k \rightarrow \infty$ . Факт збіжності має на увазі, що при призупиненні процесу на  $k$ -тому кроці процес обчислення буде відповідати  $x^* \approx x(k)$  з абсолютною похибкою  $\|x^* - x(k)\|$ .

Метою ітераційного методу є отримання рішення  $x^*$  з точністю  $\varepsilon$ , таким чином, ітерації виконуються до виконання умови  $\|x^* - x(k)\| \leq \varepsilon$ .

Аналізуючи точність розв'язання систем рівнянь ітераційними методами за критерієм похибки результату рішення, суть яких полягає в тому, що розв'язання системи (4) знаходиться як межа послідовних наближень  $x(n)$  при  $n \rightarrow \infty$ , де  $n$  — номер ітерації, вимагає завдання початкового значення невідомих  $x(0)$  та точності обчислень  $\varepsilon > 0$ . Кількість ітерацій  $n = n(\varepsilon)$ , які необхідно виконати для отримання заданої точності  $\varepsilon$ , є основною оцінкою якості методу.

Є безліч методик вирішення систем рівняння за допомогою різних ітераційних алгоритмів, виробляючи їх порівняння на конкретній задачі за обраними раніше критеріями, можемо отримати найефективніший алгоритм для даного набору даних. У вигляді системи рівнянь, які будуть використовуватися навчанням зразка для системи оцінки стану важкості пацієнта під час захворювання гепатиту, навчального зразок для визначення нозологического гепатиту.

Порівняння найбільш підходящих методів для вирішення задачі, що містить матриці оцінки, наводиться у таблицях 4 та 5. Методи розв'язання

були реалізовані в пакеті прикладних математичних програм Scilab значення помилки задано 0,2.

Найбільш ефективним і стійким серед ітераційних методів для вирішення поставленого завдання показав себе метод Качмажу, метод має цілу низку переваг: стійкість, допускає ефективне розпаралелювання процесу.

Алгоритм має просту геометричну інтерпретацію, кожне лінійне рівняння в  $N$ -мірному просторі  $R^N$  являє собою гіперплощину. При виконанні умови невиродженості системи гіперплощини мають перетин у єдиній точці, яка є рішенням рівняння.

Розглянемо методику вирішення докладніше, умови завдання складають:

$$A \cdot u = f, A \in R^{m \times n}, f \in R^m, \det A \neq 0,$$

Суть методу полягає в послідовному наближенні на гіперплощині

$$(A_i, u), i = 1 \dots n. \text{ де } A = (a_1, a_2, \dots, a_m)^T \in R^{m \times n}, u \in R^n, f = (f_1, f_2, \dots, f_m) \in R^m,$$

проекційна послідовність визначається рівнянням

$$j(k) = (k \bmod m) \cdot \lambda^k,$$

де  $k$  – порядковий номер ітерації,  $u_0$  – початкове наближення,  $\lambda^k$  – параметр релаксації.

Ітераційний метод Качмажа складно передбачуваний за результатами збіжності. Вирішення певних завдань може призвести до низької збіжності



методу. Для вирішення цієї помилки пропонується ввести в алгоритм релаксаційний параметр  $\mu$ .

У роботі доводиться, що ця послідовність сходиться до вирішення значно швидше. Релаксаційний параметр обраний в відповідно з завданням.

Релаксаційний параметр створює обмеження на величину кроків ітерації, що може призвести до скорочення часу розрахунку невідомих. Однак великий параметр може призвести до дуже великих і недостатньо точних стрибків, які завадять знаходженню рішення із заданою точністю. Порівняння ітерационного алгоритму Качмаж для різних релаксаційних параметрів було проведено на тестовій задачі наборі навчальних даних, щоб визначити, нозологические форми гепатиту та оцінку стану важкості пацієнта.

На основі результатів випробувань зроблено висновок, що алгоритм Качмаж для розв'язування систем рівнянь для тестового зразка перевершує за ефективністю інші ітераційні методи. Розглянутий алгоритм можна використовувати пошуку вагових коефіцієнтів у нейронній мережі, що використовується як основа експертної системи з визначення нозологічної форми гепатиту та оцінки стану перебігу захворювання.

#### 2.4. Модульне представлення каскадної кореляційної нейронної мережі, навченої за алгоритмом Качмаж

Аналіз, показав, що кращою структурою мають мережі з топологією, що настроюється. Налаштування топології мережі буде відбуватися в кілька етапів: на початковому етапі планується використання нейронної мережі каскадної кореляції, яка відноситься до радіальних нейронних мереж, далі слідує модульна реалізація основної архітектури мережі, навчання, доцільно проводити шляхом застосування алгоритму Качмажу.

Каскадно-кореляційні нейронні мережі являють собою багат шарову каскадну нейронну архітектуру. Топологія мережі, що формується в процесі навчання шляхом додавання одного або кількох нейронів, процес закриття процесу навчання зупиняє не тільки формування шкал, але і формування мережевої структури.

Каскад кореляційної архітектура була спочатку запропонована С. Фалманом, в цілях спрощення в мережевий топології . Топологія мережі налаштовується у процесі навчання. Загальна топологія каскадної мережі.

Ця архітектура демонструє найкращі обчислювальні можливості в порівнянні з існуючими відомими архітектурами.

Загальна структура отримання рішення виглядає наступним чином:

- Існує мінімальна нейронна мережа, яка складається з вхідного і вихідного шарів, в мережі є зв'язки між усіма вузлами. Кількість входів та виходів вибирається виходячи із завдання. Вихідні нейрони можуть містити довільні функції активації.
- Відбувається навчання зв'язків вихідного шару до зупинки зменшення помилки.
- Додаються по одному вузли, ваги вхідних зв'язків фіксуються. Вузли- кандидати, які пов'язані з усіма існуючими вузлами.
- Здійснюється мінімізація значення цільової функції, максимізація кореляції нових вузлів та залишкової помилки мережі. Освіта може відбуватися під час використання як стандартного алгоритму, так і більш конкретного.

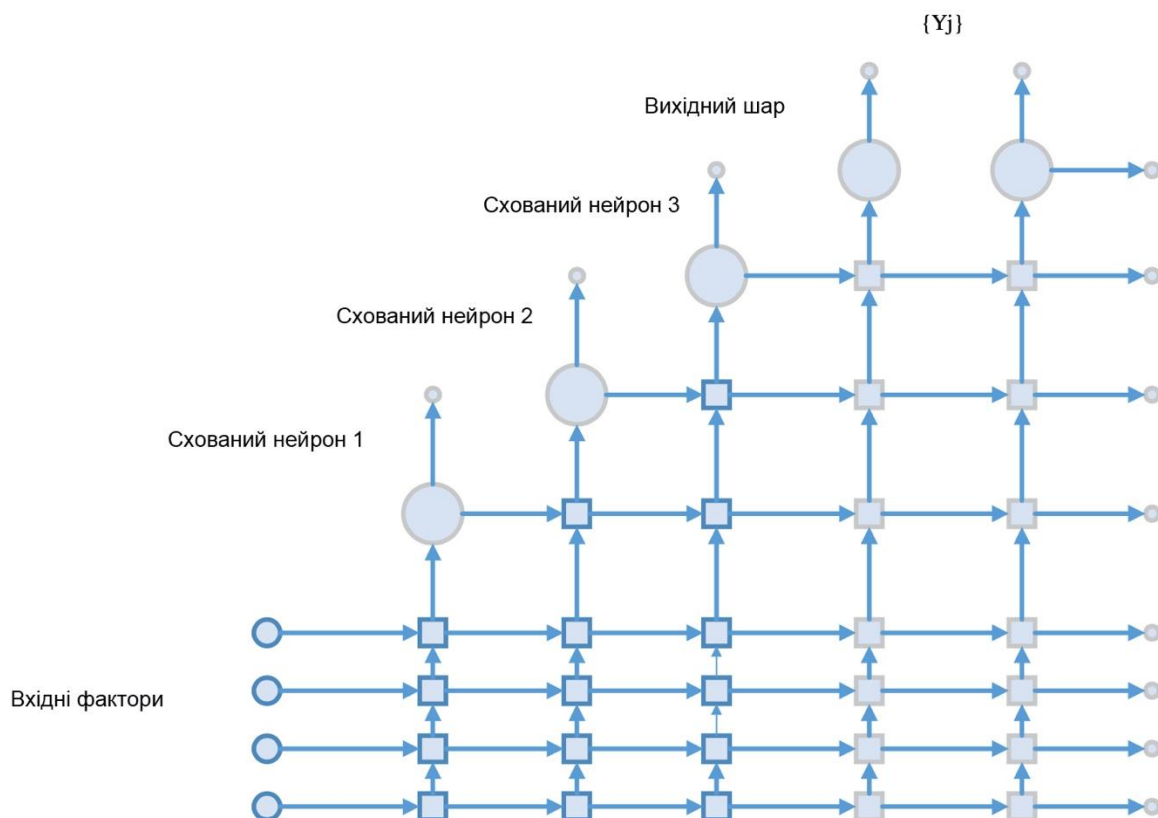


Рисунок 2.1 – Топологія каскадної кореляційної мережі

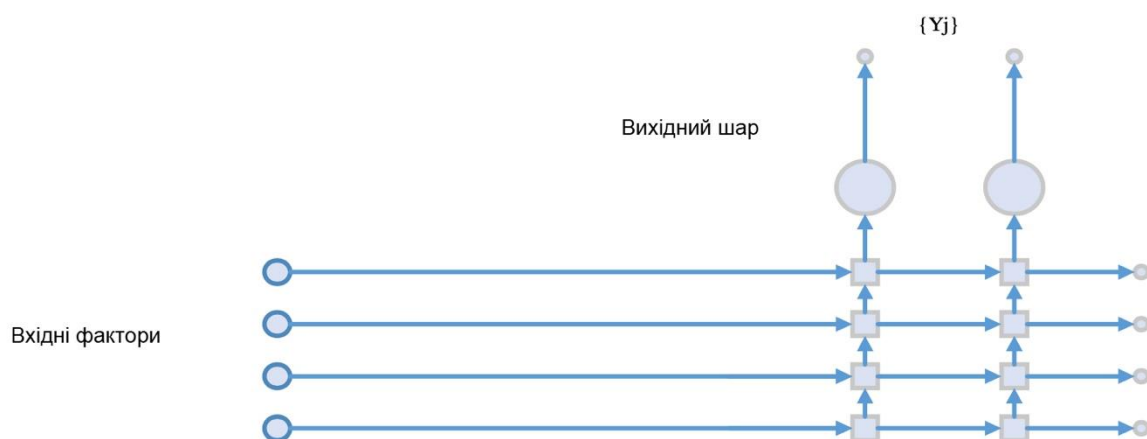


Рисунок 2.2 – Топологія каскадної кореляційної мережі на початковому етапі навчання

Навчання припиняється, коли показники кореляції перестають покращуватись і похибка лежить у прийнятному інтервалі. Інакше повторюється методика включення до мережі вузла.

Фінальна мета навчання полягає в такому підборі терезів, при якому кореляція між активністю доданого нейрона і значення похибки на виході мережі максимізується і визначається коефіцієнтом кореляції  $S$ .

$$S = \sum_{k=1}^p M | \sum_{j=1}^M (v(k) - \bar{v})(e_j(k) - \bar{e}_j) |,$$

де  $p$  – кількість навчальних виборів,  $M$  – кількість вихідних нейронів,  $v(k)$  – вихідний сигнал нейрона кандидата при  $k$ -ій навчальній вибірці,  $e_j(k)$  – значення похибки  $j$ -го прихованого нейрона для  $k$ -ої навчальної вибірки,  $\bar{v}$  і  $\bar{e}_j$  – середні значення.

Після досягнення максимального значення  $S$  нейрон-кандидат включається до структури мережі, розраховані ваги його зв'язків фіксуються, і продовжується процес підбору ваг вихідних нейронів з мінімізації цільової функції. Навчання відбувається одночасно для кількох нейронів-кандидатів. Налаштування ваг здійснюється із застосуванням алгоритму Качмажу, загальна структура та розв'язання задачі.

Однак для складної задачі необхідно використовувати більш складні архітектурні нейронні мережі, тому, використовуючи в якості модуля каскадні кореляційні нейронні мережі, планується побудувати більш складну систему. У загальному випадку нейронна мережа складатиметься з безлічі модулів, які додаються або забираються, а також йде перебудова модулів нейронної мережі. Модульна нейронна мережа знижує розмірність нейронної мережі для конкретного завдання. Загальна структура модульної мережі.

Для функціонування модульної мережі необхідний алгоритм управління потоком даних, який не залежить від кількості модулів у мережевих структурах. Вимогою до алгоритму є наявність можливості визначення кількості циклів мережі, що формуються, завдання можливості параметрів роботи, а також правило зупинки розвитку мережі. Саме тому мережа підлаштовується під конкретне завдання, реалізуючи найбільш оптимальну топологію.

В протязі окремих модулів запропоновано використання мереж з каскадними кореляціями, які також утворюються шляхом виявлення спільнот або кластерів елементів зі схемами подібних з'єднань. Пропонований метод базується на алгоритмі виявлення спільноти. До сих пір було запропоновано різні способи для вираження характеристик різних складних мереж без багаторівневих структур, але НЕ був розроблений який - або один метод виявлення структур спільноти навчений багатосарова нейронних мереж. Складність звичайного виявлення спільноти з багаторівневої нейронної мережі виникає через те, що припущення, яке зазвичай використовується майже у всіх традиційних методах, не застосовується для багаторівневих нейронних мереж. Мережа з такою характеристикою називається асортитивною. Однак у багаторівневих нейронних мережах блоки одного рівня не з'єднуються один з одним, а з'єднуються лише через блоки першого або наступного рівнів. Ця характеристика подібна до характеристики дводольного графа, і такі мережі називаються мережами диссорбції.

У роботі було запропоновано базовий метод виявлення спільноти, який може бути застосований як до асортативних, так і до дисасортативних мереж, пропонується розширення цього методу для виділення модульних уявлень нейронних мереж. Ефективність методу полягає у розкладанні багаторівневої нейронної мережі на незалежні мережі, пропонований метод розбиває навчену нейронну мережу на кілька невеликих незалежних

нейронних мереж. У такому разі вихідна оцінка вихідної нейронної мережі може розглядатися як набір незалежних оцінок, зроблених розкладеними нейронними мережами, це розділяє проблему та скорочує загальний час обчислень. Нижче показано, як метод може правильно розкласти нейронну мережу на кілька незалежних мереж, де дані складаються з кількох незалежних векторів.

Пропонований метод виявлення спільноти, який застосовується до будь-яких багаторівневих нейронних мереж. Запропонований метод є розширенням базового підходу, запропонованого у роботі. Він виявляє спільноти асортативних або дезасортативних мереж.

Ключова ідея методу у тому, що розподіл об'єктів у одиницях кожному рівні оцінюється з допомогою з'єднання з суміжними рівнями.

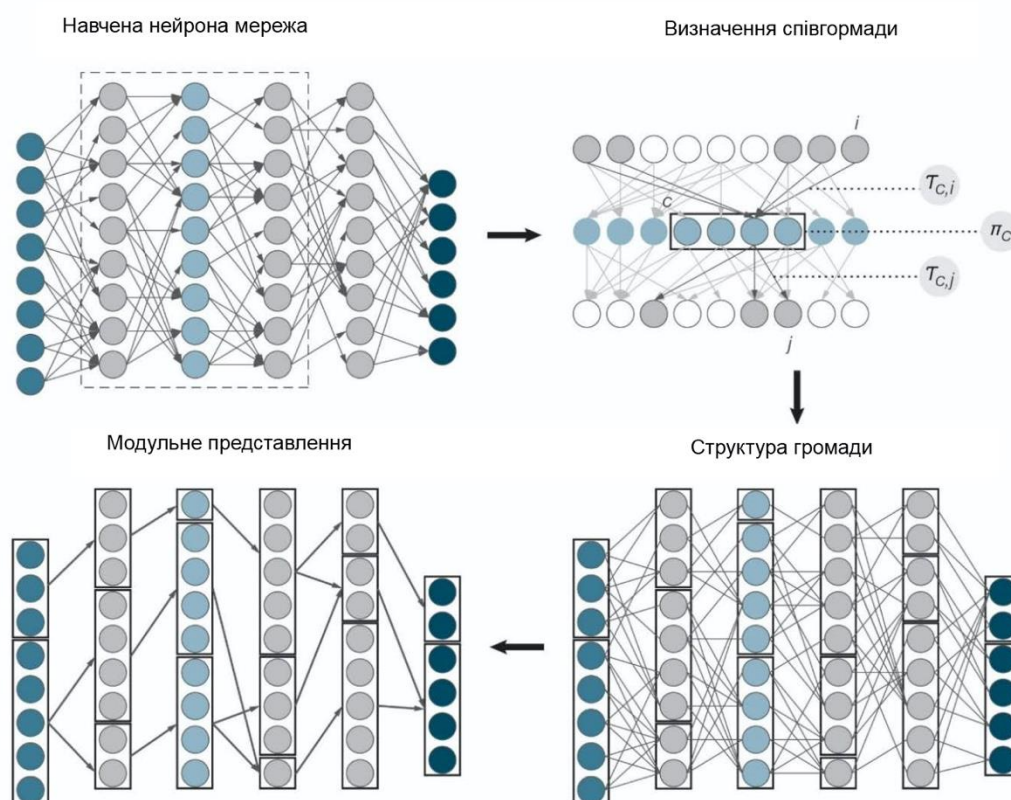


Рисунок 2.3 – Пропонований метод модульного представлення нейронної мережі

Для простоти позначимо  $A_d$  і  $B_d$  як  $A$  і  $B$  відповідно. Запропонований метод заснований на припущенні, що модулі в одній і тій самій спільноті мають однакову ймовірність зв'язку з іншими модулями. Це припущення майже таке саме, як у методі [130], за винятком того, що запропонований метод використовує як вхідні, так і вихідні з'єднання кожної спільноти, і виявляє спільноти на окремих рівнях. Отже, результат виявлення спільноти виводиться аналогічно до попереднього методу [131]. Як показано раніше, статистична модель виявлення спільноти має три види параметрів. Перший параметр  $\pi = \{ \pi_c \}$  представляє апріорну ймовірність одиниці в шарі глибини  $d$ , що належить спільноті  $c$ . Умовна ймовірність з'єднання для даної спільноти  $c$  представлена другим і третім параметрами  $\tau = \{ \tau_{c,i} \}$  і  $\tau' = \{ \tau'_{c,i} \}$ , де  $\tau_{c,i}$  представляє ймовірність того, що з'єднання з одиницею в співтоваристві  $c$  прикріплене з  $i$ -го блоку в глибину  $d-1$  шар. Аналогічно,  $\tau'_{c,i}$  представляє ймовірність того, що з'єднання від одиниці в співтоваристві  $c$  приєднано до  $j$ -му юніту на рівні глибини  $d+1$ . Тут опускається індекс  $d$  параметрах  $\pi$ ,  $\tau$ ,  $\tau'$  для простоти. Ці параметри нормовані так, щоб вони задовольняли наступною умовою:

$$\sum_c \pi_c = 1, \sum_i \tau_{c,i} = 1, \sum_i \tau'_{c,i} = 1$$

Мета - знайти параметри  $\pi$ ,  $\tau$ ,  $\tau'$ , які максимізують ймовірність заданої матриці  $A$ ,  $B$  в  $d$  і. Щоб вирішити цю проблему, вводиться призначення угруповання  $g = \{ g_k \}$ , де  $g_k$  – спільнота  $k$ -ї одиниці в шарі глибини  $d$ .

З наведених вище розрахунків оптимальні параметри  $\pi$ ,  $\tau$ ,  $\tau'$  і можливість визначення  $q$  для оптимізованих параметрів ітеративно оцінюються на основі рівнянь, спільнота визначається  $c$ , яка максимізує  $q_{k,c}$ .

Нарешті, використовуються такі методи для визначення модульного уявлення шаруватої нейронної мережі, що підсумовує типові зв'язки між модулями, при якому в модульному поданні визначаються зв'язані з'єднання, які підсумовують безліч з'єднань між парами модулів. Чотири кроки для визначення зв'язку між модулями:

Співтовариства  $a$  та  $b$  мають зв'язне з'єднання, якщо існує хоча б одне з'єднання між парами одиниць  $\{i, j\}$ ,  $i \in a$ ,  $j \in b$ .

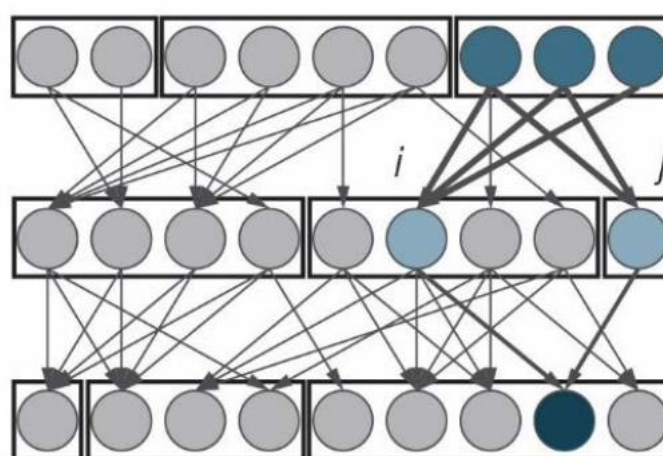


Рисунок 2.4 – Загальна структура одного модуля

Відповідно для будь-якої спільноти  $a'$  у тому ж шарі, що і спільнота  $a$  справедливо  $r_{a,b} \geq r_{a',b}$ .

Із пов'язаних зв'язків, визначених на етапі, зберігаються лише ті, які задовольняють наведеній вище умові, а інші видаляються. Цими процедурами отримуємо модульне уявлення шаруватої нейронної мережі.

Для того, щоб перевірити методологію для формування модульної структури, то дані про державних оцінках були використані, яким були розділені на три незалежні частини в відповідно до принципом групи факторів, що використовується. Структура окремих нейронних мереж, що використовуються для генерації модульного представлення. Три модулі містили вхідні дані з 15 вимірюваннями, потім відбувається навчання трьох



нейронних мереж, кожна з яких має незалежні ваги та зміщення. У кожній нейронній мережі всі шари склалися з 15 одиниць, а кількість прихованих шарів було встановлено рівним одному для цього прикладу. В майбутньому, структура прихованих шарів формуються за методі С. Фальман. Набори ваги і зсувів для першої, другої та третьої нейронних мереж на початковому етапі були згенеровані випадковим чином.

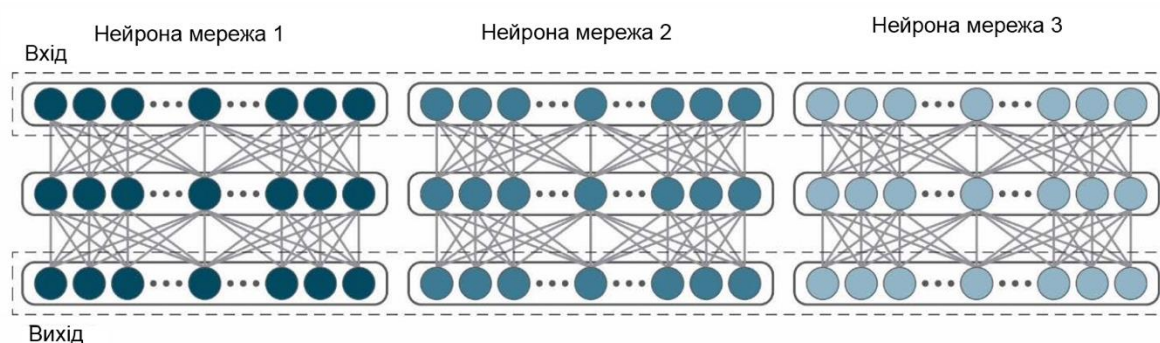


Рисунок 20 – Сформована нейронна мережа

Завдання, яке ставиться перед описаним алгоритмом, полягає у опрацюванні найбільш простої та ефективної топології нейронної мережі. Метод формування з'єднання угруповань модулів може використовуватися для конструювання мереж великого розміру. Саме алгоритм дозволяє зробити самоорганізацію мережі, яка поділяється на два етапи:

- самоорганізація окремих модулів за алгоритмом Фальмана;
- самоорганізація відносин між модулями для фінальної топології

Застосовувані принципи дозволяють синтезувати багатошарові нейронні мережі з мінімальною конфігурацією для існуючої навчальної вибірки. Для цієї мережі немає необхідності в оцінці значущості входних факторів, заданні числа прихованих шарів та кількостей синоптичних зв'язків.

Загальна топологія формування каскадної кореляційної мережі за модульним принципом.

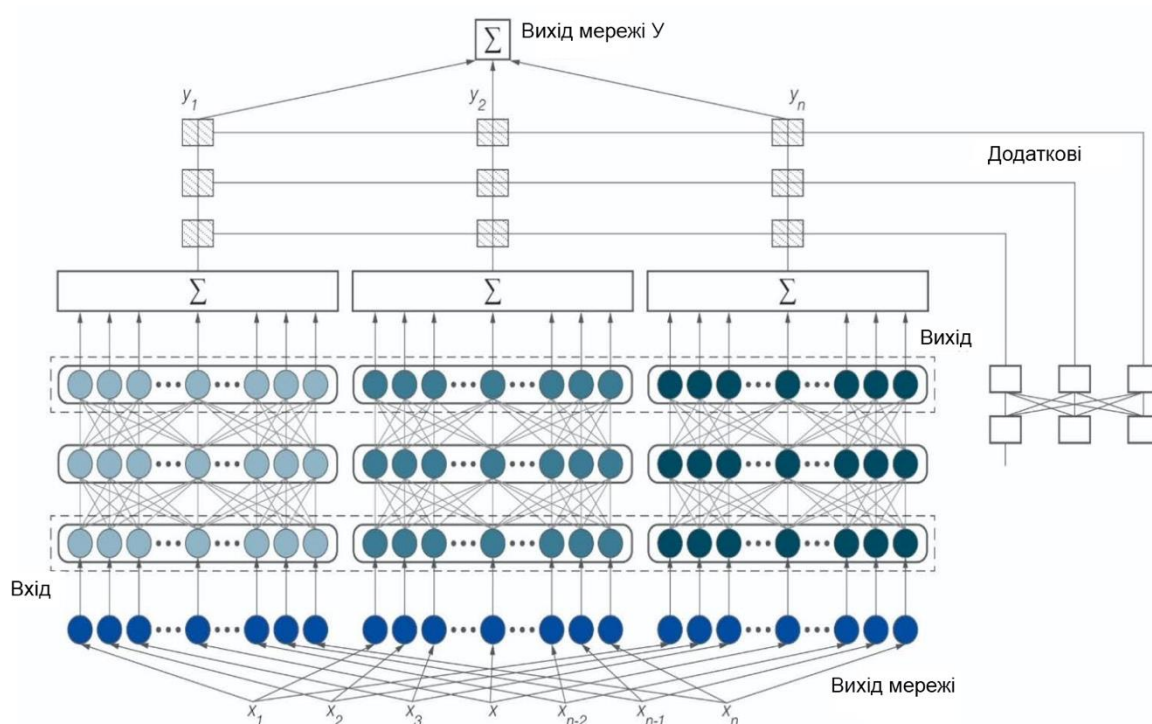


Рисунок 2.5 – Архітектура отриманої мережі

Розглянутий підхід заснований на принципі модульних мереж - "розділяй і владарюй" (divide and conquer). У відповідності з цим принципом складні обчислювальні завдання вирішуються з допомогою їх розбиття на безліч невеликих і найпростіших завдань із наступним об'єднанням отриманих рішень.

Загальний принцип роботи модульної мережі полягає у розподілі обчислень за окремими модулями нейронних мереж, структура яких формується окремим алгоритмом і не перетинається. Вихідні сигнали модулів поєднуються модулем інтеграції, вихід якого також коригує загальний вихідний сигнал системи.

## 2.5 Порівняння методики вирішення задачі на різних нейронних мережах

Для оцінки ефективності запропонованого алгоритму навчання було проведено порівняння модульного уявлення нейронної мережі каскадної кореляції, яка навчається за алгоритмом Качмажу, з іншими алгоритмами нейронних мереж. Моделювання модульної нейронної мережі проводилося у програмі Scilab 6.0.0, моделювання інших нейронних мереж - у STATISTICA Neural Networks 6.0.5.

Як дані для навчання використовувалася навчальна вибірка для визначення нозологічної форми гепатиту та навчальна вибірка для оцінки стану тяжкості пацієнта хворого на гепатит.

Порівняння проводилося на основі кількості циклів навчання та максимальної отриманої помилки.

За результатами тестів зроблено загальний висновок, що запропонований алгоритм ефективності краще вирішує поставлене завдання ніж методи стандартних нейронних мереж. Найнижчу ефективність в ході тестування показала імовірнісна нейронна мережа, помилка на навчальній вибірці – 61% для нозології, 178% на оцінці стану. Аналіз таблиці дозволяє зробити висновок про ефективність запропонованої моделі модульної нейронної мережі, що навчається за алгоритмом Качмажа, для завдання діагностування нозології гепатиту в системі підтримки прийняття рішення, помилка на навчальній вибірці нозології склала – 5% при 31 циклі навчання, а для оцінки стану – 2% за 26 циклів навчання.

## 2.6 Висновки

У процесі проведеного аналізу можна зробити такі висновки:

Проведено порівняння методик навчання системи нейронної мережі методом ітераційних алгоритмів, за результатами яких була доведена ефективність алгоритму Качмажу, з релаксаційним параметром, який показав найкращі результати, швидкість навчання підвищилася на 13%, точність на 10%. Для вихідного зразка для визначення нозологічної, то система прийшла до оптимального рішення з похибкою 0,0656 на 64 ітераціях, а для задачі визначення стану - з похибкою 0,06453 на 36 ітераціях.

Метод формування топології нейронної мережі каскадної кореляції в відповідно до модульним принципом, побудованої для конкретних завдань, щоб бути вирішена, буде запропоновано, в якості прикладу реалізації системи, він запропонував використовувати його для проблема визначення нозології та стану хворого.

Запропонований варіант методики формування топології нейронної мережі відрізняється від відомих способом формування не тільки загальної структури, а й структури окремих модулів, що дозволяє підвищити точність діагностики шляхом формування нейронної мережі під вирішуване завдання.

Проведені дослідження виявили оптимальні значення параметрів модульного представлення нейронної мережі каскадної кореляції, що навчається за алгоритмом Качмажу. Враховуючи результати проведених досліджень, виявлено оптимальний спосіб формування топології мережі, що дозволить збільшити якість діагностики гепатиту.

Зроблено експериментальні дослідження, що показують ефективність запропонованої методики модульної мережі порівняно з іншими методиками нейронних мереж для завдання визначення нозологічної форми гепатиту та класифікації стану пацієнта. Рішення запропонованої топології мережі досягає достовірних та найкращих показань помилково (0,05 та 0,02) за найменшу кількість ітерацій (31 та 26)

## 3 СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕННЯ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ НОЗОЛОГІЇ ГЕПАТИТУ

### 3.1 Постановка задачі для системи підтримки прийняття рішення

#### 3.1.1 Вибір вхідних інформаційних ознак

Системи підтримують рішення - рішення, орієнтовані на вирішення практичних завдань у сферах, де не застосовуються жорсткий формалізм, математична залежність між базовими факторами та необхідними рішеннями, які доступні, але ви можете побудувати залежність, аналізуючи досвід експертів у певній полі. Алгоритми, що використовуються в експертних системах підтримки прийняття рішення, дозволяють формувати рішення, ґрунтуючись на досвіді експертів. Алгоритми прийняття різноманітні, але в розділі 2 роботи було доведено, що для визначення нозології найбільш вдало, на думку автора, підходить алгоритм модульних нейронних мереж, які навчаються за алгоритмом Качмажу, із введеним релаксаційним параметром.

Методика нейронних мереж дозволяє вирішувати неявні завдання, виходячи з досвіду фахівців у конкретних предметних областях. Застосовуючи алгоритми нейронних мереж, здатні до підстроювання топології під вирішуване завдання, після навчання можна домогтися вибудовування необхідних залежностей, які дозволяють вирішувати неформалізоване завдання з необхідною точністю, навіть незважаючи на неповноту, суперечливість та зашумленість вхідних даних.

Актуальність використання нейронних мереж для вирішення на завдання діагностування гепатиту нозології була доведена в розділі 1 роботи, так як велике поширення носіїв гепатиту і мінливості вірусів вимагає збільшення ефективності діагностики та лікування захворювань .

Визначення нозологічної форми гепатиту відноситься до завдання класифікації, складність якої полягає у великому обсязі вхідної інформації, що використовується. Вибір вхідних даних визначення нозології було проведено у розділі 1, який заснований на даних лікарів-експертів, наукових публікацій з тематики, і навіть вимог законодавства. Вхідні фактори складаються з 54 позицій, які поділені на підгрупи: біологічні дані пацієнта, клінічні синдроми прояви, епіданамнез прояви, переджовтяничний тип, значення серологічних маркерів та біохімічних показників.

### 3.1.2 Подання вхідних інформативних ознак для системи підтримки прийняття рішень

Вхідна безліч даних може бути різною, так як кількість вхідних параметрів може багаторазово зростати, а для точної оцінки необхідний їх сукупний аналіз. Для отримання в аналізі завдання, А строго вибирається кількість даних використовується, який грає найбільш важливу роль в визначенні нозологічної форми гепатиту. Однак вхідні дані можуть мати різне уявлення значень, що необхідно враховувати під час проектування системи підтримки ухвалення рішення.

Фактори під номерами 1, 7, 25 представлені динамічними шкалами в певних діапазонах нормованих десяткових чисел, всі інші значення є факторами в двійковій формі, тобто мають лише два значення: так / ні або 0/1. Для виключення параметра із сукупності розрахунків необхідно додавання параметра відсутності даних - «Немає даних». Неповні дані вносять спотворення в діагностику, у розділі 1 опрацьовано методику заповнення пропуску даних, проте допускається, що медична інформація буває неповною, і вхідний вектор даних може бути не заповнений на 100%.

Десяткові фактори є числами з плаваючою точкою в обраному діапазоні, для зручності дані десяткових факторів можуть масштабуватися в діапазоні від -1 до 1 або від 0 до 1. Або можуть представлятися, як бінарне

число з постійним кроком, бінарне число з обмеженим автокроком відрізка. Двійкове число з постійним кроком представляє значення в вигляді дискретної серії, тобто, число ділиться на ділянки в відповідно з параметрами нижніх, верхніх меж і кроком, який Перерви обраний інтервалу в дискети диски.

Крім того, необхідно враховувати, що це можливо, щоб нормалізувати чинники, щоб оцінити по ефективності, щоб представити їх в деякому збільшенні значень. Виходячи із сказаного, для дослідження точності діагностики системи необхідно вивчити вплив подання даних на точність.

### 3.1.3 Вибір вихідних інформаційних ознак

Величезна варіабельність вірусів гепатиту накладає певні вимоги до вихідних параметрів системи підтримки прийняття рішення, однак у розділі 1 був проведений вибір найбільш поширених нозологічних форм гепатиту.

Ця класифікація не важко при створенні експертної системи діагностики, так як вона містить найбільш поширений гепатит нозологій, то підготовка зразок будуть сформована з реальних навчальних прикладів. Однак варто зазначити, що список, що розглядається, може бути багаторазово збільшений шляхом доповнення додаткових класів.

Для наповнення бази даних було проведено аналіз карт пацієнтів, проектування навчальної вибірки.

### 3.1.4 Подання вихідних інформативних ознак для системи підтримки прийняття рішення

Представлені значення є їх роду центрів класів або кластерів наборів значень, призначення на будь-який кластер може здійснювати тільки коли допомога застосування нейронної мережі моделювання, і це використання модульної нейронної мережі.

Значення класів самі можуть бути доволно встановити, як фактичне назва класу або його позначення НЕ робить спотворення в тренувальній

системі. Для розділення класів будуть використовуватися значення десяткової системи від 1 до 6. Ключовим у цьому випадку є лише достатність кількості навчальних прикладів для кожного класу.

### 3.2 Проектування структури системи підтримки прийняття рішень

#### 3.2.1 Проектування системи введення та виведення даних

Медична діагностика сприймається як мистецтво, оскільки визначення точного діагнозу потрібен певний досвід роботи спеціаліста. Саме тому виникає потреба в апроксимації знань спеціаліста. Апроксимація знань можлива із застосуванням систем підтримки прийняття рішень, заснованих на нейронних мережах, що моделюють інтелектуальні можливості людини.

Експертна система підтримки прийняття рішення дозволяє вирішувати складні у прийнятті рішення завдання, вирішення яких можливе лише при опорі на досвід спеціалістів.

Система підтримки прийняття рішення реалізується з використанням мови програмування високого рівня, що моделює математичний алгоритм нейронної мережі, базу даних для зберігання медичних значень та інтерфейс взаємодії з користувачем. У процесі налаштування системи навчання відбувається за зразком з метою формування загальних залежностей

У фінальному етапі проводиться оцінка ефективності системи на тестовій вибірці.

Незважаючи на різноманіття варіантів класифікації, вимоги до систем підтримки прийняття рішень можна висловити у кількох парадигмах:

- якість прийнятих рішень;
- організація внутрішнього зберігання та використання даних;
- наявність обмежень на внесення змін до структури;



- точність моделі, що генерує прийняття рішення.

При побудові системи необхідно дотримуватися наступних етапів, у яких ключові позиції займає система вводу/виводу:

- вибір завдання на вирішення;
- підбір та збір вхідних та вихідних даних;
- проведення аналізу даних;
- вибір моделі, що відповідає за прийняття рішення;
- експертний аналіз та інтерпретація моделі прийняття рішення;
- оцінка ефективності розв'язання системи;
- використання системи прийняття рішення;
- аналіз з урахуванням зворотний зв'язок.

Підсистема введення та виведення призначається для вирішення початкових завдань збору даних та формування відгуку системи. Вхід є даними значень факторів, одержуваних шляхом введення їх у систему в робоче вікно. Висновок є значення діагнозу, одержуваного після обробки вхідних факторів алгоритмом рішення.

Загальна структура введення та виведення системи спроектована з урахуванням вимог, що пред'являються.

Підсистема система введення / виведення підтримки прийняття рішень при обміні даних адрес ряду загальних завдань, з яких найбільш важливими є наступними:

- Організація збору інформації до системи бази даних;
- Організація виведення інформації із системи бази даних;
- Погодження обміну інформації з/в бази даних;
- Поділ потоків передачі ;
- Підтримка операцій уведення/виводу для алгоритму прийняття рішення;

Забезпечення зручного логічного інтерфейсу між системою та користувачем.

### 3.2.2 Проектування системи управління базою даних

Система управління базою даних у системі підтримки прийняття рішення призначена для зберігання та використання значення факторів та відповідних нозологічних форм гепатиту для навчання.

Одним із аспектів побудови бази даних є захист інформації від несанкціонованого використання, що полягає у реалізації двох підходів: виборчого та обов'язкового. Вибірчий підхід полягає у перевірці повноважень користувача, за невідповідності забороняються будь-які впливи на базу. Обов'язковий підхід полягає у перевірці справжності користувача чи процесу роботи.

Інтерфейс додавання файлів в систему представлений на рисунку 25. Базу даних можна реалізувати або на SQL, або в системі MS Access, які є реляційними системами управління базою даних, наприклад створення реляційної бази даних, що реалізує систему підтримки прийняття рішення по діагностиці гепатиту.

### 3.2.3 Проектування системи вирішення

Система рішення є ключовою в системі, розгляд та апробація механізму роботи якої представлена у розділі 2. Варто зазначити, що вирішальне правило системи засноване на модульній нейронній мережі, яка навчається за допомогою алгоритму Качмажу.

Налаштування алгоритму відбувається у системі підтримки прийняття рішення, параметром контролю роботи є помилка навчання системи. Однак модульна нейронна мережа має налаштування граничної функції кожного нейрона.

### 3.2.4 Загальна структура системи підтримки прийняття рішення про діагностику нозології гепатиту

Узагальнюючи інформацію вище, можна провести проектування системи. Система реалізована в в Lazarus 2.0.6 розвитку навколишнього середовища , а в системі

Управління базою даних використовується MS Access. Структурна схема системи підтримки прийняття рішення, в системі присутній основний модуль вирішувач і модуль навчання, який задіюється лише при формуванні вагових коефіцієнтів.

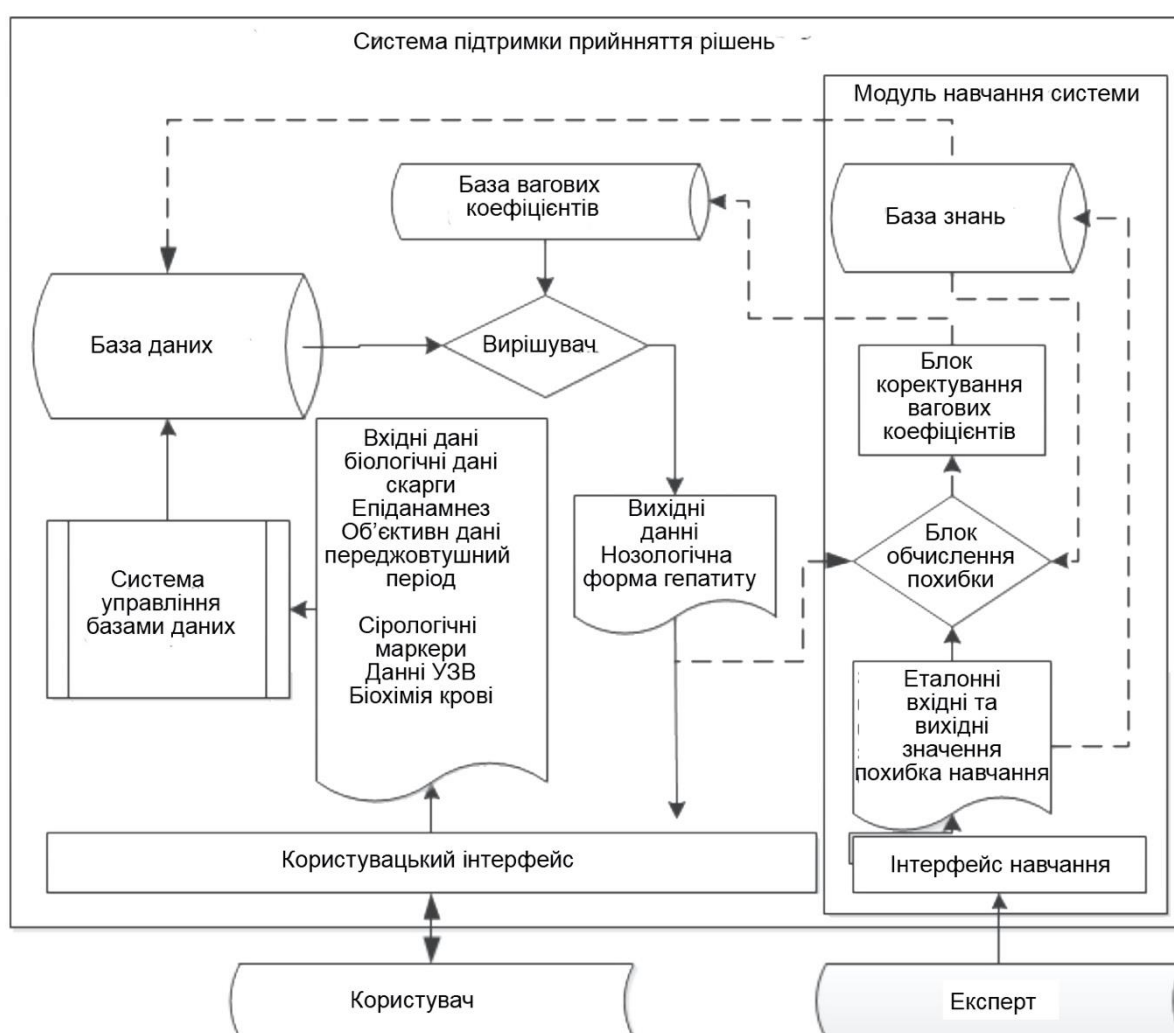


Рисунок 3.1 - Структурна схема системи підтримки прийняття рішення

Формування вагових коефіцієнтів у системі відбувається шляхом подання значень навчальних образів, у яких містяться дані пацієнтів, хворих на різні нозології гепатиту.

Застосування описаного підходу дозволить підвищити якість діагностики гепатитів у лікувально-профілактичних закладах і тим самим збільшити ефективність лікування.

### 3.3. Проектування вибірок системи підтримки прийняття рішення діагностики нозологічної форми гепатиту

#### 3.3.1. Вибір даних для наповнення навчальної вибірки

Навчальна вибірка для системи підтримки прийняття рішення повинна містити певну кількість прикладів на кожне вихідне значення нозології гепатиту. Найбільш правильною, виходячи із завдання, є формування навчальної вибірки із реальних прикладів даних пацієнтів, доповнюючи даними, що викликають найбільшу помилку тестування. Загальна структура отримання вихідних даних.

Отримання прикладів для навчальної вибірки є основним завданням під час навчання нейронних мереж для практичних завдань. Найчастіше на навчання нейронних мереж застосовуються практичні приклади чи стандарти. Для навчання нейронної мережі з діагностики нозологічної форми гепатиту пропонується використовувати карти реальних пацієнтів, які проходили курс діагностики нозології, оскільки ця база даних отримана експертами, підтверджена прямим клінічним досвідом.

Вимоги, яким має задовольняти навчальна вибірка:

- кожен приклад має повністю представляти закінчену позицію;
- повинен бути проведений охоплення всіх використовуваних нозологій;
- вхідні значення мають бути правильно розподілені у діапазонах;

- кількість прикладів повинно бути Достатньо для правильного формування навчання системи.

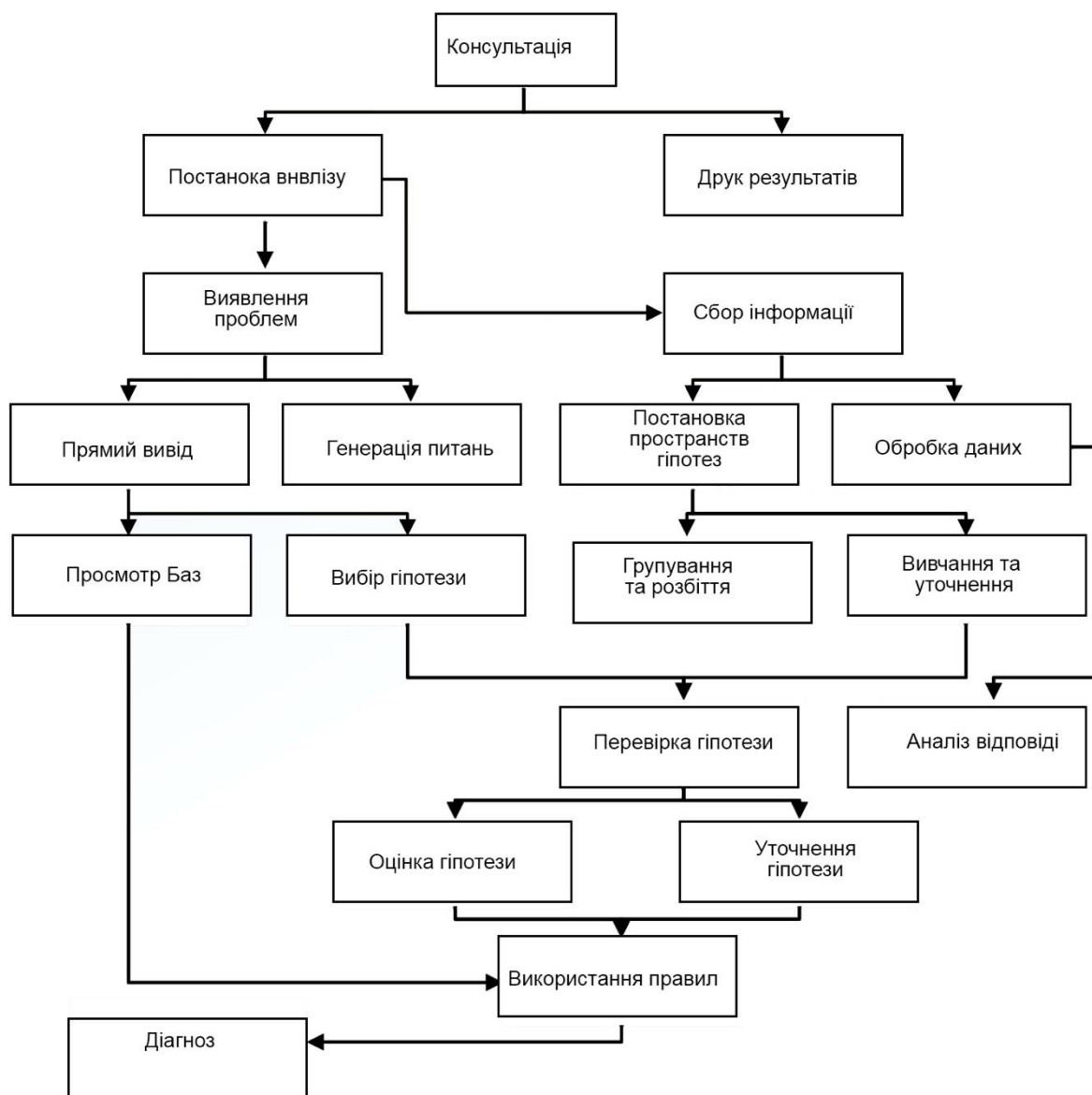


Рисунок 3.2 – Отримання початкових даних для навчальної вибірки

Достатність прикладів для навчання визначається за результатами тестування на додатковій вибірці, що називається пробною. Коли навчання достатності припиняється в іншому випадку, навчальна вибірка розширюється.

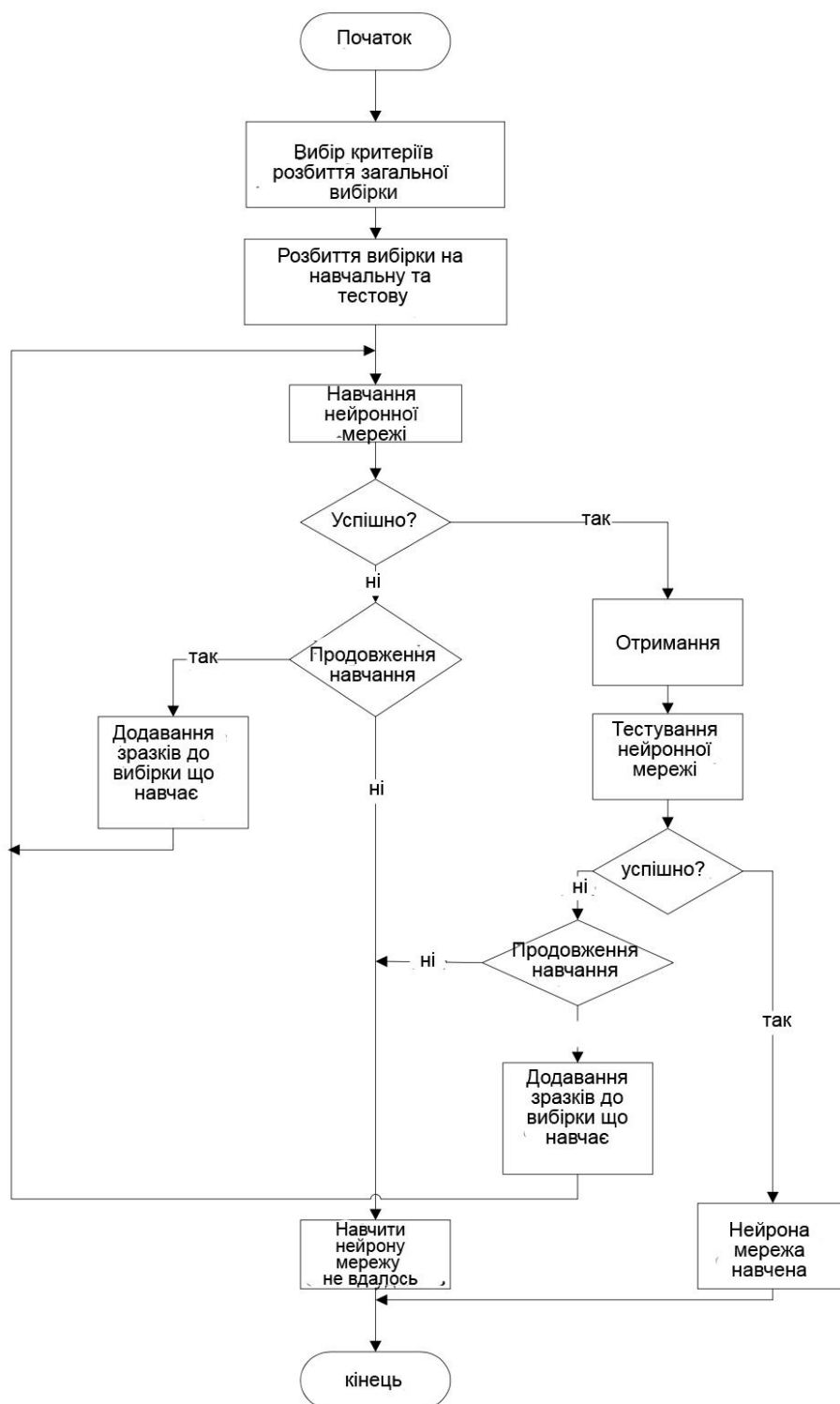


Рисунок 3.3 – Алгоритм формування навчальної вибірки

Для перевірки правильності вибірки необхідно також застосовувати вимоги нормативних стандартів, оскільки вони містять вичерпні вимоги щодо діагностики гепатиту.

Для системи, що розробляється, навчальна вибірка містить базу даних реальних випадків, отриманих з медичних карт пацієнтів. База даних спочатку складалася з мінімально можливої кількості прикладів, кількість яких розширювалася для отримання 2% помилки навчання. У процесі діагностики навчання на правильних клінічних даних має життєво важливе значення, тому що система надалі повинна мати справу зі здоров'ям пацієнта.



Рисунок 3.4 – Структура роботи навчальної вибірки

Для формування навчальної вибірки була використана база даних реальних пацієнтів, що складається з 421 образу.

Для всіх 6 вихідних параметрів навчальна вибірка починалася з одного прикладу, далі йшло розширення до досягнення заданої помилки навчання в 2%, кінцева кількість прикладів і склала навчальну вибірку системи підтримки прийняття рішення.

Можна говорити про достатню точність навчальних прикладів, оскільки база даних складається з реальних пацієнтів хворих на гепатит, які постійно перебувають під лабораторним контролем, із залученням дорогого лікування, що має серйозні побічні ефекти.

Проведене дослідження дозволяє зробити висновок, що задана помилка може досягатися зменшенням кількості прикладів, шляхом додавання прикладів з найбільшою помилкою. І теоретично можна підібрати приклади, які навчають кожну нозологію із 25-30 прикладами.



Рисунок 3.5 – Графіки навчання вихідних сигналів, що характеризують нозологію гепатиту

В результаті формування навчальної вибірки у базі даних міститься 421 Приклади реальних значень діагностики нозологій, які були неодноразово перевірені на експертів. Для підвищення якості навчання експертна система підтримує прийняття рішень, необхідних для проведення дослідницького представлення навчальних даних, а також робить вибір налаштування параметрів нейронної мережі під час навчання.

### 3.3.2. Дослідження параметрів навчання системи



### 3.3.2.1. Порівняння та вибір способу представлення прикладів у навчальній вибірці

Важливим є уявлення прикладів навчальних вибірок для системи підтримки прийняття рішень, кожен набір відповідає приклади певного вихідного значення або параметра, приклади будуть представлені вільний розділ зразка або з допомогою операції правил. Вибір способу представлення безпосередньо залежить від математичної моделі навчання, у розглянутому випадку використовується модель модульного представлення нейронної мережі, загальне вихідне значення утворюється шляхом підсумовування кожного сигналу мережі модуля.

Дослідження представлення групи прикладів навчальної вибірки для кожного значення нозології можна розбити за двома напрямками:

- Подання прикладів з максимальним збігом факторів;
- Подання прикладів з мінімальним збігом факторів.

Оцінка збігу прикладів може бути отримана з використанням методів кластерного аналізу, для , наприклад, методу до -Середній. Цей метод відноситься до швидкодіючих, що дозволяє використовувати його для обробки великого масиву інформації, оскільки кожен приклад складається з 54 факторів.

Дослідження за поданням прикладів для навчання проводилося на двох кластерах А і Б , кожен кластер складається з 30 прикладів, для дослідження проводилося порівняння уявлення трьох способів розподілу:

- Добір випадкових прикладів;
- Підбір максимально неправдоподібних прикладів;
- Об'єднання за методом k- середніх.

Так як при порівнянні немає можливості використання тестуючої вибірки, порівняння відбуватиметься при врахуванні помилки на навчальній вибірці, помилка навчання прийнята 5%. При навчанні системи сформованими прикладами за способом (а) достовірність склала 94% для

кластера А та 97% для кластера Б, за способом (b) достовірність склала 99% для кластера А та 100% для кластера Б, за способом (c) достовірність склала 69% для кластера А и 92% для кластера Б.

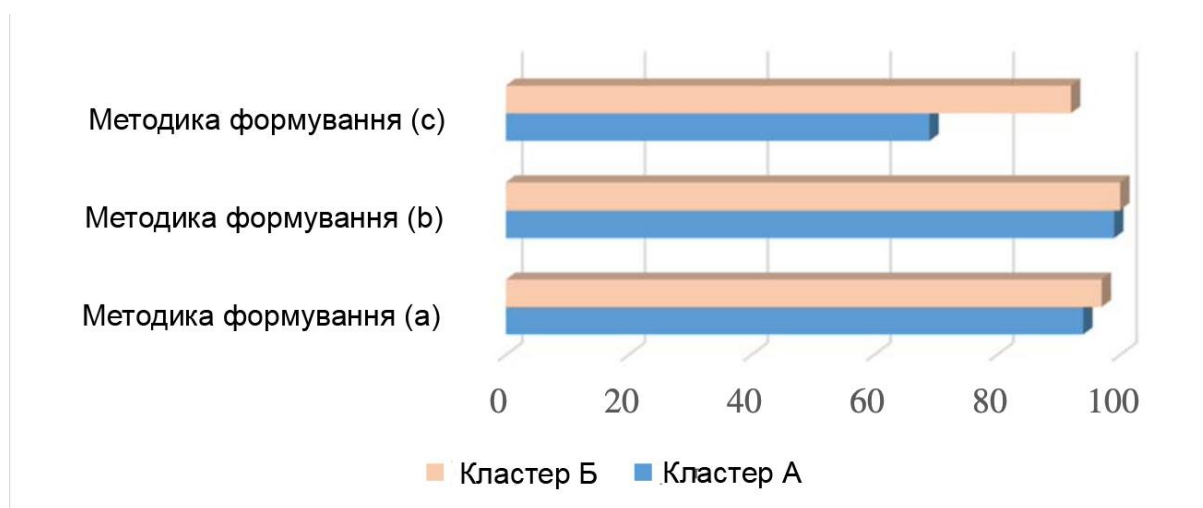


Рисунок 3.7 – Вплив способу розподілу прикладів на достовірність кластерів на навчальних вибірках

Як можна бачити, то найбільш ефективним є заповнення зразка з прикладами, що складаються з самих різних чинників, але належать до тієї ж групи. Для підтвердження висновків можна провести дослідження уявлення (a) і (b) також для тестуючих вибірок, однак доведеться зробити скорочення навчальної вибірки. Дослідження проведено за тестуючими вибірками двох кластерів А і Б, кожен кластер складається з 30 прикладів, навчальна вибірка становить ~70%. При розгляді способу (a) точність була 96,5% для А і 72,6% для В.

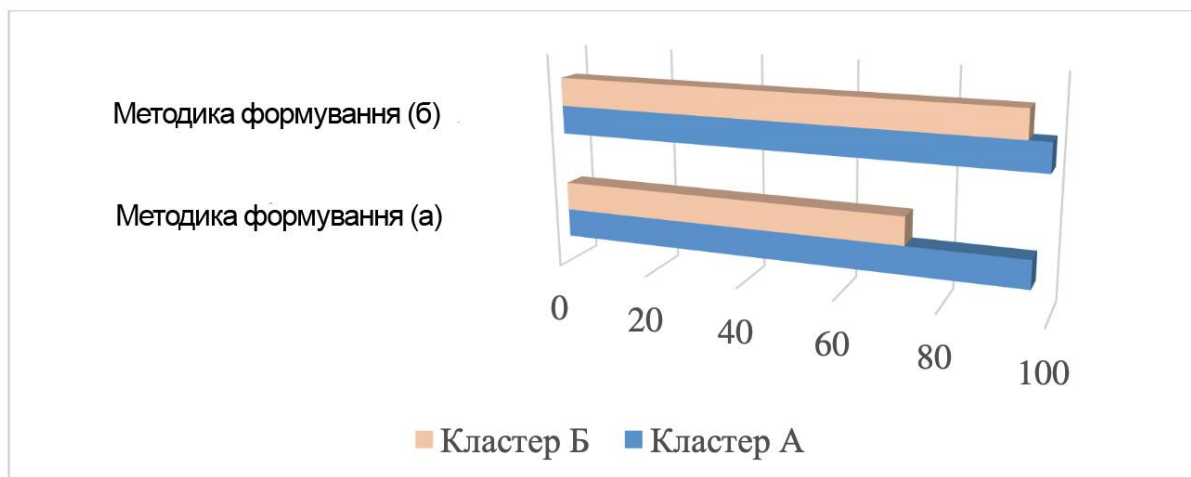


Рисунок 3.8 – Вплив способу розподілу прикладів на достовірність для кластерів на вибірках, що тестують.

Аналіз гістограми дозволяє зробити висновок найбільшої ефективності навчання прикладами, мають максимально різні вхідні стану.

Давайте проаналізуємо методи доповнюють підготовок зразка з даними, то додавання в цьому випадку буде здійснюватися в наступних способах:

- довільне доповнення;
- тестуючі приклади, які дали найбільшу помилку;
- приклади, що мають схожість вхідних значень з існуючими у навчальній вибірці, схожість у межах  $\pm 6\%$ .

Дослідження проводилися за вибіркою з кількістю прикладів – 100, обсяг навчальної вибірки прийнято рівним 50%, розширення навчальної вибірки допускається на 10%. При довільному додаванні даних вибірку достовірність системи становила – 55%, при додаванні прикладів із найбільшою помилкою достовірність становила – 77%, при додаванні подібних прикладів достовірність становила – 68%.

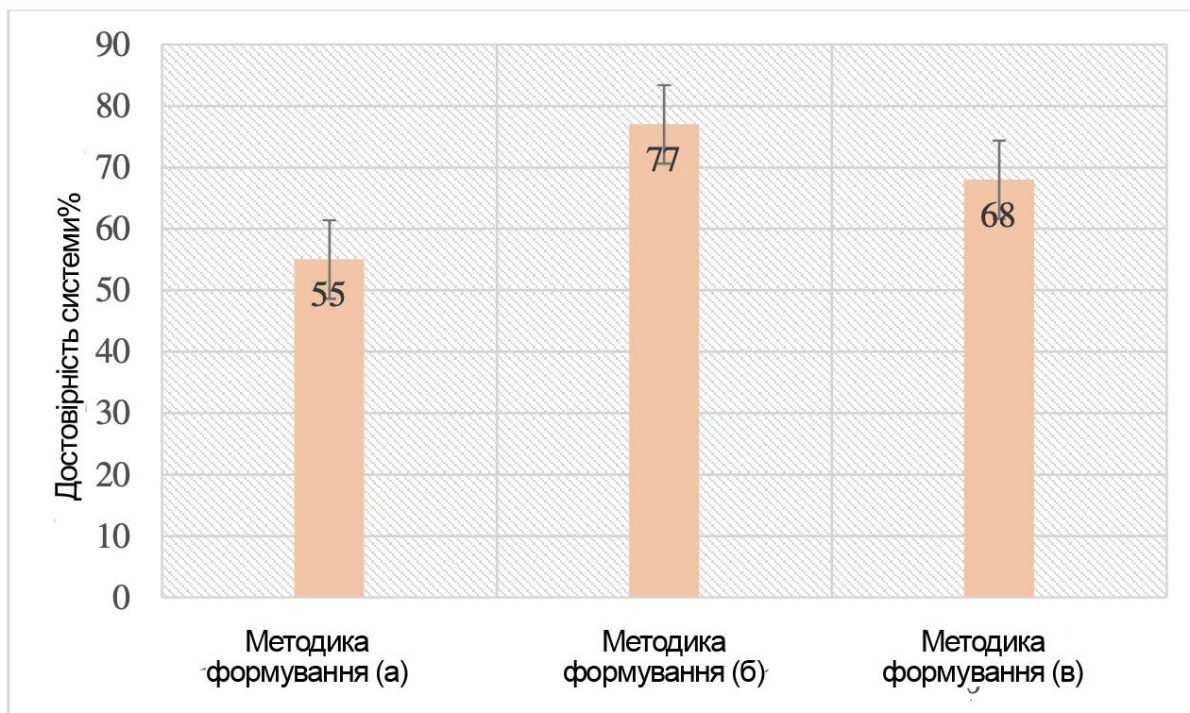


Рисунок 3.8 – Вплив методу доповнення навчальної вибірки на достовірність системи: а – довільне доповнення; б – з найбільшої помилки тестування; в - за максимальною схожістю навчальних прикладів

Дослідження додавання даних у навчальну вибірку дозволяє сказати, що з додаванні у вибірку прикладів, які мають найбільшу помилку, достовірність системи зростає.

Досліджуємо вплив достовірності системи на загальний обсяг навчальної вибірки для двох сформованих кластерів А – 22 приклади та Б – 35 прикладів.

Для кластера А при обсязі навчальної вибірки, що дорівнює 5%, достовірність системи склала 9,1%, а при об'ємі вибірки, що дорівнює 90% – 100%.

Для кластера Б при обсязі навчальної вибірки, що дорівнює 5%, достовірність системи склала 18,2%, а при об'ємі вибірки, що дорівнює 90%, достовірність системи – 100%. Можна з точністю сказати, що точність

системи збільшується зі збільшенням об'єму вибірки майже прямо пропорційно даним дослідження.

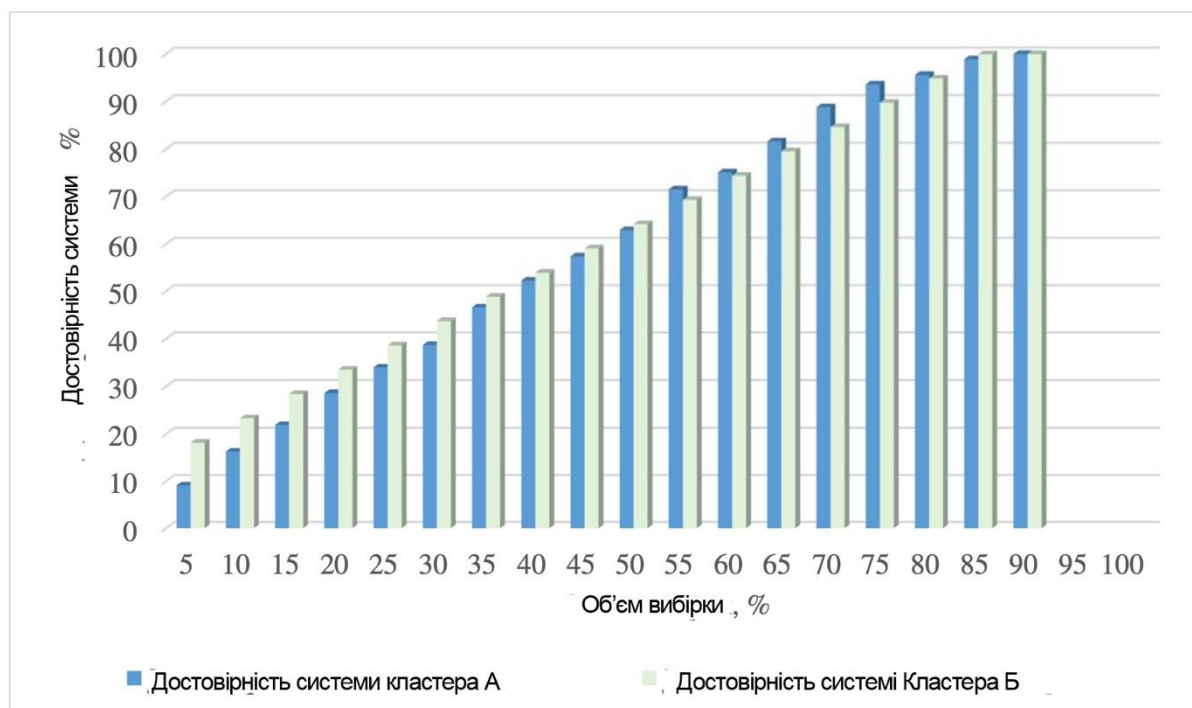


Рисунок 3.9 – Вплив обсягу навчальної вибірки на достовірність системи

На достовірність системи також може впливати нормування значень вхідних факторів. Порівняння факторів, що мають різні межі значень, наприклад, значення одного фактора варіюється в діапазоні від 0 до 5, а іншого від 100 до 1500 викликає утруднення. Для простоти порівняння, фактори повинні бути приведені до того ж діапазону, що є нормований. Нормування дозволяє привести фактори до однієї мінімальної та максимальної межі, в межах якої будуть знаходитись значення факторів, тим самим спрощуючи завдання щодо визначення значущості факторів.

## ВИСНОВОК

В результаті виконаних досліджень було вирішено завдання – на основі вихідних інформативних ознак та градацій даних про стан пацієнта проведено діагностику нозологічної форми та оцінку перебігу вірусного гепатиту, із застосуванням нейромережевої системи моніторингу та підтримки прийняття рішень, що працює на модульній структурі нейронної мережі, що навчається за допомогою модифікованого адаптивного рекурентно-ітераційного алгоритму Качмажу.

Вирішене завдання дозволить збільшити якість діагностики та терапії вірусних гепатитів при застосуванні системи як порадника для підтвердження найбільш ймовірного діагнозу.

Основні результати досліджень, представлені у матеріалах роботи, дозволили сформулювати такі висновки:

- Проведено аналіз методів діагностики нозологічної форми вірусного гепатиту, що дозволив вибрати найважливіші параметри для діагностики, загальною кількістю 55. Запропоновано скоригований перелік нозологій вірусного гепатиту для повноцінного охоплення діагнозів у кількості 5.
- Запропоновано та досліджено алгоритми побудови та навчання модульної нейронної мережі, засновані на адаптивному рекурентно-ітераційному алгоритмі Качмажу, які, на відміну від конкуруючих, підлаштовують внутрішню топологію під конкретне завдання, а також дозволяють знизити трудомісткість навчання нейронної мережі.
- Проведено порівняння методів навчання нейронних мереж для діагностики вірусного гепатиту, яке показало ефективність застосування модульної нейронної мережі для діагностики нозології гепатиту та стану пацієнта, ефективність оцінок на навчальній вибірці

на 15% вища для модульної мережі порівняно з поширеними нейронними мережами.

- Реалізовано систему підтримки прийняття рішення, що служить для подвійного контролю діагностики нозології гепатиту лікарем-експертом, що виконує функції навчання нейронної мережі та комп'ютерної діагностики за допомогою модульної нейронної мережі та дозволяє проводити діагностику.

- Запропоновано спосіб формування вихідних інформативних ознак та градацій даних про стан пацієнта, який реалізований у системі підтримки прийняття рішення, що служить для подвійного контролю оцінки стану перебігу гепатиту лікарем-експертом, що виконує функції навчання нейронної мережі та комп'ютерної діагностики за допомогою модульної нейронної мережі, що дозволяє проводити діагностику стану пацієнта, а також проводити оцінку ефективності застосовуваних лікарських препаратів.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Simmonds P., Bukh J., Combet C. et al. Consensus proposals for a unified system of nomenclature of hepatitis C virus genotypes / Simmonds P., Bukh J., Combet C. [et al.] // *Hepatology*. – 2005. – Vol. 42, №4. – pp. 962–973.
2. Лапасов С.Х. Диагностика, лечение и профилактика хронического гепатита В с позиции доказательной медицины / Лапасов С.Х., Хакимова Л.Р., Аблакулова М.Х., Валиева М.Х. // *Курский научно-практический вестник «Человек и его здоровье»*. – 2015. – №3. – С. 41-48.
3. Беркоу, Р. Руководство по медицине (диагностика и терапия). Том 1 / Беркоу Р., Флетчер Э.Д. – М.: Мир. 1997. – 499 с.
4. Асадов, Д.А. Клиническое руководство по диагностике, лечению и профилактике хронических гепатитов В и С у взрослых в первичном звене здравоохранения. / Асадов Д.А. – Ташкент, 2013. – 29 с.
5. Вудли, М. Терапевтический справочник Вашингтонского университета / Вудли М., Уэлан А. – М.: Практика, 1995. – 280 с.
6. Лобзин, Ю.В. Вирусные гепатиты клиника, диагностика, лечение / Лобзин Ю.В., Жданов К.В., Волжанин В.М., Гусев Д.А. – М.: Фолиант, 2003. – 192 с.
7. Учайкин, В.Ф. Инфекционная гепатология / Учайкин В.Ф., Чередниченко Т.В., Смирнов А.В. – М.: ГЭОТАР-МЕД, 2014. – 608 с.
8. Абдурахманов Д.Т. Хронический гепатит дельта: клинико-морфологическая характеристика, течение и исходы / Абдурахманов Д.Т. // *Российский журнал гастроэнтерологии, гепатологии, колопроктологии*. – 2004. – Т. 14. – № 4. – С. 14 - 17.



9. Пак, С.Г. Острые вирусные гепатиты / Пак С.Г. – М.: Первый МГМУ им. И.М. Сеченова Минздрава России, 2010. – 134 с.
10. Соринсон, С.Н. Вирусные гепатиты / Соринсон С.Н. – СПб.: Теза, 1997. – 64 с.
11. Simmonds P. Consensus proposals for a unified system of nomenclature of hepatitis C virus genotypes / Simmonds P., Bukh J., Combet C. [et al.] // *Hepatology*. – 2005. – Vol. 42, № 4. – pp. 962 – 973.
12. Pondé R.A. Hidden hazards of HCV transmission / Pondé R.A. // *Medical microbiology and immunology*. – 2011. – February (т. 200, № 1). – pp. 7 - 11.
13. Fattovich G. Hepatocellular carcinoma in cirrhosis: incidence and risk factors / Fattovich G., Stroffolini T., Zagni I., Donato F. // *Gastroenterology*. – 2004. – Vol. 127, № 5. – pp. 35 - 50.
14. Astafyev Andrey N. Neural Network System for Medical Data Approximation / Astafyev Andrey N., Gerashchenko Sergey I., Markuleva Marina V., Gerashchenko Mikhail S. // *Proceedings of the 2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering*. St. Petersburg and Moscow. – 2020. – pp. 1483-1487.
15. Баранов А.А. Диагностика и лечение хронических вирусных гепатитов В, С и D у детей / Баранов А. А., Каганов Б. С., Учайкин В. Ф., Корсунский А. А. и др. // *Вопросы современной педиатрии*. – 2004. – №6. – С. 35 - 38.
16. Фазылов В.Х. Этиологические и патогенетические аспекты диагностики и лечения вирусных гепатитов / Фазылов В.Х. // *Казанский медицинский журнал*. – 2013. – №6. – С. 785 - 792.
17. Liang T.J. Current and future therapies for hepatitis C virus infection / Liang T.J., Ghany M.G. // *The New England journal of medicine*. – 2013. – Vol. 368, no. 20. – pp. 1907 - 1917.
18. Ющук, Н.Д. Вирусные гепатиты клиника, диагностика,

лечение. / Ющук Н.Д., Климова Е.А., Знойко О.О., Кареткина Г.Н., Максимов С.Л., Маев И.В. – М.: ГЭОТАР-Медиа, 2014. – 153 с.

19. Фазылов В.Х. Эффективность противовирусной терапии хронического

гепатита С: результаты десятилетнего исследования / Фазылов В.Х., Еналеева Д.Ш., Фазульзянова А.И., Гайфуллина Э.Г., Мангушева Я.Р. // Практическая медицина. – 2011. – №51. – С. 153 - 157.

20. Шипулин В.П. Пути повышения эффективности лечения токсических гепатитов / Шипулин В.П. // Вестник КазНМУ. – 2014. – №2-2. – С. 39 - 43.

21. Шахгильдян, И.В. Парентеральные вирусные гепатиты (эпидемиология, диагностика, профилактика) / Шахгильдян И. В., Михайлов М. И., Онищенко Г. Г. – М.: ГОУ ВУНМЦ МЗ РФ, 2003. – 384 с.

22. Костинов, М.П. Вакцины нового поколения в профилактике инфекционных заболеваний / Костинов М.П., Гурвич Э.Б. – М., Медицина для всех, 2002. – 152 с.

23. Неронов В.А. Комплексное лечение и новый подход к оценке эффективности терапии хронического вирусного гепатита С / Неронов В.А. // Курский научно-практический вестник «Человек и его здоровье». – 2009. – №2. – С. 89 - 98.

24. Фокин В.А. Концепция банка данных научных исследований в медицине / Фокин В.А., Новикова Т.В., Пеккер Я.С., Новицкий В.В. // Сибирский медицинский журнал. – 2000. – № 4. – С. 32–35.

25. Фокин В.А. Критерий оценки состояния сложных биосистем / Фокин В.А. // Известия Томского политехнического университета. – 2004. – Т. 307. – №5. – С. 136 - 138.

26. Фокин В.А. Концептуальная модель системы

биомедицинских данных / Фокин В.А. // Вестник новых медицинских технологий. – 2005. – Т. XII. – № 1. – С. 118 - 120.

27. Кореневский Н. А. Проектирование систем принятия решений на нечетких сетевых моделях в задачах медицинской диагностики и прогнозирования / Кореневский Н. А. // Вестник новых медицинских технологий.

– 2006. – №2. – С. 6 - 9.

28. El-Solh A. A. A comparison of severity of illness scoring systems for critically ill obstetric patients / El-Solh A. A., Grant B. J. // Chest. – 1996. – № 110. – pp. 1299 - 1304.

29. Hyun M.H. Systematic review with meta-analysis: the efficacy and safety of tenofovir to prevent mother-to-child transmission of hepatitis B virus. / Hyun M.H., Lee Y.S., Kim J.H., Je J.H., Yoo Y.J., Yeon J.E., Byun K.S. // Alimentary Pharmacology & Therapeutics. – 2017. – June (vol. 45, no. 12). – pp. 1493 - 1505.